
Pemodelan Tindak Pidana Kriminalitas di Kota Tangerang Menggunakan Metode Regresi Lasso

Diah Restu Ningsih¹, Putroue Keumala Intan², Dian Yulianti^{3*}

¹ Mahasiswa Prodi Matematika, Fakultas Sains dan Teknologi, UIN Sunan Ampel

^{2,3} Dosen Prodi Matematika, Fakultas Sains dan Teknologi, UIN Sunan Ampel

* Corresponding author, email: diahrestu2429a@gmail.com

Abstract

Criminal acts are one indicator of social welfare for a sense of security. The higher the reporting of criminal cases by the public, it indicates that the level of security in the area is getting worse. Crime acts in Tangerang City can be influenced by several factors, namely the poverty factor, the population factor and the population growth rate factor. If the rate of population growth experiences rapid growth, the population will increase and it is undeniable that poverty will increase in the city of Tangerang. This can trigger criminal acts to meet unsatisfied needs. The purpose of this study is to determine the variables that influence criminal acts in Tangerang City and to overcome the variables that occur multicollinearity. It can be concluded that all variables influence crime and the LASSO (Least Absolute Shrinkage And Selection Operator) regression can simplify the model and indirectly overcome the problem of multicollinearity in this study. So that the government can make more efforts to overcome the population and poverty problems that occur and the police to increase security in the City of Tangerang in order to create even better security and minimize crime.

Keywords: criminality, crime, lasso regression.

Abstrak

Tindak kriminalitas merupakan salah satu indikator kesejahteraan masyarakat akan rasa aman. Semakin tinggi pelaporan kasus tindak pidana kriminalitas oleh masyarakat menunjukkan bahwa tingkat keamanan di wilayah tersebut semakin buruk. Tindak kriminalitas di Kota Tangerang dapat dipengaruhi oleh beberapa faktor, yaitu faktor kemiskinan, faktor jumlah penduduk dan faktor laju pertumbuhan penduduk. Bila laju pertumbuhan penduduk mengalami pertumbuhan yang begitu pesat maka akan bertambahnya jumlah penduduk dan dapat dipungkiri akan bertambahnya kemiskinan di Kota Tangerang. Hal ini dapat memicu aksi Kriminalitas untuk memenuhi kebutuhan yang kurang tercukupi. Tujuan penelitian ini yaitu untuk menentukan variabel-variabel yang berpengaruh terhadap tindak pidana kriminalitas di Kota Tangerang dan mengatasi variabel yang terjadi multikolinearitas. Dapat disimpulkan seluruh variabel berpengaruh terhadap tindak pidana kriminalitas dan regresi LASSO (Least Absolute Shrinkage And Selection Operator) dapat menyederhanakan model dan secara tidak langsung dapat mengatasi masalah multikolinearitas dalam penelitian ini. Sehingga pemerintah dapat berusaha lebih untuk mengatasi jumlah penduduk dan masalah kemiskinan yang terjadi serta pihak kepolisian lebih meningkatkan keamanan di Kota Tangerang demi menciptakan keamanan yang lebih baik lagi dan meminimalisirkan tindak kriminalitas.

Kata Kunci: kriminalitas, tindak pidana, regresi lasso.

1. Pendahuluan

Kriminalitas menurut harfiah yaitu berasal dari kata *crimen* yang memiliki arti kejahatan, tindak kriminal, dan dapat diartikan suatu tindakan kejahatan, sehingga merupakan tindakan yang bersifat negatif atau tidak baik. Tindakan ini dapat merugikan banyak pihak dan pelakunya disebut sebagai seorang kriminal. Secara sederhana, kriminalitas ialah setiap tindakan atau sesuatu perbuatan yang dapat dilakukan secara individu, kelompok atau komunitas yang melanggar hukum atau disebut suatu tindak kejahatan yang mengganggu keseimbangan atau stabilitas sosial di dalam masyarakat. Kriminalitas merupakan kejahatan yang dapat saja dilakukan oleh perempuan ataupun laki-laki. Kejahatan bukanlah keturunan atau bawaan, tetapi tindakan antisosial yang dapat dilakukan secara sadar maupun secara tidak sadar yang merugikan orang lain. Tidak stabilnya ekonomi, jumlah kemiskinan, jumlah pengangguran dan kesenjangan sosial ialah merupakan faktor yang sering menimbulkan terjadinya kriminalitas [1].

Faktor-faktor penyebab kriminalitas dapat diawali adanya jumlah penduduk yang sangat padat dan tidak diimbangi dengan adanya lapangan pekerjaan sehingga banyak penduduk yang mengalami pengangguran sehingga terjadilah suatu krisis ekonomi. Jumlah penduduk yang sudah padat kemudian adanya pertumbuhan laju penduduk yang tidak seimbang ataupun secara berlebihan dapat memperkuat faktor penyebab krisis ekonomi yang mengakibatkan timbulnya kemiskinan. Tindakan kriminalitas dapat terjadinya karena masyarakat tidak mampu untuk meningkatkan kesejahteraannya. Oleh karena itu, timbulah keinginan masyarakat untuk mencari cara instan yaitu melakukan tindakan kejahatan dengan maksud mampu meningkatkan kesejahteraan dirinya. Seorang filsuf yang bernama Cicero berkata “*Ubi Socitas, Ibi Lus, Ibi Crime*” yang memiliki arti dimana ada masyarakat, maka dipastikan adanya hukum dan ada pula kejahatan [2].

Kota Tangerang menetapkan proses tindak pidana bagi para pelaku tindak kejahatan kriminalitas. Para pelaku tindak kriminalitas yang terjaring operasi akan dibawa beserta barang bukti ke tempat persidangan di Pusat Pemerintah Kota Tangerang untuk menjalani persidangan, setelah melakukan proses pengamatan dalam persidangan, tim Polres Kota Tangerang akan mengamankan pelaku beserta barang bukti yang ada, hingga akhirnya menunggu keputusan sah atau tidaknya untuk dilakukannya sanksi pidana oleh pelaku. Pada dasarnya hukum tindak pidana memanglah mengarah kepada pengaturan tentang masalah kejahatan yang banyak terjadi di tengah masyarakat. Adanya hukum tindak pidana untuk para pelaku tindak pidana agar masyarakat terhindar dari kejahatan dan membuat efek jera bagi para pelakunya sehingga dapat meminimalisirkan terjadinya tindakan kriminalitas.

Umumnya faktor-faktor yang dapat mempengaruhi tindak pidana kriminalitas sangat saling berkaitan, hal ini dapat menyebabkan terjadinya suatu multikolinearitas diantara variabel-variabel independen. Maka penelitian ini dapat menggunakan metode regresi

Least Absolute Shrinkage and Selection Operator (LASSO) dengan studi kasus tindak pidana kriminalitas di Kota Tangerang. Metode regresi LASSO sangat cocok bila diterapkan pada data yang mengandung multikolinieritas. Data yang akan digunakan dalam penelitian ini sangat rentan terhadap masalah multikolinieritas karena satu variabel dengan variabel lainnya memiliki keterkaitannya [3]. Metode LASSO merupakan metode penyusutan yang dapat melakukan pendugaan koefisien regresi dengan cara meminimkan jumlah kuadrat galat dengan suatu kendala $\sum_{j=1}^k |\beta_j| \leq s$, dengan s adalah parameter tuning yang dapat mengontrol besarnya penyusutan. Karena keterbatasan ini, LASSO mengurangi jumlah koefisien menjadi ke arah nol atau bahkan nol untuk seleksi variabel prediktor. Dengan demikian, dapat menghasilkan model dengan metode LASSO menjadi lebih sederhana dan terhindar dari multikolinieritas[4].

Beberapa penelitian sebelumnya yang terkait dengan tindak kriminalitas yaitu, pengaruh kepadatan penduduk terhadap tindak kriminalitas yang menghasilkan bahwa, pengaruh kepadatan penduduk memberikan pengaruh yang signifikan terhadap tindak kriminalitas[5]. Selanjutnya, penelitian tentang pengaruh kemiskinan terhadap tingkat kriminalitas menghasilkan bahwa terdapat pengaruh yang signifikan antara kemiskinan dan tindak kriminalitas[6]. Perbedaan penelitian ini dengan penelitian sebelumnya yaitu dalam penelitian ini menggunakan tiga variabel yang signifikan terhadap tindak kriminalitas, sedangkan penelitian terdahulu hanya menggunakan satu variabel yang signifikan.

Berdasarkan pemaparan diatas, dapat dicermati bahwa jumlah penduduk, laju pertumbuhan penduduk serta banyak nya persoalan kemiskinan berpengaruh terhadap tingkat jumlah pidana kriminalitas di Kota Tangerang. Sehingga penulis tertarik untuk melakukan suatu penelitian lebih lanjut dengan dituangkan dalam jurnal dan menggunakan metode yang tepat dalam variabel yang digunakan dalam penelitian yaitu metode regresi LASSO dengan judul jurnal “Pemodelan Tindak Pidana Kriminalitas di Kota Tangerang menggunakan metode Regresi Lasso”.

2. Material

2.1 Jumlah Penduduk

Lembaga BPS menjabarkan Penduduk merupakan semua orang yang tinggal di suatu wilayah geografis suatu negara dengan waktu selama 6 bulan atau lebih dan orang yang tinggal di wilayah kurang dari 6 bulan tetapi memiliki tujuan untuk ingin menetap [7]. Sedangkan Said mengatakan, yang dimaksud penduduk ialah jumlah orang yang sedang mendiami suatu wilayah pada waktu tertentu yang merupakan hasil dari proses demografi yaitu fertilitas, mortalitas, dan migrasi.

Dari kedua pendapat tersebut sehingga dapat disimpulkan bahwa penduduk adalah sekelompok orang yang mendiami suatu wilayah tertentu, yang sewaktu-waktu dapat berubah melalui adanya suatu proses kelahiran, kematian dan proses migrasi dari satu wilayah ke wilayah lain [8]. Berdasarkan data yang didapatkan dari Badan Pusat Statistika

(BPS), penduduk di Kota Tangerang berjumlah 1,7 juta jiwa yang berada dalam 13 kecamatan.

2.2 Jumlah Pertumbuhan Penduduk

Laju Pertumbuhan penduduk adalah angka yang menunjukkan kecepatan pertumbuhan penduduk setiap kurun waktu tertentu dalam bentuk angka. Pertumbuhan penduduk mengacu pada keseimbangan antara faktor-faktor demografis yang mempengaruhi baik penurunan maupun peningkatan perubahan jumlah penduduk pada suatu wilayah[9]. Pertumbuhan penduduk dipengaruhi oleh adanya empat komponen yaitu kelahiran, kematian, migrasi masuk dan migrasi keluar. Laju pertumbuhan penduduk dapat diasumsikan mengikuti deret geometri, maka dari itu pertumbuhan penduduk dihitung secara sistematis dengan rumus sebagai berikut [10]:

$$r = \left(\frac{Pt}{Po} \right)^{\frac{1}{n}} - 1$$

Keterangan :

- r = tingkat laju pertumbuhan penduduk
- Pt = jumlah penduduk pada akhir periode
- Po = jumlah penduduk awal periode
- n = jumlah tahun dalam periode tersebut

2.3 Jumlah Kemiskinan

Seseorang dianggap miskin atau hidup dalam kemiskinan jika pendapatan atau ketersediaan barang dan jasa rata-rata relatif rendah dibandingkan dengan orang lain dalam perekonomian. Secara absolut, seseorang dianggap miskin jika pendapatan atau taraf hidupnya pasti di bawah taraf hidup. Ukuran subsistensi tersebut dapat diperoleh melalui garis kemiskinan. Jumlah penduduk miskin di Kota Tangerang yaitu 250 ribu jiwa. Maka dari itu perlu adanya penanganan khusus untuk meminimalisirkan.

Untuk mengukur kemiskinan, Indonesia menggunakan pendekatan kebutuhan dasar melalui BPS yang dapat diukur dengan jumlah atau indeks penduduk yaitu, jumlah persentase penduduk miskin di bawah garis kemiskinan. Menurut Badan Pusat Statistika (BPS) ada beberapa indikator kemiskinan. sebagai berikut [11]:

1. Ketidakmampuan untuk memenuhi kebutuhan dasar (sandang, pangan dan papan).
2. Kurangnya kebutuhan dasar hidup lainnya (kesehatan, pendidikan, sanitasi, air bersih dan transportasi).
3. Tidak ada jaminan masa depan.
4. Sumber daya manusia yang buruk dan terbatas sumber daya alam.
5. Kurangnya apresiasi terhadap kegiatan sosial.
6. Tidak ada akses terhadap pekerjaan dan mata pencaharian yang berkelanjutan.

2.4 Tindak Kriminalitas

Pidana merupakan perbuatan yang dilarang oleh suatu aturan hukum larangan dan disertai dengan ancaman atau hukuman yang berupa pidana tertentu bagi siapa saja yang melanggar larangan tersebut. Unsur yang terkandung dalam suatu tindak pidana yaitu terdiri dari:

- a. Unsur melawan suatu hukum.
- b. Unsur merugikan masyarakat sekitar.
- c. Dilarang oleh aturan hukum tindak pidana.
- d. Pelakunya dapat diancam tindak pidana.

Berdasarkan uraian di atas dapat disimpulkan bahwa penjabaran unsur tindak pidana dilakukan untuk menjerat seseorang yang melakukan tindak pidana kriminalitas. Pelaku tindak pidana hanya dapat dipidana karena telah melakukan suatu tindak pidana apabila jelas telah memenuhi unsur-unsur didalamnya yaitu unsur perbuatan, unsur melawan hukum, unsur kesalahan, dan bisa di pertanggung jawabkan [12].

Tindak pidana kriminalitas merupakan salah satu tindak pidana kejahatan yang paling banyak terjadi sehingga memprihatinkan masyarakat, dimana tindak pidana tersebut terjadi hampir di seluruh wilayah Indonesia termasuk di kota Tangerang. Namun dengan kerjasama pihak terkait serta upaya dari penyidik, kejaksaan dan masyarakat itu sendiri dapat menurunkan statistik tindak pidana kriminalitas di kota Tangerang. Pencegahan atau tindakan kepolisian yaitu melakukan penyidikan yang meliputi penangkapan, penyidikan, penahanan sementara, penyitaan barang bukti, dan penyerahan bahan perkara yang mencurigakan ke kejaksaan dan selanjutnya dilimpahkan ke pengadilan, yang akan diproses sembari menunggu putusan pengadilan[13]. Kendala dalam menanggulangi kejahatan salah satunya termasuk kurangnya kesadaran perihal dampak kejahatan pada diri sendiri dan korban, sifat mementingkan diri sendiri yang berlebihan serta menyepelkan ketetapan hukum yang berlaku di Indonesia.

2.5 Least Absolute Shrinkage and Selection Operator (LASSO)

Regresi LASSO diperkenalkan oleh Robert Tibshirani. Seperti namanya, regresi LASSO merupakan metode regresi berganda yang dapat digunakan untuk shrinkage, yaitu menyusutkan koefisien estimasi menjadi mendekati angka nol, dan selection operator yang memilih variabel-variabel independen untuk menghasilkan sebuah model dengan variabel yang terbaik. Selain itu, regresi LASSO dapat dipergunakan untuk data yang kontinu dan membutuhkan variabel independen yang memiliki distribusi normal baku [4].

Least absolute shrinkage and selection operator mengecilkan koefisien regresi (β_k) menjadi nol atau mendekati nol jika berkorelasi sehingga menghasilkan estimator dengan varian yang lebih rendah serta model akhir yang lebih representatif. Estimasi parameter untuk metode LASSO adalah sebagai berikut:

$$\hat{\beta}^{lasso} = \sum_{i=1}^N \left(y_i - \hat{\beta}_0 - \sum_{k=1}^p x_{ik} \hat{\beta}_k \right)^2 + \lambda \sum_{k=1}^p |\hat{\beta}_k|$$

Dengan penjelasan, dimana y_i menyatakan sebagai variabel dependen pengamatan ke- i , $\hat{\beta}_0$ merupakan konstanta, $\hat{\beta}_k$ merupakan koefisien dari variabel independen ke- k , x_{ik} merupakan variabel independen, N menyatakan banyaknya observasi dan p merupakan banyaknya variabel independen dalam suatu model [14].

2.6 Ordinary Least Square (OLS)

OLS dapat digunakan sebagai penduga koefisien regresi dengan cara meminimalkan jumlah kuadrat galat. Penaksir OLS dari β diperoleh menggunakan [15]:

$$\hat{Y} = \hat{\beta}_0 + \hat{\beta}_1 x_{1i} + \hat{\beta}_2 x_{2i} + \hat{\beta}_3 x_{3i} + \dots + \hat{\beta}_k x_{ki} + e_i$$

yang dapat ditulis dengan singkat dalam suatu notasi matriks sebagai berikut:

$$Y = X\hat{\beta} + e \tag{1}$$

Keterangan:

Y = vektor $n \times 1$ pengamatan pada variabel respon.

X = matriks $n \times k$ yang memberikan n pengamatan atas k -variabel prediktor.

β = suatu vektor kolom k -unsur dari penaksiran OLS koefisien regresi.

e = vektor kolom $N \times 1$ dari N residual.

Dari persamaan 1, didapatkan

$$e = Y - X\hat{\beta}$$

Oleh karena itu maka,

$$\begin{aligned} e^T e &= (Y - X\hat{\beta})^T (Y - X\hat{\beta}) \\ &= Y^T Y - 2\hat{\beta}^T X^T Y + \hat{\beta}^T \hat{\beta} X^T X \hat{\beta} \end{aligned} \tag{2}$$

Dari persamaan 2 dapat diturunkan $e^T e$ terhadap $\hat{\beta}$ yaitu:

$$\frac{\delta e^T e}{\delta \hat{\beta}} = \frac{\delta (Y^T Y - 2\hat{\beta}^T X^T Y + \hat{\beta}^T X^T X \hat{\beta})}{\delta \hat{\beta}}$$

Sehingga diperoleh

$$\hat{\beta} = (X^T X)^{-1} X^T Y$$

2.7 Least Angle Regression (LAR)

LAR (Least Angle Regression) adalah suatu metode regresi dengan algoritmanya dapat dimodifikasi menjadi algoritma perhitungan komputasi untuk metode LASSO. Mengubah LAR untuk LASSO dapat menghasilkan efisiensi algoritme dalam

memperkirakan koefisien LASSO dengan perhitungan komputasi yang lebih cepat daripada pemrograman kuadrat [14].

Algoritma Least Angle Regression (LAR) adalah sebagai berikut [16].

1. Standarisasikan variabel independen agar memiliki nilai tengah nol dan varians satu. Mulailah dengan residual.
2. Temukan variabel independen x_j yang paling berkorelasi dengan r .
3. Ubah nilai dari 0 menjadi koefisien kuadrat terkecil hingga korelasi kompetitor lain sama dengan korelasi dengan residual saat ini.
4. Ubah nilai dan bergerak ke arah yang ditentukan oleh koefisien kuadrat terkecil dari sisa saat ini (sampai kompetitor lain memiliki korelasi dengan sisa saat ini dengan ukuran yang sama).
5. Lanjutkan sampai semua p variabel independen telah dimasukkan. Setelah langkah $\min(N - 1, p)$ solusi model untuk OLS diperoleh.

LAR selalu mengambil p langkah untuk mendapatkan penaksir OLS secara penuh, sedangkan modifikasi LAR untuk metode LASSO mempunyai lebih dari p langkah untuk mendapatkannya. Algoritma LASSO dengan memodifikasi LAR merupakan suatu cara yang efisien dalam komputasi solusi persoalan LASSO khususnya ketika $p > N$. Pada hasil algoritma LAR, akan muncul Plot pergerakan variabel-variabel independen menggunakan parameter tuning berbentuk standar (s). Nilai parameter tuning bisa diperoleh dengan rumus sebagai berikut,

$$s = \frac{t}{\sum |\hat{\beta}_j^{OLS}|}$$

Dengan $j = 1, 2, \dots, p$ Jika nilai maka $s = 1$, maka didapatkan solusi regresi LASSO akan sama dengan solusi OLS. Nilai s yang optimal dalam penelitian ini akan diperoleh melalui validasi silang lipat-10 [17].

2.8 Standarisasi

Standarisasi merupakan teknik dalam melakukan perubahan skala, dimana data yang dimiliki akan diubah sehingga mempunyai rata-rata = 0 (terpusat) dan standar deviasi = 1.

$$x_{baru} = \frac{x_{lama} - \bar{x}}{\sigma}$$

Keterangan :

x_{baru} = Nilai data standarisasi

x_{lama} = Nilai data asli

\bar{x} = Rata-rata

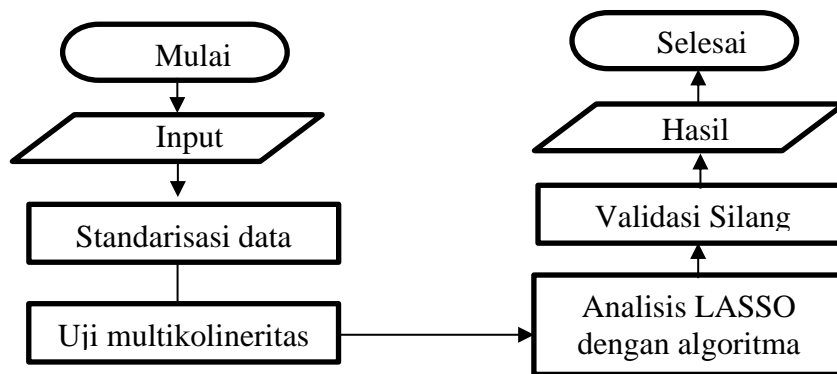
σ = Nilai standar deviasi

Standarisasi data dilakukan sebagai menyeragamkan nilai-nilai data yang pada penginputan formatnya tidak konsisten menggunakan suatu format tertentu, sehingga

semua data menjadi standar. Menjaga keseragaman format nilai data yang diinputkan akan membantu memudahkan proses-proses data di tahap selanjutnya.

3. Metode

Metodologi penelitian dimulai dengan studi literatur tentang konsep dasar metode regresi Least Absolute Shrinkage and Selection Operator (LASSO), lalu mengambil data sekunder dari suatu sumber terpercaya seperti Badan pusat Statistik (BPS) dan menaksir model dengan variabel-variabel yang ada. seperti Jumlah tindak pidana sebagai variabel dependen dan jumlah penduduk, laju pertumbuhan penduduk, serta jumlah kemiskinan sebagai variabel independen. setelah itu melakukan normalisasi data menggunakan software Excel. Selanjutnya



Gambar 1: Flowchart penelitian metode Lasso

Penelitian ini dilakukan melalui penelitian pustaka, yaitu melalui buku teks pendukung penelitian serta karya tulis ilmiah yang diterbitkan di jurnal. Guna mempermudah penghitungan serta memperoleh hasil yang akurat, penulis melakukan interpretasi dari model regresi LASSO terbaik yang telah diperoleh dengan memakai aplikasi RStudio sampai akhirnya dapat mengambil kesimpulan dari hasil akibat yang didapatkan. Tahapan yang akan dilakukan ialah sebagai berikut:

1. Melakukan eksplorasi data diantara variabel independen dan variabel dependen.
2. Melakukan standarisasi data yang sudah didapatkan dan melakukan analisis regresi berganda.
3. Mendeteksi data yang mengandung multikolinieritas dengan menggunakan Variance Inflation Factor (VIF) dan melakukan uji asumsi klasik dalam regresi.
4. Melakukan analisis regresi dengan metode LASSO.
 - a) Menentukan suatu pendugaan untuk koefisien regresi LASSO pada setiap tahapan yang dilakukan .
 - b) Mencari dan memilih nilai s optimal dengan menggunakan proses validasi silang (CV).

- c) Menduga koefisien model terbaik dengan cara melihat nilai minimum yang diperoleh dari proses validasi silang.

4. Hasil dan Diskusi

Pada penelitian ini, variabel dependen yang digunakan adalah jumlah pidana kriminalitas di Kota Tangerang pada tahun 2018 yang terjadi disetiap kecamatannya. Terdapat tiga variabel independen yang dapat diduga berpengaruh terhadap variabel dependen yang diuraikan dalam tabel berikut.

Tabel 1 : Variabel Dependen dan independen

Kecamatan	Jumlah Penduduk (X_1)	Laju Pertumbuhan Penduduk (X_2)	Jumlah Kemiskinan (X_3)	Jumlah Tindak Pidana (Y)
Ciledug	132663	3,82	19874	56
Larangan	142607	2,75	14513	0
Karangtengah	106835	2,34	13380	20
Cipondoh	200644	4,87	19156	57
Pinang	164235	3,45	25803	0
Tangerang	150279	2,32	18170	48
Karawaci	181329	0,65	29265	38
Jatiuwung	104900	0,44	13761	53
Cibodas	145780	1,04	16023	0
Periuk	133224	1,77	15399	0
Batuceper	89715	1,56	13024	0
Neglasari	111809	1,65	33939	27
Benda	78584	2,64	18057	28

Data dari seluruh variabel dalam penelitian ini merupakan data pada tahun 2018 yang diambil dari Badan Pusat Statistika (BPS) Kota Tangerang, Pada penelitian ini akan digunakan metode regresi Least Absolute Shrinkage and Selection Operator (LASSO). Model persamaan linier dalam penelitian ini dapat ditulis sebagai berikut.

$$Y = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \beta_3 x_3$$

Dengan keterangan:

Y = Variabel dependen

β_0 = Intersep atau nilai konstanta

$\beta_{1,2,3}$ = nilai koefisien regresi

$x_{1,2,3}$ = Variabel independent

Berikut ini adalah deskriptif data yang sudah ternormalisasi dari setiap variabel pada kecamatan di Kota Tangerang pada tahun 2018.

Tabel 2 : Estimasi Parameter

Variabel	Estimasi	Std,Error	t-value	p-value
Jumlah Penduduk	4.109e-01	8.142e-01	0.505	0.626
Laju Pertumbuhan Penduduk	4.623e-02	8.585e-02	0.538	0.603
Jumlah Kemiskinan	5.554e-01	8.128e-01	0.683	0.512
Tindak Pidana	-4.273e-11	7.931e-02	0.000	1.000

Dari tabel didapatkan hasil p-value pada seluruh variabel adalah $p\text{-value} \leq 0.05$, sehingga dapat dikatakan signifikan berpengaruh terhadap jumlah tindak pidana. Berdasarkan estimasi parameter diperoleh model regresi sebagai berikut:

$$Y = -4.273e^{-11} + 4.109e^{-01}X_1 + 4.623e^{-02}X_2 + 5.554e^{-01}X_3$$

Setelah melakukan analisis uji signifikansi, diperoleh variabel yang signifikan terhadap Y adalah variabel X_1 , X_2 , dan X_3 . Persamaan regresi menggunakan OLS telah diperoleh, tahap selanjutnya yaitu mendeteksi adanya suatu multikolinearitas. Pendeteksian multikolinearitas dilakukan dengan melihat nilai VIF.

Uji multikolinearitas

Uji multikolinearitas di penelitian ini memakai statistik uji Variance Inflation Factor (VIF). Bila nilai VIF yang diperoleh > 10 , maka terjadi multikolinearitas antar variabel independen tersebut. Tabel berikut disajikan hasil dari uji VIF yang dibantu software RStudio.

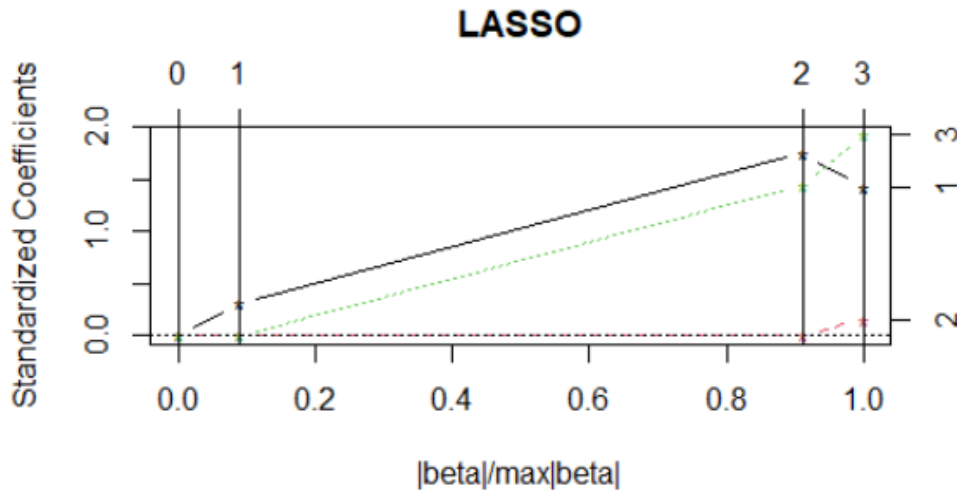
Tabel 3: Hasil uji VIF

Jumlah Penduduk (X_1)	Laju Pertumbuhan Penduduk (X_2)	Jumlah Kemiskinan (X_3)
97.269719	1.081458	96.938161

Berdasar output pada tabel 3, hanya variabel laju pertumbuhan penduduk yang memiliki nilai $VIF < 10$ yaitu. Sedangkan variabel yang lainnya, memiliki nilai $VIF > 10$ yang berarti terjadinya multikolinearitas terhadap variabel tindak pidana kejahatan pada model regresi tersebut.

Penaksiran Koefisien LASSO dengan algoritma LARS

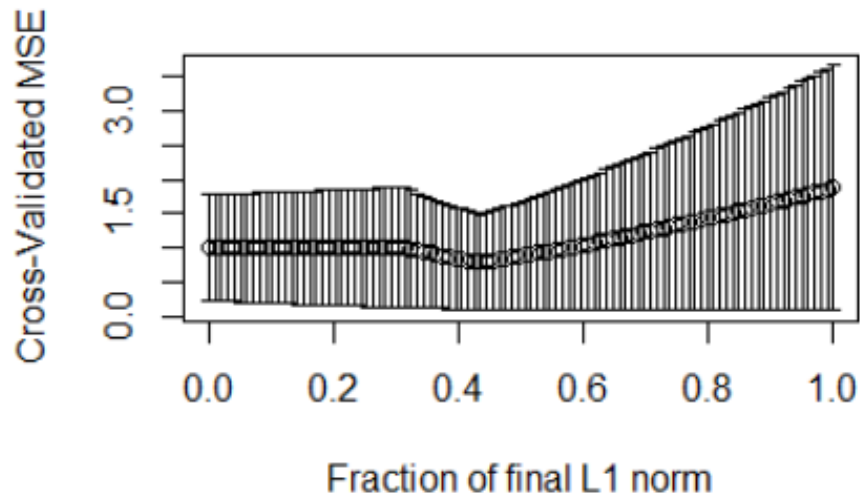
Persoalan multikolinieritas seringkali terjadi pada analisis regresi linier berganda dan bisa diatasi salah satunya dengan menggunakan metode LASSO. Pada penelitian ini, untuk dapat menyelesaikan regresi LASSO digunakan software RStudio serta dibantu dengan menggunakan package LAR. Dalam penyelesaian regresi LASSO ini digunakan pendekatan numerik memakai algoritma LAR. Berikut plot tahapan variabel independen yang masuk ke dalam model [18]:



Gambar 2 : Tahapan seleksi variabel penduga LASSO dengan algoritma LARS

Gambar 2 merupakan hasil modifikasi algoritma LAR untuk LASSO. Secara bertahap dilakukan penduga koefisien LASSO dengan menetapkan semua koefisien awal bernilai nol. Kemudian, variabel independen yang memiliki korelasi tinggi dengan galat secara bertahap masuk ke dalam model. Variabel jumlah penduduk (X_1) adalah variabel independen pertama yang masuk pada model, artinya variabel tersebut mempunyai korelasi tertinggi dengan galat. Variabel jumlah kemiskinan (X_3) adalah variabel kedua yang masuk pada model. Proses berlanjut hingga semua variabel independen masuk pada model.

Dalam pemilihan model terbaik LASSO dilakukan proses validasi silang k-fold dengan memakai mode step. Mode step dilakukan dengan menghitung nilai dari validasi silang untuk setiap tahapan dimana satu variabel masuk ke dalam model. Nilai s ialah nilai validasi silang yang dihitung berdasarkan $\sum |\beta_j| / \max \sum |\beta_j|$



Gambar 3 : Nilai Validasi Silang menggunakan Fraction Mode

Pada gambar 3 terlihat bahwa fraction $\sum|\beta_j| / \max \sum|\beta_j|$ adalah $s = 0.04992991$ merupakan nilai validasi silang yang minimum.

Tabel 4 : Koefisien Regresi Hasil LASSO

Variabel	LASSO
Intercept	$-3.800880e^{-11}$
Jumlah Penduduk (X_1)	0,4626638
Laju Pertumbuhan (X_2)	0,03481348
Kemiskinan (X_3)	0,4941149

Pada Tabel 4 dapat dilihat bahwa regresi LASSO menyusutkan koefisien hasil MKT sampai tepat nol kemudian secara otomatis variabel-variabel independen akan diseleksi dari model yang terpilih.

Berikut ialah model persamaan regresi LASSO menggunakan algoritma LAR:

$$\hat{Y} = -3.800880e^{-11} + 0,4626638X_1 + 0,03481348X_2 + 0,4941149X_3$$

Berdasarkan model LASSO yang diperoleh, disimpulkan adanya perubahan pada koefisien variabel jumlah penduduk (X_1) dari 97.269719 menjadi 0,4626638 dan variabel jumlah kemiskinan (X_3) dari 96.938161 menjadi 0,4941149 sehingga menghasilkan persamaan regresi yang lebih sederhana. Sehingga, metode LASSO dapat menyederhanakan model dan secara tidak langsung dapat mengatasi suatu masalah multikolinearitas. Sehingga pemerintah dapat berusaha lebih untuk mengatasi jumlah penduduk dan masalah kemiskinan yang terjadi serta pihak kepolisian lebih meningkatkan keamanan di Kota Tangerang demi menciptakan keamanan yang lebih baik lagi dan meminimalisirkan tindak kriminalitas.

Ucapan Terimakasih

Penulis mengucapkan terima kasih banyak kepada Bu Putroue Keumala Intan, M.Si dan Bu Dian Yulianti, M.Si, yang telah membimbing dan memberikan saran sehingga tulisan ini dapat diselesaikan dengan baik.

5. Kesimpulan

Berdasarkan uraian pembahasan mengenai metode Least Absolute Shrinkage And Selection Operator (LASSO), maka dapat diambil kesimpulan sebagai berikut, Terdapat dua variable independen yang terindikasi masalah multikolinearitas karena memiliki nilai variance inflation factor (VIF) > 10 , yaitu variabel jumlah penduduk (X_1) dan variable jumlah kemiskinan (X_3).

Multikolinearitas yang terjadi terhadap variabel X_1 dan X_3 telah teratasi menggunakan metode regresi LASSO. Hal ini dapat ditunjukkan dengan adanya suatu perubahan pada koefisien variabel X_1 dari 97.269719 menjadi 0,4626638 dan X_3 dari 96.938161 menjadi 0,4941149, sehingga dapat menghasilkan persamaan regresi yang lebih sederhana.

Berdasarkan penerapan metode regresi LASSO menggunakan algoritma LAR pada data tindak pidana kriminalitas di Kota Tangerang terdapat tiga variabel yang mempengaruhi tindak pidana kriminalitas tersebut yaitu, banyaknya jumlah penduduk, besarnya laju pertumbuhan penduduk dan banyaknya jumlah penduduk miskin.

Daftar Pustaka

- [1] R. M. Sabiq dan N. C. Apsari, “Dampak Pengangguran Terhadap Tindakan Kriminal Ditinjau dari Perspektif Konflik,” *J. Kolaborasi Resolusi Konflik*, vol. 3, no. 1, hal. 51, 2021, doi: 10.24198/jkrk.v3i1.31973.
- [2] Irma Suciaty Shahar, “Analisis Determinan yang Mempengaruhi Kriminalitas Provinsi Lampung Tahun 2009-2015,” hal. 14–43, 2019.
- [3] F. Prabowo, Y. Wilandari, dan A. Rusgiyono, “Pemodelan pertumbuhan ekonomi Jawa Tengah menggunakan pendekatan least absolute shrinkage and selection operator (Lasso),” *J. Gaussian*, vol. 4, no. 4, hal. 855–864, 2015.
- [4] R. Tibshirani, “Regression Shrinkage and Selection Via the Lasso,” *J. R. Stat. Soc. Ser. B*, vol. 58, no. 1, hal. 267–288, 1996, doi: 10.1111/j.2517-6161.1996.tb02080.x.
- [5] R. M. Sabiq dan N. Nurwati, “Pengaruh Kepadatan Penduduk Terhadap Tindakan Kriminal,” *J. Kolaborasi Resolusi Konflik*, vol. 3, no. 2, hal. 161, 2021, doi: 10.24198/jkrk.v3i2.35149.
- [6] R. M. Sabiq, N. Nurwati, M. Dulkhan, dan Nurjanah, “Pengaruh kemiskinan terhadap tingkat tindak kriminalitas di kota bandung,” *J. Kolaborasi Resolusi Konflik*, vol. 8, no. 1, hal. 161, 2018, doi: 10.24198/jkrk.v3i2.35149.

- [7] A. Oktiani, “Pengaruh Jumlah Penduduk dan Inflasi Terhadap Pendapatan Asli Daerah (PAD),” *J. Ilmu Ekon. dan Pembang.*, vol. 1, no. 1, hal. 16–35, 2021.
- [8] W. Mayasari, “Pengaruh Tingkat Kesehatan, Jumlah Penduduk dan Tingkat Pendidikan Terhadap Kemiskinan di Kabupaten Tanggamus dalam Perspektif Ekonomi Islam Tahun 2009-2018,” *skripsi*, 2019.
- [9] N. Suhandi, E. A. K. Putri, dan S. Agnisa, “Analisis Pengaruh Jumlah Penduduk terhadap Jumlah Kemiskinan Menggunakan Metode Regresi Linear di Kota Palembang,” *J. Ilm. Inform. Glob.*, vol. 9, no. 2, hal. 77–82, 2018, doi: 10.36982/jig.v9i2.543.
- [10] D. Mahsunah, “Analisis Pengaruh Jumlah Penduduk, Pendidikan dan Pengangguran Terhadap Kemiskinan di Jawa Timur,” *J. Pendidik. Ekon.*, vol. 1, no. 3, hal. 1–17, 2013.
- [11] D. Ningsih dan P. Andiny, “Analisis Pengaruh Inflasi dan Pertumbuhan Ekonomi Terhadap Kemiskinan di Indonesia Desrini,” *JABE (Journal Appl. Bus. Econ.*, vol. 7, no. 2, hal. 271, 2021, doi: 10.30998/jabe.v7i2.7653.
- [12] I. Rahma, “Penerapan Teori dan Kebijakan Kriminal dalam Pertimbangan Hukum dalam Sistem Peradilan Pidana,” Vol. XI, hal. 51–70, 2018.
- [13] Irmawati, “Peran Kepolisian dalam Menanggulangi Tindakan Kejahatan Pencurian yang Dilakukan oleh Anak Dibawah Umur Dipolsek,” no. 1461040024, 2019.
- [14] N. A. Bahmid, “Metode Least Absolute Shrinkage and Selection Operator untuk Mengatasi Multikolinearitas pada Regresi Logistik Ordinal,” no. November, 2018.
- [15] I. Sartika, N. N. Debataraja, dan N. Imro’ah, “Analisis Regresi dengan Metode Least Absolute Shrinkage and Selection Operator (Lasso) dalam Mengatasi Multikolinearitas,” *Bimaster Bul. Ilm. Mat. Stat. dan Ter.*, vol. 9, no. 1, hal. 31–38, 2020, doi: 10.26418/bbimst.v9i1.38029.
- [16] J. S. Clark, *Model Assessment and Selection*. 2020. doi: 10.2307/j.ctv15r5dgv.9.
- [17] M. Robbani, F. Agustiani, dan N. Herrhyanto, “Regresi Least Absolute Shrinkage and Selection Operator (Lasso) pada Kasus Inflasi di Indonesia Tahun 2014-2017,” *EurekaMatika*, hal. 1–16, 2019.
- [18] T. T. Pardede, B. Sumargo, dan W. Rahayu, “Penerapan Regresi Least Absolute Shrinkage and Selection Operator (LASSO) untuk Mengidentifikasi Variabel yang Berpengaruh Terhadap Kejadian Stunting di Indonesia,” *J. Stat. dan Apl.*, vol. 6, no. 1, hal. 37–48, 2022, doi: 10.21009/jsa.06104.