

**PERFORMA MODEL REGRESI KOMPONEN UTAMA *SPARSE*
PADA DATA ANGKA KEMISKINAN DI PROVINSI
SULAWESI SELATAN TAHUN 2022**

**FADILLAH OKTAVIA NABIR
H051171518**



**PROGRAM STUDI STATISTIKA DEPARTEMEN STATISTIKA
MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM
UNIVERSITAS HASANUDDIN
MAKASSAR
2024**



**Optimization Software:
www.balesio.com**

**PERFORMA MODEL REGRESI KOMPONEN UTAMA *SPARSE*
PADA DATA ANGKA KEMISKINAN DI PROVINSI
SULAWESI SELATAN TAHUN 2022**

FADILLAH OKTAVIA NABIR
H051171518

Skripsi

sebagai salah satu syarat untuk mencapai gelar sarjana

Program Studi Statistika

pada

PROGRAM STUDI STATISTIKA

DEPARTEMEN STATISTIKA

MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM

UNIVERSITAS HASANUDDIN

MAKASSAR

2024



Optimization Software:
www.balesio.com

SKRIPSI
PERFORMA MODEL REGRESI KOMPONEN UTAMA *SPARSE*
PADA DATA ANGKA KEMISKINAN DI PROVINSI
SULAWESI SELATAN TAHUN 2022

yang disusun dan diajukan oleh

FADILLAH OKTAVIA NABIR
H051171518

Skripsi,

telah dipertahankan di depan Panitia Ujian Sarjana pada tanggal 05 Juli 2024 dan dinyatakan telah memenuhi syarat kelulusan

pada

Program Studi Statistika
Departemen Statistika
Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam
Universitas Hasanuddin
Makassar

Mengesahkan:
Pembimbing tugas akhir,

Mengetahui:
Ketua Program Studi,



M.Si.
04 2002



Dr. Anna Islamiyati, S.Si., M.Si.
NIP. 197704082005012002

Optimization Software:
www.balesio.com

PERNYATAAN KEASLIAN SKRIPSI DAN PELIMPAHAN HAK CIPTA

Dengan ini saya menyatakan bahwa, skripsi berjudul "Performa Model Regresi Komponen Utama Sparse Pada Data Angka Kemiskinan di Provinsi Sulawesi Selatan Tahun 2022" adalah benar karya saya dengan arahan dari pembimbing Ibu Sitti Sahrinan, S.Si., M.Si. 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 skripsi ini. Apabila di kemudian hari terbukti atau dapat dibuktikan bahwa sebagian atau keseluruhan skripsi ini adalah karya orang lain, maka saya bersedia menerima sanksi atas pembuatan tersebut berdasarkan aturan yang berlaku.

Dengan ini saya melimpahkan hak cipta (hak ekonomis) dari karya tulis saya berupa skripsi ini kepada Universitas Hasanuddin.



Optimization Software:
www.balesio.com

KATA PENGANTAR

Puji syukur penulis panjatkan kepada Allah *Subhanahu Wa Ta'ala* atas segala limpahan rahmat, hidayah, dan karunia-Nya sehingga penulis dapat menyelesaikan tugas akhir ini yang berjudul “**Performa Model Regresi Komponen Utama Sparse Pada Data Angka Kemiskinan di Provinsi Sulawesi Selatan Tahun 2022**”. Shalawat dan salam senantiasa tercurahkan kepada baginda Rasulullah *Shallallahu 'Alaihi Wa Sallam* beserta keluarga dan para sahabatnya.

Penulis menyampaikan ucapan terima kasih yang sebesar-besarnya kepada Ibu **Sitti Sahrman, S.Si., M.Si.** sebagai pembimbing utama yang selama ini dengan penuh kesabaran membantu, meluangkan waktu untuk membimbing penulis ditengah kesibukan beliau, memberikan saran, nasehat, motivasi, dan memberikan kelancaran selama proses penulisan tugas akhir ini. Terima kasih kepada Ibu **Sri Astuti Thamrin, S.Si., M.Si.** dan Ibu **Dr. Anna Islamiyati, S.Si., M.Si.** sebagai tim penguji yang senantiasa memberikan saran dan kritikan yang membangun kepada penulis dalam penyempurnaan penulisan tugas akhir ini. Terima kasih kepada **Pimpinan Universitas Hasanuddin, Pimpinan Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Kepala Departemen Statistika, Jajaran Dosen, dan Staf Departemen Statistika** yang telah memfasilitasi, memberikan ilmu, dan membantu penulis selama menempuh studi.

Penghargaan dan ucapan terima kasih yang sebesar-besarnya kepada orang tua penulis tercinta, ayahanda **Nabir** dan ibunda **Rosmini Basir** yang selalu berjuang dalam mengupayakan yang terbaik untuk penulis, senantiasa memberikan dukungan, pengorbanan luar biasa, limpahan cinta dan kasih sayang, serta dengan ikhlas telah menemani setiap langkah penulis dengan doa dan restu mulianya. Ucapan terima kasih untuk saudaraku **Ferdy Ardianshah**, yang telah menggantikan peran penulis untuk membantu kesibukan orang tua sehari-hari. Terima kasih kepada sahabatku tercinta **Wiwi, Mimi, Ipa, dan Hasra** yang senantiasa kebersamai penulis sejak bangku SMA sampai saat ini. Sahabat terkasihku **Dwi, Hana, Lia, Haura, Putri** yang selalu menemani setiap proses penulis dan teman-teman **Statistika 2017** terima kasih atas kebersamaan, suka dan duka selama menjalani pendidikan di Dapertemen Statistika. Tak lupa untuk seseorang yang tak kalah penting kehadirannya, terima kasih telah menjadi bagian dari proses perjalanan penulis dan menjadi sandaran saat penulis berada dititik terendah.

Penulis menyadari bahwa dalam penulisan ini masih banyak terdapat kekurangan. Oleh karena itu, dengan segala kerendahan hati penulis memohon maaf. Akhir kata, semoga tulisan ini dapat memberikan manfaat berbagai pihak.



Makassar, 05 Juli 2024

Penulis,
Fadillah Oktavia Nabir

ABSTRAK

Fadillah Oktavia Nabir. **Performa Model Regresi Komponen Utama Sparse Pada Data Angka Kemiskinan di Provinsi Sulawesi Selatan Tahun 2022** (dibimbing oleh Sitti Sahriman).

Latar Belakang. Multikolienaritas terjadi ketika antar variabel prediktor memiliki korelasi yang tinggi sehingga koefisien regresi tidak stabil dan sulit menentukan pengaruh individual dari variabel prediktor. Salah satu metode yang dapat digunakan untuk mengatasi hal tersebut yaitu Analisis Komponen Utama (AKU). Namun, nilai loading yang dihasilkan AKU tidak memiliki perbedaan signifikan sehingga mengakibatkan hasil Komponen Utama (KU) sulit untuk diinterpretasikan terhadap variabelnya. Oleh karena itu, metode *Sparse* AKU digunakan untuk melihat variabel prediktor yang berkontribusi dalam pembentukan KU. Pemilihan parameter tuning ℓ dan $\ell_{1,j}$ pada *sparse* AKU menggunakan metode *cross validation* untuk menghasilkan nilai loading *sparse*. **Tujuan.** Penelitian ini bertujuan untuk mengetahui faktor-faktor yang mempengaruhi angka kemiskinan di Provinsi Sulawesi Selatan Tahun 2022 dengan regresi *sparse* AKU. **Metode.** Penelitian ini dilakukan dua tahap: 1) pembentukan komponen utama *sparse* AKU; 2) memodelkan hubungan angka kemiskinan di Provinsi Sulawesi Selatan Tahun 2022 dengan faktor-faktor yang mempengaruhinya dengan regresi *sparse* AKU. **Hasil.** Hasil analisis menunjukkan bahwa model regresi *sparse* AKU merupakan model terbaik ketika $\ell = 1$, berdasarkan nilai proporsi keragaman kumulatif sebesar 85,27% dari tiga KU dengan tujuh nilai loading yang bernilai nol. Uji parameter secara parsial regresi *sparse* AKU menunjukkan bahwa W_1 dan W_2 berpengaruh signifikan terhadap jumlah penduduk miskin dengan $\alpha = 0,05$. **Kesimpulan.** Variabel yang signifikan mempengaruhi jumlah kemiskinan di antaranya Indeks Pembangunan Manusia (X_1), Produk Domestik Regional Bruto Harga Konstan Menurut Lapangan Kerja (X_2), Kepadatan Penduduk (X_3), Tingkat Pengangguran Terbuka (X_4), Pengeluaran Perkapita Disesuaikan (X_6), dan Angka Partisipasi Sekolah Penduduk Usia 16-18 Tahun (X_7). Sedangkan Tingkat Partisipasi Angkatan Kerja (X_5) tidak berpengaruh terhadap jumlah kemiskinan.

Kata Kunci: Multikolienaritas, *Sparse* Analisis Komponen Utama, Parameter Tuning, *Cross Validation*, Regresi Komponen Utama.



Optimization Software:
www.balesio.com

ABSTRACT

Fadillah Oktavia Nabir. **Performance of the Sparse Principal Component Regression Model on Poverty Rate Data in South Sulawesi Province in 2022** (supervised by Sitti Sahriman).

Background. Multicollinearity occurs when the predictor variables are highly correlated, making the regression coefficient unstable and identifying the individual contribution of the predictor variables difficult. Principal Component Analysis (PCA) is one approach for overcoming this. However, the loading value provided by PCA does not differ significantly, making the Principal Component (PC) results difficult to interpret for the variables. As a result, the PCA sparse approach is used to analyze the predictive variables that contribute to the creation of PC. To generate sparse loading values, tuning parameters ℓ and $\ell_{1,j}$ are selected in PCA sparse using the cross validation approach. **Objective.** The purpose of this study is to use PCA sparse regression to identify the factors affecting the poverty rate in South Sulawesi Province in 2022. **Method.** The research was conducted in two stages: 1) The primary component of PCA sparse is formed; 2) PCA sparse regression is used to model the relationship between the poverty rate in South Sulawesi Province in 2022 and the factors that influence it. **Results.** According to the analysis results, the PCA sparse regression model is the best model when $\ell = 1$, with a cumulative cumulative proportion value of 85.27% from three PCs and seven zero loading values. The PCA partial regression parameter test indicates that W_1 and W_2 have a significant effect on the number of impoverished persons, with $\alpha = 0.05$. **Conclusion.** Human Development Index (X_1), Gross Regional Domestic Product at Constant Prices According to Employment (X_2), Population Density (X_3), Open Unemployment Rate (X_4), Adjusted Per Capita Expenditure (X_6), and Number of School Participation of Population Aged 16-18 Years (X_7) are all variables that have a significant impact on poverty. Meanwhile, The Labor Force Participation Rate (X_5) has little impact on poverty levels.

Keywords: Multicollinearity, Sparse Principal Component Analysis, Tuning Parameters, Cross Validation, Principal Component Regression.



DAFTAR ISI

	Halaman
HALAMAN SAMPUL	i
HALAMAN JUDUL	ii
SKRIPSI	iii
PERNYATAAN KEASLIAN SKRIPSI DAN PELIMPAHAN HAK CIPTA	iv
KATA PENGANTAR	v
ABSTRAK	vi
ABSTRACT	vii
DAFTAR ISI	viii
DAFTAR TABEL	x
DAFTAR LAMPIRAN	xi
BAB I PENDAHULUAN	1
1.1 Latar Belakang.....	1
1.2 Batasan Masalah.....	2
1.3 Tujuan Penelitian.....	2
1.4 Manfaat Penelitian.....	2
1.5 Teori.....	3
1.5.1 Multikolinearitas.....	3
1.5.3 Analisis Komponen Utama.....	3
1.6.4 <i>Sparse</i> Analisis Komponen Utama.....	4
1.6.5 Regresi Komponen Utama.....	8
1.6.6 Pengujian Parameter.....	8
1.6.7 Indikator Kemiskinan.....	9
BAB II METODOLOGI PENELITIAN	12
2.1 Sumber Data.....	12
2.2 Identifikasi Variabel.....	12
2.3 Metode Analisis Data.....	12
BAB III HASIL DAN PEMBAHASAN	14
3.1 Analisis Deskriptif.....	14
3.2 Analisis Multikolinieritas.....	14
3.3 Analisis Komponen Utama yang Terbentuk menggunakan Analisis Komponen Utama.....	15



3.4 Nilai <i>Loading</i> Analisis Komponen Utama	16
3.5 <i>Sparse</i> Analisis Komponen Utama	17
3.5.1 Pemilihan Parameter Tuning	17
3.5.2 Nilai <i>Loading Sparse</i> Analisis Komponen Utama	17
3.6 Regresi <i>Sparse</i> Analisis Komponen Utama	20
3.7 Penentuan Model Terbaik.....	22
BAB IV KESIMPULAN DAN SARAN	23
4.1 Kesimpulan	23
4.2 Saran	23
DAFTAR PUSTAKA	24
LAMPIRAN.....	25



DAFTAR TABEL

	Halaman
Tabel 4.1 Statistika Deskriptif Variabel Penelitian	14
Tabel 4.2 Nilai VIF	15
Tabel 4.3 Matriks Korelasi antar Variabel Prediktor	15
Tabel 4.4 Nilai Eigen dan Proporsi Keragaman dari AKU	16
Tabel 4.5 Nilai Loading dari AKU	16
Tabel 4.6 Jumlah Nilai <i>Loading</i> Tidak Nol dan Proporsi Keragaman KU	17
Tabel 4.7 Nilai <i>Loading</i> dari <i>Sparse</i> AKU	18
Tabel 4.8 Nilai Eigen dan Proporsi Keragaman dari <i>Sparse</i> AKU	18
Tabel 4.9 Estimasi Parameter Regresi <i>Sparse</i> AKU	21
Tabel 4.10 Uji Likelihood Ratio	21
Tabel 4.11 Nilai RMSE	22



DAFTAR LAMPIRAN

	Halaman
Lampiran 1. Data Angka Kemiskinan di Provinsi Sulawesi Selatan Tahun 2022 ..	25
Lampiran 2. Matriks Korelasi antar Variabel Prediktor	26
Lampiran 3. Nilai Loading AKU Klasik	27
Lampiran 4. Nilai atau Score AKU	28
Lampiran 5. Nilai atau Score Sparse AKU	29
Lampiran 6. Output Sparse AKU dengan Software R	30



BAB I PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Kemiskinan menjadi masalah di hampir semua daerah di Indonesia, yaitu kondisi dimana seseorang atau rumah tangga memiliki pendapatan di bawah garis kemiskinan yang ditetapkan. Garis kemiskinan ini adalah tingkat pendapatan minimum yang diperlukan untuk memenuhi kebutuhan dasar seperti pangan, perumahan layak, pakaian, dan akses ke layanan kesehatan serta pendidikan dasar. BPS mengukur kemiskinan menggunakan indikator pendapatan per kapita per bulan. Seseorang atau rumah tangga dianggap miskin jika pendapatannya berada di bawah garis kemiskinan yang ditetapkan oleh BPS. Garis kemiskinan ini dapat berbeda untuk setiap wilayah geografis, mengingat perbedaan biaya hidup dan standar antar wilayah (BPS,2020).

Provinsi Sulawesi Selatan merupakan salah satu daerah di Indonesia yang masih menghadapi permasalahan kemiskinan. Meskipun menjadi salah satu provinsi yang mempunyai tingkat pertumbuhan ekonomi cukup baik namun angka kemiskinan di provinsi Sulawesi Selatan masih terbilang cukup tinggi. Upaya penanggulangan kemiskinan sudah dilakukan sejak tiga dekade terakhir yaitu dengan program-program pembangunan pemerintah (Iskandar & Subekan, 2016). Agar upaya tersebut tepat guna, maka perlu dilakukan pemodelan hubungan angka kemiskinan dengan faktor-faktor yang diduga mempengaruhinya.

Hubungan angka kemiskinan dengan faktor-faktor penyebabnya dapat diketahui dengan menggunakan analisis regresi. Metode yang menganalisis pengaruh keterkaitan antara variabel respon dan satu atau lebih variabel prediktor. Pada analisis regresi terdapat kemungkinan adanya hubungan antara variabel prediktor satu dengan variabel prediktor lainnya yang dikenal dengan istilah multikolinearitas, hal ini menyebabkan variabel prediktor yang seharusnya berpengaruh signifikan terhadap variabel respon dinyatakan sebaliknya sehingga mengakibatkan tidak akuratnya pada peramalan (Daoud, 2017). Salah satu metode yang dapat digunakan untuk mengatasi hal tersebut yaitu analisis komponen utama.

Analisis Komponen Utama (AKU) adalah analisis multivariat yang mentransformasi variabel asal yang saling berkorelasi menjadi variabel baru yang tidak berkorelasi dengan cara mereduksi sejumlah variabel tersebut sehingga mempunyai dimensi yang lebih kecil namun dapat tetap menjelaskan sebagian besar keragaman variabel aslinya (Wichern, 2002). Saat ini, AKU telah banyak digunakan dalam berbagai bidang penelitian. Akan tetapi, terdapat kekurangan pada metode komponen utama merupakan kombinasi linier dari setiap variabel. Setiap variabel awal dengan masing-masing komponen utama yang mempunyai berbagai nilai loading. Nilai loading yang dihasilkan ini biasanya mengakibatkan hasil komponen utama yang diperoleh akan sulit diinterpretasikan. Salah satu perkembangan metode AKU adalah *Sparse AKU* yang digunakan untuk mengatasi masalah ini (Hsu dkk., 2014).



Sparse AKU adalah pengembangan dari AKU yang bertujuan untuk mengidentifikasi kombinasi linear variabel yang *sparse* agar mudah diinterpretasikan. Nilai loading yang dihasilkan *sparse* AKU menunjukkan bobot atau kontribusi variabel prediktor terhadap komponen utama. *Sparse* AKU memilih sejumlah variabel prediktor yang memiliki kontribusi yang signifikan terhadap komponen utama. *Sparse* AKU mengatasi masalah interpretabilitas yang timbul ketika semua variabel prediktor terlibat dalam komponen utama dengan menghasilkan komponen utama yang lebih mudah dipahami.

Adapun penelitian-penelitian terkait yang menggunakan AKU diantaranya Marcus dkk., (2012) menggunakan AKU untuk mengatasi multikolinearitas dalam analisis regresi linier berganda. Ismunarti (2013) menerapkan AKU pada hubungan distribusi spasial komunitas fitoplankton dan faktor lingkungan. Delsen dkk., (2017) menggunakan AKU untuk mereduksi faktor-faktor inflasi di Kota Ambon. Berdasarkan uraian diatas, penulis menyusunnya dalam sebuah penelitian dengan judul **“Performa Model Regresi Komponen Utama *Sparse* Untuk Data Angka Kemiskinan di Provinsi Sulawesi Selatan Tahun 2022”**.

1.2 Batasan Masalah

Data yang digunakan pada penelitian ini adalah jumlah kemiskinan, indeks pembangunan manusia, PDRB Kabupaten/Kota atas dasar harga konstan menurut lapangan usaha, kepadatan penduduk, tingkat pengangguran terbuka, tingkat partisipasi kerja, pengeluaran per kapita disesuaikan, dan angka partisipasi penduduk usia 16-18 tahun menurut Kabupaten/Kota di Provinsi Sulawesi Selatan. Selain itu, proporsi kumatif keragaman total yang mampu dijelaskan oleh komponen-komponen utama yang dipilih dari hasil reduksi dan transformasi minimal 80%.

1.3 Tujuan Penelitian

Berdasarkan rumusan masalah maka tujuan yang ingin dicapai dalam penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Memperoleh estimasi model regresi *Sparse* Analisis Komponen Utama pada prediktor yang bersesuaian dengan data angka kemiskinan di Provinsi Sulawesi Selatan Tahun 2022.
2. Memperoleh model hubungan antara angka kemiskinan di Provinsi Sulawesi Selatan pada Tahun 2022 dengan faktor yang mempengaruhinya berdasarkan regresi *Sparse* Analisis Komponen Utama.

1.4 Manfaat Penelitian

Penelitian ini diharapkan dapat menambah wawasan keilmuan mengenai *Sparse* Analisis Komponen Utama pada prediktor dan pada data angka kemiskinan di Sulawesi Selatan pada tahun 2022. Hasil penelitian ini akan disampaikan kepada pemerintah untuk menetapkan kebijakan mengurangi jumlah kemiskinan di Sulawesi Selatan.



1.5 Teori

1.5.1 Multikolinearitas

Multikolinearitas merupakan suatu keadaan dimana model regresi yang menggunakan lebih dari satu variabel prediktor terdapat korelasi antar variabel prediktornya. Apabila terjadi multikolinearitas pada data akan menyebabkan matrik $(X'X)^{-1}$ memiliki determinan sama dengan nol. Hocking (1996) mengemukakan bahwa salah satu kriteria yang dapat digunakan untuk mendeteksi multikolinearitas dengan *Variance Inflation Factors* (VIF). Jika nilai VIF lebih besar dari 10 menunjukkan adanya multikolinearitas antara variabel-variabel. VIF dirumuskan:

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

Dengan R_j adalah koefisien determinasi antara variabel prediktor ke- j dengan variabel prediktor lainnya.

1.5.2 Vektor Eigen dan Nilai Eigen

Jika R adalah matriks berukuran $n \times n$, maka vektor tak nol v di dalam λ dinamakan vektor eigen dari R . Jika Rv adalah kelipatan skalar dari v sebagaimana dapat dilihat pada persamaan berikut (Anton, 1984):

$$Rv = \lambda v$$

Skalar λ disebut nilai eigen dari R dan v disebut dengan vektor eigen dari R yang bersesuaian dengan λ . Untuk memperoleh nilai eigen dari matriks R yang berukuran $n \times n$, maka $Rv = \lambda v$ dapat ditulis sebagai $Rv = \lambda I v$ atau $(R - \lambda I)v = 0$. Agar λ menjadi nilai eigen, maka harus pemecahan tak nol dari persamaan $(R - \lambda I)v = 0$. Akan tetapi karena $\det(R) \neq 0$, maka persamaan $(R - \lambda I)v = 0$ akan mempunyai persamaan tak nol jika dan hanya jika.

$$\det(R - \lambda I) v = 0 \text{ atau } |R - \lambda I| = 0$$

1.5.3 Analisis Komponen Utama

Analisis Komponen Utama (AKU) adalah suatu teknik statistik yang secara linear mentransformasi variabel asli menjadi kumpulan variabel baru yang lebih sedikit dan tidak saling berkorelasi yang dapat mewakili informasi dari kumpulan variabel asli (Dunteman, 1989). Selanjutnya menurut Johnson dan Wichern (2007), AKU adalah teknik analisis statistik untuk mentransformasi peubah-peubah asli yang masih saling berkorelasi satu dengan yang lain menjadi satu set peubah baru yang tidak berkorelasi lagi. Peubah-peubah baru tersebut disebut sebagai Komponen Utama

oleh beberapa kumpulan variabel asli hasil AKU yang bebas. Jika variabel tersebut menjadi variabel prediktor baru yang dapat menganalisis pengaruhnya terhadap variabel respon (Y). Reduksi data dengan AKU dapat dilakukan tanpa mengurangi informasi dari data. Oleh karena itu, AKU dipandang sebagai transformasi dari X_1, X_2, \dots, X_p yang digunakan dalam pemilihan KU (Johnson dan Winchern, 1999). AKU dapat digunakan untuk mengukur kumulatif keragaman total yang mampu dijelaskan oleh



komponen-komponen utama yang dipilih minimal 80% dan KU yang dipilih adalah KU yang mempunyai nilai eigen lebih besar satu atau $\lambda_p > 1$. Nilai loading merupakan korelasi antara variabel asli dengan variabel baru (KU yang terbentuk). Nilai *loading* memberikan indikasi variabel asli mana yang sangat penting atau mempengaruhi pembentukan KU sebagai variabel baru. Semakin tinggi nilai *loading* dari suatu variabel lama maka semakin besar pula pengaruhnya terhadap pembentukan variabel baru (Sharma, 1996). Nilai *loading* juga merupakan nilai vektor eigen dari penduga matriks korelasi dari variabel prediktor (Varmuza & Filzmoser, 2009). Sehingga nilai *loading* yang diperoleh hasilnya sama dengan nilai vektor eigen. Nilai *loading* ini digunakan sebagai koefisien dari fungsi KU-nya.

1.6.4 Sparse Analisis Komponen Utama

Salah satu bentuk pengembangan terbaru dari AKU adalah *Sparse* AKU. Metode ini menggabungkan kelebihan AKU klasik, reduksi data, dengan pemodelan *sparseness*, yang mengeluarkan variabel yang tidak efektif dari model AKU dengan mengecilkan nilai loading dari variabel-variabel prediktor menjadi nol. *Sparse* AKU memiliki kelebihan dalam membuat interpretasi KU menjadi lebih mudah (Hsu dkk., 2014).

Salah satu metode yang digunakan pada *Sparse* AKU adalah metode *Simplified Component Technique Least Absolute Shrinkage and Selection Operator* (SCoTLASS) yang langsung menempatkan batasan pada AKU untuk mendapatkan nilai-nilai *loading* yang *sparse* (Jolliffe dan Uddin, 2003). Zou dkk., (2004) memperkenalkan *Sparse* AKU menggunakan metode *elastic net* yang dikembangkan dari metode *Least Absolute Shrinkage and Selection Operator* (LASSO) untuk menghasilkan KU yang dimodifikasi dari nilai-nilai *loading* yang *sparse*. Zou dkk., (2004) mengemukakan metode AKU dapat diformulasikan sebagai masalah optimasi pada regresi, sehingga nilai-nilai *loading* dapat diperoleh dengan menerapkan batasan *elastic net* pada koefisien regresi β .

Elastic net merupakan suatu metode seleksi dengan menggabungkan regresi *ridge* dan LASSO. *Elastic net* menggabungkan batasan L_1 -norm dan L_2 -norm kuadrat pada β . Penggabungan dua batasan tersebut diharapkan dapat menyeimbangkan kelemahan dari masing-masing metode (*ridge* dan LASSO). Batasan L_1 -norm dapat menghasilkan model yang lebih sederhana karena terjadi penyusutan beberapa β yang tepat nol dan batasan L_2 -norm kuadrat menghasilkan model yang tidak menyeleksi variabel namun meningkatkan efek pengelompokan dan penyusutan β (Zou dkk., 2004).

Batasan L_1 -norm dan L_2 -norm kuadrat menyusutkan penduga β ke arah nol.



ode adalah metode penyusutan, namun batasan L_1 -norm dan memberikan pengaruh yang berbeda. Batasan L_2 -norm kuadrat lkan β yang kecil tapi tidak nol, sedangkan batasan L_1 -norm ilkan beberapa koefisien regresi tepat nol dan sebagian nya bernilai kecil. Kombinasi batasan L_1 -norm dan L_2 -norm hasil diantara keduanya yaitu menghasilkan beberapa koefisien pi tidak sebanyak dengan hanya menggunakan batasan L_1 -

norm. Metode *sparse* AKU dengan menggabungkan batasan L_1 -*norm* dan L_2 -*norm* ini dapat menghasilkan nilai-nilai *loading* yang *sparse* dan persentase varians yang lebih tinggi daripada metode SPCA yang hanya menempatkan batasan L_1 -*norm* (Zou dkk., 2004).

a. Metode Least Absolute Shrinkage and Selection Operator

Metode *Least Absolute Shrinkage and Selection Operator* (LASSO) diperkenalkan pertama kali oleh Tibshirani pada tahun 1996. Penduga koefisien LASSO diperoleh dengan cara pemrograman kuadratik. LASSO merupakan salah satu teknik regresi pereduksian variabel prediktor. LASSO menyusutkan koefisien regresi dari variabel yang memiliki korelasi tinggi dengan galat, menjadi tepat nol atau mendekati nol (Tibshirani, 1996). LASSO merupakan sebuah metode *Penalized Least Squares* (PLS) yang mengubah kendala dalam regresi *ridge* menjadi dalam bentuk L_1 -*norm* yang disebut juga dengan istilah regularisasi L_1 .

Misalkan terdapat sekumpulan data terdiri atas n pengamatan dan p variabel prediktor. Misal $Y = (y_1, \dots, y_n)^T$ adalah variabel respon dan $X = [x_1, x_2, \dots, x_p]$ adalah model matriks dengan $x_j = [x_{1j}, x_{2j}, \dots, x_{nj}]^T$, $j = 1, \dots, p$ adalah variabel prediktor. $\hat{\beta}_{lasso}$ diperoleh dengan meminimumkan kriteria LASSO melalui Persamaan berikut (Tibshirani, 1996).

$$\hat{\beta}_{lasso} = \arg \min_{\beta} \left\{ \left\| y - \sum_{j=1}^p x_j \beta_j \right\|^2 + \ell \sum_{j=1}^p |\beta_j| \right\}$$

dengan ℓ adalah parameter *tuning* yang menentukan penyusutan koefisien LASSO, $\ell \geq 0$.

Berdasarkan penelitian yang dilakukan oleh Zou dan Hastie (2003), LASSO memiliki keterbatasan yaitu jumlah variabel yang dipilih oleh LASSO dibatasi oleh jumlah pengamatan. Oleh karena itu, Zou dan Hastie (2003) melakukan pengembangan dari metode LASSO untuk mengatasi keterbatasannya yang kemudian dikenal sebagai metode *elastic net*. Untuk setiap ℓ_1 dan ℓ_2 non-negatif, penduga *elastic net* $\hat{\beta}_{en}$ diberikan melalui Persamaan berikut.

$$\hat{\beta}_{en} = (1 + \ell_2) \arg \min_{\beta} \left\{ \left\| y - \sum_{j=1}^p x_j \beta_j \right\|^2 + \ell_2 \sum_{j=1}^p |\beta_j|^2 + \ell_1 \sum_{j=1}^p |\beta_j| \right\} \quad (2.1)$$

Ketika $p > n$ dan $\ell_2 > 0$, *elastic net* berpotensi mencakup semua variabel pada *fitted model*, sehingga keterbatasan LASSO dapat dihilangkan. Keuntungan yang lain yang ditawarkan oleh metode *elastic net* adalah dari segi pengelompokkan variabel. Dalam satu kelompok variabel yang memiliki korelasi tinggi, LASSO cenderung memilih hanya satu variabel dari kelompok dan tidak memperhatikan

ngkan *elastic net* cenderung memilih sekelompok variabel yang
u dan Hastie, 2003).

arse

n utama merupakan kombinasi linier dari p variabel, sehingga
ai-nilai *loading*) dapat diperoleh dengan cara meregresikan KU
uk setiap i , W_i adalah KU ke- i . Misalkan $X_{n \times p}$ ($n > p$) adalah



matriks yang memiliki rank penuh (*full-rank*), ℓ suatu bilangan non negatif dan penduga *ridge* adalah $\hat{\beta}_{ridge}$ diberikan Persamaan berikut (Zou dkk., 2006).

$$\hat{\beta}_{ridge} = \arg \min_{\beta} \{ \|W_i - X\beta\|^2 + \ell \|\beta\|_2^2 \} \quad (2.2)$$

Penduga KU atau \hat{v} diperoleh dengan menormalisasikan $\hat{\beta}_{ridge}$ sebagai berikut.

$$\hat{v} = \frac{\hat{\beta}_{ridge}}{\|\hat{\beta}_{ridge}\|}, \text{ dengan } \hat{v} = v_j$$

Persamaan (2.2) menunjukkan hubungan antara AKU dan metode regresi. Zou dkk., (2004) melakukan pendekatan KU menggunakan regresi *ridge*. Setelah normalisasi, koefisien saling bebas terhadap ℓ . Oleh karena itu, penalti regresi *ridge* dalam bentuk L_2 -norm kuadrat tidak digunakan untuk melakukan penalisasi koefisien regresi, tetapi untuk memastikan rekonstruksi KU. Selanjutnya, dengan menambahkan L_1 -norm pada Persamaan (2.2) diperoleh Persamaan berikut (Zou dkk., 2006).

$$\hat{\beta} = \arg \min_{\beta} \{ \|W_i - X\beta\|^2 + \ell \|\beta\|_2^2 + \ell_1 \|\beta\|_1 \} \quad (2.3)$$

$\hat{v}_i = \frac{\hat{\beta}_i}{\|\hat{\beta}\|}$, merupakan penduga komponen utama ke- i .

Persamaan (2.3) disebut sebagai Persamaan *naive elastic net* tanpa faktor penskalaan $(1 + \ell)$. Faktor penskalaan tidak mempengaruhi \hat{v}_i karena akan dipengaruhi *fitted coefficients* yang dinormalisasi, sehingga pada Persamaan (2.3), $(1 + \ell)$ dapat dihilangkan dan diperoleh hasil yang sama dengan Persamaan (2.1). Persamaan (2.3) adalah regularisasi *naive elastic net* yang merupakan kombinasi dari L_1 -norm dan L_2 -norm kuadrat (Zou dan Hastie, 2003).

Selanjutnya, Zou *et al.* (2006) menyusun suatu algoritma untuk meminimumkan kriteria *sparse* AKU berdasarkan Persamaan (2.3). Misal $\hat{\beta} = [\hat{\beta}_1, \hat{\beta}_2, \dots, \hat{\beta}_k]$ merupakan matriks berukuran $p \times k$, p adalah jumlah variabel bebas dan k adalah jumlah KU yang terpilih, dan $\hat{\beta}_j$ adalah suatu vektor penduga *naive elastic net*, substitusi $W_j = X\alpha_j$ untuk setiap $j = 1, \dots, k$, ke Persamaan (2.3) sehingga diperoleh Persamaan berikut :

$$\hat{\beta}_j = \arg \min_{\beta_j} \{ \|W_j - X\beta_j\|^2 + \ell \|\beta_j\|_2^2 + \ell_{1,j} \|\beta_j\|_1 \}$$

$$\hat{\beta}_j = \arg \min_{\beta_j} \{ \|X\alpha_j - X\beta_j\|^2 + \ell \|\beta_j\|_2^2 + \ell_{1,j} \|\beta_j\|_1 \}$$

$$\hat{\beta}_j = \arg \min_{\beta_j} \{ \|X(\alpha_j - \beta_j)\|^2 + \ell \|\beta_j\|_2^2 + \ell_{1,j} \|\beta_j\|_1 \}$$

$$\|X(\alpha_j - \beta_j)\|^2 = (\|X(\alpha_j - \beta_j)\|)^2 = (\|X\| \|\alpha_j - \beta_j\|)^2 = \|X\|^T X (\alpha_j - \beta_j) (\alpha_j - \beta_j)^T \|X\| = \|X\|^T X (\alpha_j - \beta_j) (\alpha_j - \beta_j)^T \|X\|$$

$$\|X\|^T X (\alpha_j - \beta_j) (\alpha_j - \beta_j)^T \|X\| = \|X\|^T X (\alpha_j - \beta_j) (\alpha_j - \beta_j)^T \|X\|$$

kan $\|X\| = \sqrt{X^T X}$, maka diperoleh Persamaan berikut :

$$\{ (\alpha_j - \beta_j)^T X^T X (\alpha_j - \beta_j) + \ell \|\beta_j\|_2^2 + \ell_{1,j} \|\beta_j\|_1 \} \quad (2.4)$$



dengan $\|\beta_j\|_2^2 = \sum_{i=1}^p \beta_{ij}^2$ dan $\|\beta_j\|_1 = \sum_{i=1}^p |\beta_{ij}|$ dan ℓ digunakan untuk semua k KU, sedangkan nilai $\ell_{1,j}$ dapat berbeda-beda untuk setiap KU (Zou dkk., 2006).

c. Memilih Parameter Tuning

Pemilihan $\ell_{1,j}$ pada Persamaan (2.4) dapat dilakukan dengan menggunakan *Cross Validation* (CV). CV yang sebaiknya digunakan adalah *5-fold* atau *10-fold* karena memberikan dugaan sisaan prediksi yang mempunyai bias tinggi namun memberikan *Mean Squared Error* (MSE) kecil dan juga variansi yang lebih kecil (Ramadhini, 2014). Zou dan Hastie (2003) memilih parameter *tuning* $\ell_{1,j}$ menggunakan *10-fold* CV. Adapun untuk pemilihan ℓ , ditentukan oleh peneliti (dapat mempertimbangkan prinsip *parsimony*). ℓ yang dipilih adalah ℓ yang menghasilkan model matriks *loading* yang *sparse* dan proporsi keragaman kumulatif yang dihasilkan $\geq 80\%$.

Pemilihan model terbaik *elastic net* dapat dilakukan dengan menggunakan metode CV. Nilai $\ell_{1,j}$ dipilih dengan memperhatikan nilai CV terkecil (Ramadhini, 2014). Langkah-langkah memilih parameter tuning dengan metode CV adalah sebagai berikut (Tibshirani, 1996).

1. Membagi data T training menjadi K bagian terpisah yang mempunyai ukuran sama

$$T = (T_1, T_2, \dots, T_K)$$

Biasanya dipilih $K = 5$ atau $K = 10$

2. Untuk setiap $k = 1, 2, \dots, K$ cari model $\hat{f}_{-k}^\ell(x)$ pada data training dengan tidak memasukkan data T pada *fold* ke- k
3. Untuk setiap parameter tuning $\ell_{1,j}$ hitung nilai $\hat{f}_{-k}^\ell(x)$ untuk observasi data T pada *fold* ke- k dan hitung sisaan total menggunakan Persamaan berikut.

$$e_k(\ell) = \sum_{i \in T_k} \left(W_{j,i} - \hat{f}_{-k}^{\ell_{1,j}}(x_i) \right)^2$$

4. Untuk setiap parameter tuning $\ell_{1,j}$ hitung rata-rata sisaan untuk semua *fold* menggunakan Persamaan berikut.

$$CV(\ell_{1,j}) = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^K e_k(\ell_{1,j}) = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^K \sum_{i \in T_k} \left(W_{j,i} - \hat{f}_{-k}^{\ell_{1,j}}(x_i) \right)^2$$

dengan

n = banyak observasi

$W_{j,i}$ = komponen utama ke- j (KU yang dianggap sebagai variabel respon)

$\hat{f}_{-k}^{\ell_{1,j}}(x_i)$ = dugaan W_j untuk x_i pada saat *fold* ke- $(-k)$ dengan parameter

tuning $\ell_{1,j}$

yang $\ell_{1,j}$ dipilih berdasarkan CV ($\ell_{1,j}$) yang terkecil

General Sparse Analisis Komponen Utama

merumuskan algoritma untuk *sparse* AKU pada data dengan menggunakan algoritma *general sparse* AKU untuk mereduksi dimensi



data menggunakan penduga *naive elastic net* dengan langkah-langkah sebagai berikut.

1. Misalkan $\mathbf{A} = [\alpha_1, \dots, \alpha_m]$, merupakan nilai-nilai *loading* dari setiap komponen utama berdasarkan metode AKU.
2. Penduga *naive elastic net* untuk $j = 1, 2, \dots, k$ dihitung dengan persamaan sebagai berikut.

$$\hat{\beta}_j = \arg \min_{\beta_j} \left\{ (\alpha_j - \beta_j)^T X^T X (\alpha_j - \beta_j) + \ell \|\beta_j\|_2^2 + \ell_{1,j} \|\beta_j\|_1 \right\}$$

3. Untuk setiap $\beta = [\beta_1, \dots, \beta_k]$ yang diperoleh dari langkah 2, hitung SVD dari $X^T X B$ dengan $X^T X B = U D V^T$, lalu perbaharui $\mathbf{A} = U V^T$
4. Langkah 2-3 diulang sampai β konvergen
5. Melakukan normalisasi: $\hat{v}_j = \frac{\beta_j}{\|\beta_j\|}; j = 1, \dots, k$

1.6.5 Regresi Komponen Utama

Regresi Komponen Utama (RKU) merupakan teknik analisis regresi yang dapat dipakai untuk mereduksi dimensi dari variabel-variabel prediktor. RKU bertujuan meningkatkan estimasi parameter model yang memiliki multikolinearitas dengan menggunakan KU dari variabel prediktor. Persamaan RKU berdasarkan matriks korelasi yaitu variabel X_1, X_2, \dots, X_p diganti dengan KU W_1, W_2, \dots, W_m . Model RKU berdasarkan matriks korelasi adalah sebagai berikut (Marcus dkk., 2012):

$$Y = \alpha_0 \mathbf{1} + W_k \alpha_k + \varepsilon$$

dengan:

Y	= variabel terikat
α_0	= intersep
$\mathbf{1}$	= vektor yang elemen-elemennya adalah 1 berukuran $n \times 1$
W_k	= suatu matriks berukuran $n \times k$ yang merupakan KU
α_k	= vektor koefisien KU berukuran $k \times 1$
ε	= vektor galat berukuran $n \times 1$

1.6.6 Pengujian Parameter

Setelah mendapatkan model, untuk memeriksa peranan variabel-variabel prediktor dalam model, perlu dilakukan pengujian terhadap parameter model (β_k , dengan $k = 1, 2, \dots, p$). Pengujian terhadap parameter model dilakukan secara parsial dengan uji G yaitu uji *likelihood ratio* yang digunakan untuk mengetahui variabel prediktor yang secara bersama-sama mempengaruhi variabel respon secara signifikan. Hipotesis yang digunakan yaitu (Hosmer & Lemeshow, 2000) :



$H_0 = \beta_p = 0$ (variabel prediktor secara bersama-sama tidak berpengaruh terhadap variabel respon)
 $H_1 = \beta_p \neq 0$ (variabel prediktor secara bersama-sama mempengaruhi variabel respon)

- b. Statistik uji

$$G_{hit} = -2 \ln \left[\frac{L_0(\hat{\beta})}{L_1(\hat{\beta})} \right] = -2 [\ln L_0(\hat{\beta}) - \ln L_1(\hat{\beta})]$$

dengan L_0 adalah nilai fungsi *likelihood* untuk model yang tidak mengandung variabel predictor dan L_1 adalah nilai fungsi *likelihood* untuk model yang mengandung semua variabel prediktor.

- c. Kriteria Pengujian

H_0 ditolak jika $G_{hit} > X_{(a,p)}^2$ dengan p adalah banyaknya variabel predictor.

- d. Kesimpulan

Penolakan terhadap H_0 menunjukkan bahwa variabel prediktor secara bersama-sama memiliki pengaruh terhadap variabel respon.

1.6.7 Indikator Kemiskinan

Badan Pusat Statistik (BPS) kemiskinan didefinisikan sebagai kondisi di mana seseorang atau rumah tangga memiliki pendapatan di bawah garis kemiskinan yang ditetapkan. Garis kemiskinan ini adalah tingkat pendapatan minimum yang diperlukan untuk memenuhi kebutuhan dasar, seperti pangan, perumahan layak, pakaian, dan akses ke layanan kesehatan dan pendidikan dasar. BPS mengukur kemiskinan menggunakan indikator pendapatan per kapita per bulan. Seseorang atau rumah tangga dianggap miskin jika pendapatannya berada di bawah garis kemiskinan yang ditetapkan oleh BPS. Garis kemiskinan ini dapat berbeda untuk setiap wilayah geografis, mengingat perbedaan biaya hidup dan standar hidup antar wilayah. Faktor kemiskinan dapat disebabkan oleh beberapa indikator, sebagai berikut (BPS, 2020) :

- a. Indeks Pembangunan Manusia

Indeks Pembangunan Manusia (IPM) merupakan pengukuran yang digunakan untuk menilai tingkat pembangunan manusia suatu negara atau daerah. IPM memperhitungkan beberapa dimensi penting dalam kehidupan manusia, yaitu kesehatan, pendidikan, dan standar hidup. Sebagai indikator utama kemajuan suatu masyarakat. Dengan mempertimbangkan aspek-aspek ini, IPM memberikan gambaran yang lebih tentang kualitas hidup manusia.

- b. Produk Domestik Regional Bruto Atas Dasar Harga Konstan Menurut Lapangan Usaha

Produk Domestik Regional Bruto (PDRB) atas dasar harga konstan menurut lapangan usaha mengacu pada pengukuran nilai total barang dan jasa yang dihasilkan dalam suatu wilayah (biasanya suatu negara bagian atau provinsi) dalam satu periode waktu tertentu, dengan mengabaikan efek perubahan harga dari tahun ke tahun). Pengukuran ini memperhitungkan kontribusi dari berbagai lapangan usaha, seperti pertanian, industri, perdagangan, jasa, dan lain-lain. Dengan menggunakan PDRB atas dasar harga konstan menurut lapangan usaha, pemerintah dapat menganalisis pertumbuhan ekonomi dalam sektor-sektor yang lebih terperinci, serta mengidentifikasi sektor-sektor yang menjadi penggerak pertumbuhan ekonomi suatu wilayah.



c. **Kepadatan Penduduk**

Kepadatan penduduk adalah ukuran yang digunakan untuk menggambarkan seberapa padat penduduk suatu wilayah atau daerah dalam kaitannya dengan luas wilayah tersebut. Secara sederhana, kepadatan penduduk dihitung dengan membagi jumlah penduduk suatu wilayah dengan luas wilayah tersebut. Wilayah dengan kepadatan penduduk tinggi cenderung memiliki tekanan yang lebih besar terhadap sumber daya, infrastruktur, dan lingkungan, sementara wilayah dengan kepadatan penduduk rendah mungkin memiliki lebih banyak ruang dan sumber daya yang tersedia.

d. **Tingkat Pengangguran Terbuka**

Tingkat pengangguran terbuka adalah persentase dari jumlah angkatan kerja yang sedang mencari pekerjaan aktif, tetapi belum mendapatkan pekerjaan. Ini termasuk orang-orang yang aktif mencari pekerjaan dan siap bekerja tetapi belum berhasil menemukan pekerjaan yang cocok untuk mereka. Pengangguran terbuka adalah salah satu indikator penting dalam mengukur kesehatan ekonomi suatu negara atau wilayah, karena dapat mencerminkan tingkat kesulitan atau kelancaran dalam memperoleh pekerjaan. Tingkat pengangguran terbuka memberikan gambaran tentang seberapa mudah atau sulitnya orang-orang dalam angkatan kerja untuk mendapatkan pekerjaan. Tingkat pengangguran yang tinggi dapat menjadi indikasi masalah dalam perekonomian, seperti kurangnya kesempatan kerja, perlambatan ekonomi, atau ketidakcocokan antara keterampilan yang dimiliki oleh pencari kerja dengan permintaan pasar tenaga kerja. Di sisi lain, tingkat pengangguran yang rendah biasanya menunjukkan pertumbuhan ekonomi yang kuat dan kesempatan kerja yang lebih luas bagi angkatan kerja.

e. **Tingkat Partisipasi Angkatan Kerja**

Tingkat Partisipasi Angkatan Kerja (TPAK) adalah persentase penduduk usia 15 tahun keatas yang merupakan angkatan kerja. TPAK mengindikasikan besarnya persentase penduduk usia kerja yang aktif secara ekonomi suatu wilayah, baik yang bekerja maupun yang sedang mencari pekerjaan. Ini adalah indikator penting yang digunakan untuk mengukur kesehatan ekonomi suatu wilayah. Tingkat partisipasi ini menunjukkan seberapa besar proporsi penduduk usia kerja yang terlibat dalam pasar tenaga kerja. Mengukur dan menganalisis tingkat partisipasi angkatan kerja membantu dalam memahami dinamika pasar tenaga kerja dan dalam merumuskan kebijakan yang tepat untuk meningkatkan kesejahteraan ekonomi.

f. **Pengeluaran Perkapita Disesuaikan**

Pengeluaran per kapita adalah biaya yang dikeluarkan untuk konsumsi anggota rumah tangga, membeli barang-barang dan jasa-jasa kebutuhan hidup rata-rata rumah tangga dalam suatu periode tertentu. Penyesuaian dilakukan untuk mengatasi distorsi yang disebabkan oleh inflasi, perbedaan harga barang, dan perbedaan biaya hidup, sehingga memberikan gambaran yang akurat tentang kondisi ekonomi riil individu dalam suatu populasi.

g. **Partisipasi Sekolah Penduduk Usia 16-18 Tahun**

Partisipasi Sekolah (APS) adalah salah satu indikator dalam bidang pendidikan yang mengukur persentase penduduk dalam kelompok usia tertentu yang



sedang bersekolah. Untuk penduduk usia 16-18 tahun, APS mengindikasikan seberapa banyak remaja dalam rentang usia tersebut yang melanjutkan pendidikan mereka, biasanya di tingkat sekolah menengah atas (SMA) atau sederajat. Dengan memahami dan menganalisis APS, pemerintah dan pemangku kepentingan lainnya dapat mengidentifikasi masalah dan merancang kebijakan yang lebih efektif untuk memastikan bahwa semua remaja memiliki kesempatan yang sama untuk melanjutkan pendidikan mereka.



Optimization Software:
www.balesio.com



Optimization Software:
www.balesio.com

