



Universitas Negeri Medan
Jurusan Matematika



2024

PROSIDING SEMINAR NASIONAL MATEMATIKA

Transformasi, Rekonstruksi, dan integrasi keilmuan dalam pembelajaran matematika menuju era inovasi dan kolaborasi



Prof. Dr. Syawal Gultom, M.Pd
Narasumber 1



Prof. Dr. Ferra Yanuar, M.Sc
Narasumber 2



Dr. Ani Sutiani, M.Si
Opening Speech



20
NOVEMBER

AT 9 AM

Vol 3 (2024)



Visit our website
semnasmatematika.com

TRANSFORMASI, REKONSTRUKSI, DAN INTEGRASI KEILMUAN DALAM PEMBELAJARAN
MATEMATIKA MENUJU ERA INOVASI DAN KOLABORASI

2024

CV. KES

2024

PROSIDING

SEMINAR NASIONAL

MATEMATIKA

**TRANSFORMASI, REKONSTRUKSI, DAN INTEGRASI
KEILMUAN DALAM PEMBELAJARAN MATEMATIKA MENUJU
ERA INOVASI DAN KOLABORASI**

Penulis

Peserta Prosiding Seminar Nasional
Matematika 2024



Penerbit
CV. Kencana Emas Sejahtera
Medan
2025

2024

PROSIDING

SEMINAR NASIONAL

MATEMATIKA

**TRANSFORMASI, REKONSTRUKSI, DAN INTEGRASI
KEILMUAN DALAM PEMBELAJARAN MATEMATIKA MENUJU
ERA INOVASI DAN KOLABORASI**

©Penerbit CV. Kencana Emas Sejahtera

All right reserved

Anggota IKAPI

No.030/SUT/2019

Hak cipta dilindungi oleh Undang-undang
Dilarang mengutip atau memperbanyak
sebagian atau seluruh isi buku tanpa
izin tertulis dari Penerbit

Penulis

**Peserta Prosiding Seminar Nasional
Matematika 2024**

TIM EDITOR

Diterbitkan pertama kali oleh
Penerbit CV. Kencana Emas Sejahtera
Jl.Pimpinan Gg. Agama No.17 Medan
Email finamardiana3@gmail.com
HP 082182572299 / 08973796444

Cetakan pertama, Juli 2025
xii + 882 hlm; 21 cm x 29,7 cm
ISBN:978-634-7059-33-8

KATA PENGANTAR

Puji syukur kami panjatkan kepada Tuhan Yang Maha Esa atas segala karuniaNya, sehingga Buku Abstrak Prosiding Seminar Nasional Matematika yang diselenggarakan Jurusan Matematika, FMIPA Universitas Negeri Medan. Kegiatan ini mengusung tema Transformasi, Rekonstruksi, dan integrasi keilmuan dalam pembelajaran matematika menuju era inovasi dan kolaborasi dengan keynote speaker Prof. Dr. Syawal Gultom, M.Pd. dan Prof. Dr. Ferra Yanuar, M.Sc. serta Dr. Ani Sutiani, M.Si. sebagai *Opening Speech*. Tujuan kegiatan ini selain menciptakan lingkungan akademik di lingkungan jurusan matematika FMIPA Universitas Negeri Medan, juga menjadi wadah untuk menyebarkan pengembangan ilmu pada bidang matematika dan rumpun ilmu yang berkaitan. Kegiatan yang dilaksanakan pada tanggal 20 November ini diikuti oleh 228 peserta seminar dan 131 pemakalah (*presenter*) yang berasal dari beberapa institusi di tingkat Nasional. Artikel yang diterima terdiri dari dikelompokkan pada 4 bidang; (1) ilmu Komputer; (2) Pendidikan matematika; (3) statistik; dan (4) Matematika. Dari 131 Full Paper yang masuk, selain diterbitkan dalam bentuk prosiding, juga akan diterbitkan pada mitra publikasi jurnal kami; (1) Jurnal Fibonacci: Jurnal Pendidikan Matematika; (2) Journal of Mathematics, Computations, and Statistics; (3) jurnal Zero: Jurnal Sains, Matematika dan Terapan dan (4) Journal of Didactic Mathematics

Kelancaran kegiatan persiapan kegiatan seminar ini telah didukung oleh jajaran pimpinan Universitas Medan, oleh karena itu Kami mengucapkan terima kasih kepada (1) Ketua Senat Universitas Negeri Medan; (2) Rektor Universitas Negeri Medan; (3) Dekan FMIPA Universitas; dan (4) ketua Jurusan Pendidikan. Kami juga mengucapkan seluruh pihak-pihak terkait yang tidak dapat kami sebutkan satu terutama Panitia Pelaksana dan partisipan dalam pelaksanaan seminar Nasional ini. Semoga prosiding Seminar Nasional Matematika ini, dapat memberikan wawasan dan melengkapi kemajuan teknologi pada bidang yang berkaitan dengan Matematika.

Medan, 7 Februari 2025
a.n Panitia Pelaksana

Dr. Yulita Molliq Rangkuti, S.Si, M.Sc



Thanks To INVITED SPEAKER

Terima kasih kami ucapkan kepada Invite Speaker



Yulita M. Ranguti, S.Si., M.Sc., Ph.D



Dr. Izwita Dewi, M.Pd



Dra. Nurliani Manurung, M.Pd.



Dra. Katrina Samosir, M.Pd



Kairuddin, S.Si., M.Pd.



Dr. Faiz Ahyaningsih, S.Si., M.Si.

EDITORIAL TEAM

Pengarah	Dr. Ani Sutiani, M.Si.
Penanggung jawab	Yulita Molliq Rangkuti, S.Si., M.Sc., Ph.D.
Editor	Suwanto, M.Pd.
Section Editor	Dinda Kartika, S.Pd., M.Si. Fevi Rahmawati Suwanto, S.Pd., M.Pd. Suci Frisnoiry, S.Pd., M.Pd. Sisti Nadia Amalia, S.Pd., M.Stat. Nurul Maulida Surbakti, M.Si. Glory Indira Diana Purba, S.Si., M.Pd.
Reviewer	Nurhasanah Siregar, S.Pd., M.Pd. Dr. Izwita Dewi, M.Pd. Mangaratua M. Simanjorang, M.Pd., Ph.D. Dr. KMS. Amin Fauzi, M.Pd. Dr. Mulyono, M.Si. Dr. Hamidah Nasution, S.Si., M.Si. Didi Febrian, S.Si., M.Sc. Dian Septiana, S.Pd., M.Sc. Dr. Faiz Ahyaningsih, M.Si. Said Iskandar Al Idrus, S.Si., M.Si. Dr. Arnita Sudianto Manullang, S.Si., M.Si. Susiana, S.Si., M.Si.

Pengarah

Dr. Ani Sutiani, M.Si.

Penanggung Jawab

Dr. Jamalum, M.Si.

Dr. Dewi Wulandari, S.Si., M.Si.

Dr. Rahmatsyah, M.Si.

Wakil Penanggung Jawab

Dr. Pardomuan Sitompul, M.Si.

Dr. Lasker P Sinaga, S.Si., M.Si.

Nurhasanah Siregar, S.Pd., M.Pd.

Dr. Hamidah Nasution, S.Si., M.Si.

Said Iskandar Al Idrus, S.Si., M.Si.

Sudianto Manullang, S.Si., M.Si.

Didi Febrian, S.Si., M.Sc.

Ketua

Yulita Molliq Rangkuti, S.Si., M.Sc., Ph.D.

Sekretaris

Elfitra, S.Pd., M.Si.

Bendahara

Arnah Ritonga, S.Si., M.Si.

Kesekretariatan

Nadrah Afiati Nasution, M.Pd.

Nurul Ain Farhana, M.Si.

Imelda Wardani Rambe, M.Pd.

Dian Septiana, S.Pd., M.Sc.

Publikasi dan Registrasi

Sri Dewi, M.Kom.

Fanny Ramadhani, S.Kom., M.Kom.

Promosi dan Humas

Dedy Kiswanto, S.Kom., M.Kom.

Tiur Malasari Siregar, S.Pd., M.Si.

Sri Lestari Manurung, S.Pd., M.Pd.

Seksi Acara

Ade Andriani, S.Pd., M.Si.

Dra. Nurliani Manurung, M.Pd.

Dra. Katrina Samosir, M.Pd.

Kairuddin, S.Si., M.Pd.

Ichwanul Muslim Karo Karo, M.Kom.

Konsumsi

Faridawaty Marpaung, S.Si., M.Si.

Marlina Setia Sinaga, S.Si., M.Si.

Erlinawaty Simanjuntak, S.Pd., M.Si.

Dokumentasi

Rizki Habibi, S.Pd., M.Si.

Logistik

Muhammad Badzlan Darari, S.Pd., M.Pd.

Putri Harliana, S.T., M.Kom.

Philips Pasca G. Siagian, S.Pd., M.Pd.

DAFTAR ISI

Kata Pengantar.....	i
Invite Speaker	ii
Editorial Team.....	iii
Daftar Isi	v

Daftar Artikel

Pembangunan Script Python untuk Menunjukkan Solusi dari Persamaan Diferensial Menggunakan Metode Extended Runge-Kutta Khan A. J. M, Rangkuti Y. M., Nianda N., Hidayanti R.....	1
Pengembangan LKPD Berbasis PBL Untuk Meningkatkan Kemampuan Pemecahan Masalah Matematis Siswa SMP Saragih, B. M., & Fuazi, M. A	12
Pengambilan Keputusan Pemberian Kredit Menggunakan Metode Fuzzy Weighted Product Pada KSP3 Nias Cabang Gunungsitoli Hutapea, T.A., & Lase, K.N.....	22
Peramalan Tingkat Inflasi Indonesia Menggunakan Machine Learning Dengan Metode Backpropagation Neural Network Situngkir, K. M.	31
Pengembangan Media Pembelajaran Matematika Berbasis Video Menggunakan Aplikasi Canva Untuk Meningkatkan Pemahaman Konsep Matematika Peserta Didik Siregar, A. V. & Sitompul, P.	41
Pengembangan Aplikasi Edutainment Berbasis Game Based Learning untuk Meningkatkan Kemampuan Spasial Matematis Siswa SMA Syaputra, F., & Siregar, T. M.....	51
Pengaruh Pendekatan Matematika Realistik Berbantuan GeoGebra Terhadap Kemampuan Berpikir Komputasi Peserta Didik Kelas VIII Saragih, C. A.Z. & Simanjuntak, E	61
Respon Positif Model Pembelajaran PMRI Berbasis Batak Toba Untuk Meningkatkan Kemampuan HOTS Silaban, P. J., Sinaga, B., & Syahputra, E	70
Optimalisasi Pemahaman Konsep Matematis: Pengembangan Media E-Komik Digital Berbasis Pendekatan RME pada Siswa SMP PTPN IV Dolok Sinumbah Limbong, D. K., & Fauzi, M. A	80
Revolusi Pembelajaran Matematika: Pengembangan E-Modul Interaktif dengan Model SAVI untuk Siswa SMP Purba, I. N., & Hia, Y	89

Perancangan Pemrograman Analisis Dinamika Penyebaran DBD dengan Modifikasi Metode Runge-Kutta Kuntzmann Berbasis Rerata Pangkat $P=1/2$ Azzaki, F. A., Sinabariba, A. A., & Azzahra, D. P.	96
Deep Learning untuk Matematika: Pengenalan Rumus dengan Convolutional Neural Network Tampubolon, A. P. H. S. M	105
Pengaruh Model Pembelajaran PBL Berbantuan Canva terhadap Hasil Belajar HOTS Materi Menggunakan Data Kelas VII Anaiyah, N	115
Pengaruh Model Pembelajaran Kooperatif Tipe The Power of Two Terhadap Keahlian Komunikasi Matematis Siswa Siahaan, E. E., Manurung, N., & Siagian, P. P. G.	122
Optimasi Jumlah Produksi Toko Kuala Jaya Menggunakan Metode Branch and Bound (Studi Kasus: Toko Kuala Jaya, Pantai Labu) Pandiangan, W. P.	130
Pengelompokan Pasien dengan Faktor Penyakit Jantung Menggunakan Metode Principal Component Analysis dan K Nearest Neighbors Hutapea, B. A.	139
Perbandingan Proporsionalitas Metode Sainte-Laguë dan D'Hondt dalam Penentuan Alokasi Kursi Legislatif Menggunakan Indeks Least Squares Wulandari, G. A., & Sutanto	148
Penentuan Penerima Bantuan Langsung Tunai Dana Desa Menggunakan Metode Fuzzy Analytical Hierarchy Process (AHP) Lumbanraja, I. A., & Hutapea, T. A.	157
Maksimalisasi Keuntungan pada UMKM Batagor dan Tahu Walik Menggunakan Metode Simpleks dan POM-QM Maria, N. S., Marbun, M., Zendrato, M. A., Silalahi, N. D., Zandroto, N., Rizki, P., & Tarigan, P.	166
Optimalisasi Produksi Bakpao dengan Program Linier Menggunakan Metode Simpleks pada Usaha Bakpao Jumat Berkah Saragih, A. G., Wardana, A., Khumairah, A., Adhawina, R., Gisty, R. A., Angraini, S., & Simanjuntak, E.	174
Pengaruh Pendekatan Matematika Realistik Berbantuan Macromedia Flash Terhadap Kemampuan Koneksi Matematis Siswa Kelas VIII SMP Negeri 1 Nibung Hangus) Wahyuni, S., & Nasution, H.	180
Maksimasi Keuntungan Dari Penjualan Freenchies Tahu.Go Outlet Tempuling Dengan Menggunakan Linear Programming Metode Simpleks dan Aplikasi Operational Research Tarigan, G. H., Putri, I., Simanungkalit, I., Sitepu, I. D. A., Khafifah, S., Tampubolon, S. T. V., & Simbolon, S. S. D.	189

Pengembangan Hypoyhetical Learning Trajectory untuk Mendukung Pemahaman Konsep Luas Bangun Datar pada Siswa Kelas VII

Kasiani, P. & Nasution, A. A...... 197

Pembangunan Syntax Python berbasis Metode Runge Kutta Orde Kelima Tahap Keenam untuk Menyelesaikan Masalah Nilai Awal

Manurung, E. V., Rangkuti, Y. M., Faris, M., & Lestari, D...... 208

Pembangunan Python Script berdasarkan Metode Runge-Kutta Orde Lima berbasis pada Rata-rata Heronian untuk Menyelesaikan Model Lengan Robot yang diperkecil

Gultom, J. M., Permadi, W. W., Pohan, N. R. K., & Rangkuti, Y. M...... 216

Pembangunan syntax Python berbasis Metode Modifikasi Runge-Kutta Verner untuk menunjukkan perilaku bullying

Ramadhan, R., Rangkuti, Y. M., Paul, I., & Calista, A...... 224

Pembangunan Algoritma Runge-Kutta Fehlberg dengan Python untuk menyelesaikan Sistem Osilasi Harmonik

Fahrezi, B. A., Istiara, S., M Siregar, M. R. D., & Rangkuti, Y. M...... 232

Klasifikasi Kerusakan pada Gigi Manusia dengan Menggunakan Metode Ekstraksi Fitur Hybrid dan Algoritma KNN

Pohan, N. R. K., Fadluna, E. P., Ananda, D., & Kiswanto, D...... 240

Analisis Dinamik Sistem Reaksi Difusi Model Fitzhugh–Nagumo

Manurung, D. R. M., & Sitompul, P...... 250

Estimator Modified Jackknife untuk Mengatasi Multikolinieritas pada Regresi Poisson (Studi Kasus: Angka Kematian Bayi di Provinsi Sumatera Utara)

Nadya, F., & Manulang, S...... 261

Peran Etnomatematika Budaya Melayu Terhadap Pembelajaran Matematika di Sekolah

Wahyuni, F...... 273

Filosofi Pembelajaran Berdifferensiasi Dalam Pembelajaran Matematika Ditinjau dari Kearifan Lokal Batak Toba

Simanjuntak, S. D. & Sitepu, I...... 283

Strategi Optimalisasi Keuntungan Usaha Jus Buah melalui Metode Simpleks

Siagian, J. A., Naibaho, J. S., Lestari, J. A., Lubis, S. I. A. R., Sidauruk, V. P., Saputra, Y. A., & Simanjuntak, E...... 290

Model Regresi Data Panel dalam Menentukan Faktor yang Berpengaruh Terhadap Tingkat Stunting di Provinsi Sumatera Utara

Dalimunthe, I. Z., & Simamora, E...... 296

Analisis Kesalahan Siswa dalam Menyelesaikan Masalah Geometri Menggunakan Newman Error Analysis (NEA) pada Pendekatan Matematika Realistik Di SMP Negeri 43 Medan

Wibowo, M. R. & Fauzi, M. A...... 304

Implementasi Metode Shannon-Runge-Kutta-Gill dalam Model SIR untuk Prediksi Penyebaran COVID-19: Pendekatan Numerik dengan Python Hidayat, M. F., Rangkuti, Y. M., Nasution, S. A. B., & Ginting, J. A. P.	316
Pengembangan Video Pembelajaran Matematika Berbasis Model Pembelajaran Kooperatif Tipe STAD untuk Meningkatkan Motivasi Belajar Siswa SMP Kelas VIII Sinaga, E. P., & Sitompul. P.	326
Pengoptimalan Seleksi Tim PON Esports Mobile Legends Perwakilan Sumatera Utara Menggunakan Metode Algoritma Genetika dan Regresi Linear Berganda Silitonga, R. & Febrian, D.	335
Optimalisasi Pemilihan Pupuk Sawit Terbaik di PTPN IV Marihat dengan Metode WASPAS Parinduri, M.A. & Sinaga, L. P.	345
Pengembangan E-Modul Berbasis STEAM Untuk Meningkatkan Kemampuan Pemecahan Masalah Matematis Siswa Di SMP Negeri 1 Patumbak Nasution, N. H., & Samosir, K.	351
Penggunaan Metode Simpleks dalam Mengoptimalisasi Keuntungan Penjualan Es Kul-Kul Waruwu, F., Andini, C. R., Simamora, D. K., Febrianti, D. A., Simamora, E. F., Tambunan, E. E., & Silaban, G. S.	360
Pengaruh Model Pembelajaran Discovery Learning Berbantuan Geogebra terhadap Kemampuan Penalaran Matematis Siswa Kelas VIII SMPN 35 Medan Bakara, N. E. E.	367
Pemodelan Waktu Keberangkatan Bus pada Angkutan antar Kota antar Provinsi Jalur Semarang- Surabaya Menggunakan Aljabar Max-Plus Muzammil, A., & Arifin, A. Z.	374
Pembangunan Python Berdasarkan Metode Runge-Kutta Order Keempat Berbasis Rataan Harmonik Untuk Menunjukkan Perilaku Chaotic Sistem Rossler Tambunan, L., Sidabutar, Y. S. M., Harahap, J. & Rangkuti, Y. M.	380
Implementasi Graf Dan Metode Webster Dalam Optimasi Pengaturan Lampu Lalu Lintas (Studi Kasus: Simpang Pemda Flamboyan Raya) Manurung, Y. T. F., & Hutabarat, H. D. M.	389
Etnomatematika Alat Musik Simalungun Gondang Sipitupitu Situngkir, F. L., Gultom, S., & Simanjorang, M.	396
Pembangunan Algoritma Metode Runge-Kutta Orde Ketiga Rataan Aritmatika untuk melihat dinamika Penyebaran penyakit Demam Berdarah Manurung, G. K. D., Safitri, E., Sibarani, R. H. R., & Rangkuti, Y. M.	403
Upaya Meningkatkan Kemampuan Representasi Matematis Peserta Didik Kelas VII Menggunakan Model Pembelajaran Kontekstual Handari, I. S. & Sitompul, P.	413

Simulasi Monte Carlo dalam Memprediksi Distribusi Kursi DPR RI Jawa Tengah dengan Metode Sainte-Lague Iriantini, D. S. & Sutanto.	421
Penerapan Fuzzy Logic Tsukamoto dalam Memprediksi Jumlah Stok CPO Tahun 2024 di PTPN IV Unit Dolok Ilir Anggriani, D. & Hutapea, T. A.	431
Aplikasi Model ARIMA dan Modifikasinya dalam Peramalan Jumlah Penumpang di Pelabuhan Tanjung Perak Rizal, J., Lestari, S. P., & Tolok A. N.	439
Prediksi Harga Penutupan Saham BBKA dan BBNI dengan Algoritma K-Nearest Neighbor Saragih, E. N.	452
Perbedaan Kemampuan Komunikasi Matematis Peserta didik Menggunakan Model PBL dan Model DL Hutahaeen, B. N., & Widyastuti, E.	461
Pengembangan Media Pembelajaran Interaktif Berbantuan Articulate Storyline Untuk Meningkatkan Kemampuan Pemecahan Masalah pada Peserta Didik Kelas XI SMA Debora, C. E., & Siagian, P.	465
Studi Literatur: Inovasi Pembelajaran Matematika pada Era Kolaboratif Tania, W. P.	471
Efektivitas LKPD Berbantuan Classpoint untuk Meningkatkan Minat Belajar Siswa Kelas VIII Cahyani, A. P. R., & Siregar, T. M.	479
Pengembangan Media Interaktif Berbasis Android Berbantuan Articulate Storyline Untuk Meningkatkan Kemampuan Penalaran Matematis Pane, A. W. S., & Purba, G. I. D.	486
Sistem Pendukung Keputusan Pemilihan Laptop Terbaik dengan Pendekatan Gabungan AHP dan TOPSIS (Studi Kasus: FMIPA UNIMED). Tampubolon, J.	494
Pembelajaran Aljabar di SMP Dengan Pendekatan Game melalui Metode Drill and Practice dalam Pengembangan Aplikasi Cymath Lubis, R. A., Irvan, & Azis, Z.	505
Analisis Kecanduan Game Online dengan Model SEIPTR Carli, S. G., & Sinaga, L. P.	515
Pengembangan Media Pembelajaran Berbasis Web dengan Pendekatan Problem Based Learning (PBL) pada Materi Scratch Kelas VII SMP Ahmad, F. L., Nugroho, A. L., Anjarsari, D. D., Rahmayanti, R., & Ningrum, G. D. K.	527

Upaya Meningkatkan Pemahaman Konsep Matematika pada Peserta Didik Autisme melalui Explicit Instruction dengan Media Permainan Edukatif Agustia, A.	536
Analisis Perbandingan Proporsionalitas Metode Andre Sainte-Lague dan Modifikasinya pada Alokasi Kursi Pemilu Legislatif DPR RI Jawa Tengah 2024 Fourindira, D. A. & Sutanto	545
Pengembangan Media Pembelajaran Web Interaktif Menggunakan Pendekatan Berdiferensiasi Pada Elemen Teknologi Informasi Dan Komunikasi Dengan Model Problem Based Learning Alfan, M., Faisal, R., & Aprilianto, P.	556
Penerapan Regresi Semiparametrik Spline Truncated dalam Memodelkan Angka Harapan Hidup di Sumatera Utara Wulan, C. W. & Mansyur, A.	567
Analisis Prediksi Saham Emas PT Aneka Tambang (Tbk) Menggunakan Long Short-Term Memory (LSTM) dan Gated Recurrent Unit (GRU) Luxfiati, N. A., & Bustamam, A.	578
Penerapan Algoritma Genetika Dalam Optimasi Komposisi Menu Makanan bagi Penderita Stroke Ritonga, Y. A. & Ahyaningsih, F.	584
Analisis Faktor-Faktor yang Mempengaruhi Pertumbuhan Ekonomi di Sumatera Utara Menggunakan Regresi Data Panel Naibaho, H. M., & Khairani, N.	593
Peningkatan Kemampuan Komunikasi Matematis Peserta Didik Kelas X dengan Pembelajaran Berbasis Proyek Kolaboratif Berbantuan Media Canva Saragih, G. P.	601
Implementasi Pembelajaran Kooperatif Tipe TGT Untuk Meningkatkan Hasil Belajar Matematika Siswa SMP Islam Al-Fadhli Cindey, T. A. M., & Hasratuddin	611
Pengembangan E-Modul Berbasis Smart Apps Creator 3 untuk Meningkatkan Kemampuan Pemecahan Masalah Matematis Peserta Didik Kelas VIII MTs Zain, D. & Kairuddin	621
Analisis Kesulitan Siswa dalam Menyelesaikan Soal Program Linier Berbantuan Kalkulator Grafik di Kelas XI Elfina, H.	631
Pengembangan Media Pembelajaran Matematika Berbasis Komik Digital Untuk Meningkatkan Minat Belajar Siswa Kelas VII SMP Negeri 17 Medan Banurea, L. K., & Siregar, T. M.	642

Pengaruh Model Pembelajaran Kooperatif Tipe Jigsaw Terhadap Kemampuan Koneksi Matematis Siswa SMP Negeri 15 Medan Hutagalung, A. F. S., & Siregar, N.	651
Pengaruh Kepercayaan Diri (Self Confidence) terhadap Hasil Belajar Matematika Siswa Ginting, E. R., & Simanjorang, M. M.	662
Penerapan Pembelajaran Kontekstual Berbantuan Aplikasi Desmos untuk Meningkatkan Kemampuan Komunikasi Matematis Siswa SMA Elfani, E.	669
Analisis Kemampuan Pemecahan Masalah Matematis Siswa Ditinjau dari Gaya Belajar yang Dibelajarkan dengan Model PBM Sinaga, A. P., & Simanullang, M. C.	679
Pemetaan Tenaga Kesehatan di Provinsi Sumatera Utara Menggunakan Metode Multidimensional Scaling Silaban, A. & Susiana	687
Pengembangan Video Pembelajaran Matematika Menggunakan Powtoon untuk Meningkatkan Kemampuan Pemecahan Masalah Matematis Siswa di SMP Negeri 1 Kuala Fazriani, A., & Sagala, P. N.	697
Penerapan Metode Adams-Bashfort-Moulton pada Persamaan Logistik dalam Memprediksi Pertumbuhan Penduduk di Provinsi Sumatera Utara Hasibuan, Z. A. E., & Ritonga, A.	705
Efektivitas Model Pembelajaran Discovery Learning Terhadap Kemampuan Literasi Numerasi Siswa Kelas VII Di UPT SMP Negeri 37 Medan Talaumbanua, B. N.	715
Perbedaan Kemampuan Pemecahan Masalah Diajarkan dengan Model Pembelajaran Berbasis Masalah dan Pendidikan Matematika Realistik Indonesia Sipayung, E. N., & Napitupulu, E. E.	721
Pengembangan Lembar Kerja Peserta Didik (LKPD) Berbasis Etnomatematika Berbantuan Classpoint untuk Meningkatkan Minat Belajar Siswa Kelas VII Tobing, E. L., & Siregar, T. M.	729
Pengaruh Model Pembelajaran Numbered Head Together Terhadap Kemampuan Berpikir Kritis Matematis Siswa Yuwindi, F., & Napitupulu, E. E.	737
Peran Pendekatan Pembelajaran Matematika Realistik melalui Budaya Melayu pada Pembelajaran Matematika Nasution, H. H.	745
Meningkatkan Penalaran Matematis Siswa SMP melalui Video Animasi Berbasis Problem-Based Learning dengan Animaker Simbolon, P., & Manurung, N.	756

Pembangunan Algoritma Metode Modifikasi Runge-Kutta Menggunakan Kombinasi Deret
Lehmer dengan Python untuk Menyelesaikan Persamaan Diferensial

Ananda, D., Telaumbanua, L. Y., Nazla, K., & Rangkuti, Y. M. 763

Pembelajaran Matematika SD Dengan Model Kontekstual Berbasis Kearifan Lokal Gotong
Royong Pada Suku Batak Toba

Silalahi, T. M. 773

Analisis Regresi Weibull terhadap Determinan Laju Pemulihan Klinis Pasien Penderita
Stroke

Harahap, S., & Febrian, D. 785

Pengembangan Media Matematika Digital Berbasis Pendidikan Matematika Realistik
Untuk Meningkatkan Kemampuan Pemahaman Konsep Matematis Siswa SMP Negeri 16
Medan

Napitupulu, S. S., & Kairuddin. 795

The Effect of The Problem-Based Learning Model on Students' Mathematics Problem
Solving Abilities

Sitinjak, W. B. C., & Napitupulu, E. E. 805

Peran Media Komik Berbasis Budaya Lokal Tapanuli Selatan dalam Pembelajaran
Matematika SD

Siregar, Y. A. 813

Pengembangan LKPD untuk Meningkatkan Kemampuan Berpikir Kritis Peserta Didik pada
Pembelajaran Kooperatif Tipe Snowball Throwing di Kelas VIII SMP

Zuhrah, S. A. 823

Pembangunan Script Python untuk menunjukkan perbandingan antara Metode RK6,
Metode RK4

Ulwan, M. A. N., Pratiwi, I. A., Suana, M. Z., & Rangkuti, Y. M. 831

Penerapan Metode Naive Bayes dalam Memprediksi Kepuasan Pasien Terhadap
Pelayanan Rumah Sakit (Studi Kasus: Rumah Sakit Umum Haji Medan)

Syadia, R. & Kartika D. 838

Penerapan Rantai Markov dalam Menganalisis Tingkat Persaingan Ojek Online

Saputri, A. N., & Ritonga, A. 844

Pembangunan Python untuk menunjukkan Keakuratan Metode Modifikasi RK4
dibandingkan dengan Metode RK Merson untuk MNA

Fadluna, E. P., Saragih, R. Z. F., Alamsyah, R., & Rangkuti, Y. M. 853

Penerapan Analytical Hierarchy Process dalam Menentukan Pemilihan Dompot Digital (E-
Wallet) yang Terpercaya Pada Sektor UMKM di Kecamatan Percut Sei Tuan

Hartati, S., & Ahyaningsih, F. 861

Pengaruh Model Pembelajaran Kooperatif Tipe Think Talk Write Terhadap Kemampuan
Komunikasi Matematis Siswa SMA Negeri 1 Hamparan Perak

Nabila, F., Surya, E. 871

Peramalan Tingkat Inflasi Indonesia Menggunakan *Machine Learning* Dengan Metode *Backpropagation Neural Network*

Klara Miranda Situngkir^{1*}

¹Matematika, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Universitas Negeri Medan, Indonesia

*Corresponding Author: klaramiranda53@gmail.com

Abstrak. Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan model peramalan tingkat inflasi Indonesia menggunakan metode Backpropagation Neural Network (BPNN). Peramalan tingkat inflasi yang akurat sangat membantu pengambil kebijakan dalam merencanakan kebijakan ekonomi. Data inflasi Indonesia dari tahun 2000 hingga 2023, yang dikelompokkan berdasarkan Classification of Individual Consumption According to Purpose (COICOP) 2018, digunakan sebagai input untuk melatih model jaringan saraf tiruan ini. Metode BPNN dipilih karena kemampuannya dalam memodelkan pola non-linear yang kompleks dalam data inflasi. Pelatihan dilakukan dengan data latih sebanyak 144 menggunakan bahasa pemrograman Python, dengan konfigurasi terbaik yang ditemukan adalah 10 neuron pada hidden layer, learning rate sebesar 0.1, dan momentum 0.5. Dalam pengujian, didapatkan tingkat akurasi sebesar 84.96%. Hasil penelitian menunjukkan bahwa metode BPNN efektif dalam meramalkan tingkat inflasi Indonesia dengan tingkat akurasi yang cukup baik.

Kata kunci: Inflasi, Peramalan, Backpropagation Neural Network, Jaringan Saraf Tiruan

Abstract, This research aims to develop a level forecasting model Indonesian inflation uses the Backpropagation Neural Network (BPNN) method. Accurate inflation rate forecasting is very helpful for policy makers planning economic policy. Indonesian inflation data from 2000 to 2023, grouped based on the Classification of Individual Consumption According to Purpose (COICOP) 2018, used as input for training this artificial neural network model. The BPNN method was chosen because of its capabilities in modeling complex non-linear patterns in inflation data. Training carried out with 144 training data using a programming language Python, with the best configuration found is 10 neurons in hidden layer, learning rate of 0.1, and momentum of 0.5. In testing, it was found accuracy rate of 84.96%. The research results show that the method BPNN is effective in predicting Indonesia's inflation rate with a degree of accuracy which is quite good.

Keywords: Inflation, Forecasting, Backpropagation Neural Network, Network Artificial Neural

Citation: Situngkir, K. M. (2024). Peramalan Tingkat Inflasi Indonesia Menggunakan Machine Learning Dengan Metode Backpropagation Neural Network. *Prodising Seminar Nasional Jurusan Matematika 2024*. 31 - 40

PENDAHULUAN

Peningkatan pertumbuhan ekonomi yang stabil merupakan salah satu ciri perekonomian negara yang baik. Inflasi merupakan salah satu indikator ekonomi untuk mengukur keberhasilan perekonomian suatu negara (Putong, 2015). Inflasi adalah kenaikan harga barang dan jasa secara umum dan terus menerus dalam jangka waktu tertentu. Kenaikan harga dari beberapa barang saja tidak dapat disebut inflasi kecuali terjadi kenaikan yang meluas atau mengakibatkan kenaikan harga pada barang lainnya (Bank Indonesia, 2024). Apabila kenaikan harga hanya terjadi dalam kurun waktu singkat atau hanya dalam hitungan harian belum bisa dikatakan inflasi karena inflasi mempunyai rentan waktu yang cukup lama.

Dalam beberapa tahun terakhir, dengan kemajuan dalam bidang kecerdasan buatan, *machine learning* telah menjadi alat yang efektif dalam peramalan tingkat inflasi. Salah satu metode machine learning yang populer adalah jaringan saraf tiruan (*neural network*), khususnya dengan implementasi

metode *backpropagation*. Metode *Backpropagation Neural Network* memiliki keunggulan dalam memodelkan pola non-linear dalam data inflasi, mengatasi kompleksitas data yang meliputi pola musiman, tren jangka panjang, dan interaksi variabel, serta memiliki kemampuan generalisasi untuk menghasilkan peramalan akurat pada data yang belum pernah dilihat sebelumnya. Metode ini juga fleksibel dan dapat diperluas sesuai dengan kompleksitas data inflasi, dengan kemampuan untuk menyesuaikan fitur dan variabel yang relevan guna meningkatkan akurasi peramalan.

Dalam pengembangan model peramalan tingkat inflasi menggunakan *machine learning* dengan implementasi metode *backpropagation neural network*, beberapa parameter kunci akan dioptimalkan untuk meningkatkan akurasi peramalan. Penggunaan *hidden layer* memungkinkan jaringan saraf untuk menangkap kompleksitas dan non-linearitas dalam data inflasi (Prapcoyo & As' ad, 2023). *Hidden layer* berperan penting dalam mempelajari representasi internal yang lebih abstrak dari data input, sehingga dapat menangkap pola-pola rumit dan interaksi kompleks antara berbagai faktor ekonomi yang mempengaruhi tingkat inflasi.

Pemilihan *learning rate* yang tepat sangat penting dalam proses pelatihan model. *Learning rate* yang optimal membantu mencapai keseimbangan antara kecepatan konvergensi dan stabilitas model (Suhendra & Saputra, 2020). Dengan *learning rate* yang sesuai, jaringan saraf dapat mempelajari pola-pola dalam data inflasi secara efisien tanpa terjebak dalam *osilasi* atau *divergensi*. *Learning rate* yang terlalu tinggi dapat menyebabkan model tidak stabil dan tidak konvergen, sedangkan *learning rate* yang terlalu rendah dapat membuat proses pelatihan menjadi sangat lambat.

Penggunaan momentum dalam algoritma *backpropagation* membantu mempercepat konvergensi dan menghindari terjebak dalam minimum lokal (Irawan dkk. 2016). Momentum menambahkan faktor penggerak pada gradien, memungkinkan model untuk melewati titik-titik minimum lokal yang mungkin menghambat proses pelatihan. Dengan demikian, momentum membantu dalam mencapai konvergensi yang lebih cepat dan lebih efisien, meningkatkan kemampuan model dalam mempelajari pola-pola kompleks dalam data.

Dalam konteks peramalan inflasi, momentum dapat membantu model mengatasi fluktuasi jangka pendek dalam data dan fokus pada tren jangka panjang yang lebih relevan, mengingat data inflasi seringkali mengandung noise dan fluktuasi musiman. Jumlah *epoch* yang tepat penting untuk mencapai keseimbangan antara *underfitting* dan *overfitting*. Optimalisasi jumlah *epoch* membantu model mempelajari pola penting dalam data inflasi historis sekaligus mempertahankan kemampuan generalisasi untuk data masa depan (Masykur et al., 2022).

Penelitian sebelumnya yang dilakukan oleh Wiranto, et al. (2023) menunjukkan bahwa metode *backpropagation* dapat digunakan untuk memprediksi tingkat inflasi di Indonesia dengan akurasi yang cukup tinggi. Ahmad, et al. (2022) melakukan penelitian mengenai peramalan inflasi menggunakan *Backpropagation* dengan 12 *input layer*, 10 *hidden layer* pada data kota Padang 2013 - 2019. Dimana fungsi aktivasi yang digunakan adalah bipolar sigmoid serta *learning rate* 0.1 mampu menghasilkan tingkat akurasi yang baik dengan nilai *Mean Squared Error* (MSE) sebesar 0.010689. Penelitian yang dilakukan oleh Khairunnisa dan Syaharuddin (2022) juga menunjukkan bahwa metode *backpropagation* bisa digunakan dalam memprediksi tingkat inflasi kota Mataram. Dengan *maximal epoch* 1000, *learning rate* 0.2, dan momentum 0,7 didapatkan akurasi yang tinggi dengan nilai *Mean Square Error* (MSE) pada *training* sebesar 0.000709875.

Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan model peramalan tingkat inflasi menggunakan *machine learning* dengan implementasi metode *backpropagation neural network*. Penelitian ini akan

menggunakan data historis tingkat inflasi dan faktor-faktor ekonomi terkait sebagai *input* untuk melatih jaringan saraf tiruan. Selain itu, penelitian ini juga akan melakukan evaluasi kinerja model peramalan dengan melihat tingkat akurasi yang dihasilkan model. Diharapkan hasil dari penelitian ini dapat memberikan kontribusi dalam meningkatkan akurasi peramalan tingkat inflasi, sehingga dapat membantu para pengambil keputusan dalam merencanakan kebijakan ekonomi, manajemen risiko, dan pengambilan keputusan bisnis yang lebih baik.

METODE PENELITIAN

Jenis penelitian ini adalah penelitian terapan, penelitian ini secara khusus memusatkan perhatian pada penerapan praktis hasil temuan ilmiah. Penelitian terapan adalah penelitian yang bertujuan untuk mencari solusi nyata terhadap permasalahan yang dihadapi masyarakat, industri, atau bidang tertentu. Penelitian ini dilakukan dengan tujuan untuk menghasilkan pengetahuan yang dapat diterapkan secara praktis dalam situasi dunia nyata (Sudijono, 2010). Metode yang digunakan dalam penelitian ialah metode *Backpropagation Neural Network*.

Variabel yang digunakan dalam penelitian ini dibagi menjadi variabel *input* dan variabel *output* dengan data yang digunakan mulai dari tahun 2000-2023. Dalam penelitian ini, terdapat 11 variabel *input* yang mengikuti data inflasi Indonesia berdasarkan kelompok pengeluaran menurut *Classification of Individual Consumption According to Purpose* (COICOP) 2018 yaitu; konsumsi (x_1); *style fashion* (x_2); kebutuhan rumah tangga (x_3); Kebutuhan alat rumah tangg (x_4); kesehatan (x_5); transportasi (x_6); komunikasi (x_7); *healing* (x_8); pendidikan (x_9); *restoran* (x_{10}); dan jasa (x_{11}). Sedangkan variabel *output* dalam penelitian ini ialah tingkat inflasi umum Indonesia.

HASIL

Dalam melakukan penelitian ini, data yang digunakan merupakan data inflasi bulanan mulai dari bulan januari 2000 sampai desember 2023 atau 24 tahun. Data dibagi menjadi dua variabel yaitu, data *input* (x) dan data *output* (y). Dalam penelitian terdapat perbedaan variabel data input sebagai berikut, data tahun 2000 - 2019 memiliki 7 kelompok pengeluaran berdasarkan *Classification of individual consumption by purpose* - (COICOP) sedangkan data tahun 2020 - 2023 memiliki 11 kelompok pengeluaran berdasarkan *Classification of individual consumption by purpose* (COICOP) 2018.

Dalam penelitian ini terdapat 11 variabel *input* (x) dan 1 variabel *output* (y). karena terdapat perbedaan jumlah variabel x antara data 2000 – 2019 (w) dan data 2020 – 2023 (x) maka dilakukan penyesuaian data untuk data tahun 2000 – 2019 dengan ketentuan sebagai berikut: x_1 diisi dengan rata - rata dari data w_1 dan w_2 dengan cara menambah w_1 dan w_2 kemudian dibagi dua, ini dilakukan untuk tiap data bulanan yang diperoleh; x_2 diisi dengan data w_3 ; x_3 diisi dengan data w_3 ; x_4 diisi dengan rata - rata dari data x_4 pada periode tahun 2020 – 2023; x_5 diisi dengan data w_5 ; x_6 diisi dengan data w_7 ; x_7 diisi dengan data w_7 ; x_8 diisi dengan data w_6 ; x_9 diisi dengan data w_6 ; x_{10} diisi dengan rata - rata dari data x_{10} pada periode tahun 2020 – 2023; x_{11} diisi dengan rata - rata dari data x_{11} pada periode tahun 2020 – 2023 sehingga memperoleh data tabel 1.

Tabel 1 Data Input dan Output Tingkat Inflasi Indonesia

res	x_1	x_2	x_3	x_4	x_5	x_6	...	x_{11}	y
1	1.645	1.83	0.47	0.208	0.23	0.86	...	0.346	1.32
2	-0.125	0.98	0.47	0.208	0.44	-0.13	...	0.346	0.07

3	-1.185	0.13	0.42	0.208	0.26	0.32	...	0.346	0.45
4	0.405	0.17	1.17	0.208	1.1	1.62	...	0.346	0.56
5	-0.06	0.85	1.84	0.208	0.4	2.47	...	0.346	0.84
...	...	...	...	...	...	...	...	...	...
288	1.07	0.18	0.01	0.1	0.04	0.45	...	0.46	0.41

Sebelum dilakukan proses peramalan, data akan di normalisasi terlebih dahulu dengan interval 0.1 - 0.9. Normalisasi data ini penting untuk memastikan bahwa semua fitur memiliki skala yang sama, sehingga algoritma pembelajaran mesin dapat mempelajari pola dengan lebih efektif dan tidak bias terhadap fitur dengan nilai yang lebih besar. Diketahui bahwa dalam dataset memiliki nilai terkecil dan terbesar ditunjukkan pada tabel 2. Penentuan normalisasi data digunakan persamaan 1, dalam menormalisasikan digunakan x_{max} dan x_{min} yang berbeda untuk setiap kolom. Rumus tersebut digunakan untuk menormalisasikan seluruh data pada dataset, kemudian diperoleh nilai yang ditunjukkan pada tabel 3.

$$x' = \frac{(x - x_{min})(0.9 - 0.1)}{x_{max} - x_{min}} + 0.1 \quad (1)$$

Tabel 2 Data Nilai Terkecil dan Terbesar Tiap Variabel

variabel	Terkecil	Terbesar
x_1	-1.8	5.225
x_2	-2.68	3.07
x_3	-0.45	7.4
x_4	-0.03	0.79
x_5	0	2.5
x_6	-4.04	28.5
x_7	-4.04	28.5
x_8	-0.28	9.63
x_9	-0.28	9.63
x_{10}	0.03	0.57
x_{11}	0.39	2.02
y	-0.45	8.7

Tabel 3 Normalisasi Data Input dan Output Tingkat Inflasi Indonesia

res	x_1	x_2	x_3	x_4	x_5	...	x_{11}	Umum
1	0.4923	0.7275	0.1938	0.3322	0.1736	...	0.3443	0.2548
2	0.2907	0.6092	0.1938	0.3322	0.2408	...	0.3443	0.1455
3	0.17	0.491	0.1887	0.3322	0.1832	...	0.3443	0.1787
4	0.3511	0.4965	0.2651	0.3322	0.452	...	0.3443	0.1883
5	0.2981	0.5911	0.3334	0.3322	0.228	...	0.3443	0.2128
6	0.3693	0.587	0.1866	0.3322	0.2056	...	0.3443	0.1831
7	0.4741	0.701	0.2152	0.3322	0.5128	...	0.3443	0.2513
...	...	...	...	...	...	...	...	...
288	0.4268	0.4979	0.1469	0.2268	0.1128	...	0.3822	0.1752

Pelatihan Jaringan Syaraf Tiruan *Bacpropagation*, adapun langkah pelatihan model jaringan syaraf tiruan *Backpropagation* secara manual adalah sebagai berikut (Arhami,2020). Langkah 1: Inisialisasi bobot dan bias dan parameter lainnya, Sebelum melakukan pelatihan, bobot dan bias pada

unit tersembunyi dan *output* terlebih dahulu harus diinisialisasi. Bobot di inisialisasi dengan diberi nilai acak seperti yang ada pada tabel 4 dan inisialisasi bobot & bias menuju lapisan keluaran ditunjukkan pada tabel 5.

Tabel 4 Inisialisasi Bobot dan Bias Menuju Lapisan Tersembunyi

Tahun	x_1	x_2	x_3	x_4	x_5	x_6	...	x_{11}	bias
z_1	0.4	0.116	0.589	0.586	0.198	0.876	...	0.125	0.332
z_2	0.861	0.876	0.212	0.236	0.496	0.72	...	0.609	0.229
z_3	0.686	0.766	0.334	0.152	0.128	0.852	...	0.351	0.844
z_4	0.579	0.27	0.393	0.859	0.827	0.816	...	0.507	0.746
z_5	0.225	0.245	0.465	0.873	0.307	0.578	...	0.826	0.607
z_6	0.225	0.247	0.728	0.747	0.63	0.837	...	0.299	0.797
z_7	0.146	0.343	0.26	0.344	0.349	0.171	...	0.428	0.743
z_8	0.793	0.52	0.511	0.178	0.516	0.257	...	0.704	0.249
z_9	0.581	0.446	0.574	0.647	0.537	0.136	...	0.283	0.814
z_{10}	0.666	0.333	0.137	0.452	0.248	0.36	...	0.162	0.531

Tabel 5 Inisialisasi Bobot dan Bias Menuju Lapisan Keluaran

	z_1	z_2	z_3	z_4	z_5	z_6	z_7	z_8	z_9	z_{10}	z_{11}	Bias
y	0.746	0.817	0.354	0.188	0.282	0.442	0.754	0.789	0.106	0.509	0.434	0.746

Langkah selanjutnya langkah kedua melakukan langkah 3 - 9 dengan kondisi yang ingin dipenuhi (*epoch* = 1000). Langkah 3 merupakan *Fase Feedforwad* yakni menghitung keluaran unit tersembunyi (z_j) dengan persamaan 2 ditentukan nilai z_{in_j} yang kemudian digunakan untuk menentukan nilai z_j , maka diperoleh hasil seperti pada tabel 6.

$$z_{in_j} = b_{0j} + \sum_{i,j=1}^n x_i v_{ij} \quad (2)$$

Tabel 6 Hasil z_{in_j} pada unit tersembunyi

Z_{in_j}	z_{in_1}	z_{in_2}	z_{in_3}	z_{in_4}	z_{in_5}	z_{in_6}	z_{in_7}	z_{in_8}	z_{in_9}	$z_{in_{10}}$
Nilai	1.546	2.31	2.698	2.504	2.227	2.319	1.902	2.001	2.201	1.809

Menghitung aktivasi dengan fungsi sigmoid biner (persamaan 3). Menggunakan persamaan tersebut ditentukan nilai z_j dengan mengalikan z_{in_j} dan fungsi aktivasi sigmoid biner, maka diperoleh hasil z_j pada unit tersembunyi yang ditunjukkan pada tabel 7.

$$z_j = f(z_{in_j}) = \frac{1}{1 + e^{-z_{in_j}}} \quad (3)$$

Tabel 7. Hasil z_j pada unit tersembunyi

z_j	z_1	z_2	z_3	z_4	z_5	z_6	z_7	z_8	z_9	z_{10}
Nilai	0.176	0.09	0.063	0.076	0.097	0.09	0.13	0.119	0.1	0.141

Pada langkah ke-4, menentukan hasil pada unit *output* y_k persamaan 4, dengan persamaan tersebut dicari nilai y_{ink} dengan $k = 1$, maka didapatkan hasil sebagai berikut: $y_{in_1} = 0.582$. kemudian pada langkah ini juga menentukan aktivasi dengan fungsi sigmoid biner menggunakan persamaan 5.

Menggunakan persamaan 5 dengan menentukan nilai y_k dengan mengalikan y_{in_k} dan fungsi aktivasi sigmoid biner, maka diperoleh $y_k = 0.358$

$$y_{in_k} = b_{0j} + \sum_{j,k=1}^n z_j w_{jk} \quad (4)$$

$$y_k = f(y_{in_k}) = \frac{1}{1 + e^{-y_{in_k}}} \quad (5)$$

Langkah 5 merupakan fase *backpropagation* yakni menghitung nilai faktor δ pada unit *output* berdasarkan nilai kesalahan di setiap unit keluaran y_k , dengan $\delta_k = (y - y_k)y_k(1 - y_k)$ diperoleh $\delta_k = -0.024$. langkah selanjutnya adalah menghitung faktor δ pada unit tersembunyi berdasarkan kesalahan pada unit tersembunyi z_j menggunakan persamaan 6 dan diperoleh hasil δ_{in_j} pada unit tersembunyi yang ditunjukkan pada tabel 8. Kemudian δ untuk unit tersembunyi menggunakan persamaan $\delta_j = \delta_{in_j} z_j(1 - z_j)$, maka akan di temukan nilai δ_j yang ditunjukkan pada tabel 9.

$$\delta_{in_j} = \sum_{j,k=1}^n \delta_k w_{jk} \quad (6)$$

Tabel 8 Hasil δ_{in_j} pada unit tersembunyi

δ_{in_j}	δ_{in_1}	δ_{in_2}	δ_{in_3}	δ_{in_4}	δ_{in_5}	δ_{in_6}	δ_{in_7}	δ_{in_8}	δ_{in_9}	$\delta_{in_{10}}$
Nilai ($\times 10^{-2}$)	-1,8	-1,9	-0,8	-0,4	-0,7	-1,1	-1,8	-1,9	-0,3	-1,2

Tabel 9 Hasil δ_j pada unit tersembunyi

δ_j	δ_1	δ_2	δ_3	δ_4	δ_5	δ_6	δ_7	δ_8	δ_9	δ_{10}
Nilai ($\times 10^{-3}$)	-2,57	-1,60	-0,50	-0,31	-0,59	-0,86	-2,03	-1,99	-0,23	-1,47

Langkah 7 adalah menghitung suku perubahan bobot dan bias pada unit tersembunyi dengan persamaan $\Delta v_{ij} = \alpha \delta_j x_i$ dan $\Delta b_{0j} = \alpha \delta_j$, menggunakan persamaan tersebut akan ditemukan suku perubahan bobot dan bisa pada unit tersembunyi, seperti yang ditampilkan pada tabel 10. Kemudian untuk menghitung suku perubahan bobot dan dua bias pada unit keluaran menggunakan persamaan $\Delta w_{jk} = \alpha \delta_k x_k$ dan $\Delta b_{0k} = \alpha \delta_k$ sehingga diperoleh tabel 11.

Tabel 10 Suku perubahan bobot dan bias pada unit tersembunyi (dalam notasi 10^{-5})

	x_1	x_2	x_3	...	x_{11}	bias
z_1	-12.7	-18.7	-5.0	...	-8.9	-25.7
z_2	-7.9	-11.6	-3.1	...	-5.5	-16.0
z_3	-2.5	-3.6	-1.0	...	-1.7	-5.0
z_4	1.5	-2.3	-0.6	...	-1.1	-3.1
z_5	-2.9	-4.3	-1.1	...	-2.0	-5.9
z_6	-4.2	-6.2	-1.7	...	-3.0	-8.6
z_7	-10.0	-14.8	-3.9	...	-7.0	-20.3
z_8	-9.7	-14.3	-3.8	...	-6.8	-19.7
z_9	-1.1	-1.6	-0.4	...	-8.0	-2.3
z_{10}	-7.2	-10.7	-2.8	...	-5.0	-1.47

Tabel 11 Suku perubahan bobot dan bias pada unit keluaran (dalam notasi 10^{-4})

z_1	z_2	z_3	z_4	z_5	z_6	z_7	z_8	z_9	z_{10}	Bias
-4,18	-2,15	-1,50	-1,80	-2,32	-2,13	-3,09	-2,84	-2,37	-3,35	-23,82

Kemudian pada Langkah selanjutnya menentukan perubahan bobot dan bias yang menuju unit keluaran dengan persamaan $w_{jk}(\text{baru}) = w_{jk}(\text{lama}) + \Delta w_{jk}$ dan $b_{k0}(\text{baru}) = b_{k0}(\text{lama}) + \Delta b_{k0}$. Sedangkan untuk perubahan bobot dan bias yang menuju unit tersembunyi menggunakan persamaan $v_{ij}(\text{baru}) = v_{ij}(\text{lama}) + \Delta v_{ij}$ dan $b_{0j}(\text{baru}) = b_{0j}(\text{lama}) + \Delta b_{0j}$ sehingga diperoleh nilai yang ditampilkan pada tabel 12.

Tabel 12 Perubahan bobot dan bias menuju lapisan tersembunyi dan keluaran(dalam notasi 10^{-1})

	x_1	...	x_{11}	bias	y	Bias
z_1	0.399873	...	0.124911	0.331743	7.45582	4.31618
z_2	0.860921	...	0.608945	0.228840	8.16785	
z_3	0.685975	...	0.350983	0.843950	3.53850	
z_4	0.578985	...	0.506989	0.745969	1.87820	
z_5	0.224971	...	0.825980	0.606941	2.81768	
z_6	0.224958	...	0.298970	0.796914	4.41787	
z_7	0.145900	...	0.427930	0.742797	7.53691	
z_8	0.792903	...	0.703932	0.248803	7.88716	
z_9	0.580989	...	0.282992	0.813977	1.05763	
z_{10}	0.665928	...	0.161950	0.530853	5.08665	

Kemudian dilanjutkan adalah mengulangi sebanyak pola data yang dimiliki untuk 1 *epoch*, pada *epoch* ke-2 sampai ke-1000 dilakukan hal yang sama seperti langkah 3 hingga 8. Dalam menyelesaikan pelatihan model jaringan syaraf tiruan yang memiliki *epoch* hingga 1000 akan digunakan bahasa pemrograman python untuk penyelesaian model tersebut. Penyelesaian model menggunakan bahasa pemrograman python dilakukan dengan 144 data pelatihan. Dalam pembentukan model terdapat beberapa variasi parameter *hidden layer*, *learning rate*, momentum yang digunakan untuk mendapatkan kombinasi parameter terbaik agar menghasilkan nilai yang optimal, variasi parameter pada tabel 13.

Tabel 133 Variasi Parameter Arsitektur *Backpropagation Neural network*

Parameter	Variasi
<i>Hidden Layer</i>	5,10, dan 15
<i>Learning Rate</i>	0.1, 0.3, 0.5, 0.7, dan 0.9
Momentum	0.5, 0.6, 0.7, 0.8, dan 0.9
<i>Epoch</i>	1000

Ditemukan bahwa kombinasi parameter terbaik yaitu dengan jumlah *hidden layer* sebanyak 10, nilai *learning rate* 0.1 dan momentum 0.5 dan menghasilkan nilai MSE terendah yaitu 0.858×10^{-4} . Dengan kombinasi parameter tersebut, maka didapatkan perubahan bobot dan bias menuju lapisan tersembunyi dan lapisan keluaran pada proses pelatihan seperti pada tabel 14 dan tabel 15.

Tabel 144 Perubahan Bobot dan Bias Menuju Lapisan Tersembunyi Setelah

	x_1	...	x_{11}	bias
z_1	0.6010	...	0.1874	-0.8019
z_2	1.2923	...	0.9132	-1.3350

z_3	1.0291	...	0.5264	0.7242
z_4	0.8686	...	0.7605	0.9876
z_5	0.3377	...	1.2390	0.5454
z_6	0.3378	...	0.4484	0.6564
z_7	0.2198	...	0.6419	0.2860
z_8	1.1904	...	1.0558	-1.2753
z_9	0.8716	...	0.4245	1.1251
z_{10}	0.9995	...	0.2429	-0.3177

Tabel 15. Perubahan Bobot dan Bias Menuju Lapisan Keluaran Setelah Proses Pelatihan

z_j	z_1	z_2	z_3	z_4	z_5	z_6	z_7	z_8	z_9	z_{10}	Bias
Nilai	1.1198	1.227	0.5319	0.2825	0.4233	0.6635	1.1313	1.185	0.1595	0.7648	-79388

Pengujian jaringan syaraf tiruan *backpropagation*, setelah model jaringan terbentuk pada proses pelatihan, selanjutnya adalah melakukan pengujian jaringan syaraf tiruan dengan menggunakan bantuan bahasa pemrograman python. Kemudian dilakukan proses denormalisasi data atau proses pengembalian data kedalam bentuk yang aslinya. Setelah proses pengujian, hasil dari pengujian tersebut akan didenormalisasi atau proses untuk mengembalikan kedalam bentuk yang aslinya. Proses denormalisasi dengan persamaan 7.

$$y_i = \frac{y'_i - 0.1}{0.9 - 0.1} (y_{max} - y_{min}) + y_{min} \quad (7)$$

Tahapan denormalisasi dilakukan pada semua data target pada data pengujian dalam hasil peramalan dalam pengujian dengan menggunakan rumus tersebut, berikut adalah denormalisasi dari hasil peramalan. Pada tahap pengujian untuk mendapatkan akurasi dari hasil prediksi, maka dilakukan perhitungan MAPE dengan persamaan 8.

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{aktual_i - hasilperamalan_i}{aktual_i} \times 100\% \quad (8)$$

Dengan persamaan 8 diperoleh nilai MAPE sebesar 15.04%, dapat diartikan bahwa, secara rata-rata, prediksi model peramalan menyimpang dari nilai aktual sebesar 15.04%. Ini menunjukkan bahwa model memiliki akurasi yang cukup baik dalam memprediksi tingkat inflasi. Dengan persamaan $Akurasi = 100\% - MAPE$ diketahui akurasi model dalam tahap pengujian adalah 84.96%.

PEMBAHASAN

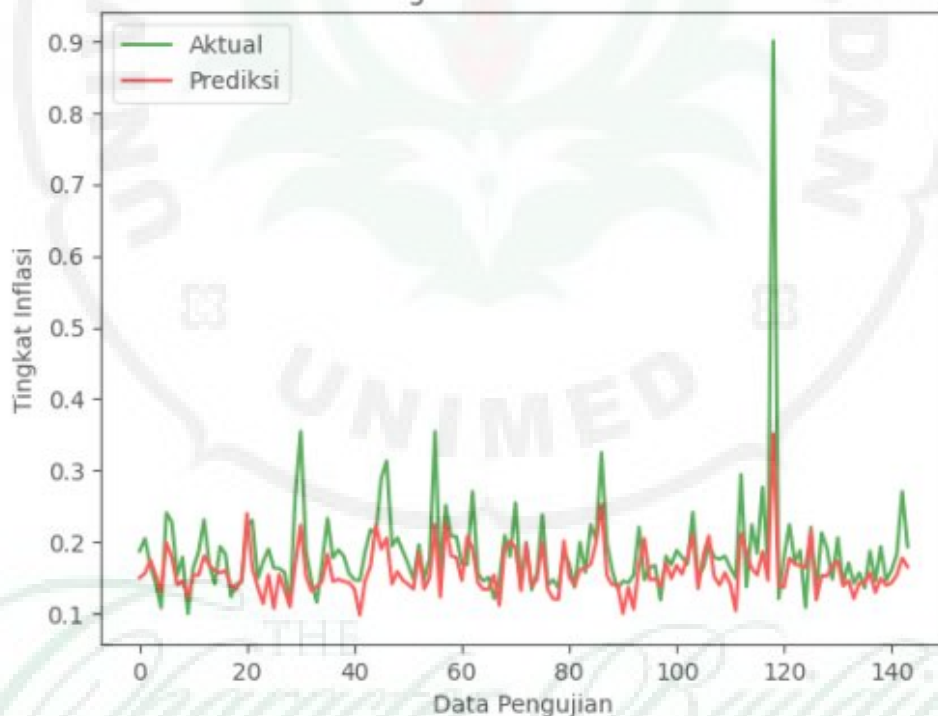
Dengan data yang telah diperoleh dan diolah menjadi data yang sesuai dengan penelitian ini yaitu data yang memiliki 11 variabel *input* dan 1 variabel *output*. Sebelum melakukan peramalan, dilakukan normalisasi data dengan mencari nilai maksimum dan minimum untuk setiap variabel data, sehingga diperoleh data *input* dan data *output/target* yang telah dinormalisasi. Kemudian dilakukan peramalan dengan metode *Backpropagation Neural Network* dengan fungsi aktivasi sigmoid biner dimana fungsi ini bernilai antara 0 s.d 1.

Dengan data yang berisi data *input* dan data target yang telah dinormalisasikan akan dianalisis dengan jumlah iterasi(*epoch*) sebanyak 1000, dengan ketentuan ketika jumlah iterasi telah mencapai titik maksimum maka proses 40 pelatihan akan dihentikan. Dengan bantuan simulasi bahasa

pemrograman python didapatkan variasi yang menghasilkan nilai MSE terendah. Hasil analisis menunjukkan bahwa arsitektur jaringan paling optimal yang menghasilkan nilai MSE terendah yaitu 0.858×10^{-4} memiliki parameter sebagai berikut: Jumlah *Neuron Hidden*: 10; *Learning Rate*: 0.1; Momentum: 0.5; dan Jumlah Iterasi (*epoch*): 1000

Serta menghasilkan bobot dan bias menuju lapisan tersembunyi, serta bobot dan bias menuju lapisan keluaran yang akan digunakan sebagai bobot dan bias pada proses pengujian dengan menggunakan model lapisan tersembunyi dan lapisan *output* yang telah didapatkan. Setelah ditemukan model dan kombinasi variasi parameter yang menghasilkan MSE terendah, kemudian dilakukan pengujian dengan model yang ditemukan. Dari proses pengujian yang dilakukan diperoleh hasil peramalan untuk data *output* dengan tingkat akurasi sebesar 84.96 %.

Secara umum, akurasi peramalan sebesar 84.96% dapat dianggap sebagai hasil yang cukup baik, terutama untuk masalah peramalan yang kompleks atau sulit. Ini menunjukkan bahwa model atau metode yang digunakan mampu menangkap sebagian besar pola dan tren yang terkait dengan variabel yang diramalkan (Patel et al., 2021)). Perbandingan antara target dan hasil peramalan ditunjukkan pada gambar 1.



Gambar 1. Perbandingan Aktual dan Hasil Peramalan

KESIMPULAN

Dari hasil penelitian dan pembahasan mengenai peramalan tingkat inflasi di Indonesia menggunakan jaringan syaraf tiruan *backpropagation neural network* dapat ditarik kesimpulan bahwa model peramalan tingkat inflasi Indonesia yang menggunakan metode *Backpropagation Neural Network* (BPNN) telah terbukti efektif dalam memprediksi tingkat inflasi. Melalui penelitian yang dilakukan, diperoleh konfigurasi optimal untuk model BPNN dengan jumlah neuron pada *hidden layer* sebanyak 10, nilai *learning rate* 0.1, dan nilai momentum 0.5. Konfigurasi ini menghasilkan nilai *Mean Squared Error* (MSE) terendah sebesar 0.858×10^{-4} . Penggunaan data bulanan selama 24 tahun dengan 11 variabel input, serta data pelatihan sebanyak 144, terbukti cukup

memadai untuk melatih dan menguji model BPNN dalam meramalkan tingkat inflasi Indonesia. Tingkat akurasi model peramalan tingkat inflasi Indonesia menggunakan metode *Backpropagation Neural Network* (BPNN) cukup baik. Pada data pelatihan, tingkat akurasi yang dicapai adalah 84.96%. Tingkat akurasi ini menunjukkan bahwa model BPNN dapat diandalkan untuk melakukan prediksi tingkat inflasi Indonesia dengan hasil yang cukup akurat.

DAFTAR PUSTAKA

- Ahmad, D. (2022). Forecasting Inflation Rate in Padang City Using Backpropagation Method. *Rangkang Mathematics Journal*, 1(1), 25–33.
- Arhami, M., Kom, M., Muhammad Nasir, S., dkk. (2020): Data Mining-Algoritma dan Implementasi, Penerbit Andi.
- Khairunnisa, J., & Syaharuddin, S. (2022). Prediksi Inflasi di Kota Mataram Menggunakan Back propagation Neural Network. *Seminar Nasional Lppm Ummat*, 1, 151–157.
- Masykur, F., Setyawan, M. B., & Winangun, K. (2022). Epoch optimization on rice leaf image classification using Convolutional Neural Network (CNN) mobilenet. *CESS (Journal of Computer Engineering, System and Science)*, 7(2), 581–591.
- Patel, J., Ladani, A., Sambamoorthi, N., LeMasters, T., Dwibedi, N., & Sambamoorthi, U. (2021). A machine learning approach to identify predictors of potentially inappropriate non-steroidal anti-inflammatory drugs (NSAIDs) use in older adults with osteoarthritis. *International Journal of Environmental Research and Public Health*, 18(1), 155.
- Prapcoyo, H., & As' ad, M. (2023). Model Neural Network Autoregressive untuk Prediksi Inflasi Bulanan di Kota Yogyakarta. *JUSTIN (Jurnal Sistem Dan Teknologi Informasi)*, 11(2), 213–219.
- Putong, I. (2015). *EKONOMI MAKRO: Pengantar untuk dasar-dasar ilmu Ekonomi Makro* (Vol. 1). Buku&Artikel Karya Iskandar Putong.
- Sudijono, A. (2010). Pengantar Statistik Pendidikan, PT. Raja Grafindo Persada, Jakarta.
- Suhendra, C. D., & Saputra, A. C. (2020). Penentuan parameter learning rate selama pembelajaran jaringan syaraf tiruan backpropagation menggunakan algoritma genetika. *Jurnal Teknologi Informasi (Jti) Jurnal Keilmuan Dan Aplikasi Bidang Teknik Informatika*, 14(2).
- Wiranto, A. R., Setiawan, E., Nuryaman, A., & Usman, M. (2023). Implementasi Metode Backpropagation Neural Network Dalam Meramalkan Tingkat Inflasi Di Indonesia. *MATHunesa: Jurnal Ilmiah Matematika*, 11(1), 8–16.