

**REGRESI KUANTIL *ELASTIC-NET* DAN *TWO-STEP*  
*ROBUST WEIGHTED LEAST SQUARES ELASTIC-NET*  
PADA ANALISIS *RETURN* SAHAM INDONESIA**

*ELASTIC-NET QUANTILE REGRESSION AND TWO-STEP  
ROBUST WEIGHTED LEAST SQUARES ELASTIC-NET ON  
INDONESIAN STOCK RETURN ANALYSIS*

**NURUL HIDAYANTI ANGGRAINI**



**PROGRAM STUDI STATISTIKA  
SEKOLAH PASCASARJANA  
UNIVERSITAS HASANUDDIN  
MAKASSAR**

**2024**



**REGRESI KUANTIL *ELASTIC-NET* DAN *TWO-STEP ROBUST*  
*WEIGHTED LEAST SQUARES ELASTIC-NET* PADA ANALISIS  
*RETURN SAHAM INDONESIA***

Tesis

sebagai salah satu syarat untuk mencapai gelar Magister

Program Studi Statistika

Disusun dan diajukan oleh :

**NURUL HIDAYANTI ANGGRAINI**

H062202014

kepada

**PROGRAM MAGISTER STATISTIKA**

**FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM**

**UNIVERSITAS HASANUDDIN**

**MAKASSAR**

**2024**



Optimized using  
trial version  
[www.balesio.com](http://www.balesio.com)

# TESIS

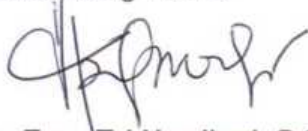
## REGRESI KUANTIL *ELASTIC-NET* DAN *TWO-STEP ROBUST WEIGHTED LEAST SQUARES ELASTIC-NET* PADA ANALISIS RETURN SAHAM INDONESIA

NURUL HIDAYANTI ANGGRAINI  
H062202014

Telah dipertahankan di hadapan Panitia Ujian yang dibentuk dalam rangka Penyelesaian Studi Program Magister Statistika Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Hasanuddin pada tanggal 16 Februari 2024 dan dinyatakan telah memenuhi syarat kelulusan.

Menyetujui,

Pembimbing Utama



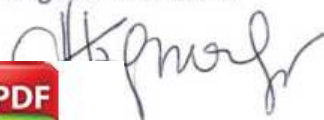
Dr. Erna Tri Herdiani, S.Si., M.Si.  
NIP. 19750429 200003 2 001

Pembimbing Pendamping



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

Ketua Program Studi  
Magister Statistika



Tri Herdiani, S.Si., M.Si.  
0429 200003 2 001

Dekan Fakultas MIPA  
Universitas Hasanuddin



Dr. Eng. Amiruddin, M.Si.  
NIP. 19720515 199702 1 002



## PERNYATAAN KEASLIAN TESIS DAN PELIMPAHAN HAK CIPTA

Dengan ini saya menyatakan bahwa, tesis berjudul "**Regresi Kuantil *Elastic-Net* dan *Two-Step Robust Weighted Least Squares Elastic-Net* Pada Analisis *Return Saham Indonesia***" adalah benar karya saya dengan arahan dari komisi pembimbing Dr. Erna Tri Herdiani, S.Si., M.Si. sebagai Pembimbing Utama dan Prof. Dr. Nurtiti Sunusi, S.Si., M.Si. sebagai Pembimbing Pendamping. Karya ilmiah ini belum diajukan dan tidak sedang diajukan dalam bentuk apa pun kepada perguruan tinggi mana pun. Sumber informasi yang berasal atau dikutip dari karya yang diterbitkan maupun tidak diterbitkan dari penulis lain telah disebutkan dalam teks dan dicantumkan dalam Daftar Pustaka tesis ini. Sebagian dari isi tesis ini telah dipublikasikan dengan status *Under Peer Review* di Jurnal (***Mathematics and Statistics***) sebagai artikel dengan judul "***Two-Step Robust Weighted Least Squares Elastic-Net on Outliers and Heteroscedasticity Data***".

Dengan ini saya melimpahkan hak cipta dari karya tulis saya berupa tesis ini kepada Universitas Hasanuddin.

Makassar, 16 Februari 2024

Yang menyatakan,



Nurul Hidayanti Anggraini  
NIM H062202014



Optimized using  
trial version  
[www.balesio.com](http://www.balesio.com)

## UCAPAN TERIMA KASIH

Segala Puji Syukur kepada **Allah SWT**, Tuhan Yang Maha Esa, atas berkat, bimbingan dan kasih karunia-Nya yang dilimpahkan kepada penulis, serta shalawat dan salam semoga selalu tercurahkan kepada baginda tercinta, Nabi yang paling dimuliakan, pemimpin orang-orang bertakwa, **Muhammad SAW** yang dinanti-nantikan syafaatnya di akhirat kelak. Limpahan doa kepada keluarga serta sahabat Rasulullah SAW. *Alhamdulillah*, berkat rahmat dan karunia serta mukzizat-Nya sehingga penulis dapat menyelesaikan tesis ini sebagai salah satu syarat akademik untuk meraih gelar Magister Statistika pada Program Studi Magister Statistika Departemen Statistika Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Hasanuddin.

Penulisan tugas akhir ini tentunya tidak lepas dari bantuan berbagai pihak baik moril maupun materil. Oleh karena itu, penulis menyampaikan ucapan terima kasih yang tak terhingga untuk Ayah **Alimuddin** dan Ibunda tercinta **Sulaseh S.** yang tak kenal lelah mendoakan, memberikan dukungan, dan selalu melimpahkan cinta dan kasih sayangnya kepada penulis sehingga mereka menjadi motivasi terbesar penulis dalam menyelesaikan tugas akhir ini. Untuk saudara-saudaraku tercinta **Slamet Wahyudi, Eel Safitri, dan Tri Wulan Purnamasari** terima kasih telah memberikan semangat, motivasi, dukungan, dan doa yang diberikan kepada penulis.

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.
2. Bapak **Dr. Eng. Amiruddin**, selaku Dekan Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Hasanuddin beserta seluruh jajarannya.
3. Ibu **Dr. Anna Islamiyati, S.Si., M.Si.** selaku Ketua Departemen Statistika beserta seluruh jajarannya, serta segenap dosen pengajar dan staff Departemen Statistika. Selaku Tim Penguji terimakasih atas saran dan kritik yang membangun dalam penyempurnaan penyusunan tugas akhir ini.



**Dr. Erna Tri Herdiani, S.Si, M.Si.** selaku Ketua Program Magister Statistika sekaligus pembimbing utama yang telah bersedia meluangkan waktu dan pikirannya untuk membimbing dan memberi arahan dengan penuh

kesabaran serta selalu memotivasi penulis selama menjadi mahasiswa hingga akhir penulisan tugas akhir ini.

5. Ibu **Prof. Dr. Nurtiti Sunusi, S.Si., M.Si.** selaku dosen pembimbing pendamping yang telah bersedia meluangkan waktu dan pikirannya untuk membimbing dan memberi arahan dengan penuh kesabaran serta selalu memotivasi penulis selama menjadi mahasiswa hingga akhir penulisan tugas akhir ini.
6. Ibu **Prof. Dr. Georgina Maria Tinungki, M.Si.** dan Bapak **Dr. Nirwan, M.Si.** selaku Tim Penguji. Terima kasih telah meluangkan waktu dan telah memberikan kritik dan saran yang membangun dalam penyempurnaan penyusunan tugas akhir ini.
7. Sobat-sobat yang teristimewa, **Muhammad Ibnu, Rezky Wahyuningsih, Ina Puspitasari, Fatty Faiqah** dan **Nurul Awaliah Ilimi.** Dengan penuh rasa syukur untuk setiap cerita suka duka yang penuh warna dan segala bentuk dukungan kalian yang sangat berarti penulis ucapkan terima kasih.
8. Teman-teman Mahasiswa Program Magister Statistika angkatan I sampai angkatan VIII, terkhusus **Samsir Aditya Ania, Andi Isna Yunita, Muh Fadil** serta **Kak Siswanto** terima kasih atas bantuan yang luar biasa kepada penulis.
9. Seluruh pihak yang sedikit banyaknya telah berpartisipasi dalam penulisan tugas akhir ini yang tidak dapat penulis sebutkan satu persatu.

Semoga Allah SWT memberikan balasan yang berlipat ganda kepada semuanya yang telah membantu dalam penulisan tugas akhir ini. Penulis berharap semoga tulisan ini dapat memberikan manfaat bagi semua pihak yang memerlukannya. Dengan segala kerendahan hati, penulis meminta maaf atas segala kekurangan dalam penulisan tugas akhir ini.

Makassar, 16 Februari 2024



Penulis





## ABSTRAK

NURUL HIDAYANTI ANGGRAINI. **Regresi Kuantil *Elastic-Net* dan *Two-Step Robust Weighted Least Squares Elastic-Net* Pada Analisis *Return Saham Indonesia*** (dibimbing oleh Erna Tri Herdiani dan Nurtiti Sunusi).

Regularisasi *elastic-net* merupakan teknik penyusutan yang berkerja dengan menambahkan hukuman atau penalti *elastic-net* kedalam persamaan regresi. Salah satu tujuannya ialah untuk mengurangi kompleksitas model yang terjadi akibat penggunaan prediktor yang banyak dan mengakibatkan model sulit untuk diinterpretasi sehingga cocok untuk data yang mengalami pelanggaran asumsi multikolinearitas. Analisis *return* saham Indonesia pada sektor keuangan dapat dilihat melalui kinerja laporan keuangan perusahaan. Variabel prediktor yang diduga mempengaruhi pergerakan *return* saham pada kuartal pertama tahun 2023 terdeteksi mengandung pencilan, heteroskedastisitas dan multikolinearitas. Oleh karena itu *Ordinary Least Squares* kurang tepat digunakan. Alternatif lain yang dapat digunakan untuk mengatasi pelanggaran asumsi heteroskedastisitas dan pencilan yaitu *Two-Step Robust Weighted Least Squares* (TSRWLS) yang menggunakan pembobot dua langkah yang kekar serta regresi kuantil yang tidak memerlukan asumsi terhadap galat dan tidak terpengaruh adanya pencilan. Penambahan *elastic-net* pada TSWLS dan regresi kuantil bertujuan untuk mengatasi multikolinearitas. Hasil yang diperoleh menunjukkan bahwa penggunaan metode TSWLS *elastic-net* dan regresi kuantil *elastic-net* menunjukkan adanya penyusutan dan penyeleksian variabel yang berbeda pada tiap model. Tiga dari sepuluh variabel prediktor yang digunakan mengalami penyusutan tepat ke nol yaitu *Net Profit Margin* (NPM), *Debt Asset Ratio* (DAR), dan *Total Asset Turnover* (TAT) yang artinya tidak memberikan pengaruh terhadap *return* saham Indonesia pada sektor keuangan. TSWLS *elastic-net* memberikan performa yang lebih baik dilihat dari nilai RMSE dan MAE yang lebih kecil.

**Kata Kunci:** *elastic-net*, regresi kuantil, *two-step robust weighted least squares*, *return* saham



## ABSTRACT

NURUL HIDAYANTI ANGGRAINI. **Quantile Regression Elastic-Net and Two-Step Robust Weighted Least Squares Elastic-Net in Indonesian Stock Return Analysis** (supervised by Erna Tri Herdiani dan Nurtiti Sunusi).

Elastic-net regularization is a shrinkage technique that works by adding an elastic-net penalty to the regression equation. One of the goals is to reduce the complexity of the model that occurs due to the use of many predictors and results in a model that is difficult to interpret so that it is suitable for data that violates the assumption of multicollinearity. Analysis of Indonesia's stock returns in the financial sector can be seen through the performance of the company's financial statements. Predictor variables that allegedly affect the movement of stock returns in the first quarter of 2023 were detected to contain outliers, heteroscedasticity, and multicollinearity. Therefore, Ordinary Least Squares are not appropriate to use. Another alternative that can be used to overcome violations of heteroscedasticity and outlier assumptions is Two-Step Robust Weighted Least Squares (TSRWLS) which uses robust two-step weights and quantile regression that does not require assumptions on errors and is not affected by outliers. The addition of elastic-net in TSRWLS and quantile regression aims to overcome multicollinearity. The results obtained showed that the use of elastic-net TSRWLS and elastic-net quantile regression methods showed a different shrinkage and selection of variables in each model. Three of the ten predictor variables used shrink to exactly zero, namely Net Profit Margin (NPM), Debt Asset Ratio (DAR), and Total Asset Turnover (TAT), which means that they do not influence Indonesian stock returns in the financial sector. TSRWLS elastic-net provides better performance as seen from the smaller RMSE and MAE values.

**Keyword:** elastic-net, quantile regression, two-step robust weighted least squares, return stock





# DAFTAR ISI

	Halaman
HALAMAN JUDUL.....	i
PERNYATAAN PENGAJUAN.....	ii
HALAMAN PENGESAHAN.....	iii
PERNYATAAN KEASLIAN TESIS.....	iv
UCAPAN TERIMA KASIH.....	v
ABSTRAK.....	vii
ABSTRACT.....	viii
DAFTAR ISI.....	ix
DAFTAR TABEL.....	xi
DAFTAR GAMBAR.....	xii
DAFTAR LAMPIRAN.....	xiii
<b>BAB I PENDAHULUAN.....</b>	<b>1</b>
1.1 Latar Belakang.....	1
1.2 Rumusan Masalah.....	5
1.3 Batasan Masalah.....	6
1.4 Tujuan Penelitian.....	6
1.5 Manfaat Penelitian.....	6
<b>BAB II TINJAUAN PUSTAKA.....</b>	<b>7</b>
2.1 Analisis Regresi.....	7
2.2 <i>Ordinary Least Squares</i> .....	8
2.3 <i>Weighted Least Squares</i> .....	9
2.4 <i>Two-Step Robust Weighted Least Squares</i> .....	10
2.5 <i>Trimmed Squares</i> .....	11
2.6 Regresi Kuantil.....	13
2.7 Klasifikasi.....	15



2.7.1 Regularisasi LASSO .....	15
2.7.2 Regularisasi Ridge .....	15
2.7.3 Regularisasi <i>Elastic-Net</i> .....	16
2.8 <i>K-Fold Cross-Validation</i> .....	16
2.9 Coordinate Descent .....	17
2.10 <i>Return Saham</i> .....	18
2.11 Kerangka Konseptual .....	24
<b>BAB III METODE PENELITIAN.....</b>	<b>25</b>
3.1 Sumber Data.....	25
3.2 Identifikasi Variabel .....	25
3.3 Analisis Data.....	26
<b>BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN.....</b>	<b>30</b>
4.1 Estimasi Parameter .....	30
4.1.1 Estimasi Parameter <i>Two-Step Robust Weighted Least Squares Elastic-Net</i> .....	30
4.1.2 Estimasi Parameter Regresi Kuantil <i>Elastic-Net</i> .....	38
4.2 Eksplorasi <i>Return Saham</i> Indonesia.....	41
4.3 Pengujian Data .....	44
4.3.1 Pengujian Heteroskedastisitas.....	44
4.3.2 Pengujian Multikolinearitas .....	45
4.3.3 Pengujian Pencilan.....	46
4.4 Estimasi Model <i>Two-Step Robust Weighted Least Squares Elastic-Net</i> ....	48
4.5 Estimasi Model Regresi Kuantil <i>Elastic-Net</i> .....	53
4.6 Pemilihan Model Terbaik.....	56
<b>BAB V PENUTUP .....</b>	<b>57</b>
5.1 Kesimpulan .....	57
5.2 Saran.....	57
<b>DAFTAR PUSTAKA .....</b>	<b>58</b>
<b>LAMPIRAN.....</b>	<b>62</b>



## DAFTAR TABEL

Nomor urut	Halaman
Tabel 3.1 Identifikasi Data.....	25
Tabel 3.1 Identifikasi Variabel .....	25
Tabel 4.1 Statistik Deskriptif.....	41
Tabel 4.2 Jumlah Return Saham Positif dan Negatif.....	43
Tabel 4.3 Uji <i>Breush-Pagan</i> (BP).....	44
Tabel 4.4 Koefisien Korelasi antar Variabel.....	45
Tabel 4.5 Nilai <i>Variance Inflation Factor</i> (VIF).....	46
Tabel 4.6 Nilai DfFITS .....	46
Tabel 4.7 Observasi Pencilan .....	47
Tabel 4.8 Estimasi Parameter Model TSRWLS <i>Elastic-Net</i> .....	51
Tabel 4.9 Nilai Parameter Regularisasi Optimal tiap Kuantil.....	54
Tabel 4.10 Koefisien Regresi Kuantil <i>Elastic-Net</i> .....	54
Tabel 4.11 Performa Model.....	56



## DAFTAR GAMBAR

Nomor urut	Halaman
<b>Gambar 2.1</b> 5-fold cross validation .....	17
<b>Gambar 2.2</b> Visualisasi Algoritma <i>Coordinate Descent</i> .....	18
<b>Gambar 2.3</b> Kerangka Konseptual.....	24
<b>Gambar 3.1</b> Diagram Alir Penelitian .....	29
<b>Gambar 4.1</b> Histogram dari Return Saham .....	42
<b>Gambar 4.2</b> Pergerakan Harga Saham IDXFINANCE .....	43
<b>Gambar 4.3</b> Scatterplot Galat terhadap Fitted Value .....	44
<b>Gambar 4.4</b> Plot Nilai DfFITS.....	47
<b>Gambar 4.5</b> Plot Parameter Regularisasi dengan 5-Fold Cross-Validation .....	49
<b>Gambar 4.6</b> Plot Koefisien TSRWLS <i>Elastic-Net</i> terhadap $\lambda$ .....	50



## DAFTAR LAMPIRAN

Nomor urut	Halaman
Lampiran 1. Perhitungan Return Saham.....	63
Lampiran 2. Data .....	64
Lampiran 3. Boxplot Variabel .....	65
Lampiran 4. Nilai DFFITS All Sector pada Observasi yang Pencilan.....	67
Lampiran 5. Nilai Pembobot .....	68
Lampiran 6. Perbandingan Performa 5, 10 dan 15-Fold Cross-Validation .....	69
Lampiran 7. Plot Parameter Regularisasi <i>Cross-Validation</i> Tiap Kuantil .....	70
Lampiran 8. Plot Penyusutan Koefisien terhadap nilai $\log(\lambda)$ untuk tiap kuantil	72
Lampiran 9. Plot Estimasi Koefisien terhadap nilai $\tau$ .....	74



# BAB I

## PENDAHULUAN

### 1.1 Latar Belakang

Perkembangan bisnis di Indonesia dewasa ini mengalami peningkatan yang cukup pesat. Terbukti dengan terus bertambahnya perusahaan yang melakukan penawaran perdana saham ke publik (*initial publik offering/IPO*) dan terdaftar di Bursa Efek Indonesia (BEI). Hingga akhir 2023 tercatat terdapat 79 emiten baru di BEI dengan jumlah keseluruhan mencapai 902 perusahaan. Dengan melakukan transformasi menjadi IPO, maka suatu perusahaan yang tadinya merupakan perusahaan tertutup menjadi perusahaan terbuka dalam artian perusahaan dapat dimiliki oleh masyarakat umum dan perusahaan berkewajiban untuk memberikan keterbukaan informasi yang berkaitan dengan perusahaannya. IPO menjadi salah satu cara bagi perusahaan yang sedang berkembang untuk mendapatkan tambahan dana dalam rangka pembiayaan dan pengembangan usahanya dengan menawarkan dan menjual sebagian sahamnya kepada investor.

Investasi saham merupakan salah satu bentuk instrumen investasi yang diminati di Indonesia. Hal ini terlihat dari meningkatnya jumlah investor pasar modal di bulan Desember 2023 sebanyak 12,1 juta investor, angka ini meningkat sebesar 18,01% dari tahun 2022 (KSEI, 2023). Tujuan dari investasi adalah untuk mendapatkan keuntungan (*return*) yang diperoleh dari suatu investasi sebagai imbalan atas dana yang telah ditanamkan serta kesediaannya menanggung resiko yang ada dalam investasi tersebut. Melihat fakta bahwa tidak ada kepastian mengenai return yang akan didapatkan oleh investor ketika melakukan investasi saham, maka investor perlu pertimbangan yang rasional dengan mengumpulkan berbagai jenis informasi yang diperlukan untuk pengambilan keputusan investasi (Puspitadewi & Rahyuda, 2016). Informasi yang diperlukan investor dalam pengambilan keputusan investasi dapat diperoleh salah satunya melalui pendekatan analisis fundamental (Puspitadewi & Rahyuda, 2016).

Analisis fundamental merupakan analisis yang digunakan untuk mencoba liksi harga saham diwaktu yang akan datang dengan mengestimasi nilai faktor fundamental yang mempengaruhi harga saham dan menerapkan variabel-variabel tersebut sehingga diperoleh taksiran harga saham. Faktor yang mempengaruhi harga saham, maka dalam melakukan analisis





fundamental diperlukan beberapa tahapan analisis yaitu analisis ekonomi/pasar, dilanjutkan dengan analisis industri dan yang terakhir analisis terhadap perusahaan (Husnan, 2015). Pada tahap analisis terhadap perusahaan dalam pendekatan fundamental, kinerja keuangan menjadi salah satu aspek penilaian yang sangat diperhatikan. Investor dapat mengukur kinerja keuangan perusahaan menggunakan analisis rasio keuangan. Pada umumnya rasio-rasio keuangan yang digunakan untuk menilai kinerja perusahaan suatu perusahaan dilihat dalam berbagai aspek, yaitu aspek likuiditas, aspek solvabilitas, aspek profitabilitas, aspek aktivitas usaha dan aspek penilaian pasar (Wiagustini, 2010).

Analisis regresi adalah salah satu metode analisis dalam statistika yang tujuannya untuk melihat seberapa besar pengaruh variabel prediktor terhadap variabel respon dan membuat model estimasi yang dapat digunakan dalam peramalan. Model regresi adalah model yang digunakan untuk mendapatkan suatu bentuk hubungan antara variabel respon dan variabel prediktor yang dipengaruhi oleh parameter yang tidak diketahui dalam model. Pembentukan model regresi dilakukan dengan mengestimasi parameter model regresi, sehingga akan menghasilkan koefisien regresi untuk setiap variabel prediktor. Salah satu metode yang paling umum digunakan dalam analisis regresi adalah metode *Ordinary least square* (OLS). Dalam melakukan estimasi menggunakan OLS ada beberapa asumsi yang harus dipenuhi agar estimasi mempunyai sifat BLUE (*Best Linear Unbiased Estimator*), yaitu terpenuhinya distribusi normal, tidak terdapat multikolinieritas, tidak terdapat autokorelasi dan tidak terjadi heteroskedastisitas. Dalam penerapannya tidak selalu asumsi-asumsi tersebut dapat terpenuhi sehingga estimasi yang diperoleh tidak mempunyai sifat BLUE dan model regresi yang terbentuk dapat menyesatkan kesimpulan. Salah satu sebab yang mengakibatkan tidak terpenuhinya uji asumsi klasik adalah akibat adanya pencilan dalam suatu data. Pencilan sendiri merupakan suatu data yang didalamnya terdapat satu atau beberapa data yang berada jauh dari pola kumpulan data secara keseluruhan.

Dengan adanya pencilan tersebut mengakibatkan estimasi koefisien regresi yang diperoleh tidak tepat. Hal ini berarti estimasi parameter-parameter dalam regresi linier dapat dipengaruhi oleh satu titik data ekstrim yang merupakan Salah satu cara yang dilakukan untuk mengatasi kasus pencilan ialah menghilangkan data ekstrim tersebut. Namun penghilangan data ekstrim menghilangkan informasi penting yang terdapat dalam data yang akhirnya



akan berpengaruh terhadap penarikan kesimpulan. Dalam kasus seperti ini, metode regresi robust dapat digunakan. Regresi robust merupakan suatu metode regresi yang dapat digunakan ketika distribusi galat tidak normal dan atau adanya beberapa pencilan yang mempengaruhi suatu model dari data.

Pada kasus pencilan ini akan menyebabkan pelanggaran pada uji asumsi klasik yaitu heteroskedastisitas. Heteroskedastisitas mengacu pada situasi ketika varians dari galat tidak konstan. Terjadinya heteroskedastisitas akan menyebabkan variansi estimasi menjadi lebih besar sehingga berpengaruh pada pengujian hipotesis yang tidak akurat. Dengan demikian model perlu diperbaiki terlebih dahulu agar pengaruh dari heteroskedastisitas hilang (Gujarati & Porter, 2015). Alternatif cara untuk mengatasi masalah heteroskedastisitas adalah dengan metode *Weighted least square* (WLS). Metode WLS sama halnya seperti metode OLS yang meminimumkan jumlah galat, hanya saja pada metode WLS dilakukan pembobotan suatu faktor yang tepat kemudian baru menggunakan metode OLS terhadap data yang telah terboboti (Gujarati & Porter, 2015).

Kasus pencilan dan heteroskedastisitas akan memberikan masalah berbeda apabila berada pada suatu data bersamaan. Tentunya perlu suatu metode yang dapat digunakan untuk menyelesaikan kedua kasus tersebut. Hasbah (2009), mengusulkan *Robust Weighted Least Square* (RWLS) untuk memperbaiki efek pencilan dan kesalahan heteroskedastisitas secara bersamaan. Pada kasus pencilan dapat menggunakan metode regresi robust sementara untuk kasus heteroskedastisitas dapat menggunakan WLS. Namun, metode RWLS hanya dapat digunakan untuk regresi linier sederhana. Karena keterbatasan, metode lain yang disebut sebagai *Two-Step Robust Weighted Least Squares* (TSRWLS) dapat digunakan untuk mengestimasi model regresi berganda. Hasbah (2013) menggunakan TSRWLS untuk menangani masalah heteroskedastisitas dan pencilan dalam regresi berganda dan hasilnya menunjukkan kinerja estimator TSRWLS yang lebih andal dibandingkan WLS dan OLS karena memiliki bias dan standar *error* yang paling kecil. Sedangkan Hasbah (2015) membandingkan TSRWLS dengan HCCM dan WLS, hasilnya menunjukkan bahwa estimasi WLS, HCCM dan TSRWLS cukup dekat satu sama lain dengan adanya heteroskedastisitas, tetapi ketika terjadi kontaminasi pada data kinerja WLS dan HCCM lebih rendah daripada TSRWLS. Sedangkan Ghazali (2017) membandingkan performa TSRWLS dengan fungsi pembobot yang berbeda yaitu *Huber*, *Bisquare* dan *Hampel*. Hasil penelitiannya merekomendasikan



penggunaan pembobot huber sebagai pembobot kedua dikarenakan fungsinya yang lebih sederhana dibandingkan dua fungsi pembobot lainnya.

Selain TSRWLS, terdapat juga metode perluasan dari mean regresi yaitu regresi kuantil. Dimana regresi kuantil tidak memerlukan asumsi galat dan tidak terpengaruh dengan adanya pencilan. Regresi kuantil pertama kali diperkenalkan oleh Koenker dan Basset (1978). Regresi kuantil menghasilkan model statistik dengan informasi yang relatif lebih lengkap dibandingkan dengan *mean regression* dan telah digunakan secara luas dalam berbagai bidang. Benoit (2012), dua manfaat utama dari regresi kuantil menurut Koenker yaitu, pertama, regresi kuantil tidak peka terhadap heterokedastisitas dan pencilan, dan dengan demikian mampu mengakomodasi galat non-normal, yang umumnya ditemui pada data real. Kedua, regresi kuantil memberikan lebih banyak detail informasi tentang efek kovariat pada kuantil berbeda dari distribusi variabel respon (bukan hanya pada ukuran pemusatan distribusi variabel respon) daripada yang bisa ditangkap oleh *mean regression*.

Semakin banyak variabel prediktor yang digunakan, maka model menjadi lebih kompleks dan sulit diinterpretasikan. Pada kondisi ini dimungkinkan penggunaan metode seleksi dan penyusutan dalam menduga model regresi (Soleh & Aunuddin, 2013). Regularisasi merupakan metode penyusutan estimasi atau prediksi pada regresi. Regularisasi berusaha mencegah kompleksitas model dengan membantu menghindari pembuatan model yang terlalu rumit. Dengan menghilangkan faktor-faktor yang tidak mempengaruhi hasil prediksi dengan menilai fitur berdasarkan kepentingannya. Hal ini dilakukan dengan menambahkan batasan atau penalti ke fungsi kerugian yang akan menghukum nilai parameter yang berlebihan. Penalti yang umum digunakan pada regularisasi yaitu *Least Absolute Shrinkage and Selection Operator (LASSO)*, ridge dan Elastic-Net.

Elastic-Net merupakan suatu metode regularisasi yang menggabungkan penalti ridge dan LASSO. Penggabungan dua penalti tersebut diharapkan dapat menyeimbangkan kelemahan dari masing-masing metode (ridge dan LASSO) dengan penalti LASSO menghasilkan model yang lebih sederhana karena terjadi penyusutan  $\beta$  yang tepat nol, sedangkan penalti ridge menghasilkan model yang menyeleksi variabel namun meningkatkan efek pengelompokan dan  $\beta$  (Ramadhini, 2014). Penyusutan koefisien yang tepat nol



menyebabkan terjadinya seleksi variabel dan memudahkan dalam interpretasi model.

Data yang digunakan dalam penelitian ini meliputi nilai *return* saham Indonesia serta variabel-variabel yang akan diestimasi untuk mengetahui pengaruhnya terhadap *return* saham. Dimana data ini tidak berdistribusi normal, tidak memiliki variansi yang konstan serta terdapat data yang menyebar secara ekstrim. Dapat dikatakan data ini mengandung heteroskedastisitas dan pencilan, sehingga penulis tertarik untuk menggunakan metode TSRWLS dan regresi kuantil dengan penambahan penalti elastic-net. Penambahan penalti ini bertujuan agar dapat menyeleksi variabel-variabel yang tidak berpengaruh terhadap *return* saham. Penelitian sebelumnya dilakukan oleh Cahyani (2016) yang membandingkan regresi kuantil penalti gulud dan penalti elastic-net dalam memodelkan curah hujan ekstim. Hasil penelitian tersebut menunjukkan bahwa regresi kuantil *elastic-net* lebih baik dibandingkan model regresi kuantil gulud dalam melakukan prediksi ke depannya. Penelitian lainnya yaitu (Fransiska, Nugroho, & Rachmawati, 2022) Fransiska (2022) yang membandingkan WLS dan regresi kuantil dalam menyelesaikan heteroskedastisitas, hasil yang diperoleh regresi kuantil dan WLS telah terbukti mampu mengatasi heteroskedastisitas, namun setelah dilakukan beberapa kali pengujian dengan nilai  $n$  yang berbeda dapat dikatakan bahwa metode WLS lebih baik dari pada regresi kuantil dalam mengatasi masalah heteroskedastisitas. Serta Matdoan (2017) yang membandingkan regresi kuantil dengan regresi robust *Least Trimmed Squares* (LTS), hasil yang diperoleh yaitu 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.

Berdasarkan uraian diatas, penelitian ini membahas estimasi parameter *Two-Step Robust Weighted Least Squares Elastic-Net* (TSRWLS*Elastic-Net*) dan Regresi Kuantil *Elastic-Net* serta penerapannya pada data *return* saham Indonesia. Oleh karena itu, peneliti melakukan penelitian dengan judul “**Regresi Kuantil *Elastic-Net* Dan *Two-Step Robust Weighted Least Square Elastic-Net* Pada Analisis *Return* Saham Indonesia**”.



### **musan Masalah**

dasarkan latar belakang yang telah diuraikan, maka diperoleh ahan yang akan dikaji dalam penelitian ini sebagai berikut:

1. Bagaimana mengestimasi parameter TSRWLS *elastic-net* dan regresi kuantil *elastic-net*?
2. Bagaimana hasil perbandingan metode TSRWLS *elastic-net* dan regresi kuantil *elastic-net* dalam analisis *return* saham Indonesia?

### 1.3 Batasan Masalah

Agar tidak menimbulkan penafsiran yang lebih luas, beberapa asumsi diberikan sebagai batasan-batasan masalah dari penelitian ini yaitu:

1. Data yang digunakan adalah Saham Indonesia tahun 2023.
2. Metode yang digunakan dalam pembobotan TSRWLS yaitu menggunakan *Least Trimmed Squares* (LTS) dan pembobot *Huber*.
3. Pada metode regresi kuantil *elastic-net* digunakan  $\tau = (0.25, 0.50, 0.75)$ .
4. Estimasi parameter pada TSRWLS *elastic-net* dan regresi kuantil *elastic-net* dengan menggunakan metode numerik *Coordinate Descent*.

### 1.4 Tujuan Penelitian

Berdasarkan rumusan masalah, maka tujuan yang ingin dicapai dari penelitian ini yaitu:

1. Memperoleh estimator parameter TSRWLS *elastic-net* dan regresi kuantil *elastic-net*.
2. Membandingkan hasil penggunaan metode TSRWLS *elastic-net* dan regresi kuantil *elastic-net* pada analisis *return* saham Indonesia.

### 1.5 Manfaat Penelitian

Manfaat yang ingin dicapai dalam penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Sebagai bentuk pengembangan ilmu pengetahuan di bidang statistika dan ekonomi tentang TSRWLS *elastic-net* dan regresi kuantil *elastic-net* untuk mengatasi data yang mengandung pencilan dan heteroskedastisitas sehingga menghasilkan informasi yang lebih akurat.
2. Sebagai bahan rujukan kepada masyarakat atau dalam ini investor saham dalam memilih saham untuk investasi dengan memperhatikan faktor-faktor yang berpengaruh secara signifikan terhadap *return* saham.



## BAB II

### TINJAUAN PUSTAKA

Di bagian ini, akan dibahas tentang konsep teoritis yang akan digunakan dalam hasil dan pembahasan.

#### 2.1 Analisis Regresi

Istilah regresi pertama kali diperkenalkan oleh Sir Francis Galton sehubungan dengan penelitiannya (Family in Stature, 1886) terhadap tinggi manusia, yaitu antara tinggi anak dan tinggi orang tuanya. Analisis regresi merupakan salah satu metode yang digunakan untuk menyelidiki pola hubungan antara variabel respon ( $x$ ) dengan satu atau lebih variabel prediktor ( $y$ ). Persamaan regresi secara matematik diekspresikan oleh (Chatterjee & Simonoff, 2020) :

$$y_i = \beta_0 + \beta_1 x_{1i} + \dots + \beta_p x_{pi} + \varepsilon_i ; i = 1, 2, \dots, n \quad (2.1)$$

dimana :

$y_i$  : Variabel respon pada pengamatan ke-  $i$

$X_i$  : Variabel prediktor pada pengamatan ke-  $i$

$\beta_0$  : *Intercept*

$\beta_1$  : Koefisien regresi

$\varepsilon_i$  : Galat pada pengamatan ke-  $i$

Model umum persamaan regresi adalah sebagai berikut :

$$y = X\beta + \varepsilon \quad (2.2)$$

Bentuk matriknya sebagai berikut :

$$y = \begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \vdots \\ y_n \end{bmatrix}; X = \begin{bmatrix} 1 & x_{11} & x_{21} & \dots & X_{p1} \\ 1 & x_{12} & x_{22} & \dots & X_{p2} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 1 & x_{1n} & x_{2n} & \dots & X_{pn} \end{bmatrix}; \beta = \begin{bmatrix} \beta_0 \\ \beta_1 \\ \vdots \\ \beta_p \end{bmatrix}; \varepsilon = \begin{bmatrix} \varepsilon_1 \\ \varepsilon_2 \\ \vdots \\ \varepsilon_n \end{bmatrix}$$





dimana  $y$  adalah vektor respon,  $X$  adalah matriks prediktor,  $\beta$  adalah vektor parameter dan  $\varepsilon$  adalah vektor galat. Asumsi yang harus dipenuhi yaitu  $\varepsilon_i \sim iid. N(0, \sigma^2)$  dan tidak ada kolinearitas diantara variabel prediktor.

## 2.2 Ordinary Least Squares

Metode *Ordinary Least Squares* (OLS) digunakan untuk mendapatkan penaksir koefisien regresi dengan cara meminimumkan jumlah kuadrat galat. Estimasi OLS untuk  $\beta$  diperoleh dengan meminimumkan persamaan berikut (Chatterjee & Simonoff, 2020):

$$\sum_{i=1}^n [y_i - (\beta_0 + \beta_1 x_{1i} + \dots + \beta_p x_{pi})]^2 \quad (2.3)$$

Dari persamaan (2.2) dan (2.3) kuadrat galat dapat ditulis sebagai berikut :

$$\begin{aligned} \varepsilon' \varepsilon &= (y - X\beta)'(y - X\beta) \\ &= y'y - 2yX'\beta + \beta'X'X\beta \end{aligned} \quad (2.4)$$

Selanjutnya persamaan (2.4) diturunkan terhadap  $\beta$ . Penaksir  $\beta$  yang meminimumkan galat akan diperoleh ketika hasil turunan tersebut disamakan dengan nol.

$$\begin{aligned} \frac{\partial(\varepsilon' \varepsilon)}{\partial \beta} &= 0 \\ -2X'y + 2X'X\hat{\beta} &= 0 \\ X'X\hat{\beta} &= X'y \\ (X'X)^{-1}X'X\hat{\beta} &= (X'X)^{-1}X'y \\ \hat{\beta}_{OLS} &= (X'X)^{-1}X'y \end{aligned} \quad (2.5)$$

Dan matrik kovarian

$$cov(\hat{\beta}) = (X'X)^{-1}X'\Omega(X'X)^{-1} \quad (2.6)$$

$\Omega = cov(\varepsilon\varepsilon^T) = \Omega$  yang merupakan matrik positive definite.



## 2.3 Weighted Least Squares

Metode *Weighted Least Squares* (WLS) merupakan pengembangan dari OLS, yaitu dengan menambahkan fungsi pembobot pada model regresi linier dari kuadrat terkecil untuk menentukan estimasi parameter modelnya. Estimasi parameter model untuk setiap pengamatan dengan metode WLS diperoleh dengan mengalikan fungsi pembobot  $W$  dengan persamaan model regresi. Pada metode OLS estimasi parameter dilakukan dengan meminimumkan jumlah kuadrat galat (2.3), sedangkan untuk WLS dengan meminimumkan jumlah kuadrat galat terbobot.

$$\min \sum_{i=1}^n w_i \varepsilon_i^2 = \min \sum_{i=1}^n w_i (y_i - x_i^T \beta)^2$$

Jika galat homoskedastisitas maka  $\Omega = \sigma^2 I$ , dan persamaan (2.6) menjadi  $\text{cov}(\hat{\beta}) = \sigma^2 (X'X)^{-1}$ , yang dapat diestimasi dengan  $\hat{\sigma}^2 (X'X)^{-1}$ , dimana  $\hat{\sigma}^2 = \frac{\hat{\varepsilon}'\hat{\varepsilon}}{n-p}$  dengan  $\hat{\varepsilon} = (\varepsilon_1, \varepsilon_2, \dots, \varepsilon_n)$  merupakan vektor berukuran  $n$  dari galat OLS.

Jika galatnya heteroskedastisitas maka  $\Omega = \sigma^2 D$ , dimana  $D$  matriks diagonal, persamaan (2.6) menjadi

$$V(\hat{\beta}) = \sigma^2 (X'X)^{-1} X' D X (X'X)^{-1}$$

Masalah diatas dapat diselesaikan dengan mentransformasikan model ke kumpulan observasi baru yang memenuhi asumsi standar kuadrat terkecil (Midi, Rana, & Imon, 2009). Kemudian OLS diterapkan pada data yang diubah.

Jika didefinisikan  $W = D^{-1}$ ,  $W$  menjadi matrik diagonal dengan elemen diagonal atau pembobot  $w_1, w_2, \dots, w_n$ . Sehingga estimasi parameter dari WLS diperoleh dengan cara meminimumkan jumlah kuadrat galat terboboti dari model regresi yang terbentuk, yaitu:

$$\hat{\beta}_{WLS} = (X'WX)^{-1} X'Wy \quad (2.7)$$



dan  $cov(\hat{\beta}_{WLS}) = \sigma_{WLS}^2 (X^T W X)^{-1}$ .  $cov(\hat{\beta}_{WLS})$  juga dapat diestimasi dengan  $\hat{\sigma}_{WLS}^2 (X^T W X)^{-1}$  dimana  $\hat{\sigma}_{WLS}^2 = \frac{\sum w_i \hat{\epsilon}_i^2}{n-p}$ .

## 2.4 Two-Step Robust Weighted Least Squares

Metode *Two Step Robust Weighted Least Squares* (TSRWLS) adalah metode pengembangan dari *Robust Weighted Least Squares* (RWLS) yang diusulkan (Hasbah, 2009) dimana TSWLS ini dapat mengatasi keterbatasan metode sebelumnya yaitu Robust Weighted Regression (RWLS) yang hanya dapat digunakan untuk single linear regresi.

Tidak sulit menghitung bobot matriks  $W$  jika struktur kesalahan heteroskedastik model regresi diketahui. Dari adaptasi standar teorema Gauss-Markov, dapat dengan mudah membuktikan bahwa, jika matriks  $W$  diketahui, WLS memberikan penduga linier tak bias terbaik. Selain itu, dalam kondisi normalitas kesalahan, ini adalah penduga terbaik yang tidak memihak. Namun situasi ini hampir tidak pernah terjadi dalam aplikasi nyata dan sebagai gantinya digunakan bobot perkiraan. Meskipun sulit untuk menilai pengaruh penggunaan bobot estimasi, namun secara umum diyakini bahwa variasi bobot yang kecil akibat estimasi tidak sering mempengaruhi analisis regresi atau interpretasinya. Namun keberadaan pencilan seharusnya berdampak buruk pada penentuan bobot. Sama halnya dengan metode OLS, regresi WLS juga sensitif terhadap keberadaan pencilan. Jika potensi pencilan tidak ditangani dengan benar, hal tersebut pasti akan mempengaruhi estimasi parameter dan aspek lain dari analisis kuadrat terkecil tertimbang (Midi, Rana, & Imon, 2015).

Hasbah mengembangkan TSWLS dengan matriks  $W$  harus bekerja dengan baik dalam menghadapi heteroskedastisitas dan pencilan yang struktur kesalahan heteroskedastisnya tidak diketahui. Matriks pembobotnya diadaptasi dari Kutner dkk (2004) dan Midi dkk (2009), sehingga membentuk pembobot 2 langkah yang robust. Pada langkah 1 pembentukan pembobot awal dan pada langkah 2 memperoleh bobot akhir.

Langkah pertama, untuk mendapatkan bobot robust awal mengikuti gagasan Kutner (2004) yang menyarankan untuk meregresi residu absolut terhadap nilai mendapatkan fungsi regresi standar deviasi. Untuk mendapatkan bobot,  $1/\hat{\sigma}$  dari fungsi regresi standar deviasi ini dihitung dan invers dari nilai fitted  $\hat{\sigma}$  sebagai bobot awal. Hasbah (2013) menggunakan estimator *Least Squares* (LTS), bukan OLS dalam algoritma Kutner untuk mendapatkan



bobot awal yang kekar. Metode LTS memiliki kemampuan yang lebih baik dibandingkan dengan metode-metode lainnya karena mampu mengatasi pencilan yang disebabkan baik oleh variabel bebas maupun variabel terikat. Selain itu, kelebihan dari metode LTS adalah algoritmanya yang lebih mudah dibandingkan metode lainnya. Hal ini disebabkan karena dalam proses estimasi LTS hanya akan memangkas sebaran data berdasarkan jumlah pencilan yang teramati sehingga akan menghasilkan fungsi objektif yang mengecil dan konvergen (Matdoan, 2017). Langkah kedua, mendapatkan bobot final dengan mengalikan bobot robust awal dengan bobot Huber untuk mengurangi efek pencilan dan heteroskedastisitas. Berikut tahapan pembentukan pembobot TSRWLS:

1. Membentuk pembobot awal  $W_1$  dengan cara:
  - a. Menghitung nilai  $\hat{y}$  dan galat  $\varepsilon$  dari model regresi dengan menggunakan metode LTS.
  - b. Meregresikan galat absolut  $s = |\varepsilon|$  terhadap fitted values  $\hat{y}$  dengan menggunakan metode LTS sehingga didapatkan nilai  $\hat{s}$ . Didapatkan nilai pembobot robust  $W_1 = \frac{1}{(\hat{s})^2}$
2. Membentuk pembobot final  $W^* = W_1 W_2$ , dengan  $W_2$  menggunakan fungsi Huber:

$$W_2 = \begin{cases} 1 & |\varepsilon| \leq 1.345 \\ \frac{1.345}{|\varepsilon|} & |\varepsilon| > 1.345 \end{cases}$$

dengan  $\varepsilon$  diperoleh dari residual LTS pada langkah 1(a).

Estimasi parameter dari TSRWLS ialah:

$$\hat{\beta}_{TSRWLS} = (X'W^*X)^{-1}X'W^*y \quad (2.8)$$

## 2.5 Least Trimmed Squares

Menurut Thirink & Onder (2021), estimasi *Least Trimmed Squares* (LTS) merupakan salah satu regresi robust yang diperkenalkan oleh Rousseeuw pada tahun 1984. Estimator LTS meminimumkan fungsi objektif yaitu jumlah kuadrat



sebanyak  $h$ . LTS atau kuadrat terpankas terkecil adalah salah satu teknik yang digunakan untuk mengestimasi parameter dari model regresi linier memberikan alternatif *robust* ke metode regresi klasik berdasarkan

meminimalkan jumlah kuadrat galat. Menurut Khan dkk (2021), penduga untuk LTS adalah sebagai berikut,

$$\hat{\beta}_{LTS} = \min \sum_{i=1}^h e_{(i)}^2$$

dimana,

$e_{(i)}^2$  : kuadrat galat dari  $h$  pengamatan yang telah diurutkan  $|e_{(1)}^2| \leq |e_{(2)}^2| \leq \dots \leq |e_{(n)}^2|$

$h$  : konstanta pemotongan

Menurut Khan dkk (2021),  $h$  optimal yang biasanya digunakan pada metode LTS adalah

$$h = \left\lfloor \frac{n + p + 1}{2} \right\rfloor$$

Nilai  $h$  merupakan jumlah pengamatan yang digunakan untuk menduga parameter model regresi. Dengan  $p$  merupakan banyaknya peubah bebas dan  $n$  merupakan banyaknya pengamatan. Sama halnya dengan penduga lain pada regresi *robust*, pada metode LTS diberikan pembobot ( $w_{ii}$ ) pada data sehingga data pencilan tidak mempengaruhi model parameter hasil estimasi. Pembobot  $w_{ii}$  dapat disajikan dalam bentuk matriks, yang dinotasikan sebagai  $\mathbf{W}$ ,

$$\mathbf{W} = \begin{pmatrix} w_{11} & 0 & \dots & 0 \\ 0 & w_{22} & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \dots & w_{nn} \end{pmatrix}$$

Menurut Chatzinakos dan Zioutas (2014), data pengamatan untuk metode LTS yang diidentifikasi sebagai pencilan diberikan bobot nol dan lainnya diberi bobot satu, dengan pembobotnya adalah sebagai berikut,

$$w_{ii} = \begin{cases} 0, & \frac{|e_i|}{S_{LTS}} > 3 \\ 1, & \text{lainnya} \end{cases}$$



$$S_{LTS} = d_{h,n} \sqrt{\frac{1}{h} \sum_{i=1}^h e_{(i)}^2}$$

$$d_{h,n} = \frac{1}{\sqrt{1 - \frac{2n}{hc_{h,n}} f(z) \left(\frac{1}{c_{h,n}}\right)}}$$

$$c_{h,n} = \frac{1}{f(z)^{-1} \left(\frac{h+n}{2n}\right)}$$

Dengan  $f(z)$  merupakan fungsi kepadatan peluang distribusi normal standar,  $k$  merupakan banyaknya parameter pada model dan  $n$  merupakan banyaknya observasi.

## 2.6 Regresi Kuantil

Metode Regresi Kuantil merupakan suatu pendekatan dalam analisis regresi yang diperkenalkan pertama kali pada tahun 1978 oleh Roger Koenker dan Gilbert Basset. Regresi kuantil memodelkan nilai kuantil sebaran variabel respon pada nilai tertentu dari variabel prediktor (Koenker & Hallock, Quantile Regression, 2001). Metode ini merupakan pengembangan dari analisis regresi yang memberikan gambaran hubungan antara satu variabel prediktor dan kuantil tertentu pada variabel respon. Regresi kuantil meminimumkan galat mutlak terboboti dan menduga model dengan menggunakan fungsi kuantil bersyarat pada suatu sebaran data. Metode regresi kuantil tidak membutuhkan asumsi parametrik dan sangat bermanfaat untuk menganalisis bagian tertentu dari suatu sebaran bersyarat (Buhai, 2004).

Untuk setiap nilai  $\tau \in (0,1)$  maka persamaan model (Chen, Galvao, & Song, 2021):

$$y_i = x_i^T \boldsymbol{\beta}(\tau) + \varepsilon_i \quad (2.9)$$

$i = 1, \dots, n$  banyaknya observasi



= variabel respon

=  $(x_{1i}, \dots, x_{pi})$  adalah  $p$  –dimensi vektor variabel prediktor



$\beta(\tau)$  adalah vektor parameter  $k \times 1$

$\varepsilon_i$  adalah galat dengan  $\tau$  –kuantil bersyarat nol  $F_\tau^{-1}(\varepsilon_i|x_i) = 0$

Model standar untuk regresi kuantil (Chen, Galvao, & Song, 2021)

$$Q_\tau(y_i|x_i) = x_i^T \beta(\tau)$$

dimana  $Q_\tau(y_i|x_i)$  merupakan  $\tau$  –kuantil bersyarat dari  $y_i$  diberikan  $x_i$ . Secara umum,  $\beta$  bergantung dengan  $\tau$ . Dalam menduga kuantil ke- $\tau$ , regresi kuantil meminimumkan jumlah galat mutlak terboboti. Pada regresi linier  $E(y|x_i) = x_i' \beta$  sementara dalam regresi kuantil  $Q_\tau(y_i|x_i) = x_i' \beta_\tau$ .

Regresi OLS hanya memberikan solusi untuk masalah rata-rata sehingga Basset dan Koenker (1978) mengembangkan metode alternatif yaitu regresi kuantil. Regresi kuantil merupakan pengembangan dari regresi median. Jika  $\varepsilon_i$  adalah selisih antara nilai prediksi dengan nilai sebenarnya (galat), maka estimasi dengan OLS meminimumkan  $\sum_{i=1}^n \varepsilon_i^2$ . Sementara regresi median akan meminimumkan  $\sum_{i=1}^n |\varepsilon_i|$  atau dikenal sebagai metode *Least Absolute Deviation*.

Sebagai pengembangan dari regresi median, regresi kuantil meminimumkan  $\sum_{i=1}^n |\varepsilon_i|$  dengan memberi pembobot berbeda. Pada regresi median, galat diberikan bobot yang sama sementara pada regresi kuantil (selain kuantil ke 50%) galat diberikan bobot yang berbeda. Bobot yang digunakan yaitu  $\tau$  untuk galat yang lebih besar atau sama dengan nol (*underprediction*) dan  $1 - \tau$  untuk galat yang kurang dari nol (*overprediction*), dengan  $\tau$  adalah kuantil. Perkalian antara galat dengan pembobot tersebut kemudian disebut sebagai fungsi objektif, yaitu :

$$\rho_\tau(\varepsilon_i) = \sum_{i:\varepsilon_i \geq 0} \tau |\varepsilon_i| + \sum_{i:\varepsilon_i < 0} (1 - \tau) |\varepsilon_i| \quad (2.10)$$

Seperti pada metode OLS yang meminimumkan jumlah kuadrat galat untuk estimasi  $\beta$ , dengan metode LAD estimasi  $\beta$  dalam regresi kuantil pada persamaan (2.9) dilakukan dengan meminimumkan fungsi objektif.

Nilai  $\beta$  yang meminimumkan fungsi objektif pada persamaan (2.9) adalah dari regresi kuantil (Koenker, Chernozhukov, He, & Peng, 2018):

$$\hat{\beta} = \underset{\beta}{\operatorname{argmin}} \sum_{i=1}^n \rho_\tau(\varepsilon_i) = \underset{\beta}{\operatorname{argmin}} \sum_{i=1}^n \rho_\tau(y_i - x_i' \beta) \quad (2.11)$$



dimana  $\tau \in (0,1)$  dan  $\rho_\tau(\varepsilon)$  pada persamaan (2.11) didefinisikan sebagai:

$$\rho_\tau(\varepsilon) = \begin{cases} \tau\varepsilon & , \text{jika } \varepsilon \geq 0 \\ (1-\tau)\varepsilon & , \text{jika } \varepsilon < 0 \end{cases}$$

Solusi untuk regresi kuantil sebagaimana pada regresi median dapat diperoleh dengan menggunakan metode numerik.

## 2.7 Regularisasi

Regularisasi mengacu pada proses penambahan penalti kedalam persamaan regresi. Penalti yang umum digunakan yaitu penalti  $L_1$  dan  $L_2$ . Dimana penalti  $L_1$  berupa nilai jumlahan absolut parameter dan penalti  $L_2$  berupa nilai jumlahan kuadrat parameter. Dengan adanya penambahan penalti tersebut, terjadi penyusutan koefisien pada regresi. Besarnya penyusutan dikontrol oleh parameter  $\lambda$ . Semakin besar nilai  $\lambda$  maka semakin besar penyusutan koefisien yang terjadi hingga mendekati nol (Cahyani, 2016).

### 2.7.1 Regularisasi LASSO

*Least Absolute Shrinkage and Selection Operator* (LASSO) adalah salah satu metode regularisasi dengan menggunakan penalti  $L_1$  yang diperkenalkan oleh Tibshirani (1996). Estimasi koefisien pada regresi dengan LASSO didefinisikan sebagai berikut (Cahyani, 2016) :

$$\hat{\beta} = \underset{\beta}{\operatorname{argmin}} \left[ \sum_{i=1}^n (y_i - \beta_0 - \mathbf{x}_i' \beta)^2 + \lambda \sum_{j=1}^p |\beta_j| \right]$$

Penalti  $\sum_{j=1}^p |\beta_j|$  pada LASSO menyebabkan persamaan tersebut nonlinier dalam  $y$ , sehingga tidak dapat diperoleh solusi secara tertutup.

### 2.7.2 Regularisasi Ridge

Regularisasi ridge (gulud) merupakan salah satu metode regularisasi yang akan penalti  $L_2$ , diperkenalkan oleh Arthur E. Hoerl dan Robert W. pada tahun 1970. Estimasi koefisien regresi ridge dilakukan dengan akan penalti ridge sebagai berikut (Cahyani, 2016) :



$$\sum_{j=1}^p \beta_j^2 \leq k$$

pada minimasi jumlah kuadrat galat regresi linier. Estimasi koefisien dapat dituliskan menjadi:

$$\hat{\beta} = \underset{\beta}{\operatorname{argmin}} \left[ \sum_{i=1}^n (y_i - \beta_0 - x'_i \beta)^2 + \lambda \sum_{j=1}^p \beta_j^2 \right]$$

dengan  $n$  adalah banyaknya pengamatan dan  $p$  adalah banyaknya variabel prediktor.

### 2.7.3 Regularisasi *Elastic-Net*

*Elastic-net* merupakan penggabungan penalti  $L_1$  dan  $L_2$ . Zou dan Hastie (2005) memperkenalkan penalti *elastic-net* sebagai berikut (Cahyani, 2016):

$$\hat{\beta} = \underset{\beta}{\operatorname{argmin}} \left[ \sum_{i=1}^n (y_i - \beta_0 - x'_i \beta)^2 + \lambda \alpha \sum_{j=1}^p |\beta_j| + \lambda(1 - \alpha) \sum_{j=1}^p \beta_j^2 \right]$$

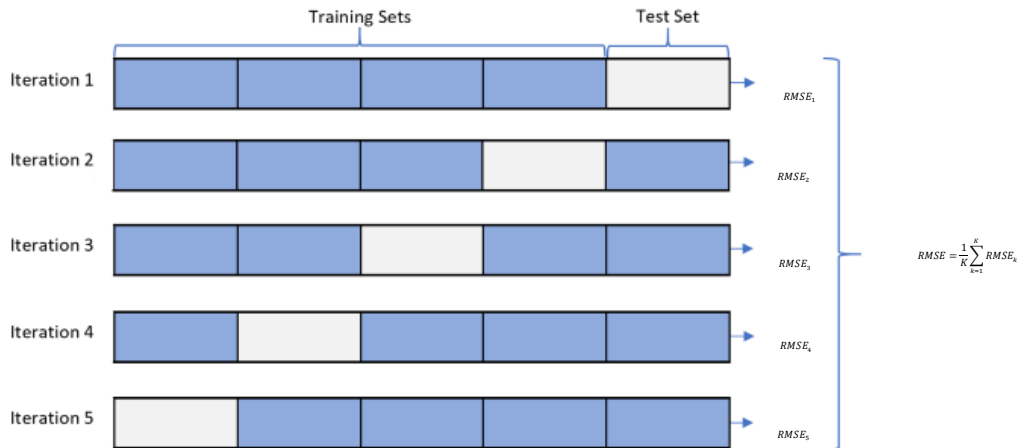
Jika  $\alpha = 0$ , maka *elastic-net* menjadi penalti ridge dan jika  $\alpha = 1$  maka *elastic-net* menjadi penalti LASSO. Pada regularisasi *elastic-net* terdapat penyusutan koefisien bersama dari variabel-variabel prediktor yang berkorelasi seperti ridge dan seleksi variabel seperti LASSO (Cahyani, 2016).

### 2.8 *K-Fold Cross-Validation*

Validasi silang (*cross validation* – CV) adalah salah satu metode yang dapat digunakan untuk memperoleh nilai parameter dari metode regularisasi. Data akan dibagi menjadi dua kelompok yaitu data training untuk pemodelan dan data testing untuk validasi. Pengelompokan data training dan data testing dilakukan secara acak, dan setiap pengamatan memiliki peluang yang sama menjadi data testing.



*k-fold cross-validation* adalah bentuk umum dari CV. Pada *k-fold cross-validation* data dibagi menjadi  $k$  bagian dengan ukuran sama. Cahyani (2016), nilai  $k$  yang digunakan adalah 5 atau 10.



**Gambar 2.1** 5-fold cross validation

Pemodelan pertama dilakukan dengan bagian pertama digunakan untuk validasi dan  $(k - 1)$  bagian selanjutnya digunakan untuk pemodelan. Dari pemodelan tersebut diperoleh dugaan koefisien model dan galat yang dihitung dari data validasi. Selanjutnya pemodelan kedua dilakukan dengan bagian data kedua untuk validasi dan  $(k - 1)$  bagian lainnya digunakan untuk pemodelan. Hal yang sama terus dilakukan hingga  $(k - 1)$  bagian awal dari data digunakan untuk pemodelan dan bagian terakhir digunakan untuk validasi. Nilai RMSE dapat diperoleh dengan rumus berikut:

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2$$

Keterangan:

$n$  : banyaknya observasi

$y_i$  : data aktual

$\hat{y}_i$  : nilai prediksi dari variabel respon

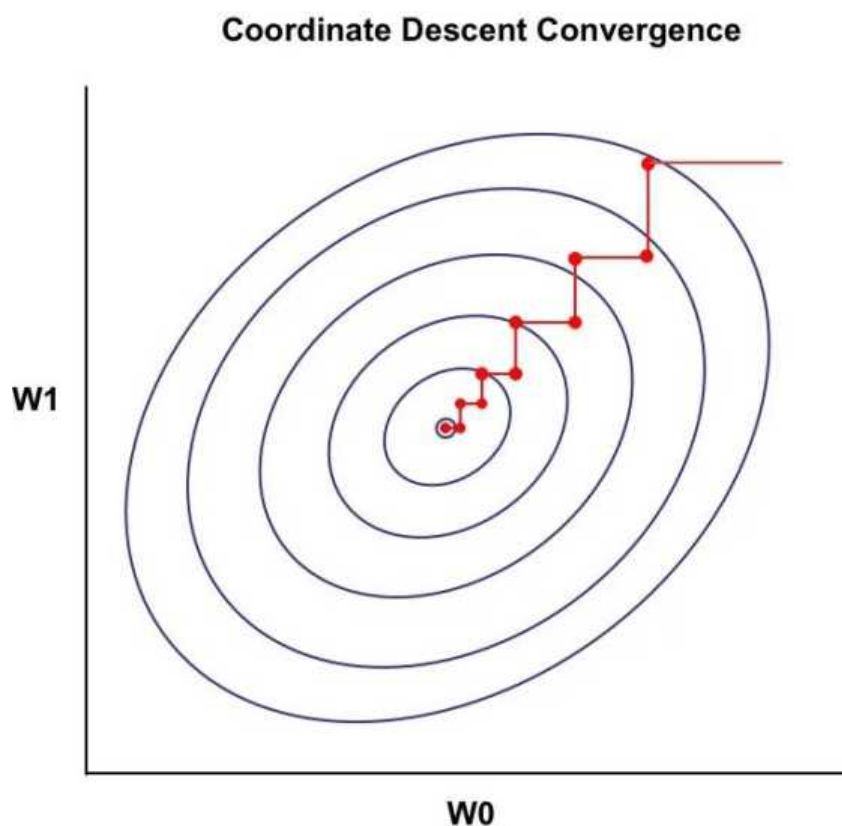
## 2.9 Algoritma *Coordinate Descent*

Coordinate Descent (CD) merupakan algoritma pemecahan masalah pengoptimalan dengan secara berturut-turut melakukan perkiraan minimalisasi di  $g$  arah koordinat (Bari dkk., 2020). CD telah digunakan dalam aplikasi bertahun-tahun dan banyak digunakan di bidang penelitian seperti analisis pembelajaran mesin dan sebagainya. Algoritma CD adalah metode iteratif di tiap iterasi diperoleh dengan memperbaiki sebagian besar komponen



vektor variabel  $x$  pada nilai tertentu dari iterasi saat ini, dan kira-kira meminimalkan tujuan sehubungan dengan komponen yang tersisa.

Tujuan dari CD adalah meminimalkan suatu fungsi  $\min_w f(\omega)$  dimana  $f(\omega) = f(\omega_0, \omega_1, \dots, \omega_p)$  untuk semua nilai  $\omega_j$ . Optimasi dilakukan dengan meminimalkan satu koordinat vektor  $\omega$  pada satu waktu dan menjaga koordinat lainnya tetap. Misalnya digunakan dua prediktor  $X = (X_0, X_1)$ , maka untuk meminimalkan  $\omega_0$  dengan menjaga  $\omega_1$  tetap dan sebaliknya. Jika divisualisasikan akan terlihat jalur tangga karena hanya memperbarui satu koordinat  $\omega$  pada satu waktu.



**Gambar 2.2** Visualisasi Algoritma *Coordinate Descent*

## 2.10 Return Saham



am dapat didefinisikan sebagai tanda penyertaan modal seseorang atau (dan usaha) dalam suatu perusahaan atau perseroan terbatas. Dengan (kan modal tersebut, maka pihak tersebut memiliki klaim atas pendapatan

perusahaan, klaim atas asset perusahaan, dan berhak hadir dalam Rapat Umum Pemegang Saham (RUPS).

*Return* saham merupakan tingkat pengembalian atau tingkat keuntungan yang diterima oleh investor dari hasil investasi yang dilakukannya. Setiap orang yang melakukan investasi pasti mengharapkan keuntungan. Tanpa adanya keuntungan dari hasil investasi, investor tidak akan berinvestasi. *Return* saham bisa dihitung menggunakan rumus sebagai berikut:

$$R_{it} = \left[ \frac{P_t - P_{t-1}}{P_{t-1}} \right] \times 100\%$$

Keterangan :

$R_{it}$  = *Return* saham

$P_t$  = Harga saham sekarang

$P_{t-1}$  = Harga saham periode lalu

*Return* saham biasanya bisa berupa positif dan bisa juga negatif. Jika *return* saham yang dimaksud positif itu artinya investor mendapatkan keuntungan atau mendapatkan *Capital Gain*, sedangkan jika *return* suatu emiten itu negatif maka investor bisa dikatakan rugi atau mendapatkan *Capital Lost*. Dalam dunia pasar saham, biasanya seorang investor akan melakukan investasi dengan membeli saham yang ia yakini betul dengan segala risikonya.

Secara umum ada beberapa faktor yang memengaruhi naik turun harga saham suatu perusahaan yang menyebabkan pula naik turunnya *return* saham. Faktor-faktor tersebut diklasifikasikan menjadi faktor internal dan faktor eksternal. Faktor internal adalah faktor yang timbul dari dalam perusahaan. Sementara faktor eksternal adalah faktor yang bersumber dari luar perusahaan (Samsul & Maulana, 2015). Faktor eksternal antara lain tingkat bunga umum domestik, tingkat inflasi, peraturan perpajakan, kebijakan pemerintah, kurs valuta asing, tingkat bunga pinjaman luar negeri, ekonomi internasional, siklus ekonomi, paham ekonomi, dan peredaran uang. Perubahan dalam faktor eksternal akan mempengaruhi kinerja

dan walaupun tidak seketika, tetapi secara perlahan dalam jangka panjang. Sedangkan faktor internal yang mempunyai pengaruh terhadap *return*





saham berada di dalam perusahaan itu sendiri yang tercermin dari laporan keuangan yang secara rutin diterbitkan oleh emiten (Samsul & Maulana, 2015).

Menurut Irham Fahmi (2020) laporan keuangan merupakan suatu informasi yang menggambarkan kondisi suatu perusahaan, yang selanjutnya akan menjadi suatu informasi yang menggambarkan tentang kinerja suatu perusahaan. Salah satu teknik dalam analisis laporan keuangan adalah analisis rasio keuangan. analisis rasio keuangan berguna untuk menentukan kesehatan atau kinerja keuangan perusahaan baik pada saat sekarang maupun di masa mendatang sehingga sebagai alat untuk menilai posisi keuangan perusahaan dengan suatu periode tertentu. Dalam penelitian ini penulis menggunakan beberapa metric dalam laporan keuangan sebagai faktor mikroekonomi yang mempengaruhi return saham. Diantaranya, yaitu :

#### **a. Price Earnings Ratio**

Price Earnings Ratio (PER) mencerminkan perbandingan antara harga pasar dengan pendapatan per lembar saham (Murhadi, 2015). PER berguna untuk menunjukkan jumlah seberapa besar investor bersedia membayar per unit dari earnings pada income statement (Muhammad & Scrimgeour, 2014). PER menunjukkan perbandingan antara harga saham di pasar atau harga perdana yang ditawarkan dibandingkan dengan pendapatan yang diterima, dimana semakin tinggi PER menunjukkan ekspektasi investor yang semakin tinggi tentang prestasi perusahaan di masa yang akan datang (Harahap, 2015).

$$PER = \frac{\text{Harga Saham}}{\text{Laba per Saham}}$$

#### **b. Price to Book Value**

Rasio harga saham terhadap nilai buku perusahaan (price to book value) menunjukkan tingkat kemampuan perusahaan menciptakan nilai relatif terhadap jumlah modal yang diinvestasikan. Price to book value (PBV) yang tinggi mencerminkan harga saham yang tinggi dibandingkan nilai buku per lembar saham. Semakin tinggi harga saham, semakin berhasil perusahaan menciptakan i pemegang saham (Murhadi, 2015).



$$PBV = \frac{\text{Harga Saham}}{\text{Nilai Buku per Saham}}$$

### c. Return on Asset

Return on Asset (ROA) merupakan ukuran efektivitas perusahaan dalam memanfaatkan seluruh sumber dayanya (Yap & Firanti, 2019). Semakin tinggi nilai ROA perusahaan maka semakin baik pula perusahaan dari segi penggunaan asetnya untuk menghasilkan keuntungan yang maksimal sehingga dapat mengidentifikasi bahwa perusahaan mampu memberikan Return Saham yang lebih tinggi bagi investor. Dari pernyataan tersebut dapat disimpulkan bahwa, ROA berpengaruh terhadap Return Saham.

$$ROA = \frac{\text{Laba Bersih}}{\text{Total Aset}}$$

### d. Net Profit Margin

Net profit margin (NPM) termasuk kedalam rasio profitabilitas. Rasio profitabilitas merupakan hasil akhir bersih dari berbagai kebijakan dan keputusan yang dibuat manajemen tentang efektivitas perusahaan (Yap & Firanti, 2019). Siegel dan Shim (2000) dalam (Fahmi, 2020) menyatakan bahwa margin laba bersih menunjukkan kestabilan kesatuan untuk menghasilkan perolehan pada tingkat penjualan khusus dan margin laba bersih dapat menilai efisiensi operasi dan strategi penetapan harga serta status persaingan perusahaan dengan perusahaan lain dalam industri tersebut serta norma industri sebuah perusahaan pada tahun-tahun sebelumnya. NPM yang semakin baik menunjukkan bahwa perusahaan memiliki efisiensi operasi dan strategi penetapan harga yang semakin baik sehingga investor berharap perusahaan mampu memberikan Return Saham.

$$NPM = \frac{\text{Laba Bersih}}{\text{Total Pendapatan}}$$

### e. Debt to Equity Ratio

Debt to Equity Ratio (DER) adalah rasio yang membandingkan jumlah utang berbunga terhadap ekuitas. DER menunjukkan sejauh mana ekuitas dapat memenuhi kewajiban perusahaan kepada kreditur ketika likuidasi. Porsi utang yang lebih tinggi terhadap ekuitas mengindikasikan bahwa perusahaan agresif erutang. Hal ini seringkali mengakibatkan laba menjadi volatile. Angka yang tinggi juga mengindikasikan bahwa perusahaan memiliki risiko yang dihadapi likuiditas perusahaannya.



$$DER = \frac{\text{Total Utang}}{\text{Total Ekuitas}}$$

**f. Debt to Asset Rasio**

Debt to Assets Ratio (DAR), menurut Fahmi (2020) Rasio yang melihat perbandingan utang perusahaan, yaitu diperoleh dari perbandingan total utang dibagi total aset. Sehingga dapat disimpulkan bahwa rasio ini mengukur presentase besarnya dana yang berasal dari hutang baik jangka pendek maupun jangka panjang. Kreditur lebih menyukai Total Debt to total Assets Ratio atau Debt Ratio yang rendah sebab tingkat keamanannya semakin baik.

$$DER = \frac{\text{Total Utang}}{\text{Total Aset}}$$

**g. Current Ratio**

Current ratio merupakan rasio yang menggambarkan kemampuan suatu perusahaan untuk memenuhi kewajiban jangka pendeknya yang telah jatuh tempo, dimana current ratio membandingkan antara aktiva lancar dengan kewajiban lancar untuk memperlihatkan keamanan klaim bagi kreditur, apabila terjadi kesalahan (Farkhan dan Ika 2013). Semakin tinggi current ratio suatu perusahaan, menandakan bahwa perusahaan tersebut mampu dalam memenuhi kewajiban jangka pendeknya, termasuk di dalamnya kewajiban untuk membayar hutang dividen kas, sehingga hal tersebut dapat menarik minat para calon investor untuk menanamkan modalnya.

$$CR = \frac{\text{Total Aset Lancar}}{\text{Semua Kewajiban Lancar}}$$

**h. Total Asset Turnover**

Pongrangga et al. (2015) menyatakan bahwa total asset turnover adalah rasio yang bertujuan untuk menggambarkan besarnya efektivitas manajemen perusahaan dalam menggunakan asetnya untuk menghasilkan pendapatan. Total asset turnover merupakan rasio yang mengukur tingkat efisiensi perusahaan dalam penggunaan seluruh aset yang akan berdampak pada penjualan (Bisara danah, 2015). Total asset turnover menggambarkan kemampuan perusahaan dalam menghasilkan penjualan dari total aktiva yang dimiliki. Semakin tinggi total asset turnover yang dihasilkan oleh perusahaan maka akan meningkatkan pendapatan perusahaan. Meningkatnya pendapatan perusahaan



akan meningkatkan profit, lalu akan memberikan reaksi para investor, dan akan mempengaruhi return.

$$TAT = \frac{\text{Penjualan}}{\text{Total Aktiva}}$$

#### **i. Receivables Turnover**

Receivables Turnover merupakan rasio yang digunakan untuk mengukur efisiensi pengelolaan piutang suatu perusahaan. Semakin besar nilai Receivables Turnover menunjukkan bahwa semakin efektif pula manajemen dalam mengelola piutang perusahaan. Sebaliknya, semakin kecil nilainya menunjukkan bahwa manajemen kurang efektif dalam mengelola piutang perusahaan. Receivables Turnover dinyatakan dalam kali dan dapat dihitung menggunakan formula:

$$RTO = \frac{\text{Penjualan}}{\text{Piutang Rata - Rata}}$$

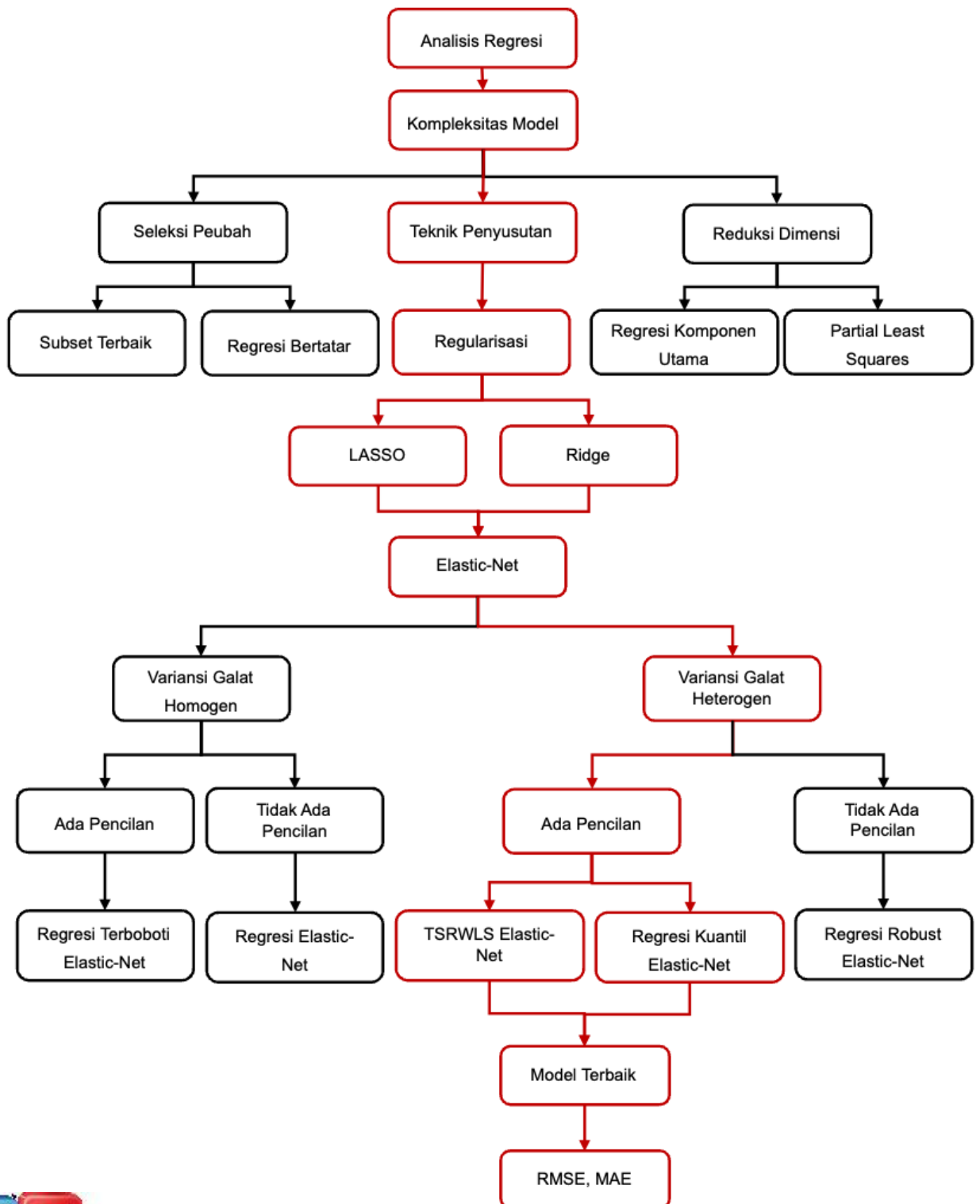
#### **j. Firm Size**

Firm Size adalah cerminan besar kecilnya perusahaan yang berhubungan dengan peluang dan kemampuan untuk masuk ke pasar modal dan jenis pembiayaan eksternal lainnya yang menunjukkan kemampuan meminjam perusahaan (Yap & Firanti, 2019). Menurut Sartono (2010) dalam (Yap & Firanti, 2019) menyatakan bahwa perusahaan yang besar dan sudah wellestablished akan lebih mudah memperoleh modal di pasar modal dibanding dengan perusahaan kecil. Hal ini menunjukkan bahwa Investor akan lebih meyakini perusahaan yang berukuran besar untuk menanamkan kelebihan dananya sehingga semakin banyak investor yang tertarik membeli saham perusahaan besar maka harga saham akan meningkat dan mempengaruhi Return Saham.

$$FS = \ln(\text{Total Aset})$$



## 2.11 Kerangka Konseptual



Gambar 2.3 Kerangka Konseptual

