

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Analisis regresi telah menjadi salah satu metode yang sangat berperan dalam perkembangan ilmu statistika khususnya dalam melihat pola hubungan pasangan data antara variabel prediktor dengan variabel respon. Dalam analisis regresi, terdapat dua pendekatan yang biasa digunakan yaitu regresi parametrik dan regresi nonparametrik. Pendekatan regresi parametrik digunakan apabila bentuk kurva regresi diketahui, sedangkan pendekatan regresi nonparametrik digunakan apabila informasi mengenai bentuk dan pola hubungan antara variabel prediktor dengan variabel respon tidak diketahui (Budiantara, 2006). Beberapa estimator yang telah dikembangkan oleh peneliti, diantaranya *spline* (Wahba, 1990, Budiantara & Purnomo, 2011), kernel (Schucany, 2004), polinomial lokal (Chamidah dkk, 2012), dan deret fourier. Estimator *spline* merupakan salah satu estimator yang banyak digunakan karena sifatnya yang fleksibel karena data sendiri yang mencari pola data yang sesuai (Lin dkk, 2006). Terdapat beberapa estimator *spline* diantaranya *spline truncated* (Huang, 2003), *spline terboboti* (Budiantara, 2006), *spline smoothing* (Lestari dkk, 2010), *penalized spline* (Islamiyati dkk, 2018) dan *b spline* (Raupong, 2009).

Beberapa peneliti sebelumnya pada bidang matematika finansial memiliki ketertarikan pada metode *penalized spline* baik pada kajian teoritis maupun aplikasinya. *Spline* pada hakekatnya adalah generalisasi dari fungsi polinomial, optimasinya masih mengadopsi konsep dalam pendekatan regresi parametrik. Salah satu keunggulan *spline* adalah dapat mengatasi pola data yang menunjukkan adanya perubahan perilaku pada sub-sub interval tertentu dengan bantuan titik-titik knot, serta kurva yang dihasilkan relatif mulus. Ruppert dkk (2002) mengembangkan estimator *penalized spline* pada data *cross section* dengan mengambil bentuk *truncated* sebagai dasar pembentukan fungsi *penalized spline* dalam *goodness of fit* dan parameter penghalus dalam fungsi penalti. Keunggulan dari estimator *penalized spline* adalah mampu menghasilkan bentuk taksiran fungsi regresi dengan *error* yang lebih kecil, karena melibatkan titik knot dalam pengepasan fungsi dan parameter penghalus dalam penghalusan fungsi. Montoya dkk (2014) menemukan hasil taksiran model yang lebih baik melalui studi

simulasi pada *penalized spline* dengan parameter penghalus berdasarkan nilai variansi. Sementara Yoshida (2016) menggunakan variansi *loss function* dalam memilih parameter penghalus dalam estimator *penalized spline*.

Penelitian selanjutnya dilakukan oleh Wang dkk (2014) yang mengembangkan penggunaan *penalized spline* dengan estimator *robust*, yaitu estimator M. Penggunaan estimator M pada model *penalized spline* dilakukan dengan mengganti fungsi *goodness of fit* dengan sejumlah fungsi kerugian yang sama digunakan pada *estimator* M-regression. Hal tersebut dimaksudkan untuk menurunkan efek pencilan dari sebuah observasi. Selanjutnya, Finger mengemukakan bahwa estimator M diperoleh dengan *estimator* tipe kuadrat terkecil yang sangat efisien untuk regresi *penalized spline* (Lee & Oh, 2007). Salah satu kriteria untuk menentukan estimator terbaik dalam regresi nonparametrik adalah *Mean Absolute Deviation* (MAD) yang bertujuan untuk mengukur keakuratan terhadap prediksi dari rata-rata dugaan *error*. MAD berguna mengukur prediksi *error* pada bagian yang sama dengan aslinya.

Salah satu data riil yang sulit mengikuti pola parametrik adalah data penjualan emas. Hal ini disebabkan karena penjualan sangat bergantung pada kemampuan daya beli masyarakat pada suatu kurun waktu. Akibatnya, terdapat perubahan pola penjualan emas pada interval-interval waktu tertentu. Pada saat sekarang ini, kondisi pandemi Covid 19 telah melanda seluruh dunia. Permasalahan melonjak pada semua bidang kehidupan termasuk pada industri perhiasan emas. Direktur Jenderal Industri Kecil, Menengah dan Aneka (IKMA) Kemenperin, mengungkapkan bahwa pandemi Covid-19 membawa dampak negatif terhadap bisnis industri perhiasan emas secara signifikan. Hal ini disebabkan karena produk perhiasan emas bukan merupakan kebutuhan pokok untuk bertahan hidup. Pada sisi lain, harga emas logam mulia terus menanjak selama pandemi Covid 19 akibat nilai investasi emas yang dinilai mampu memberikan keuntungan besar.

Berdasarkan uraian tersebut, peneliti akan melakukan analisis komparatif pada model regresi nonparametrik *penalized spline* dengan menggunakan *robust* M dan *robust* S pada data jumlah penjualan emas logam mulia dan tabungan emas di PT. Pegadaian (Persero) Kanwil VI Makassar selama pandemi Covid 19. Pengambilan data dimulai dari 1 Maret 2020 dengan berdasarkan pada kejadian Covid 19 pertama kali di Indonesia yaitu per tanggal 2 Maret 2020.

1.2 Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang, rumusan masalah diberikan sebagai berikut:

1. Bagaimana estimasi model regresi nonparametrik *penalized spline* dengan menggunakan metode *robust* M dan S?
2. Bagaimana model penjualan emas logam mulia dan tabungan emas di PT. Pegadaian (Persero) Kanwil VI Makassar selama pandemi Covid 19 melalui metode *robust* M dan metode *robust* S?

1.3 Batasan Masalah

Dalam penelitian ini, orde *spline* dibatasi pada orde 1 dengan jumlah titik knot optimal akan didasarkan pada nilai *generalized cross validation* minimum. Selanjutnya, pemilihan parameter penghalus juga akan didasarkan pada nilai *generalized cross validation* minimum. Dengan data penjualan emas yang diteliti pada saat periode Covid-19 bulan Maret sampai dengan November 2020.

1.4 Tujuan Penelitian

Berdasarkan rumusan masalah, tujuan penelitian adalah sebagai berikut:

1. Memperoleh estimator model regresi nonparametrik *penalized spline* menggunakan metode *robust* M dan S.
2. Memperoleh model penjualan emas logam mulia dan tabungan emas di PT. Pegadaian (Persero) Kanwil VI Makassar selama pandemi Covid 19 melalui metode *robust* M dan metode *robust* S.

1.5 Manfaat Penelitian

Penelitian ini diharapkan dapat memberikan manfaat bagi pengguna ilmu statistik dalam menganalisa model regresi nonparametrik *penalized spline* pada data yang terkontaminasi pencilan dan penelitian ini merupakan salah satu langkah untuk mempelajari dan memahami metode *robust* yang lain pada regresi nonparametrik.

BAB II

TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Regresi Nonparametrik

Model regresi dinyatakan sebagai pola hubungan antara variabel respon dengan variabel prediktor. Bentuk model regresi nonparametrik adalah sebagai berikut:

$$y_i = m(x_i) + \varepsilon_i \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (2.1)$$

dengan y_i adalah respon pada subyek ke- i , $f(x_i)$ adalah fungsi regresi yang menyatakan hubungan antara variabel x dengan variabel y , x_i adalah prediktor pada subyek ke- i , dan ε_i adalah *error* pada subyek ke- i dengan *mean* nol dan variansi σ^2 .

Permasalahan dalam analisis regresi adalah menentukan bentuk estimasi $m(x_i)$ yang diperoleh dari sampel. Wahba (1990), Eubank (1999) dan Budiantara (2000) menjelaskan bahwa model regresi nonparametrik tidak memberikan asumsi terhadap bentuk fungsi regresi. Regresi nonparametrik merupakan suatu metode yang digunakan untuk mengetahui pola hubungan antara variabel respon dan prediktor dimana fungsi dari kurva regresi tidak diketahui (Budiantara, 2014). Pendekatan nonparametrik digunakan untuk mengetahui kurva regresi karena model tidak ditentukan terlebih dahulu seperti pada regresi parametrik (Elfrida & Budiantara, 2013). Dalam regresi nonparametrik, kurva regresi hanya diasumsikan mulus (*smooth*) dalam arti termuat pada suatu ruang fungsi tertentu sehingga mempunyai sifat fleksibilitas yang tinggi (Eubank, 1999).

2.2 Regresi Nonparametrik *Spline*

Regresi *spline* adalah pendekatan ke arah plot data dengan tetap memperhitungkan kemulusan kurva. *Spline* merupakan suatu polinomial dimana segmen-segmen polinomial yang berbeda ditautkan pada *knot* $k_1, k_2, k_3, \dots, k_d$ dan kontinu sehingga bersifat fleksibel dibandingkan polinomial biasa. *Spline* merupakan model polinomial yang tersegmen (*piecewise polynomial*) dengan sifat kontinu pada *knot*. *Spline* mempunyai titik *knot* yang merupakan titik perpaduan bersama dimana terjadi perubahan perilaku pada kurva. *Spline* dapat

menyesuaikan diri secara efektif terhadap data yang ada, sehingga didapatkan hasil yang mendekati kebenaran (Eubank, 1999).

Jika $m(x_i)$ dalam persamaan (2.1) dinyatakan sebagai fungsi *spline* orde q dengan knot pada $K_1, K_2, \dots, K_d$ dapat ditulis sebagai berikut:

$$m(x_i) = \sum_{u=0}^q \beta_u x_i^u + \sum_{v=1}^d \beta_{q+v} (x_i - K_v)_+^q, i = 1, 2, \dots, n \quad (2.2)$$

dengan fungsi *truncated* yang memenuhi persamaan berikut:

$$(x_i - K_v)_+^q = \begin{cases} (x_i - K_v)^q, & (x_i - K_v) \geq 0 \\ 0, & (x_i - K_v) < 0 \end{cases}$$

dimana:

$m(x_i)$: fungsi regresi nonparametrik *spline*

x_i : variabel predictor

$\beta_0, \beta_1, \dots, \beta_{q+v}$: parameter regresi *spline*

K_v : titik knot ke $-h$, ($h = 1, 2, \dots, v$)

$(x_i - K_v)_+^q$: fungsi polinomial *truncated*

2.3 Regresi *Penalized spline*

Penalized spline menggunakan titik knot dan parameter penghalus secara simultan dalam mengestimasi fungsi regresi nonparametrik dengan menggunakan metode optimasi *Penalized Least Square* (PLS).

Ruppert (1997) menguraikan estimator *penalized spline* melalui kriteria PLS sebagai berikut:

$$PLS = \left\{ \sum_{i=1}^n (y_i - m(x_i))^2 + \lambda \sum_{i=1}^d \beta_{(q+1)}^2 \right\} \quad (2.3)$$

Diberikan model regresi nonparamterik berdasarkan persamaan (2.1), dimana $m(x_i)$ adalah fungsi regresi *spline* yang memperhitungkan titik knot yang diberikan persamaan (2.2). Diperoleh optimasi fungsi *spline* melalui PLS, yaitu:

Persamaan (2.3) dapat pula dinyatakan sebagai berikut:

$$PLS = \sum_{i=1}^n [y_i - m(x_i)]^2 + \lambda \underline{\beta}^T \underline{D} \underline{\beta} \quad (2.4)$$

dimana :

$\sum_{i=1}^n [y_i - m(x_i)]^2$ = jumlah kuadrat galat

$m(x_i)$ = fungsi *spline* dengan pendekatan titik knot

$\lambda \underline{\beta}^T \underline{D} \underline{\beta}$ = fungsi penalty

$\underline{D}$ = matriks semi definit positif = *diag* ($\underline{0}_{q+1}, \underline{1}_k$)

λ = parameter penghalus

Berdasarkan hasil estimasi parameter melalui *least square* diperoleh:

$$\underline{\hat{\beta}} = (\underline{X}^T \underline{X} + \lambda \underline{D})^{-1} \underline{X}^T \underline{y} \quad (2.5)$$

Sehingga berdasarkan estimasi kurva *penalize spline* dengan PLS diperoleh:

$$\underline{\hat{y}} = \underline{X} \underline{\hat{\beta}}$$

$$\underline{\hat{y}} = \underline{H}(\underline{R}) \underline{y}$$

dengan matriks $\underline{H}(\underline{R}) = \underline{X}(\underline{X}^T \underline{X} + \lambda \underline{D})^{-1} \underline{X}^T$. Sehingga dapat kita lihat bahwa pendugaan dalam observasi respon $\underline{y}$ dan bergantung pada $\underline{R}$ yaitu titik knot dan parameter penghalus λ . Nilai λ dapat diperoleh:

$$\lambda = \frac{\sigma_{\varepsilon}^2}{\sigma_y^2} \quad (2.6)$$

2.4 Pemilihan Titik Knot Optimal

Pada regresi *Penalized Spline* didasarkan pada titik knot dan parameter penghalus yang optimal. Pemilihan lokasi titik knot yang berbeda akan menghasilkan fungsi yang berbeda pula. Titik knot inilah yang membuat suatu kurva *spline* menjadi tersegmen (Budiantara, 2006). Pemilihan parameter penghalus λ yang optimal agar diperoleh estimator *spline* yang paling sesuai

dengan data (wahba, 2000). Adapun untuk masalah penentuan titik knot optimal, utamanya pada data riil disarankan untuk memperhatikan letak pola perubahan yang terjadi pada data, sehingga menjadi lebih mudah dalam penentuan titik knot. Metode lain yang disarankan Montoya, *et al.* (2014) adalah penempatan titik knot dengan jarak yang sama pada data prediktor. Selanjutnya, pemilihan parameter penghalus λ dan titik knot optimal melalui nilai *Generalized Cross Validation* (GCV) minimum. Nilai GCV dapat dirumuskan sebagai berikut:

$$GCV(R) = \frac{MSE(R)}{(n^{-1}(n-p))^2} \quad (2.7)$$

$$GCV(R) = \frac{n^{-1} \underline{y}^T \left((I - H(R))^T (I - H(R)) \right) \underline{y}}{(n^{-1}(n-p))^2} \quad (2.8)$$

dimana:

$H(R)$	$= X_R (X_R^T X_R)^{-1} X_R^T$
X	$=$ matriks variabel prediktor yang digunakan dalam model
k	$=$ titik knot yang terpilih
n	$=$ banyaknya data
p	$=$ jumlah orde

2.5 Pencilan dan Metode Deteksi Pencilan

Pencilan adalah pengamatan yang menyimpang jauh lebih besar atau jauh lebih kecil daripada pengamatan lain. Keberadaan pencilan akan menimbulkan beberapa masalah, diantaranya pencilan akan mengubah atau mengaburkan kesimpulan yang dibuat oleh peneliti karena nilai penduga parameternya bersifat bias (Draper dan Smith, 1992). Menurut Ghozali (2009), terdapat empat penyebab timbulnya data pencilan, yaitu kesalahan dalam memasukan data, gagal dalam menspesifikasi adanya *missing value* dalam program komputer, pencilan bukan merupakan anggota populasi yang diambil sebagai sampel, dan pencilan berasal dari populasi yang diambil sebagai sampel, tetapi distribusi dari variabel dalam populasi tersebut memiliki nilai ekstrim serta tidak terdistribusi secara normal.

Beberapa metode identifikasi pencilan dalam sebuah analisis adalah sebagai berikut:

a. *Scatterplot*

Metode ini dilakukan dengan cara memplotkan data dengan observasi ke- i ($i = 1, 2, \dots, n$). Selain itu jika didapatkan model regresi maka dapat dilakukan dengan cara memplot residual (e) dengan nilai prediksi Y ($\hat{Y}$). Jika terdapat satu atau beberapa data yang terletak jauh dari pola kumpulan data keseluruhan maka hal ini mengindikasikan adanya pencilan.

b. *Boxplot*

Metode ini yang merupakan metode yang paling umum dengan menggunakan nilai kuartil dan jangkauan untuk mendeteksi pencilan. Kuartil 1, 2, dan 3 akan membagi data yang telah diurutkan sebelumnya menjadi 4 bagian. Jangkauan IQR (*interquartile range*) didefinisikan sebagai selisih kuartil 1 terhadap 3 atau $IQR = Q_3 - Q_1$. Data yang merupakan pencilan yaitu nilai yang kurang dari $1.5 \cdot IQR$ terhadap kuartil 1 dan nilai yang lebih dari $1.5 \cdot IQR$ terhadap kuartil 3. (Soemartii, 2007:9)

c. *Metode Leverage Values*

Metode ini mengukur pengaruh suatu observasi terhadap besarnya estimasi parameter. Hal ini dapat dilihat dari jarak nilai X semua observasi. Nilai *leverage* untuk linear sederhana dapat ditentukan sebagai berikut (Wijaya, 2009)

$$Leverage(h_{ii}) = \frac{1}{n} + \frac{(X_i - \bar{X})^2}{(n-1)S_x^2} \quad (2.9)$$

dengan

h_{ii} = leverage kasus ke- i

n = banyaknya data

X_i = nilai untuk kasus ke- i

S_x^2 = kuadrat n kasus terdiri dari simpangan terhadap X_i mean

$\bar{X}$ = mean dari X

2.6 Regresi *Robust*

Regresi *robust* merupakan metode regresi yang digunakan ketika distribusi dari sisaan tidak normal atau ada beberapa data yang mengandung pencilan yang berpengaruh pada model. Metode ini merupakan alat penting untuk menganalisis data yang dipengaruhi oleh pencilan sehingga dihasilkan model yang resisten terhadap pencilan. Ketika menyusun model regresi dan melakukan uji asumsi, sering ditemui bahwa asumsi regresi dilanggar, transformasi yang dilakukan tidak akan menghilangkan atau melemahkan pengaruh dari pencilan yang akhirnya prediksi menjadi bias. Dalam keadaan ini, regresi *robust* yang tahan terhadap pengaruh pencilan adalah metode yang terbaik. Regresi *robust* digunakan untuk mendeteksi pencilan dan memberikan hasil yang resisten terhadap adanya pencilan (Chen, 2002).

Metode estimasi dalam regresi *robust* diantaranya estimasi M (*Maximum Likelihood type*), LMS (*Least Median Square*), LTS (*Least Trimmed Square*), estimasi MM (*Method of Moment*), dan estimasi S (*Scale*).

Metode penaksiran M merupakan metode penaksiran dalam regresi *robust* untuk mengestimasi parameter yang disebabkan oleh adanya pencilan. Penaksiran M meminimumkan fungsi ρ (fungsi obyektif) dari residualnya. Fungsi obyektif adalah fungsi yang digunakan untuk mencari fungsi pembobot pada regresi *robust* (Montgomery & Peck, 1982). Pada prinsipnya estimasi-M merupakan estimasi yang meminimumkan suatu fungsi obyektif ρ

$$\min_{\beta} \rho(e_i) = \min_{\beta} \sum_{i=1}^n \rho \left(y_i - \sum_{j=0}^k x_{ij} \beta_j \right) \quad (2.10)$$

Fungsi ρ yang digunakan adalah fungsi obyektif Tukey *bisquare*

$$\rho_c(u_i) = \begin{cases} u^2 & , |u_i| \leq c \\ 2c|u| - c^2 & , |u_i| > c \end{cases}$$

Estimasi S pertama kali diperkenalkan oleh Rousseeuw dan Yohai (1984) merupakan estimasi *robust* yang dapat mencapai *breakdown point* hingga 50%. *Breakdown point* adalah besarnya persentase pencilan yang bisa diatasi. *Breakdown point* digunakan untuk menjelaskan ukuran ke-*robust*-an dari teknik *robust* (Huber, 1981). Karena estimasi S dapat mencapai *breakdown point* hingga

50% maka estimasi S dapat mengatasi setengah dari pencilan dan memberikan pengaruh yang baik bagi pengamatan lainnya.

Estimasi S didefinisikan

$$\hat{\beta}_s = \min_{\beta} \hat{\sigma}_s(e_1, e_2, \dots, e_n) \quad (2.11)$$

dengan menentukan nilai estimator skala *robust* ($\hat{\sigma}_s$) yang minimum dan memenuhi

$$\min \sum_{i=1}^n \rho \left(\frac{y_i - \sum_{j=0}^k x_{ij} \beta_j}{\hat{\sigma}_s} \right) \quad (2.12)$$

dengan:

$$\rho(u_i) = \begin{cases} \frac{u_i^2}{2} - \frac{u_i^4}{2c^2} + \frac{u_i^6}{6c^2} & |u_i| \leq c \\ \frac{c^2}{6} & |u_i| > c \end{cases} \quad (2.13)$$

$$\hat{\sigma}_s = \sqrt{\frac{1}{nK} \sum_{i=1}^n w_i e_i^2} \quad (2.14)$$

$K = 0,199$ $w_i = w_{\sigma}(u_i) = \frac{p(u_i)}{u_i^2}$ dan dipilih estimasi awal:

$$\hat{\sigma}_s = \frac{\text{median } |e_i - \text{median}(e_i)|}{0,6745} \quad (2.15)$$

2.7 Metode *Robust* pada Regresi *Penalized Spline*

Penggunaan *robust* ke dalam regresi *penalized spline* dilakukan dengan mengganti fungsi *goodness of fit* dengan kriteria penaksir PLS. Misalnya pada estimasi *robust* M digunakan fungsi *goodness of fit* dengan kriteria estimasi M, dan pada estimasi *robust* S digunakan fungsi *goodness of fit* dengan kriteria skala S (Wang dkk, 2014).

2.7.1 Estimasi *Robust M* pada Regresi *Penalized Spline*

Estimator M untuk Regresi *Penalized spline* Least Square sangat rentan terhadap data yang mengandung pencilan. Sebuah estimator regresi *penalized* dapat dengan mudah dibentuk dengan mengganti fungsi kuadrat error dengan mengikuti kriteria estimator M untuk mengurangi efek dari pencilan (Lee dan Oh (2007)).

$$\sum_{i=1}^n \rho(y_i - X_i\beta)^2 + \lambda \sum_{j=1}^k \beta_{p+j}^2 \quad (2.16)$$

Dimana ρ adalah genap, tetap pada $[0, +\infty)$ dan $\rho(0) = 0$. Pada hal ini menggunakan fungsi pembobot Tukey bisquare,

$$\rho(u_i) = \begin{cases} \frac{c^2}{6} \left\{ 1 - \left[1 - \left(\frac{u_i}{c} \right)^2 \right]^3 \right\} & |u_i| \leq c \\ \frac{c^2}{6} & |u_i| > c \end{cases} \quad (2.17)$$

dimana nilai u_i adalah skala sisaan pada observasi ke- i dan nilai c adalah nilai konstanta yang telah ditetapkan untuk menentukan tingkat ke *robustan*. Pada penelitian ini menggunakan *breakdown point* 50% sehingga digunakan nilai $c = 1,547$ dan $K = 0,199$

2.7.2 Estimasi *Robust S* pada Regresi *Penalized Spline*

Estimasi S pertama kali diperkenalkan oleh Rousseeuw dan Yohai (1984) merupakan estimasi *robust* yang dapat mencapai *breakdown point* hingga 50%. Karena estimator M menghasilkan estimator yang mungkin tidak tahan pada pencilan karena memiliki titik *breakdown point* yang rendah maka digunakan estimasi S yang dapat mencapai *breakdown point* hingga 50% sehingga estimator yang dihasilkan estimasi S dapat mengatasi setengah dari pencilan dan memberikan pengaruh yang baik bagi pengamatan lainnya.

Pada regresi *penalized least square spline* memperoleh estimator $\hat{\beta}$ dengan meminimalkan terhadap

$$\sum_{i=1}^n \rho(y_i - X_i\beta)^2 + \lambda \sum_{j=1}^K \beta_{p+j}^2 \quad (2.18)$$

Kita dapat melihat pada regresi linear yang tidak terpenalti estimatornya didefinisikan dengan meminimumkan Persamaan (2.18) tetapi hal ini memungkinkan akan terpengaruh oleh sebagian kecil pengamatan yang mengandung pencilan yang mungkin menjadikan *error* pada data dan tidak mengikuti pola data. Selanjutnya kita akan fokus dengan mengestimasi fungsi pada Persamaan (2.1) yang akan diaplikasikan pada data yang besar.

Sebuah pendekatan yang mudah untuk mendapatkan estimator regresi *penalized* yang lebih tahan terhadap data yang mengandung pencilan adalah dengan mengganti fungsi kuadrat *error* dengan perlahan meningkatkan fungsi ρ :

$$\sum_{i=1}^n \rho(y_i - X_i\beta)^2 + \lambda \sum_{j=1}^k \beta_{p+j}^2 \quad (2.19)$$

2.8 Emas

Kondisi perekonomian Indonesia mengalami pergejolan akibatnya munculnya pandemi Covid-19 yang melanda Indonesia pada awal tahun 2020. Corona Virus Disease tahun 2020 atau dikenal COVID-19 telah dinyatakan sebagai pandemi Global oleh WHO, merupakan wabah penyakit yang menyebar secara global. Covid-19 telah menyebar ke 118 negara dan menginfeksi 119.179 orang per tanggal 11 Maret 2020. (kompas.co.id, 12 Maret 2020). Pemerintah Indonesia mengumumkan kasus pertama Covid-19 pada tanggal 02 Maret 2020. Dengan berlanjutnya pandemi ini mengubah semua tatanan kehidupan masyarakat secara cepat baik dalam kehidupan sosial maupun ekonomi. Masyarakat menghadapi kondisi yang penuh ketidakpastian. (Alfi.2020)

Kontraksi perekonomian jelas menyerang diberbagai sektor, mulai dari sektor perdagangan, manufaktur, hingga pasar modal. Permasalahan lainnya yang tak kalah pelik adalah nilai mata uang rupiah yang terus merosot tajam diikuti dengan pergolakan nilai emas yang harganya terus melambung tinggi (Chairul.2020).

Naik turunnya nilai tukar mata uang di pasar uang (apresiasi dan depresiasi) menunjukkan besarnya volatilitas yang terjadi pada mata uang suatu negara dengan mata uang negara lain. Volatilitas yang semakin besar menunjukkan pergerakan kurs yang semakin besar (apresiasi/depresiasi mata uang). Hal ini memberikan gambaran terjadinya *overvalued* dan *undervalued* nilai tukar mata uang terhadap mata uang negara lainnya. Manakala nilai tukar mata uang mengalami volatilitas yang ekstrim, maka perekonomian akan mengalami ketidakstabilan baik dari sisi makro dan mikro (Chang, Chou, and Nelling 2000).

Perubahan nilai mata uang rupiah dalam 1 tahun terakhir menunjukkan penurunan nilai rupiah terhadap dollar Amerika yang menyentuh angka disekitar Rp.14.000 per dollar Amerika. Selain itu, dalam 2 tahun terakhir perubahan nilai rupiah terhadap dollar Amerika yaitu disekitar Rp. 13.000 ditahun 2018 dan terus naik signifikan hingga menyentuh angka Rp.15.000. Kondisi covid-19 yang membuat kepanikan seluruh dunia terutama dalam hal yang terkait dengan perekonomian membuat pengaruh yang cukup signifikan terhadap kinerja harga emas. Sejak covid-19 mulai mewabah di akhir tahun 2019 dan kemudian masuk ke Indonesia sekitar bulan januari 2020 menyebabkan kepanikan masyarakat untuk segera mengamankan hartanya. Emas menjadi salah satu pilihan investasi ditengah pandemi tersebut. Harga emas melambung tinggi hingga menyentuh kinerja 30% dalam kurun waktu 1 (satu) tahun. Sehingga harga emas yang hanya terpaut pada harga disekitar Rp. 650.000 pada bulan desember 2019 terus merangkak naik ditahun 2020 hingga menyentuh angka diatas Rp. 1.000.000.

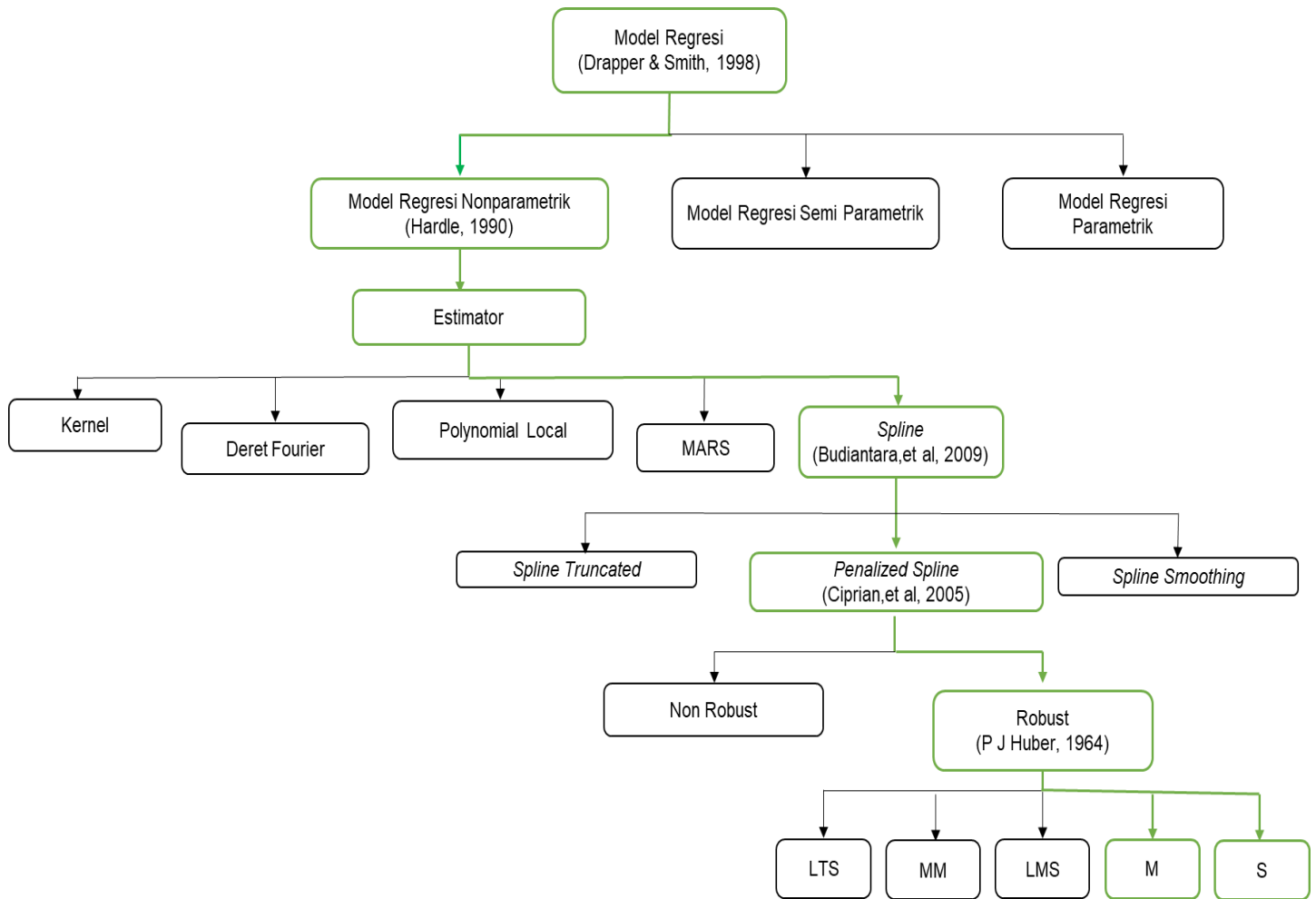
Emas pada umumnya menjadi pilihan bagi masyarakat untuk investasi atau bisa menjadi pilihan *Safe Heaven*. Beberapa kalangan di masyarakat meyakini bahwa emas memiliki ketahanan khususnya ditengah gejolak inflasi. Emas memiliki *common wisdom "theories"* yakni:

- a. Orang menganggap emas merupakan simbol kekayaan abadi. Emas merupakan "*safe heaven*" dalam pasar keuangan,
- b. Emas merupakan "nilai lindung inflasi". Emas banyak dipilih sebagai salah satu bentuk investasi karena nilainya cenderung stabil dan naik. Emas adalah alat yang dapat digunakan untuk menangkari inflasi yang kerap terjadi setiap tahunnya. Ketika akan berinvestasi, investor memilih investasi yang memiliki tingkat imbal balik yang tinggi dengan risiko tertentu atau tingkat imbal balik tertentu dengan risiko yang rendah. Investasi di pasar saham tentunya lebih beresiko daripada berinvestasi di emas,

karena tingkat pengembaliannya yang secara umum relatif lebih tinggi dari emas (Fei and Adibe 2010).

Harga emas yang meningkat dari tahun ke tahun dan cenderung minim risiko dapat mempengaruhi pergerakan IHSG. Hal ini disebabkan oleh pasar investor yang akan mempertimbangkan untuk memindahkan investasinya ke komoditas emas (Gumilang et al., 2014), risikonya relatif lebih rendah dan memberikan hasil yang lebih baik (Gulo, Subiyantoro, & Tubing, 2017). Efek dari masa krisis selama pandemi COVID-19 yang membuat orang khawatir tentang investasi mereka. Komoditas emas membuktikan bahwa semakin tinggi pengembalian emas, semakin banyak peningkatan volatilitas pada IHSG. Emas perlu dipertimbangkan bagi perusahaan dalam menyikapi kondisi seperti saat ini. Emas dapat dijadikan perusahaan sebagai simpanan dan lindung nilai guna persiapan di masa yang sulit seperti kondisi pandemi covid-19.

2.9 Kerangka Konseptual



Gambar 2.1 Kerangka Konseptual