

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 KLABTER 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	
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	

MODEL VECTOR AUTOREGRESSIVE INTEGRATED (VARI) DAN PENERAPANNYA PADA DATA PERKEMBANGAN HARGA ECERAN BERAS DI TIGA IBU KOTA PROVINSI WILAYAH PULAU JAWA

Zulfa Hidayah Satria Putri^{1,2}, Asri Yuniar^{1,3}, Toni Toharudin⁴, Budi Nurani Ruchjana^{5*}

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

² Badan Pusat Statistik Republik Indonesia, Indonesia

³ Badan Pusat Statistik Provinsi Jawa Barat, Indonesia

⁴ Departemen Statistika Fakultas MIPA, Universitas Padjadjaran, Indonesia

⁵ Departemen Matematika Fakultas MIPA, Universitas Padjadjaran, Indonesia

email: *budi.nurani@unpad.ac.id

Abstrak. Beras merupakan komoditas pangan yang sangat penting karena merupakan bahan makanan pokok bagi sebagian besar penduduk Indonesia. Harga beras sangat mempengaruhi tingkat kesejahteraan penduduk. Model Vector Autoregressive Integrated (VARI) merupakan salah satu model time series multivariat yang digunakan untuk menentukan peramalan. Model VARI dipengaruhi oleh variabel itu sendiri pada periode sebelumnya dengan kondisi data non stasioner. Proses yang dilakukan dalam membentuk model VARI, yaitu differencing, identifikasi model time series, kestasioneran data, mengestimasi parameter, diagnostic test, dan peramalan. Tujuan dari penelitian ini adalah membentuk model peramalan untuk rata-rata harga beras eceran bulanan pada tiga ibu kota provinsi, yaitu: DKI Jakarta, Jawa Barat, dan Banten. Data yang digunakan adalah data rata-rata harga beras bulanan pada tiga ibu kota provinsi tersebut mulai dari Januari 2014 sampai dengan Desember 2019. Hasil penelitian menunjukkan model terbaik yang diperoleh dengan nilai AIC terkecil adalah VARI(1,1) yang artinya model VAR orde satu dengan proses differencing pertama. Hasil uji diagnostik juga menunjukkan bahwa setiap lokasi saling berkorelasi dan asumsi white noise terpenuhi. Dari ketiga model estimasi yang signifikan secara simultan, model untuk Ibu Kota DKI Jakarta memiliki tingkat signifikansi tertinggi dengan variabel yang signifikan mempengaruhi adalah rata-rata harga beras eceran bulanan pada Ibu Kota Provinsi DKI Jakarta dan Banten pada periode sebelumnya. Ketepatan model secara keseluruhan memiliki tingkat akurasi yang sangat baik dengan MAPE sebesar 5,202%.

Kata kunci: AIC, differencing, MAPE, rata-rata harga beras bulanan, stasioneritas, VARI.

1 PENDAHULUAN

Beras merupakan salah satu komoditas pangan yang sangat penting karena merupakan bahan makanan pokok bagi sebagian besar penduduk Indonesia. Komoditas pangan beras mempunyai posisi penting, baik dari sisi ekonomi maupun sosial. Pentingnya kehati-hatian bagi pemerintah dalam membuat kebijakan penentuan harga beras karena terdapat banyak faktor yang mempengaruhi, serta dampak atau pengaruh yang ditimbulkan sebagai akibat kebijakan tersebut. Faktor terpenting adalah pengaruhnya kepada kesejahteraan penduduk, baik produsen atau petani maupun konsumen. Pemerintah Indonesia secara terus menerus berupaya dalam menekan kenaikan harga pangan, salah satunya beras dengan menerbitkan Peraturan Menteri Perdagangan (Permendag) Nomor 57 Tahun 2017 tentang Penetapan Harga Eceran Tertinggi Beras dan Peraturan Menteri Pertanian (Permentan) Nomor 31 Tahun 2017 tentang Kelas Mutu Beras. Namun, berdasarkan data Badan Pusat Statistik, rata-rata harga beras eceran bulanan di Tingkat Perdagangan Besar harga beras eceran masih mengalami fluktuasi dengan kecenderungan trend meningkat dengan rata-rata kenaikan tiap bulan dari tahun 2014-2019 sebesar 0,37% [1].

Harga eceran atau harga konsumen adalah harga barang dan jasa yang dibayar oleh pengguna akhir untuk dikonsumsi, dan bukan untuk dijual lagi. Data harga eceran diperoleh dari Survei Harga Konsumen (SHK) yang dilakukan di 82 kota pusat perekonomian di Indonesia (33 ibukota provinsi dan 49 kota lainnya) [1]. Rata-rata harga eceran beras bulanan adalah rata-rata harga eceran beras per bulan dari berbagai jenis beras (baik premium dan medium) di pasar tradisional dan pasar modern (Rp/Kg). Peran pemerintah dalam menentukan harga beras sangatlah penting karena sebagian besar masyarakat Indonesia menghendaki harga beras stabil dan terjangkau. Oleh karena itu, untuk mendapatkan gambaran perkembangan harga beras di Indonesia dapat dilakukan dengan melakukan metode peramalan. Gambaran tersebut dapat bermanfaat sebagai informasi bagi pemerintah dalam menentukan kebijakan.

Metode peramalan yang sering digunakan adalah analisis deret waktu [2]. Analisis deret waktu merupakan metode analisis untuk meramalkan nilai-nilai masa depan berdasarkan pada nilai-nilai masa lampau suatu variabel dan atau kesalahan masa lampau, salah satunya adalah dengan metode deret waktu *Autoregressive* (AR). Akan tetapi, metode AR hanya melakukan analisis secara univariat. Pada kasus multivariat, terdapat pengembangan metode, yaitu *Vector Autoregressive* (VAR) yang merupakan gabungan dari beberapa model AR atau dapat dikatakan model VAR merupakan model deret waktu multivariat [3].

Model VAR merupakan suatu sistem persamaan yang dinamis yang menghubungkan pengamatan saat ini dari suatu variabel dengan pengamatan masa lalu dari variabel itu sendiri dan pengamatan masa lalu dari variabel lain dalam sistem. Salah satu pengembangan dari VAR adalah model *Vector Autoregressive Integrated* (VARI). Model VARI merupakan model yang digunakan untuk peramalan dimana dipengaruhi oleh variabel itu sendiri pada periode sebelumnya dengan kondisi data non stasioner atau tidak stasioner. Proses yang dilakukan dalam membentuk model VARI, yaitu kestasioneran data, *differencing*, identifikasi model *time series*, melakukan estimasi parameter, *diagnostic test*, dan melakukan peramalan [4].

Salah satu penelitian sebelumnya oleh Hardani, Hoyyi, dan Sudarno [5] menerapkan metode peramalan VARI pada data inflasi, suku bunga, dan indeks harga saham gabungan. Oleh karena itu, berdasarkan penjelasan sebelumnya, dapat dikemukakan bahwa tujuan dari penelitian ini adalah membentuk model peramalan yang tepat untuk rata-rata harga beras bulanan pada tiga ibu kota provinsi wilayah Pulau Jawa, yaitu Provinsi DKI Jakarta, Provinsi Jawa Barat, dan Provinsi Banten menggunakan Model VARI.

2 METODOLOGI

2.1 Stasioneritas dan Differencing Data

Dalam analisis *time series*, asumsi stasioneritas dari data merupakan hal penting. Menurut [2], kestasioneran terbagi 2, antara lain, yang pertama stasioner dalam *mean* atau rata-rata dimana data dikatakan stasioner jika data tidak mengandung trend. Kestasioneran *mean* pada data multivariat *time series* dapat dilihat dari *Matrix Autocorrelation Function* (MACF) dan *Matrix Partial Autocorrelation Function* (MPACF) dari data original. Data dapat dikatakan belum stasioner jika nilai MACF terlihat menurun lambat menuju nol secara signifikan. Metode lainnya adalah dengan uji *Augmented Dickey Fuller* (ADF) pada masing-masing variabel. Pada dasarnya, uji ini untuk melihat keberadaan akar unit dalam model. Untuk mengetahui keberadaan akar unit yang menunjukkan data tidak stasioner dalam suatu model proses *Autoregressive* (AR) orde p , jika terdapat vektor *time series* dengan deret pengamatan $\{Z_t\}$ sebanyak n , yaitu Z_1, Z_2, \dots, Z_n maka digunakan persamaan berikut:

$$\Delta Z_t = \phi^* Z_{t-1} + a_t \quad (1)$$

Dengan $\Delta Z_t = Z_t - Z_{t-1}$, ϕ^* merupakan parameter model *differenced-lag* dan a_t adalah residual pada waktu ke- t . Pengujian ADF dapat dilakukan dengan tahapan uji hipotesis parameter persamaan (1) sebagai berikut:

Hipotesis:

$$H_0 : \phi^* = 0 \text{ (data tidak stasioner dalam } mean \text{)}$$

$$H_1 : \phi^* < 0 \text{ (data stasioner dalam } mean \text{)}$$

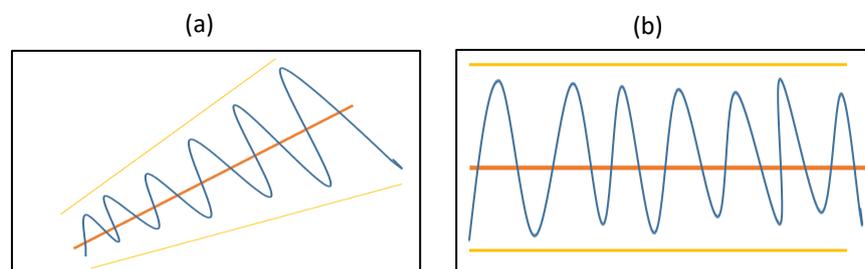
Statistik Uji:

$$ADF \text{ hitung} = \frac{\phi^*}{SE(\phi^*)} \quad (2)$$

Kriteria uji:

H_0 ditolak jika nilai statistik uji ADF memiliki nilai lebih kecil dibandingkan nilai daerah kritis atau jika *p-value* kurang dari taraf signifikansi α .

Kestasioneran kedua adalah stasioner dalam varians dimana data memiliki varians konstan sepanjang waktu atau jika nilai *rounded value* atau parameter transformasi (λ) pada analisis *Box-Cox* sama dengan atau mendekati 1. Berikut ilustrasi grafik stasioneritas data adalah sebagai berikut.



Gambar 1. Ilustrasi plot data deret waktu (a) Data tidak stasioner dalam *mean* dan varians, (b) Data stasioner dalam *mean* dan varians

Apabila data tidak stasioner dalam *mean*, maka perlu dilakukan proses *differencing* untuk mendapatkan kestasioneran tersebut. Proses *differencing* pada data pengamatan berupa deret angka adalah dengan cara menghitung selisih antara nilai-nilai yang berurutan dengan nilai pada satu periode sebelumnya sehingga didapatkan pembeda pertama atau *first difference* [6].

First differencing atau *Differencing* pada lag 1 dari nilai deret angka sebanyak n , yaitu Z_1, Z_2, \dots, Z_n adalah sebagai berikut (Bowerman, B. L., and O'Connell, R. T, 1993) dalam [7]:

$$Y_t = Z_t - Z_{t-1} \quad \text{dengan } t = 2, 3, \dots, n \quad (3)$$

2.2 Matrix Autocorrelation Function (MACF) dan Matrix Partial Autocorrelation Function (MPACF)

Matrix Autocorrelation Function (MACF) dan *Matrix Partial Autocorrelation Function* (MPACF) dari data original digunakan untuk melihat kestasioneran *mean* pada data multivariat *time series*. Jika terdapat sebuah vektor deret waktu dengan deret pengamatan sebanyak T , yaitu Z_1, Z_2, \dots, Z_T maka persamaan untuk matriks korelasi sampel didapatkan sebagai berikut [2]:

$$\hat{\rho}(k) = [\hat{\rho}_{ij}(k)] \quad (4)$$

dengan $\hat{\rho}_{ij}(k)$ adalah nilai korelasi silang atau *cross-correlation* untuk sampel pada komponen deret ke- i dan ke- j yang dihitung dari persamaan sebagai berikut:

$$\hat{\rho}_{ij}(k) = \frac{\sum_{t=1}^{T-k} (Z_{i,t} - \bar{Z}_i)(Z_{j,t-k} - \bar{Z}_j)}{\left[\sum_{t=1}^T (Z_{i,t} - \bar{Z}_i)^2 \sum_{t=1}^T (Z_{j,t-k} - \bar{Z}_j)^2 \right]^{\frac{1}{2}}} \quad (5)$$

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

Dalam [2], persamaan MPACF adalah sebagai berikut:

$$\mathbf{P}(s) = [\mathbf{D}_v(s)]^{-1} \mathbf{V}_{vu} [\mathbf{D}_u(s)]^{-1} \quad (6)$$

$\mathbf{D}_v(s)$ merupakan matriks diagonal dengan elemen diagonal ke- i adalah akar kuadrat dari diagonal elemen ke- i dari $\mathbf{V}_v(s)$. Kemudian, sama halnya dengan $\mathbf{D}_u(s)$ yang didefinisikan dari $\mathbf{V}_u(s)$.

Menurut Box dan Tiao (1981) dalam [2], terdapat 3 tanda atau simbol yang digunakan sebagai metode ringkas dalam membaca hasil dari korelasi sampel, yaitu simbol (+), (-), dan (.) pada baris ke- i dan kolom ke- j matriks korelasi sampel dengan ketentuan sebagai berikut:

1. Tanda (+) menunjukkan bahwa nilai $\hat{\rho}_{ij}(k)$ lebih besar dari ± 2 dikali nilai estimasi standar eror artinya terdapat hubungan korelasi positif antara komponen (i, j),
2. Tanda (-) menunjukkan bahwa nilai $\hat{\rho}_{ij}(k)$ lebih kecil dari ± 2 dikali nilai estimasi standar eror artinya terdapat hubungan korelasi negatif antara komponen (i, j), dan
3. Tanda (.) menunjukkan bahwa nilai $\hat{\rho}_{ij}(k)$ terletak diantara ± 2 kali nilai estimasi standar eror artinya tidak terdapat hubungan korelasi antara komponen (i, j).

Dalam [2, 8], nilai pendekatan atau perkiraan standar eror dari autokorelasi sampel adalah $1/\sqrt{T}$ dimana T adalah banyaknya deret. Data dapat dikatakan stasioner, jika memiliki lebih sedikit tanda (+) atau (-) yang biasanya terdapat pada awal lag dan didominasi oleh tanda (.) [9].

2.3 Model Vector Autoregressive Integrated (VARI)

Model VARI merupakan salah satu model data deret waktu multivariat yang digunakan untuk peramalan dan merupakan pengembangan dari Model *Vector Autoregressive* (VAR). Model VARI dipengaruhi oleh variabel itu sendiri pada periode sebelumnya dengan kondisi data tidak stasioner sehingga perlu dilakukan proses *differencing* dari model VAR. Apabila dilakukan *first differencing*, maka terbentuk model VARI (1,1) yang artinya model VAR dengan orde $p = 1$ dengan *differencing* pertama.

Model VARI (1,1) dengan n variabel pada waktu ke- t , jika $Y_t = Z_t - Z_{t-1}$, maka dapat dimodelkan sebagai berikut [4]:

$$\begin{aligned} Y_{1,t} &= \Phi_{10} + \Phi_{11}Y_{1,t-1} + \Phi_{12}Y_{2,t-1} + \dots + \Phi_{1n}Y_{n,t-1} + a_{1,t} \\ Y_{2,t} &= \Phi_{20} + \Phi_{21}Y_{1,t-1} + \Phi_{22}Y_{2,t-1} + \dots + \Phi_{2n}Y_{n,t-1} + a_{2,t} \\ &\vdots \\ Y_{n,T} &= \Phi_{n0} + \Phi_{n1}Y_{1,t-1} + \Phi_{n2}Y_{2,t-1} + \dots + \Phi_{nT}Y_{n,t-1} + a_{n,T} \end{aligned} \tag{7}$$

dengan:

$Y_{i,t}$: data Y_i pada periode ke- t dengan $i = 1,2,3, \dots, n$ dan $t = 1,2,3, \dots, T$

$Y_{i,t-1}$: data Y_i pada periode ke- $(t - 1)$

Φ_{i0} : konstanta rata-rata

$\Phi_{i,t}$: koefisien *autoregressive* n ke- t

$a_{i,t}$: *error* n pada periode ke- t dengan asumsi $a_t \sim N(0, \sigma^2)$

Estimasi parameter model VARI (1,1) dengan menggunakan *Ordinary Least Square* (OLS) terhadap model $Y_{1,t}$ jika terdapat 2 variabel dan parameter Φ_{10}, Φ_{11} , dan Φ_{12} , proses estimasinya perlu melalui sebuah skalar S sebagai berikut [2]:

$$S = \sum_{t=2}^n (a_{1,t})^2 = \sum_{t=2}^n (Y_{1,t} - \Phi_{10} - \Phi_{11}Y_{1,t-1} - \Phi_{12}Y_{2,t-1})^2 \tag{8}$$

Dengan meminimumkan *error* melalui turunan parsial S terhadap Φ , sehingga diperoleh estimasi parameter $\hat{\Phi}$ sebagai berikut :

$$\hat{\Phi} = X^{-1}Y \tag{9}$$

dimana $\hat{\Phi}$ adalah vektor estimasi parameter, X^{-1} adalah invers matriks variabel independen dan Y adalah matriks variabel dependen.

Uji parsial *t-test* dilakukan untuk menguji signifikansi pengaruh dari masing-masing parameter terhadap model. Dengan hipotesis uji, yaitu $H_0 : \Phi_{ij} = 0$ dan $H_1 : \Phi_{ij} \neq 0$, maka statistik uji adalah sebagai berikut :

$$t \text{ hitung} = \frac{\hat{\Phi}}{SE(\hat{\Phi})} \tag{10}$$

Kriteria uji : Tolak H_0 jika $|t \text{ hitung}| > t_{\alpha/2, (N-k)}$ dimana N adalah banyaknya observasi atau saat $p\text{-value} < \text{taraf signifikansi } \alpha$.

2.4 Akaike Information Criteria (AIC)

Dalam pemilihan model terbaik diperlukan proses penentuan orde model dengan *lag* optimum yang dapat dilakukan dengan melihat nilai AIC. Perhitungan AIC untuk m dimensi pada model VAR(p) adalah sebagai berikut [2]:

$$AIC(p) = \ln(|S(p)|) + \frac{2pm^2}{n} \tag{11}$$

dengan n adalah banyaknya pengamatan, p adalah orde atau panjang *lag*, m adalah parameter yang diestimasi, dan $|S(p)|$ adalah *residual sum of square* dan *cross products*. Model terbaik adalah model yang memiliki nilai AIC terkecil.

2.5 Uji Diagnostik

Pengujian diagnostik yang dilakukan adalah memeriksa asumsi normalitas dan asumsi residual *white noise*. Uji normal multivariat menggunakan *Shapiro-Wilk Test* dengan hipotesis yang diuji adalah sebagai berikut:

H_0 : Z_1, Z_2, \dots, Z_n berdistribusi multivariat normal

H_1 : Z_1, Z_2, \dots, Z_n tidak berdistribusi multivariat normal

Kriteria uji adalah Tidak Tolak H_0 jika *p value* > taraf signifikansi α , maka asumsi multivariat normal terpenuhi.

Ljung-Box Statistics digunakan untuk menguji asumsi residual *white noise* atau residual bersifat identik, independen (*iid*), dan berdistribusi $N \sim (0, \sigma^2)$ dengan hipotesis yang digunakan adalah sebagai berikut:

H_0 : $\rho_1 = \rho_2 = \dots = \rho_k = 0$ (residual independent)

H_1 : minimal terdapat $\rho_i \neq 0$ (residual tidak independent)

ρ_i adalah autokorelasi lag ke-*i* dengan $i = 1, 2, \dots, k$.

Kriteria uji adalah Tidak Tolak H_0 jika *p value* > taraf signifikansi α , maka asumsi residual *white noise* terpenuhi.

2.6 Uji Ketepatan Model (*Mean Absolute Percentage Error (MAPE)*)

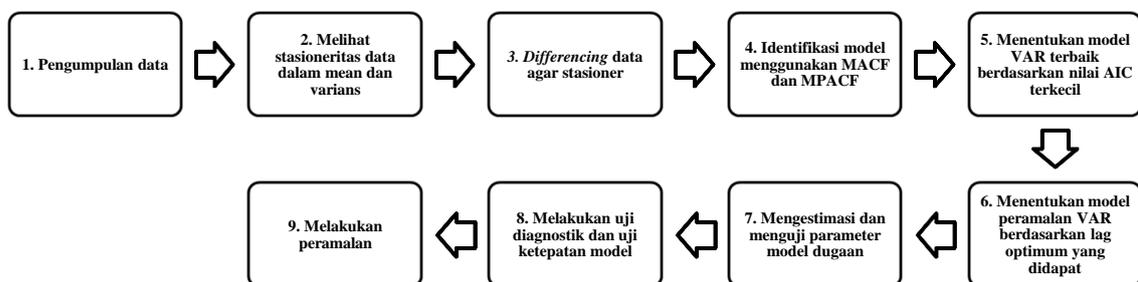
MAPE untuk mengukur kesalahan nilai dugaan model atau melihat seberapa akurat model dalam memprediksi. Semakin kecil nilai MAPE, maka hasil peramalan semakin mendekati hasil yang aktual. MAPE dirumuskan sebagai berikut:

$$MAPE = \frac{\sum_{t=1}^N \left| \left(\frac{Y_t - \hat{Y}_t}{Y_t} \right) \right|}{N} \times 100\% \quad (12)$$

N adalah jumlah observasi data *time series*, Y_t adalah nilai data aktual dan \hat{Y}_t adalah nilai ramalan.

2.7 Tahapan Analisis

Prosedur yang dilakukan untuk peramalan dengan model VAR dapat dilihat pada Gambar 2 sebagai berikut:



Gambar 2. *Flowchart* tahapan analisis data

Berdasarkan Gambar 2, prosedur atau tahapan ringkas untuk melakukan peramalan dengan model VAR pada data yang tidak stasioner dalam *mean*. Tahap ke-2, yaitu *differencing* dilakukan jika data original yang digunakan tidak stasioner dalam *mean*. Kemudian,

identifikasi model menggunakan MACF dan MPACF dilakukan pada data yang sudah stasioner, selanjutnya menentukan model VAR terbaik dengan lag yang optimum berdasarkan nilai AIC terkecil. Setelah model VAR ditentukan, maka dapat dilakukan estimasi parameter, uji diagnostik dan uji ketepatan dari model yang terbentuk, lalu kemudian melakukan peramalan.

3 HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1. Sumber Data dan Karakteristik Data

Sumber data diambil dari Publikasi semesteran Badan Pusat Statistik, yaitu Publikasi Perkembangan Mingguan Harga Eceran Beberapa Bahan Pokok di Ibukota Provinsi Seluruh Indonesia. Data yang digunakan pada penelitian ini adalah data rata-rata harga beras bulanan pada tiga ibu kota provinsi tersebut mulai dari Januari 2014 sampai dengan Desember 2019.

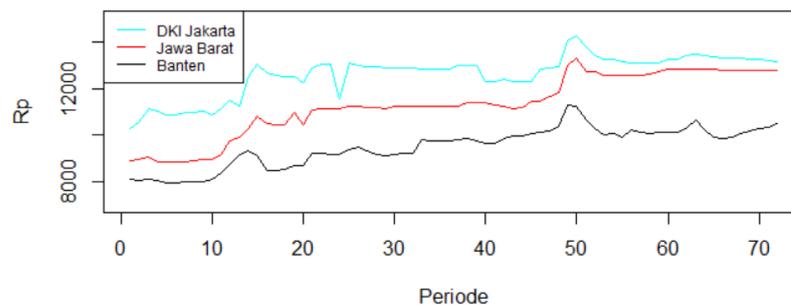
Terdapat tiga variabel yang digunakan dalam penelitian ini yang merupakan data rata-rata harga beras bulanan pada tiga ibu kota provinsi, antara lain sebagai berikut:

Z_1 : rata-rata harga beras bulanan di Ibu Kota Provinsi DKI Jakarta

Z_2 : rata-rata harga beras bulanan di Ibu Kota Provinsi Jawa Barat

Z_3 : rata-rata harga beras bulanan di Ibu Kota Provinsi Banten

Perkembangan rata-rata harga beras bulanan pada tiga ibu kota provinsi tersebut mulai dari Januari 2014 sampai dengan Desember 2019 dapat dilihat pada gambar berikut:



Gambar 3. Perkembangan rata-rata harga beras bulanan pada tiga ibu kota provinsi (2014-2019)

Berdasarkan Gambar 3, rata-rata harga beras bulanan tertinggi adalah di Ibu Kota Provinsi DKI Jakarta. Terlihat pula bahwa pada ketiga ibu kota tersebut memiliki pola kenaikan dan penurunan hampir sama. Jika dihitung korelasi antar variabel lokasi, didapatkan nilai korelasi pada Tabel 1 sebagai berikut.

Tabel 1. Nilai korelasi antar variabel lokasi

	Nilai korelasi		
	Z_1	Z_2	Z_3
Z_1	1	0.9161	0.8498
Z_2	0.9161	1	0.9244
Z_3	0.8498	0.9244	1

Pada Tabel 1 ditunjukkan bahwa nilai koefisien korelasi antar variabel lokasi secara keseluruhan mendekati 1, artinya memiliki hubungan korelasi positif yang sangat kuat antar variabel lokasi, sehingga analisis dapat dilanjutkan.

3.2. Uji Stasioneritas

Hasil uji stasioneritas pada masing-masing variabel dapat dilihat pada Tabel 2 berikut:

Tabel 2. *Dickey-Fuller Test for stationarity*

Variabel	ADF	Box-Cox
	<i>p-value</i>	<i>Rounded Value</i>
Z_1	0.3532	0.999959
Z_2	0.3388	0.999959
Z_3	0.3466	0.999959

Tabel 3. MACF data harga eceran beras 3 ibu kota provinsi di Pulau Jawa

Variabel	Lag										
	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
Z_1	+++	+++	+++	+++	+++	+++	+++	+++	+++	+++	+++
Z_2	+++	+++	+++	+++	+++	+++	+++	+++	+++	+++	+++
Z_3	+++	+++	+++	+++	+++	+++	+++	+++	+++	+++	+++

Berdasarkan Tabel 2, ADF Test menghasilkan *p-value* secara keseluruhan $> \alpha$ (0,05) dan ditambah dengan informasi MACF pada Tabel 3 yang menunjukkan semua lag signifikan atau memiliki nilai korelasi yang melebihi 2 kali SE, yang artinya secara simultan ketiga lokasi memiliki korelasi positif. Dapat disimpulkan bahwa data tidak stasioner dalam *mean* dan perlu dilakukan *differencing*.

Kemudian berdasarkan Tabel 2, *rounded value Box-Cox* pada semua ibu kota provinsi memiliki nilai mendekati 1 yang berarti data sudah stasioner dalam varians.

3.3. Identifikasi Model

Identifikasi model pada data multivariat *time series* adalah menggunakan MACF dan MPACF, dapat dilihat pada Tabel 4 dan Tabel 5 berikut:

Tabel 4: MACF data harga eceran beras 3 ibu kota provinsi di Pulau Jawa (*first differencing*)

Variabel	Lag										
	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
Z_1	+++	..++.	.-.
Z_2	+++	..+
Z_3	+++	..+	-..	..-	-..	...

Tabel 5. MPACF data harga eceran beras 3 ibu kota provinsi di Pulau Jawa (*first differencing*)

Variabel	Lag									
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
Z_1	-.+	-+.++	.-.	.+.+	-..	.+.
Z_2	.-++.	...
Z_3	.-+-.	+.-	-..	+..

Banyaknya tanda titik yang muncul secara bersamaan dalam MACF pada Tabel 4 menunjukkan bahwa data sudah stasioner. Selain itu, Tabel 4 juga menunjukkan bahwa korelasi paling signifikan terjadi pada lag 0 dan mulai dari lag 1 juga terlihat struktur menurun sinusoidal. Berdasarkan informasi tersebut dapat disimpulkan bahwa tidak adanya model MA atau dapat dikatakan model VMA(0). Sedangkan pada Tabel 5, MPACF menunjukkan terdapat lebih dari satu lag yang signifikan atau nilai korelasi lebih dari batas \pm

2 kali SE, maka dari itu model yang terbentuk juga akan lebih dari 1 model. Oleh karena itu, perlu dilakukan pemilihan lag optimum dari model VARI yang menggunakan beberapa orde (p) dan memilih model terbaik menggunakan nilai AIC. Model VARI terbaik adalah yang memiliki nilai AIC terkecil.

3.4. Pemilihan Model Terbaik

Pemilihan model terbaik dengan menduga orde VAR dari lag yang optimum dapat diketahui dengan melihat nilai AIC pada Tabel 6 berikut:

Tabel 6. Nilai AIC Model VAR pada Lag 1 sampai Lag 10

	Lag									
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
AIC	33,064	33,128	33,268	33,302	33,397	33,577	33,798	33,641	33,619	33,639

Tabel 6 menunjukkan hasil identifikasi untuk kesepuluh lag yang diuji. nilai AIC terkecil adalah pada lag 1 sebesar 33,064, sehingga model yang paling sesuai adalah yang memiliki orde *autoregressive* ($p = 1$) dan *differencing* pertama atau VARI (1,1).

3.5 Estimasi Parameter Model

Setelah identifikasi model, selanjutnya dilakukan estimasi parameter model VARI (1,1), hasilnya pada Tabel 7.

Pada Tabel 7, dengan menggunakan taraf signifikansi $\alpha = 5\%$, secara parsial terlihat bahwa terdapat beberapa parameter pada model, baik model $\hat{Y}_{1,t}$, $\hat{Y}_{2,t}$, maupun $\hat{Y}_{3,t}$ yang tidak signifikan, namun secara simultan model dinyatakan fit dengan $p\text{-value} < \alpha$ (5%).

Tabel 7. Hasil estimasi parameter model VARI (1,1)

Persamaan	Variabel	Koefisien	$p\text{-value}$ parsial	$p\text{-value}$ simultan
$\hat{Y}_{1,t}$	konstanta	30,169429	0,49530	0,003396*
	$Y_{1,t-1}$	-0,379234	0,00611*	
	$Y_{2,t-1}$	0,001459	0,99545	
	$Y_{3,t-1}$	0,709900	0,00405*	
$\hat{Y}_{2,t}$	konstanta	56,09068	0,04535*	0,02201*
	$Y_{1,t-1}$	0,04492	0,59304	
	$Y_{2,t-1}$	-0,32783	0,04342 *	
	$Y_{3,t-1}$	0,45461	0,00327 *	
$\hat{Y}_{3,t}$	konstanta	39,3317	0,14778	0,007094*
	$Y_{1,t-1}$	-0,1037	0,20903	
	$Y_{2,t-1}$	-0,2922	0,06459	
	$Y_{3,t-1}$	0,5065	0,00089*	

Jika $\hat{Y}_{i,t} = Z_{i,t} - \widehat{Z}_{i,t-1}$ maka persamaan model yang terbentuk dengan semua parameter untuk data perkembangan harga eceran beras bulanan pada ketiga ibu kota provinsi wilayah Pulau Jawa adalah sebagai berikut:

- Ibu Kota Provinsi DKI Jakarta

$$\hat{Y}_{1,t} = 30,169429 - 0,379234 Y_{1,t-1} + 0,001459 Y_{2,t-1} + 0,70990 Y_{3,t-1} \quad (13)$$

Secara parsial, variabel selisih rata-rata harga beras bulanan di Ibu Kota Provinsi DKI Jakarta dan Banten antara periode tertentu ($ke-t$) dengan periode bulan sebelumnya berpengaruh secara signifikan. Sehingga, apabila selisih atau perubahan rata-rata harga beras bulanan di Ibu Kota Provinsi DKI Jakarta periode sebelumnya meningkat sebesar satu rupiah, akan menyebabkan perubahan harga beras bulanan di Ibu Kota Provinsi DKI Jakarta bulan $ke-t$ menurun sebesar 0,379234 rupiah. Tetapi, apabila perubahan rata-rata harga beras bulanan di Ibukota Provinsi Banten periode sebelumnya meningkat sebesar satu rupiah, akan menyebabkan perubahan harga beras bulanan di Ibukota Provinsi DKI Jakarta bulan $ke-t$ meningkat sebesar 0,70990 rupiah.

2. Ibu Kota Provinsi Jawa Barat

$$\hat{Y}_{2,t} = 56,09068 + 0,04492Y_{1,t-1} - 0,32783 Y_{2,t-1} + 0,45461 Y_{3,t-1} \quad (14)$$

Secara parsial, variabel selisih atau perubahan rata-rata harga beras bulanan di Ibu Kota Provinsi Jawa Barat dan Banten antara periode tertentu ($ke-t$) dengan periode bulan sebelumnya berpengaruh secara signifikan. Sehingga, apabila perubahan rata-rata harga beras bulanan di Ibu Kota Provinsi Jawa Barat periode sebelumnya meningkat sebesar satu rupiah, maka akan menyebabkan perubahan harga beras bulanan di Ibu Kota Provinsi Jawa Barat bulan $ke-t$ menurun sebesar 0,32783 rupiah. Sedangkan, apabila perubahan rata-rata harga beras bulanan di Ibu Kota Provinsi Banten periode sebelumnya meningkat sebesar satu rupiah, akan menyebabkan perubahan harga beras bulanan di Ibukota Provinsi Jawa Barat bulan $ke-t$ meningkat sebesar 0,45461 rupiah.

3. Ibu Kota Provinsi Banten

$$\hat{Y}_{3,t} = 39,3317 - 0,1037 Y_{1,t-1} - 0,2922 Y_{2,t-1} + 0,5065 Y_{3,t-1} \quad (15)$$

Secara parsial, hanya variabel selisih atau perubahan rata-rata harga beras bulanan di Ibu Kota Provinsi Banten antara periode tertentu ($ke-t$) dengan periode bulan sebelumnya yang berpengaruh secara signifikan. Sehingga, apabila perubahan rata-rata harga beras bulanan di Ibu Kota Provinsi Banten periode sebelumnya meningkat sebesar satu rupiah, akan menyebabkan perubahan harga beras bulanan di Ibu Kota Provinsi Banten bulan $ke-t$ meningkat sebesar 0,5065 rupiah.

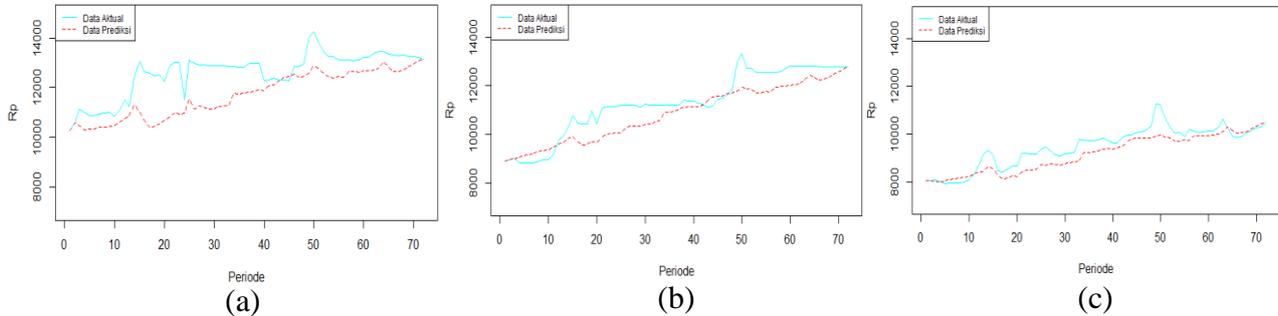
3.6 Uji Diagnostik

Pemeriksaan diagnostik yang dilakukan adalah asumsi residual *white noise* dan normalitas multivariat. *Ljung-Box Statistics* digunakan untuk memeriksa *white noise* residual menghasilkan *p-value* sebesar 0,99 atau lebih besar dari taraf signifikansi α (0,05) yang artinya asumsi *white noise* terpenuhi. Kemudian, pengujian normalitas multivariat menggunakan uji *Shapiro-wilk* yang menghasilkan *p-value* sebesar $2,773 \times 10^{-7}$ atau kurang dari taraf signifikansi α (0,05), maka dapat disimpulkan data tidak berdistribusi normal multivariat. Berdasarkan [10], dijelaskan bahwa asumsi normalitas tidak penting pengujian *white noise* residual, sehingga asumsi multivariat normal data dapat diabaikan.

3.7 Uji Ketepatan Model dan Hasil Peramalan

Model VARI (1,1) yang terbentuk menghasilkan nilai MAPE (*Mean Absolute Percentage Error*) sebesar 5,202% atau kurang dari 10%. Menurut Zhang, dkk (2015) dalam [3], hal

tersebut menunjukkan bahwa model yang terbentuk memiliki tingkat akurasi yang sangat baik atau dengan kata lain memiliki kesalahan estimasi model yang kecil. Tahap melakukan estimasi ataupun peramalan dilakukan menggunakan model terbaik yang diperoleh [11]. Plot data aktual dan hasil prediksi rata-rata harga beras bulanan model VARI(1,1) dapat dilihat pada Gambar 4 berikut:



Gambar 4. Plot data aktual dan prediksi rata-rata harga beras bulanan (a) DKI Jakarta (b) Jawa Barat (c) Banten

4 KESIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian dapat disimpulkan bahwa model terbaik untuk rata-rata harga beras eceran bulanan di tiga ibu kota provinsi wilayah Pulau Jawa adalah VARI(1,1), artinya model VAR orde satu dengan proses *differencing* pertama. Hasil uji diagnostik juga menunjukkan bahwa setiap lokasi saling berkorelasi dan asumsi *white noise* terpenuhi, walaupun data tidak berdistribusi normal multivariat. Dari ketiga model estimasi yang signifikan secara simultan, model untuk Ibu Kota DKI Jakarta memiliki tingkat signifikansi model tertinggi dengan variabel yang signifikan mempengaruhi adalah selisih rata-rata harga beras eceran bulanan antara periode ke- t dengan periode sebelumnya pada Ibu Kota Provinsi DKI Jakarta dan Banten. Sehingga, apabila selisih atau perubahan rata-rata harga beras bulanan di Ibu Kota Provinsi DKI Jakarta periode sebelumnya meningkat sebesar satu rupiah, akan menyebabkan perubahan harga beras bulanan di Ibu Kota Provinsi DKI Jakarta bulan ke- t menurun sebesar 0,379234 rupiah. Tetapi, apabila perubahan rata-rata harga beras bulanan di Ibukota Provinsi Banten periode sebelumnya meningkat sebesar satu rupiah, akan menyebabkan perubahan harga beras bulanan di Ibukota Provinsi DKI Jakarta bulan ke- t meningkat sebesar 0,70990 rupiah. Uji Ketepatan model secara keseluruhan menghasilkan MAPE sebesar 5,202%, yang artinya model rata-rata harga beras eceran bulanan di tiga ibu kota provinsi wilayah Pulau Jawa memiliki tingkat akurasi yang sangat baik dalam peramalan.

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] Badan Pusat Statistik. *Perkembangan Mingguan harga Eceran Beberapa Bahan Pokok di Ibukota Provinsi Seluruh Indonesia*. Publikasi Semesteran dari 2014-2019
- [2] W. W. S. Wei, *Time Series Analysis Univariate and Multivariate Methods, Second Edition*, USA: Pearson Education, Inc. (2006).

- [3] Septie Wulandary, “Metode *Vector Autoregressive Integrated* (VARI) untuk Peramalan Jumlah Wisatawan Mancanegara di Batam dan Jakarta”, *JMSK*, 17(1), 94-108, (2020).
- [4] Andri Saputra, Mirtawati, “Vector Autoregressive Integrated (VARI) Menggunakan Software R “, *Jurnal Baut dan Manufaktur*, 2(1) (2020).
- [5] Hardani, Priska Rialita, dkk, “Peramalan Laju Inflasi, Suku Bunga Indonesia Dan Indeks Harga Saham Gabungan Menggunakan Metode Vector Autoregressive (Var)”, *Gaussian*, Volume 6, Nomor 1, Tahun 2016, Halaman 101-110 (2016).
- [6] McGee Makridakis, dan Wheelwright, *Metode dan Aplikasi Peramalan Edisi Kedua*, Diterjemahkan oleh: Suminto, H. Jakarta: Binarupa Aksara. Terjemahan dari: *Forecasting Methods and Application*, Second Edition (1999).
- [7] F. N. Hayati, Brodjol Sutijo, “Peramalan Harga Saham Jakarta Islamic Index Menggunakan Metode Vector Autoregressive”, *Jurnal Sains dan Seni ITS*, 5(2) (2016).
- [8] J. D. Cryer, K. S. Chan, *Time Series Analysis: With Application in R: Second Edition*. USA: Spinger Science dan Business Media, LL (2008).
- [9] Abdul Hoyyi, dkk, “Vector autoregressive model approach for forecasting outflow cash in Central Java”. *Journal of Physics: Conf. Series* 1025 012105 (2018).
- [10] Dedi Rosadi, *Analisis Ekonometrika dan Runtun Waktu Terapan dengan R*. Yogyakarta: Andi Offset (2011).
- [11] D.U. Wutsqa, Suhartono, “Peramalan Deret Waktu Multivariate Seasonal pada Data Pariwisata dengan Model VAR-GSTAR”, *Jurnal ILMU DASAR*, 11(1), 101-109 (2010).

ISSN 2829-3770



9 772829 377007