



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.

Logistik

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

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

Philips Pasca G. Siagian, 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.

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 Hypohtetical 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 Optimalisasi 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 Hutahaean, 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

Deep Learning untuk Matematika: Pengenalan Rumus dengan Convolutional Neural Network

Ade Putra Haposan S.M Tampubolon

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

Corresponding Author:sahatmaruli1808@gmail.com

Abstrak, Penelitian ini bertujuan untuk menerapkan Algoritma deep learning dalam pengenalan rumus matematika dengan menggunakan metode Convolutional Neural Network. Pada algoritma deep learning ini sangat membantu para siswa dalam mengerjakan suatu persoalan yang sering terjadi di sekolah seperti menyelesaikan persoalan persamaan bilangan polynomial satu variabel berderajat. Metode CNN dipilih karena kemampuannya yang dapat meniru cara kerja otak manusia dengan sangat tepat dan akurat. Pelatihan pada data ini dilakukan dengan menggunakan bahasa pemrograman python dengan batch sizenya 20 epoch 5 hingga 13 dan juga learning rate sebesar 10^{-4} . Dan dalam pengujian ini di dapatkan hasil pengujian 97,5% Hasil penelitian menunjukan bahwa metode Convolutional Neural Network sangat efektif dalam membantu mengenal rumus rumus matematika pada bilangan polynomial satu variabel berderajat satu dengan tingkat akurasi yang baik.

Kata Kunci : Deep Learning, CNN, Rumus Rumus Matematika, Bilangan Polynomial

***Abstract,** This research aims to apply deep learning algorithms in the introduction of mathematical formulas using the Convolutional Neural Network method. This deep learning algorithm really helps students in working on problems that often occur in school, such as solving polynomial number equation problems with one degree variable. The CNN method was chosen because of its ability to imitate the workings of the human brain very precisely and accurately. Training on this data was carried out using the Python programming language with a batch size of 20 epochs 5 to 13 and a learning rate of 10^{-4} . And in this test, the test results were 97.5%. The research results show that the Convolutional Neural Network method is very effective in helping to recognize mathematical formulas for polynomial numbers of one variable of degree one with a good level of accuracy.*

Keywords: Deep Learning, CNN, Mathematical Formulas, Polynomial Numbers

Citation :Tampubolon, A. P. H. S. M., . (2024). Deep Learning untuk Matematika: Pengenalan Rumus dengan Convolutional Neural Network. *Prodising Seminar Nasional Jurusan Matematika 2024*. 105 - 114

PENDAHULUAN

Matematika merupakan pelajaran dengan logika tentang susunan suatu bentuk, besaran serta hubungan antara konsep yang satu dengan konsep yang lain. Kemampuan pemahaman menjadi hal yang sangat penting, itu sebabnya dengan adanya pemahaman diharapkan manusia dapat memiliki kemampuan pemahaman (Robbany Arham, 2022). Matematika adalah ilmu yang selalu berhubungan dengan rumus, apabila kurang pemahaman dan penguasaan terkait rumus maka matematika menjadi Pelajaran yang sulit (Lubis et al., 2019). Selain itu para pengajar juga tidak memberi kebebasan siswa dalam melakukan eksplorasi terhadap rumus karena para pengajar cenderung memberikan satu rumus saja yang paling berpengaruh dalam mengerjakan satu materi soal, padahal pelajar dapat menciptakan rumus sendiri apabila telah memahami dan mau melakukan eksplorasi terhadap rumus tersebut (Fauzi, 2019).

Polynomial atau suku banyak adalah salah satu fungsi dalam matematika yang didalamnya sudah meliputi operasi perhitungan seperti perkalian, perpangkatan dan nilai variabel. Dalam proses

pencarian akar persamaan itu, maka nilai variabel dengan nilai fungsi 0 ($f(x) = 0$) perlu dicari (Oei et al., 2017). Penyelesaian suatu polynomial dapat mencari akar kompleks, itu sebabnya untuk mencari akar tersebut dapat menggunakan metode dalam backpropagation yaitu convolutional neural network yang termasuk dalam algoritma deep learning. Deep Learning merupakan cabang dalam machine learning yang berbasis pada jaringan saraf tiruan. Di dalam deep learning, komputer akan dikelompokkan berdasarkan gambar atau suara (Ilahiyah S & Nilogiri A, 2018). Metode dalam Deep Learning yang dapat memberi hasil yang terbaik untuk proses pengenalan citra adalah Convolutional Neural Network (CNN). Hal ini dikarenakan CNN dapat melakukan tindakan meniru dalam proses pengenalan citra pada visual cortex manusia hingga mampu dalam pengolahan informasi citra (Nugroho et al., 2020). Convolutional Neural Network merupakan salah satu algoritma dari pengembangan dari Multilayer Perceptron (MLP) yang disusun untuk proses pengolahan data. CNN dipergunakan untuk mengelompokkan data yang sudah diberi label dengan menggunakan metode supervised learning (Ilahiyah S & Nilogiri A, 2018).

Beberapa penelitian menjadi acuan dalam penelitian skripsi berikut, salah satunya sebuah penelitian memberikan penjelasan terkait “Penerapan Deep Learning untuk proses identifikasi tumbuhan dari citra daun dengan metode Convolutional Neural Network”. Penelitian ini dilakukan supaya citra daun yang beresolusi tinggi dapat diketahui dengan mudah. Penelitian ini menghasilkan sistem yang dapat mengenali jenis tumbuhan dengan akurasi 90,8% (Raup et al., 2022). Berdasarkan latar belakang tersebut dilakukan penelitian pada skripsi ini dengan tujuan untuk mempermudah pelajar dalam perhitungan dalam rumus matematika terutama dalam mencari akar-akar polynomial. Hasil akhir yang didapat dari dilakukannya penelitian ini dapat menjadi bahan acuan apabila dilakukan penelitian lain dan mengangkat topik yang sama.

METODE PENELITIAN

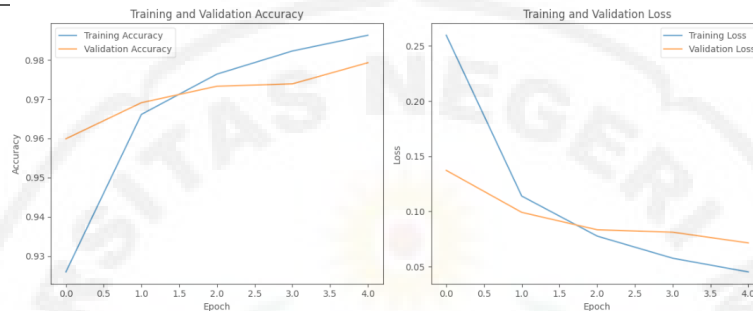
Metode penelitian berupa penelitian riset kepustakaan. Penelitian kepustakaan adalah melakukan pencarian dengan menelaah kepada beberapa literatur atau pustaka yang berhubungan dengan topik pada penelitian ini. Penelitian ini menggunakan data primer, dimana data didapat dari website yang sudah ada. Tahap penelitian untuk mengklasifikasikan rumus matematika menggunakan algoritma CNN; (a) pemahaman masalah; (b) pemahaman data; (c) praproses data; (d) augmentasi data; (e) pemodelan CNN; (f) Evaluasi; dan (g) interpretasi hasil

HASIL DAN PEMBAHASAN

Pada Percobaan A menghasilkan total training akurasi sebesar 98,73% dengan melakukan epoch sebanyak 5 kali dan menggunakan optimizer Adamax. Pada Tabel 1 dilakukan epoch sebanyak 5 kali dan 20 batch size dengan learning rate sebesar 0,00001 dengan menggunakan optimizer adamax. Dalam proses pelatihan, akurasi model meningkat dari 87.78% menjadi 98.73%, sementara nilai loss pelatihan menurun dari 0.4312 menjadi 0.0429, menunjukkan bahwa model belajar dengan baik. Selain itu, akurasi validasi juga menunjukkan tren positif, meningkat dari 95.99% menjadi 97.93%, dengan loss validasi yang menurun dari 0.1373 menjadi 0.0812. Pada percobaan B menghasilkan total training akurasi sebesar 98,73%. Hal ini menunjukkan bahwa model tidak hanya berhasil mempelajari pola dari data pelatihan, tetapi juga mampu melakukan generalisasi dengan baik pada data yang belum pernah dilihat sebelumnya. Secara keseluruhan, model menunjukkan performa yang sangat baik pada akhir pelatihan

Tabel 1 Hasil Percobaan Penggabungan A

Batch Size	Epoch	Akurasi	Loss	Vall Akurasi	Loss akurasi
20	5	0.8778	0.4312	0.9599	0.1373
20	5	0.9640	0.1226	0.9691	0.0992
20	5	0.9765	0.0761	0.9733	0.0834
20	5	0.9826	0.0567	0.9739	0.0812
20	5	0.9873	0.0429	0.9793	0.9793



Gambar 1 Hasil Percobaan Penggabungan A

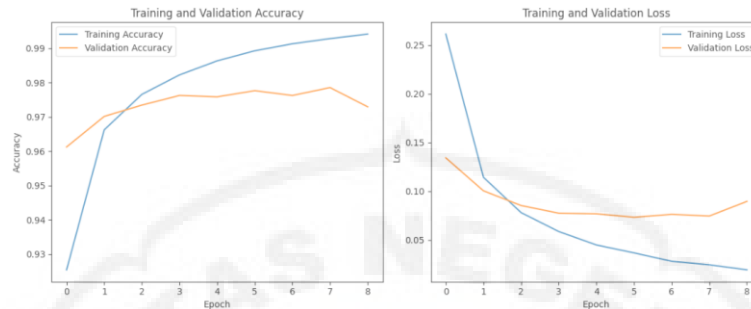
Pada Percobaan B menghasilkan total training akurasi sebesar 99,51% dengan melakukan epoch sebanyak 9 kali dan menggunakan optimizer Adamax. Pada Tabel 2 dilakukan epoch sebanyak 9 kali dan 20 batch size dengan learning rate sebesar 0,00001 dengan menggunakan optimizer adamax. Sepanjang pelatihan, akurasi model meningkat secara signifikan dari 87.16% menjadi 99.51%, sedangkan nilai loss pelatihan menunjukkan penurunan dari 0.4511 menjadi 0.0169, menandakan bahwa model semakin baik dalam mempelajari pola dari data pelatihan. Pada sisi validasi, akurasi juga menunjukkan performa yang baik, meskipun tidak secepat pelatihan, dimulai dari 96.12% dan berakhir di 97.29%, dengan loss validasi yang berfluktuasi namun tetap relatif rendah, antara 0.1342 dan 0.0768. Pada percobaan B menghasilkan total training akurasi sebesar 99,51% Hasil ini menunjukkan bahwa meskipun model sangat baik dalam mempelajari data pelatihan, terdapat sedikit tantangan dalam menjaga generalisasi yang konsisten pada data validasi. Secara keseluruhan, model menunjukkan kinerja yang sangat mengesankan pada akhir pelatihan

Tabel 2 Hasil Percobaan Penggabungan B

Batch Size	Epoch	Akurasi	Loss	Vall Akurasi	Loss akurasi
20	9	0.8716	0.4511	0.9612	0.1342
20	9	0.9642	0.1210	0.9701	0.1003
20	9	0.9763	0.0799	0.9734	0.0853
20	9	0.9837	0.9762	0.9762	0.0774
20	9	0.9871	0.0446	0.9758	0.0768
20	9	0.9951	0.0169	0.9729	0.0895

Pada Percobaan C menghasilkan total training akurasi sebesar 99,46% dengan melakukan epoch sebanyak 8 kali dan menggunakan optimizer Adamax. Pada Tabel 3 dilakukan epoch sebanyak 9 kali dan 20 batch size dengan learning rate sebesar 0,00001 dengan menggunakan optimizer adamax. Pada epoch pertama, akurasi model mencapai 87.91% dengan loss 0.4331. Seiring bertambahnya epoch, akurasi meningkat signifikan menjadi 99.46% pada epoch kedelapan, sementara nilai loss pelatihan menurun drastis dari 0.4331 menjadi 0.0195. Di sisi validasi, akurasi juga menunjukkan tren positif, mulai dari 95.96% dan meningkat menjadi 97.99%, meskipun dengan sedikit fluktuasi dalam nilai loss validasi yang dimulai dari 0.1403 dan berakhir di 0.0744. Meskipun akurasi validasi tidak meningkat secepat akurasi pelatihan, hasil ini menunjukkan bahwa model mampu generalisasi dengan baik terhadap data yang belum pernah dilihat sebelumnya. Secara

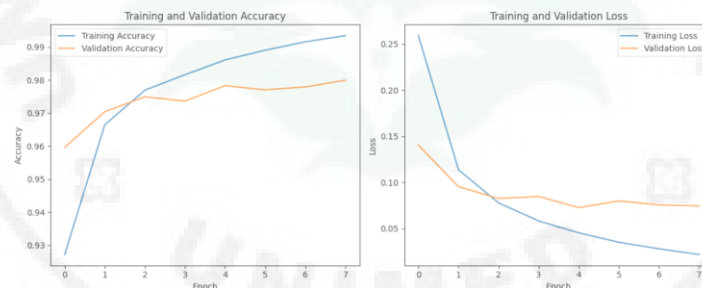
keseluruhan, model menunjukkan performa yang sangat baik, mencerminkan kemajuan signifikan dalam kemampuannya untuk mempelajari dan menggeneralisasi dari data pelatihan.



Gambar 2 Hasil Percobaan Penggabungan B

Tabel 3 Hasil Percobaan Penggabungan C

Batch Size	Epoch	Akurasi	Loss	Vall Akurasi	Loss akurasi
20	1	0.8791	0.4331	0.9596	0.1403
20	2	0.9635	0.1251	0.9704	0.0953
20	3	0.9763	0.0821	0.9749	0.0825
20	4	0.9817	0.0573	0.9736	0.0848
20	5	0.9869	0.0429	0.9783	0.0726
20	8	0.9946	0.0195	0.9799	0.0744



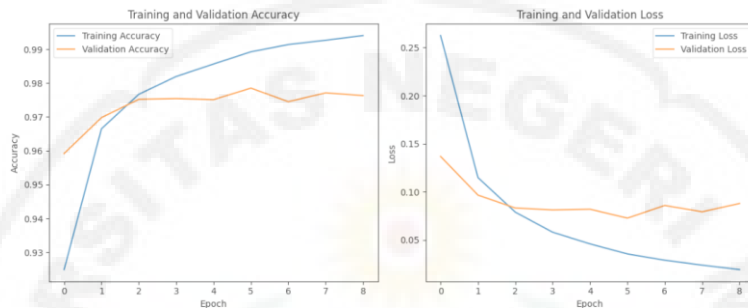
Gambar 3 Hasil Percobaan Penggabungan C

Pada Percobaan D menghasilkan total training akurasi sebesar 99,43% dengan melakukan epoch sebanyak 9 kali dan menggunakan optimizer Adamax. Pada Tabel 4 dilakukan epoch sebanyak 9 kali dan 20 batch size dengan learning rate sebesar 0,00001 dengan menggunakan optimizer adamax. Pada epoch pertama, akurasi model mencapai 87.62% dengan loss 0.4346. Seiring bertambahnya epoch, akurasi meningkat signifikan menjadi 99.43% pada epoch kesembilan, sementara nilai loss pelatihan menurun dari 0.4346 menjadi 0.0177, menunjukkan bahwa model semakin efektif dalam mempelajari pola dari data pelatihan. Di sisi validasi, akurasi juga menunjukkan tren positif, dimulai dari 95.92% dan berakhir pada 97.63%, meskipun dengan sedikit fluktuasi dalam nilai loss validasi, yang dimulai dari 0.1367 dan mencapai 0.0878. Meskipun akurasi validasi tidak meningkat secepat akurasi pelatihan, hasil ini tetap menunjukkan bahwa model mampu generalisasi dengan baik pada data yang belum pernah dilihat sebelumnya. Secara keseluruhan, model menunjukkan performa yang sangat baik pada akhir pelatihan, mencerminkan kemajuan yang signifikan dalam kemampuan belajar dan generalisasi dari data pelatihan.

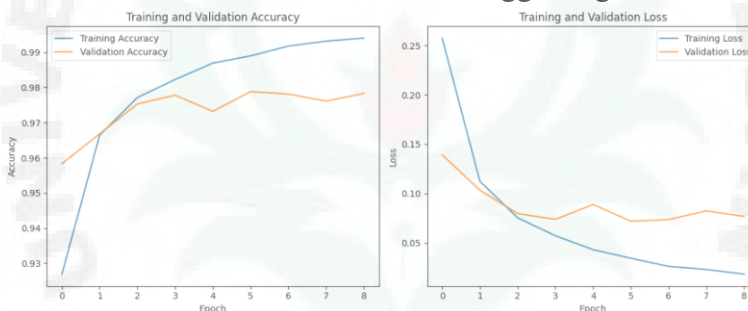
Tabel 4 Hasil Percobaan Penggabungan D dan E

Batch Size	Epoch	Percobaan Penggabungan D			Percobaan Penggabungan E			
		Akurasi	Loss	Vall Akurasi	Loss akurasi	Akurasi	Loss	Vall Akurasi

20	1	0.8762	0.4346	0.9592	0.1367	0.8778	0.4319	0.9583	0.1392
20	2	0.9648	0.1219	0.9698	0.0965	0.9645	0.1202	0.9668	0.1034
20	3	0.9770	0.0771	0.9752	0.0831	0.9768	0.0768	0.9753	0.0797
20	4	0.9832	0.0569	0.9754	0.0811	0.9831	0.0554	0.9778	0.0739
20	5	0.9866	0.0446	0.9751	0.0818	0.9879	0.0412	0.9732	0.0890
20	9	0.9943	0.0177	0.9763	0.0878	0.9948	0.0165	0.9783	0.0768



Gambar 4 Hasil Percobaan Penggabungan D



Gambar 5 Hasil Percobaan Penggabungan E

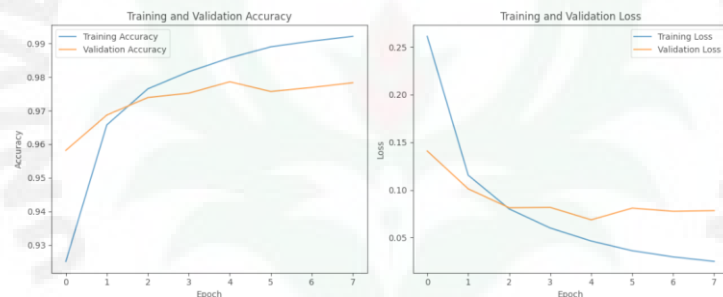
Pada Percobaan E menghasilkan total training akurasi sebesar 99,48% dengan melakukan epoch sebanyak 9 kali dan menggunakan optimizer Adamax. Pada Tabel 4 dilakukan epoch sebanyak 9 kali dan 20 batch size dengan learning rate sebesar 0,00001 dengan menggunakan optimizer adamax. ada epoch pertama, akurasi model mencapai 87.78% dengan loss 0.4319. Seiring bertambahnya epoch, akurasi meningkat secara signifikan menjadi 99.48% pada epoch kesembilan, sementara nilai loss pelatihan menurun dari 0.4319 menjadi 0.0165, menunjukkan bahwa model semakin efektif dalam mempelajari pola dari data pelatihan. Di sisi validasi, akurasi juga menunjukkan tren positif, dimulai dari 95.83% dan berakhir pada 97.83%. Nilai loss validasi berfluktuasi, dimulai dari 0.1392 dan mencapai 0.0768. Meskipun akurasi validasi tidak meningkat secepat akurasi pelatihan, hasil ini menunjukkan bahwa model mampu generalisasi dengan baik pada data yang belum pernah dilihat sebelumnya. Secara keseluruhan, model menunjukkan performa yang sangat baik pada akhir pelatihan, mencerminkan kemajuan signifikan dalam kemampuan belajar dan generalisasi dari data pelatihan.

Pada Percobaan F menghasilkan total training akurasi sebesar 99,23% dengan melakukan epoch sebanyak 8 kali dan menggunakan optimizer Adamax. Pada Tabel 5 dilakukan epoch sebanyak 9 kali dan 20 batch size dengan learning rate sebesar 0,00001 dengan menggunakan optimizer adamax. Pada epoch pertama, akurasi model mencapai 87.37% dengan loss sebesar 0.4416. Seiring bertambahnya epoch, akurasi meningkat secara signifikan menjadi 99.23% pada epoch kedelapan, sementara nilai loss pelatihan menurun dari 0.4416 menjadi 0.0243, menunjukkan peningkatan efektivitas model dalam mempelajari pola dari data pelatihan. Di sisi validasi, akurasi juga menunjukkan tren positif, dimulai dari 95.82% dan berakhir di 97.83%. Nilai loss validasi bervariasi, dimulai dari 0.1408 dan

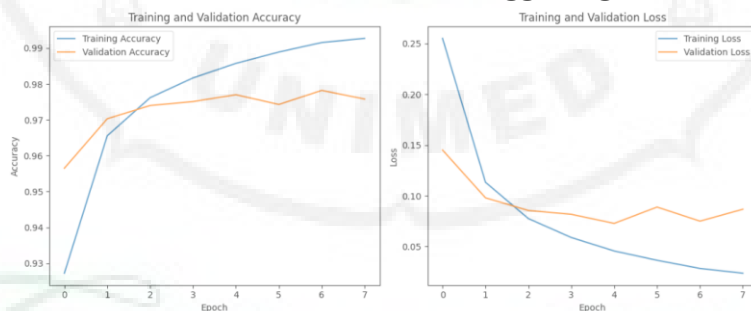
turun menjadi 0.0783. Meskipun akurasi validasi tidak meningkat secepat akurasi pelatihan, hasil ini menunjukkan bahwa model mampu generalisasi dengan baik pada data yang belum pernah dilihat sebelumnya. Secara keseluruhan, model menunjukkan performa yang sangat baik pada akhir pelatihan, mencerminkan kemajuan yang signifikan dalam kemampuan belajar dan generalisasi dari data pelatihan.

Tabel 5 Hasil Percobaan Penggabungan F dan G

Batch Size	Epoch	Percobaan Penggabungan F				Percobaan Penggabungan G			
		Akurasi	Loss	Vall Akurasi	Loss akurasi	Akurasi	Loss	Vall Akurasi	Loss akurasi
20	1	0.8737	0.4416	0.9582	0.1408	0.8781	0.4327	0.9565	0.1450
20	2	0.9632	0.1257	0.9687	0.1011	0.9640	0.1199	0.9703	0.0980
20	3	0.9770	0.0809	0.9739	0.0813	0.9758	0.0782	0.9740	0.0855
20	4	0.9820	0.0596	0.9752	0.0817	0.9816	0.0578	0.9751	0.0817
20	5	0.9870	0.0437	0.9786	0.0686	0.9870	0.0430	0.9770	0.0727
20	8	0.9923	0.0243	0.9783	0.0783	0.9958	0.0225	0.9758	0.0867



Gambar 6 Hasil Percobaan Penggabungan F



Gambar 7 Hasil Percobaan Penggabungan G

Pada Percobaan G menghasilkan total training akurasi sebesar 99,58% dengan melakukan epoch sebanyak 8 kali dan menggunakan optimizer Adamax. Pada Tabel 5 dilakukan epoch sebanyak 9 kali dan 20 batch size dengan learning rate sebesar 0,00001 dengan menggunakan optimizer adamax. Pada epoch pertama, akurasi model mencapai 87.81% dengan loss sebesar 0.4327. Seiring bertambahnya epoch, akurasi meningkat secara signifikan hingga mencapai 99.58% pada epoch kedelapan, sementara nilai loss pelatihan menurun dari 0.4327 menjadi 0.0225, menandakan bahwa model semakin efektif dalam mempelajari pola dari data pelatihan. Di sisi validasi, akurasi juga menunjukkan tren positif, dimulai dari 95.65% dan berakhir di 97.58%. Nilai loss validasi berfluktuasi, dimulai dari 0.1450 dan mencapai 0.0867. Meskipun akurasi validasi tidak meningkat secepat akurasi pelatihan, hasil ini tetap menunjukkan bahwa model mampu generalisasi dengan baik pada data yang belum pernah dilihat sebelumnya. Secara keseluruhan, model menunjukkan performa yang sangat baik pada akhir pelatihan, mencerminkan kemajuan yang signifikan dalam kemampuan belajar dan generalisasi dari data pelatihan.

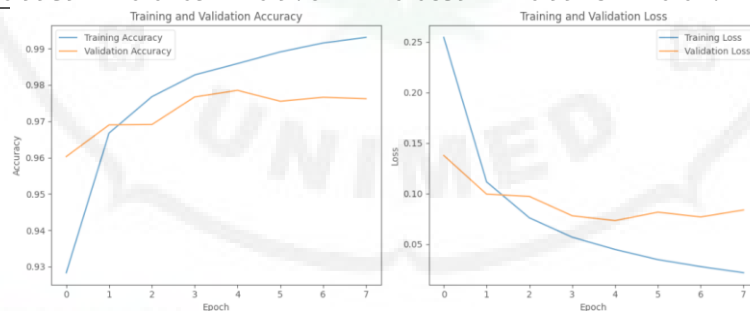
Prosiding Seminar Nasional Jurusan Matematika

Transformasi, Rekonstruksi, dan Integrasi Keilmuan dalam Pembelajaran Matematika Menuju Era Inovasi dan Kolaborasi
Medan, 20 November 2024

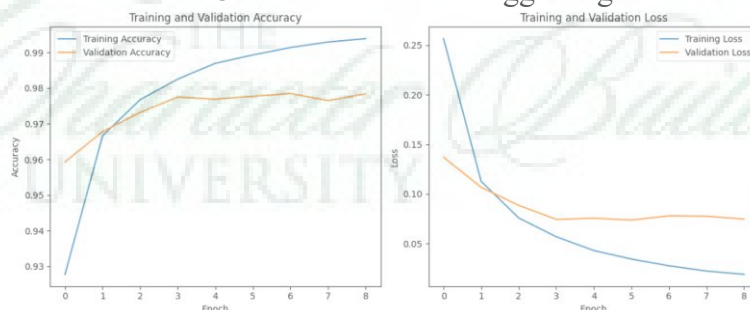
Pada Percobaan H menghasilkan total training akurasi sebesar 99,39% dengan melakukan epoch sebanyak 8 kali dan menggunakan optimizer Adamax. Pada Tabel 6 dilakukan epoch sebanyak 9 kali dan 20 batch size dengan learning rate sebesar 0,00001 dengan menggunakan optimizer adamax. Pada epoch pertama, akurasi model mencapai 88.02% dengan loss sebesar 0.4269. Seiring bertambahnya epoch, akurasi meningkat secara signifikan menjadi 99.39% pada epoch kedelapan, sementara nilai loss pelatihan menurun dari 0.4269 menjadi 0.0205, menunjukkan bahwa model semakin efektif dalam mempelajari pola dari data pelatihan. Di sisi validasi, akurasi juga menunjukkan tren positif, dimulai dari 96.03% dan berakhir di 97.62%. Nilai loss validasi berfluktuasi, dimulai dari 0.1378 dan mencapai 0.0839. Meskipun akurasi validasi tidak meningkat secepat akurasi pelatihan, hasil ini menunjukkan bahwa model mampu generalisasi dengan baik pada data yang belum pernah dilihat sebelumnya. Secara keseluruhan, model menunjukkan performa yang sangat baik pada akhir pelatihan, mencerminkan kemajuan yang signifikan dalam kemampuan belajar dan generalisasi dari data pelatihan

Tabel 6 Hasil Percobaan Penggabungan H dan I

Batch Size	Epoch	Percobaan Penggabungan H				Percobaan Penggabungan I			
		Akurasi	Loss	Vall Akurasi	Loss akurasi	Akurasi	Loss	Vall Akurasi	Loss akurasi
20	1	0.8802	0.4269	0.9603	0.1378	0.8824	0.4290	0.9593	0.1370
20	2	0.9643	0.1212	0.9690	0.0995	0.9654	0.1194	0.9678	0.1067
20	3	0.9766	0.0757	0.9691	0.0973	0.9771	0.0762	0.9732	0.0886
20	4	0.9827	0.0567	0.9767	0.0782	0.9828	0.0557	0.9775	0.0744
20	5	0.9868	0.0436	0.9785	0.0734	0.9880	0.0409	0.9769	0.0757
20	8	0.9939	0.0205	0.9762	0.0839	0.9948	0.0172	0.9784	0.0748



Gambar 8 Hasil Percobaan Penggabungan H



Gambar 9 Hasil Percobaan Penggabungan I

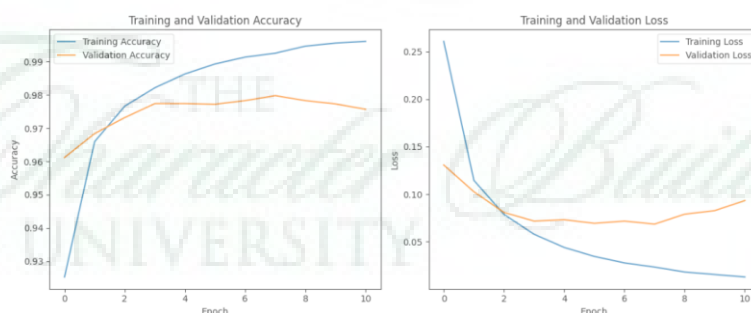
Pada Percobaan I menghasilkan total training akurasi sebesar 99,48% dengan melakukan epoch sebanyak 8 kali dan menggunakan optimizer Adamax. Pada Tabel 6 dilakukan epoch sebanyak 9 kali dan 20 batch size dengan learning rate sebesar 0,00001 dengan menggunakan optimizer adamax. Pada epoch pertama, akurasi model mencapai 88.24% dengan loss sebesar 0.4290. Seiring bertambahnya epoch, akurasi meningkat secara signifikan menjadi 99.48% pada epoch kedelapan, sementara nilai loss pelatihan menurun dari 0.4290 menjadi 0.0172, menandakan peningkatan efektivitas model

dalam mempelajari pola dari data pelatihan. Di sisi validasi, akurasi juga menunjukkan tren positif, dimulai dari 95.93% dan berakhir di 97.84%. Nilai loss validasi bervariasi, dimulai dari 0.1370 dan mencapai 0.0748. Meskipun akurasi validasi tidak meningkat secepat akurasi pelatihan, hasil ini menunjukkan bahwa model mampu generalisasi dengan baik pada data yang belum pernah dilihat sebelumnya. Secara keseluruhan, model menunjukkan performa yang sangat baik pada akhir pelatihan, mencerminkan kemajuan signifikan dalam kemampuan belajar dan generalisasi dari data pelatihan.

Pada Percobaan J menghasilkan total training akurasi sebesar 99,71% dengan melakukan epoch sebanyak 11 kali dan menggunakan optimizer Adamax. Pada Tabel 7 dilakukan epoch sebanyak 9 kali dan 20 batch size dengan learning rate sebesar 0,00001 dengan menggunakan optimizer adamax. Pada epoch pertama, akurasi model mencapai 87.43% dengan loss sebesar 0.4365. Seiring bertambahnya epoch, akurasi meningkat signifikan menjadi 99.71% pada epoch kesebelas, sementara nilai loss pelatihan menurun dari 0.4365 menjadi 0.0109, menunjukkan bahwa model semakin efektif dalam mempelajari pola dari data pelatihan. Di sisi validasi, akurasi juga menunjukkan tren positif, dimulai dari 96.12% dan berakhir di 97.57%. Nilai loss validasi berfluktuasi, dimulai dari 0.1307 dan mencapai 0.0933. Meskipun akurasi validasi tidak meningkat secepat akurasi pelatihan, hasil ini menunjukkan bahwa model mampu generalisasi dengan baik pada data yang belum pernah dilihat sebelumnya. Secara keseluruhan, model menunjukkan performa yang sangat baik pada akhir pelatihan, mencerminkan kemajuan yang signifikan dalam kemampuan belajar dan generalisasi dari data pelatihan.

Tabel 7 Hasil Percobaan Penggabungan J

Batch Size	Epoch	Akurasi	Loss	Vall Akurasi	Loss akurasi
20	1	0.8743	0.4365	0.9612	0.1307
20	2	0.9644	0.1228	0.9684	0.1026
20	3	0.9779	0.0783	0.9732	0.0808
20	4	0.9840	0.0533	0.9774	0.0717
20	5	0.9873	0.0415	0.9774	0.0731
20	11	0.9971	0.0109	0.9757	0.0933



Gambar 10 Hasil Percobaan Penggabungan J

Pada percobaan penggabungan data dilakukan sebanyak 10 kali percobaan dengan menggunakan sampel yang berbeda setiap percobaan yang dilakukan. Tabel 8 menampilkan sampel pada setiap percobaan dan menampilkan rangkuman hasil percobaan yang dilakukan pada masing-masing sampel. Berdasarkan data hasil percobaan yang telah ditampilkan pada Tabel 8 dapat dilihat bahwa nilai akurasi tertinggi didapatkan pada percobaan J dengan besaran akurasi mencapai 99,71% dan dengan epoch = 11. Banyaknya nilai epoch ini dipengaruhi oleh banyaknya data set yang digunakan. Dapat dilihat pada Tabel 8 bahwasanya sampel yang digunakan pada percobaan C

mencakup persamaan umum kuadrat dengan operasi penjumlahan dan pengurangan. Namun, untuk nilai akurasi terkecil diperoleh pada percobaan A dengan besaran akurasi 98,73% dengan epoch =5. Hal ini dipengaruhi oleh data set yang digunakan pada percobaan A merupakan yang terkecil dibandingkan pada percobaan lainnya.

Pada pengujian model CNN juga dilakukan sebanyak 10 percobaan dengan menggunakan sampel yang sama pada percobaan penggabungan. Tabel 8 menampilkan rangkuman hasil pengujian model CNN pada masing-masing percobaan. Berdasarkan Tabel 8 dapat dilihat bahwa hasil pengujian model CNN tertinggi diperoleh pada percobaan A dan B sebesar 98% dan yang terendah diperoleh pada percobaan D sebesar 97,3%.

Tabel 8 Sampel Percobaan dan hasil percobaan serta pengujian Model CNN

Percobaan	Sampel	Percobaan Peggabungan		Pengujian Model CNN
		Akurasi (%)	Epoch	Akurasi
A	X	98,73	5	98
B	X^2	99,51	9	98
C	AX^2	99,46	8	97,57
D	$AX^2 +$ $AX^2 -$	99,43	9	97,3
E	$AX^2 + B$ $AX^2 - B$	99,48	9	97,5
F	$AX^2 + BX$ $AX^2 - BX$	99,23	8	97,7
G	$AX^2 + BX +$ $AX^2 - BX +$ $AX^2 + BX -$ $AX^2 - BX -$	99,58	8	97,4
H	$AX^2 + BX + C$ $AX^2 - BX + C$ $AX^2 + BX - C$ $AX^2 - BX - C$	99,39	8	97,6
I	$AX^2 + BX + C =$ $AX^2 - BX + C =$ $AX^2 + BX - C =$ $AX^2 - BX - C =$	99,48	8	97,5
J	$AX^2 + BX + C = D$ $AX^2 - BX + C = D$ $AX^2 + BX - C = D$ $AX^2 - BX - C = D$	99,71	11	97,5

KESIMPULAN

Dari hasil penelitian dan pembahasan mengenai pengenalan rumus-rumus matematika menggunakan jaringan syaraf tiruan backpropogation convulutional neural network dapat ditarik beberapa kesimpulan: Melalui penelitian yang dilakukan, diperoleh bahwa Algoritma Deep learning dalam pengenalan rumus rumus matematika menggunakan metode CNN dapat memberikan hasil yang akurat pada setiap citra gambar yang dihasilkan. Terdapat sebanyak 20 batchsize 5 hidden layer, 5 epoch, dan juga learning rate sebanyak 0,0001 yang dilakukan agar mendapatkan hasil yang cukup baik pada penelitian ini; Melalui penelitian yang dilakukan, bahwa metode Convolutional Neural Network dapat mengindetifikasi bilangan polynomial berderajat dua variabel satu dengan hasil yang akurat dan sangat baik. Dan dengan metode convolutional neural netowrk dapat diperoleh gambar grafik berserta hasil titik puncak, titik potong dan akar yang di dapat dari data uji; Algoritma Deep

Learning Dalam pengenalan rumus matematika memiliki tingkat akurasi yang cukup baik. Tingkat akurasi yang diperoleh pada data pelatihan adalah 97%. Hasil pada tingkat akurasi dapat menunjukkan bahwa Metode CNN dapat diandalkan untuk.

UCAPAN TERIMA KASIH

Ucapan terima kasih terutama ditujukan kepada pemberi dana penelitian atau donatur. Ucapan terima kasih dapat juga disampaikan kepada pihak-pihak yang membantu pelaksanaan penelitian.

DAFTAR PUSTAKA

- Ilahiyah S, & Nilogiri A. (2018). Implementasi Deep Learning Pada Identifikasi Jenis Tumbuhan Berdasarkan Citra Daun Menggunakan Convolutional Neural Network _ Ilahiyah _ JUSTINDO (Jurnal Sistem dan Teknologi Informasi Indonesia). *JUSTINDO(Jurnal Sistem & Teknologi Informasi Indonesia)*, 3(2), 49–56.
- Lubis, J. R., Fauzi, R., Fauzan, M., & Sari, L. P. (2019). Rumus Matematika Sekolah Dasar Berbasis Android Menggunakan Adt (Android Developer Tools). *Jurnal Education and Development*, 7(1), 103. <https://doi.org/10.37081/ed.v7i1.785>
- Nugroho, P. A., Fenriana, I., Ariyanto, R., & Kom, M. (2020). *Implementasi Deep Learning Menggunakan Convolutional Neural Network (CNN) Pada Ekspresi Manusia. 1.*
- Oei, Darmawan, E. W., & Antonius, S. E. (2017). Menemukan Akar Persamaan Polinomial Menggunakan Particle Swarm Optimization. *Jurnal*, 1(1), 35–43.
- Raup, A., Ridwan, W., Khoeriyah, Y., Supiana, S., & Zaqiah, Q. Y. (2022). Deep Learning dan Penerapannya dalam Pembelajaran. *JlIP - Jurnal Ilmiah Ilmu Pendidikan*, 5(9), 3258–3267. <https://doi.org/10.54371/jiip.v5i9.805>
- Robbany Arham, H. (2022). Analisis Kemampuan Pemahaman Matematis Siswa Dalam Menyelesaikan Soal Matematika Dasar. *Didactical Mathematics*, 4(2), 314–322. <https://doi.org/10.31949/dm.v4i2.2148>