

**PANEL VECTOR AUTOREGRESSIVE EXTENDED DENGAN ESTIMASI
FD-GMM DAN *SYSTEM* GMM UNTUK 1-STEP DAN 2-STEP**

(Studi kasus: konsumsi bahan bakar fosil, energi terbarukan, produksi gas tahunan
dan kebutuhan energi primer di negara G20 selama tahun 2010 sampai 2021)

(Tesis)

Oleh

**MIFTAHUL IRFAN
NPM 2127031002**



**PROGRAM STUDI MAGISTER MATEMATIKA
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM
UNIVERSITAS LAMPUNG
BANDAR LAMPUNG
2023**

ABSTRAK

Panel Vector Autoregressive Extended dengan Estimasi FD-GMM dan SYS-GMM untuk 1-step dan 2-step

(Studi kasus: konsumsi bahan bakar fosil, energi terbarukan, produksi gas tahunan dan kebutuhan energi primer di negara G20 selama tahun 2010 sampai 2021)

Oleh

Miftahul Irfan

Model PVAR mengungguli teknik VAR tradisional dengan menghilangkan bias serius dalam estimasi. Dalam proses estimasi banyak metode yang tidak bisa mengatasi masalah endogenitas. Masalah endogenitas tersebut adalah hasil yang bias dan estimator yang tidak konsisten. Sehingga untuk mengatasi tersebut digunakan metode estimasi GMM. Dalam estimator GMM terbagi menjadi dua yaitu *First difference* GMM (FD-GMM) dan *System* GMM (SYS GMM). SYS GMM merupakan alternatif solusi saat kedua asumsi FD-GMM (asumsi valid dan konsisten) tidak terpenuhi. Tujuan dari penelitian ini adalah mengkaji PVAR *extended* estimasi FD-GMM dan SYS-GMM 1-step dan 2-step yang diimplementasikan pada data energi negara G20. Kemudian akan dilihat hubungan kausal antar variabel dengan menggunakan *Granger Causality*. Untuk melihat pengaruh dari *shock* suatu variabel terhadap variabel lainnya dilakukan dengan IRF dan FEVD. Hasil yang diperoleh bahwa penduga FD-GMM dan SYS-GMM untuk model PVAR *extended* merupakan penduga yang unbiased, ragam minimum dan juga konsisten. Untuk variabel yang digunakan yaitu konsumsi bahan bakar fosil dan konsumsi energi terbarukan memiliki hubungan kausal. Konsumsi bahan bakar fosil lag 1 dan Konsumsi energi terbarukan lag 1 berpengaruh signifikan terhadap konsumsi fosil terkini. Sedangkan pada variabel konsumsi energi terbarukan dipengaruhi signifikan oleh konsumsi energi terbarukan lag 1. Namun dipengaruhi secara tidak signifikan oleh konsumsi bahan bakar fosil lag 1. Kemudian kebutuhan konsumsi energi berpengaruh signifikan terhadap dua variabel tersebut. Namun produksi gas tidak berpengaruh signifikan terhadap dua variabel tersebut.

Kata kunci : PVAR, *Generalized Method of Moment*, *First Difference* GMM, *System* GMM, *Generalized Impuls Respon Function*.

ABSTRACT

Panel Vector Autoregressive Extended with FD-GMM and SYS-GMM

Estimation for 1-step and 2-step

(Case study: fossil fuel consumption, renewable energy, annual gas production and primary energy demand in G20 countries during 2010 to 2021)

By

Miftahul Irfan

The PVAR model outperforms traditional VAR techniques by eliminating serious biases in estimation. In the estimation process, many methods cannot overcome the endogeneity problem. The endogeneity problem is biased results and inconsistent estimators. So to overcome this, the GMM estimation method is used. The GMM estimator is divided into two, namely First difference GMM (FD-GMM) and System GMM (SYS GMM). SYS GMM is an alternative solution when both FD-GMM assumptions (valid and consistent assumptions) are not met. The purpose of this study is to examine the extended PVAR estimates of FD-GMM and 1-step and 2-step SYS-GMM implemented in G20 country energy data. Then we will see the causal relationship between variables using Granger Causality. To see the effect of the shock of a variable on other variables is done by IRF and FEVD. The results obtained show that the FD-GMM and SYS-GMM estimators for the extended PVAR model are unbiased, minimum variance and also consistent. The variables used, namely consumption of fossil fuels and consumption of renewable energy, have a causal relationship. Consumption of fossil fuels lag 1 and Consumption of renewable energy lag 1 have a significant effect on current consumption of fossils. Whereas the renewable energy consumption variable is significantly affected by lag 1 renewable energy consumption. However, it is not significantly affected by lag 1 fossil fuel consumption. Then the need for energy consumption has a significant effect on these two variables. However, gas production has no significant effect on these two variables.

Keyword: PVAR, Generalized Method of Moment, First Difference GMM, System GMM, Generalized Impuls Respon Function.

**PANEL VECTOR AUTOREGRESSIVE EXTENDED DENGAN ESTIMASI
FD-GMM DAN SYSTEM GMM UNTUK 1-STEP DAN 2-STEP
(Studi kasus: konsumsi bahan bakar fosil, energi terbarukan, produksi gas
tahunan dan kebutuhan energi primer di negara G20 selama tahun 2010 sampai
2021)**

Oleh

Miftahul Irfan

Tesis

**Sebagai Salah Satu Syarat untuk Mencapai Gelar
MAGISTER MATEMATIKA**

Pada

**Jurusan Matematika
Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam
Universitas Lampung**



**PROGRAM STUDI MAGISTER MATEMATIKA
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM
UNIVERSITAS LAMPUNG
BANDAR LAMPUNG
2023**

Judul Tesis

**: PANEL VECTOR AUTOREGRESSIVE
EXTENDED DENGAN ESTIMASI FD-GMM
DAN SYSTEM GMM UNTUK 1-STEP DAN
2-STEP**

**(Studi kasus: konsumsi bahan bakar
fosil, energi terbarukan, produksi gas
tahanan dan kebutuhan energi primer
di negara G20 selama tahun 2010
sampai 2021)**

Nama Mahasiswa

: Miftahul Irfan

Nomor Pokok Mahasiswa

: 2127031002

Program Studi

: Magister Matematika

Jurusan

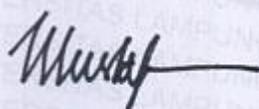
: Matematika

Fakultas

: Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam

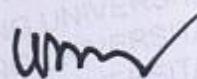
MENYETUJUI

1. Komisi Pembimbing



Prof. Drs. Mustofa Usman, M.A., Ph.D.

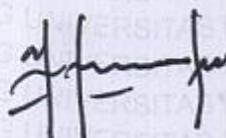
NIP 19570101 198403 1 020



Ir. Warsono, M.S., Ph.D.

NIP 19630216 198703 1 003

2. Ketua Program Studi Magister Matematika



Prof. Dr. Asmiati, S.Si., M.Si.

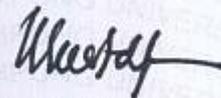
NIP 19760411 200012 2 001

MENGESAHKAN

1. Tim Penguji

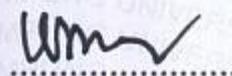
Ketua

: **Prof. Drs. Mustofa Usman, M.A., Ph.D.**



Sekretaris

: **Ir. Warsono, M.S., Ph.D.**



Penguji Anggota

: **1. Dr. Khoirin Nisa, S.Si., M.Si.**



: **2. Dr. Notiragayu, S.Si., M.Si.**



2. Dekan Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam

Dr. Eng. Heri Satria, S.Si., M.Si.

NIP 19711001 200501 1 002

3. Direktur Program Pascasarjana

Prof. Dr. Ir. Murhadi, M.Si.

NIP 19640326 198902 1 001

Tanggal Lulus Ujian Tesis : **26 Juli 2023**

PERNYATAAN

Yang bertanda tangan di bawah ini :

Nama : **Miftahul Irfan**
Nomor Pokok Mahasiswa : **2127031002**
Program Studi : **Magister Matematika**
Jurusan : **Matematika**

Dengan ini menyatakan bahwa tesis saya yang berjudul "**PANEL VECTOR AUTOREGRESSIVE EXTENDED DENGAN ESTIMASI FD-GMM DAN SYSTEM GMM UNTUK 1-STEP DAN 2-STEP (Studi kasus: konsumsi bahan bakar fosil, energi terbarukan, produksi gas tahunan dan kebutuhan energi primer di negara G20 selama tahun 2010 sampai 2021)**" adalah hasil pekerjaan saya sendiri. Semua hasil tulisan dalam tesis ini telah mengikuti kaidah penulisan karya ilmiah Universitas Lampung. Apabila kemudian hari terbukti bahwa tesis ini merupakan hasil salinan atau telah dibuat orang lain, maka saya bersedia menerima sanksi sesuai ketentuan akademik yang berlaku.

Bandar Lampung, 26 Juli 2023

Penulis,



Miftahul Irfan
NPM. 2127031002

RIWAYAT HIDUP

Penulis dilahirkan di Bandar Lampung pada tanggal 20 Juli 1998, sebagai anak pertama dari pasangan Bapak Dasir dan Ibu Farida Hadi serta kakak dari Iham Fatoni.

Penulis telah menempuh pendidikan di Sekolah Dasar Negeri 1 Sekincau Lampung Barat pada tahun 2004-2010, Sekolah Menengah Pertama Negeri (SMPN) 1 Sekincau Lampung Barat pada tahun 2010-2013, dan Sekolah Menengah Atas (SMA) Persada Bandar Lampung pada tahun 2013-2016.

Pada tahun 2016 penulis terdaftar sebagai Mahasiswa Program Studi S1 Matematika Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Lampung dan lulus sebagai sarjana matematika pada tahun 2020. Pada tahun 2021 penulis berkesempatan untuk melanjutkan pendidikan di program studi Magister Matematika Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Lampung, selama menjadi mahasiswa Magister penulis cukup aktif mengikuti berbagai kegiatan seperti kuliah dosen tamu, seminar internasional dan menulis artikel yang dipublikasi di jurnal nasional terakreditasi.

KATA MUTIARA

“Maka sesungguhnya bersama kesulitan ada kemudahan”
(Qs. Al-Insyirah: 5)

“Allah akan mengangkat derajat orang-orang yang beriman dan orang-orang yang berilmu di antara kamu sekalian”
(Qs. Al-Mujadilah: 11)

“Orang-orang besar tidak dilahirkan oleh ilmu pengetahuan, tapi karakterlah yang melahirkan orang-orang besar”
(Albert Einstein)

“Bertanggung jawab atas setiap pilihan, ikhlas dalam setiap pengorbanan dan sabar dalam setiap perjuangan”
(Miftahul Irfan)

PERSEMBAHAN

Dengan mengucap puji dan syukur kehadirat Allah SWT yang telah memberikan petunjuk dan kemudahan untuk menyelesaikan studiku, kupersembahkan karya kecilku ini untuk:

Ayah dan Ibu tercinta yang selalu mendidik, mendoakan, berkorban, dan hal lain yang tak dapatku ungkapkan dengan kata-kata

Dosen pembimbing dan penguji yang sangat berjasa dan tidak lelah memberikan arahan serta masukan sehingga peulis dapat menyelesaikan tesisku

Sahabat dan teman-temanku, Terimakasih atas kebersamaan, do'a dan semangat yang selalu kalian berikan kepadaku.

Universitas Lampung

SANWACANA

Alhamdulillah Robbil ‘alamin, Puji dan syukur Penulis ucapkan kepada Allah SWT, yang selalu melimpahkan rahmat dan kasih sayang-Nya, sehingga Penulis dapat menyelesaikan tesis ini. Sholawat serata salam senantiasa tetap tercurah kepada Nabi Muhammad SAW, tuntunan dan tauladan utama bagi seluruh umat manusia.

Tesis dengan judul “*Panel Vector Autoregressive Extended* dengan Estimasi FD-GMM dan *SYSTEM* GMM untuk 1-step dan 2-step (Studi kasus: konsumsi bahan bakar fosil, energi terbarukan, produksi gas tahunan dan kebutuhan energi primer di negara G20 selama tahun 2010 sampai 2021)” adalah salah satu syarat untuk memperoleh gelar Magister Matematika di Universitas Lampung.

Dalam menyelesaikan tesis ini, banyak pihak yang telah membantu Penulis dalam memberikan bimbingan, dorongan, dan saran-saran. Sehingga dengan segala ketulusan dan kerendahan hati pada kesempatan ini Penulis mengucapkan terimakasih yang sebesar-besarnya kepada:

1. Prof. Drs. Mustofa Usman, M.A., Ph.D., selaku Dosen Pembimbing 1 yang senantiasa memberikan bimbingan, saran, motivasi, nasehat serta masukan sehingga penulis dapat menyelesaikan perkuliahan dan tesis ini
2. Ir. Warsono, M.S., Ph.D., selaku Dosen Pembimbing 2 yang telah memberikan masukan dan saran dalam penyelesaian tesis
3. Dr. Khoirin Nisa, S.Si., M.Si., selaku Dosen Pembahas 1 yang telah memberikan kritik dan saran kepada penulis dalam penyelesaian tesis
4. Dr. Notiragayu, S.Si., M.Si., selaku Dosen Pembahas 2 yang telah memberikan kritik dan saran kepada penulis dalam penyelesaian tesis
5. Dr. Aang Nuryaman, S.Si., M.Si., selaku Ketua Jurusan Matematika Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam
6. Prof. Dr. Asmiati, S.Si., M.Si. selaku Ketua Program Studi Magister Matematika Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam
7. Dr. Eng. Heri Satria, S.Si., M.Si., selaku Dekan Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Lampung
8. Dosen, staf dan karyawan Jurusan Matematika FMIPA Universitas Lampung yang telah memberikan ilmu dan bantuan kepada penulis
9. Ayah (alm) dan Ibu yang tidak pernah lelah memberikan do’a, dukungan, kasih sayang, dan pengorbanan kepada Penulis

10. Teman-teman Magister Matematika Angkatan 2021.

Penulis juga menyadari bahwa dalam penulisan tesis ini masih banyak terdapat kekurangan. Oleh karena itu, Penulis mengharapkan saran dan kritik yang membangun guna penelitian selanjutnya agar lebih baik.

Bandar Lampung, 27 Juli 2023
Penulis,

Miftahul Irfan

DAFTAR ISI

HALAMAN JUDUL	
DAFTAR ISI	ii
DAFTAR TABEL	iv
DAFTAR GAMBAR	v
I. PENDAHULUAN	
1.1 Latar Belakang dan Masalah.....	1
1.2 Tujuan Penelitian	5
1.3 Manfaat Penelitian	5
II. TINJAUAN PUSTAKA	
2.1 Model PVAR	6
2.2 Metode Momen (MM).....	8
2.3 Metode Estimasi Parameter GMM	9
2.4 Karakteristik Penduga.....	14
2.5 <i>Kronecker Product</i> dan operator <i>vec</i>	17
2.6 Stasioneritas Data Panel.....	19
2.6.1 Uji Stasioneritas	19
2.6.2 Pembedaan	21
2.7 Uji Kausalitas Variabel	22
2.8 Pengujian Signifikan Parameter.....	25
2.9 Uji Validitas Variabel Instrumen (Q_i)	25
2.10 Pemilihan Model Terbaik	27
2.11 <i>Impulse Response Function</i> (IRF)	27
2.11.1 <i>Orthogonal Impulse response analysis</i>	28
2.11.2 <i>Generalized impulse response analysis</i>	30
2.11.3 <i>Confidence bands</i> untuk IRF.....	31
2.12 Tinjauan Pustaka Non Statistik.....	32
III. METODE PENELITIAN	
3.1 Waktu dan Tempat.....	36
3.2 Data dan Variabel	36
3.3 Tahap Penelitian	37
IV. HASIL DAN PEMBAHASAN	
4.1 FD-GMM.....	38
4.2 SYS-GMM.....	45
4.3 Matriks Kovarians Asimtotik dari Estimator	49
4.4 Karakteristik Penduga.....	50

4.4.1	Ketakbiasan.....	50
4.4.2	Ragam Minimum	55
4.4.3	Kekonsistenan Penduga GMM	57
4.5	Stasioneritas Data Panel.....	61
4.6	Pengujian Validitas Variabel Instrumen	62
4.7	Identifikasi Orde Panel VAR.....	63
4.8	Uji Stabilitas Model.....	64
4.9	Estimasi Parameter Model.....	65
4.10	Analisis Hubungan Kausal.....	67
4.11	<i>Impuls Respon Function dan Forecast Error Variance Decomposition</i>	68

V. KESIMPULAN
DAFTAR PUSTAKA
LAMPIRAN

DAFTAR TABEL

Tabel	Halaman
1. Uji Im, Pesaran dan Shin Test	62
2. Pengujian Validitas Variabel Instrumen.....	62
3. Pemilihan Lag Model FD-GMM 2-step	63
4. Pemilihan Lag Model SYS-GMM 2-step.....	63
5. Kondisi Stabil Nilai Eigen.....	64
6. Estimasi Parameter PVAR SYS-GMM(1) 2-step	65
7. Hubungan Kausal Dua Variabel.....	67
8. Analisis IRF.....	69
9. Forecast Error Variance Decomposition	70

DAFTAR GAMBAR

Gambar	Halaman
1. Diagram alir penelitian	37
2. Stabilitas Model PVAR GMM.....	65
3. Impulse Respon Function	69

I. PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang dan Masalah

Untuk melakukan analisa secara kuantitatif *multivariate time series* dapat menggunakan model *Vector Autoregressive* (VAR). Christopher A. Sims pada tahun 1980, dalam melakukan analisis ekonomi makro ia menggunakan model VAR yang sekaligus menjadi awal mula penggunaan model VAR. Model VAR sendiri digunakan karena memiliki struktur yang relatif lebih sederhana dimana jumlah variabel yang digunakan cukup minimalis dan semua variabel yang digunakan merupakan variabel endogen. Variabel independen yang digunakan pada model VAR ini adalah lag. VAR model memainkan peranan penting sebagai salah satu analisis terutama dalam bidang ekonomi dan keuangan (Kirchgassner & Wolters, 2007). VAR model sangat berguna untuk menggambarkan dan menjelaskan perilaku data *multivariate time series* dan juga untuk prediksi atau peramalan (Lutkepohl, 2005). Model VAR termasuk model yang baik untuk *forecasting* dan untuk *analisis structural* yang digunakan dalam banyak macam data *time series* (Banbura et al., 2010; Bernanke et al., 2005; Jarociński & Maćkowiak, 2017). Namun, model VAR standar dibatasi oleh jumlah variabel yang dapat dimasukkan. Memasukkan banyak variabel dalam model VAR dengan jumlah pengamatan deret waktu yang terbatas akan mengurangi presisi estimasi.

Model *Panel Vector Autoregressive* (PVAR) mengungguli teknik VAR tradisional dengan menghilangkan bias serius dalam estimasi. Model PVAR memiliki keuntungan yang jelas dari penggabungan metode VAR konvensional, yang memungkinkan untuk memperlakukan semua variabel yang dipertimbangkan dalam regresi sebagai endogen

dengan prosedur data panel, yang memungkinkan heterogenitas individu yang tidak teramati (Charfeddine & Kahia, 2019). PVAR memberlakukan semua variabel sebagai variabel endogen dan memeriksa heterogenitas yang tidak teramati (Comunale, 2022; Feng et al., 2020) baik dalam arti dinamis maupun statis, meskipun dalam beberapa kasus yang relevan, variabel eksogen dapat dimasukkan (Canova & Ciccarelli, 2013). Dimensi model PVAR sangat besar karena mereka melacak interaksi dinamis variabel beberapa negara dalam satu model. Sebuah model PVAR bersama-sama mencakup beberapa variabel dari beberapa unit *cross-sectional*.

Model PVAR memiliki tiga karakteristik utama. Pertama, memungkinkan untuk saling ketergantungan dinamis dengan memasukkan lag variabel endogen dari semua negara dalam setiap persamaan. Kedua, model memperhitungkan heterogenitas lintas negara karena matriks koefisien adalah spesifik negara. Ketiga, ia menangkap saling ketergantungan statis sebagai matriks kovarians tak terbatas memungkinkan korelasi antara semua istilah kesalahan (*error*) dari semua negara. Pembatasan tipikal untuk model PVAR yang memastikan kelayakan estimasi memungkinkan interdependensi hanya ada antara negara tertentu dan kombinasi variabel atau dengan asumsi bahwa koefisien homogen. PVAR menghasilkan hasil yang menarik dan memungkinkan perilaku rangkaian untuk dipantau (Love & Zicchino, 2006). Binder et al. (2005) memperluas estimator persamaan demi persamaan dari (Holtz-Eakin et al., 1988) untuk model PVAR dengan hanya variabel endogen yang lag-nya satu periode. Kemudian Hayakawa 2016 mengembangkan PVAR estimasi *Generalized Method of Moment* (GMM) dengan membuat variabel instrumen baru. Selanjutnya (Sigmund & Ferstl, 2021) memperluas Binder et al. (2005) dengan menambahkan lebih banyak lag dari variabel endogen, *predetermined* dan variabel eksogen. Selain itu, mengikuti Binder et al. (2005) dengan mengatur persyaratan GMM untuk setiap individu *i*.

Banyak metode yang tidak bisa mengatasi masalah endogenitas. Masalah endogenitas tersebut adalah hasil estimasi yang bias dan estimator yang tidak konsisten. Sehingga untuk mengatasi masalah tersebut digunakan metode estimasi GMM (Coban & Topcu,

2013; Ouyang & Li, 2018). PVAR sendiri menggunakan estimasi GMM untuk melakukan estimasi parameternya (Hayakawa, 2016). Berbeda dengan estimator berbasis rata-rata, PVAR melalui dekomposisi varians dan fungsi respon impuls memungkinkan perilaku variabel diamati selama beberapa waktu. Karena itu, detail dan hasil tren bisa terungkap dan itu akan berguna untuk keputusan kebijakan. Namun pada beberapa penelitian tidak menjelaskan apakah menggunakan estimasi GMM 1-step, 2-step atau multi-step. Ada banyak pertanyaan tentang hasil yang lebih baik dari beberapa jenis tahapan tersebut. Sehingga menjadi menarik untuk mengkaji berbagai tahapan dalam estimasi GMM.

GMM sendiri disebut *common estimator* dimana dapat memberikan kerangka yang lebih bermanfaat dalam proses perbandingan dan penilaian. Selain itu, GMM juga dikenal sebagai solusi alternatif yang sederhana dibanding dengan estimator lainnya terutama dibanding dengan *maximum likelihood*. Dalam estimator GMM terbagi menjadi dua yaitu *First difference* GMM (FD GMM) dan *System* GMM (SYS GMM). Ketika asumsi yang pada FD-GMM yaitu asumsi valid dan konsisten tidak terpenuhi maka dapat menggunakan solusi alternatif yaitu SYS-GMM. Penting untuk membedakan antara estimator *first difference* GMM yang menggunakan lag variabel endogen sebagai instrumen dan estimator *system* GMM yang menggunakan *moment conditions* tambahan berdasarkan informasi yang terdapat pada “level” (Hayakawa, 2016). Dalam estimasi dengan FD-GMM menggunakan persamaan *first difference* untuk menghilangkan korelasi antara lag dengan *error* individu. Dalam prosesnya FD-GMM juga menggunakan persamaan *first difference* (FD) pada level sebagai instrumen. Disamping itu, SYS GMM yang merupakan perluasan dari FD-GMM mengkombinasikan persamaan level pada *first difference* dan persamaan *first difference* pada level sebagai instrumen.

Tercatat bawah transisi energi dan energi baru terbarukan menjadi sektor prioritas pembangunan Indonesia di masa depan. Pada konferensi tingkat tinggi (KTT) G20 yang dilakukan di Indonesia pada tahun 2022 juga tak lupa membahas isu global dan

solusinya. Salah satu agenda penting dan menjadi prioritas pembahasan di antara negara G20 adalah energi dan penggunaannya di antara negara anggota G20. Indonesia berkomitmen untuk mencapai target *Net Zero Emission* dan netral karbon pada tahun 2060. Salah satu poin kesepakatan yang diperoleh adalah upaya pemberantasan energy poverty dengan menyediakan akses pada teknologi energi bersih, memanfaatkan energi terbarukan dan sumber-sumber energi rendah karbon dengan melakukan phase down unabated coal artinya energi batu bara yang kotor.

PVAR-GMM sendiri sudah diterapkan pada data energi yang membahas energi terbarukan, pembangunan keuangan dan emisi gas rumah kaca (Ouyang & Li, 2018; Usman et al., 2022). Hasil menunjukkan terdapat hubungan anatara energy terbarukan dan emisi gas rumah kaca. Aslan et al. (2022) menggunakan PVAR dan melihat terdapat hubungan antara pertumbuhan ekonomi, emisi CO₂, konsumsi bahan bakar fosil, foreign direct investmen (FDI), dan energy terbarukan. Variabel FDI, energi tergaburkan dan fosil mempengaruhi polusi udara sebesar 4% selama periode 10 tahun (Aslan et al., 2022). Dalam jangka panjang, intensitas energi dan karbon akan menurun seiring dengan perkembangan urbanisasi dan kemajuan struktur industry (B. Lin & Zhu, 2017). Dengan mengeksplorasi faktor-faktor yang mempengaruhi konsumsi energi terbarukan dengan mengambil sampel untuk negara-negara BRICS dari periode 1990 hingga 2015. Emisi karbon dioksida menunjukkan hubungan yang signifikan dan negatif secara statistik dengan penggunaan energi terbarukan (Sachan et al., 2023). Sedangkan berdasarkan pasar, pengaruh pasar energi fosil terhadap pasar energi terbarukan menunjukkan heterogenitas negara, dan dampaknya lebih signifikan bagi negara maju (Li et al., 2022).

Sehingga dengan penjelasan tersebut dilakukan penelitian tentang kajian PVAR estimasi FD-GMM dan SYS-GMM 1-step dan 2-step yang diimplementasikan pada data energi dengan variabel konsumsi energi terbarukan, konsumsi bahan bakar fosil, produksi gas tahunan dan konsumsi energi primer di negara G20 selama tahun 2010 sampai 2021. Kemudian akan dilihat hubungan kausal antar variabel *time series* dengan

menggunakan *Granger Causality*. Untuk melihat pengaruh dari *shock* suatu variabel terhadap variabel lainnya (melihat dampak perubahan eksogen di setiap variabel endogen dengan variabel lain) dalam sistem PVAR dilakukan dengan memperkirakan *impulse-response functions* (IRF) dan *forecast error variance decompositions* (FEVD). FEVD digunakan untuk mendapatkan informasi mengenai variabel yang relatif lebih penting dalam VAR. Selain itu, metode ini juga digunakan untuk melihat bagaimana perubahan dalam suatu variabel, yang ditunjukkan oleh perubahan error varins yang dipengaruhi oleh variabel-variabel lainnya

1.2 Tujuan Penelitian

Adapun tujuan dalam penelitian ini adalah

1. Mengkaji PVAR estimasi GMM yaitu FD-GMM dan SYS-GMM step 1 dan step 2
2. Melihat hubungan kausalitas variabel energy (konusmsi energi terbarukan dengan konusmsi bahan bakar fossil) pada negara-negara G20
3. Melakukan estimasi model serta melihat pengaruh dari *shock* suatu variabel terhadap variabel lainnya

1.3 Manfaat Penelitian

Adapun manfaat dari yang diperoleh dari penelitian ini adalah sebagai sumbangan pada bidang akademik terkait kajian PVAR *extended* estimasi FD-GMM dan SYS-GMM untuk 1-step dan 2-step. Kemudian dapat pula dijadikan pertimbangan bagi pihak terkait dalam hal membuat kebijakan terkait perkembangan energi terbarukan yang dicanangkan.

II. TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Model PVAR

Menurut (Holtz-Eakin et al., 1988), bentuk umum model sistem persamaan linier k variabel PVAR dengan ordo lag p dengan efek tetap (*fixed effects*) seperti berikut ini:

$$\mathbf{y}_{it} = \mathbf{A}_1 \mathbf{y}_{i,t-1} + \dots + \mathbf{A}_p \mathbf{y}_{i,t-p} + \boldsymbol{\eta}_i + \mathbf{e}_{it} \quad (2.1)$$
$$i \in \{1, 2, \dots, N\}, t \in \{1, 2, \dots, T\}$$

dimana

\mathbf{y}_{it-l} : vektor dari m variabel dimana $l = 0, \dots, p$

\mathbf{e}_{it} : vektor galat $m \times 1$

\mathbf{A}_l : matriks $m \times m$ dari parameter model yang akan diestimasi dimana $l = 1, \dots, p$

$\boldsymbol{\eta}_i$: vektor $m \times 1$ efek tetap

Persamaan (2.1) diatas dapat dijelaskan sebagai berikut:

$$\mathbf{y}_{it-l} = \begin{bmatrix} y_{it-l}^{(1)} \\ y_{it-l}^{(2)} \\ \vdots \\ y_{it-l}^{(r)} \end{bmatrix}$$
$$k \times 1$$

dengan $l = 0, \dots, p$

$$\mathbf{e}_{it} = \begin{bmatrix} e_{it}^{(1)} \\ e_{it}^{(2)} \\ \vdots \\ e_{it}^{(r)} \end{bmatrix}$$
$$k \times 1$$

Sehingga persamaan (2.1) diatas dapat ditulis kembali menjadi:

$$\begin{aligned}
 \begin{bmatrix} y_{it}^{(1)} \\ y_{it}^{(2)} \\ \vdots \\ y_{it}^{(r)} \end{bmatrix} &= \begin{bmatrix} a_{1,11} & a_{1,12} & \cdots & a_{1,1r} \\ a_{1,21} & a_{1,22} & \cdots & a_{1,2r} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{1,r1} & a_{1,r2} & \cdots & a_{1,rr} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} y_{it-1}^{(1)} \\ y_{it-1}^{(2)} \\ \vdots \\ y_{it-1}^{(r)} \end{bmatrix} + \cdots + \begin{bmatrix} a_{p,11} & a_{p,12} & \cdots & a_{p,1k} \\ a_{p,21} & a_{p,22} & \cdots & a_{p,2k} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{p,k1} & a_{p,k2} & \cdots & a_{p,kk} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} y_{it-p}^{(1)} \\ y_{it-p}^{(2)} \\ \vdots \\ y_{it-p}^{(r)} \end{bmatrix} \\
 &+ \begin{bmatrix} \eta_i^{(1)} \\ \eta_i^{(2)} \\ \vdots \\ \eta_i^{(r)} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e_{it}^{(1)} \\ e_{it}^{(2)} \\ \vdots \\ e_{it}^{(r)} \end{bmatrix}
 \end{aligned} \tag{2.2}$$

Asumsikan bahwa pengamatan $\mathbf{y}_{i,0}, \dots, \mathbf{y}_{i,1-p}$ tersedia, yang menunjukkan bahwa total panjang waktu adalah $T + p$. Efek waktu dapat dimasukkan tetapi ditekan di sini untuk menyederhanakan notasi. Sehingga persamaan (2.1) dapat ditulis kembali menjadi:

$$\begin{aligned}
 \mathbf{y}_{it} &= \mathbf{A}\mathbf{x}_{it} + \boldsymbol{\eta}_i + \mathbf{e}_{it} \\
 i \in \{1, 2, \dots, N\}, t \in \{1, 2, \dots, T_i\}
 \end{aligned} \tag{2.3}$$

dimana

$$\mathbf{A} = (\mathbf{A}_1, \dots, \mathbf{A}_p) \quad : \text{matriks } M \times Mp$$

$$\mathbf{x}_{it} = (\mathbf{y}'_{i,t-1}, \dots, \mathbf{y}'_{i,t-p})' \quad : \text{vektor } Mp \times 1$$

Perluasan dari PVAR tersebut untuk lag p dari m variabel endogen, k variabel *predetermined* (variabel yang telah ditentukan sebelumnya), dan n variabel eksogen. Oleh karena itu, perhatikan PVAR stasioner berikut dengan efek tetap:

$$\mathbf{y}_{i,t} = \boldsymbol{\eta}_i + \sum_{l=1}^p \mathbf{A}_l \mathbf{y}_{i,t-l} + \mathbf{B}\mathbf{x}_{i,t} + \mathbf{C}\mathbf{s}_{i,t} + \boldsymbol{\epsilon}_{i,t} \tag{2.4}$$

dimana

$$\mathbf{y}_{i,t} \quad : m \times 1 \text{ vektor variabel endogen untuk unit } \textit{cross-sectional} \text{ ke-} i \text{ pada waktu } t$$

- $\mathbf{y}_{i,t-l}$: $m \times 1$ vektor variabel endogen
 $\boldsymbol{\mu}_i$: efek tetap ($m \times 1$)
 $\mathbf{x}_{i,t}$: $k \times 1$ vektor variabel *predetermined* yang berpotensi berkorelasi dengan kesalahan (*error*) masa lalu
 $\mathbf{s}_{i,t}$: $n \times 1$ vektor variabel eksogen yang tidak bergantung pada ϵ_t maupun ϵ_{t-s} untuk $s = 1, \dots, T$

Selain itu, galat $\epsilon_{i,t}$ berdistribusi secara independen dan identik (iid) untuk semua i dan t dengan $E[\epsilon_{i,t}] = 0$ dan $Var[\epsilon_{i,t}] = \Sigma_\epsilon \cdot \Sigma_\epsilon$ adalah matriks semidefinite positif.

Diasumsikan bahwa semua akar unit \mathbf{A} dalam Persamaan (2.4) berada di dalam lingkaran unit untuk memastikan stasioneritas kovarians. Unit *cross section* i dan *time series* t didefinisikan $i = 1, 2, \dots, N$ dan $t = 1, 2, \dots, T$. Secara spesifik kita asumsikan parameter homogen untuk $\mathbf{A}_i(m \times m)$, $\mathbf{B}(m \times k)$ dan $\mathbf{C}(m \times n)$ untuk semua i . Oleh karena itu, model PVAR merupakan kombinasi dari model panel dinamis persamaan tunggal (DPM) dan model *vector autoregressive* (VAR).

Parameter tersebut dapat diestimasi menggunakan pendekatan *fixed-effect*, pendekatan *fixed-effect* setelah beberapa kali transformasi menggunakan *Ordinary Least Square* atau OLS. Namun, karena terdapat variabel respon yang memiliki *lag* di sisi kanan, sehingga persamaan tersebut akan memiliki hasil estimasi yang bias dan tidak konsisten meski dengan jumlah N yang besar. Disamping itu juga akan ada korelasi antara variabel eksogen di sisi kanan dan galat. Hal itu disebut dengan masalah endogenitas. Masalah endogenitas tersebut dapat diatasi dengan pendugaan parameter menggunakan GMM. Melakukan standarisasi model berdasarkan sistem GMM dengan menggunakan *lag* dan bukan regresi sebagai instrumennya (Blundell & Bond, 1998).

2.2 Metode Momen (MM)

Prinsip utama proses estimasi metode momen adalah memilih estimasi parameter yang sama dengan momen sampel, yang harus sama dengan nol. Identy adalah bahwa momen sampel harus memberikan pendugaan yang baik terhadap momen populasi.

Dalam situasi di mana satu atau lebih variabel penjelas berkorelasi dengan galatnya, masalah endogenitas muncul atau $E(x_i \varepsilon_i) \neq 0$ atau $Cov(x_i \varepsilon_i) \neq 0$. Masalah endogenitas tersebut berakibat penduganya akan menjadi bias dan tidak konsisten (Verbeek, 2004). Masalah tersebut dapat ditangani dengan mengganti variabel penjelas dengan variabel instrumen. Variabel instrumen tersebut harus memiliki hubungan dengan variabel penjelas, namun tidak boleh memiliki hubungan dengan *error*-nya ε_i (Greene, 2012). Metode inilah yang dikenal sebagai *Variable Instrument Method (IV)*.

Metode IV adalah suatu metode yang digunakan untuk mendapatkan variabel baru yang juga berfungsi sebagai *proxy* terhadap variabel endogen. Variabel tersebut posisinya sebagai penjelas dalam model namun tidak berkorelasi dengan *error*. Metode IV menggunakan variabel instrumen Q_i yang juga harus memenuhi dua syarat, yaitu sebagai berikut:

1. Q_i berkorelasi dengan X_k . $Cov(Q_i X_k) \neq 0$
2. Q_i tidak berkorelasi dengan error E_i . $Cov(Q_i E_i) = 0$

2.3 Metode Estimasi Parameter GMM

GMM ini pertama kali diperkenalkan oleh Hansen pada tahun 1982 yang didefinisikan sebagai suatu metode estimasi parameter yang hanya bergantung pada kondisi momen yang digunakan. Metode ini dapat digunakan untuk mengatasi pelanggaran asumsi pada data seperti heteroskedastisitas dan autokorelasi. Metode pendugaan parameter ini merupakan metode perluasan dari metode momen. Kelemahan dari metode momen itu sendiri adalah bahwa metode ini tidak dapat digunakan jika banyaknya variabel instrumen lebih besar dibandingkan dengan banyaknya parameter yang akan diestimasi. Dalam proses estimasinya, metode GMM menyamakan kondisi momen dari populasi dengan kondisi momen dari sampel. Menurut Greene (2012) bahwa dalam persamaan simultan, jika terdapat K parameter yang ingin diestimasi serta L persamaan kondisi momen, maka terdapat tiga kemungkinan solusi penyelesaian:

- a. *Underidentified* ($K < L$) adalah keadaan dimana jumlah parameter yang diestimasi lebih banyak dibanding jumlah kondisi momen, sehingga tidak mungkin ada solusi dalam sistem persamaan.
- b. *Exactly identified* ($L = K$) adalah suatu keadaan dimana jumlah parameter yang diestimasi sama dengan jumlah kondisi momen, sehingga hasil estimasi yang diperoleh sama dengan metode estimasi instrumenal variabel.
- c. *Overidentified*. ($K > L$) adalah suatu keadaan dimana jumlah parameter yang diestimasi lebih sedikit dibanding dengan jumlah kondisi momen, sehingga tidak ada solusi yang unik dalam sistem persamaan. Pendugaan parameter $\hat{\Phi}$ dilakukan dengan metode *generalized method of moment* (GMM).

Menentukan kondisi momen, menentukan analog momen sampel, menentukan fungsi kriteria (kuadrat terboboti), dan menyelesaikan fungsi kriteria yang sama dengan nol adalah prosedur yang digunakan dalam pendugaan parameter dengan GMM. Misalnya $\bar{g}(\Phi)$ merupakan analog momen sampel. Kemudian didefinisikan matriks pembobot GMM yaitu Λ_Z yang sifatnya non-random dan memiliki rank penuh. Penduga GMM terhadap $\hat{\Phi}$ dapat diperoleh dengan meminimumkan fungsi kriteria yaitu sama dengan nol (Nielsen, 2007). Fungsi kriteria atau kuadrat terboboti dalam pendugaan dengan GMM didefinisikan dengan bentuk $J(\Phi) = \bar{g}(\Phi)' \Lambda_Z \bar{g}(\Phi)$. Sehingga Parameter $\hat{\Phi}$ dapat diperoleh dengan menyelesaikan fungsi kriteria $J(\Phi)$ yaitu:

$$\hat{\Phi} = \arg \min_{\theta} [J(\Phi)]$$

$$\hat{\Phi} = \arg \min_{\theta} [\bar{g}(\Phi)' \Lambda_Z \bar{g}(\Phi)]$$

Pendugaan dengan metode GMM menggunakan prinsip yaitu meminimumkan *moment condition* (Hayakawa, 2016). Untuk menghilangkan efek individu pada model, Arellano dan Bover (1995) menyarankan transformasi *forward orthogonal deviation* (FOD). untuk mengurangi data hilang, yaitu dengan mengurangi rata-rata dari pengamatan masa depan dengan menggunakan deviasi dari pengamatan masa lalu Dengan asumsi bahwa terdapat T periode dan N unit *cross section*, di mana t adalah

indeks untuk pengamatan *time series* dan i adalah indeks untuk pengamatan unit *cross section*.

Dalam melakukan identifikasi parameter untuk model PVAR harus terlebih dahulu mengamati pengaruh efek individu. Hal yang harus diperhatikan adalah bahwa jika model diestimasi dengan menggunakan efek individu dan variabel yang memiliki unsur lag maka akan menghasilkan penduga yang tidak konsisten (Nerlove, 2002). Sehingga untuk mengatasi permasalahan tersebut diperlukan sebuah transformasi yang dapat menghilangkan pengaruh efek individu. Dalam hal ini, menghilangkan efek individu (η_i) pada model PVAR akan membuat model tersebut konsisten atau sama di seluruh wilayah. Ketika koefisien efek individu dan koefisien lag sudah stasioner, prediksi parameter tersebut dapat dilakukan.

Definisi 1. (*First difference GMM moment conditions*):

$$\begin{aligned}\mathbb{E}[\Delta^* \epsilon_{i,t} \mathbf{y}'_{i,j}] &= \mathbf{0} & j \in \{1, \dots, T-2\} \text{ dan } t \in \mathbb{T}_{\Delta^*} \\ \mathbb{E}[\Delta^* \epsilon_{i,t} \mathbf{x}'_{i,j}] &= \mathbf{0} & j \in \{1, \dots, T-1\} \text{ dan } t \in \mathbb{T}_{\Delta^*} \\ \mathbb{E}[\Delta^* \epsilon_{i,t} \Delta^* \mathbf{s}'_{i,j}] &= \mathbf{0} & t \in \mathbb{T}_{\Delta^*}\end{aligned}$$

dimana dimensi dari matriks ini adalah $\Delta^* \epsilon_{i,t}$ berdimensi $m \times 1$, $\mathbf{y}_{i,j}$ berdimensi $m \times 1$, $\mathbf{x}_{i,j}$ berdimensi $k \times 1$ dan $\Delta^* \mathbf{s}_{i,t}$ berdimensi $n \times 1$.

Selanjutnya akan kita bahas terkait perluasan dari model PVAR (PVAR GMM). Sebelum mengatur *first difference estimator moment conditions*, kita menerapkan *first difference* atau *forward orthogonal transformation* pada persamaan (2.6) untuk menghilangkan efek titik tetap sehingga diperoleh persamaan:

$$\Delta^* \mathbf{y}_{i,t} = \sum_{l=1}^p \mathbf{A}_l \Delta^* \mathbf{y}_{i,t-l} + \mathbf{B} \Delta^* \mathbf{x}_{i,t} + \mathbf{C} \Delta^* \mathbf{s}_{i,t} + \Delta^* \epsilon_{i,t} \quad (2.5)$$

Δ^* merujuk pada *first difference* atau *forward orthogonal transformation*. *First difference transformation* ada pada $t \in \{p+2, \dots, T\}$ dan *forward orthogonal*

transformation ada pada $t \in \{p + 1, \dots, T - 1\}$. Notasi transformasinya adalah \mathbb{T}_{Δ^*} . Pada penelitian ini menggunakan tanda bintang (Δ^*) untuk menunjukkan suatu variabel hasil tranformasi. Kemudian bentuk transformasi FOD nya dari $\Delta^* \mathbf{y}_{it-1}$ sama dengan

$$c_t[\mathbf{y}_{i,t-l} - (\mathbf{y}_{i,t-l+1} + \dots + \mathbf{y}_{i,t-l})]/(T - t) \quad (2.6)$$

di mana $l = 0, 1, \dots, p$ dan $c_t^2 = (T - t)/(T - t + 1)$.

Selanjutnya, kita definisikan kembali persamaan (2.5) dengan *stacking* pada t menjadi:

$$\Delta^* \mathbf{Y}_i = \sum_{l=1}^p \Delta^* \mathbf{Y}_{i,l} \mathbf{A}'_l + \Delta^* \mathbf{X}_i \mathbf{B}' + \Delta^* \mathbf{S}_i \mathbf{C}' + \Delta^* \mathbf{E}_i \quad (2.7)$$

dimana $\Delta^* \mathbf{Y}_i$, $\Delta^* \mathbf{Y}_{i,l}$ dan $\Delta^* \mathbf{E}_i$ adalah matriks $(T - 1 - p) \times m$. \mathbf{A} , \mathbf{B} dan \mathbf{C} memiliki dimensi yang sama seperti pada persamaan (2.4). $\Delta^* \mathbf{X}_i$ adalah matriks $(T - 1 - p) \times k$. Dan $\Delta^* \mathbf{S}_i$ adalah $(T - 1 - p) \times n$. Berdasarkan pada persamaan (2.7) diperoleh *stacked moment conditions* untuk setiap i yaitu:

$$\mathbb{E}[\mathbf{Q}'_i(\Delta^* \mathbf{E}_i)] = 0 \quad (2.8)$$

Pada bagian sebelumnya telah dijelaskan bahwa variabel instrumen \mathbf{Q}_i digunakan untuk estimasi parameter dengan GMM. Variabel instrumen \mathbf{Q}_i tidak berkorelasi pada setiap kolom matriks variabel \mathbf{E}_i^* . Ini juga digunakan agar tidak ada korelasi antara variabel prediktor dan galat model. Lihat matriks variabel instrumen di bawah ini (Hayakawa, 2016):

$$\mathbf{Q}_i = \text{diag}(\mathbf{q}'_{i1}, \dots, \mathbf{q}'_{iT})' \quad (2.9)$$

atau dapat disusun sebagai berikut

$$\mathbf{Q}_i = \begin{pmatrix} \mathbf{q}'_{i,p+2} & \mathbf{0} & \dots & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{q}'_{i,p+3} & \dots & \mathbf{0} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} & \dots & \mathbf{q}'_{iT} \end{pmatrix} \quad (2.10)$$

dengan

$$\mathbf{q}'_{i,t} := (\mathbf{y}'_{i,t-p-1}, \mathbf{y}'_{i,t-p-2}, \dots, \mathbf{y}'_{i,1}, \mathbf{x}'_{i,t-1}, \mathbf{x}'_{i,t-2}, \dots, \mathbf{x}'_{i,1}, \Delta^* \mathbf{s}'_{i,t}) \quad (2.11)$$

dimana $t \in \{p + 2, \dots, T\}$. Dalam penelitian ini menggunakan nilai lag maksimal 4. Untuk pemilihan nilai lag dilakukan dengan mencoba satu persatu nilai tersebut. Sebagai contoh yaitu dengan menduga $p = 1$, setelah itu dilakukan estimasi parameter tahap pertama dan melakukan uji validitas instrumen. Kesimpulannya adalah bahwa jika hasil uji validitas tersebut valid, maka kita dapat melanjutkan ke uji signifikansi parameter. Jika tidak valid, kita perlu mendapatkan pendugaan nilai lag yang lain.

Proposisi 1. (Dimensi \mathbf{Q}_i):

Dimensi terdiri dari tiga bagian yang dapat dikaitkan dengan

1. variabel endogen tertinggal,
2. variabel yang telah ditentukan dan
3. variabel yang sangat eksogen

Untuk setiap lag variabel endogen dan *predetermined* variabel dimana jumlah *moment conditions* mengikuti penjumlahan dari dua bagian: Bagian pertama adalah deret aritmatika $S_{n_1} = \frac{n_1}{2} \times (2a_1 + (n_1 - 1) \times d_1)$ dimana harus mengidentifikasi elemen pertama a_1 . Bagian kedua terdiri dari jumlah dua elemen a_2 dan n_2 : $S_2 = a_2 \times n_2$ dan berlaku jika jumlah *moment conditions* dibatasi sebelum lag tertentu atau setelah lag tertentu (variabel endogen)

$$\begin{aligned} \dim(\mathbf{Q}_i) &= (T - 1 - p) \times S \\ S &= S_m + S_k + S_n \end{aligned} \quad (2.12)$$

Dimana S_m , S_k dan S_n didefinisikan sebagai:

$$\begin{aligned} S_m &= m \times (S_m(1) + S_m(2)) \\ S_m(1) &= \frac{n_1}{2} \times (2 \times a_1 + (n_1 - 1) \times d_1) \\ a_1 &= p - \min(L_{min}^{endo} - 2, p - 1) \\ n_1 &= \max(\min(L_{max}^{endo}, T - 2) - \max(L_{min}^{endo} - 2, p - 1), 1) \\ d_1 &= 1 \\ S_m(2) &= a_2 + n_1 - 1 \\ a_2 &= a_1 + n_1 - 1 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
n_2 &= T - n_1 - (\min(p, 2) + \max(L_{min}^{endo} - p, p - 1)) \\
S_k &= k \times (S_k(1) + S_k(2)) \\
S_k(1) &= \frac{o_1}{2} \times (2 \times b_1 + (o_1 - 1) \times e_1) \\
b_1 &= p + 1 - \max(L_{min}^{endo} - 1, p - 1) \\
o_1 &= \max(\min(T - 2, L_{max}^{pre}) - \max(L_{min}^{pre} - 1, p - 1)) \\
&\quad \min(T - p, L_{max}^{pre}) + 1 - b_1, 1 \\
e_1 &= 1 \\
S_k(2) &= o_2 \times b_2 \\
o_2 &= T - o_1 - (\min(p, 1) + \max(L_{min}^{pre} - p, p)) \\
b_2 &= b_1 + (o_1 - 1) \\
S_n &= n
\end{aligned} \tag{2.13}$$

2.4 Karakteristik Penduga

Definisi 2.

Suatu penduga $\hat{\theta}$ disebut sebagai penduga tak bias untuk parameter θ jika $E(\hat{\theta}) = \theta$. Jika $E(\hat{\theta}) \neq \theta$ maka $\hat{\theta}$ adalah penduga yang bias untuk θ .

Definisi 3.

Misalkan X_1, X_2, \dots, X_n merupakan sampel acak berukuran n dari suatu distribusi dengan pdf $f(x; \theta)$ yang mengandung parameter θ . Misal τ^* penduga bagi (θ) , maka τ^* dikatakan sebagai penduga yang tak bias dengan ragam minimum seragam atau *uniformly minimum variance unbiased estimator* (UMVUE) bagi $\tau(\theta)$ jika

1. τ^* adalah estimator tak bias bagi $\tau(\theta)$, dan
2. Untuk sembarang estimator tak bias τ , $Var(\tau^*) \leq Var(\tau)$

Selanjutnya, untuk memperoleh estimator yang UMVUE dapat dilakukan dengan pertidaksamaan Cramer-Rao

Teorema 1:

Misalkan X_1, X_2, \dots, X_n merupakan sampel acak berukuran n dari suatu distribusi dengan pdf $f(x; \theta)$, $\theta \in \Omega$. Misal $T = t(X_1, X_2, \dots, X_n)$ merupakan penduga tak bias bagi $\tau(\theta)$ bila $E(T(X_1, X_2, \dots, X_n)) = \tau(\theta)$; untuk $\theta \in \Omega$, maka batas bawah Cramer-Rao (*Cramer-Rao Lower Bound*, RCLB) adalah

$$\text{Var}(T) \geq \frac{\left\{ \frac{\partial}{\partial \theta} \tau(\theta) \right\}^2}{n E \left\{ \left[\frac{\partial \ln f(x, \theta)}{\partial \theta} \right]^2 \right\}}$$

atau

$$\text{Var}(T) \geq \frac{\{\tau'(\theta)\}^2}{n I(\theta)}$$

dimana informasi fisher $I(\theta) = E \left\{ \left[\frac{\partial \ln f(x, \theta)}{\partial \theta} \right]^2 \right\}$. Dengan catatan bila $\tau(\theta) = \theta$ maka

$$\text{Var}(T) \geq \frac{1}{n I(\theta)}$$

Untuk memudahkan, kita bisa menggunakan persamaan berikut:

$$E \left\{ \left[\frac{\partial \ln f(x, \theta)}{\partial \theta} \right]^2 \right\} = -E \left[\frac{\partial^2 \ln f(x, \theta)}{\partial \theta^2} \right] \quad (2.14)$$

Definisi 4

Misal $T = t(X_1, X_2, \dots, X_n)$ merupakan penduga tak bias bagi θ , maka T merupakan penduga yang efisien bila memenuhi batas bawah *Cramer-Rao*

Definisi 5

Misalkan X adalah suatu peubah acak dengan pdf $f(x; \theta)$, $\theta \in \Omega$. Misalkan X_1, X_2, \dots, X_n adalah sampel acak dari distribusi X dan misalkan $\hat{\theta}_n$ menyatakan suatu penduga. Suatu penduga $\hat{\theta}_n$ disebut sebagai penduga konsisten untuk parameter θ jika $\hat{\theta}_n \xrightarrow{p} \theta$ atau $\text{plim } \hat{\theta}_n = \theta$.

Definisi 6.

Misalkan $\{X_n\}$ merupakan sebuah barisan dari peubah acak dan misalkan X adalah suatu peubah acak yang terdefinisi di suatu ruang sampel. X_n dikatakan konvergen dalam probabilitas ke X jika untuk setiap $\varepsilon > 0$ berlaku

$$\lim_{n \rightarrow \infty} P(|X_n - X| \geq \varepsilon) = 0$$

atau secara ekuivalen

$$\lim_{n \rightarrow \infty} P(|X_n - X| < \varepsilon) = 0$$

yang dinotasikan dengan $X_n \xrightarrow{p} X$ atau $\text{plim } X_n = X$.

Teorema 2. (pertidaksamaan *chebyshev*)

Misal X adalah suatu variabel random yang memiliki distribusi probabilitas dengan variansi berhingga σ^2 dan mean μ . Maka untuk setiap $k > 0$

$$P(|X - \mu| \geq k\sigma) \leq \frac{1}{k^2}$$

atau secara ekuivalen

$$P(|X - \mu| < k\sigma) \geq 1 - \frac{1}{k^2}$$

Teorema 3. (*Weak Law of Large Number* atau WLLN)

Misal $\{X_n\}$ merupakan suatu barisan dari variabel random iid dengan mean μ dan variansi $\sigma^2 < \infty$. Misalkan $\bar{X}_n = n^{-1} \sum_{i=1}^n X_i$ maka

$$\bar{X}_n = n^{-1} \sum_{i=1}^n X_i \xrightarrow{p} \mu$$

atau dinotasikan $\text{plim } \bar{X}_n = \mu$ atau $p \lim_{N \rightarrow \infty} n^{-1} \sum_{i=1}^n X_i = E(X_i)$

Teorema 4.

Misalkan $\{\mathbf{X}_n\}$ merupakan sebuah barisan vektor random berukuran p yang iid dimana mean μ dan matriks variansi-kovarians Σ yang definit positif. Misalkan

$$Y_n = \frac{1}{\sqrt{n}} \sum_{i=1}^n (X_i - \mu) = \sqrt{n}(\bar{X}_n - \mu)$$

Maka Y_n konvergen dalam distribusi ke distribusi atau dinotasikan dengan

$$\sqrt{n}(\bar{X}_n - \mu) \xrightarrow{D} N_p(\mathbf{0}, \Sigma)$$

Berdasarkan teorema diatas, dapat dikatakan bahwa. Jika $\sqrt{n}(\bar{X}_n - \mu) \xrightarrow{D} N_p(\mathbf{0}, \Sigma)$ maka secara asimtotik $\bar{X}_n \sim N_p\left(\mu, \frac{\Sigma}{n}\right)$. Matriks varians-kovarians dari bentuk $\sqrt{n}(\bar{X}_n - \mu)$ disebut sebagai *asymptotic covariance matrix* dan dinyatakan dengan $Avar \sqrt{n}(\bar{X}_n - \mu) = \Sigma$. Sedangkan matriks varians-kovarians dari \bar{X}_n disebut sebagai *asymptotic covariance matrix* dan dinyatakan dengan $Avar \bar{X}_n = \Sigma/n$

Teorema 5.

$\lim_{n \rightarrow \infty} T(X) = \theta$, $T(X)$ merupakan penduga tak bias asimtotik bagi θ dan

$\lim_{n \rightarrow \infty} \sigma_{T(X)}^2 = \theta$, maka $T(X)$ penduga yang konsisten bagi θ

2.5 Kronecker Product dan operator vec

Definisi 7.

Misal \mathbf{A} adalah matriks $n \times p$ dan \mathbf{B} adalah matriks $m \times q$. Maka

$$\mathbf{A} \otimes \mathbf{B} = \begin{bmatrix} a_{11}\mathbf{B} & a_{12}\mathbf{B} & \cdots & a_{1p}\mathbf{B} \\ a_{21}\mathbf{B} & a_{22}\mathbf{B} & \cdots & a_{2p}\mathbf{B} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{n1}\mathbf{B} & a_{n2}\mathbf{B} & \cdots & a_{np}\mathbf{B} \end{bmatrix}_{mn \times pq}$$

disebut *kroncker product* dari \mathbf{A} dan \mathbf{B} . atau dapat pula disebut sebagai *direct product* atau *tensor product*.

Beberapa operasi kronecker product:

1. $\mathbf{A} \otimes (\mathbf{B} \otimes \mathbf{C}) = (\mathbf{A} \otimes \mathbf{B}) \otimes \mathbf{C}$ (asosiatif),
2. $\mathbf{A} \otimes (\mathbf{B} + \mathbf{C}) = (\mathbf{A} \otimes \mathbf{B}) + (\mathbf{A} \otimes \mathbf{C})$ (distributif)

- $$(\mathbf{A} + \mathbf{B}) \otimes \mathbf{C} = (\mathbf{A} \otimes \mathbf{C}) + (\mathbf{B} \otimes \mathbf{C}),$$
3. Untuk skalar a , $a \otimes \mathbf{A} = \mathbf{A} \otimes a = a\mathbf{A}$
 4. Untuk skalar a dan b , $a\mathbf{A} \otimes b\mathbf{B} = ab\mathbf{A} \otimes \mathbf{B}$
 5. $(\mathbf{A} \otimes \mathbf{B})(\mathbf{C} \otimes \mathbf{D}) = \mathbf{AC} \otimes \mathbf{BD}$
 6. $(\mathbf{A} \otimes \mathbf{B})^T = \mathbf{A}^T \otimes \mathbf{B}^T$,
 7. Untuk vektor \mathbf{a} dan \mathbf{b} , $\mathbf{a}^T \otimes \mathbf{b} = \mathbf{ba}^T = \mathbf{b} \otimes \mathbf{a}^T$
 8. Untuk partisi matriks $[\mathbf{A}_1, \mathbf{A}_2] \otimes \mathbf{B} = [\mathbf{A}_1 \otimes \mathbf{B}, \mathbf{A}_2 \otimes \mathbf{B}]$, tetapi $\mathbf{A} \otimes [\mathbf{B}_1, \mathbf{B}_2] \neq [\mathbf{A} \otimes \mathbf{B}_1, \mathbf{A} \otimes \mathbf{B}_2]$
 9. Untuk matriks nonsingular \mathbf{A} dan \mathbf{B} :

$$(\mathbf{A} \otimes \mathbf{B})^{-1} = \mathbf{A}^{-1} \otimes \mathbf{B}^{-1}$$
 10. Untuk $m \times m$ matriks \mathbf{A} dan $n \times n$ matriks \mathbf{B}

$$|\mathbf{A} \otimes \mathbf{B}| = |\mathbf{A}|^n |\mathbf{B}|^m,$$
 11. $tr(\mathbf{A} \otimes \mathbf{B}) = tr(\mathbf{A})tr(\mathbf{B})$
 12. $rank(\mathbf{A} \otimes \mathbf{B}) = rank(\mathbf{A})rank(\mathbf{B})$

Definisi 8.

Operator *vec* membuat kolom vektor dari matriks \mathbf{A} dengan *stacking* vektor kolom $\mathbf{A} = [\mathbf{a}_1, \mathbf{a}_2, \dots, \mathbf{a}_n]$ menjadi:

$$vec(\mathbf{A}) = \begin{bmatrix} \mathbf{a}_1 \\ \mathbf{a}_2 \\ \vdots \\ \mathbf{a}_n \end{bmatrix}$$

Korolari 1.

$$vec(\mathbf{AB}) = (\mathbf{I} \otimes \mathbf{A})vec(\mathbf{B}) = (\mathbf{B}^T \otimes \mathbf{I})vec(\mathbf{A}) = (\mathbf{B}^T \otimes \mathbf{A})vec(\mathbf{I})$$

dan

$$vec(\mathbf{A} + \mathbf{B}) = vec(\mathbf{A}) + vec(\mathbf{B})$$

2.6 Stasioneritas Data Panel

2.6.1 Uji Stasioneritas

Stasioneritas berarti bahwa data tidak berubah secara signifikan atau bahwa fluktuasi data berada di sekitar nilai rata-rata yang konstan, tidak tergantung pada waktu atau varians. (Makridakis et al., 1999). Apabila perilaku suatu proses tidak berubah seiring berjalannya waktu, deret waktu tersebut disebut stasioner. Dalam kasus lain, proses tersebut dianggap berada dalam kesetimbangan (Cryer & Chan, 2008). Sebuah deret waktu dianggap stasioner jika memenuhi tiga persyaratan berikut:

- a) $E(Y_t) = \mu, t \in T$ (rata-rata konstan sepanjang waktu)
- b) $Var(Y_t) = E(Y_t - \mu) = \sigma^2$ (varian konstan sepanjang waktu)
- c) $\gamma^k = E[(Y_t - \mu)(Y_{t+k} - \mu)]$ dimana γ^k adalah *covarian* saat *lag* k antara Y_t dan Y_{t+k} (Gujarati, 2003).

Analisis deret waktu sering mengalami masalah dengan stasioneritas data. Ada unsur *cross-section* dan *time series* dalam data panel, dengan setiap unit *cross-section* diulang dalam beberapa periode waktu. Jadi, untuk pemodelan PVAR, pada unit *time series* harus diuji stasioneritas. Ada sejumlah prosedur uji yang digunakan untuk menentukan apakah data panel sudah stasioner. Im, Pesaran dan Shin memperkenalkan suatu metode untuk menguji stasioneritas data panel yang disebut *Im, Pesaran, Shin Test (IPS Test)* (Im et al., 2003). Hipotesis H_0 digunakan dalam tes IPS, yang menunjukkan bahwa data tidak stasioner atau memiliki akar unit (*unit root*). Dalam kasus di mana data tidak stasioner, dilakukan *differencing* yaitu deret asli dapat diganti dengan deret selisih untuk membuatnya stasioner. (Cryer & Chan, 2008).

Im, Pesaran, dan Shin menggunakan prosedur pengujian alternatif yang didasarkan pada rata-rata statistik uji dari masing-masing unit *root test*. Untuk menghitung statistik uji dari IPS test, perlu terlebih dahulu dilakukan perhitungan statistik uji *Augmented Dickey-Fuller (ADF)* data deret waktu pada setiap unit *cross section* (t_{pi}) dengan $i =$

$1, \dots, N$ dan N adalah banyaknya unit *cross section* seperti yang ditunjukkan pada model AR(1) sebagai berikut::

$$Y_t = \phi Y_{t-1} + a_t, \quad t = 1, 2, \dots, T \quad (2.15)$$

Dimana untuk estimasi ϕ yang menggunakan *Ordinary Least Square* (OLS) adalah sebagai berikut:

$$\hat{\phi}_i = \frac{\sum_{t=1}^n Y_{i,t-1} Y_{i,t}}{\sum_{t=1}^n Y_{i,t-1}^2} \quad (2.16)$$

Pengujian ADF pada setiap unit *cross section* menggunakan uji statistik t_{pi} dengan menggunakan rumus yang sama seperti persamaan (2.1).

$$t_{pi} = \frac{\hat{\phi}_{i-1}}{S_{\hat{\phi}_i}} = \frac{\hat{\phi}_{i-1}}{[\sigma_{a_i}^2 (\sum_{t=1}^n Y_{i,t-1}^2)^{-1}]^{1/2}} \quad (2.17)$$

dengan

$$S_{\hat{\phi}_i} = \sqrt{\frac{\sigma_{a_i}^2}{\sum_{t=1}^n Y_{i,t-1}^2}}$$

dan

$$\sigma_{a_i}^2 = \sum_{t=1}^n \frac{(Y_{i,t} - \hat{\phi}_i Y_{i,t-1})^2}{n-1}$$

Setelah perhitungan statistik uji t_{pi} untuk setiap *cross-section* unit, perhitungan statistik uji dari uji IPS akan dilakukan dengan persamaan berikut:

$$\bar{t} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N t_{pi} \quad (2.18)$$

dengan t_{pi} adalah statistik uji ADF pada masing-masing unit *cross section*.

Menurut (Baltagi, 2005), hipotesis dan statistik uji yang digunakan dalam uji IPS adalah sebagai berikut:

H_0 : $\phi = 1$ dengan $i = 1, 2, \dots, N_i$ (data memiliki *unit root*)

H_1 : $\phi < 1$ dengan $i = 1, 2, \dots, N_i$ (data tidak memiliki *unit root* atau stasioner)

Kriteria dalam pengambilan keputusan adalah H_0 akan ditolak apabila t_{IPS} lebih besar daripada nilai kritis tabel Dickey-Fuller dan sesuai dengan taraf nyata atau nilai α yang digunakan, yang menunjukkan bahwa data sudah stasioner. Atau dapat pula dengan melihat $p - value < 0,05$.

2.6.2 Pembedaan

Proses *differencing* dilakukan dalam kasus di mana data panel tidak stasioner. *Differencing* mengubah data deret waktu menjadi stasioner. Ini berarti deret asli diganti dengan deret selisih. Untuk masing-masing unit individu *cross-section*, bentuk *differencing* awal adalah sebagai berikut::

$$\Delta Y_{i,t} = Y_{i,t} - Y_{i,t-1}$$

dimana

$\Delta Y_{i,t}$: variabel *differencing* pertama untuk individu ke- i dan waktu ke- t

$Y_{i,t}$: variabel untuk individu ke- i dan waktu ke- t

$Y_{i,t-1}$: variabel untuk individu ke- i dan waktu ke- $(t - 1)$

Jika *differencing* pertama tidak menghasilkan data deret waktu yang stasioner untuk masing-masing *cross section*, *differencing* kedua diperlukan. Jenis *differencing* kedua ini adalah sebagai berikut:

$$\Delta^2 Y_{i,t} = \Delta Y_{i,t} - \Delta Y_{i,t-1}$$

dimana

$\Delta^2 Y_{i,t}$: variabel *differencing* kedua untuk individu ke- i dan waktu ke- t

$\Delta Y_{i,t}$: variabel *differencing* pertama untuk individu ke- i dan waktu ke- t

$\Delta Y_{i,t-1}$: variabel *differencing* pertama untuk individu ke- i dan waktu ke- $(t - 1)$

Ini juga berlaku untuk *differencing* berikutnya. Namun, dalam praktiknya, jarang ditemukan *differencing* lebih dari dua kali. Ini disebabkan oleh fakta bahwa data asli biasanya tidak stasioner dengan hanya satu atau dua tingkat.

2.7 Uji Kausalitas Variabel

Dalam pemodelan PVAR, asumsi yang harus dipenuhi adalah hubungan kausal, atau hubungan dua arah. Jika asumsi ini tidak terpenuhi, metode regresi akan digunakan. Untuk menentukan apakah ada hubungan satu arah atau dua arah antara dua variabel, identifikasi hubungan dua arah (sebab akibat) dengan uji kausalitas granger diperlukan. Uji Kausalitas Granger, juga melibatkan data masa lalu. Sebelum melakukan uji, perlu dipastikan apakah data yang digunakan sudah stasioner. Jika begitu, uji kausalitas granger dapat dilakukan. (Gujarati, 2004).

Berikut merupakan model linear yang akan digunakan pada *Causality Granger test* dan akan diterapkan pada data panel menggunakan variabel x dan y dengan T unit *time series* dan N unit *cross section*:

$$y_{it} = \alpha_i + \sum_{l=1}^p \beta_i^{(l)} y_{i,t-l} + \sum_{l=1}^p \gamma_i^{(l)} x_{i,t-l} + \varepsilon_{it} \quad (2.19)$$

dimana α_i merupakan efek dari setiap individu yang tetap disetiap waktu, i merupakan unit *cross-section* ke- N ($i = 1, \dots, N$) dan t merupakan unit *time series* ke- T ($t = 1, \dots, T$). Dalam hal ini diasumsikan juga bahwa data yang digunakan merupakan panel seimbang dimana untuk setiap unit *cross section* p -nya sama. Di dalam model itu juga terdapat $\beta_i^{(l)}$ yang merupakan parameter *autoregressive* dan $\gamma_i^{(l)}$ yang merupakan *slope* koefisien regresi yang berbeda disetiap individu atau grup. Parameter $\beta_i^{(l)}$ dan $\gamma_i^{(l)}$ adalah konstan sepanjang waktu.

Sebelum dilakukan perhitungan statistik uji pada *Causality Granger test* data panel, terlebih dahulu perlu dilakukan perhitungan statistik uji Wald dari masing-masing unit *cross section* dengan jumlah pengamatan T periode. Penggabungan pengamatan dalam T periode yang bersesuaian dengan variabel x dan y akan menghasilkan bentuk umumnya seperti berikut:

$$\mathbf{x}_i^{(l)} = \begin{bmatrix} x_{i,1-l} \\ \dots \\ x_{i,T-l} \end{bmatrix}, \quad \mathbf{y}_i^{(l)} = \begin{bmatrix} y_{i,1-l} \\ \dots \\ y_{i,T-l} \end{bmatrix}, \quad \boldsymbol{\varepsilon}_i^{(l)} = \begin{bmatrix} \varepsilon_{i,1-l} \\ \dots \\ \varepsilon_{i,T-l} \end{bmatrix}$$

$$\mathbf{X}_i = \begin{bmatrix} \mathbf{x}_i^{(1)} & \dots & \mathbf{x}_i^{(p)} \end{bmatrix} \text{ dan } \mathbf{Y}_i = \begin{bmatrix} \mathbf{y}_i^{(1)} & \dots & \mathbf{y}_i^{(p)} \end{bmatrix}$$

Dengan mendiskripsikan sebuah matriks \mathbf{Z}_i dimana \mathbf{e} merupakan matriks yang berisi angka 1 dan ber-ordo $(T \times 1)$, sedangkan matriks $\hat{\boldsymbol{\theta}}_i$ merupakan vektor dari parameter model (2.18) dan matriks \mathbf{R} , sehingga akan diperoleh nilai dari statistik uji $W_{i,T}$ untuk masing-masing individu yaitu sebagai berikut:

$$\mathbf{Z}_i = \begin{bmatrix} \mathbf{e} & \mathbf{Y}_i & \mathbf{X}_i \end{bmatrix}$$

$$\hat{\boldsymbol{\theta}}_i = \begin{bmatrix} \hat{\boldsymbol{\alpha}}_i & \hat{\boldsymbol{\beta}}_i & \hat{\boldsymbol{\gamma}}_i \end{bmatrix}$$

$$\mathbf{R} = \begin{bmatrix} \mathbf{0} & \mathbf{I}_p \end{bmatrix}$$

Hipotesis yang akan digunakan untuk uji kausalitas pada data panel ($W_{N,T}^{Hnc}$), (Dumitrescu & Hurlin, 2012) sebagai berikut:

$$H_0 : \boldsymbol{\gamma}_i = \mathbf{0}$$

$$H_1 : \text{paling sedikit terdapat satu } \boldsymbol{\gamma}_i \neq \mathbf{0}$$

$$\text{dengan } \boldsymbol{\gamma}_i = \begin{bmatrix} \boldsymbol{\gamma}_i^{(1)} & \dots & \boldsymbol{\gamma}_i^{(1)} \end{bmatrix}'$$

Dalam uji *Wald*, Statistik uji yang digunakan dari masing-masing unit *cross section* ($W_{i,T}$) adalah seperti pada persamaan (2.20) berikut:

$$W_{i,T} = \hat{\boldsymbol{\theta}}_i' \mathbf{R}' [\hat{\sigma}_i^2 \mathbf{R} (\mathbf{Z}_i' \mathbf{Z}_i)^{-1} \mathbf{R}']^{-1} \mathbf{R} \hat{\boldsymbol{\theta}}_i \quad (2.20)$$

dimana $\hat{\sigma}_i^2 = (\hat{\boldsymbol{\varepsilon}}_i' \hat{\boldsymbol{\varepsilon}}_i) / (T - 2p - 1)$.

Setelah statistik uji Wald diperoleh, persamaan (2.21) berikut dapat digunakan untuk menghitung rata-rata statistik uji Wald untuk uji kausalitas dari setiap unit *cross section* ($W_{i,T}$), yang telah diperoleh sebelumnya:

$$W_{N,T}^{Hnc} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N W_{i,T} \quad (2.21)$$

di mana $W_{i,T}$ merupakan nilai statistik dari uji Wald pada masing-masing individu. Kriteria pengambilan keputusan H_0 akan ditolak jika $W_{N,T}^{Hnc}$ lebih besar dari χ_p^2 sehingga dapat disimpulkan bahwa variabel y dipengaruhi oleh variabel x .

Granger Causality test perlu dilakukan kembali untuk memeriksa apakah variabel x juga dipengaruhi y dengan menggunakan persamaan (2.22) berikut:

$$x_{it} = \alpha_{i*} + \sum_{l=1}^p \beta_{i*}^{(l)} x_{i,t-l} + \sum_{l=1}^p \gamma_{i*}^{(l)} y_{i,t-l} + \varepsilon_{it*} \quad (2.22)$$

dengan $\boldsymbol{\gamma}_i = [\gamma_{i*}^{(1)} \dots \gamma_{i*}^{(p)}]'$

Statistik uji yang dipakai sama seperti pada persamaan (2.21) dan untuk kriteria pengambilan keputusannya adalah H_0 akan ditolak jika statistik uji lebih besar dari χ_p^2 sehingga dapat disimpulkan bahwa variabel x juga dipengaruhi oleh variabel y . Namun pada perhitungan $W_{i,T}$ yang ditunjukkan oleh persamaan (2.20). Perhitungan $W_{i,T}$ menggabungkan berbagai komponen matriks, seperti yang ditunjukkan di bawah ini, untuk menentukan apakah variabel x juga dipengaruhi oleh variabel y :

$$\underset{(T \times 2p+1)}{\mathbf{Z}_i} = [\mathbf{e} \quad \mathbf{Y}_i \quad \mathbf{X}_i] \quad , \quad \underset{(2p+1 \times 1)}{\hat{\boldsymbol{\theta}}_i} = [\hat{\boldsymbol{\alpha}}_i \quad \hat{\boldsymbol{\beta}}_i \quad \hat{\boldsymbol{\gamma}}_{i*}]'$$

dan $\hat{\sigma}_i^2 = (\hat{\boldsymbol{\varepsilon}}_{i*}' \hat{\boldsymbol{\varepsilon}}_{i*}) / (T - 2p - 1)$. Dimana hipotesis yang digunakan yaitu sebagai berikut:

$$H_0 \quad : \boldsymbol{\gamma}_{i*} = \mathbf{0}$$

$$H_0 \quad : \text{minimal terdapat satu } \boldsymbol{\gamma}_{i*} \neq \mathbf{0}$$

Jika hasil dari salah satu pengujian kausalitas granger tersebut menghasilkan tidak tolak H_0 maka dapat disimpulkan bahwa hubungan antara variabel x dan y yang terjadi hanya hubungan satu arah saja (bisa x mempengaruhi y saja atau y mempengaruhi x saja). Namun jika hasil yang diperoleh dari pengujian tersebut adalah tolak H_0 (untuk keduanya) maka terdapat hubungan dua arah yang terjadi antara dua variabel (x dan y) atau diperoleh kesimpulan bahwa kedua variabel tersebut saling mempengaruhi, sehingga model PVAR dapat dilakukan untuk data yang digunakan.

2.8 Pengujian Signifikan Parameter

Pengujian signifikansi parameter dilakukan untuk menilai signifikansi pengaruh variabel penjelas terhadap variabel respons. Pengaruh masing-masing variabel penjelas terhadap variabel respon diukur melalui uji parsial. Sehubungan dengan itu, persamaan t-hitung adalah:

$$t_{hitung} = \frac{vec(\hat{\Phi})}{Se(vec(\hat{\Phi}))} \quad (2.23)$$

dimana $vec(\hat{\Phi})$ merupakan hasil estimasi parameter dan $Se(vec(\hat{\Phi}))$ adalah *standar error* nilai duga parameternya (Hayakawa, 2016):

$$Var(vec(\hat{\Phi})) = \frac{1}{N} [(I_k \otimes S'_{QX}) \Lambda_{Z_{\hat{e}}}^{-1} (I_k \otimes S_{QX})]^{-1}$$

$$Se(vec(\hat{\Phi})) = \sqrt{\frac{1}{N} [(I_k \otimes S'_{QX}) \Lambda_{Z_{\hat{e}}}^{-1} (I_k \otimes S_{QX})]^{-1}}$$

dimana $S_{QX} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N Q_i' \Delta^* W_{minus,i}$, dan $\Lambda_{Z_{\hat{e}}}^{-1}$.

Untuk menguji signifikansi parameter secara parsial, hipotesis berikut digunakan:

$$H_0 : vec(\hat{\Phi}) = \mathbf{0}$$

$$H_1 : vec(\hat{\Phi}) \neq \mathbf{0}$$

Kriteria pengambilan keputusannya yaitu tolak H_0 jika nilai t_{hitung} lebih besar dari $t_{(NT-1)}$ dengan taraf nyata α . Namun dapat juga menggunakan *p-value* yaitu jika diperoleh $p-value \leq \alpha$ maka H_0 ditolak sehingga dapat dikatakan bahwa variabel penjelas berpengaruh signifikan terhadap variabel respon.

2.9 Uji Validitas Variabel Instrumen (Q_i)

Penujian validitas variabel instrument digunakan untuk memastikan variabel instrument (Q_i) yang digunakan dalam estimasi GMM pada model PVAR sudah valid atau belum. Valid yang dimaksudkan adalah bahwa tidak terdapat korelasi antara

variabel instrument (q_i) dengan komponen *error*/galat. Dalam pengujian validitas variabel instrument ini menggunakan statistic uji J . Statistik ujinya adalah sebagai berikut:

$$J_n = n\mathbf{m}'_n \Lambda_{Z_{\tilde{e}}}^{-1} \mathbf{m}_n \quad (2.24)$$

dimana

$$\mathbf{m}_n = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\mathbf{I}_k \otimes \mathbf{Q}_i)' \text{vec}(\Delta^* \tilde{\mathbf{E}}_{i,t})$$

dengan $\Lambda_{Z_{\tilde{e}}}^{-1}$ merupakan matriks pembobot yang digunakan pada estimasi parameter PVAR, \mathbf{Q}_i merupakan suatu matriks variabel instrumen yang digunakan dalam estimasi parameter model PVAR dengan metode GMM, dan $\text{vec}(\hat{\Phi})$ diperoleh dari estimasi pada tahap pertama model PVAR dan $(\Delta^* \tilde{\mathbf{E}}_{i,t})$ adalah matriks ber-orde $(T - 1 - p) \times m$ yang diperoleh dengan menggunakan persamaan:

$$\Delta^* \tilde{\mathbf{E}}_i = \Delta^* \mathbf{W}_i - \Delta^* \mathbf{W}_{\text{minus},i} \hat{\Phi}$$

Menurut (Andrews & Lu, 2001), hipotesis yang digunakan adalah sebagai berikut:

$$H_0 : E \left((\mathbf{I}_k \otimes \mathbf{Q}_i)' \text{vec}(\Delta^* \tilde{\mathbf{E}}_i) \right) = 0 \text{ (instrument valid)}$$

$$H_1 : E \left((\mathbf{I}_k \otimes \mathbf{Q}_i)' \text{vec}(\Delta^* \tilde{\mathbf{E}}_i) \right) \neq 0 \text{ (instrument tidak valid)}$$

Kriteria pengambilan keputusannya yaitu tidak tolak H_0 jika nilai J_n kurang dari χ_r^2 dimana r adalah banyaknya variabel instrumen yang digunakan kemudian dikurangi banyaknya parameter. Namun dapat juga dengan membandingkan *p-value* dari statistik uji dengan taraf nyata sebesar α , jika *p-value* $> \alpha$ maka tidak tolak H_0 yang berarti bahwa variabel instrumen (Q_i) yang digunakan dalam estimasi parameter dengan metode GMM sudah valid. Namun sebaliknya, jika *p-value* $> \alpha$ maka tolak H_0 atau yang menunjukkan bahwa variabel instrumen (Q_i), perlu dilakukan perubahan panjang lag yang digunakan.

2.10 Pemilihan Model Terbaik

Tahap penting dalam pemodelan statistik adalah memilih model terbaik untuk digunakan. Begitu juga pada model PVAR yang perlu dilakukan pemilihan model terbaik. Ini disebabkan oleh fakta bahwa variabel sebelumnya dipengaruhi oleh variabel lain, serta variabel itu sendiri. (Andrews & Lu, 2001) mengusulkan *Model and Moment Selection Criteria* (MMSC) untuk model GMM berdasarkan statistic J oleh (Hansen, 2012) tentang pembatasan overidentifikasi. MMSC yang diusulkan sejalan dengan berbagai kriteria pemilihan model berbasis kemungkinan maksimum yang umum digunakan yaitu *Akaike Information Criteria* (AIC), *Bayesian Information Criteria* (BIC), dan *Hannan-Quinn Information Criteria* (HQIC). Jika kita menerapkan MMSC pada estimator GMM, kriteria yang diusulkan memilih pasangan vektor (b, c) yang meminimalkan

$$MMSC_{BIC,n}(b, c) = J_n(b, c) - (|c| - |b|) \ln n$$

$$MMSC_{AIC,n}(b, c) = J_n(b, c) - (|c| - |b|) \cdot 2$$

$$MMSC_{HQIC,n}(b, c) = J_n - R(|c| - |b|) \ln \ln n \quad R > 2$$

dimana

J_n : statistik uji yang digunakan untuk pengujian validitas variabel instrumen seperti pada persamaan (2.24)

b : banyaknya parameter

c : banyaknya kondisi momen

Andrews & Lu (2001) merekomendasikan $MMSC_{BIC,n}$ atau $MMSC_{HQIC,n}$ untuk digunakan dalam penentuan model terbaik dengan nilai terkecil. Hal itu karena $MMSC_{AIC,n}$ tidak konsisten meskipun asimtotik.

2.11 Impulse Response Function (IRF)

IRF digunakan untuk mengevaluasi respons variabel endogen dari waktu ke waktu terhadap guncangan, atau shock, variabel tertentu, serta berapa lama guncangan

tersebut terjadi. Dengan kata lain IRF bertujuan untuk melihat pengaruh *shock* suatu variabel terhadap variabel lain. IRF adalah alat penting dalam analisis penyebab empiris dan analisis efektivitas dasar (Love & Zicchino, 2006). Analisis ini menunjukkan reaksi positif dan negatif dari suatu variabel terhadap variabel lainnya. IRF juga menjelaskan waktu yang diperlukan untuk variabel kembali ke titik keseimbangan setelah shock yang disebabkan oleh variabel lain. (Amri & Nazamuddin, 2017).

Kelebihan model VAR adalah kita dapat menganalisis interaksi beberapa variabel. Alat penting untuk ini adalah IRF. Meskipun banyak penelitian yang menggunakan IRF dalam konteks deret waktu, namun ada juga beberapa penelitian dalam model panel VAR. Sebuah studi baru-baru ini adalah (Cao & Sun, 2011), dimana distribusi IRF asimtotik diturunkan. Karena kinerja IRF bergantung pada estimator yang mendasarinya, penting untuk menggunakan estimator GMM dengan properti sampel terbatas yang baik.

Dalam konteks model data panel, (Cao & Sun, 2011) memperoleh distribusi asimtotik dari *Orthogonalized* IRF. Namun, *Orthogonalized* IRF diketahui sensitif terhadap pengurutan variabel. IRF lain yang invarian terhadap pengurutan variabel disarankan oleh (Koop et al., 1996) dan (Pesaran & Shin, 1998), dan disebut "*Generalized* IRF".

2.11.1 *Orthogonal Impulse response analysis*

Mempertimbangkan Persamaan. (2.5), analisis respons impuls dalam konteks vektor autoregresif berkaitan dengan respons satu variabel (endogen) terhadap impuls pada variabel (endogen) lainnya. Ide ini dapat diformalkan dengan terlebih dahulu menurunkan apa yang disebut representasi PVMA-X (representasi rata-rata bergerak vektor panel dengan variabel eksogen) dari proses PVAR-X(1):

$$\mathbf{y}_{i,t} = \mathbf{v}_i + \sum_{j=1}^{\infty} \mathbf{A}^{j-1} [\mathbf{BC}] \begin{bmatrix} \mathbf{x}_{i,t-j} \\ \mathbf{s}_{i,t-j} \end{bmatrix} + \sum_{j=1}^{\infty} \mathbf{A}^j (\boldsymbol{\epsilon}_{i,t-j})$$

dengan

$$\mathbf{v}_i = (\mathbf{I}_m - \mathbf{A})^{-1} \boldsymbol{\mu}_i^*$$

dimana $\boldsymbol{\mu}_i^* = (\mathbf{I}_m - \sum_{l=1}^p \mathbf{A}_l) \boldsymbol{\mu}_i$.

Penting juga untuk dicatat bahwa dalam analisis respons impuls kami memperlakukan variabel yang telah ditentukan sebelumnya dan variabel eksogen dengan cara yang sama.

Berdasarkan representasi PVMA-X fungsi respon impuls dapat dinyatakan sebagai berikut

$$IRF(k, r) = \frac{\partial \mathbf{y}_{i,t+k}}{\partial (\boldsymbol{\epsilon}_{i,t})_r} = \mathbf{A}^k \mathbf{e}_r$$

di mana k adalah jumlah periode setelah *shock* pada komponen ke- r dari $\boldsymbol{\epsilon}_{i,t}$ dengan \mathbf{e}_r menjadi vektor $m \times 1$ dengan 1 di kolom ke- r dan 0 sebaliknya.

Misalkan $\boldsymbol{\Sigma}_\epsilon$ adalah matriks kovarians dari $\boldsymbol{\epsilon}_t$. Biasanya salah satu elemen diagonal $\boldsymbol{\Sigma}_\epsilon$ berbeda dari 0, sehingga *shock* pada m persamaan tidak independen satu sama lain. Oleh karena itu, parameter model PVAR harus disesuaikan sehingga respons terhadap guncangan “independen” ditransfer melalui sistem PVAR sesuai dengan itu.

Karena kita berasumsi bahwa $\boldsymbol{\Sigma}_\epsilon$ adalah matriks definit positif simetris, terdapat dekomposisi Cholesky yang unik sehingga $\boldsymbol{\Sigma}_\epsilon = \mathbf{P}\mathbf{P}'$ di mana \mathbf{P} adalah matriks segitiga bawah. Dengan definisi $\boldsymbol{\Theta}_k = \mathbf{A}^k \mathbf{P}$ dan $\mathbf{u}_{i,t} = \mathbf{P}^{-1} \boldsymbol{\epsilon}_{i,t}$ kita peroleh orthogonal IRF seperti berikut ini:

$$OIRF(k, r) = \frac{\partial \mathbf{y}_{i,t+k}}{\partial (\mathbf{u}_{i,t})_r} = \boldsymbol{\Theta}_k \mathbf{e}_r$$

Sebagaimana dinyatakan dalam (Sigmund & Ferstl, 2021) dan banyak lainnya, meskipun dekomposisi Cholesky itu unik, ia bergantung pada urutan variabel yang telah dikritik dalam literatur. Alternatif OIRF yang memenuhi beberapa kritik disajikan

di bagian selanjutnya. Menurut (Lutkepohl, 2005) alat yang terkait erat untuk menafsirkan model PVAR, yaitu *forecast error variance decomposition* (FEVD). Ini menentukan berapa banyak *forecast error variance* dari masing-masing variabel dapat dijelaskan oleh guncangan eksogen ke variabel lain

Kita memulai *forecast error variance decomposition* dengan mendefinisikan kesalahan peramalan langkah ke- h dalam representasi MA:

$$\mathbf{y}_{i,t+h} - \mathbf{y}_{i,t} = \sum_{k=0}^{h-1} \Theta_k \mathbf{u}_{i,t-k}$$

Diberikan $\theta_{k,m,n}$ adalah kompoenen ke $m - n^{th}$ dari Θ_k . Maka dimungkinkan untuk menentukan kontribusi inovasi dalam variabel n terhadap varian kesalahan peramalan atau MSE dari peramalan langkah- h variabel m .

$$\mathbf{y}_{i,m,t+h} - \mathbf{y}_{i,m,t} = \sum_{k=0}^{h-1} (\mathbf{e}_m^T \Theta_k \mathbf{e}_n)^2$$

jika kita membagi Persamaan. Diatas dengan *mean squared error* (MSE) dari *forecast* h langkah dari $\mathbf{y}_{i,m,t+h}$, maka *forecast error variance* dari variabel $\mathbf{y}_{i,m}$ menghasilkan:

$$\omega_{m,n,h}^o = \frac{\sum_{k=0}^{h-1} (\mathbf{e}_m^T \Theta_k \mathbf{e}_n)^2}{\left(\sum_{k=0}^{h-1} \sum_{m=1}^m \theta_{k,m,n}^2 \right)}$$

2.11.2 Generalized impulse response analysis

Pesaran dan Shin (1998) memperkenalkan pendekatan alternative dari *orthogonal impulse response function*. Dibanding membuat *shock* untuk semua elemen dari $\epsilon_{i,t}$ Pesaran dan Shin memilih untuk melihat *shock* pada satu elemen, misal elemen ke- r dan mengintergrasikan efek *shock* lainnya menggunakan distribusi kesalahan yang diamati secara historis. Pada kasus ini kita punya

$$GIRF(k, r, \Sigma_\epsilon) = \mathbb{E}[\mathbf{y}_{i,t+k} | \epsilon_{i,t,r} = \delta_r, \Sigma_\epsilon] - \mathbb{E}[\mathbf{y}_{i,t+k} | \Sigma_\epsilon]$$

dengan mengatur $\delta_r = \sqrt{\Sigma_{\epsilon,r,r}}$ kita peroleh *generalized impulse response function* sebagai berikut:

$$GIRF(k, r, \Sigma_\epsilon) = \mathbf{A}^k \Sigma_\epsilon (\sigma_{r,r})^{-1/2}$$

dimana $\sigma_{r,r}$ adalah elemen diagonal ke- r dari Σ_ϵ

(J.-L. Lin, 2006) menyatakan bahwa ketika Σ_ϵ diagonal OIRF dan GIRF adalah sama. Selain itu GIRF tidak terpengaruh oleh pengurutan variabel. GIRF dari efek *shock* unit ke persamaan ke-r sama dengan *orthogonal impulse respons* tetapi berbeda untuk *shock* lainnya. Oleh karena itu, GIRF dapat dengan mudah dihitung dengan menggunakan OIRF dengan masing-masing variabel sebagai variabel utama. Berdasarkan FEVD pada OIRF maka untuk FEVD pada GIRF adalah sebagai berikut:

$$\omega_{m,n,h}^o = \frac{\sigma_{r,r}^{-1} \sum_{k=0}^{h-1} (e_m^T \mathbf{A}^k \Sigma_\epsilon e_n)^2}{\left(\sum_{k=0}^{h-1} \sum_{m=1}^m \theta_{k,m,n}^2 \right)}$$

2.11.3 Confidence bands untuk IRF

(Sigmund & Ferstl, 2021) menyatakan bahwa jika distribusi model VAR yang sedang dipertimbangkan tidak diketahui, sehingga metode *bootstrap* atau *resampling* dapat diterapkan untuk menyelidiki distribusi fungsi proses stokastik atau deret waktu berganda. Penting untuk diperhatikan bahwa masalah ini tidak hanya melibatkan model VAR standar tetapi juga model PVAR dengan estimator GMM. Untuk set data panel, secara umum ada tiga skema *resampling* yang digunakan yaitu *resampling* temporal, *resampling cross-sectional*, dan *resampling* gabungan. Berbeda dengan literatur sebelumnya, (Kapetanios, 2008) menyarankan untuk menggunakan *resampling cross-sectional*, di mana sub-himpunan data dengan panel yang sama pengidentifikasi panel individu digambar sepenuhnya dengan penggantian. Sedangkan Kapetanios (2008) menunjukkan bahwa prosedur *bootstrapping* ini bekerja dengan baik dengan banyak unit *cross-sectional* untuk model panel umum (tidak hanya model panel dinamis). Menurut Yan (2012) dengan simulasi Monte Carlo yang menunjukkan keunggulan prosedur ini dalam kombinasi dengan estimator GMM perbedaan pertama. Berikut definisi prosedur *bootstrapping* yang akan di implementasikan:

Definisi 9. (*cross-sectional resampling*):

Untuk suatu matriks berukuran $T \times N$ dari random variables Θ , *resampling cross-sectional* didefinisikan sebagai operasi membangun $T \times N^*$ matrix Θ^* dimana kolom dari Θ^* adalah sampel acak dengan *replacement* blok kolom Θ dan N^* tidak harus sama dengan N .

Berdasarkan definisi diatas maka prosedur *bootstrapping* dapat didefinisikan sebagai berikut:

1. Misalkan $P(i) = 1/N$ adalah distribusi peluang uniform yang menggambarkan i dari himpunan $i = 1, \dots, N$. Misalkan Y_i, X_i, S_i menjadi undian dari kumpulan data panel penuh. Ulangi proses ini sebanyak N kali dengan *replacement*.
2. Bergantung pada argumen yang dipilih, estimasi Φ (satu langkah/dua langkah, sistem atau *First difference* GMM) untuk kumpulan data yang ditarik.
3. Bergantung pada IRF yang dipilih, hitung GIRF atau OIRF

2.12 Tinjauan Pustaka Non Statistik

Transformasi energi terjadi seiring dengan pertumbuhan peradaban manusia. suatu pilihan strategis yang dibuat oleh negara-negara di seluruh dunia untuk mendukung transformasi energi dan revolusi konsumen, serta mengembangkan *system* energi hijau, rendah karbon, aman, dan bersih berdasarkan energy terbarukan. Fokus energi dunia beralih ke sumber energy bersih dan terbarukan akibat percepatan pemanasan global. Kekeringan, panas bumi, banjir, dan angin topan adalah bencana alam yang menambah kekhawatiran perubahan iklim. Untuk mengurangi emisi gas rumah kaca dan memenuhi kebutuhan energi dunia, transisi ke sumber energi yang lebih aman, lebih bersih, dan lebih beragam sangat dibutuhkan (Zhang et al., 2023). Sebagaimana dinyatakan dalam ‘Laporan Status Global Terbarukan 2019’, investasi baru global di sektor energi terbarukan mencapai USD 288,9 miliar pada tahun 2018, melebihi investasi tenaga fosil (Y. Jiang et al., 2021). Dampak industrialisasi dan urbanisasi

global yang sudah mencapai tahap krusial akan membuat negara-negara harus mengkonsumsi tinggi demi mencapai target keuangan dengan cepat (Raheem et al., 2022). Tenaga nuklir telah mendapat perhatian baru selama transisi energi dalam beberapa tahun terakhir. tenaga nuklir dan energi terbarukan merupakan pilihan bagi negara-negara bertenaga nuklir ini untuk mengejar pertumbuhan ekonomi tanpa meningkatkan emisi karbon (Wang et al., 2023)

Tiongkok tercatat sebagai negara dengan konsumsi energi tertinggi di antara anggota G20. Pada tahun 2020, negara dengan populasi terbesar di dunia ini mengkonsumsi energi sebesar 145,46 eksajoule. Amerika Serikat berada di peringkat kedua dengan konsumsi sebesar 87,79 eksajoule, diikuti oleh Uni Eropa dengan konsumsi sebesar 55,74 eksajoule, dan Indonesia berada di peringkat ketiga belas dengan konsumsi energi sebesar 7,63 eksajoule pada tahun 2020. Ini lebih tinggi dari konsumsi energi Inggris Raya yang sebesar 6,89 eksajoule. Di sisi lain, Argentina memiliki konsumsi energi terkecil dibandingkan negara-negara G20 lainnya, dengan 3,14 eksajoule. Menurut Raheem 2022 bahwa konsumsi energi dari semua sumber yang tidak terbarukan selain batubara memiliki tren yang meningkat selama periode perkiraan, dengan AS, Rusia, dan Cina menjadi konsumen terbesar. Gas alam adalah sumber energi tak terbarukan yang paling banyak dikonsumsi antara tahun 2022 dan 2026, sedangkan pembangkit listrik tenaga air adalah yang paling sedikit dikonsumsi. AS adalah konsumen terbesar energi Nuklir di antara negara-negara G20, sedangkan Argentina hanya mengkonsumsi 0,1 Exajoules energi nuklir, menempatkannya di akhir konsumen energi nuklir (Raheem et al., 2022).

Studi yang dilakukan Wang pada 24 negara tahun 2001 sampai 2020 menunjukkan bahwa energy nuklir dan energy terbarukan dapat mengurangi emisi karbon. Sementara itu terdapat hubungan positif antara peningkatan energi nuklir, peningkatan energi terbarukan, dan pertumbuhan ekonomi, yang artinya energi nuklir dan energi terbarukan dapat meningkatkan pertumbuhan ekonomi juga. Terdapat hubungan positif antara peningkatan minyak, peningkatan gas alam, dan pertumbuhan ekonomi,

sedangkan terdapat hubungan negatif antara peningkatan batubara dan pertumbuhan ekonomi. Sementara itu, terdapat hubungan positif antara peningkatan minyak bumi, peningkatan batubara, dan peningkatan emisi karbon, sedangkan hubungan positif antara peningkatan gas alam dan peningkatan emisi karbon tidak signifikan (Wang et al., 2023). Sedangkan biomassa, bahan bakar fosil dan energi terbarukan memiliki dampak asimetris yang signifikan terhadap pertumbuhan ekonomi kawasan asia timur-pasifik dalam jangka pendek (Z. Jiang et al., 2022). Peraturan lingkungan yang lebih ketat secara signifikan menahan konsumsi energi (Yan et al., 2023).

Pencemaran global dan perubahan iklim adalah fenomena yang disebabkan secara total atau sebagian oleh peningkatan konsentrasi gas rumah kaca di atmosfer, terutama CO₂, yang terkait langsung atau tidak langsung dengan aktivitas manusia seperti penggunaan bahan bakar fosil dan penggundulan hutan. Bahan bakar fosil masih merupakan sumber energi yang paling banyak digunakan. Dalam konteks ini, ada dua masalah lingkungan dan energi yang serius: polusi bahan bakar fosil dan penipisan sumber daya tersebut. Untuk memitigasi masalah global tersebut, solusi potensial sedang diimplementasikan seperti peningkatan partisipasi sumber energi bersih dan terbarukan, selain penyimpanan energy (Alvarez et al., 2020).

Energi terbarukan tidak signifikan mengurangi emisi CO₂ tetapi secara signifikan mengurangi pertumbuhan ekonomi sebesar 0,014%. Demikian pula, pertumbuhan ekonomi secara signifikan mengurangi energi terbarukan sebesar 1,384% dan emisi CO₂ sebesar 0,864%. Emisi CO₂ memiliki efek yang dapat diabaikan terhadap pertumbuhan ekonomi dan energi terbarukan. Tidak ada kausalitas antara emisi karbon dan energi terbarukan (Acheampong et al., 2021). Saat ini, strategi transisi energi semakin kuat secara global untuk mengurangi emisi gas rumah kaca. Tidak seperti konsumsi energi berbasis fosil, yang menghasilkan emisi karbon dalam jumlah besar, aplikasi energi terbarukan berdampak minimal terhadap lingkungan (Akçaba & Eminer, 2022). Temuan penting lainnya adalah bahwa konsumsi energi terbarukan berkontribusi sekitar 1/2 lebih sedikit per unit energi yang dikonsumsi daripada

konsumsi energi fosil dalam hal emisi GRK (gas rumah kaca) di negara-negara UE. Ini menyiratkan bahwa pergeseran campuran konsumsi energi menuju teknologi energi alternatif terbarukan dapat menurunkan emisi GRK (Bölük & Mert, 2014). Banyak cara untuk mengurangi emisi GRK dan konsumsi energi fosil (FEC) salah satunya dengan mengganti plastic dengan bioplastic (Benavides et al., 2020).

Energi terbarukan memainkan peran penting dalam mengurangi emisi CO₂ (Zhu et al., 2022). Konsumsi energi terbarukan tidak memiliki dampak mitigasi langsung terhadap emisi gas rumah kaca, namun, peralihan dari sumber energi konvensional ke energi terbarukan dapat membantu lingkungan alam dengan mengurangi efek penghambat bahan bakar fosil terhadap lingkungan (Dar & Asif, 2023). Beberapa skenario berbasis energi terbarukan menghasilkan pengurangan gas rumah kaca yang signifikan dengan biaya lebih rendah daripada skenario berbasis bahan bakar fosil (Davis et al., 2020). Studi lain menyatakan bahwa sumber daya energi terbarukan di masa depan atau teknologi efisiensi akan semakin mengurangi atau bahkan dapat menghilangkan penggunaan energi fosil dan dampak potensi pemanasan global (GWP) terkait (Tallaksen et al., 2020). Salah satu contohnya dengan menggantikan minyak berbahan fosil dengan biogas untuk pembangkit listrik dan gas alam (Silva Neto & Gallo, 2021)

III. METODE PENELITIAN

3.1 Waktu dan Tempat

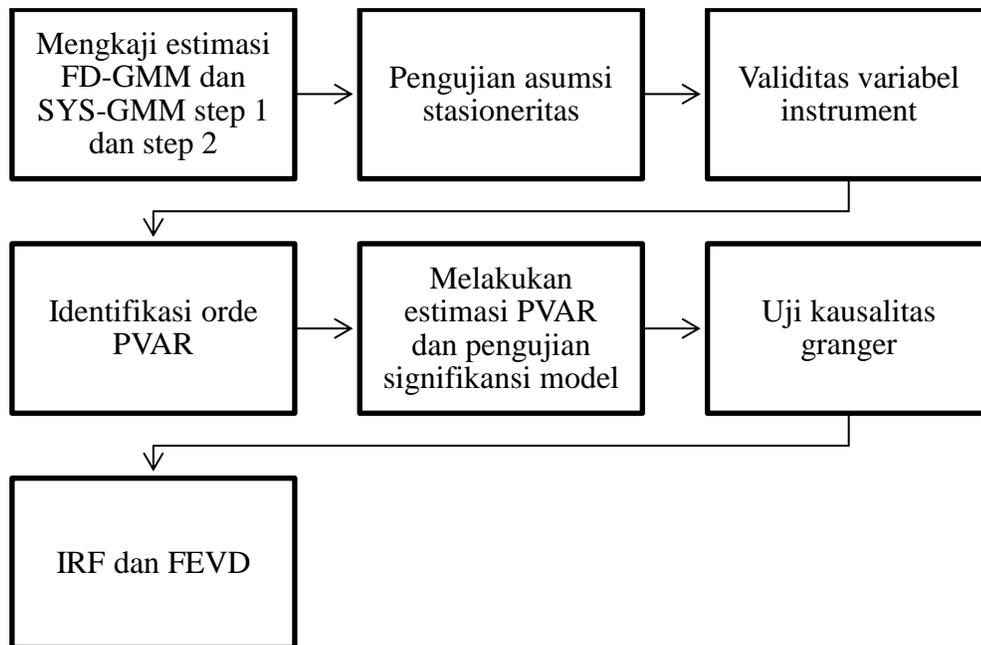
Studi ini dilakukan di jurusan matematika, fakultas matematik dan ilmu pengetahuan alam Universitas Lampung pada tahun 2023.

3.2 Data dan Variabel

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data sekunder yang diperoleh dari *world in data*. Variabel yang digunakan adalah konsumsi bahan bakar fosil tahunan, konsumsi energi terbarukan tahunan. Dengan variabel eksogen yaitu produksi gas tahunan. Kemudian variabel *predetermined* yaitu variabel kebutuhan konsumsi energi primer tahunan, dengan unit *time series*-nya adalah data tahunan dari tahun 2010 sampai dengan 2020. Untuk unit *cross-section* nya adalah negara G20. Negara-negara tersebut adalah Argentina, Australia, Brazil, Kanada, China, Francis, Jerman, India, Indonesia, Italia, Jepang, Meksiko, Rusia, Afrika Selatan, Turki, United Kingdom, Korea Selatan, dan United States.

3.3 Tahap Penelitian

Tahapan yang akan dilakukan dalam penelitian ini akan disajikan pada diagram alir berikut ini:



Gambar 1. Diagram alir penelitian

V. KESIMPULAN

Berdasarkan uraian pada Bab 4 maka dapat diambil kesimpulan bahwa:

1. Penduga FD-GMM dan SYS-GMM untuk model PVAR extende yang diperluas merupakan penduga yang baik karena memenuhi karakteristik unbiased, ragam minimum dan juga konsisten.
2. Untuk variabel yang digunakan yaitu konsumsi bahan bakar fosil dan konsumsi energi terbarukan memiliki hubungan kausal atau hubungan dua arah. Namun hubungan dua arah tersebut tidak berlaku terhadap variabel eksogen yaitu produksi gas tahunan dan variabel *predetermined* yaitu kebutuhan konsumsi energi.
3. Pada model PVAR SYS-GMM diperoleh bahwa konsumsi bahan bakar fosil lag 1 dan Konsumsi energi terbarukan lag 1 berpengaruh signifikan terhadap konsumsi fosil terkini. Sedangkan pada variabel konsumsi energi terbarukan dipengaruhi signifikan oleh konsumsi energy terbarukan lag 1 Namun dipengaruhi secara tidak signifikan oleh konsumsi bahan bakar fosil lag 1. Kemudian kebutuhan konsumsi energy berpengaruh signifikan terhadap dua variabel tersebut. Namun produksi gas tahun tidak berpengaruh signifikan terhadap dua variabel tersebut.

DAFTAR PUSTAKA

- Acheampong, A. O., Dzator, J., & Savage, D. A. (2021). Renewable energy, CO2 emissions and economic growth in sub-Saharan Africa: Does institutional quality matter? *Journal of Policy Modeling*, 43(5), 1070–1093. <https://doi.org/10.1016/j.jpolmod.2021.03.011>
- Akçaba, S., & Eminer, F. (2022). Sustainable energy planning for the aspiration to transition from fossil energy to renewable energy in Northern Cyprus. *Heliyon*, 8(6). <https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2022.e09813>
- Alvarez, G. E., Marcovecchio, M. G., & Aguirre, P. A. (2020). Optimization of the integration among traditional fossil fuels, clean energies, renewable sources, and energy storages: An MILP model for the coupled electric power, hydraulic, and natural gas systems. *Computers and Industrial Engineering*, 139. <https://doi.org/10.1016/j.cie.2019.106141>
- Amri, K., & Nazamuddin. (2017). Is There Causality Relationship Between Export Employment A Time Series Data Evidence from Indonesia. *International Journal of Academic Research in Economics & Management Sciences*, 7(2), 86–99.
- Andrews, D. W. K., & Lu, B. (2001). Consistent Model and Moment Selection Procedure for GMM Estimation with Application to Dynamic Panel Data Models. *Journal of Econometrics*, 101(1), 123–164.
- Aslan, A., Ocal, O., Ozsolak, B., & Ozturk, I. (2022). Renewable energy and economic growth relationship under the oil reserve ownership : Evidence from panel VAR approach. *Renewable Energy*, 188, 402–410. <https://doi.org/10.1016/j.renene.2022.02.039>
- Baltagi, B. H. (2005). *Econometric Analysis of Panel Data*. Springe-Verlag Berlin Heidelberg.

- Banbura, M., Giannone, D., & Reichlin, L. (2010). Large Bayesian vector auto regressions. *Journal of Applied Econometrics*, 25(1), 71–92. <https://doi.org/10.1002/jae.1137>
- Benavides, P. T., Lee, U., & Zarè-Mehrjerdi, O. (2020). Life cycle greenhouse gas emissions and energy use of polylactic acid, bio-derived polyethylene, and fossil-derived polyethylene. *Journal of Cleaner Production*, 277. <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2020.124010>
- Bernanke, B. S., Boivin, J., & Eliasziw, P. (2005). Measuring the Effects of Monetary Policy: A Factor-Augmented Vector Autoregressive (FAVAR) Approach. *The Quarterly Journal of Economics*, 120(1), 387–422.
- Blundell, R., & Bond, S. (1998). Initial conditions and moment restrictions in dynamic panel data models. *Journal of Econometrics*, 87, 115–143.
- Bölük, G., & Mert, M. (2014). Fossil & renewable energy consumption, GHGs (greenhouse gases) and economic growth: Evidence from a panel of EU (European Union) countries. *Energy*, 74(C), 439–446. <https://doi.org/10.1016/j.energy.2014.07.008>
- Canova, F., & Ciccarelli, M. (2013). Panel vector autoregressive models: a survey. *Econometrics*, 31, 1–51. [https://doi.org/10.1108/S0731-9053\(2013\)0000031006](https://doi.org/10.1108/S0731-9053(2013)0000031006)
- Cao, B., & Sun, Y. (2011). Asymptotic distributions of impulse response functions in short panel vector autoregressions. *Journal of Econometrics*, 163(2), 127–143.
- Charfeddine, L., & Kahia, M. (2019). Impact of renewable energy consumption and financial development on CO2 emissions and economic growth in the MENA region: A panel vector autoregressive (PVAR) analysis. *Renewable Energy*, 139, 198–213. <https://doi.org/10.1016/j.renene.2019.01.010>
- Cheng Hsiao. (2014). *Analysis of Panel Data 3th* (3rd ed.). Cambridge University Press.
- Coban, S., & Topcu, M. (2013). The nexus between financial development and energy consumption in the EU: A dynamic panel data analysis. *Energy Economics*, 39, 81–88. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.eneco.2013.04.001>
- Comunale, M. (2022). A panel VAR analysis of macro-financial imbalances in the EU. *Journal of International Money and Finance*, 121, 1–20. <https://doi.org/10.1016/j.jimonfin.2021.102511>

- Cryer, J. D., & Chan, K.-S. (2008). *Time Series Analysis With Applications in R* (2nd ed.). Springer.
- Dar, J., & Asif, M. (2023). Environmental feasibility of a gradual shift from fossil fuels to renewable energy in India: Evidence from multiple structural breaks cointegration. *Renewable Energy*, *202*, 589–601. <https://doi.org/10.1016/j.renene.2022.10.131>
- Davis, M., Moronkeji, A., Ahiduzzaman, M., & Kumar, A. (2020). Assessment of renewable energy transition pathways for a fossil fuel-dependent electricity-producing jurisdiction. *Energy for Sustainable Development*, *59*, 243–261. <https://doi.org/10.1016/j.esd.2020.10.011>
- Dumitrescu, E.-I., & Hurlin, C. (2012). Testing for Granger Non-Causality in Heterogeneous Panels. *Economic Modelling*, *29*(4), 1450–1460.
- Feng, N., Feng, H., Li, D., & Li, M. (2020). Online media coverage, consumer engagement and movie sales: A PVAR approach. *Decision Support Systems*, *131*, 1–11. <https://doi.org/10.1016/j.dss.2020.113267>
- Greene, W. (2012). *Econometrics Analysis*. Pearson Prentice Hall.
- Gujarati, D. N. (2004). *Basic Econometric 4th edition*. McGraw-Hill.
- Hansen, L. P. (2012). Proofs for large sample properties of generalized method of Moment Estimator. *Journal of Econometrics*, *170*(2), 325–330. <https://doi.org/10.1016/j.jeconom.2012.05.008>
- Hayakawa, K. (2016). Improved GMM Estimation of Panel VAR Models. *Computational Statistics and Data Analysis*, *100*, 240–264. <https://doi.org/10.1016/j.csda.2015.05.004>
- Holtz-Eakin, D., Rosen, H. S., & Newey, W. (1988). Estimating Vector Autoregression with Panel Data. *Journal of The Econometric*, *56*(6), 1371–1395. [https://doi.org/https://doi.org/0012-9682\(198811\)56:6<1371:EVAWPD>2.0.CO;2-V](https://doi.org/https://doi.org/0012-9682(198811)56:6<1371:EVAWPD>2.0.CO;2-V)
- Im, K., Pesaran, M., & Shin, Y. (2003). Testing for unit roots in heterogeneous panels. *Journal of Econometrics*, *115*, 53–74. [https://doi.org/10.1016/S0304-4076\(03\)00092-7](https://doi.org/10.1016/S0304-4076(03)00092-7)

- Jarociński, M., & Maćkowiak, B. (2017). Granger Causal Priority and Choice of Variables in Vector Autoregressions. *The Review of Economics and Statistics*, 99(2), 319–329. https://doi.org/10.1162/REST_a_00601
- Jiang, Y., Wang, J., Lie, J., & Mo, B. (2021). Dynamic dependence nexus and causality of the renewable energy stock markets on the fossil energy markets. *Energy*, 233. <https://doi.org/10.1016/j.energy.2021.121191>
- Jiang, Z., Rahman Mahmud, A., Maneengam, A., Nassani, A. A., Haffar, M., & The Cong, P. (2022). Non linear effect of Biomass, fossil fuels and renewable energy usage on the economic Growth: Managing sustainable development through energy sector. *Fuel*, 326. <https://doi.org/10.1016/j.fuel.2022.124943>
- Kapetanios, G. (2008). A bootstrap procedure for panel data sets with many cross-sectional units. *The Econometrics Journal*, 11(2), 377–395. <https://doi.org/https://doi.org/10.1111/j.1368-423X.2008.00243.x>
- Kirchgassner, G., & Wolters, J. (2007). *Introduction to Modern Time Series Analysis*. Springer Berlin Heidelberg. <https://doi.org/10.1007/978-3-540-73291-4>
- Koop, G., Pesaran, M. H., & Potter, S. M. (1996). Impulse response analysis in nonlinear multivariate models. *Journal of Econometrics*, 74(1), 119–147.
- Li, X., Xu, C., & Meng, J. (2022). Dynamic nonlinear impacts of fossil energy on renewable energy stocks: A quantile perspective. *Energy Reports*, 8, 15511–15523. <https://doi.org/10.1016/j.egyr.2022.11.129>
- Lin, B., & Zhu, J. (2017). Energy and carbon intensity in China during the urbanization and industrialization process: A panel VAR approach. *Journal of Cleaner Production*, 168, 780–790. <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2017.09.013>
- Lin, J.-L. (2006). *Teaching notes on impulse response function and structural VAR*.
- Love, L., & Zicchino, L. (2006). Financial development and dynamic investment behaviour: Evidence from a Panel VAR. *The Quarterly Review of Economic and Finance*, 46, 190–210. <https://doi.org/10.1016/j.qref.2005.11.007>
- Lutkepohl, H. (2005). *New Introduction to Multiple Time Series Analysis*. Springer-Verlag. <https://doi.org/10.1007/978-3-540-27752-1>

- Makridakis, S., Wheelwright, S. C., & McGee, V. E. (1999). *Forecasting: Methods and Application*. Jhon Wiley & Sons, Inc.
- Nerlove, M. (2002). *Essays in Panel Data Econometric*. Cambridge University Press.
- Nielsen, H. B. (2007). *Generalized method of moment estimation*. Lecture Notes.
- Ouyang, Y., & Li, P. (2018). On the nexus of financial development, economic growth, and energy consumption in China: New perspective from a GMM panel VAR approach. *Energy Economics*, 71, 238–252. <https://doi.org/10.1016/j.eneco.2018.02.015>
- Pesaran, H. H., & Shin, Y. (1998). Generalized impulse response analysis in linear multivariate models. *Economics Letters*, 58(1), 17–29. [https://doi.org/https://doi.org/10.1016/S0165-1765\(97\)00214-0](https://doi.org/https://doi.org/10.1016/S0165-1765(97)00214-0)
- Raheem, I., Mubarak, N. M., Karri, R. R., Manoj, T., Ibrahim, S. M., Mazari, S. A., & Nizamuddin, S. (2022). Forecasting of energy consumption by G20 countries using an adjacent accumulation grey model. *Scientific Reports*, 12(1), 1–23. <https://doi.org/10.1038/s41598-022-17505-4>
- Sachan, A., Sahu, U. K., Pradhan, A. K., & Thomas, R. (2023). Examining the drivers of renewable energy consumption: Evidence from BRICS nations. *Renewable Energy*, 202, 1402–1411. <https://doi.org/10.1016/j.renene.2022.11.080>
- Sigmund, M., & Ferstl, R. (2021). Panel vector autoregression in R with the package panelvar. *The Quarterly Review of Economics and Finance*, 80, 693–720. <https://doi.org/10.1016/j.qref.2019.01.001>
- Silva Neto, J. V., & Gallo, W. L. R. (2021). Potential impacts of vinasse biogas replacing fossil oil for power generation, natural gas, and increasing sugarcane energy in Brazil. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 135(January 2020), 110281. <https://doi.org/10.1016/j.rser.2020.110281>
- Tallaksen, J., Johnston, L., Sharpe, K., Reese, M., & Buchanan, E. (2020). Reducing life cycle fossil energy and greenhouse gas emissions for Midwest swine production systems. *Journal of Cleaner Production*, 246. <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2019.118998>

- Usman, O., Adewale, A., & Saint, S. (2022). Effects of domestic material consumption , renewable energy , and financial development on environmental sustainability in the EU-28 : Evidence from a GMM panel-VAR. *Renewable Energy*, *184*, 239–251. <https://doi.org/10.1016/j.renene.2021.11.086>
- Verbeek, M. (2004). *A Guide to Modern Econometrics* (2nd ed.). John Wiley & Sons, Ltd.
- Wang, Q., Guo, J., Li, R., & Jiang, X. (2023). Exploring the role of nuclear energy in the energy transition : A comparative perspective of the effects of coal , oil , natural gas , renewable energy , and nuclear power on economic growth and carbon emissions. *Environmental Research*, *221*. <https://doi.org/10.1016/j.envres.2023.115290>
- Windmeijer, F. (2005). A finite sample correction for the variance of linear efficient two-step GMM estimators. *Journal of Econometrics*, *126*(1), 25–51.
- Yan, Z., Zhou, Z., & Du, K. (2023). How does environmental regulatory stringency affect energy consumption? Evidence from Chinese firms. *Energy Economics*, *118*(October 2021), 106503. <https://doi.org/10.1016/j.eneco.2023.106503>
- Zhang, S., Wei, Y., Guo, X., Li, Z., Song, X., & Blaabjerg, F. (2023). Overview of US patents for energy management of renewable energy systems with hydrogen. *International Journal of Hydrogen Energy*. <https://doi.org/10.1016/j.ijhydene.2022.12.091>
- Zhu, Y., Taylor, D., & Wang, Z. (2022). The role of renewable energy in reducing residential fossil energy-related CO2 emissions: Evidence from rural China. *Journal of Cleaner Production*, *366*. <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2022.132891>