

**IMPLEMENTASI MODEL *BAYESIAN STRUCTURAL TIME SERIES*
TERHADAP PREDIKSI NILAI EKSPOR IMPOR MIGAS DAN NON-
MIGAS**

Skripsi

Oleh

CLAUDYA ANNISA RAHMAWATI SUSANTO



**JURUSAN MATEMATIKA
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM
UNIVERSITAS LAMPUNG
BANDAR LAMPUNG
2024**

ABSTRACT

IMPLEMENTATION OF BAYESIAN STRUCTURAL TIME SERIES MODEL FOR PREDICTING THE VALUE OF OIL AND NON-OIL EXPORT IMPORT

By

CLAUDYA ANNISA RAHMAWATI SUSANTO

Bayesian Structural Time Series (BSTS) model is one of the models that can be used for forecasting while considering independent variables. In BSTS model, Markov Chain Monte Carlo (MCMC) algorithm is employed to simulate the posterior distribution, which smoothens the forecasted results more accurately by combining results from numerous potential models through Bayesian model averaging. This study aims to evaluate the utilization of the BSTS model in forecasting the data of Oil and Non-Oil Exports and Imports in Indonesia from January 2009 to December 2023. The research focuses on identifying the best BSTS model based on the R-squared value, utilizing components such as trends, seasonality, and regression, and identifying significant variables that affect Oil and Non-Oil Exports and Imports using the posterior inclusion probability. The analysis results indicate that the best BSTS model includes local linear trend and seasonal state components, semi-local linear trend and seasonal components, as well as local level and seasonal components with the appropriate number of seasons and optimal MCMC iterations.

Keywords: Bayesian Structural Time Series Model, Markov Chain Monte Carlo, Prior Spike dan Slab.

ABSTRAK

IMPLEMENTASI MODEL *BAYESIAN STRUCTURAL TIME SERIES* TERHADAP PREDIKSI NILAI EKSPOR IMPOR MIGAS DAN NON- MIGAS

Oleh

CLAUDYA ANNISA RAHMAWATI SUSANTO

Model *Bayesian Structural Time Series* (BSTS) adalah salah satu model yang dapat digunakan untuk peramalan dengan mempertimbangkan variabel independen. Pada model BSTS, algoritma *Markov Chain Monte Carlo* (MCMC) digunakan untuk mensimulasikan distribusi posterior yang menghaluskan hasil peramalan lebih akurat dengan menggabungkan hasil dari sejumlah besar model potensial melalui rata-rata model *Bayesian*. Penelitian ini bertujuan untuk mengevaluasi penggunaan model BSTS dalam peramalan data Ekspor Impor Migas dan Non-Migas di Indonesia dari Januari 2009 hingga Desember 2023. Penelitian ini memfokuskan pada identifikasi model BSTS terbaik berdasarkan nilai *R-squared*, dengan menggunakan komponen tren, musiman, dan regresi serta mengidentifikasi variabel-variabel yang signifikan memengaruhi nilai Ekspor Impor Migas dan Non-Migas menggunakan nilai *posterior inclusion probability*. Hasil analisis menunjukkan bahwa model BSTS terbaik mencakup komponen *state* tren linear lokal dan musiman, tren linear semi lokal dan musiman, serta level lokal dan musiman dengan jumlah musim yang tepat dan iterasi MCMC yang optimal.

Kata kunci: model *Bayesian Structural Time Series*, *Markov Chain Monte Carlo*, *Prior Spike* dan *Slab*

**IMPLEMENTASI MODEL *BAYESIAN STRUCTURAL TIME SERIES*
TERHADAP PREDIKSI NILAI EKSPOR IMPOR MIGAS DAN NON-
MIGAS**

Oleh
CLAUDYA ANNISA RAHMAWATI SUSANTO
2017031053

Skripsi

Sebagai Salah Satu Syarat untuk Mencapai Gelar
SARJANA MATEMATIKA

Pada

Jurusan Matematika
Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam
Universitas Lampung



**JURUSAN MATEMATIKA
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM
UNIVERSITAS LAMPUNG
BANDAR LAMPUNG
2024**

Judul Skripsi

: **IMPLEMENTASI MODEL *BAYESIAN STRUCTURAL TIME SERIES* TERHADAP PREDIKSI EKSPOR IMPOR MIGAS DAN NON-MIGAS**

Nama Mahasiswa

: **Claudia Annisa R.S**

Nomor Pokok Mahasiswa

: **2017031053**

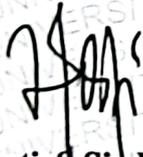
Jurusan

: **Matematika**

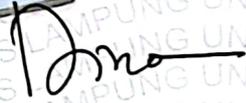
Fakultas

: **Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam**



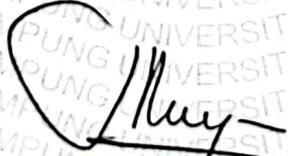

Widiarti, S.Si., M.Si.

NIP. 19800502 200501 2 003


Dina Eka Nurvazly, S.Pd., M.Si.

NIP. 19931106 201903 2 018

2. Ketua Jurusan Matematika


Dr. Aang Nuryaman, S.Si., M.Si.

NIP. 19740316 200501 1 001

MENGESAHKAN

1. Tim Penguji

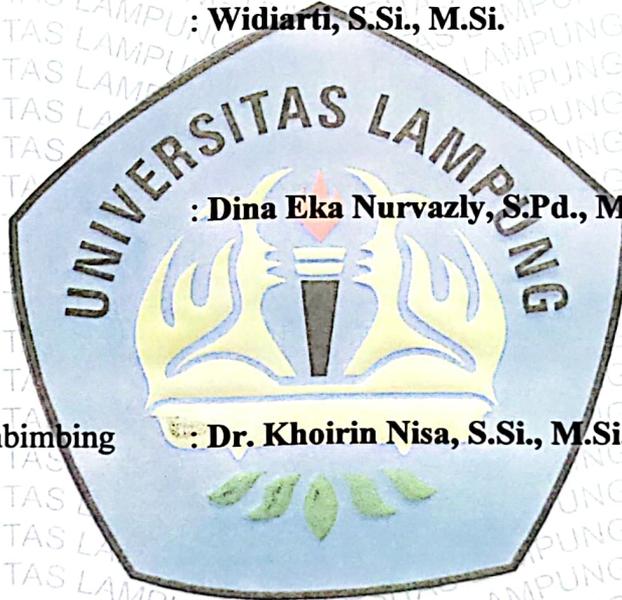
Ketua : Widiarti, S.Si., M.Si.



Sekretaris : Dina Eka Nurvazly, S.Pd., M.Si.



**Penguji
Bukan Pembimbing : Dr. Khoirin Nisa, 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**

Tanggal Lulus Ujian Skripsi: 03 Juni 2024

PERNYATAAN SKRIPSI MAHASISWA

Saya yang bertanda tangan di bawah ini:

Nama : **Claudya Annisa R.S**
Nomor Pokok Mahasiswa : **2017031053**
Jurusan : **Matematika**
Judul Skripsi : **IMPLEMENTASI MODEL *BAYESIAN*
STRUCTURAL TIME SERIES TERHADAP
PREDIKSI EKSPOR IMPOR MIGAS DAN
NON-MIGAS**

Dengan ini menyatakan bahwa skripsi ini adalah hasil pekerjaan saya sendiri dan semua tulisan yang tertuang dalam skripsi ini telah mengikuti kaidah karya penulisan ilmiah Universitas Lampung.

Bandar Lampung, 03 Juni 2024

Penulis



Claudya Annisa R.S
NPM. 2017031053

RIWAYAT HIDUP

Penulis bernama lengkap Claudya Annisa Rahmawati Susanto dilahirkan di Bandar Jaya, Lampung Tengah pada tanggal 22 Januari 2003. Penulis merupakan anak kedua dari pasangan Bapak Kislis Susanto dan Ibu Rukini Susanto.

Penulis mengawali pendidikan Taman kanak-kanak di TK Pertiwi pada tahun 2006 - 2008, Sekolah Dasar di SDK 03 pada tahun 2008 - 2014, Sekolah Menengah Pertama di SMPN 03 pada tahun 2014 - 2017 dan melanjutkan Sekolah Menengah Atas di SMA YP Unila pada tahun 2017 - 2020.

Pada tahun 2020, penulis melanjutkan pendidikan Strata Satu di Jurusan Matematika FMIPA Unila. Selama masa perkuliahan penulis juga aktif dalam organisasi. Beberapa kegiatan yang dilakukan penulis semasa kuliah yaitu pada tahun 2023 penulis menjadi *Head of Human Resources and Development English Society* Unila, menjadi perwakilan mahasiswa dalam pelaksanaan Akreditasi Internasional (ASIIN) di jurusan Matematika, melakukan kerja praktik di Badan Pendapatan Daerah Provinsi Lampung, dan mengikuti *Campus Leadership Program batch 7* di *Bakrie Center Foundation*.

KATA INSPIRASI

“ Dan barang siapa yang bertakwa kepada Allah, niscaya Allah akan menjadikan baginya kemudahan dalam urusannya.”

(Q.S. At Talaq:4)

“Allah tidak akan membebani seseorang melainkan sesuai dengan kesanggupannya.”

(Q.S Al-Baqarah:286)

“Karena sesungguhnya sesudah kesulitan itu ada kemudahan, sesungguhnya setelah kesulitan ada kemudahan.”

(Q.S. AL Insyirah:5-6)

“Yang kelihatan indah, belum tentu dalamnya serupa. Yang kelihatan hebat, juga belum tentu hebat betulan. Tak perlu mengagumi berlebihan, bisa jadi dirimu lebih hebat darinya..”

PERSEMBAHAN

Dengan mengucapkan rasa syukur dan kehadiran Allah SWT yang telah melimpahkan rahmat serta hidayah-Nya sehingga skripsi ini dapat diselesaikan dengan baik. Tak lupa sholawat serta salam selalu tercurahkan kepada junjungan besar Nabi Muhammad SAW yang telah memberikan tuntunan untuk selalu berada di jalan yang benar. Dengan penuh ketulusan, penulis mempersembahkan karya ini untuk:

Kedua Orang Tua

Cinta pertama serta teladan utamaku Ayahanda Kislis Susanto serta pintu surgaku Ibunda Rukini Susanto, yang selalu menjadi pilar yang teguh dalam kehidupanku, menjadi penopang terkuat ditengah kerasnya dunia. Tiada henti kasih sayang dan dukungan yang kalian berikan dengan penuh cinta serta doa-doa tulus, yang menjadi kekuatan utama dalam pendidikan dan perjalanan hidupku. Terimakasih atas segala kehebatan kalian sebagai orang tua. Semoga Ayah dan Ibu selalu diberi umur panjang, tetap hadir dalam setiap langkah dan pencapaian dalam hidupku.

Dosen Pembimbing dan Pembahas

Terimakasih kepada dosen pembimbing dan pembahas yang telah membantu, memberikan motivasi, memberikan kritik dan saran serta ilmu yang sangat amat berharga.

Keluarga Besar dan Sahabat Terbaik
Almamater tercinta, Universitas Lampung

SANWACANA

Puji syukur kehadirat Allah SWT, atas segala rahmat dan karunia-Nya. Sholawat serta salam selalu tercurahkan kepada junjungan besar Nabi Muhammad SAW, sehingga penulis dapat menyelesaikan skripsi dengan judul **“Implementasi Model Bayesian Structural Time Series terhadap Prediksi Ekspor Impor Migas dan Non-Migas”**. Penulis menyadari bahwa skripsi ini tidak akan terselesaikan dengan baik tanpa adanya arahan, bimbingan, serta kritik dan saran dari berbagai pihak.

Oleh karena itu, dalam kesempatan ini penulis ingin mengucapkan terimakasih kepada:

1. Ibu Widiarti, S.Si., M.Si., selaku Dosen Pembimbing I, yang senantiasa memberikan bimbingan dengan penuh kesabaran, memberikan bantuan dan arahan yang bijaksana, motivasi yang tidak pernah pudar, serta saran yang membangun sehingga penulis dapat menyelesaikan skripsi ini.
2. Ibu Dina Eka Nurvazly, S.Pd., M.Si., selaku Dosen Pembimbing II atas bantuan dan bimbingannya yang begitu berarti dalam penyusunan skripsi ini.
3. Ibu Dr. Khoirin Nisa, S.Si., M.Si., selaku Dosen Pembahas yang telah memberikan kritik dan saran yang membangun selama proses penyusunan skripsi ini.
4. Ibu Dra. Dorrah Aziz, M.Si., selaku dosen pembimbing akademik.
5. Bapak Dr. Aang Nuryaman, S.Si., M.Si., selaku Ketua Jurusan Matematika Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Lampung.
6. Bapak Dr. Eng. Heri Satria, S.Si., M.Si., selaku Dekan Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Lampung.
7. Seluruh dosen, staff, karyawan Jurusan Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Lampung.

8. Kedua orang tuaku tercinta, Ayah Kislis dan Ibu Rukini, kakak-kakakku yaitu Kak Gilang dan Kak Lita yang selalu mendoakan dengan tulus, tiada henti memberikan dukungan, motivasi, pengorbanan, serta kasih sayang tiada tara demi kesuksesan penulis.
9. M. Wais Alqorni yang senantiasa memberikan nasihat, semangat, bantuan dan dukungan selama proses penyelesaian skripsi, serta berperan penting dalam setiap langkah perjalanan penulis hingga saat ini.
10. Sahabat penulis (Nadiya, Soraya, Reka, Ika, Diva, Enjel, Nadira, Putri, Intan, Mui, Dian, Gea dan Shinta) yang senantiasa menjadi rumah terbaik untuk melepaskan segala keluh kesah.
11. Sahabat seperjuangan (Demi, Jura, Sinta, Arinda, Asti dan Anggita) yang telah menemani suka dan duka selama perkuliahan berlangsung.
12. Teman-teman *English Society* Unila yang telah memberikan warna yang indah bagi penulis di dunia perkuliahan, serta banyak memberikan pengalaman berharga sebagai bekal di dunia kerja kelak.
13. Teman-teman seperbimbingan yang telah kebersamai berjuang saat bimbingan berlangsung.
14. Teman-teman Matematika Angkatan 2020, Abang Yunda serta Adik-adik yang telah membantu selama perkuliahan berlangsung.
15. Semua pihak yang tidak dapat disebutkan satu persatu yang telah membantu penulis dalam menyelesaikan skripsi ini.

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

Bandar Lampung, 03 Juni 2024

Penulis

Claudia Annisa R.S

DAFTAR ISI

	Halaman
DAFTAR ISI.....	v
DAFTAR TABEL.....	vii
DAFTAR GAMBAR.....	viii
I. PENDAHULUAN.....	1
1.1 Latar Belakang dan Masalah.....	1
1.2 Tujuan Penelitian.....	3
1.3 Manfaat Penelitian.....	4
II. TINJAUAN PUSTAKA.....	5
2.1 Analisis Data Deret Waktu.....	5
2.2 Pendugaan Bayesian.....	6
2.2.1 Fungsi <i>Likelihood</i>	7
2.2.2 Distribusi Prior.....	8
2.2.3 Distribusi Posterior.....	9
2.3 <i>Markov Chain</i>	10
2.4 Simulasi Monte Carlo.....	10
2.5 <i>Structural Time Series</i>	11
2.5.1 Level Lokal.....	12
2.5.2 Tren Linear Lokal.....	13
2.5.3 Tren Linear Semi Lokal.....	14
2.5.4 Musiman.....	15
2.6 <i>Bayesian Structural Time Series (BSTS)</i>	15
2.7 Regresi <i>Spike dan Slab</i>	16
2.8 <i>Markov Chain Monte Carlo (MCMC)</i>	17
2.9 Ekspor Impor Migas dan Non-Migas.....	18
III. METODE PENELITIAN.....	20

3.1 Waktu dan Tempat Penelitian	20
3.2 Data Penelitian.....	20
3.3 Metode Penelitian.....	20
IV. PEMBAHASAN.....	23
4.1 Analisis Deskriptif	24
4.2 Korelasi antar Variabel	26
4.3 Dekomposisi Data.....	29
4.4 Model <i>Bayesian Structural Time Series</i>	32
4.5 Pemilihan Model Terbaik.....	32
4.6 Model Bayesian Structural Time Series Terbaik	37
4.7 Hasil Peramalan pada Data Ekspor Migas dan Non-Migas	41
4.8 Hasil Peramalan pada Data Impor Migas dan Non-Migas	44
V. KESIMPULAN	50
DAFTAR PUSTAKA	51

DAFTAR TABEL

Tabel	Halaman
1. Tabel Skema perbandingan model BSTS	21
2. Ringkasan model BSTS yang terbentuk pada Impor Migas.....	33
3. Ringkasan model BSTS yang terbentuk pada Impor Non-Migas	34
4. Ringkasan model BSTS yang terbentuk pada Ekspor Migas	34
5. Ringkasan model BSTS yang terbentuk pada Ekspor Non-Migas	35
6. Ringkasan Peramalan Nilai Ekspor Migas di Indonesia.....	42
7. Ringkasan Peramalan Nilai Ekspor Non-Migas di Indonesia	42
8. Hasil Peramalan Data Ekspor Migas dan Non-Migas di Indonesia tahun 2024.....	44
10. Ringkasan Peramalan Nilai Impor Migas di Indonesia.....	46
11. Ringkasan Peramalan Nilai Impor Non-Migas di Indonesia.....	46
12. Hasil Peramalan Data Impor Migas dan Non-Migas di Indonesia tahun 2024.....	47

DAFTAR GAMBAR

Gambar	Halaman
1. <i>Flowchart</i> Tahapan Penelitian.....	22
2. Data Ekspor Migas dan Non-Migas 2009-2023.....	24
3. Data Impor Migas dan Non-Migas 2009-2023.....	25
4. Plot Perbandingan Nilai Ekspor Impor Migas dan Non-Migas dengan variabel Independen.....	26
5. Plot Hubungan Antar Variabel 1.....	27
6. Plot Hubungan Antar Variabel 2.....	28
7. <i>Decomposition of additive time series</i> Data Ekspor Migas.....	29
8. <i>Decomposition of additive time series</i> Data Ekspor Non-Migas.....	30
9. <i>Decomposition of additive time series</i> Data Impor Migas.....	31
10. <i>Decomposition of additive time series</i> Data Impor Non-Migas.....	31
11. Plot <i>Inclusion Probabilities</i> Ekspor Migas.....	37
12. Plot <i>Inclusion Probabilities</i> Ekspor Non-Migas.....	37
13. Plot <i>Inclusion Probabilities</i> Impor Migas.....	38
14. Plot <i>Inclusion Probabilities</i> Impor Non-Migas.....	38
15. Distribusi Posterior Data Ekspor Impor Migas dan Non-Migas.....	39
16. Kombinasi <i>State</i> Data Ekspor Migas dan Non-Migas.....	39
17. Nilai Peramalan Data Ekspor Migas.....	40
18. Nilai Peramalan pada Ekspor Migas Januari-Desember 2024.....	41
19. Nilai Peramalan Data Ekspor Non-Migas.....	41
20. Nilai Peramalan Data Ekspor Non-Migas Januari-Desember 2024.....	42
21. Nilai Peramalan Data Impor Migas.....	44
22. Nilai Peramalan Data Impor Migas Januari- Desember 2024.....	44

23.	Nilai Peramalan Data Impor Non-Migas.....	45
24.	Nilai Peramalan Data Impor Non-Migas Januari-Desember 2024.....	46
25.	Perbandingan Nilai Aktual dan Peramalan Ekspor Migas.....	49
26.	Perbandingan Nilai Aktual dan Peramalan Ekspor Non-Migas.....	49
27.	Perbandingan Nilai Aktual dan Peramalan Impor Migas.....	50
28.	Perbandingan Nilai Aktual dan Peramalan Impor Non-Migas.....	50

I. PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang dan Masalah

Analisis Deret Waktu merupakan suatu metode analisis peramalan dengan data *time series* atau data dengan waktu berkala. Metode *time series* merupakan pendekatan peramalan dengan memanfaatkan analisa pola hubungan antara variabel yang ingin diprediksi dengan variabel waktu. Dalam melakukan peramalan data *time series* penting untuk memerhatikan jenis atau pola data. Secara umum terdapat empat jenis pola data *time series* yaitu, horizontal, *trend*, musiman, dan siklis (Hanke & Wichern, 2005).

Menurut Hanke & Wichern (2005), *time series* atau runtun waktu merupakan kumpulan data observasi yang diurutkan berdasarkan waktu. Jenis data *time series* sering ditemui dalam kehidupan sehari-hari karena pengumpulan data dilakukan melalui interval waktu, yaitu harian, mingguan atau bulanan. Dalam perkembangannya, analisis deret waktu digunakan di berbagai bidang untuk berbagai tujuan, seperti spesifikasi model, estimasi, pengecekan, peramalan, pemodelan efek intervensi, dan proses kontrol.

Pada tahun 2014, Steven L. Scott dan Hal Varian memperkenalkan Model *Bayesian Structural Time Series* (BSTS). Model ini tidak hanya digunakan untuk peramalan, tetapi juga untuk mencari variabel-variabel yang berhubungan, menyimpulkan hubungan sebab akibat, dan mengetahui aspek-aspek yang berdampak pada saat ini (Scott & Varian, 2014). Pembentukan model dalam BSTS terdiri atas komponen regresi, komponen tren, dan komponen musiman menggunakan model BSTS dengan komponen lokal level dan musiman, komponen

tren linear lokal dan musiman, serta komponen tren linear semi lokal dan musiman (Scott & Varian, 2014). Dalam statistika bayesian, *spike and slab priors* digunakan sebagai metode utama untuk pemilihan variabel bayesian, dengan prior yang terdiri dari dua komponen yaitu, "*spike*" yang terkonsentrasi di sekitar nol untuk menyusutkan efek minor menuju nol, dan "*slab*" yang merata untuk menjaga nilai-nilai besar tetap masuk akal. Metode ini dianggap sebagai standar emas untuk estimasi bayesian yang bersifat *sparse* karena fleksibilitasnya dalam pemilihan prior (Malsiner-Walli & Wagner, 2011).

Beberapa penelitian sebelumnya yang mengkaji mengenai model BSTS di antaranya yaitu penelitian yang dilakukan oleh Giri, *et al.* (2020), melakukan penelitian mengenai peramalan tangkapan bulanan ikan hilsa (*Tenualosa Ilisha*) di Teluk Benggala Utara dengan mempertimbangkan faktor curah hujan serta konsentrasi klorofil di sungai. Hasil penelitian ini menunjukkan bahwa kelimpahan makanan pada musim gugur akan mendorong peningkatan pertumbuhan ikan hilsa yang kemudian bermigrasi ke sungai atau muara selama musim hujan berikutnya. Hasil tangkapan ikan hilsa mengindikasikan kemungkinan mengalami peningkatan. Feroze, N. (2020), melakukan penelitian mengenai prediksi pola Covid-19 dan dampak kausal dari *lockdown* di lima negara yang paling terkena dampak menggunakan BSTS. Dalam kasus ini dilakukan perbandingan model antara BSTS dan ARIMA yang menyajikan perkiraan 1 bulan kedepan untuk 5 negara yang terkena dampak Covid-19 dan dibuktikan bahwa model BSTS lebih baik dibandingkan model ARIMA. Poyser, O. (2019), melakukan penelitian mengenai faktor-faktor penentu harga *bitcoin* menggunakan penerapan model BSTS. Secara umum, penelitian ini mengeksplorasi hubungan antara harga pasar *bitcoin* dan serangkaian faktor internal dan eksternal menggunakan pendekatan BSTS. Hasilnya menunjukkan bahwa *bitcoin* memiliki sifat beragam dan saat ini bertindak sebagai *safe haven asset* yang spekulatif dan berpotensi menjadi instrumen pelarian modal. Zhang & Fricker (2021), melakukan penelitian mengenai penerapan model BSTS dalam mengukur perubahan aktivitas pejalan kaki dan pengendara sepeda di 11 kota Amerika Serikat selama Covid-19. Menurut estimasi, Covid-19 mengakibatkan penurunan signifikan pada aktivitas pejalan kaki dan pengendara sepeda di kota-kota padat penduduk. Al-Moders & Kadhim (2021), melakukan

penelitian mengenai model BSTS untuk peramalan harga minyak jangka panjang. Harga minyak yang terus berubah berguna untuk dimasukkan ke beberapa informasi sebelumnya ke dalam model, misal saat pandemi Covid-19 diperoleh hasil bahwa harga minyak akan naik menjadi \$119.98 pada tahun 2035.

Model BSTS merupakan model yang mampu mengatasi ketidakpastian dalam data dengan lebih efektif. Ketidakpastian yang ada dalam data disebabkan oleh pergerakan yang stokastik atau acak sepanjang waktu sehingga untuk peramalan yang lebih akurat, dibutuhkan suatu model yang dapat menangani ketidakpastian ini secara efisien. Penelitian secara analitik dari distribusi posterior menjadi salah satu kendala dalam penerapan model BSTS. Kendala tersebut dapat diatasi dengan menerapkan *Markov Chain Monte Carlo* (MCMC). Metode MCMC dapat digunakan untuk mensimulasikan distribusi posterior dan menghaluskan hasil peramalan dari beragam model yang berpotensi dengan menggunakan model *averaging bayesian* (Hoeting, *et al.*, 1999).

Kajian model BSTS masih sedikit dilakukan khususnya pada data perdagangan luar negeri. Penelitian mengenai implementasi model BSTS pada data Ekspor Impor Migas dan Non-Migas di Indonesia baik untuk dilakukan dengan mengidentifikasi pola dan tren yang mendasari perilaku Ekspor Impor Migas dan Non-Migas, sehingga memberikan kontribusi signifikan terhadap pemahaman dinamika pasar Ekspor-Impor di Indonesia.

1.2 Tujuan Penelitian

Tujuan dari penelitian ini adalah:

1. Mengimplementasikan model *Bayesian Structural Time Series* pada data Ekspor Impor Migas dan Non-Migas di Indonesia periode Januari 2009 sampai Desember 2023 menggunakan komponen tren, musiman, dan regresi.

2. Mendapatkan model BSTS terbaik berdasarkan komponen lokal level dan musiman, komponen tren linear lokal dan musiman, serta komponen tren linear semi lokal dan musiman untuk peramalan berdasarkan nilai *R-squared*.

1.3 Manfaat Penelitian

Adapun manfaat dari penelitian ini adalah mendapatkan model BSTS terbaik untuk prediksi Ekspor Impor Migas dan Non-Migas serta memberikan kontribusi dalam memahami hasil prediksi nilai Ekspor Impor Migas dan Non-Migas di Indonesia tahun 2024 dengan mempertimbangkan variabel yang memengaruhi nilai Ekspor Impor Migas dan Non-Migas. Dengan demikian, diharapkan penelitian ini dapat memberikan wawasan yang lebih dalam tentang hubungan antara variabel makroekonomi dengan perilaku Ekspor serta Impor Migas dan Non-migas di Indonesia serta dapat memberikan kontribusi yang berharga bagi pemahaman dan kebijakan ekonomi di tingkat nasional.

II. TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Analisis Data Deret Waktu

Data *time series* merupakan rangkaian pengamatan yang berurutan dalam waktu (Box, *et al.*, 1994). Waktu yang digunakan dapat berupa hari, minggu, bulan, tahun dan sebagainya. Analisis deret waktu merupakan analisis sekumpulan data dalam suatu periode waktu yang lampau yang berguna untuk mengetahui atau memprediksi kondisi di masa mendatang (Rohmaningsih, dkk., 2016). Menurut Nasution & Prasetyawan (2008), peramalan adalah proses untuk memperkirakan beberapa kebutuhan di masa datang yang meliputi kebutuhan dalam ukuran kuantitas, kualitas, waktu dan lokasi yang dibutuhkan dalam rangka memenuhi permintaan barang ataupun jasa. Menurut Hanke & Wichern (2005), terdapat empat jenis komponen dari suatu deret waktu yaitu:

1. *Trend (T)*

Dalam jangka waktu yang lebih luas data dapat menunjukkan kecenderungan berupa kenaikan maupun penurunan. Komponen *trend* dilambangkan dengan *T*.

2. *Seasonal (S)*

Fluktuasi dari data yang terjadi secara periodik dalam kurun waktu satu tahun, seperti triwulan, kuartalan, bulanan, mingguan, atau harian. Variasi musiman merujuk pada pola perubahan yang lebih atau kurang stabil yang muncul setiap tahun dan berulang setiap tahun. *S* dilambangkan sebagai komponen musiman.

3. *Cycle (C)*

Serangkaian fluktuasi atau siklus yang berlangsung lebih dari satu tahun. Perubahan kondisi ekonomi umumnya menghasilkan siklus. *C* melambangkan komponen siklus.

4. *Random (R)*

Kejadian yang tidak terduga dan bersifat acak, memiliki potensi untuk menimbulkan fluktuasi yang signifikan dalam data *time series*. *R* dilambangkan sebagai komponen acak.

2.2 Pendugaan Bayesian

Menurut Yani, dkk. (2018), pendugaan parameter dapat dilakukan dengan dua metode yaitu metode klasik dan metode Bayes. Metode klasik melakukan pendugaan parameter hanya berdasarkan informasi yang diperoleh dari sampel acak yang diambil dari populasi. Sedangkan metode Bayes menggabungkan pengetahuan subjektif mengenai distribusi peluang dari parameter yang tidak diketahui, dengan informasi yang diperoleh dari data sampel.

Menurut Bain & Engelhardt (1992), peluang bersyarat dari kejadian *A* bersyarat *B*, didefinisikan sebagai berikut:

$$P(A|B) = \frac{P(A \cap B)}{P(B)} ; P(B) \neq 0, \quad (2.1)$$

dengan menggunakan aturan perkalian, dapat ditulis:

$$P(A \cap B) = P(B)P(A|B). \quad (2.2)$$

dengan:

$P(A|B)$ = Peluang bersyarat dari kejadian *A*, diberikan kejadian *B* menunjukkan peluang bahwa *A* terjadi jika kita sudah mengetahui bahwa *B* terjadi.

$P(A \cap B)$ = Peluang bahwa kedua kejadian *A* dan *B* terjadi secara bersamaan.

$P(B)$ = Peluang bahwa kejadian *B* terjadi.

Kemudian misalkan B_1, B_2, \dots, B_k merupakan suatu partisi di dalam ruang sampel S dengan $P(B_i) \neq 0$ untuk $i = 1, 2, \dots, k$ dan

$$P(B_1) + P(B_2) + \dots + P(B_k) = 1, \quad (2.3)$$

serta misalkan terdapat kejadian sebarang A , di mana

$A = (A \cap B_1) \cup (A \cap B_2) \cup \dots \cup (A \cap B_k)$ dan $(B_i \cap B_j) = \emptyset \forall i \neq j$, serta $(A \cap B_1), (A \cap B_2),$ sampai $(A \cap B_k)$ saling lepas, maka berlaku:

$$\begin{aligned} P(A) &= P((A \cap B_1) \cup (A \cap B_2) \cup \dots \cup (A \cap B_k)) \\ &= P(A \cap B_1) + P(A \cap B_2) + \dots + P(A \cap B_k) \\ &= \sum_{i=1}^k P(A \cap B_i) \end{aligned}$$

berdasarkan persamaan di atas dapat ditulis sebagai berikut:

$$\begin{aligned} P(A) &= P(B_1) P(A|B_1) + P(B_2) P(A|B_2) + \dots + P(B_k) P(A|B_k) \\ &= \sum_{i=1}^k P(B_i) P(A|B_i), \end{aligned}$$

di mana $P(A)$ disebut sebagai hukum peluang total.

2.2.1 Fungsi Likelihood

Menurut Bain & Engelhardt (1992), fungsi *likelihood* merujuk pada fungsi densitas bersama dari n variabel acak X_1, X_2, \dots, X_n yang dievaluasi pada nilai-nilai spesifik x_1, x_2, \dots, x_n yang dinyatakan sebagai $f(x_1, x_2, \dots, x_n | \theta)$ dirujuk sebagai fungsi *likelihood*. Ketika x_1, x_2, \dots, x_n tetap, fungsi *likelihood* adalah fungsi dari parameter θ , yang dinotasikan dengan $L(\theta)$. Jika X_1, X_2, \dots, X_n merupakan contoh acak yang saling bebas dari $f(x|\theta)$ maka fungsi *likelihood* dinyatakan sebagai:

$$L(\theta) = (f(x_1|\theta)f(x_2|\theta) \dots f(x_n|\theta)) = \prod_{i=1}^n f(x_i|\theta). \quad (2.4)$$

dengan:

$L(\theta)$ = fungsi *likelihood* dari parameter θ .

$f(x_i|\theta)$ = fungsi densitas peluang dari variabel acak X_i untuk parameter θ .

Π = menunjukkan operasi perkalian dari semua fungsi densitas peluang dari masing-masing variabel acak, mengekspresikan *likelihood* sebagai produk dari semua peluang individu dari setiap X_i , mulai dari $i = 1$ hingga n .

2.2.2 Distribusi Prior

Dalam inferensi Bayes untuk kasus Binomial, parameter diperlakukan sebagai variabel, maka akan mempunyai nilai dalam sebuah domain dengan densitas, dan densitas inilah yang akan dinamakan sebagai distribusi prior, dengan adanya informasi prior ini maka akan dikombinasikan dengan data sampel yang digunakan dalam membentuk posterior (Box & Tiao, 1973).

Permasalahan utama dalam metode Bayes adalah bagaimana memilih distribusi prior, di mana prior menunjukkan ketidakpastian tentang parameter θ yang tidak diketahui. Distribusi prior dikelompokkan menjadi dua kelompok berdasarkan bentuk fungsi *likelihood* (Box & Tiao, 1973):

- 1) Berkaitan dengan bentuk distribusi hasil identifikasi pola datanya
 - a) Distribusi prior konjugat (*conjugate*), mengacu pada acuan analisis model terutama dalam pembentukan fungsi *likelihood* sehingga dalam penentuan prior konjugat selalu dipikirkan mengenai penentuan pola distribusi prior yang mempunyai bentuk konjugat dengan fungsi densitas peluang pembangun *likelihood*.
 - b) Distribusi prior tidak konjugat (*non-conjugate*), digunakan apabila pemberian prior pada suatu model tidak mengindahkan pola pembentuk fungsi *likelihood*.
- 2) Berkaitan dengan penentuan masing-masing parameter pada pola distribusi prior tersebut.
 - a) Distribusi Penentuan distribusi prior informatif berkaitan dengan penetapan parameter dari distribusi prior yang sudah ditentukan, baik itu distribusi prior konjugat maupun distribusi lainnya. Penetapan nilai

parameter pada distribusi prior ini akan signifikan dalam membentuk distribusi posterior berdasarkan informasi dari data yang diperoleh.

- b) Distribusi prior non-informatif, pemilihannya tidak didasarkan pada data yang ada atau distribusi prior yang tidak mengandung informasi tentang parameter θ , salah satu pendekatan dari non-informatif prior adalah metode Jeffrey's.

2.2.3 Distribusi Posterior

Menurut Soejoeti & Soebanar (1988), distribusi posterior merupakan fungsi densitas bersyarat θ jika diketahui nilai observasi x . Dapat dituliskan sebagai berikut:

$$f(\theta|x) = \frac{f(\theta,x)}{f(x)} \quad (2.5)$$

dengan :

$f(\theta|x)$ = distribusi posterior dari parameter θ jika nilai observasi x diketahui.

$f(\theta, x)$ = fungsi kepadatan bersama dari parameter θ dan observasi x .

$f(x)$ = fungsi kepadatan marginal dari observasi x .

Apabila θ kontinu, distribusi prior dan posterior θ dapat disajikan dengan fungsi kepadatan. Fungsi kepadatan bersyarat satu variabel *random* jika diketahui nilai variabel *random* kedua hanyalah fungsi kepadatan bersyarat dua variabel *random* itu dibagi dengan fungsi kepadatan marginal variabel *random* kedua. Tetapi fungsi kepadatan bersama $f(\theta, x)$ dan fungsi kepadatan marginal $f(x)$ pada umumnya tidak diketahui, hanya distribusi prior dan fungsi *likelihood* yang biasanya ditanyakan. Fungsi kepadatan bersama dan marginal yang diperlukan dapat ditulis dalam bentuk distribusi prior dan fungsi *likelihood* sebagai berikut:

$$f(\theta, x) = f(x|\theta). f(\theta) \quad (2.6)$$

dengan :

$f(x|\theta)$ = fungsi *likelihood* dari observasi x jika nilai observasi x .

$f(\theta)$ = fungsi kepadatan bersama dari observasi x untuk parameter θ .

di mana $f(x|\theta)$ merupakan fungsi *likelihood* dan $f(\theta)$ merupakan distribusi prior.

Selanjutnya diketahui bahwa:

$$f(x) = \int_{-\infty}^{\infty} f(\theta, x) d\theta = \int_{-\infty}^{\infty} f(\theta) f(x|\theta) d\theta \quad (2.7)$$

Sehingga dari fungsi kepadatan posterior untuk variabel *random* kontinu dapat ditulis sebagai berikut:

$$f(\theta|x) = \frac{f(\theta)f(x|\theta)}{\int_{-\infty}^{\infty} f(\theta)f(x|\theta)d\theta} \quad (2.8)$$

Mean dari distribusi posterior $f(\theta|x_1, x_2, \dots, x_n)$ dinyatakan dengan $\hat{\theta}$, disebut penduga Bayes untuk θ .

2.3 Markov Chain

Markov Chain merupakan suatu proses stokastik yang menggambarkan urutan peristiwa yang mungkin terjadi berdasarkan probabilitas transisi dari satu kejadian ke kejadian berikutnya. Probabilitas transisi ini hanya bergantung pada keadaan saat ini dan tidak bergantung pada keadaan sebelumnya.

Menurut Ross (2010), proses stokastik dapat dikatakan sebagai rantai *Markov* jika memenuhi:

$$P(X_{n+1} = j | X_n = i, X_{n-1} = i_{n-1}, \dots, X_0 = i_0) = P(X_{n+1} = j | X_n = i) = P_{ij},$$

Untuk semua *state* $i_0, i_1, \dots, i_{n-1}, i, j$ dan untuk semua $n \geq 0$.

2.4 Simulasi Monte Carlo

Simulasi Monte Carlo merupakan simulasi probabilistik berdasarkan proses randomisasi. Proses ini melibatkan suatu distribusi peluang dari variabel data yang dikumpulkan berdasarkan data masa lalu maupun distribusi peluang teoritis.

Dalam simulasi Monte Carlo sebuah model dibangun berdasarkan sistem yang sebenarnya. Setiap variabel dalam model tersebut memiliki nilai probabilitas yang berbeda, yang ditunjukkan oleh distribusi probabilitas atau biasa disebut dengan *probability distribution function* dari setiap variabel. Metode Monte Carlo menyimulasikan sistem tersebut berulang-ulang kali dari ratusan bahkan hingga ribuan kali tergantung sistem yang ditinjau dengan cara memilih sebuah nilai *random* untuk setiap variabel dari distribusi probabilitasnya. Hasil yang didapatkan dari simulasi tersebut adalah sebuah distribusi probabilitas dari nilai sebuah sistem secara keseluruhan (Hutahaean, 2018).

2.5 Structural Time Series

Menurut Almarashi & Khan (2020), dalam model *Structural Time Series* (STS) data yang digunakan berasal dari beberapa proses yang tidak teramati yang dikenal sebagai *state space* dan data yang diamati dibangkitkan dari *state space* dengan *noise* tambahan. *State space* inilah yang akan dimodelkan oleh model STS. Komponen *state space* bertugas untuk membangkitkan data seperti tren, musiman, siklik, dan efek dari variabel independen yang akan diidentifikasi secara terpisah sebelum digunakan dalam model STS. Cara kerja model STS bersifat Markovian, hal ini dikarenakan keadaan di masa depan bergantung pada keadaan di masa kini sehingga perhitungannya bersifat iteratif. Adapun model umum STS sebagai berikut (Scott & Varian, 2014):

$$\mathbf{y}_t = \mathbf{Z}_t^T \boldsymbol{\alpha}_t + \mathbf{e}_t, \quad \mathbf{e}_t \sim N(0, Ht), \quad (2.9)$$

$$\boldsymbol{\alpha}_{t+1} = \mathbf{T}_t \boldsymbol{\alpha}_t + \mathbf{R}_t \mathbf{y}_t, \quad \eta_t \sim N(0, Qt), \quad (2.10)$$

dengan:

\mathbf{y}_t = vektor pengamatan pada waktu t yang berukuran $(n \times 1)$.

$\boldsymbol{\alpha}_t$ = vektor *state* pada waktu t berukuran $(m \times 1)$.

\mathbf{Z}_t = vektor *output* dari matriks transisi berukuran $(m \times n)$.

\mathbf{T}_t = matriks transisi berupa matriks persegi berukuran $(m \times m)$.

\mathbf{R}_t = matriks kontrol berupa matriks persegi panjang berukuran $(m \times n)$

karena sebagian dari transisi *state* nya deterministik.

H_t = matriks diagonal konstan dengan elemen diagonalnya berisi σ^2 .

Q_t = matriks *state diffusion* atau matriks variansi *full rank* berukuran $(m \times m)$.

e_t = *error* observasi skalar berupa *noise* variansi H_t berukuran $(n \times 1)$.

η_t = *error* sistem berukuran $(n \times 1)$.

Persamaan di atas mengasumsikan bahwa seluruh variabel bersifat independen, termasuk *error* dari tiap komponen *state* yang berbeda (Brodersen, *et al.*, 2015). Menurut Durbin & Koopman (2012), ide yang mendasari dalam model ini adalah bahwa perkembangan sistem dari waktu ke waktu ditentukan oleh α_t , tetapi karena α_t tidak dapat diamati secara langsung, maka didasarkan analisis pada pengamatan y_t . Matriks Z_t, T_t, R_t, H_t , dan Q_t , pada awalnya diasumsikan diketahui dan *error* e_t dan y_t diasumsikan bebas serial dan bebas satu sama lain pada semua titik waktu. Vektor awal *state* a_1 diasumsikan $\sim N(\alpha_1, P_1)$ secara independen dari e_1, e_2, \dots, e_n , dan y_1, y_2, \dots, y_n , di mana α_1 , dan P_1 , diasumsikan diketahui terlebih dahulu.

Model STS bersifat fleksibel, modular, dan merupakan metode statistik untuk *feature selection* (Xie, 2021). Komponen *state* yang saling independen dapat digabungkan dengan menggabungkan vektor pengamatan y_t , dan menyusun matriks model lainnya sebagai elemen dari matriks blok diagonal (Brodersen, *et al.*, 2015). Proses dalam pemilihan komponen untuk memodelkan tren, musiman, efek regresi, dan komponen *state* lain yang diperlukan sangatlah fleksibel (Scott & Varian, 2014). Komponen dalam *state* pada model STS yaitu level lokal, tren linear lokal, tren linear semi lokal, dan musiman.

2.5.1 Level Lokal

Model level lokal adalah model deret waktu struktural yang paling sederhana. Pada model *Structural Time Series*. Model level lokal ini mengasumsikan bahwa trennya bersifat sebagai *random walk*. Model level lokal didefinisikan dengan

menyertakan komponen regresi statis $\beta^T x_t$, pada persamaan observasinya (Almarashi & Khan, 2020):

$$y_t = \mu_t + \beta^T x_t + e_t, \quad e_t \sim N(0, \sigma_e^2), \quad (2.11)$$

$$\mu_{t+1} = \mu_t + u_t, \quad u_t \sim N(0, \sigma_u^2). \quad (2.12)$$

dengan:

μ_t = variabel respon pada waktu t .

β = vektor parameter yang menghubungkan prediktor x_t dengan variabel respons.

u_t = proses stokastik yang menggambarkan perubahan level pada waktu t , yang terdistribusi normal dengan $mean = 0$ dan varians σ_u^2

e_t = *error* observasi skalar berupa *noise* variansi Ht berukuran $(n \times 1)$.

Pada persamaan model level lokal, parameter struktural Z_t, T_t, R_t bernilai skalar 1, serta H_t berupa variansi konstan σ_e^2 dan Q_t berupa varians konstan σ_u^2 pada model level lokal. Parameter model adalah varians dari *error* (σ_e^2, σ_u^2). Prior dari komponen ini bergantung pada parameter σ_u^2 .

2.5.2 Tren Linear Lokal

Model tren linear lokal mengasumsikan bahwa nilai harapan dan kemiringan dari tren mengikuti *random walk*. Model tren linear lokal adalah pilihan populer untuk memodelkan tren karena dengan cepat beradaptasi dengan variasi lokal yang diinginkan ketika membuat prediksi jangka pendek. Namun, tingkat fleksibilitas ini mungkin tidak diinginkan saat membuat prediksi jangka panjang, karena prediksi tersebut sering kali disertai dengan interval ketidakpastian yang sangat luas (Harvey, 1990).

Sebuah model tren linear lokal dapat ditulis sebagai berikut:

$$\mu_t = \mu_{t-1} + \lambda_{t-1} + \eta_t, \quad \eta_t \sim N(0, \sigma_\mu), \quad (2.13)$$

$$\lambda_t = \lambda_{t-1} + \xi_t, \quad \xi_t \sim N(0, \sigma_\lambda). \quad (2.14)$$

dengan:

λ_t = tren pada waktu t , menunjukkan arah dan tingkat perubahan dari variabel yang diamati dari waktu ke waktu.

η_t = *error* sistem berukuran $(n \times 1)$.

ξ_t = *error* stokastik dalam perubahan tren (λ_t) dari waktu $t - 1$ ke waktu t .

δ_t adalah kemiringan tingkat antara waktu t dan $t + 1$. Baik tingkat maupun kemiringan diasumsikan mengikuti *random walks*. Model ini sangat efektif saat membuat prediksi jangka pendek karena dengan cepat beradaptasi terhadap variasi. Namun, di sisi lain, adaptabilitas yang cepat ini dapat menyebabkan prediksi jangka panjang yang kurang baik (Harvey, 1990).

2.5.3 Tren Linear Semi Lokal

Model tren linear semi lokal serupa dengan model tren linear lokal, seperti yang dijelaskan dalam bagian sebelumnya. Secara singkat, model ini mengasumsikan bahwa komponen level lokal berkembang sesuai dengan *random walk*, sementara kemiringan diasumsikan mengikuti proses AR(1), yang berpusat pada nilai D .

$$\mu_t = \mu_{t-1} + \lambda_{t-1} + \eta_t, \quad \eta_t \sim N(0, \sigma_\mu), \quad (2.15)$$

$$\lambda_t = D + \phi(\lambda_{t-1} - D) + \xi_t, \quad \xi_t \sim N(0, \sigma_\lambda). \quad (2.16)$$

dengan :

D = titik tetap atau nilai referensi yang menentukan tren awal sebelum ada perubahan atau intervensi.

ϕ = faktor pengurangan yang memengaruhi seberapa besar perubahan tren dipengaruhi oleh perbedaan antara tren sebelumnya dan nilai referensi.

Telah terbukti lebih berguna ketika digunakan untuk meramalkan dalam jangka waktu yang lebih panjang (Harvey, 1990).

2.5.4 Musiman

Model musiman dapat dianggap sebagai regresi dengan variabel *dummy* sebanyak S musim di mana jumlah koefisien harus bernilai 1 dan nilai ekspektasi koefisiennya sebesar 0 selama 1 siklus penuh dari S musim (Scott & Varian, 2014).

Model yang paling sering digunakan dalam domain waktu adalah:

$$y_t = \gamma_t + \epsilon_t,$$

$$\gamma_{t+d} = - \sum_{i=0}^{s-2} \gamma_{t-i \times d} + \eta_{\gamma,t},$$

Di mana s merupakan jumlah musim dan d merupakan durasi musiman (jumlah periode waktu dalam setiap musim, sering kali diatur menjadi 1). Model ini dapat dianggap sebagai regresi pada s *dummy variables* yang mewakili s musim dan γ_t menunjukkan kontribusi bersama untuk *respons* yang diamati y_t . Rata-rata dari γ_{t+d} adalah total *seasonal effect* (0) ketika dijumlahkan selama s musim yaitu $E(\gamma_{t+d} + \sum_{i=0}^{s-2} \gamma_{t-i \times d}) = 0$ (Scott & Varian, 2014).

2.6 Bayesian Structural Time Series (BSTS)

Model BSTS merupakan salah satu model yang dapat digunakan untuk peramalan (*forecasting*), mencari variabel-variabel yang berhubungan (*feature selection*), menyimpulkan hubungan sebab akibat (*causal relationship*), dan mengetahui aspek-aspek yang berdampak pada saat ini (*nowcasting*) (Scott & Varian, 2014). Sesuai namanya, model BSTS merupakan model STS yang menggunakan pendekatan Bayesian dalam pengestimasiannya, di mana model tersebut direpresentasikan dalam bentuk model *state space* (Almarashi & Khan, 2020). Estimasi parameter dengan metode Bayesian menganggap bahwa nilai parameter tidak tunggal dan berupa variabel acak sehingga parameter berdistribusi tertentu, yaitu distribusi prior (dugaan awal) berbeda dengan *frequentist estimation* yang

mengasumsikan bahwa parameter itu konstan walaupun nilainya tidak diketahui (Hazhiah, dkk., 2012).

Menurut George & McCulloch (1997), langkah-langkah untuk menerapkan pendekatan Bayesian tersebut ke dalam model STS adalah sebagai berikut:

1. Menentukan distribusi prior untuk masing-masing parameter pada model.
2. Memperoleh distribusi posterior. Namun, karena perhitungan analitis atau penyelesaian integral dari rumus distribusi posterior Bayesian ini sangat sulit maka dilakukan perhitungan numerik dengan menggunakan metode simulasi MCMC seperti *Gibbs sampling* yaitu dengan mengambil sampel dari distribusi posterior sehingga dapat diperoleh nilai estimasi parameter dari model BSTS di mana komputasinya dilakukan dengan menggunakan *package* BSTS di *software* R.

Model BSTS terdiri dari dua komponen, yaitu komponen *time series* untuk menangkap tren dan pola musiman pada data, serta komponen regresi yang menangkap pengaruh dari variabel independen. Komponen regresi ini dinamakan regresi *spike and slab* (Scott & Varian, 2014).

2.7 Regresi *Spike* dan *Slab*

Menurut Scott & Varian (2014), dengan beberapa cara yang tersedia untuk menyusun matriks model guna menambahkan komponen regresi ke dalam model *state space*, pendekatan yang sederhana dan mudah diimplementasikan adalah dengan menyertakan konstanta 1 untuk setiap α_t dan menambahkan $\beta^T x_t$ ke Z_t pada persamaan pengamatan. Dapat disederhanakan dengan memasukkan komponen regresi ke dalam model *state space*, metode yang mudah digunakan melibatkan penambahan konstanta 1 untuk setiap α_t , sambil menambahkan $\beta^T x_t$ ke Z_t pada persamaan pengamatan. Dengan menggunakan cara ini, maka dimensi dari vektor *state* hanya akan meningkat sebanyak 1 saja, terlepas dari berapa variabel independen yang digunakan.

Dalam penelitian ini, fokus akan ditempatkan pada koefisien regresi yang bersifat konstan sepanjang waktu, yang dikenal sebagai koefisien regresi statis. Koefisien ini merupakan nilai *default* yang digunakan oleh *package* BSTS dalam *software* R. Model *state space* dari regresi statis didefinisikan dengan menetapkan nilai \mathbf{Z}_t sebagai $\boldsymbol{\beta}^T \mathbf{x}_t$, yang merupakan sebuah bilangan skalar, sementara $\alpha_t = 1$. Dengan konfigurasi ini, persamaan pengamatan dan transisinya dapat dijelaskan sebagai berikut (Scott & Varian, 2014):

$$\mathbf{y}_t = (\mathbf{Q}^T \mathbf{x}_t)^T + \mathbf{e}_t = \mathbf{x}_t^T \mathbf{Q} + \mathbf{e}_t,$$

$$1 = \mathbf{T}_t + \mathbf{R}_t \mathbf{y}_t,$$

di mana,

$$\boldsymbol{\beta} = (\beta_0, \beta_1, \dots, \beta_k), \quad \mathbf{x}_t^T = (1 \ x_{1,t} \ \dots \ x_{K,T})^T \quad (2.17)$$

dengan:

$\boldsymbol{\beta}$ = vektor berukuran $(K + 1) \times 1$ yang berisikan intersep dan sebanyak koefisien regresi.

\mathbf{x}_t = vektor berukuran $(K + 1) \times 1$ yang berisikan bilangan 1 dan variabel independen $x_{K,T}$.

2.8 Markov Chain Monte Carlo (MCMC)

BSTS merupakan model Bayesian, maka estimasi parameternya dapat dilakukan dengan metode MCMC. MCMC adalah algoritma *sampling* untuk melakukan simulasi dari distribusi posterior sehingga menghasilkan estimasi parameter dari model (Mokilane, *et al.*, 2019). MCMC dapat menghaluskan prediksi atas sejumlah besar model yang berpotensi dengan menggunakan Bayesian model *averaging*. Algoritma MCMC menggunakan algoritma SSVS, filter Kalman, dan *smoother* untuk mengambil sampel dari distribusi posterior, estimasi parameter dari model dan melakukan peramalan (Hoeting, *et al.*, 1999).

Terdapat 2 algoritma utama dalam MCMC (Gelman & Lopes, 1997):

1. Algoritma *Metropolis-Hasting* (MH)

Algoritma ini digunakan untuk membantu membangkitkan sampel-sampel acak dari distribusi posterior yang diinginkan. Dalam algoritma MH dibutuhkan sebuah *proposal distribution* $p(\theta|\theta_{j-1})$.

2. Algoritma *Gibbs Sampling*

Gibbs Sampling bisa diterapkan apabila distribusi probabilitas bersama (*joint probability distribution*) tidak diketahui secara eksplisit, tetapi distribusi bersyarat (*conditional distribution*) dari tiap-tiap variabel diketahui.

2.9 Ekspor Impor Migas dan Non-Migas

Pertumbuhan ekonomi suatu negara sangat bergantung pada perdagangan internasional, termasuk ekspor dan impor. Di Indonesia, pemerintah sedang aktif dalam meningkatkan ekspor dengan mendukung berbagai kebijakan subsidi. Tujuan utamanya adalah untuk meningkatkan devisa negara, menciptakan lapangan kerja, dan meningkatkan penerimaan pajak. Ekspor adalah proses penjualan barang domestik ke luar negeri, sedangkan nilai ekspor merupakan jumlah harga hasil suatu komoditas ataupun produk yang diperoleh dari penjualan ke luar negeri (Wulandari & Lubis, 2019). Ekspor melibatkan pengiriman dan penjualan produk atau layanan yang diproduksi dalam negeri ke luar negeri. Pada saat jumlah ekspor meningkat, permintaan terhadap mata uang domestik meningkat, menyebabkan penguatan nilai tukar rupiah.

Sementara itu, impor adalah proses pembelian dan pengimporan barang dari luar negeri ke dalam negeri (Sedyaningrum & Nuzula, 2016). Nilai impor sendiri merupakan jumlah harga suatu komoditas ataupun produk yang didapatkan dari pembelian barang luar negeri. Melalui kegiatan impor, negara Indonesia dapat memenuhi kebutuhan masyarakat yang tidak dapat diproduksi dalam negeri, sehingga perdagangan internasional memungkinkan impor barang-barang yang tidak dapat diproduksi secara lokal (Wulandari & Lubis, 2019).

Di negara Indonesia perdagangan ekspor dan impor beragam dalam berbagai sektor, termasuk migas dan non-migas yang merupakan komoditas utama. Fluktuasi nilai tukar rupiah terhadap dolar mempengaruhi harga barang dan jasa. Indonesia adalah negara dengan sistem ekonomi terbuka yang aktif terlibat dalam perdagangan internasional, melibatkan ekspor, impor, serta investasi modal dengan negara-negara lain (Sulaiman, 2019).

Pertumbuhan ekspor dan impor dalam negeri juga tidak terlepas dari pengaruh nilai tukar dan suku bunga. Kurs merupakan perbandingan nilai mata uang antar negara saat bertransaksi perdagangan internasional, sedangkan suku bunga merupakan biaya yang dibayarkan atas pinjaman uang dalam bentuk persentase. Perubahan dalam nilai tukar mata uang dapat memengaruhi volume transaksi ekspor dan impor, sementara suku bunga memengaruhi kegiatan ekspor dari segi produksi dan impor dari segi pengeluaran. Kebijakan moneter, seperti menaikkan atau menurunkan suku bunga acuan Bank Indonesia (*bi rate*), dapat memengaruhi inflasi (Moorcy dkk., 2021).

III. METODE PENELITIAN

3.1 Waktu dan Tempat Penelitian

Penelitian ini dilakukan pada Semester Ganjil tahun akademik 2023/2024 di Jurusan Matematika, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Universitas Lampung.

3.2 Data Penelitian

Penelitian ini menggunakan data bulanan Ekspor Impor Migas dan Non-Migas di Indonesia pada rentang waktu Januari 2009 hingga Desember 2023. Dataset terdiri dari tiga variabel independen, yakni inflasi, *bi rate*, dan kurs. Untuk data inflasi, *bi rate* dan Ekspor Impor Migas dan Non-Migas diperoleh melalui *website* Badan Pusat Statistik Indonesia, dan data kurs diperoleh melalui *website* Bank Indonesia.

3.3 Metode Penelitian

Penelitian ini dilakukan untuk membentuk model BSTS pada pola penyebaran data Ekspor Impor Migas dan Non-Migas dengan bantuan *software* RStudio 4.2.1. Adapun langkah-langkah yang digunakan dalam penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Melakukan analisis deskriptif dan dekomposisi deret waktu pada data.

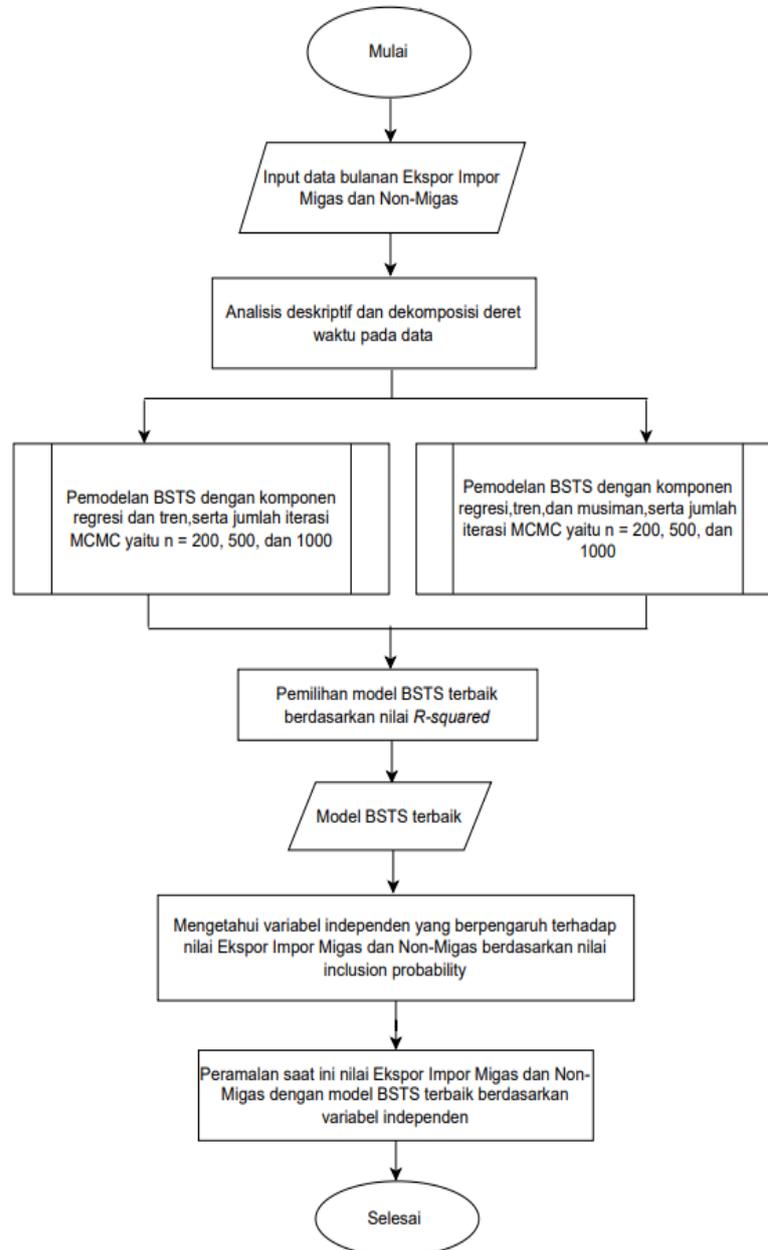
2. Mengidentifikasi komponen model yang cocok digunakan dalam metode BSTS yang terdiri dari komponen lokal level dan musiman, komponen tren linear lokal dan musiman, serta komponen tren linear semi lokal dan musiman.
3. Melakukan pemodelan dengan metode BSTS, dengan langkah-langkah berikut:
 - a. Melakukan pembentukan model BSTS yang terdiri atas komponen regresi dan komponen tren yaitu model BSTS dengan komponen lokal level, model BSTS dengan komponen tren linear lokal, dan model BSTS dengan komponen tren linear semi lokal, dengan banyaknya iterasi MCMC yang digunakan.
 - b. Melakukan pembentukan model BSTS yang terdiri atas komponen regresi, komponen tren, dan komponen musiman yaitu model BSTS dengan komponen lokal level dan musiman, model BSTS dengan komponen tren linear lokal dan musiman, serta model BSTS dengan komponen tren linear semi lokal dan musiman.
 - c. Melakukan perbandingan model BSTS seperti pada tabel 1 yang diperoleh berdasarkan nilai *R-squared* pada masing-masing model, sehingga diperoleh model BSTS dengan komponen dan jumlah iterasi terbaik.

Tabel 1. Skema perbandingan model BSTS

Model	Komponen	R-Squared
Level Lokal dan Musiman	Level Lokal , Musiman	[Nilai]
Tren Lokal Linear dan Musiman	Tren Lokal Linear, Musiman	[Nilai]
Tren Lokal Semi Linear dan Musiman	<i>Random Walk</i> , Tren Lokal Linear, <i>Random Walk</i> , Musiman	[Nilai]

4. Menerapkan model BSTS-MCMC pada data untuk membuat peramalan Ekspor Impor Migas dan Non-Migas.

Secara rinci tahapan penelitian yang digunakan, dijelaskan pada diagram alir atau *flowchart* sebagai berikut:



Gambar 1. *Flowchart* Tahapan Penelitian

V. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil dan pembahasan sebelumnya, diperoleh kesimpulan bahwa model BSTS terbaik adalah model BSTS dengan komponen *state* tren linear lokal dan musiman dengan banyaknya musim yang digunakan yaitu $S = 12$ dan iterasi MCMC yaitu $n = 200$ untuk nilai Impor Migas, tren linear semi lokal dan musiman dengan banyaknya musim yang digunakan yaitu $= 12$ dan iterasi MCMC yaitu $n = 1000$ untuk nilai Impor Non-Migas, tren linear semi lokal dan musiman dengan banyaknya musim yang digunakan yaitu $= 12$ dan iterasi MCMC yaitu $n = 200$ untuk nilai Ekspor Migas, level lokal dan musiman dengan banyaknya musim yang digunakan yaitu $= 12$ dan iterasi MCMC yaitu $n = 200$ untuk nilai Ekspor Non-Migas. Kemudian, diketahui bahwa variabel inflasi, kurs, dan *bi rate* berpengaruh terhadap Nilai Ekspor Impor Migas dan Non-Migas di Indonesia.

Hasil peramalan untuk nilai Ekspor Migas di Indonesia berkisar antara 1171 sampai 1463, dengan nilai rata-rata sebesar 1272. Nilai peramalan terendah terletak di bulan Juli 2024 dan nilai peramalan tertinggi terletak di bulan Desember 2024. Hasil peramalan untuk nilai Ekspor Non-Migas di Indonesia berkisar antara 18845 sampai 22191, dengan nilai rata-rata sebesar 20235. Nilai peramalan terendah terletak di bulan Mei 2024 dan nilai peramalan tertinggi terletak di bulan Maret 2024. Hasil peramalan untuk nilai Impor Migas di Indonesia berkisar antara 2601 sampai 3408, dengan nilai rata-rata sebesar 2353. Nilai peramalan terendah terletak di bulan Januari 2024 dan nilai peramalan tertinggi terletak di bulan Februari 2024. Hasil peramalan untuk nilai Impor Non-Migas di Indonesia berkisar antara 12673 sampai 16508, dengan nilai rata-rata sebesar 15559. Nilai peramalan terendah terletak di bulan April 2024 dan nilai peramalan tertinggi terletak di bulan Desember 2024.

DAFTAR PUSTAKA

- Almarashi, A. M. and Khan, K. 2020. Bayesian Structural Time Series. *Nanoscience and Nanotechnology Letters*. **12**(1): 56–61.
- AL-Moders, A.H. & Kadhim, T.H. 2021. Bayesian Structural Time Series for Forecasting Oil Prices. *Ibn Al-Haitham Jour. for Pure & Appl. Sci.* **34**(2): 100-107.
- Bain, L.J & Engelhardt, M. 1992. *Introduction to Probability and Mathematical Statistic*. 2nd Edition. Duxbury Press, California.
- Box, G.E.P., Jenkins, G.M., & Reinsel, G.C. 1994. *Time Series Analysis: Forecasting and Control*. 3rd Edition. Prentice Hall, Englewood Cliffs.
- Box, G.E.P and Tiao, G.C. 1973. *Bayesian Inference In Statistical Analysis*. Addison-Wesley Publishing Company, Inc; Philippines.
- Brodersen, K.H., Gallusser, F., Koehler, J., Remy, N., & Scott, S.L. 2015. Inferring Causal Impact using Bayesian Structural Time-Series Models, *The Annals of Applied Statistics*. **9**(1): 247–274.
- Durbin, J. & Koopman, S.J. 2012. *Time Series Analysis by State Space Methods*. 2nd Edition. Oxford University Press, UK.
- Feroze, N. 2020. Forecasting the patterns of COVID-19 and Causal Impacts of Lockdown in Top Five Affected Countries Using Bayesian Structural Time Series. *Elsevier Journal of Chaos, Solitons, and Fractals*. **140**: 1-8.
- Gamerman, D. & Lopes, H.F. 1997. *Markov Chain Monte Carlo: Stochastic Simulation for Bayesian Inference*. 2nd Edition. Chapman & Hall, London.

- George, E.I. & McCulloch, R.E. 1997. Approaches for Bayesian Variable Selection. *Statistica Sinica*. **7**: 339–374.
- Giri, S., Purkayastha, S., Hazra, S., Chandra, A., Das, I., & Das, S. 2020. Prediction of Monthly Hilsa (*Tenualosa ilisha*) Catch in The Northern Bay of Bengal using Bayesian Structural Time Series Model. *Elsevier Journal of Regional Studies in Marine Science*. **39**: 1-8.
- Hanke, J.E. and Wichern, D.W. 2005. *Business Forecasting*, 8th Edition. New Jersey:Prentice Hall.
- Harvey, A.C. 1990. *Forecasting Structural Time Series Models and the Kalman Filter*. Cambridge University Press, UK.
- Hazhiah, I.T, Sugito., & Rahmawati, R. 2012. *Estimasi Parameter Distribusi Weibull Dua Parameter Menggunakan Metode Bayes*. *Media Statistika*. **5**(1): 27-35.
- Hoeting, J.A., Madigan, D., Raftery, A.E., & Volinsky, C.T. 1999. Bayesian Model Averaging: A Tutorial. *Statistical Science*. **14**(4): 382-417.
- Hutahaean, H.D. 2018. Analisa Simulasi Monte Carlo untuk Memprediksi Tingkat Kehadiran Mahasiswa dalam Perkuliahan. *Journal of Informatic Pelita Nusantara*. **3**(1): 41-45.
- Malsiner-Walli, G., & Wagner, H. 2011. Comparing Spike and Slab Priors for Bayesian Variable Selection. *Austrian Journal of Statistics*. **40**(4): 241–264.
- Mokilane, P., Debba, P., Yadavalli, V.S.S., & Sigauke, C. 2019. Bayesian Structural Time Series Approach to a Long-Term Electricity Demand Forecasting. *Applied Mathematics & Information Sciences*. **13**(2): 189-199.
- Moorey, N.H., Alwi, M., & Yusuf, T. 2021. Pengaruh Inflasi, Suku Bunga, Dan Nilai Tukar Rupiah Terhadap Indeks Harga Saham Gabungan Di Bursa Efek Indonesia. *Jurnal Geo Ekonomi*. **12**(1): 67-78.

- Nasution, A.H & Prasetyawan, Y. 2008. *Perencanaan Dan Pengendalian Produksi*. Edisi ke-1 . Graha Ilmu, Yogyakarta.
- Poyser, O. 2019. Exploring the dynamics of Bitcoin's price: a Bayesian Structural Time Series approach. *Eurasian Economic Review*. **9**(1): 29-60.
- Rohmaningsih, N.M., Sudarno, & Diah Safitri. 2016. Pemodelan dan Peramalan Volatilitas pada Return Saham Bank Bukopin Menggunakan Model Asymmetric Power Autoregressive Conditional Heteroskedasticity (APARCH). *Jurnal Gaussian*. **5**(4): 705-715.
- Ross, S.M. 2010. *Introduction to Probability Models*. 10th Edition. Elsevier, California.
- Scott, S.L. and Varian, H. 2014. Predicting with Bayesian Structural Time Series. *Int. J. Mathematical Modelling and Numerical Optimisation*. **5**(1-2): 4-23.
- Sedyaningrum, M., & Nuzula, N. F. 2016. Pengaruh Jumlah Nilai Ekspor, Impor Dan Pertumbuhan Ekonomi Terhadap Nilai Tukar Dan Daya Beli Masyarakat Di Indonesia Studi Pada Bank Indonesia Periode Tahun 2006: iv-2015: iii. *Jurnal Administrasi Bisnis*, **34**(1), 114-121.
- Soejoeti, Z dan Soebanar. 1988. *Inferensi Bayesian*. Karunika Universitas Terbuka, Jakarta.
- Sulaiman, M. 2019. Pengaruh Inflasi, Ekspor Netto dan Cadangan Devisa Terhadap Nilai Tukar Rupiah Terhadap Dollar AS. *Prosiding SATIESP*. **1**(1): 78-79.
- Wulandari, S., & Lubis, A. S. 2019. Analisis perkembangan ekspor impor barang ekonomi di Provinsi Sumatera Utara. *Jurnal Administrasi Bisnis*, **8**(1): 31-36.
- Xie, L. 2021. The Analysis and Forecasting COVID-19 Cases in The United States Using Bayesian Structural Time Series Models. *Biostatistics & Epidemiology*. **6**(1): 1-15.

Yani, R.N.Y., Yanuar, F., & Yozza, H. 2018. Inferensi Bayesian untuk σ^2 dari Distribusi Normal dengan Berbagai Distribusi Prior. *Jurnal Matematika UNAND*. **7**(2): 132-139.

Zhang, Y. & Fricker, J.D. 2021. Quantifying the Impact of COVID-19 on Non- Motorized Transportation: A Bayesian Structural Time Series Model. *Elsevier Journal of Transport Policy*. **103**: 11-20