

Konferensi Nasional MATEMATIKA 20 21



PROSIDING

Konferensi Nasional Matematika XX
Tahun 2021

Dipublikasikan Online Pada :
Pattimura Proceeding: Conference of Science and Technology
e-ISSN : 2829-3770

Powered by
IndoMS



Organized by
Universitas Pattimura

PROSIDING

KONFERENSI NASIONAL MATEMATIKA XX

“Peranan Ilmu Matematika dalam Menjawab Tantangan Bangsa yang Semakin Kompleks dan Dinamis di Era Revolusi Industri 4.0”

Diterbitkan oleh Universitas Pattimura

@Hak Cipta dilindungi Undang-undang

e-ISSN: 2829-3770

DOI issue: <https://doi.org/10.30598/PattimuraSci.2021.KNMXX>

Dipublikasikan online pada:

Pattimura Proceeding: Conference of Science and Technology

Terindeks Oleh:



Mei 2022

Editor:

Dr. Harmanus Batkunde, S.Si, M.Si, Berny P. Tomasouw, S.Si, M.Si,
Taufan Talib, S.Pd., M.Si, M. I. Tilukay, S.Si, M.Si, Monalisa E. Rijoly, S.Si, M.Sc.
Z.A. Leleury, S.Si, M.Si, M. B. Mananggal, S.Pd., M.Pd., L. J. Sinay, S.Si, M.Sc.,
Y. A. Lesnussa, S.Si, M.Si. Vicardy Kempa, S.Si, M.Si. M. Yahya Matdoan, S.Si, M.Si.
Novalin C. Huwaa, S.Pd., M.Sc., D. L. Rahakbauw, S.Si, M.Si.

Design cover:

L. J. Sinay, S.Si, M.Sc

Ukuran: 29,7 x 21 cm

Tim *Reviewer*

1. Prof. Dr. Budi Nurani Ruchjana, M.S. (Universitas Padjajaran)
2. Prof. Dr. T. G. Ratumanan, M.Pd. (Universitas Pattimura)
3. Prof. Dr. W. Mataheru (Universitas Pattimura)
4. Dr. Eka Kurnia Lestari.(Universitas Singapebangsa)
5. Dr. Yundari. (Universitas Tanjungpura)
6. Dr. Delsi Kariman (STKIP PGRI Sumatera Barat)
7. Dr. Ch. Laamena. (Universitas Pattimura)
8. Dr. Moch Idris. (Universitas Lambung Mangkurat)
9. Dr. Daniel Salim. (Universitas Parahyangan)
10. Dr. Al Azhary Masta.(Universitas Pendidikan Indonesia)
11. Dr. Risnawita. (IAIN Bukittinggi)
12. Dr. Nicky K. Tumulun.(Universitas Negeri Manado)
13. Dr. Susilawati. (Politeknik Bengkalis Riau)
14. Dr. Debi Oktia Haryeni (Universitas Pertahanan)
15. Dr. Anderson Palinussa (Universitas Pattimura)
16. Dr. Harmanus Batkunde. (Universitas Pattimura)

DAFTAR ISI

Halaman Judul	i
Tim Reviewer	ii
Kata Pengantar	iii
Susunan Panitia KNM XX	iv
Daftar Isi	vii

ALJABAR

KLASIFIKASI TITIK KRITIS POLINOMIAL DUA VARIABEL BERDERAJAT TIGA	1 – 8
Afif Humam	
KAJIAN KEKUATAN \mathbb{Z} - MODUL \mathbb{Q} SEBAGAI INSPIRASI MUNCULNYA KONSEP DAN SIFAT DALAM TEORI MODUL	9 – 14
Sri Wahyuni, Yunita Septriana Anwar, I Putu Yudi Prabhadika	
GRAF PEMBAGI NOL DARI RING KOMUTATIF	15 – 20
Maria Vianney Any Herawati	
IDEAL TAK TEREDUKSI KUAT ATAS SEMIRING KOMUTATIF	21 – 26
Fitriana Hasnani, Nikken Prima Puspita	
BATAS ATAS PADA NORM – TAK HINGGA DARI INVERS MATRIKS NEKRASOV	27 – 32
Eddy Djauhari	
KOREPRESENTASI KOALJABAR $F[G]$	33 – 40
Na'imah Hijriati, Indah Emilia Wijayanti	
HUBUNGAN SIFAT BERSIH PADA RING, MODUL, KOMODUL DAN KOALJABAR	41 – 50
Nikken Prima Puspita, Indah Emilia Wijayanti, Budi Surodjo	
KONTRAKSI PERTINGKATAN PADA PERTINGKATAN PAULI $\mathfrak{S}\mathfrak{L}(N, \mathbb{C})$	51 – 60
Reynald Saputra, Gantina Rachmaputri	

ANALISIS

BUKTI ALTERNATIF INTERPOLASI KOMPLEKS RUANG LEBESGUE DENGAN EKSPONEN PEUBAH	61 – 66
Dina Nur Amalina dan Denny Ivanal Hakim	
SEGITIGA TITIK CIRCUMCENTER PADA MODIFIKASI TEOREMA NAPOLEON	67 – 76
Yunisa Fadhilah Hartati, Mashadi	
FUNGSI SIMETRI TERHADAP TITIK (a, b) DAN BEBERAPA SIFATNYA	77 – 82
Firdaus Ubaidillah	
INTERPOLASI KOMPLEKS RUANG MORREY-ADAMS DAN OPERATOR MAKSIMAL FRAKSIONAL	83 – 90
Daniel Salim, Moch. Taufik Hakiki, Denny Ivanal Hakim	
PENDEKATAN KALKULUS HIDA UNTUK PROSES HERMITE	91 – 98
Herry Pribawanto Suryawan	
KETAKSAMAAN HARDY DI RUANG HERZ HOMOGEN	99 – 106
Pebrudal Zanu, Yudi Soeharyadi, Wono Setya Budhi1	
OPERATOR KANTOROVICH PADA RUANG MORREY DIPERUMUM	107 – 114
Mu'afa Purwa Arsana, Denny Ivanal Hakim	
PERLUASAN DEFINISI RATA-RATA VIA TEOREMA NILAI RATA-RATA	115 – 124
Mochammad Idris	
SISTEM EIGEN OPERATOR LAPLACE BERBASIS RUAS PADA SUATU POHON KUANTUM	125 – 134
Moh. Januar I. Burhan, Yudi Soeharyadi, Wono Setya Budhi	

SUKU BANYAK BERNSTEIN DAN OPERATOR KANTOROVICH UNTUK BEBERAPA FUNGSI YANG TIDAK KONTINU Reinhart Gunadi, Denny I. Hakim	135 – 142
KETERBATASAN OPERATOR TIPE VOLTERRA PADA RUANG MORREY ANALITIK $L_{p,\lambda}$ Moch Taufik Hakiki, Wono Setya Budhi, dan Denny Ivanal Hakim	585 - 590
KOMBINATORIK	
PELABELAN GRACEFUL PADA GRAF SIPUT DAN GRAF UBUR-UBUR Kevin Akbar, Kiki Ariyanti Sugeng	143 – 148
DIMENSI METRIK LOKAL PADA GRAF FLOWER DAN GRAF GEAR KORONA GRAF LINTASAN Salma Fauziyah Ashim, Tri Atmojo Kusmayadi, Titin Sri Martini	149 – 154
PELABELAN GRACEFUL PADA GRAF LILIN Rizqi Rachmadhani, Kiki Ariyanti Sugeng	155 – 160
PELABELAN HARMONIS PADA GRAF SEGITIGA BELAH KETUPAT VARIASI LM_n Evi Maharani, Kurniawan Atmadja	161 – 164
PEWARNAAN SIMPUL r – DINAMIS PADA GRAF TERATAI T_n Audi Fierera, Kiki A. Sugeng	165 – 170
SIFAT-SIFAT GRAF CAYLEY GRUP S_n Afifan Hadi, Kiki Ariyanti Sugeng	171-176
PENDIDIKAN MATEMATIKA	
LKPD BERBASIS PENEMUAN TERBIMBING BERBANTUAN ALAT PERAGA PADA MATERI LUAS PERMUKAAN DAN VOLUME PRISMA DAN LIMAS Fithroh Nafa Dzillah, Latifah Mustofa Lestyanto	177 – 182
PENGEMBANGAN LEMBAR KEGIATAN SISWA DARING BERBASIS MODEL PENEMUAN TERBIMBING MENGGUNAKAN LIVEWORKSHEETS PADA MATERI PRISMA DAN LIMAS Sania Sururul Khususna, Latifah Mustofa Lestyanto, Eddy Budiono	183 – 188
PENGEMBANGAN LEMBAR KEGIATAN SISWA BERBASIS MASALAH BERBANTUAN GOOGLE FORM UNTUK PEMAHAMAN KONSEP SISWA KELAS VII SMP PADA MATERI SEGITIGA DAN SEGIEMPAT Herlin Oktavita, Latifah Mustofa Lestyanto2	189 – 194
EKSPLORASI ETNOMATEMATIKA PADA GELANG MANIK-MANIK KHAS DAYAK KALIMANTAN SEBAGAI SUMBER PENYUSUNAN LKPD Silvia	195 – 206
ANALISIS KEMAMPUAN PEMECAHAN MASALAH MATEMATIS SISWA DENGAN PEMBELAJARAN MODEL BRAIN BASED LEARNING BERBASIS LEARNING MANANGEMENT SYSTEM N. R. Mumtaz, M. Asikin	207 – 214
PENGEMBANGAN ASESMEN ALTERNATIF DALAM PEMBELAJARAN MATEMATIKA KONTEKS LINGKUNGAN LAHAN BASAH UNTUK SISWA TINGKAT SMP/MTS Muhammad Rizal, Noor Fajriah, Agni Danaryanti	215 – 222
MATERI PENGAYAAN TEORI BILANGAN DASAR DI SEKOLAH DASAR Awanga Dijayangrana, Hilda Assiyatun	223-228
KEMAMPUAN KOMUNIKASI MATEMATIS TULIS MAHASISWA DALAM MENYELESAIKAN MASALAH VOLUME BENDA PUTAR MELALUI MODEL PERKULIAHAN KOLABORATIF Fadhila Kartika Sari, Anies Fuady	229 – 236
PERAN PENULISAN JURNAL DALAM PEMBELAJARAN MATEMATIKA SECARA DARING DI MASA PANDEMI COVID-19	237 – 244

Gusti Firda Khairunnisa, Frida Siswiyanti	
ANALISIS KRUSKAL WALLIS UNTUK MENGETAHUI TINGKAT KOSENTRASI BELAJAR MAHASISWA BERDASARKAN PROGRAM STUDI	245 – 250
Venessa Y. A. Brabar, Grace A. V. Hikoyabi, Agustinus Langowuyo	
ANALISIS PENGARUH PEMANFAATAN INTERNET TERHADAP MINAT BELAJAR MAHASISWA PRODI STATISTIKA	251 – 258
Mariana Tanawani, Meilani Yarangga, dan Agustinus Langowuy	
PENGARUH PROSES BELAJAR MENGAJAR LURING DAN DARING TERHADAP HASIL BELAJAR MAHASISWA JURUSAN MATEMATIKA ANGAKATAN 2018 FMIPA UNIVERSITAS CENDERAWASIH	259 – 264
Dewi Rahmawati, Tiara A. Nadapdap, Agustinus Langowuyo	
PENILAIAN ESAI MENGGUNAKAN MODEL PEMBELAJARAN MESIN	265 – 270
Farah Qotrunnada, Marcus Wono Setya Budhi, Hilda Assiyatun	
PENGEMBANGAN PERANGKAT PEMBELAJARAN BERBASIS ETNOMATEMATIKA BUDAYA MASYARAKAT NEGERI TULEHU PADA MATERI SEGIEMPAT DAN SEGITIGA UNTUK SISWA DI KELAS VII MTS NEGERI I MALUKU TENGAH.	271 – 276
Heni Rahim, W. Mataheru, J. Takaria	
PENERAPAN FUZZY LINEAR PROGRAMMING UNTUK OPTIMASI PRODUKSI TAHU (STUDI KASUS DI DESA TANJUNGREJO KABUPATEN JEMBER)	277 – 284
Anisa Wahyu Illahi, Agustina Pradjaningsih, Abduh Riski	
PENENTUAN SOLUSI FISIBEL AWAL MASALAH TRANSPORTASI DENGAN MINIMUM DEMAND METHOD	285 – 292
Ulniyatul Ula, Siti Khabibah, Robertus Heri S.U	
OPTIMALISASI RUTE DAN PENJADWALAN PENGANGKUTAN SAMPAH DENGAN METODE INSERTION HEURISTIC DAN INTRA- ROUTE IMPROVEMENT (STUDI KASUS: UNIVERSITAS BRAWIJAYA MALANG)	293 – 298
Fara El Nandhita Pratiwi	
MODEL MATEMATIS RUTE WISATA DI RIAU DENGAN MENGGUNAKAN PEMROGRAMAN GOL	299 – 312
Ihda Hasbiyati, Hasriati, T. P. Nababan	
MATEMATIKA TERAPAN	
MODEL SUSCEPTIBLE INFECTED RECOVERED (SIR) PADA DEMAM BERDARAH DENGUE (DBD)	313 – 320
Oscar Andhry Barata, Rahmat, Rengga Nanda Pramudya	
ANALISA PERSAMAAN DIFERENSIAL ORDE FRAKSIONAL NUMERIK MENGGUNAKAN METODE EULER DAN APLIKASINYA	321 – 326
Leli Deswita, Syamsudhuha, Asral. M	
TERAPAN FUNGSI SIGMOID UNTUK MENENTUKAN NILAI MAKSIMAL KOEFISIEN GAYA ANGKAT DAN SUDUT STALL PADAKURVA LINEAR C_L TERHADAP α	327 – 334
Angga Septiyana, Singgih Satrio W, Fuad Surastyo P, Try Kusuma Wardana, Ardian Rizaldi, Novita Atmasari, Eries Bagita Jayanti, Prasetyo Ardi P	
IMPLEMENTASI DEEP LEARNING UNTUK KLASIFIKASI GAMBAR MENGGUNAKAN CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK (CNN) PADA BATIK SASAMBO	335 – 340
Muna Malika, Edy Widodo	
STATISTIKA	
PENERAPAN MODEL SPACE TIME AUTOREGRESSIVE INTEGRATED (STARI(1,1,1)) PADA DATA NTP TANAMAN PANGAN DARI TIGA PROVINSI DI PULAU JAWA	341 -350
Fajriatus Sholihah, Kartika Sari, Budi Nurani Ruchjana, Toni Toharudin	
ANALISIS KORESPONDENSI BERGANDA UNTUK MENGETAHUI INDIKATOR-INDIKATOR YANG MEMPENGARUHI KEJADIAN LOW BACK PAIN PADA KUSIR	351 - 358

KUDA/DELMAN DI KOTA CIMAH I TAHUN 2019	
Dhita Diana Dewi, Fajriatus Sholihah, Rosa Rosmanah, Lucy Fitria Dewi, Mochamad Yudhi Afrizal, Irlandia Ginanjar	
PROSES POISSON NON HOMOGEN DAN PENERAPANNYA PADA DATA BANYAKNYA ORANG TERKONFIRMASI POSITIF COVID-19 DI JAWA BARAT	359 – 362
Viona Prisyella Balqis, Muhammad Herlambang Prakasa Yudha, Budi Nurani Ruchjana	
PENERAPAN DISTRIBUSI STASIONER RANTAI MARKOV PADA DATA BANYAKNYA ORANG TERKONFIRMASI POSITIF COVID-19 DI JAWA BARAT	363 – 370
Tubagus Robbi Megantara, Ayun Sri Rahmani, Budi Nurani Ruchjana	
SPATIAL CLUSTER ING DENGAN METODE SKATER (K'LUSTER ANALYSIS BY TREE EDGE REMOVAL) UNTUK PENGELOMPOKAN SEBARAN COVID-19 DI KABUPATEN TULUNGAGUNG	371 – 380
Danang Ariyanto, Henny Pramodyo, Novi Nur Aini	
ANALISIS KLAS TER KABUPATEN/KOTA INDONESIA BERDASARKAN INDEKS PEMBANGUNAN MANUSIA DENGAN MODEL MIXTURE SKEW-T	381 – 388
Kristoforus Exelsis Pratama, Irwan Susanto, Yuliana Susanti	
ANALISIS INDEKS PEMBANGUNAN MANUSIA DI KABUPATEN BURU SELATAN DENGAN MENGGUNAKAN REGRESI LINIER BERGANDA	389 – 396
Muhidin Jariyah, Inayah. P. F. Solong, Juan C. S. Jamco	
TINJAUAN KEPUTUSAN HIPOTESA FUZZY BERBASIS P-VALUE FUZZY (STUDI KASUS DATA COVID-19 DI NUSA TENGGARA BARAT)	397 – 404
Wahidaturrahmi	
PENERAPAN METODE AUTO SINGULAR SPECTRUM ANALYSIS PADA PERAMALAN DATA INDEKS HARGA SAHAM GABUNGAN DI INDONESIA	405 – 410
Andreas Reza Chrisantama*, Winita Sulandari, Sugiyanto	
PERAMALAN JUMLAH PRODUKSI PERIKANAN DI KABUPATEN BURU SELATAN MENGGUNAKAN METODE PEMULUSAN EKSPONENSIAL	411 – 418
Asrul Irfanullah, Claudia Sumanik, Romy Makatita	
ANALISIS PENGARUH STRUKTUR KONSUMSI AKHIR RUMAH TANGGA BERDASARKAN KOMPONEN PENGELUARAN KABUPATEN BURU SELATAN PERIODE 2015 – 2019 DENGAN RAKL	419 – 424
Nikita A. Putiray, Dea M. Tuhumury, Angel M.P. Manuputty	
EKSPLORASI SISA USIA BEARING MENGGUNAKAN DISTRIBUSI WEIBULL	425 – 430
Sutawanir Darwis, Nusar Hajarisman, Suliadi, Achmad Widodo	
PENERAPAN MODEL VECTOR AUTOREGRESSIVE INTEGRATED MOVING AVERAGE (VARIMA) UNTUK PRAKIRAAN INDEKS HARGA SAHAM GABUNGAN DAN KURS RUPIAH TERHADAP USD	431 – 442
Ani Pertiwi, Lucy Fitria Dewi, Toni Toharudin, Budi Nurani Ruchjana	
PENGELOMPOKKAN JUMLAH PENDUDUK KABUPATEN BURU SELATAN BERDASARKAN JENIS KELAMIN PADA TAHUN 2018 DENGAN ALGORITMA K- MEANS	443 – 450
Samir Radjid, Nadia Istifarin, Meylani Tuasella	
PENERAPAN METODE ARIMAX PADA PERAMALAN PRODUKSI DAGING SAPI DI SUKOHARJO	451 – 458
Fitrian Nur Ardyansyah, Winita Sulandari, Sugiyanto	
ANALISIS KEPUASAN DAN POSITIONING SELLER E-MARKETPLACE DENGAN MENGGUNAKAN IMPORTANCE PERFORMANCE ANALYSIS DAN BILOT	459 – 464
Farah Dibah, Dwi Endah Kusri ni	
KLASTERISASI LOKASI PASAR KABUPATEN BANYUMAS GUNA MEMPERMUDAH UPTD DALAM MENGELOLA KELAS PASAR	465 – 470
Pradini Nurul Safitri, Abdullah Ahmad Dzikrullah	

PENGARUH MOTIVASI INTRINSIK DAN KEPUASAN KERJA TERHADAP ORGANIZATIONAL CITIZENSHIP BEHAVIOR	471 – 476
Diya Kasih Puspitasari, Dwi Endah Kusrini	
KLASTERING JUMLAH PENDUDUK BERDASARKAN JENIS KELAMIN PADA KECAMATAN LEKSULA TAHUN 2018 DENGAN MENGGUNAKAN METODE ALGORITMA K-MEANS	477 – 484
Morensi T. Risakotta, Rensya Siwalette, Rola E. Leasa	
PERAMALAN DENGAN METODE SIMPLE MOVING AVERAGE DAN DOUBLE EXPONENTIAL SMOOTHING BROWN (STUDI KASUS: JUMLAH CURAH HUJAN DAN JUMLAH HARI HUJAN KABUPATEN BURU SELATAN)	485 – 494
Apriano R. Narahawarin, Ravensky Silangen, Rahania Patiekon	
PERAMALAN GARIS KEMISKINAN KABUPATEN BURU SELATAN MENGGUNAKAN METODE DOUBLE EXPONENTIAL SMOOTHING DARI HOLT	495 – 502
Ade Irma La Murdani, Intan Gainau, Unique Resiloy	
ANALISIS PERBEDAAN PENDAPATAN TOKO WALET MAS SEBELUM DAN SESUDAH PANDEMI COVID-19 DENGAN METODE MANN-WHITNEY	503 – 508
Marselina Ema Koten, Yunida Kurniasih, Agustinus Langowuyo	
ANALISIS PENGARUH BELANJA DAERAH, JUMLAH PENDUDUK, DAN PDRB TERHADAP PENDAPATAN DAERAH DI KABUPATEN BURU SELATAN TAHUN 2013-2020	509 – 516
Dephie Latumahina, Martje Riry, Olfen Sabono	
UJI KECOCOKAN DISTRIBUSI RAYLEIGH BIVARIAT MENGGUNAKAN UJI KOLMOGOROV-SMIRNOV BIVARIAT PADA DATA HASIL PERTANDINGAN PERSIB BANDUNG	517 – 522
Wulan Jati Nuraya, Aceng Komarudin Mutaqin	
MODEL VECTOR AUTOREGRESSIVE INTEGRATED (VARI) UNTUK PERAMALAN BANYAKNYA KASUS TERKONFIRMASI DAN KASUS SEMBUH COVID-19 DI INDONESIA	523 – 532
Sri Indra Maiyanti, Mahrudinda, Al Fataa W. Haq, Budi Nurani Ruchjana	
MODEL VECTOR AUTOREGRESSIVE INTEGRATED (VARI) DAN PENERAPANNYA PADA DATA PERKEMBANGAN HARGA ECERAN BERAS DI TIGA IBU KOTA PROVINSI WILAYAH PULAU JAWA	533 – 544
Zulfa Hidayah Satria Putri, Asri Yuniar, Toni Toharudin, Budi Nurani Ruchjana	
PENERAPAN METODE REGRESI LINEAR BERGANDA UNTUK MELIHAT PENGARUH JUMLAH PENDUDUK DAN LUAS WILAYAH TERHADAP JUMLAH PENGGUNA LISTRIK DI KECAMATAN AMBALAU KABUPATEN BURU SELATAN	545 – 552
Fadly Ode, Nur Statib J, Elsy Malwewar	
ANALISIS TINGKAT KEGEMARAN AYAM GEPUK PAK GEMBUS DARI BERBAGAI JENIS PAKET MELALUI PENDEKATAN UJI STATISTIK	553 – 558
Maharani Tiara Pramuditya, Evan Claude Boudewijn Kainama, Agustinus Langowuyo	
SIMULASI PERGERAKAN HARGA SAHAM MENGGUNAKAN MODEL GERAK BROWN GEOMETRIK DENGAN R STUDIO	559 – 564
Ahmad Fawaid Ridwan, Rizki Apriva Hidayana, Budi Nurani Ruchjana	
PENAKSIRAN RATA-RATA <i>EXCESS CLAIM</i> PESERTA DARI PERUSAHAAN PEMBERI LAYANAN KESEHATAN PT. X	565 – 572
Wildan*, Indah Permatasari, and Aceng Komarudin Mutaqin	
PENGARUH SELF EFFICACY DAN MOTIVASI BELAJAR TERHADAP HASIL BELAJAR SISWA KELAS VII SMP NEGERI 3 GANTUNG	573 – 584
Alperu, Nerru Pranuta Murnaka*, Indra Bayu M, Andy Wahyu H	

PENERAPAN MODEL *VECTOR AUTOREGRESSIVE INTEGRATED MOVING AVERAGE* (VARIMA) UNTUK PRAKIRAAN INDEKS HARGA SAHAM GABUNGAN DAN KURS RUPIAH TERHADAP USD

Ani Pertiwi^{1,2,*}, Lucy Fitria Dewi^{1,3}, Toni Toharudin⁴, Budi Nurani Ruchjana⁵

¹Program Studi Magister Statistika Terapan, Fakultas MIPA, Universitas Padjadjaran, Indonesia

²BPS Kota Pangkalpinang, Provinsi Kep. Bangka Belitung, Indonesia

³Bank Pembangunan Daerah Jawa Barat dan Banten, Bandung, Indonesia

⁴Departemen Statistika Fakultas MIPA, Universitas Padjadjaran, Indonesia

⁵Departemen Matematika Fakultas MIPA, Universitas Padjadjaran, Indonesia

*e-mail: ani20002@mail.unpad.ac.id

Abstrak. Informasi mengenai pergerakan Indeks Harga Saham Gabungan (IHSG) dan perubahan nilai Kurs Rupiah terhadap USD dapat digunakan para investor untuk melihat perkembangan harga saham yang dimiliki dari waktu ke waktu. Penelitian ini bertujuan untuk menerapkan model dan memprakirakan data IHSG dan nilai kurs dengan menggunakan *Vector Autoregressive Integrated Moving Average* (VARIMA). Data yang digunakan dalam penelitian ini berupa data sekunder yaitu data harian IHSG dan nilai Kurs Rupiah terhadap USD selama 15 bulan (1 Januari 2020 s.d 31 Maret 2021). Pada tahap uji stasioneritas, diketahui bahwa data tidak stasioner, sehingga dilakukan differencing pertama untuk memenuhi syarat stasioneritas. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model yang memenuhi semua asumsi dan memiliki nilai AIC minimum sebesar 17.68992 adalah model VARIMA (3,1,1). Estimasi parameter menggunakan Metode *Maximum Likelihood* memberikan hasil prakiraan dengan nilai MAPE kurang dari 10%. Hal ini menunjukkan bahwa model VARIMA memiliki tingkat akurasi yang sangat baik.

Kata kunci: Akaike's *Information Criterion* (AIC), IHSG, Kurs, *multivariat*, prakiraan, VARIMA,

1 PENDAHULUAN

Saham merupakan salah satu instrumen investasi yang banyak dipilih para investor karena memberikan keuntungan yang menarik. Salah satu indeks pasar saham yang digunakan oleh Bursa Efek Indonesia (BEI) yaitu Indeks Harga Saham Gabungan (IHSG). Indeks ini dapat dipergunakan investor untuk melihat perkembangan harga saham dari waktu ke waktu. Kurs merupakan nilai mata uang suatu negara yang diukur dengan mata uang negara lain. Nilai kurs rupiah terhadap dollar dan juga IHSG dari waktu ke waktu terus mengalami perubahan. Sehingga perlu dilakukan peramalan untuk mengetahui besarnya peningkatan atau penurunan IHSG dan Kurs, agar memudahkan investor untuk melakukan pemantauan harga saham yang dimiliki.

Pemodelan deret waktu adalah model yang digunakan untuk menganalisis data dengan mempertimbangkan pengaruh data beberapa periode sebelumnya. Model *Vector Autoregressive*

Integrated Moving Average (VARIMA) adalah model yang dapat meramalkan lebih dari satu data sekaligus dan dapat menjelaskan keterkaitan antar data [1]. Model VARIMA merupakan hasil generalisasi model-model deret waktu univariat yaitu ARIMA. Penelitian ini bertujuan untuk menerapkan model VARIMA pada peramalan nilai IHSG dan nilai Kurs IDR terhadap USD.

2 METODOLOGI

2.1 Data Penelitian

Data yang digunakan dalam penelitian ini menggunakan data sekunder yaitu data IHSG dan nilai Kurs yang diperoleh dari Bursa Efek Indonesia dengan periode waktu selama 15 bulan (1 Januari 2020 sd 31 Maret 2021). Variabel IHSG menggunakan harga penutupan, sedangkan variabel Kurs menggunakan harga jual USD terhadap IDR. Analisis data menggunakan *Software R* dan model deret waktu multivariat. Analisis deret waktu yang menggunakan banyak variabel disebut dengan deret waktu multivariat. Setiap pengamatan dapat dinyatakan sebagai variabel random \mathbf{Z}_t dengan notasi $\mathbf{Z}_{t1}, \mathbf{Z}_{t2}, \dots, \mathbf{Z}_{tm}$ [3].

2.2 Stasioneritas

Asumsi untuk melakukan pemodelan multivariat *Vector Autoregressive Integrated Moving Average* (VARIMA) salah satunya adalah data yang digunakan bersifat stasioner. Pada deret waktu multivariat, kondisi stasioner dapat dituliskan sebagai berikut.

$$E(\mathbf{Z}_t) = \boldsymbol{\mu} = \begin{bmatrix} \mu_1 \\ \mu_2 \\ \vdots \\ \mu_N \end{bmatrix} \quad (1)$$

$$\text{Var}(\mathbf{Z}_t) = E[(\mathbf{Z}_t - \boldsymbol{\mu})(\mathbf{Z}_t - \boldsymbol{\mu})'] = \boldsymbol{\Gamma}(\mathbf{0}) \quad (2)$$

$$\text{Cov}(\mathbf{Z}_t, \mathbf{Z}_{t+k}) = E[(\mathbf{Z}_t - \boldsymbol{\mu})(\mathbf{Z}_{t+k} - \boldsymbol{\mu})'] = \boldsymbol{\Gamma}(\mathbf{k}) \quad (3)$$

Uji stasioner dilakukan untuk menghindari adanya *spurious regression*. Terdapat tiga cara umum untuk mendeteksi kestasioneran pada data yaitu dengan melihat tren data dalam grafik, menggunakan koefisien autokorelasi dan uji akar-akar unit (*unit root test*).

2.2.1 Stasioner terhadap rata-rata

Pada model deret waktu multivariat, kestasioneran data terhadap rata-rata dapat dilihat secara visual melalui plot MACF. Selain itu, metode untuk melakukan uji stasioneritas terhadap rata-rata adalah dengan melakukan *unit root test* yang bertujuan untuk mengetahui apakah terdapat *unit root* atau tidak pada data tersebut. Salah satu uji *unit root* ini menggunakan uji *Augmented Dickey-Fuller* (ADF). Prosedurnya adalah dengan membandingkan antara nilai statistik ADF dengan nilai kritisnya. H_0 ditolak jika t hitung < nilai ADF, yang berarti tidak terdapat akar unit dalam data sehingga data bersifat stasioner. *Differencing* (pembedaan) dilakukan apabila data non stasioner terhadap rata-rata.

2.2.2 Stasioner terhadap varians

Data dapat dikatakan stasioner dalam varians jika data bersifat konstan sepanjang waktu dengan menggunakan plot Box-Cox. Apabila nilai λ mendekati satu, dapat dikatakan bahwa data telah stasioner dalam varians. Jika data tidak stasioner dalam varians, maka dilakukan transformasi Box-Cox [2]. Berikut bentuk transformasi untuk beberapa nilai dari λ [3].

Tabel 1. Transformasi Box-Cox

Nilai λ	-1.0	-0.5	0.0	0.5	1.0
Transformasi	$\frac{1}{Z_t}$	$\frac{1}{\sqrt{Z_t}}$	$\ln Z_t$	$\sqrt{Z_t}$	Z_t

2.3 Kausalitas

Uji kausalitas (hubungan antara variabel) dapat menggunakan metode *Granger Test* dengan persamaan berikut :

$$Y_t = \sum_{i=1}^n \alpha_i Y_{t-i} + \sum_{i=1}^n \beta_i X_{t-i} + e_{1t} \tag{4}$$

$$X_t = \sum_{i=1}^n \gamma_i X_{t-i} + \sum_{i=1}^n \tau_i Y_{t-i} + e_{2t} \tag{5}$$

dimana Y adalah variabel dependen pertama (IHSG), dan X adalah variabel dependen kedua (Kurs). Menurut Granger (1969) untuk menyelesaikan model kausalitas dapat dilakukan melalui kriteria uji F. Jika nilai hitung $F >$ nilai F tabel atau nilai p-value hitung $< \alpha$, maka syarat kausalitas terpenuhi dan pemilihan model VAR terbaik dapat dilakukan.

2.4 Identifikasi Model

Setelah diperoleh data IHSG dan data Kurs yang stasioner dalam rata-rata maupun varians, maka dapat dilakukan identifikasi model berdasarkan pada pola MACF dan MPACF [3]. Struktur data dengan sejumlah m pengamatan deret waktu pada masing-masing N variabel dituliskan sebagai berikut.

$$\begin{bmatrix} Z_{1,1} & Z_{2,1} & \dots & Z_{N,1} \\ Z_{1,2} & Z_{2,2} & \dots & Z_{N,2} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ Z_{1,m} & Z_{2,m} & \dots & Z_{N,m} \end{bmatrix}$$

2.4.1 Matrix Autocorrelation Function (MACF)

Jika terdapat sebuah vektor deret waktu dengan variabel pengamatan sebanyak N , yaitu Z_1, Z_2, \dots, Z_N , maka persamaan matriks korelasi sampelnya adalah sebagai berikut [3]:

$$\hat{\rho}(k) = [\hat{\rho}_{ij}(k)] \tag{6}$$

dengan $\hat{\rho}_{ij}(k)$ merupakan korelasi silang sampel untuk komponen deret ke- i dan ke- j pada lag ke- k yang dinyatakan dalam persamaan berikut:

$$\hat{\rho}_{ij}(k) = \frac{\sum_{t=1}^{N-k} (z_{i,t} - \bar{z}_i)(z_{j,t-k} - \bar{z}_j)}{[\sum_{t=1}^N (z_{i,t} - \bar{z}_i)^2 \sum_{t=1}^N (z_{j,t} - \bar{z}_j)^2]^{\frac{1}{2}}} \tag{7}$$

dengan \bar{z}_i dan \bar{z}_j merupakan rata-rata sampel dari komponen deret yang bersesuaian.

Fungsi MACF sangat diperlukan dalam mengidentifikasi model *Moving Average* (MA), jika matriks korelasi bernilai nol setelah lag ke q , maka model yang sesuai adalah $MA(q)$.

2.4.2 Matrix Partial Autocorrelation Function (MPACF)

MPACF merupakan generalisasi dari PACF ke dalam bentuk vektor deret waktu yang dilakukan oleh Tiao & Box pada tahun 1981 [3], matriks ini digunakan untuk mengidentifikasi orde model dugaan sementara. MPACF memiliki sifat *cutoff* setelah lag p pada model $VAR(p)$. MPACF pada lag ke- k dinotasikan dengan $P(k)$

$$P(k) = \begin{cases} \Gamma'(1)[\Gamma(0)]^{-1} & k = 1 \\ \{\Gamma'(k) - c'(k)[A(k)^{-1}]b(k)\}[\Gamma(0) - b'(k)[A(k)^{-1}]b(k)] & k > 1 \end{cases} \quad (8)$$

untuk $k \geq 1$ maka nilai $A(k)$, $b(k)$ dan $c(k)$ adalah sebagai berikut :

$$A(k) = \begin{bmatrix} \Gamma(0) & \Gamma'(0) & \dots & \Gamma'(k-2) \\ \Gamma(1) & \Gamma(0) & \dots & \Gamma'(k-3) \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ \Gamma(k-2) & \Gamma(k-3) & \dots & \Gamma(0) \end{bmatrix}, b(k) = \begin{bmatrix} \Gamma'(k-1) \\ \Gamma'(k-2) \\ \dots \\ \Gamma'(1) \end{bmatrix}, c(k) = \begin{bmatrix} \Gamma(1) \\ \Gamma(2) \\ \dots \\ \Gamma(k-1) \end{bmatrix}$$

dengan $\Gamma(k)$ adalah matriks kovarian lag-k.

2.4.3 Akaike's Information Criterion (AIC)

Penentuan model dengan menggunakan lag signifikan pada MACF dan MPACF dinilai tidak praktis, sehingga dapat ditentukan berdasarkan nilai AIC. *Akaike's Information Criterion* (AIC) adalah suatu kriteria dalam pemilihan model terbaik yang diperkenalkan oleh Akaike pada tahun 1973. Model dengan nilai AIC paling kecil dikategorikan sebagai model terbaik.

Perhitungan nilai AIC sebagai berikut [4]:

$$AIC(p, q) = \ln|\Sigma| + \frac{2k^2(p+q)}{T} \quad (9)$$

dengan,

\ln : natural log

T : banyak pengamatan

k : banyak variabel

p : lag untuk AR

q : lag untuk MA

Σ : Matriks kovarian residual

2.5 Model Vector Autoregressive Integrated Moving Average (VARIMA)

Model VARIMA dibentuk dari model ARIMA. Model VARIMA adalah model deret waktu multivariat yang telah melalui proses *differencing* dan digunakan untuk mengetahui hubungan diantara beberapa variable deret waktu pada waktu t dengan p periode sebelumnya. Sehingga suatu variabel dipengaruhi oleh variable-variabel lain pada lag tertentu. Secara umum [3] bentuk model VARIMA (p, d, q) adalah

$$\phi_p(B)D(B)Z_t = \Theta_q(B)\epsilon_t \quad (10)$$

dengan,

Z_t : vector pengamatan dengan $Z_t = [Z_{1t}, Z_{2t}, \dots, Z_{Nt}]$

ϵ_t : nilai error pada waktu ke -t dengan $\epsilon_t \sim NM(0, \Sigma)$ berukuran $N \times 1$

p : orde AR

d : orde pembedaan

q : orde MA

B : operator *back shift*

$D(B)$: operator *differencing*

$\phi_p(B)$: matriks parameter *autoregressive* ordo ke - p berukuran $N \times N$

$\Theta_q(B)$: matriks parameter *moving average* ordo ke - q berukuran $N \times N$

Dalam bentuk persamaan matriks, contoh model VARIMA (1,1,1) dengan 2 variabel pengamatan dapat dituliskan sebagai berikut.

$$\begin{pmatrix} Z_1(t) \\ Z_2(t) \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \phi_{11}^1 & \phi_{12}^1 \\ \phi_{11}^2 & \phi_{12}^2 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} Z_1(t-1) \\ Z_2(t-1) \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} \varepsilon_1(t) \\ \varepsilon_2(t) \end{pmatrix} - \begin{pmatrix} \theta_{11}^1 & \theta_{12}^1 \\ \theta_{11}^2 & \theta_{12}^2 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \varepsilon_1(t-1) \\ \varepsilon_2(t-1) \end{pmatrix} \quad (11)$$

Pengujian hipotesis untuk mengetahui apakah parameter yang diperoleh signifikan sebagai berikut.

$H_0: \phi_{kj}^i = 0$ (parameter *autoregressive* tidak signifikan)

$H_1: \phi_{kj}^i \neq 0$ (parameter *autoregressive* signifikan)

Statistik uji yang digunakan adalah

$$t_{hitung} = \frac{\phi_{kj}^i}{Se(\phi_{kj}^i)} \quad (12)$$

Kriteria keputusan H_0 ditolak jika nilai $|t_{hitung}| > t_{\frac{\alpha}{2},(N-p)}$, atau jika *p-value* $< \alpha$

2.5.1 Maximum Likelihood Estimation (MLE)

Asumsi dalam model regresi multivariat berkaitan dengan random error, sehingga error berdistribusi normal multivariat. Definisi dari fungsi peluang bersama dari variabel random error sebagai berikut :

$$l(\beta, \Sigma|Y) = \prod_{j=1}^m f(\beta, \Sigma|Y_j) \quad (13)$$

Metode estimasi MLE (*Maximum Likelihood Estimation*) sebagai estimasi yang dipilih dalam prosedur VARIMA [5]. Sehingga diperoleh fungsi likelihood-nya dengan estimator dari parameter β adalah

$$\hat{\beta} = (X' \Sigma^{-1} X)^{-1} X' \Sigma^{-1} Y \quad (14)$$

2.6 Diagnostic Model

Model deret waktu multivariat memiliki dua asumsi yang harus terpenuhi yaitu residual bersifat *white noise* dan berdistribusi normal *multivariate*. *Diagnostic model* bertujuan untuk membuktikan bahwa model yang didapatkan layak digunakan dalam prakiraan.

2.6.1 Uji White Noise

Uji *White Noise* dalam deret waktu multivariat bertujuan untuk melihat apakah residual dari model sudah saling bebas antara satu dengan yang lain. Pengujian asumsi ini dapat menggunakan pengujian hipotesis dengan uji Portmanteau yang merupakan generalisasi dari uji L-jung Box untuk kasus multivariat. Berikut hipotesisnya :

$H_0: \rho_1 = \rho_2 = \dots = \rho_k = 0$ (residual bersifat *white noise*)

$H_1: \text{minimal terdapat satu } \rho_k \neq 0$ (residual tidak bersifat *white noise*)

Kriteria keputusan terima H_0 jika *p-value* $>$ taraf signifikansi (α) yang berarti residual bersifat *white noise*.

2.6.2 Uji Normal Multivariat

Uji normal multivariat dapat dilakukan dengan menghitung nilai d_t^2 untuk setiap nilai pengamatan.

$$d_t^2 = (Z_t - \bar{Z})' \Sigma^{-1} (Z_t - \bar{Z}) \quad (15)$$

dengan

Z_t : vektor nilai pengamatan ke-t untuk $t = 1, 2, \dots, N$

\bar{Z} : vektor rata-rata

Σ^{-1} : invers matriks varian kovarian

Nilai d_t^2 diurutkan dari yang terkecil hingga terbesar. H_0 diterima jika terdapat 50% dari nilai $d_t^2 < \chi_{\alpha,df}^2$

2.7 MAPE (Mean Absolute Percentace Error)

Evaluasi untuk mengukur kesalahan nilai prakiraan pada model digunakan kriteria MAPE (*Mean Absolute Percentace Error*) dengan persamaan sebagai berikut [6].

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^t \left| \frac{X_i - \hat{X}_i}{X_i} \right| \times 100\% \quad (16)$$

dengan,

X_i : data aktual periode ke – t

F_i : data prakiraan periode ke- t

n : banyaknya data

Menurut Lewis (1982) [7], nilai MAPE dapat diinterpretasikan atau ditafsirkan ke dalam 4 kategori, yaitu apabila nilainya $\leq 10\%$ artinya akurasi *forecast* ‘Sangat Baik’, 11-20 % mempunyai kategori ‘Baik’, 21-50 % artinya ‘*Reasonable forecast*’ dan $> 50\%$ artinya *forecast* ‘Tidak Akurat’ atau ‘Gagal’.

3 HASIL DAN PEMBAHASAN

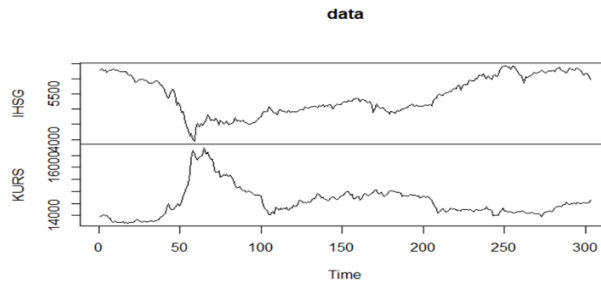
3.1 Deskripsi Variabel Penelitian

Variabel dalam penelitian ini ada dua yaitu Indeks Harga Saham Gabungan (IHSG) dan Nilai Kurs Rupiah terhadap US Dollar. Data *in-sample* sebanyak 303 data untuk kedua variabel, yakni dari tanggal 2 Januari 2020 sampai dengan 31 Maret 2021. Sedangkan data *out-sampel* sebanyak 20 data yakni dari tanggal 1 April 2021 sampai dengan 29 April 2021. Data *in-sample* digunakan untuk memodelkan data sedangkan data *out-sampel* digunakan untuk evaluasi model. Periode waktu adalah harian tanpa hari libur mengikuti hari kerja dari lembaga yang mengeluarkan data. Analisis data menggunakan *software* R Studio versi 1.3.1073.

Dari data diketahui bahwa nilai terendah IHSG selama periode penelitian adalah sebesar 3938 yang terjadi pada tanggal 24 Maret 2020 yang merupakan awal diberlakukannya pandemi covid-19 di Indonesia. Sedangkan untuk nilai tertinggi IHSG adalah 6435 terjadi pada tanggal 13 Januari 2021. Untuk variabel Kurs Rupiah nilai terendah yaitu sebesar 13680 yang terjadi pada tanggal 27 Januari 2020 sedangkan nilai tertinggi terjadi pada tanggal 2 April 2020 yaitu sebesar 16825.

Tabel 2. Deskripsi Data

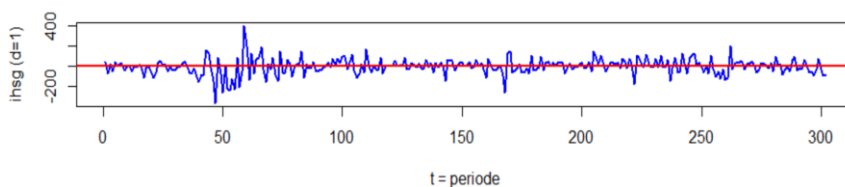
Variabel	Rata-Rata	Simpangan Baku	Minimum	Maximun
IHSG	5447	633,7394	3938	6435
Kurs	14570	629,684	13680	16825



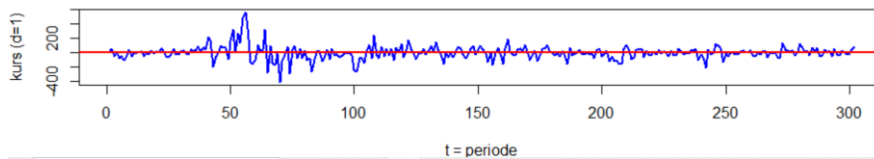
Gambar 1. Plot data

3.2 Uji Stasioneritas

Setelah melalui proses *differencing* pertama pada kedua variabel diperoleh data yang stasioner dalam rata-rata dan stasioner dalam varians. Plot data deret waktu untuk kedua variabel dapat dilihat pada gambar berikut.



Gambar 2. Grafik data IHSG setelah *differencing* pertama



Gambar 3. Grafik data Kurs setelah *differencing* pertama

Dari grafik di atas terlihat bahwa data IHSG dan Kurs stasioner dalam rata-rata dan varians. Hasil uji ADF pada data setelah *differencing* dapat dilihat dalam tabel 3.

Tabel 3. Uji *Augmented Dickey-Fuller* pada data hasil *differencing* pertama

Variabel	Nilai Statistik Uji	p-value
IHSG	-5,542	0,01
Kurs	-5,2594	0,01

Hasil uji ADF menunjukkan bahwa nilai *p-value* data IHSG dan Kurs sebesar 0,01 yang lebih kecil dari $\alpha = 0,05$ (Tolak H_0), yang menunjukkan bahwa data telah stasioner dalam rata-rata. Selain itu untuk melihat stasioneritas data dalam varians dilihat dari nilai λ yang mendekati 1 atau -1. Nilai λ untuk kedua variabel yaitu 0,9999 untuk IHSG dan 0,9999 untuk Kurs. Artinya bahwa kedua variabel telah stasioner dalam varians.

3.3 Uji Kausalitas Granger

Dari hasil perhitungan dengan menggunakan *Software R Studio* diperoleh hasil bahwa nilai *p-value* pada pengujian Kausalitas Granger untuk kedua model dengan orde *AR* menunjukkan nilai yang sangat kecil atau $< 0,05$. Hal ini dapat diartikan bahwa syarat kausalitas terpenuhi dan pemilihan model VAR terbaik dapat dilakukan.

3.4 Identifikasi Model *Vector Autoregressive Integrated Moving Average* (VARIMA)

Identifikasi model data deret waktu multivariat dilakukan melalui pemilihan model dengan nilai AIC terkecil. Sebelumnya dilakukan pendugaan model VARIMA dengan orde AR (p) dan MA(q) dari MACF dan MPACF yang dapat dilihat sebagai berikut.

Tabel 4. *Matrix Autocorrelation Function* (MACF)

Variabel	Lag	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9
	IHSG		+-	.-	..	+
Kurs		+-	+	+	.-	..	+	.-	+

Tabel 5. *Matrix Partial Autocorrelation Function* (MPACF)

Variabel	Lag	1	2	3	4	5	6	7	8	9
	IHSG		.-	..	++	..	+
Kurs		+	..	.--	+

MACF digunakan untuk menentukan orde MA dari model terbaik. Dari Tabel 4 terlihat bahwa yang memiliki signifikansi korelasi paling tinggi dari kedua variabel terdapat pada lag = 0 dan 1, sedangkan pada lag lainnya dianggap tidak signifikan karena hanya satu variabel yang signifikan. MPACF digunakan untuk menentukan orde AR dari model terbaik. Dari Tabel 5 terlihat bahwa yang memiliki signifikansi korelasi paling tinggi dari kedua variabel terdapat pada lag = 1 dan 3. Sehingga dapat diduga model terbaik yang akan terbentuk adalah VARIMA (1,1,0), VARIMA (1,1,1), VARIMA (3,1,0) dan VARIMA (3,1,1). Kemudian setelah itu dilakukan penghitungan nilai AIC untuk masing-masing model yang terbentuk. Hasil perhitungan menggunakan *software R* dapat dilihat pada tabel dibawah ini.

Tabel 6. Nilai AIC Dari Semua Orde Model

Kriteria Informasi Minimum berdasarkan AIC		
Lag	MA 0	MA 1
AR 1	17,75492	17,74454
AR 3	17,70066	17,68992

Berdasarkan tabel 6, dapat dilihat bahwa model yang memiliki nilai AIC minimum adalah model VARIMA (3,1,1) dengan nilai AIC sebesar 17,68992. Kemudian setelah itu dilakukan uji hipotesis untuk signifikansi koefisien. Estimasi parameter model dalam penelitian ini menggunakan metode *Maximum Likelihood*. Adapun hipotesis untuk melakukan pengujian signifikansi parameter adalah sebagai berikut :

H₀: Parameter tidak memiliki pengaruh secara signifikan terhadap model

H₁: Parameter memiliki pengaruh secara signifikan terhadap model

Estimasi parameter model VARIMA (3,1,1) dengan menggunakan *software R Studio* dapat dilihat dalam tabel di bawah ini:

Tabel 7. Penaksiran Parameter VARIMA (3,1,1)

Variabel	Parameter	Taksiran Parameter	Standar Error	t-hitung	p-value
Z ₁ (IHSG)	ϕ_{01}	-0,92270	5,91538	-0,156	0,87605
	ϕ_{11}	-0,33538	0,34008	-0,986	0,32404
	ϕ_{13}	-0,10262	0,06946	-1,477	0,13957
	ϕ_{15}	0,2072	0,08636	2,400	0,01641*
	ϕ_{21}	-0,620	0,23455	-2,643	0,00823*

	ϕ_{23}	-0,0755	0,06756	-1,112	0,26618
	ϕ_{23}	-0,245	0,08362	-2,933	0,00335*
Z_2 (Kurs)	ϕ_{10}	1,998068	7,63812	0,262	0,79364
	ϕ_{12}	-0,448	NA	NA	NA
	ϕ_{14}	0,0653	0,09277	0,704	0,48122
	ϕ_{16}	0,2004	0,04872	4,113	$3,9e^{-05}$ *
	ϕ_{22}	-0,280	NA	NA	NA
	ϕ_{24}	0,0856	0,03501	2,446	0,01445*
	ϕ_{26}	0,0512	0,06441	0,795	0,42645

Berdasarkan Tabel 7, diperoleh model VARIMA (3,1,1) sebagai berikut :

$$\begin{pmatrix} Z_1(t) \\ Z_2(t) \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} -0.335 & -0.448 \\ -0.620 & -0.280 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} Z_1(t-1) \\ Z_2(t-1) \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} -0.1026 & -0.0653 \\ -0.0755 & -0.0856 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} Z_1(t-2) \\ Z_2(t-2) \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} 0.207 & 0.2004 \\ -0.245 & 0.0512 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} Z_1(t-3) \\ Z_2(t-3) \end{pmatrix}$$

Dari model tersebut dapat diinterpretasikan bahwa variabel IHSG dan variabel Nilai Kurs Rupiah terhadap USD pada saat ke- t dipengaruhi oleh kedua variabel tersebut pada saat ke- $(t-1)$, $(t-2)$, dan $(t-3)$.

3.5 Pemeriksaan Asumsi *White Noise*

Dalam model deret waktu, residual disyaratkan harus saling bebas antar deret waktu dan memiliki varians konstan (*white noise*). Dengan menggunakan *Software R* diperoleh hasil sebagai berikut:

Tabel 8. Nilai L-Jung Box untuk *White Noise* Model VARIMA (3,1,1)

Lag	Q	df	<i>p-value</i>
1	0,591	4	0,96
2	1,798	8	0,99
3	2,920	12	1
4	7,288	16	0,97
5	11,728	20	0,93
6	18,364	24	0,78
7	19,084	28	0,90
8	29,450	32	0,60
9	51,432	36	0,05
10	54,714	40	0,06
11	60,643	44	0,05
12	65,084	48	0,05

Dari Tabel 8 terlihat bahwa pada Lag 1, nilai *p-value* sebesar $0,96 > 0,05$, maka H_0 diterima, artinya residual dari model VARIMA (3,1,1) sudah memenuhi *white noise*, begitu juga untuk lag-lag selanjutnya. Hal ini menyatakan bahwa data sudah *white noise*.

3.6 Pengujian Distribusi Normal Multivariat

Pengujian distribusi multivariat normal dilakukan untuk menguji apakah residual mengikuti distribusi normal multivariat. Dari hasil perhitungan menggunakan *Software R Studio* diperoleh nilai *p-value* = $0.05131421 > 0,05$ maka dapat disimpulkan bahwa residual model sudah berdistribusi normal multivariat.

3.7 Prakiraan Nilai dan MAPE (*Mean Absolute Percentage Error*) IHSG dan Kurs

Hasil prakiraan nilai selama 20 hari dari tanggal 1 April 2021 sampai dengan 29 April 2021 beserta nilai aktual data ditunjukkan dalam tabel 9. Hasil prakiraan diperoleh berdasarkan model VARIMA (3,1,1).

Tabel 9. Nilai Prakiraan dan MAPE IHSG dan Kurs

Tanggal	IHSG				Kurs			
	Prakiraan	Aktual	Abs E	MAPE	Prakiraan	Aktual	Abs E	MAPE
1/4/2021	5964,60	6011,46	46,85	0,78	14694,86	14649,89	44,97	0,31
5/4/2021	5952,78	5970,29	17,51	0,29	14735,98	14656,92	79,06	0,54
6/4/2021	5943,32	6002,77	59,45	0,99	14765,43	14605,67	159,76	1,09
7/4/2021	5941,95	6036,62	94,66	1,57	14777,16	14591,6	185,56	1,27
8/4/2021	5944,92	6071,72	126,81	2,09	14784,97	14585,57	199,40	1,37
9/4/2021	5944,35	6070,21	125,86	2,07	14787,89	14652,9	134,99	0,92
12/4/2021	5944,58	5948,57	3,99	0,07	14790,8	14652,9	137,90	0,94
13/4/2021	5944,70	5927,44	17,27	0,29	14791,81	14704,16	87,65	0,60
14/4/2021	5943,92	6050,28	106,35	1,76	14793,97	14721,24	72,73	0,49
15/4/2021	5942,98	6079,50	136,52	2,25	14796,02	14706,17	89,85	0,61
16/4/2021	5941,90	6086,26	144,36	2,37	14798,29	14719,23	79,06	0,54
19/4/2021	5940,82	6052,54	111,72	1,85	14800,87	14664,96	135,91	0,93
20/4/2021	5939,58	6038,32	98,74	1,64	14803,43	14640,84	162,59	1,11
21/4/2021	5938,44	5993,24	54,80	0,91	14806,17	14580,54	225,63	1,55
22/4/2021	5937,26	5994,18	56,92	0,95	14808,82	14621,75	187,07	1,28
23/4/2021	5936,10	6016,86	80,77	1,34	14811,56	14602,65	208,91	1,43
26/4/2021	5934,94	5964,82	29,88	0,50	14814,25	14620,74	193,51	1,32
27/4/2021	5933,79	5959,62	25,84	0,43	14816,96	14561,45	255,51	1,75
28/4/2021	5932,64	5974,48	41,84	0,70	14819,66	14569,49	250,17	1,72
29/4/2021	5931,48	6012,96	81,48	1,36	14822,35	14582,55	239,80	1,64
			Jumlah	24,20			Jumlah	21,41
			MAPE	1,21			MAPE	1,07

Nilai MAPE untuk variabel IHSG pada model VARIMA (3,1,1) adalah sebesar 1,21%, dan nilai MAPE untuk variabel Kurs sebesar 1,07 %. Sedangkan nilai MAPE gabungan atau MAPE model VARIMA (3,1,1) adalah sebesar 1,14 %. Ketiga nilai MAPE tersebut <10% sehingga model VARIMA (3,1,1) dapat dikategorikan sangat baik dalam memprakirakan nilai IHSG dan Kurs.

4 KESIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian ini dapat diambil kesimpulan sebagai berikut :

1. Model prakiraan terbaik untuk data IHSG dan Nilai Kurs Rupiah terhadap USD adalah model VARIMA yang merupakan model deret waktu multivariat yang telah melalui proses *differencing* dan digunakan untuk mengetahui hubungan diantara beberapa variabel deret waktu pada waktu t dengan p periode sebelumnya.
2. Pemilihan orde AR dan orde MA berdasarkan MACF dan MPACF dengan nilai AIC minimum menghasilkan model terbaik yaitu VARIMA (3,1,1).
3. Metode *Maximum Likelihood* digunakan untuk menaksir nilai parameter model VARIMA (3,1,1) dengan residual memenuhi asumsi *white noise*.
4. Prakiraan data IHSG dan nilai Kurs Rupiah terhadap USD selama 20 hari mengikuti model VARIMA (3,1,1) dengan nilai MAPE sebesar 1,14 % yang dapat diartikan bahwa hasil prakiraan dikategorikan sangat baik.

UCAPAN TERIMA KASIH

Penulis mengucapkan terima kasih kepada Rektor Universitas Padjadjaran yang telah memberikan dukungan dana untuk diseminasi hasil penelitian dosen dan mahasiswa melalui *Academic Leadership Grant* dengan nomor kontrak: 1959/UN6.3.1/PT.00/2021.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] R. I. H. Pratama dan D. R. S. Saputro, "Model Runtun Waktu *Vector Autoregressive Moving Average with Exogenous Variable*", *Prosiding KNPMP 3 2018*, 490-497 (2018).
- [2] A. Meimela dkk, "Modeling of Covid-19 in Indonesia Using *Vector Autoregressive Integrated Moving Average*" *J. Phys.: Conf. Ser. 1722 012079* (2021).
- [3] W. W. S. Wei, *Time Series Analysis Univariate and Multivariate Method, Second Edition*. Pearson (2006).
- [4] M. P. Ayudhiah, S. Bahri dan N. Fitriyani, "Peramalan Indeks Harga Konsumen Kota Mataram Menggunakan *Vector Autoregressive Integrated Moving Average (VARIMA)*", *Eigen Mathematical Jurnal*, 3(1) 1-8 (2020).
- [5] A. Mauludiyanto, G. Hendratoro, M. Hery, dan Suhartono, "Pemodelan VARIMA dengan Efek Deteksi Outlier Terhadap Data Curah Hujan", *Seminar Nasional Aplikasi Teknologi Informasi (SNATI)*, 1 – 4 (2009).
- [6] A. Wiwik dan L. K. Dewi, "Peramalan Menggunakan Metode *Vector Autoregressive Moving Average (VARMA)*", *Jurnal Ilmiah Teknologi Informasi*, 7(2) 99-106 (2008).
- [7] R. J. C. Chen, P. Bloomfield, J.S.Fu, "An Evaluation of Alternative Forecasting Methods to Recreation Visitation", *Journal of Leisure Research*, 35(4) 441-454 (2003).

ISSN 2829-3770



9

772829

377007