PERAMALAN RADIASI GELOMBANG PENDEK MATAHARI PADA TIGA LOKASI DI PROVINSI LAMPUNG MENGGUNAKAN MODEL *HYBRID* GSTARX-SVR

(Skripsi)

Oleh
INTAN PUTRI HUTAMI

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

ABSTRACT

FORECASTING SOLAR SHORTWAVE RADIATION FOR THREE LOCATIONS IN LAMPUNG PROVINCE USING HYBRID GSTARX-SVR

By

INTAN PUTRI HUTAMI

This study aims to forecast solar shortwave radiation at three locations in Lampung Province using hybrid GSTARX-SVR. The data used are solar shortwave radiation as an endogenous variable and the solar irradiation duration as an exogenous variable from 3 locations in Lampung Province. The results of the study indicate that the best hybrid GSTARX-SVR model is GSTARX(6,1)-SVR with inverse distance spatial weight and ratio of training data and testing data is 90:10. These results indicate that by using the hybrid GSTARX-SVR model, the forecast range of solar shortwave radiation is between 15 and 35 MJ/m^2 for the three locations.

Keywords : GSTARX, SVR, Hybrid Model, Solar Shortwave Radiation, Solar Irradiation Duration

ABSTRAK

PERAMALAN RADIASI GELOMBANG PENDEK MATAHARI PADA TIGA LOKASI DI PROVINSI LAMPUNG MENGGUNAKAN MODEL *HYBRID* GSTARX-SVR

Oleh

INTAN PUTRI HUTAMI

Penelitian ini bertujuan untuk meramalkan radiasi gelombang pendek matahari di tiga lokasi di Provinsi Lampung dengan menggunakan model *hybrid* GSTARX-SVR. Data yang digunakan adalah radiasi gelombang pendek matahari sebagai variabel endogen dan durasi penyinaran matahari sebagai variabel eksogen dari 3 lokasi di Provinsi Lampung. Hasil dari penelitian tersebut menunjukkan bahwa model *hybrid* GSTARX-SVR terbaik adalah model GSTARX(6,1)-SVR dengan bobot lokasi invers jarak dan rasio antara data *training* dan data *testing* adalah 90:10. Hasil ini menunjukkan bahwa dengan menggunakan model *hybrid* GSTARX-SVR, kisaran prakiraan radiasi gelombang pendek matahari adalah antara 15 hingga 35 MJ/m^2 untuk ketiga lokasi tersebut.

Kata Kunci : GSTARX, SVR, Model *Hybrid*, Radiasi Gelombang Pendek Matahari, Durasi Penyinaran Matahari

PERAMALAN RADIASI GELOMBANG PENDEK MATAHARI PADA TIGA LOKASI DI PROVINSI LAMPUNG MENGGUNAKAN MODEL *HYBRID* GSTARX-SVR

Oleh

INTAN PUTRI HUTAMI
2017031081

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
2024

Judul Skripsi : **PERAMALAN RADIASI GELOMBANG PENDEK MATAHARI PADA TIGA LOKASI DI PROVINSI LAMPUNG MENGGUNAKAN MODEL *HYBRID* GSTARX-SVR**

Nama Mahasiswa : ***Intan Putri Hutami***

Nomor Pokok Mahasiswa : **2017031081**

Jurusan : **Matematika**

Fakultas : **Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam**

MENYETUJUI

1. Komisi Pembimbing

Prof. Ir. Netti Herawati, M.Sc., Ph.D.	**Drs. Tiryono Ruby, M.Sc., Ph.D.**
NIP. 19650125 199003 2 001	NIP. 19620704 198803 1 002

2. Ketua Jurusan Matematika FMIPA

Dr. Aang Nuryaman, S.Si., M.Si.
NIP. 19740316 200501 1 001

MENGESAHKAN

1. Tim Penguji

Ketua	: **Prof. Ir. Netti Herawati, M.Sc., Ph.D.**	....
Sekretaris	: **Drs. Tiryono Ruby, M.Sc., Ph.D.**	....
Penguji Bukan Pembimbing	: **Dr. Khoirin Nisa, S.Si., M.Si.**	....

2. Dekan Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Lampung

Dr. Eng. Heri Satria, S.Si., M.Si.
NIP. 19711001 200501 1 002

Tanggal Lulus Ujian Skripsi: **15 November 2024**

PERNYATAAN SKRIPSI MAHASISWA

Yang bertanda tangan di bawah ini:

Nama Mahasiswa	: **Intan Putri Hutami**
Nomor Pokok Mahasiswa	: **2017031081**
Jurusan	: **Matematika**
Judul Skripsi	: **PERAMALAN RADIASI GELOMBANG PENDEK MATAHARI PADA TIGA LOKASI DI PROVINSI LAMPUNG MENGGUNAKAN MODEL *HYBRID* GSTARX-SVR**

Dengan ini menyatakan bahwa skripsi ini adalah hasil pekerjaan saya sendiri, bukan hasil orang lain, dan semua hasil yang tertuang dalam skripsi ini telah mengikuti kaidah penulisan karya ilmiah Universitas Lampung. Apabila kemudian hari terbukti bahwa skripsi ini merupakan hasil salinan atau dibuat oleh orang lain, maka saya bersedia menerima sanksi sesuai dengan ketentuan akademik yang berlaku.

Bandar Lampung, 3 Desember 2024

Penulis

Intan Putri Hutami
NPM. 2017031081

RIWAYAT HIDUP

Penulis bernama lengkap Intan Putri Hutami lahir di Metro pada tanggal 21 Januari 2002. Penulis merupakan anak pertama dari pasangan Bapak Entis Sutisna dan Ibu Hennie Wahyu Utami.

Penulis memulai perjalanan pendidikannya dari sekolah dasar di SD Muhammadiyah Pringsewu pada tahun 2008-2014. Lalu penulis melanjutkan pendidikan sekolah menengah pertama di SMP Negeri 1 Pringsewu pada tahun 2014-2017. Pada tahun 2017-2020, penulis melanjutkan pendidikan sekolah menengah atas di SMA Negeri 1 Pringsewu. Tidak berhenti disitu, penulis melanjutkan pendidikan Strata Satu (S1) di Jurusan Matematika Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam (FMIPA) Universitas Lampung pada tahun 2020 melalui jalur SBMPTN.

Selama perkuliahan, penulis pernah menjadi asisten dosen mata kuliah rancangan percobaan dan metode statistika pada tahun 2023 selama 1 semester serta mata kuliah metodologi penelitian dan analisis regresi pada tahun 2024 selama 1 semester. Penulis melaksanakan Kerja Praktik (KP) di Badan Pusat Statistik RI pada bulan Januari-Februari 2023. Lalu penulis juga melaksanakan Kuliah Kerja Nyata (KKN) pada bulan Juni-Agustus 2023 di Desa Kalirejo, Kecamatan Kalirejo, Kabupaten Lampung Tengah.

KATA INSPIRASI

"Sesungguhnya kami adalah milik Allah, dan kepada-Nya kami akan kembali."
(Q.S Al-Baqarah: 156)

"Sesungguhnya Tuhanku amat dekat lagi memperkenankan doa-doa hamba-Nya."
(Q.S Huud: 114)

"Allah bermaksud memberikan kemudahan bagi kamu, dan tidak bermaksud memberikan kesukaran bagimu."
(Q.S Al-Baqarah: 185)

"Kita akan menemukan apa yang kita tunggu-tunggu, bahkan lebih dari itu."
(Carrie Underwood)

PERSEMBAHAN

Dengan mengharap rahmat dan ridho Allah SWT, kupersembahkan karya sederhana ini kepada:

Ayah dan Bunda tercinta

Terima kasih atas limpahan kasih sayang, pengorbanan, dukungan, serta selalu mendoakanku. Oleh karena doa dan ridho kalian, Allah SWT memudahkan setiap langkah perjalanan hidupku. Semoga karya ini dapat menjadi langkah awalku menuju kesuksesan agar dapat membuat ayah dan ibunda bangga.

Dosen Pembimbing dan Pembahas

Yang telah membantu, memberikan motivasi, arahan serta ilmu yang berharga kepada penulis. Semoga Allah SWT senantiasa melimpahkan rahmat keberkahan, serta membalas semua kebaikan dosen pembimbing dan pembahas dengan pahala yang berlimpah.

Almamater Tercinta Universitas Lampung

SANWACANA

Puji syukur kehadirat Allah SWT atas limpahan rahmat dan hidayah-Nya, sehingga penulis dapat menyelesaikan skripsi yang berjudul "Peramalan Radiasi Gelombang Pendek Matahari pada Tiga Lokasi Di Provinsi Lampung Menggunakan Model *Hybrid* GSTARX-SVR". Dalam proses penyusunan skripsi ini, banyak pihak yang telah memberikan bimbingan, bantuan, dukungan, dan saran sehingga skripsi ini dapat terselesaikan. Untuk itu penulis ingin mengucapkan terimakasih kepada:

1. Ibu Prof. Ir. Netti Herawati, M.Sc., Ph.D. selaku dosen Pembimbing I sekaligus Pembimbing Akademik yang selalu memberikan arahan, bimbingan, dan saran, kepada penulis dalam penyusunan skripsi ini.
2. Bapak Drs. Tiryono Ruby, M.Sc., Ph.D. selaku dosen Pembimbing II yang telah memberikan arahan, bimbingan, dan dukungan kepada penulis.
3. Ibu Dr. Khoirin Nisa, S.Si., M.Si. selaku dosen Penguji yang telah memberikan kritik dan saran, serta evaluasi kepada penulis sehingga skripsi ini dapat lebih baik lagi.
4. Bapak Dr. Aang Nuryaman, S.Si., M.Si. selaku Ketua Jurusan Matematika Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Lampung.
5. Bapak Dr. Eng. Heri Satria, S.Si., M.Si. selaku Dekan Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam.
6. Seluruh dosen, staff, dan karyawan Jurusan Matematika Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam.
7. Orang tua tercinta serta seluruh keluarga besar yang selalu memberikan motivasi dan dukungan serta selalu mendoakan untuk kesuksesan penulis.

8. Sahabat-sahabat penulis Aulia Diah Afrisanti, Defina Zul Faara Aziizah, Nunung Nurhasanah, Harum Aprelina Rahmad, dan Nanda Evitarina yang telah memberikan semangat, motivasi dan dukungan kepada penulis.
9. Teman-teman mahasiswa Jurusan Matematika angkatan 2020.
10. Semua pihak yang terlibat dalam menyelesaikan skripsi ini yang tidak dapat disebutkan satu persatu.
11. Almamater tercinta Universitas Lampung.

Semoga skripsi ini dapat memberikan banyak manfaat untuk kita semua. Penulis menyadari bahwa skripsi ini masih jauh dari kata sempurna, sehingga kritik dan saran yang membangun sangat diharapkan untuk menyempurnakan skripsi ini.

Bandar Lampung, 3 Desember 2024
Penulis

Intan Putri Hutami
NPM. 2017031081

DAFTAR ISI

DAFTAR TABEL

DAFTAR GAMBAR

I. PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang dan Masalah

Deret waktu adalah rangkaian pengamatan yang dilakukan secara berurutan dalam waktu (Box, *et al*., 2016). Analisis terhadap deret waktu dapat berguna untuk memahami pola nilai suatu pengamatan di masa lalu dan meramalkan nilai pengamatan tersebut di masa depan, sehingga dapat membantu untuk pengambilan keputusan yang lebih baik di masa mendatang (Montgomery, *et al*., 2008). Dalam perkembangannya, penelitian mengenai data deret waktu mulai melibatkan lebih dari satu variabel. Variabel yang saling terkait dapat dianalisis dan dimodelkan secara bersamaan dalam rangkaian waktu yang sama, hal ini disebut dengan analisis deret waktu multivariat (Tsay & Chen, 2001).

Meskipun biasanya pengamatan diurutkan berdasarkan waktu, tetapi pengurutan juga dapat dilakukan melalui dimensi lain, misalnya ruang atau lokasi (Wei, 2006). Pfeifer & Deutsch (1980) memperkenalkan untuk pertama kali salah satu model yang dapat digunakan sebagai pendekatan yang menggabungkan unsur waktu dan lokasi pada data deret waktu multivariat yaitu *Space-Time Autoregressive* (STAR). Namun, model STAR memiliki keterbatasan dimana lokasi harus bersifat homogen (Borovkova, *et al*., 2008). Oleh karena itu, Borovkova melakukan generalisasi terhadap model ini yang kemudian dikenal dengan model *Generalized Space Time Autoregressive* (GSTAR).

Berikutnya, Astuti, *et al.* (2017) melakukan penelitian terkait pengembangan model dari GSTAR menjadi *Generalization Space Time Autoregressive with Exogenous Variable* (GSTARX). Penelitian ini dilakukan karena model *space time* saat ini tidak hanya memiliki ketergantungan waktu dan spasial, melainkan juga dipengaruhi oleh variabel lain yang disebut dengan variabel eksogen (Enders, 1995). Penelitian serupa juga dilakukan oleh Novianto, *et al* (2018) yang menerapkan metode GSTARX untuk data deret waktu yang mengandung pencilan untuk meramalkan banyaknya wisatawan mancanegara di Jawa dan Bali.

Meski telah berguna bagi banyak bidang, model GSTAR dan GSTARX masih memiliki kekurangan. Suhartono, *et al*. (2019) ingin melakukan peramalan data *inflow* dan *outflow currency* di tiga lokasi di wilayah Jawa Barat. Namun, data tersebut memiliki pola nonlinier yang menyebabkan kesulitan dalam prediksi. Oleh karena itu, penelitian ini mengkombinasikan model GSTARX dengan *Support Vector Regression* (SVR) atau yang disebut dengan model *hybrid* GSTARX-SVR. Penelitian ini memberikan kesimpulan bahwa hasil peramalan yang diberikan oleh model *hybrid* GSTARX-SVR memiliki akurasi yang lebih tinggi daripada model GSTARX.

SVR merupakan pengembangan dari *Support Vector Machine* (SVM) untuk kasus regresi. SVR bekerja dengan cara menemukan suatu fungsi yang memiliki deviasi paling besar dari target aktual. Yasin, *et al*. (2014) melakukan penerapan model ini untuk meramalkan harga saham. Kemudian Purnama (2020) melakukan penerapan model untuk meramalkan jumlah penumpang datang melalui transportasi udara di Sulawesi Tengah.

Model *hybrid* sendiri pertama kali diperkenalkan oleh Zhang (2003) yang mengkombinasikan ARIMA dan ANN untuk melakukan peramalan deret waktu. Dengan menggunakan tiga buah *dataset*, diperoleh kesimpulan bahwa model *hybrid* mampu mengungguli setiap model yang digunakan secara terpisah. Contoh data yang cocok didekati dengan model *hybrid* adalah data radiasi gelombang pendek matahari.

Sianturi & Simbolon (2021) melakukan pengukuran dan analisa data radiasi matahari di Stasiun Klimatologi Muaro Jambi yang melibatkan pengamatan lama penyinaran matahari dan intensitas radiasi matahari. Dalam penelitiannya, dikatakan bahwa radiasi matahari menjadi salah satu besaran paling penting dalam penelitian di bidang klimatologi, karena berperan sebagai penggerak dalam sebagian besar proses dinamis di atmosfer. Pada kondisi cuaca cerah, energi yang sampai ke permukaan terluar atmosfer bumi rata-rata sebesar 1367 Watt/m^2 dalam bentuk gelombang pendek. Radiasi gelombang pendek merupakan energi radiasi yang dihasilkan oleh matahari dengan panjang gelombang mulai dari *infrared* hingga tampak *ultraviolet*. Oleh karena itu, durasi penyinaran matahari juga dapat dipertimbangkan sebagai variabel yang mempengaruhi variabel radiasi gelombang pendek matahari dalam penelitian ini.

Berdasarkan penjelasan di atas, dalam penelitian ini akan dilakukan penerapan model *hybrid* GSTARX-SVR pada data radiasi gelombang pendek matahari di tiga wilayah di Provinsi Lampung, yakni Bandar Lampung, Pringsewu, dan Tanggamus. Model ini akan melibatkan durasi penyinaran matahari sebagai variabel eksogen.

1.2 Tujuan Penelitian

Tujuan dari penelitian ini adalah:

1. Mencari model *hybrid* GSTARX-SVR terbaik untuk data radiasi gelombang pendek matahari.
2. Melakukan peramalan radiasi gelombang pendek matahari di Bandar Lampung, Pringsewu, dan Tanggamus dengan durasi penyinaran matahari sebagai variabel eksogen.

1.3 Manfaat Penelitian

Penelitian ini memiliki manfaat sebagai berikut:

1. Menambah wawasan mengenai pengaplikasian model *hybrid* GSTARX-SVR.
2. Memberikan informasi mengenai hasil peramalan radiasi gelombang pendek matahari di Bandar Lampung, Pringsewu, dan Tanggamus.

II. TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Analisis Deret Waktu Multivariat

Menurut Box & Jenkins (1976), analisis deret waktu adalah kumpulan teknik untuk menganalisis deret pengamatan yang dependen atau saling berhubungan. Data yang diamati biasanya berdasarkan pada interval waktu yang tetap, misalnya harian, bulanan, dan tahunan (Gujarati & Porter, 2009). Jika analisis dilakukan terhadap deret pengamatan yang melibatkan lebih dari satu variabel, maka disebut dengan analisis deret waktu multivariat (Wei, 2006). Salah satu dari tujuan dilakukannya analisis deret waktu adalah untuk meramalkan nilai-nilai masa depan berdasarkan data historis (Cryer & Chan, 2008).

Menurut Box & Jenkins (1976), tahapan umum dalam melakukan pemodelan deret waktu adalah identifikasi model, pendugaan parameter, dan uji diagnostik. Pemodelan dilakukan untuk menjelaskan interaksi antara sejumlah variabel deret waktu yang memiliki keterkaitan dengan nilai pada waktu-waktu sebelumnya untuk mendapatkan keakuratan peramalan.

2.2 Uji Korelasi

Draper & Smith (1998) mendefinisikan korelasi sebagai ukuran hubungan linier antara dua atau lebih variabel yang diteliti. Koefisien korelasi dinotasikan dengan r dimana $-1 \leq r \leq 1$.

Nilai r yang semakin mendekati 1 menyatakan korelasi kuat positif dan nilai r yang semakin mendekati -1 menyatakan korelasi kuat negatif. Koefisien korelasi dapat dihitung dengan rumus sebagai berikut:

$$r = \frac{n\sum_{j=1}^{n}\sum_{i=1}^{n} Z_i Z_j - \sum_{i=1}^{n} Z_i \sum_{j=1}^{n} Z_j}{\sqrt{n\sum_{i=1}^{n} Z_i^2 - (\sum_{i=1}^{n} Z_i)^2}\sqrt{\sum_{j=1}^{n} Z_j^2 - (\sum_{j=1}^{n} Z_j)^2}} \quad (2.1)$$

dimana,

$r =$ nilai koefisien korelasi

$n =$ jumlah data

$Z_i =$ nilai variabel Z ke-i dengan $i = 1,2,3,\ldots,n$

Nilai r yang semakin mendekati 0 menyatakan korelasi yang lemah, namun ini tidak dapat diinterpretasikan sebagai tidak adanya hubungan. Ada atau tidaknya korelasi hanya dapat disimpulkan melalui uji korelasi dengan tahapan berikut:

1. Menyatakan hipotesis

   H_0: tidak terdapat korelasi antar variabel

   H_1: terdapat korelasi antar variabel
2. Menentukan tingkat signifikansi

   $\alpha = 5\%$
3. Menghitung statistik uji

$$t = \frac{r\sqrt{n-2}}{\sqrt{1-r^2}} \quad (2.2)$$

   dimana,

   $t =$ statistik uji korelasi

   $n =$ banyaknya data

4. Menentukan wilayah kritis

   Tolak H_0 jika $|t| \geq t_{\alpha,(n-2)}$ atau jika $p - value < \alpha$
5. Membuat keputusan
6. Membuat kesimpulan

2.3 Regresi Deret Waktu

Regresi deret waktu memodelkan hubungan antara satu variabel dependen dengan satu atau lebih variabel independen, di mana data yang digunakan merupakan hasil pengamatan deret waktu. Regresi deret waktu memperhitungkan sifat-sifat deret waktu, seperti autokorelasi, tren, musiman, dan stasioneritas.

Pemodelan regresi deret waktu dengan efek tren dan musiman digunakan untuk memodelkan data deret waktu yang dipengaruhi oleh perubahan jangka panjang (tren) dan pola berulang yang terjadi secara periodik (musiman).

Tren adalah pola jangka panjang yang menunjukkan peningkatan, penurunan, atau stagnansi di dalam variabel yang dianalisis. Dalam regresi deret waktu, tren biasanya dimodelkan dengan menambahkan fungsi waktu sebagai variabel independen. Tren dapat bersifat linier dimana peningkatan atau penurunan terjadi dengan laju tetap. Tren juga dapat bersifat nonlinier dimana peningkatan atau penurunan terjadi berubah-ubah, misalnya eksponensial atau logaritmik. Sementara itu, musiman mengacu pada pola berulang di dalam data yang terjadi secara periodik pada interval waktu tertentu, seperti bulanan, triwulanan, atau tahunan. Model regresi deret waktu simultan dengan efek tren dan musiman dapat dituliskan sebagai berikut:

$$L_t = T_t + S_t \tag{2.3}$$

dimana

T_t = komponen tren

S_t = komponen musiman

2.4 Uji Autokorelasi Residual

Uji autokorelasi residual merupakan pengujian yang dilakukan untuk memeriksa terjadinya autokorelasi di dalam residual model deret waktu. Autokorelasi mengacu pada korelasi antara suatu variabel dengan dirinya sendiri pada waktu-waktu sebelumnya. Model deret waktu yang baik seharusnya menghasilkan residual yang acak dan tidak saling berkorelasi. Jika terjadi autokorelasi pada model, maka berarti model yang digunakan belum sepenuhnya menangkap semua informasi yang terkandung di dalam data. Hal ini dapat menyebabkan prediksi yang kurang akurat dan bias. Oleh karena itu, jika terjadi autokorelasi di dalam residual dari suatu model deret waktu, maka dapat dilakukan pemodelan lebih lanjut. Salah satu uji yang dapat dilakukan untuk uji autokorelasi residual adalah uji Ljung-Box dengan tahapan sebagai berikut:

1. Menyatakan hipotesis

   H_0: Tidak terjadi autokorelasi pada residual (residual bersifat acak)

   H_1: Terjadi autokorelasi pada residual (residual bersifat acak)

2. Menentukan taraf signifikansi

   $\alpha = 5\%$

3. Menghitung statistik uji

$$Q = n(n+2)\sum_{k=1}^{h}\frac{\hat{\rho}_k^2}{n-k} \tag{2.4}$$

   dimana

   $n =$ banyaknya observasi

   $h =$ jumlah lag yang diuji

   $\hat{\rho}_k =$ estimasi autokorelasi pada lag ke-k

4. Menentukan wilayah kritis

   Tolak H_0 jika $Q > \chi^2_{(h)}$ atau jika $p - value < \alpha$

5. Membuat keputusan

6. Membuat kesimpulan

2.5 Stasioneritas Deret Waktu

Sebagaimana deret waktu univariat, uji stasioneritas juga harus dilakukan terhadap deret waktu multivariat sebelum dilakukan pemodelan (Brockwell & Davis, 1991). Menurut Wei (2006), uji stasioneritas dapat dilakukan menggunakan uji *Augmented Dickey Fuller* (ADF) dengan tahapan sebagai berikut:

1. Menyatakan hipotesis

   H_0: Data tidak stasioner

   H_1: Data stasioner
2. Menentukan taraf signifikansi

   $\alpha = 5\%$
3. Menghitung statistik uji

$$ADF_{hitung} = \frac{\hat{\phi} - 1}{SE(\hat{\phi})} \tag{2.5}$$

   dimana,

   $\hat{\phi}$ = estimasi koefisien dari lag pertama dalam regresi *autoregressive*

   $SE(\hat{\phi})$ =standar error dari estimasi koefisien $\hat{\phi}$
4. Menentukan wilayah kritis

   Tolak H_0 jika $ADF_{hitung} \leq ADF_{(\alpha,n)}$ atau jika $p - value < \alpha$
5. Membuat keputusan
6. Membuat kesimpulan

2.6 Identifikasi Model

Dalam menentukan orde model, dapat digunakan kriteria nilai *Akaike Information Criterion* (AIC). Orde model yang terbaik adalah orde model dengan nilai AIC terkecil.

AIC dari suatu model dapat diperoleh melalui perhitungan berikut:

$$AIC(p) = nln(|\boldsymbol{S_p}|) + 2pv^2 \tag{2.6}$$

dimana,

n = banyak pengamatan

p = banyak parameter

v = banyak variabel

$|S_p|$ = determinan dari *residual sum of square* dan perkalian silangnya

2.7 Model *Autoregressive* (AR)

Menurut Wei (2006), proses AR berguna dalam menggambarkan situasi di mana nilai saat ini dari sebuah deret waktu bergantung pada nilai-nilai sebelumnya ditambah dengan gangguan acak. Menurut Makridakis (1983), secara umum AR orde ke-p atau yang dinotasikan dengan AR(p) dapat dituliskan sebagai berikut:

$$X_t = \delta + \phi_1 X_{t-1} + \phi_2 X_{t-2} + \cdots + \phi_p X_{(t-p)} + \varepsilon_t \tag{2.7}$$

dimana,

X_t = nilai pengamatan pada waktu ke-t

δ = konstanta

ϕ_k = nilai parameter AR ke-k dengan $k = 1,2,\ldots,p$

ε_t = nilai galat pada waktu ke-t

$\varepsilon_t \sim iid\ N(0, \sigma^2)$

2.8 Model *Space Time Autoregressive* (STAR)

STAR merupakan salah satu pemodelan yang menggabungkan dependensi elemen lokasi dan waktu. Model STAR mengasumsikan bahwa nilai parameter $\boldsymbol{\phi_{kl}}$ adalah sama untuk setiap lokasi.

Pfeifer & Deutsch (1980) memodelkan observasi di suatu lokasi pada saat t sebagai kombinasi linier dari lokasi tersebut pada saat sebelumnya dan galat pada saat sebelumnya. Saat orde $p = 0$, model akan menjadi model *Space Time Moving Average* (STMA), sedangkan saat orde $q = 0$, maka akan menjadi model STAR.

Model STAR untuk orde ke- p dan spasial orde ke- s dinotasikan sebagai $STAR(p, s)$ dengan rumus sebagai berikut.

$$\boldsymbol{Z}_t = \sum_{l=0}^{s} \sum_{k=1}^{p} \boldsymbol{\phi_{kl}} \boldsymbol{W^l} \boldsymbol{Z}_{(\boldsymbol{t-k})} + \boldsymbol{\varepsilon_t} \tag{2.8}$$

dimana

$\boldsymbol{Z_t}$ = vektor nilai pengamatan pada waktu ke- t

$\boldsymbol{\Phi_{kl}}$ = matriks parameter STAR pada lag waktu k dan lag spasial l

$\boldsymbol{W}^l$ = matriks bobot pada lag spasial l dengan $\boldsymbol{W^0}$ adalah matriks identitas

$\boldsymbol{\varepsilon_t}$ = vektor nilai galat pada waktu ke-t

$\boldsymbol{\varepsilon_t} \sim iid\ N(\boldsymbol{0}, \sigma^2 \boldsymbol{I})$

2.9 Model *Generalized Space Time Autoregressive* (GSTAR)

Model GSTAR merupakan generalisasi dari model STAR. Model GSTAR mengasumsikan bahwa nilai parameter AR dapat bervariasi untuk setiap lokasi, sehingga model GSTAR dapat diterapkan pada lokasi penelitian yang bersifat heterogen. Keheterogenan lokasi ini dicirikan dengan adanya matriks pembobot.

Menurut Borovkova, *et al*. (2008), model GSTAR untuk AR orde ke-p dan spasial orde ke-l dapat dituliskan sebagai berikut:

$$\boldsymbol{Z_t} = \sum_{k=1}^{p} \left[\boldsymbol{\Phi_{k0} W^0} + \sum_{\boldsymbol{l=1}}^{\boldsymbol{s}} \boldsymbol{\Phi_{kl} W^l} \right] \boldsymbol{Z_{t-k}} + \boldsymbol{\varepsilon_t} \tag{2.9}$$

dimana

$\boldsymbol{Z_t}$ = vektor nilai pengamatan pada waktu ke- t

$\boldsymbol{\Phi_{kl}}$ = matriks parameter GSTAR pada waktu k dan spasial l

$\boldsymbol{W^l}$ = matriks bobot pada lag spasial l

$\boldsymbol{\varepsilon_t}$ = vektor nilai galat pada waktu ke-t

$\boldsymbol{\varepsilon_t} \sim iid\ N(\boldsymbol{0}, \sigma^2 \boldsymbol{I})$

2.10 Uji Heterogenitas Lokasi

Indeks gini biasanya digunakan untuk mengukur kesenjangan pendapatan dan kekayaan. Indeks gini memiliki rentang nilai 0 hingga 1, dimana nilai 1 menyatakan adanya ketidakmerataan (Utami & Zahrudin, 2022). Indeks gini dapat digunakan untuk memeriksa heterogenitas lokasi dengan tahapan berikut:

1. Menyatakan hipotesis

   H_0: terjadi homogenitas spasial

   H_1: terjadi heterogenitas spasial

2. Menentukan tingkat signifikansi

   $\alpha = 5\%$

3. Menghitung statistik uji

$$G = 1 + \frac{1}{n} - \frac{2}{n^2 \bar{Z}_i} \sum_{i=1}^{n_i} Z_i \tag{2.10}$$

   dimana

   $\bar{Z}_i$ = rata-rata masing-masing variabel

   Z_i = nilai pengamatan

4. Menentukan wilayah kritis

   Tolak H_0 jika $G \geq 1$
5. Membuat keputusan
6. Membuat kesimpulan

2.11 Matriks Pembobot Lokasi

Matriks bobot merupakan matriks bujur sangkar yang mencirikan ketergantungan dan asosiasi unit spasial. Terdapat tiga bobot lokasi, di antaranya:

1. Bobot lokasi seragam

   Jika jumlah lokasi yang berdekatan dengan lokasi dinotasikan dengan n_i, maka bobot lokasi seragam antara lokasi i dan j dinyatakan oleh matriks berukuran $(n \times n)$ dengan elemen matriks (w_{ij}).

   Rumus yang digunakan untuk menyatakan bobot lokasi seragam adalah:

$$w_{ij} = \frac{1}{n_i} \tag{2.11}$$

   dimana $i \neq j$, dan memenuhi $\sum_{j \neq i} w_{ij} = 1$.

2. Bobot lokasi invers jarak

   Bobot lokasi invers jarak berdasarkan pada jarak Euclidean atau garis lurus antar lokasi. Jika diberikan dua lokasi dengan koordinat (x_i, y_i) dan (x_j, y_j) maka bobot lokasi invers jarak antara lokasi i dan j dinyatakan oleh:

$$w_{i,j} = \frac{\left(d_{i,j}\right)^{-1}}{\sum_{j \neq i}\left(d_{i,j}\right)^{-1}} \tag{2.12}$$

   dengan jarak *Euclidean* antar lokasi tersebut adalah:

$$d_{i,j} = \sqrt{\left(x_i - x_j\right)^2 - \left(y_i - y_j\right)^2} \tag{2.13}$$

   dimana $i \neq j$, dan memenuhi $\sum_{j \neq i} w_{ij} = 1$.

3. Bobot normalisasi korelasi silang

   Bobot normalisasi korelasi silang merupakan bobot yang dihitung berdasarkan korelasi silang antara dua deret waktu di lokasi yang berbeda. Bobot normalisasi korelasi silang dapat dinyatakan sebagai berikut:

$$w_{i,j} = \frac{r_{ij}(k)}{\sum_{j \neq i} |\, r_{ij}(k)|} \quad (2.14)$$

dimana ρ_{ij} merupakan korelasi silang antar lokasi ke-i dan ke-j pada lag waktu ke-k. Misalkan σ_i merupakan standar deviasi pada lokasi ke-i dan σ_j merupakan standar deviasi pada lokasi ke-j, maka korelasi silang dirumuskan sebagai berikut:

$$\rho_{ij}(k) = \frac{\gamma_{ij}(k)}{\sigma_i \sigma_j} \quad (2.15)$$

2.12 Model *Generalized Space Time Autoregressive with Exogenous Variable* (GSTARX)

Model GSTARX merupakan pengembangan dari model GSTAR. Keunggulan yang dimiliki oleh model GSTARX dibandingkan dengan model GSTAR adalah bahwa model GSTARX memperhatikan adanya variabel lain di luar variabel waktu dan lokasi yang memiliki pengaruh terhadap variabel yang diamati. Variabel ini disebut sebagai variabel eksogen.

Menurut Astuti, *et al*. (2017), GSTARX dapat dirumuskan sebagai berikut:

$$\boldsymbol{Z}_t = \sum_{k=1}^{p} \left(\boldsymbol{\Phi_{k0}} \boldsymbol{W^0} + \sum_{l=1}^{\lambda_p} \boldsymbol{\Phi}_{kl} \boldsymbol{W}^l \right) \boldsymbol{Z}_{t-k} + \sum_{m=0}^{s} \boldsymbol{\beta_m} \boldsymbol{X_{t-m}} + \boldsymbol{\varepsilon_t} \quad (2.16)$$

dimana

$\boldsymbol{\Phi_{kl}}$ = matriks parameter GSTAR pada waktu k dan spasial l

$\boldsymbol{W^l}$ = matriks bobot pada lag spasial l

$\boldsymbol{\beta_m}$ = matriks koefisien variabel eksogen pada waktu ke m

$\boldsymbol{X_{t-m}}$ = vektor variabel eksogen pada waktu $t-m$

$\boldsymbol{\varepsilon_t}$ = vektor nilai galat pada waktu ke-t

2.13 Uji Linieritas

Untuk melihat pola nonlinier di dalam data, dapat dilakukan uji Terasvirta. Uji Terasvirta termasuk dalam uji kelompok *lagrange multiplier* yang dikembangkan dari model *neural network* (Terasvirta, *et al*., 1993). Tahapan dalam melakukan uji Terasvirta adalah sebagai berikut:

1. Menyatakan hipotesis

   H_0: Data bersifat linier

   H_1: Data bersifat nonlinier

2. Menentukan taraf signifikansi

   $\alpha = 5\%$

3. Menghitung statistik uji

$$F = \frac{SSR_0 - \frac{SSR}{m}}{\frac{SSR}{N - r - 1 - m}} \tag{2.17}$$

   dimana

   SSR_0 = jumlah kuadrat galat

   SSR = jumlah kuadrat galat dengan m prediktor

   N = banyaknya data

   r = jumlah variabel prediktor awal

   m = jumlah variabel prediktor kuadratik dan kubik

4. Menentukan wilayah kritis

   Tolak H_0 jika $F_{hitung} > F_{tabel}$ atau jika $p - value < \alpha$

5. Membuat keputusan
6. Membuat Kesimpulan

2.14 Model *Support Vector Regression* (SVR)

SVM merupakan bagian dari *machine learning* yang termasuk dalam kelas *supervised learning* yang dapat digunakan untuk menyelesaikan masalah klasifikasi dan regresi (Campbell & Ying, 2011). Menurut Vapnik (1998), SVM memetakan data ke dalam ruang fitur berdimensi tinggi sehingga memungkinkan klasifikasi, bahkan ketika data tersebut tidak dapat dipisahkan secara linier. Titik data yang paling dekat dengan *hyperplane* disebut *support vectors* dan jarak antara *hyperplane* dan *support vectors* dikenal sebagai margin. SVM bertujuan untuk memaksimalkan margin ini untuk mencapai klasifikasi yang lebih akurat.

Sementara itu, SVR menggunakan konsep *ε-insentive loss function* yang dapat digeneralisasi untuk melakukan pendekatan fungsi yang dikenal dengan SVR. SVR didasarkan pada *structural risk minimization*, yaitu untuk mengestimasi suatu fungsi dengan cara meminimalkan batas atas dari galat. Tujuan dari SVR adalah mendapatkan suatu fungsi dengan tingkat kesalahan paling kecil sehingga menghasilkan prediksi yang baik. Fungsi regresi dari metode SVR adalah:

$$\boldsymbol{Y} = \boldsymbol{w}^{\boldsymbol{T}}\varphi(\boldsymbol{x}) + b \tag{2.18}$$

dimana

$\boldsymbol{w}$ = vektor pembobot

$\varphi(\boldsymbol{x})$ = fungsi yang memetakan x dalam suatu dimensi

b = bias

Dalam SVR, untuk memperoleh vektor pembobot, perlu mengoptimisasi fungsi objektif SVR yang mempertimbangkan margin *error* dari prediksi. Fungsi ini biasanya berbentuk sebagai berikut:

$$\frac{1}{2}||\boldsymbol{w}||^2 + C\sum_{t=1}^{l}\xi_t \tag{2.19}$$

dimana

C = parameter regulasi

ξ_t = variabel yang menangkap penyimpangan prediksi di atas margin ε

Fungsi objektif dioptimisasi menggunakan metode *dual* dari *Lagrange*. Fungsi *lagrangian* dituliskan sebagai berikut:

$$
\begin{aligned}
L(w,b,\xi,\xi^*,\alpha_t,\alpha_t^*,\beta_t,\beta_t^*) = \frac{1}{2}\left|\left|\boldsymbol{w}\right|\right|^2 + C\sum_{t=1}^{l}(\xi_t+\xi_t^*) \\
-\sum_{t=1}^{l}\beta_t(\varepsilon+\xi_t-y_t+w\varphi(\boldsymbol{x})+b) \\
-\sum_{t=1}^{l}\beta_t^*(\varepsilon+\xi_t^*+y_t-w\varphi(\boldsymbol{x})-b) \\
-\sum_{t=1}^{l}(\alpha_t+\xi_t+\alpha_t^*\xi_t^*)
\end{aligned}
\quad (2.20)
$$

dimana

ξ^* = variabel yang menangkap penyimpangan prediksi di bawah margin ε

α_t = variabel *Lagrange multiplier* untuk kendala yang berhubungan dengan penyimpangan prediksi di atas margin *error*

α_t^* = variabel *Lagrange multiplier* untuk kendala yang berhubungan dengan penyimpangan prediksi di bawah margin *error*

β_t = variabel *Lagrange multiplier* yang terkait dengan kendala $\xi_t \geq 0$

β_t^* = variabel *Lagrange multiplier* yang terkait dengan kendala $\xi_t^* \geq 0$

Selanjutnya, dilakukan diferensiasi parsial terhadap w, b, ξ, dan ξ^* sebagai berikut:

$$\frac{\partial L}{\partial w} = w - \sum_{t=1}^{l}(\beta_t+\beta_t^*)\varphi(\boldsymbol{x_t}) = 0 \quad (2.21)$$

$$\frac{\partial L}{\partial b} = \sum_{t=1}^{l}(\beta_t-\beta_t^*) = 0 \quad (2.22)$$

$$\frac{\partial L}{\partial \xi} = C - \beta_t - \alpha_t = 0 \quad (2.23)$$

$$\frac{\partial L}{\partial \xi^*} = C - \beta_t^* - \alpha_t^* = 0 \quad (2.24)$$

Sehingganya, diperoleh kondisi optimalitas *Karush Kuhn Tucker* dan disederhanakan menjadi bentuk *dual lagrangian*. Persamaan *dual lagrangian* didapatkan ketiga fungsi kernel sebagai berikut:

$$K(\boldsymbol{x_t}, \boldsymbol{x_u}) = \varphi(\boldsymbol{x_t})\varphi(\boldsymbol{x_u}) \tag{2.25}$$

$K(\boldsymbol{x_t}, \boldsymbol{x_u})$ merupakan fungsi kernel. Dengan metode fungsi kernel, suatu data pada *input space* dipetakan ke *feature space*. Salah satu fungsi kernel yang paling sering digunakan adalah *Radial Basis Function* (RBF).

Fungsi kernel RBF dapat dituliskan sebagai berikut:

$$K(\boldsymbol{x_t}, \boldsymbol{x_u}) = \exp\left(-\frac{1}{2\sigma^2}\left|\left|\boldsymbol{x_t} - \boldsymbol{x_u}\right|\right|^2\right) \tag{2.26}$$

$$\begin{aligned}\partial(\beta_t, \beta_t^*) = \sum_{t=1}^{l} \boldsymbol{y_t}(\beta_t - \beta_t^*) - \varepsilon \sum_{t=1}^{l}(\beta_t + \beta_t^*) \\ -\frac{1}{2}\sum_{t,u=1}^{l}(\beta_t - \beta_t^*)(\beta_u - \beta_u^*)K(\boldsymbol{x_t}, \boldsymbol{x_u})\end{aligned} \tag{2.27}$$

dengan syarat

$$\sum_{t=1}^{l}(\beta_t - \beta_t^*) = 0$$

$$0 \le \beta_t \le C, t = 1,2, \dots, l$$

$$0 \le \beta_t^* \le C, t = 1,2, \dots, l$$

Lagrange multipliers β_t dan β_t^* dihitung dan vektor bobot optimal yang diharapkan dari *hyperplane* regresi adalah sebagai berikut:

$$\boldsymbol{w}^* = \sum_{t=1}^{l}(\beta_t - \beta_t^*)\,\varphi(\boldsymbol{x}) \tag{2.28}$$

Dengan demikian, didapatkan fungsi regresi sebagai berikut:

$$\boldsymbol{Y} = \sum_{t=1}^{l}(\beta_t - \beta_t^*)\,K(\boldsymbol{x_t}, \boldsymbol{x}) + b \tag{2.29}$$

2.15 Model *Hybrid* GSTARX-SVR

Model GSTARX menggabungkan komponen AR dan spasial dalam bentuk persamaan linier. Menurut Mukhaiyar, *et al*. (2020), penambahan variabel eksogen juga tidak mengubah struktur linier di dalam model GSTAR.
Oleh karena itu, model GSTARX dapat di-*hybrid* dengan model SVR untuk menghadapi data non linear. Model ini dikenal sebagai model *hybrid* dan dapat dinyatakan sebagai berikut (Zhang, 2003):

$$H_t = Z_t + Y_t \tag{2.30}$$

dimana

Z_t = komponen linier

Y_t = komponen nonlinier

2.16 Evaluasi Model

Evaluasi model merupakan proses sistematis untuk menilai kinerja dan efektivitas suatu model. Tujuan utama dari evaluasi model adalah untuk menentukan seberapa baik model dalam memprediksi data baru berdasarkan pola yang telah dipelajari dari data *training*.

Mean Absolute Percentage Error (MAPE) merupakan salah satu metrik yang paling umum digunakan untuk mengevaluasi kinerja model. MAPE mengukur seberapa jauh nilai prediksi dari nilai sebenarnya. MAPE dirumuskan sebagai berikut:

$$MAPE = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n} \left| \frac{y_i - \hat{y}_i}{y_i} \right| \times 100\% \tag{2.31}$$

dimana

n = banyaknya observasi

y_i = nilai aktual

$\hat{y}_i$ = nilai hasil prediksi

2.17 Radiasi Gelombang Pendek Matahari

Salah satu parameter cuaca yang paling berpengaruh dalam sistem iklim adalah radiasi matahari (Sianturi & Simbolon, 2021). Radiasi matahari merupakan gelombang elektromagnetik yang dibangkitkan dari proses fusi nuklir di inti matahari. Radiasi matahari terbagi menjadi gelombang panjang dan gelombang pendek. Mayoritas radiasi matahari termasuk ke dalam gelombang pendek dengan rentang yang bervariasi sekitar 3 μm hingga 4 μm (Iqbal, 1983). Radiasi ini termasuk sinar *ultraviolet* dan cahaya tampak yang memiliki energi tinggi. Radiasi gelombang pendek dari matahari memainkan peran penting dalam berbagai proses atmosfer dan iklim bumi, termasuk suhu permukaan, penguapan, dan fotosintesis. Salah satu faktor utama yang memengaruhi radiasi gelombang pendek adalah durasi penyinaran matahari. Durasi penyinaran matahari dipengaruhi oleh posisi matahari yang bervariasi sepanjang tahun akibat gerakan semu tahunan. Semakin lama durasi penyinaran, semakin banyak radiasi yang diterima.

III. METODOLOGI PENELITIAN

3.1 Waktu dan Tempat Penelitian

Penelitian ini dilakukan pada semester genap tahun akademik 2023/2024 bertempat di Jurusan Matematika Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Lampung.

3.2 Data Penelitian

Data yang digunakan adalah data harian radiasi gelombang pendek matahari dalam satuan MJ/m^2 dan durasi penyinaran matahari dalam satuan jam di wilayah Bandar Lampung, Pringsewu, dan Tanggamus pada rentang waktu 1 Januari 2022 hingga 30 Juni 2024. Radiasi gelombang pendek matahari berperan sebagai variabel endogen, yakni variabel yang akan diprediksi oleh model. Sementara itu, durasi penyinaran matahari berperan sebagai variabel eksogen, yakni variabel yang mempengaruhi variabel endogen di luar pengaruh waktu dan lokasi. Data yang digunakan diperoleh dari situs www.open-meteo.com serta terdiri dari 6 kolom dan 912 baris.

3.3 Metode Penelitian

Langkah-langkah yang dilakukan pada penelitian ini adalah:

a. Melakukan analisis deskriptif.
b. Memeriksa korelasi antar lokasi pada data radiasi gelombang pendek matahari dan data durasi penyinaran matahari.
c. Melakukan pemodelan regresi deret waktu.
d. Melakukan uji autokorelasi residual model regresi deret waktu.
e. Melakukan uji linieritas menggunakan uji Terasvirta.
f. Melakukan uji heterogenitas lokasi menggunakan indeks gini.
g. Melakukan uji stasioneritas data radiasi gelombang pendek dan data durasi penyinaran matahari.
h. Menentukan bobot lokasi pada data menggunakan bobot seragam dan bobot invers jarak menggunakan bobot seragam, bobot invers jarak, dan bobot normalisasi korelasi silang.
i. Melakukan pemodelan GSTARX menggunakan metode OLS.
j. Melakukan *splitting* data pada residual model GSTARX menjadi data *training* dan data *testing*.
k. Menentukan parameter terbaik untuk model SVR menggunakan metode *grid search*.
l. Melakukan pemodelan SVR terhadap data *training*.
m. Melakukan evaluasi model SVR terhadap data *testing*.
n. Melakukan pemodelan *hybrid* GSTARX-SVR.
o. Melakukan peramalan untuk rentang waktu 1 Juli 2024 hingga 31 Desember 2024.

V. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil dan pembahasan, diperoleh kesimpulan bahwa model *hybrid* GSTARX-SVR terbaik untuk lokasi Bandar Lampung adalah model GSTARX(6,1)-SVR dengan matriks bobot lokasi invers jarak dan nilai *cost* sebesar 0,001, nilai gamma sebesar 0,001 dan nilai epsilon sebesar 0,8. Pada lokasi Pringsewu, model *hybrid* GSTARX-SVR terbaik adalah model GSTARX(6,1) dengan bobot lokasi invers jarak dan SVR dengan nilai *cost* sebesar 1, nilai gamma sebesar 0,001 serta nilai epsilon sebesar 0,8. Pada lokasi Tanggamus, model *hybrid* GSTARX-SVR terbaik adalah model GSTARX(6,1) dengan bobot lokasi invers jarak dan SVR dengan nilai *cost* sebesar 1000, nilai gamma sebesar 0,001, dan nilai epsilon sebesar 0,8. Rasio data *training* dan data *testing* yang digunakan adalah 90:10. Hasil peramalan data radiasi gelombang pendek matahari menunjukkan kisaran nilai antara 15 hingga 35 MJ/m^2.

DAFTAR PUSTAKA

Astuti, D., Ruchjana, B. N., & Soemartini. 2017. Generalized Space Time Autoregressive with Exogenous Variable Model and Its Application. *Journal of Physics*. **893**(1).

Borovkova, S. Lopuhaa, H. P., Ruchjana, B. N. 2008. Consistency and Asymptotic Normality of Least Square Estimators in Generalized STAR Models. *Statistica Neerlandica*. **62**(4): 482-508.

Box, G. E. P. & Jenkins, G. M. 1976. *Time Series Analysis: Forecasting and Control*. Holden Day, California.

Box, G. E. P., Jenkins, G. M., Reinsel, G. C., & Ljung, G. M. 2016. *Time Series Analysis: Forecasting and Control*. John Wiley & Sons, New Jersey.

Brockwell, P. J. & Davis, R. A. 1991. *Time Series: Theory and Methods*. Springer, New York.

Campbell, C. & Ying, Y. 2011. *Learning with Support Vector Machines*. Springer, Switzerland.

Cryer, J. D. & Chan, K. 2008. *Time Series Analysis with Applications in R*. Springer, USA.

Draper, N. R. & Smith, H. 1998. *Applied Regression Analysis*. John Wiley & Sons, Canada.

Enders, W. 1995. *Applied Econometric Time Series*. John Wiley & Sons, New Jersey.

Gujarati, D. N. & Porter, D. C. 2009. *Basic Econometrics*. McGraw Hill Companies, New York.

Iqbal, M. 1983. *An Introduction to Solar Radiation*. Academic Press, Canada.

Makridakis, S., Wheelwright, S. C., & McGee, V. E. 1983. *Forecasting: Methods and Applications*. John Wiley & Sons, Canada.

Montgomery, D. C., Jennings, C. L., & Kulahci, M. 2008. *Introduction to Time Series Analysis and Forecasting*. John Wiley & Sons, New Jersey.

Mukhaiyar, U., Huda, N. M., Sari, K. N., & Pasaribu, U.S. 2020. Analysis of Generalized Space Time Autoregressive with Exogenous Variable (GSTARX) Model with Outlier Factor. *Journal of Physics*. **1496**(1).

Novianto, M. A., Suhartono, Prastyo, D. D., Suharsono, A., & Setiawan. 2018. GSTARIX Model for Forecasting Spatio-Temporal Data with Trend, Seasonal and Intervention. *Journal of Physics*. **1097**(1)

Pfeifer, P. E. & Deutsch, S. J. 1980. A Three Stage Iterative Procedure for Space Time Modeling. *Technometrics*. **22**(1): 35-47.

Purnama, D. I. 2020. Peramalan Jumlah Penumpang Datang Melalui Transportasi Udara di Sulawesi Tengah Menggunakan Support Vector Regression (SVR). *Jurnal Ilmiah Matematika dan Terapan*. **17**(1): 109-117.

Sianturi, Y. & Simbolon, C. M. 2021. Pengukuran dan Analisa Data Radiasi Matahari Di Stasiun Klimatologi Muaro Jambi. *Megasains*. **12**(1): 40-47.

Suhartono, Maghfiroh, B., & Rahayu, S. P. 2019. Hybrid VARX-SVR and GSTARX-SVR for Forecasting Spatio Temporal Data. *International Journal of Innovative Technology and Exploring Engineering*. **8**(4): 212-218.

Terasvirta, T., Lin, C. F., & Granger, C. W. J. 1993. *Power of The Neural Network Linearity Test*. Blackwell Publishers, USA.

Tsay, R. S. & Chen, R. 2001. *Nonlinear Time Series Analysis*. John Wiley & Sons, New Jersey.

Utami, A. A. & Zahrudin. 2022. Pengaruh Indeks Gini dan Laju Pertumbuhan Penduduk Terhadap Pertumbuhan Ekonomi di Indonesia. *Journal of Applied Business and Economic*. **8**(4): 422-439.

Vapnik, V. N. 1998. *Statistical Learning Theory*. John Wiley & Sons, Canada.

Wei, W. W. S. 2006. *Time Series Analysis: Univariate and Multivariate Methods*. Pearson Addison Wesley, USA.

Yasin, H., Prahutama, A., & Utami, T. W. 2014. Prediksi Harga Saham Menggunakan Support Vector Regression dengan Algoritma Grid Search. *Media Statistika*. **7**(1): 29-35.

Zhang, G. P. 2003, Time Series Forecasting Using A Hybrid ARIMA and Neural Network Model. *Neurocomputing*. **50**: 159-175.