



ITS  
Institut  
Teknologi  
Sepuluh Nopember

*Sertifikat*

M  
MATEMATIKA

Diberikan kepada :

**ANDHITA DESSY WULANSARI**

**SEBAGAI : PEMAKALAH**

**SEMINAR NASIONAL MATEMATIKA IV TAHUN 2008**

(SemNasMat4-08)

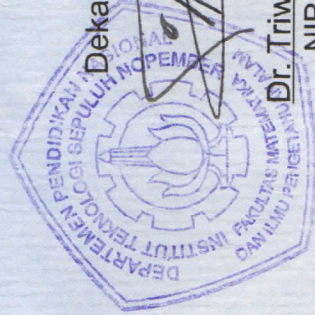
*dengan tema :*

Matematika: Pengembangan dan Aplikasinya untuk Mendukung  
Proses Kemandirian dan Kebangkitan Bangsa

*Diselenggarakan oleh :*

**JURUSAN MATEMATIKA, FMIPA ITS Surabaya**

pada Sabtu, 13 Desember 2008 di Gedung Pascasarjana ITS, Surabaya



Dekan FMIPA-ITS.

**Dr. Triwikantoro, M.Sc.**

NIP. 131 879 381



Ketua Panitia,

**Drs. Nury Hidayat, M.Kom**

NIP. 131 835 479

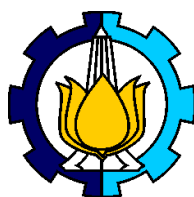
**PROSIDING**  
**SEMINAR NASIONAL MATEMATIKA IV 2008**  
**(SemNasMat4-08)**

**ISBN : 978 – 979 - 96152**

**MATEMATIKA: PENGEMBANGAN DAN APLIKASINYA  
UNTUK MENDUKUNG PROSES  
KEMANDIRIAN DAN KEBANGKITAN BANGSA**

**M**

**Surabaya, 13 Desember 2008  
Gedung Pasca Sarjana ITS Surabaya**



**JURUSAN MATEMATIKA  
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM  
INSTITUT TEKNOLOGI SEPULUH NOPEMBER SURABAYA**



SEMINAR NASIONAL MATEMATIKA IV  
Jurusan Matematika FMIPA-ITS  
Kampus Keputih-Sukolilo  
Sekretariat: Gedung U201  
Telp. 031-5943354  
Fax. 031-5996506

---

---

**ISBN :978-979-96152**

### **Susunan Panitia**

- **Steering Committee:**

1. Prof. Dr. Basuki Widodo, M.Sc (ITS)
2. Prof. Hendra Gunawan, Ph.D (ITB)
3. Prof. Dr. Sri Wahyuni, MS (UGM)
4. Prof. Dr. Ketut Budayasa (Unesa)
5. Dr. Mardjono, M.Phil (UB)
6. Dr. Eridani, M.Si (Unair)
7. Dr. Saib Suwilo, M.Sc. (USU)
8. Dr. Mohammad Isa Irawan, MT (ITS)
9. Dr. Subiono, M.Sc (ITS)
10. Dr. Erna Apriliani, M.Si (ITS)
11. Dr. Drs. I Nyoman Budiantara, M.Si (ITS)
12. Dr. Toto Nusantara, M.Si (UM)

- **Organizing Committee:**

1. Ketua Pelaksana : Drs. Nurul Hidayat, M.Kom
2. Wakil Ketua Pelaks : Drs. Kamiran, M.Si
3. Sekretaris : Valeriana, S.Si, MT
4. Bendahara : Dra. Farida A.W., MS

**EDITOR :**

1. Drs. IG Ngurah Rai Usadha, M.Si
2. Pratita Ayu Inawati, S.Si

Artikel dalam prosiding ini telah dipresentasikan dalam Seminar Nasional Matematika IV tahun 2008 pada 13 Desember 2008 di ITS Surabaya



SEMINAR NASIONAL MATEMATIKA IV  
Jurusan Matematika FMIPA-ITS  
Kampus Keputih-Sukolilo  
Sekretariat: Gedung U201  
Telp. 031-5943354  
Fax. 031-5996506

---

## KATA PENGANTAR

Peranan dan kontribusi matematika di semua sendi kehidupan perlu didukung penyebarluasan hasil-hasil penelitian atau kajian dalam lingkup matematika dan aplikasinya di berbagai bidang ilmu pengetahuan maupun industri. Dalam rangka sosialisasi dan desiminasi karya bakti berupa hasil penelitian atau kajian di bidang matematika, maka Jurusan Matematika FMIPA ITS mengadakan Seminar Nasional Matematika yang ke-4 Tahun 2008 dengan Tema **”MATEMATIKA: PENGEMBANGAN DAN APLIKASINYA UNTUK MENDUKUNG PROSES KEMANDIRIAN DAN KEBANGKITAN BANGSA”**.

Prosiding ini disusun agar dapat memperoleh informasi lengkap tentang semua kegiatan dan makalah makalah yang terseleksi serta dipresentasikan pada Seminar Nasional Matematika yang ke-4, pada tanggal 13 Desember 2008, di Gedung Pascasarjana ITS. Kegiatan Seminar ini dihadiri ilmuwan yang bergelut dalam bidang Pemodelan dan Simulasi Sistem, Analisis dan Aljabar, Riset Operasi dan Pengolahan Data, Stokastik dan Probabilistik, Graph dan Terapannya, Komputasi dan Rekayasa dan Pembelajaran Matematika.

Mudah-mudahan prosiding ini menjadi petunjuk yang dapat membantu para pembaca dalam mengkaji dan mengembangkan matematika. Terima kasih

Surabaya, 13 Desember 2008

Panitia

## DAFTAR ISI

Daftar Isi ..... i

### Makalah Seminar Nasional

#### Makalah Utama

Intelligent System for Sustainable Development, DR. Subchan.....	MU.1
Matematika, Globalisasi Dan Kemandirian Bangsa, oleh: Moch.Abduh.....	MU.19

#### Makalah Sidang Paralel

##### Makalah Bidang Analisis Dan Aljabar (AA)

1. Analisis Masalah Generator Oleh : Ratna Novitasari & Subiono.....	AA.1
2. Locally Small Riemann Sums (Lsr) Integral Henstock-Pettis Pada Ruang Euclide Rn, Oleh : Hairur Rahman.....	AA.9
3. Aplikasi Aljabar Max-Plus Pada Masalah Penjadwalan Flow Shop. Oleh: Nur Shofianah & Subiono.....	AA.19
4. Variasi Ketaksamaan Spanne. Oleh: Corina Karim & Dr.Erna Apriliani, M.Si.....	AA.27
5. Menganalisis Sinyal Tidak Terkendali Dengan Metode Dekomposisi Oleh : Desy Komalasari, Haryono & Lucia Aridinanti.....	AA.31
6. Perbandingan Metode Interpolasi Spasial Poligon Thiessen Dan Ordinary Kriging, Oleh: Suci Astutik & Hari Puspo.....	AA.39
7. Ketaksamaan Trapezoidal Untuk Fungsi Bervariasi Terbatas Serta Aplikasinya Pada Formula Kuadratur, Oleh: Sunarsini. ....	AA.47
8. Analisis Kestabilan Model Pengobatan Penyakit Tumor Dengan Kemoterapi, Oleh : Erika Eka Santi & M.Setijo W.....	AA.52
9. Principal Component Analysis (PCA) Untuk Analisis Perlakuan Pemberian Pakan, Vitamin, Dan Mineral Terhadap Produksi Susu Sapi, Oleh: Sisca Ayunani & H. A. Parhusip.....	AA.60
10. Penjadwalan Jalur Bus Dalam Kota Dengan Aljabar Max-Plus, Oleh: Winarni & Subiono.....	AA.69
11. Entropi Topologi Transformasi Linear Sepotong-Sepotong Tidak Kontinu Dengan Slope $0 <  k_i  < 1$ , Oleh: Rinurwati.....	AA.77

## DAFTAR ISI

Daftar Isi ..... i

### Makalah Seminar Nasional

#### Makalah Utama

- Intelligent System for Sustainable Development, DR. Subchan..... MU.1
- Matematika, Globalisasi Dan Kemandirian Bangsa, oleh: Moch.Abduh..... MU.15

#### Makalah Sidang Paralel

##### Makalah Bidang Graph Dan Terapannya (G)

1. Pelabelan Total Super Edge Magic Pada Subdivision,  
Oleh : Rohmatul Umami & Chairul Imron..... G.1
2. Embedding Graph  $K_{2,3,m}$  pada Torus, Oleh : Liliek Susilowati &  
Nency Rosyida Y..... G.9
3. Pengembangan Pelabelan Super Edge-Magic Graph Pada Graph  
Yang Memuat Beberapa Cycle Ganjil. Oleh: Suhud Wahyudi..... G.20
4. Critical Set of Cycle Graph, Oleh : Chairul Imron..... G.26

# DAFTAR ISI

Daftar Isi ..... i

## Makalah Seminar Nasional

### Makalah Utama

- Intelligent System for Sustainable Development, *DR. Subchan*..... MU.1
- Matematika, Globalisasi Dan Kemandirian Bangsa, oleh: *Moch.Abduh*..... MU.15

### Makalah Sidang Paralel

#### Makalah Bidang Komputasi Dan Rekayasa (KR)

1. Perbandingan Solusi Economic Dispatch Antara Metode Lagrange Multiplier Dengan Gaussian Particle Swarm Optimization (GKRO),  
Oleh : *Siti Komsiyah, M. Isa Irawan & Nurul Hidayat*..... KR.1
2. Perbandingan Masalah Optimasi Tsp Dengan Menggunakan Algoritma Ant Colony Dan Jaringan Hopfield, Oleh : *Yuliani, M.Isa Irawan & Mardlijah*..... KR.4
3. Pengklasteran Data Kategoris Dengan Algoritma Shared Nearest Neighbor, Oleh: *Alvida Mustikarukmi*..... KR.12
4. Penggunaan Algoritma Fuzzy C-Means Clustering Pada Pembelajaran Jaringan Fungsi Basis Radial. Oleh: *Syaiful Anam*..... KR.18
5. Optimalitas dan Separable Programming, Oleh : *Eni Sumarminingsih*..... KR.26
6. Pengaruh Data Ber-Missing Value Terhadap Pengklasifikasian Data Menggunakan Algoritma Decision Tree C4.5, Oleh: *Dian Eka Ratnawati, Elly Nurhayati K & Agus Wahyu Widodo*..... KR.30
7. Metode DemKRter-Shater Analytic Hierarchy Process (Ds-Ahp) Fuzzy, Oleh: *Purnomosidi, Dr. M. Isa Irawan, M.T. & Drs. I Gst. Ngr. Rai U, M.Si.* KR.38
8. Sistem Dinamik Dengan Fuzzy Number Oleh : *Ahmad Lubab, Dr. M. Isa Irawan, M.T. & Drs. I Gst. Ngr. Rai U, M.Si*..... KR.43
9. Algoritma Hybrid Particle Swarm Optimization With Constriction Dan Backpropagation (KRoc-Bp) Untuk Training Feedforward Neural Network (Fnn) Pada Permasalahan Forecasting, Oleh: *Rosiyah Faradisa, M. Isa Irawan & Nurul Hidayat*..... KR.48
10. Fuzzy Sliding Mode Control Dalam Perancangan Kontroler Pada Sistem Suspensi Otomotif, Oleh: *Mardlijah & Rifqi Izzatur*..... KR.55
11. Diskritisasi Model Penyebaran Aliran Debris 2 Dimensi, Oleh: *Dieky A, Mukhaimy G. & Bandung Arry S*..... KR.64

12. Perangkat Lunak Pengenal Huruf Abjad, Oleh: *Nurul Hidayat, Soetrisno & Agus Jumadi*..... KR.70



## DAFTAR ISI

Daftar Isi ..... i

### Makalah Seminar Nasional

#### Makalah Utama

- Intelligent System for Sustainable Development, DR. Subchan..... MU.1
- Matematika, Globalisasi Dan Kemandirian Bangsa, oleh: Moch.Abduh..... MU.15

#### Makalah Sidang Paralel

##### Makalah Bidang Pembelajaran Matematika (PB)

1. Proses Berpikir Siswa Kelas I Sekolah Menengah Pertama Yang “Quitter”  
Dalam Menyelesaikan Masalah Matematika Oleh : Sudarman..... PB.1
2. Penggunaan Simbol Dan Bentuk Visual Untuk Pemahaman Masalah  
Dalam Pembelajaran Matematika, Oleh : I Wayan Ponter..... PB.6
3. Mengajarkan Pemecahan Masalah Matematika Berlandaskan Perbedaan  
Peserta Didik, Oleh: M. J. Dewiyani..... PB.19
4. Kemampuan Matematika Anak Autis Pada Kelas Tinggi Sekolah Dasar.  
Oleh: Kamid..... PB.29
5. Kemampuan Anak Autis Dalam Memahami Soal Cerita Pelajaran Matematika  
Di Sekolah Dasar, Oleh : Kamid..... PB.47
6. Pengajaran Kalkulus Dengan Excel Dan Matlab di Fakultas Sains  
dan Matematika Universitas Kristen Satya Wacana,  
Oleh: H. A. Parhusip..... PB.66
7. Game Komputer Sebagai Media Pembelajaran Logika Matematika Di Sekolah  
Menengah Atas, Oleh: Siti Muslichah Harini, S.Pd, Andi Isra Rani, S.Si.,  
Supeno Mardi Susiki Nugroho, ST., MT. & M. Hariadi, ST. MSc. PhD..... PB.79
8. Penerapan Pembelajaran Matematika Dengan Metode Improve Untuk  
Meningkatkan Pemahaman Matematik Dan Aktifitas Belajar Siswa Kelas XI  
SMAN I Balaraja Oleh : HePBi Nindiasari..... PB.87
9. Bagaimana Melakukan Pemodelan Matematika Dan Menganalisa Data  
Dengan Berbagai Metode Pada Matematika, Oleh: H. A. Parhusip..... PB.108
10. Kesalahan Mahasiswa Dalam Membuktikan Soal Struktur Aljabar,  
Oleh: Hery Agus Susanto..... PB.124
11. Representasi Pemecahan Masalah Matematika Oleh Siswa Sekolah Dasar,  
Oleh: Janet Trineke Manoy..... PB.130
12. Pengkonstruksian Karakteristik Metakognisi Siswa Menggunakan Metode

Content Analysis, Oleh: <i>Theresia Laurens</i> .....	PB.136
13. Metakognisi Siswa Sma Kelas Akselerasi Dalam Menyelesaikan Masalah Matematika Ditinjau Dari Perbedaan Gender, Oleh: <i>Theresia Kriswianti Nugrahaningsih</i> .....	PB.143
14. Metakognisi Mahasiswa Ketika Memecahkan Masalah Matematika Kontekstual, Oleh: <i>Mustamin Anggo</i> .....	PB.163
15. Menumbuhkembangkan Kemampuan PersePBi Ruang Peserta Didik Sekolah Dasar Melalui Kegiatan Geometri Oleh: <i>Ronaldo Kho</i> .....	PB.170
16. Upaya Meningkatkan Ketuntasan Belajar Melalui Program Remedial Teaching Dengan Peer Tutor Pada Pokok Bahasan Bilangan Real Di SMK Negeri 7 Surabaya, Oleh: <i>Ulin Yudhawati, S.Si</i> .....	PB.176
17. Mars Untuk Data Longitudinal ( Pada Kasus Pengaruh Kemampuan Akademik dan Jasmani Terhadap Kepribadian Kadet AAL Angkatan ke-51), Oleh: <i>Djoko Heksa Purnomo</i> .....	PB.216
18. Merancang Permasalahan Matematika Untuk Menanamkan Nilai Disiplin, Ketelitian, Kebenaran Dan Kerja Keras, Oleh: <i>Baambang Suharjo</i> .....	PB.223
19. Analisis Dominan Regresi Berganda Pada Prestasi Belajar Matematika Oleh: <i>Anik Anekawati, Sony Sunaryo &amp; Wahyu Wibowo</i> .....	PB.235
20. Proses Berpikir Anak Tunanetra Dalam Menyelesaikan Permasalahan Luas Persegi Panjang, Oleh: <i>Susanto</i> .....	PB.245
21. Implementation Of Teaching Model Cooperative Learning Type STAD For Improving The Willingness Of Students In 7D Grade For Chapter Algebra And Social Aritmatic In Pringsurat I Yunion High School Term Periode 2008/2009, Oleh: <i>Hidayati</i> .....	PB.261
22. Model Pembelajaran Berdasarkan Masalah (Problem Based Instruction) Dalam Pembelajaran Matematika Oleh : <i>Umi Nur Qomariyah, S.Pd., M.Pd</i> .....	PB.265
23. Teori - Teori Yang Relevan Dengan Pembelajaran Matematika Realistik. Oleh: <i>Wiwin Sri Hidayati</i> .....	PB.274

## DAFTAR ISI

Daftar Isi ..... i

### Makalah Seminar Nasional

#### Makalah Utama

- Intelligent System for Sustainable Development, DR. Subchan..... MU.1
- Matematika, Globalisasi Dan Kemandirian Bangsa, oleh: Moch.Abduh..... MU.15

#### Makalah Sidang Paralel

##### Makalah Bidang Pemodelan dan Simulasi Sistem (PS)

1. Penerapan Transformasi Fukunaga Koontz Pada Analisa Diskriminan Dan Pengklasifikasi Support Vector Machine Untuk Pengenalan Wajah, Oleh : Sri Andriati Asri & Rully Soelaiman ..... PS.1
2. Pengembangan Metode Aproksimasi Dan Implementasinya Untuk Analisis Kestabilan Dalam Model Epidemik Penyakit Campak, Oleh : Marsudi & Syaiful Anam ..... PS.9
3. Prediksi Nilai Tukar Valuta Asing Menggunakan Quantitative Hybrid Indicator – Artificial Neural Networks. Oleh: Yohanes Gunawan Yusuf & Rully Soelaiman ..... PS.17
4. Analisa Perilaku Dinamik Pada Model Interaksi Tumor Dan Limfosit. Oleh: Anas Yusron, M. Setijo Winarko, M.Si & Dr.Erna Apriliani, M.Si..... PS.25
5. Menentukan Hubungan Kekerbatan Diantara Beberapa Organisme Oleh : Tigor Nauli..... PS.33
6. Pemodelan limpasan (Run Up) Gelombang Tsunami Pada Pesisir Pantai Dengan Sembarang Profil, Oleh: Agus Suryanto... PS.38
7. Pemodelan Simulasi Pada Interaksi Sistem Imun Dengan Mikobakterium Tuberkolosis, Oleh: Usman Pagalay, Sutiman B. Sumitro, Agus Suryanto, Marjono, & Nur Permatasari,..... PS.46
8. Kontrol Optimal Model Rosenzweig-MacArthur Yang Diperluas Dengan Menambahkan Predator Tingkat Dua Oleh : Budi Cahyono..... PS.55
9. Diagram Kontrol T2 Hotelling Berbasis Overlapping Groups Covariance Matrix Dengan Penaksir Robust Rmcd, Oleh: Retno Prastyowati, Sri Pingit Wulandari & Muhammad Mashuri..... PS.62
10. Pemodelan Genetic Algorithm Neural Network (Gann) Pada Data Inflasi Indonesia, Oleh: Hady Suryono, Suhartono & Budiasih..... PS.70
11. Solusi Numerik Gelombang Permukaan Pada Poros Media, Oleh:L.H.Wiryanto..... PS.77

12. Diskritisasi Model Penyebaran Aliran Debris 2 Dimensi, Oleh: *Dieky Adzkiya, Mukhaimy Gazali, Bandung Arry Sanjoyo*..... PS.85
13. Penjadwalan Jalur Bus Dalam Kota Dengan Aljabar Max-Plus, Oleh: *Winarni & Subiono*..... PS.91
14. Keterbatasan potensial Riesz Di Ruang Morrey Untuk Indeks Kritis, Oleh: *Siti Lailiyah & Erna Apriliani*..... PS.99
15. Ensemble Kalman Filter (Enkf) Dengan Menggunakan Metode Teknik Sampling Dan Metode Akar Kuadrat Oleh: *Didik Khusnul Arif*..... PS.106
16. Konsistensi Algoritma Recursive Extended Least Squares (RELS) pada Model Auto Regressive Moving Average With Exogeneous Factor (ARMAX), Oleh: *Destina W, Dr. Erna A, MSi & Dra.Nuri W.MKes*..... PS.115
17. Perbandingan Laju Rotasi Diferensial Sunspot Di Belahan Utara Dan Selatan Pada Siklus Ke 22, Dari Pengamatan Spd Lapan Watukosek, Oleh: *Nanang Widodo*..... PS.122
18. Pemodelan Kurva Rotasi Diferensial Surya Dari Sunspot Di Belahan Utara Matahari Pada Siklus Ke 22, Data Pengamatan Spd Lapan Watukosek, Oleh: *Nanang Widodo*..... PS.131
19. Angka Reproduksi Dasar Dan Kestabilan Global Dalam Suatu Model Epidemik, Oleh: *Yudi Ari Adi*..... PS.140
20. Eksistensi Bifurkasi Mundur Pada Model Penyebaran Penyakit Makroparasitis, Oleh: *Mohammad Djasuli, Erna Apriliani, M.S. Winarko* PS.151
21. Analisis Perhitungan Defleksi Dan Tegangan Struktur Roket RX-1512 Pada Waktu Handling Dengan Metode Elemen Hingga, Oleh: *Setiadi*..... PS.159

## DAFTAR ISI

Daftar Isi ..... i

### Makalah Seminar Nasional

#### Makalah Utama

- Intelligent System for Sustainable Development, *DR. Subchan*..... MU.1
- Matematika, Globalisasi Dan Kemandirian Bangsa, oleh: *Moch.Abduh*..... MU.15

#### Makalah Sidang Paralel

##### Makalah Bidang Riset Operasi, Statistik Dan Pengolahan Data (RSP)

1. Optimasi Tingkat Stok Dasar pada Masalah Pengendalian Persediaan Menggunakan Stochastic Approximation Method Oleh : *Rully Soelaiman , Mahendrawathi ER & A M Krisnawati*..... RSP.1
2. Penentuan Jumlah Pemesanan yang Ekonomis Pada Inventori Banyak Jenis dengan Menggunakan Metode Nonlinear Goal Programming, Oleh : *Rully Soelaiman, Wiwik Anggraeni & Rachmita Nura Fathma*..... RSP.6
3. Validitas Dan Reliabilitas Indikator-Indikator Peubah Kebutuhan Fiskal Dan Potensi Fiskal Dengan Structural Equation Modelling, Oleh: *Ari Wardono, Kresnayana Yahya & Akhmad Jaelani*..... RSP.14
4. Pendekatan Goal Programming dengan Parameter Fuzzy pada Optimasi Alokasi Transportasi Sampah di Surabaya, Oleh: *Valeriana, Kamiran & Hery*..... RSP.22
5. Estimator Yang Efisien Pada Tipe Censored Sampling Untuk Distribusi Rayleigh, Oleh : *Dra. Farida A.W M.S*..... RSP.35
6. Kajian Indeks Kemampuan Multiproses, Oleh: *Sri Utami & Laksmi Prita*... RSP.44
7. Pengembangan Teori Probabilitas Untuk Fusi Penginferensian Informasi, Oleh: *Arwin Datumaya, Wahyudi Sumari, Adang Suwandi Ahmad, Acik Ida & Jaka Sembiring*..... RSP.53
8. Model Kartu Menuju Sehat (Kms) Balita Dengan Pendekatan Spline Polynomial Truncated, Oleh : *Muh.Rifqy Syauqi & I Nyoman Budiantara*..... RSP.61
9. Prevalensi Dan Faktor Resiko Hiv Pada Generalized Epidemic Di Tanah Papua Menggunakan Metode Regresi Logistik Dengan Stratifikasi, Oleh: *Bagas Susilo & Gantjang Amanullah*..... RSP.74
10. Pemilihan Model Terbaik Pada Analisis Regresi Logistik Multinomial Dan Ordinal Dengan Mcfadden's R2, Oleh: *Ummiy Fauziyah Laili*..... RSP.83

11. Pengaruh Jenis Kelamin Terhadap Berat Badan Balita Di Kota Surabaya Dengan Menggunakan pendekatan Spline, Oleh: Rida Trian Sds, I Nyoman Budiantara, Madu Ratna..... RSP.93
12. Klasifikasi Angkatan Kerja Propinsi Bengkulu Berdasarkan Metode Cart , Oleh: *Yuniarto, Sutikno & Hera Hendra Permana*..... RSP.102
13. Analisis Jumlah Penumpang Dan Kargo Melalui Bandara Djalaludin Gorontalo Dengan Model Intervensi Dan Arch-Garch, Oleh: *Undich Sadewo Sunu, Kresnayana Yahya & Sasmito Hadi Wibowo*..... RSP.110
14. Analisis Beberapa Faktor Yang Berpengaruh Terhadap Volatilitas Cadangan Devisa Indonesia Dengan Menggunakan Metode Arch/Garch Dan Var, Oleh: *Toto Abdul Fatah, Kresnayana Yahya & Budiasih*..... RSP.118
15. Pengukuran Efisiensi Relatif Klaster Industri Inti: Suatu Analisis Stochastic Frontier Oleh: *Sunardi & Thoman Pardosi*..... RSP.123
16. Model Variasi Spasial Pendapatan Rumah Tangga Menggunakan Geographically Weighted Regression, Oleh: *Sugeng Junaedi, Sony Sunaryo, Hera Hendra Permana*..... RSP.131
17. Pendekatan Mars Untuk Ketepatan Klasifikasi Desa/Kelurahan Miskin Serta Faktor-Faktor Komunitas Yang Berpengaruh Di Kalimantan Timur Tahun 2005, Oleh: *Siti Wahyuningrum, I Nyoman Budiantara & Satwiko Darmesto*..... RSP.139
18. Pemodelan Wanita Rawan Ekonomi Di Propinsi Nusa Tenggara Barat Dengan Pendekatan Monte Carlo Markov Chain, Oleh: *Rahayu Rachmawati, Nur Iriawan & Sodikin Baidowi*..... RSP. 147
19. Analisis Faktor-Faktor Yang Mempengaruhi Produktivitas Kelapa Sawit Di Provinsi Riau Dengan Metode Regresi Logistik, Oleh: *Purwantono, Haryono & Akhmad Jaelani*..... RSP.153
20. Penskalaan Dimensi Ganda (Pdg) Metrik Terbobot (Studi Kasus Pengelompokan Kabupaten/Kota Di Sulawesi Selatan), Oleh: *Muhlison Fatawi, Sony Sunaryo & Hera Hendra Permana*..... RSP.160

## DAFTAR ISI

Daftar Isi ..... i

### Makalah Seminar Nasional

#### Makalah Utama

- Intelligent System for Sustainable Development, DR. Subchan..... MU.1
- Matematika, Globalisasi Dan Kemandirian Bangsa, oleh: Moch.Abduh..... MU.19

#### Makalah Sidang Paralel

##### Makalah Bidang Stokastik Dan Probabilistik (SP)

1. Ketepatan Klasifikasi Pekerja Anak Di Sumatera Barat Dengan Pendekatan Mars, Oleh : Mohamad Jalaluddin & Bambang Widjanarko Otok..... SP.1
2. Prediksi Krisis Finansial:Sistem Peringatan Dini Terhadap Krisis Ekonomi Indonesia Dengan Pendekatan Mars, Oleh : Indra Achmad Sofian Souri, Mutiah Salamah & Heru Margono..... SP.9
3. Klasifikasi Deteksi Intrusi Menggunakan Pendekatan Multivariate Adaptive Regression Spline(Mars). Oleh: Gunawan Catur P, Nur Iriawan & Hasyim Gautama..... SP.16
4. Model Kesejahteraan Rumah Tangga Di Provinsi Dki Jakarta Dengan Metode Mars. Oleh: Erwin Tanur, I Nyoman Budiantara, & Satwiko Darmesto..... SP.24
5. Multi Input Intervention Analysis With Step And Pulse Functions For Forecasting Tourist Arrivals To Indonesia Oleh : Eka Nuvitasari, Suhartono & Sasmito Hadi Wibowo..... SP.30
6. Uji Kesamaan Parameter P-Model Regresi Zigp (Zero Inflated Generalized Poisson), Oleh: Cucu Sumarni, Purhadi & Heru Margono ..... SP.38
7. Pemodelan Faktor-Faktor Sosial Ekonomi Yang Mempengaruhi Umur Perkawinan Pertama Wanita Dengan Metode Regresi Linier Berganda, Oleh: Andreas Riyanto, Slamet Mulyono & Thoman Pardosi..... SP.46
8. Feed-Forward Neural Network Untuk Small Area Estimation Pada Kasus Kemiskinan Oleh : Ai Nuraeni, Brodjol Sutijo U, Suhartono & Satwiko Darmesto..... SP.53
9. Pendekatan Mars Untuk Penentuan Tingkat Ketimpangan Pendapatan Di Indonesia, Oleh: Adi Ratnaningrum, Bambang Widjanarko Otok & Wiewiek Arumwati..... SP.61

10. Pemodelan Arus Migrasi Penduduk Antar Provinsi Dengan Pendekatan Gravity-Poisson Glms, Oleh: Adam Sofian, Susanti Linuwih, Setiawan, & Gantjang Amannullah..... SP.69
11. Hybrid Model Arima Dan Neural Network Pada Peramalan Kunjungan Wisatawan Ke Bali, Oleh: Riyanto Tri Susanto, Suhartono & Hera Hendra Permana..... SP.76
12. Analisis Dominan Regresi Berganda Pada Prestasi Belajar Matematika, Oleh: Anik Anekawati, Sony Sunaryo & Wahyu Wibowo..... SP.83
13. Diagram Kontrol Residual Var Untuk Memonitor Target Pada Proses Multivariat Yang Autokorelasi, Oleh: Faula Arina, Dr. Muhammad Mashuri, & Dr. Suhartono ..... SP.94
14. Pemilihan Model Terbaik Dengan Menggunakan Aic Dan Aicc Pada Regresi Bivariat, Oleh: Marlik, Ismaini Zain & Kartika Fitriyasi..... SP.104
15. Penaksiran Parameter Regresi Logistik Ridge Oleh: Sunyoto, Setiawan & Ismaini Zain..... SP.111
16. Penaksir Parameter Regresi Zero-Inflated Generalized Poisson (Zigp), Oleh: Dwi Cahyosetiyono, Sony Sunaryo & Wahyu Wibowo..... SP.116
17. Prosedur Pendeteksian Outlier Model Linear Multivariat Dengan Metode Likelihood Displacement Statistic-Lagrange, Oleh: Makkulau, Susanti Linuwih, Purhadi & M. Mashuri..... SP.124
18. Perbandingan Pengaruh Kesalahan Pengukuran Pada Peta Kendali Cusum Dan Ewma Dalam Mendeteksi Pergeseran Rata-Rata Proses, Oleh: Hanatri Putri Maratoni, Nuri Wahyuningsih & Laksmi Prita W..... SP.132
19. Estimator Regresi Semiparametrik Dengan Pendekatan Spline, Oleh: Sufri Asmin, I Nyoman Budiantara & Kartika Fitriyasi..... SP.140
20. Penentuan Rute Optimal Pada Jaringan Stokastik Untuk Memaksimumkan Reliabilitas Waktu Perjalanan, Oleh: Mila Kurniawaty, Dr. M. Isa Irawan, MT & Drs. Kamiran, M.Si..... SP.146
21. Estimasi Parameter Data Spatial Univariat Dengan Metode Maksimum Likelihood, Oleh: Sri Harini, Purhadi, Sony Sunaryo & Muhammad Mashuri..... SP.152
22. Klasifikasi Pohon Sebagai Metode Alternatif Bagi Regresi Logistik Dalam Pengklasifikasian Obyek, Oleh: Andhita Dessy Wulansari, Destri Susilaningrum & Susanti Linuwih..... SP.159
23. Mengatasi Overdispersion Pada Regresi Poisson Dengan Generalized Poisson Regression, Oleh: A'yunin Sofro, Ismaini Zain & Bambang W. Otok..... SP.167



24. Fixed Effect Model Pada Regresi Panel Dan Aplikasinya, Oleh: Alfira Mulya Astuti, Ismaini Zain,& Bambang W. Otok..... SP.173
25. Pemodelan Regresi Spline Untuk Data Longitudinal Dengan Penalized Likelihood, Oleh: Anna Islamiyati, I Nyoman B, Kartika Fitriasaki..... SP.180
26. Klasifikasi Objek Menggunakan Mahalanobis-Taguchi System Dan Analisis Regresi Ridge Logistik Ordinal: Suatu Studi Perbandingan, Oleh: Ali Wafa, Suhartono, & Dwi Atmono A.W..... SP.186
27. Pendekatan Multivariate Adaptive Regression Spline (MARS) Pada Indeks Prestasi Mahasiswa UNM, Oleh: Andi Haslinda, Bambang, Widjanarko Otok & Muhammad Sjahid Akbar..... SP.199
28. Menentukan Interval Konvidensi Dengan Metode Generalized Maximum Likelihood Pada Model Regresi Spline Melalui Pendekatan Bayesian, Oleh:Nurwiani..... SP.205
29. Model Alokasi Aset Portofolio Tak Normal, Oleh: Sukono, Subanar & Dedi Rosadi ..... SP.214
30. Pengukuran VaR : Hubungannya Dengan ES dan ETL, Oleh: Sukono, Subanar & Dedi Rosadi..... SP.225

## KLASIFIKASI POHON SEBAGAI METODE ALTERNATIF BAGI REGRESI LOGISTIK DALAM PENGKLASIFIKASIAN OBYEK

<sup>1</sup>Andhita Dessy Wulansari, <sup>2</sup> Prof. Dra. Susanti Linuwih, M.Stats, Ph.D dan  
<sup>3</sup> Dra. Destri Susilaningrum, M.S

<sup>1</sup> Mahasiswa Program Pasca Sarjana Magister Jurusan Statistika, Institut Teknologi Sepuluh Nopember  
Jl. Arif Rahman Hakim 1 Surabaya 60111

<sup>2,3</sup> Jurusan Statistika, Institut Teknologi Sepuluh Nopember  
Jl. Arif Rahman Hakim 1 Surabaya 60111

e-mail : <sup>1</sup> [andhitadessywulansari@yahoo.co.id](mailto:andhitadessywulansari@yahoo.co.id)

**Abstrak.** *Wajardikdas 9 tahun adalah suatu program pemerintah yang mewajibkan seluruh penduduk Indonesia untuk memiliki ijazah minimal setingkat dengan SMP/ sederajat. Dalam rangka mendukung kesuksesan program Wajardikdas 9 tahun ini, ketersediaan informasi yang berkaitan dengan klasifikasi desa/ kelurahan menjadi sangat penting. Karena dengan informasi ini, pemerintah kabupaten/ kota dapat lebih mudah dalam membuat skala prioritas desa/ kelurahan mana saja yang memerlukan perhatian khusus. Regresi logistik biner adalah salah satu metode statistika yang sering digunakan untuk mengklasifikasikan sejumlah pengamatan dengan respon biner ke dalam beberapa kelompok berdasarkan satu atau lebih variabel prediktor. Melalui metode ini akan dihasilkan peluang dari masing- masing kategori respon yang akan dijadikan sebagai pedoman pengklasifikasian dan suatu pengamatan akan masuk kedalam respon kategori tertentu berdasarkan nilai peluang yang terbesar. Tetapi pada regresi logistik, klasifikasi yang dihasilkan dalam bentuk peluang yang kurang praktis penggunaannya dan juga mempunyai interpretasi yang sulit. Saat ini telah dikembangkan metode klasifikasi pohon yang lebih mudah, praktis dalam penggunaan dan interpretasinya jika dibandingkan dengan metode regresi logistik, karena hasil klasifikasi yang diperoleh dapat dicari dengan cara menelusuri pohon klasifikasinya. Pada penelitian ini dibandingkan hasil ketepatan klasifikasi antara metode regresi logistik dan klasifikasi pohon untuk mendapatkan metode yang lebih tepat digunakan dalam pengklasifikasian desa/ kelurahan di Kabupaten Gresik pada kasus program Wajardikdas 9 tahun. Dengan menggunakan data testing, didapatkan hasil bahwa ketepatan klasifikasi yang dihasilkan oleh metode klasifikasi pohon lebih tinggi daripada regresi logistik. Oleh karena itu dapat diputuskan bahwa metode yang lebih tepat digunakan adalah klasifikasi pohon. Berdasarkan metode ini, didapatkan hasil bahwa faktor- faktor yang berpengaruh terhadap kondisi ketuntasan Wajardikdas 9 tahun adalah rasio murid/ guru dan rasio murid/ sekolah.*

**Kata kunci:** *Regresi Logistik, Klasifikasi Pohon, Program Wajardikdas 9 Tahun.*

### 1. PENDAHULUAN

Pendidikan merupakan salah satu modal bangsa yang kualitasnya harus terus ditingkatkan. Dalam upaya mewujudkan tujuan tersebut, pada tahun 1994 pemerintah telah mencanangkan Program Wajib Belajar Pendidikan Dasar (Wajardikdas) 9 tahun yang mewajibkan seluruh penduduk Indonesia untuk memiliki ijazah minimal SMP/ sederajat. Program Wajardikdas 9 tahun ini dapat dikatakan berhasil jika seluruh daerah yang ada dapat mencapai APK kategori tuntas paripurna, yakni Angka Partisipasi Kasar (APK) sekurang- kurangnya 95 persen. Dalam rangka mendukung kesuksesan program gerakan nasional percepatan penuntasan Wajardikdas 9 tahun, ketersediaan informasi pada cakupan wilayah desa/ kelurahan ini menjadi hal yang sangat penting. Karena walaupun Kabupaten Gresik sudah dinyatakan tuntas pada program wajardikdas 9 tahun, tetapi kenyataannya belum seluruh desa/ kelurahan yang ada di Kabupaten Gresik berhasil mencapai kategori tersebut. Oleh karena itu untuk mempercepat pemerataan pembangunan di bidang pendidikan dibutuhkan informasi yang berkaitan dengan klasifikasi desa/ kelurahan yang

ada di Kabupaten Gresik berdasarkan variabel-variabel yang diduga berpengaruh terhadap kondisi ketuntasan yang dicapai oleh suatu desa/kelurahan (tuntas Wajardikdas dan tidak tuntas Wajardikdas), sehingga pemerintah kabupaten/kota dapat lebih mudah dalam membuat skala prioritas desa/kelurahan mana saja yang memerlukan perhatian/tindakan khusus.

Untuk mengklasifikasikan sejumlah obyek dengan respon biner kedalam beberapa kelompok berdasarkan beberapa variabel prediktor seperti pada kasus diatas, metode klasik seperti regresi logistik biner seringkali digunakan. Pada regresi logistik, klasifikasi yang dihasilkan dalam bentuk peluang yang kurang praktis penggunaannya dan juga mempunyai interpretasi yang sulit. Saat ini dikembangkan metode klasifikasi pohon yang lebih mudah, praktis dalam penggunaan dan interpretasinya jika dibandingkan dengan metode regresi logistik karena hasil klasifikasi yang diperoleh dapat dicari dengan cara menelusuri pohon klasifikasinya. Pada penelitian ini akan dibandingkan hasil ketepatan klasifikasi antara metode regresi logistik dan klasifikasi pohon pada kasus klasifikasi desa/kelurahan yang ada di Kabupaten Gresik berdasarkan variabel yang diduga berpengaruh terhadap kondisi ketuntasan yang dicapai untuk mendapatkan metode yang lebih tepat digunakan berdasarkan kriteria perbandingan ketepatan klasifikasi yang dihasilkan oleh kedua metode.

## 2. KAJIAN PUSTAKA DAN DASAR TEORI

### 2.1 Regresi Logistik Biner

Metode regresi logistik adalah prosedur pemodelan yang diterapkan untuk memodelkan variabel respon (y) yang bersifat kategori berdasarkan satu atau lebih variabel prediktor (x), baik itu yang bersifat kategori maupun kontinyu. Apabila variabel responnya (y) terdiri dari 2 kategori yaitu y=1 (sukses) dan y=0 (gagal) maka metode regresi logistik yang dapat diterapkan adalah regresi logistik biner. Secara umum model probabilitas regresi logistik dengan melibatkan beberapa variabel prediktor (x) dapat diformulasikan sebagai berikut :

$$\pi(x) = \frac{e^{(\beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \dots + \beta_p x_p)}}{1 + e^{(\beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \dots + \beta_p x_p)}} \quad (2.1)$$

Fungsi  $\pi(x)$  merupakan fungsi non linier sehingga perlu dilakukan transformasi logit untuk memperoleh fungsi yang linier agar dapat dilihat hubungan antara variabel respon (y) dengan variabel prediktornya (x). Bentuk logit dari  $\pi(x)$ , adalah  $g(x) = \ln\left(\frac{\pi(x)}{1 - \pi(x)}\right)$  sehingga setelah

persamaan (2.1) disubstitusikan pada  $\theta(\pi)$  maka diperoleh,

$$g(x) = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \dots + \beta_p x_p \quad (2.2)$$

Nilai  $\pi(x)$  pada persamaan (2.1) merupakan pedoman klasifikasi suatu obyek. Jika  $\pi(x) = \pi_1(x)$  maka obyek diklasifikasikan ke kategori y=1 (sukses) atau y=0 (gagal) didasarkan pada kedua nilai tersebut yang terbesar (Wibowo, 2002).

Untuk mengetahui apakah variabel prediktor yang terdapat dalam model tersebut memiliki kontribusi yang nyata terhadap variabel responnya, maka perlu dilakukan pengujian parameter. Pengujian parameter yang dilakukan adalah sebagai berikut :

#### a. Uji Overall

Untuk mengetahui kontribusi seluruh variabel prediktor secara keseluruhan di dalam model dapat digunakan *likelihood ratio test* (Hosmer dan Lemeshow, 1989)

Hipotesis:

$$H_0 : \beta_1 = \beta_2 = \dots = \beta_p = 0$$

$$H_1 : \text{minimal ada satu } \beta_k \neq 0 \text{ untuk } k = 1, 2, \dots, p$$

Statistik uji:

$$G = [-2\ln(L_0)] - [-2\ln(L_1)] \quad (2.3)$$

dimana :

$L_0$  : likelihood untuk model lengkap

$L_1$  : likelihood untuk model ringkas.

Daerah penolakan :

Statistik uji  $G$  mengikuti distribusi  $\chi^2$  dengan derajat bebas  $p$  yaitu banyaknya parameter yang ada dalam model. Tolak  $H_0$  jika  $G > \chi^2_{(p;\alpha)}$ .

b. Uji Individu

Untuk mengetahui kontribusi variable prediktor secara individu di dalam model, dapat digunakan *Wald Test*.

Hipotesis:

$$H_0 : \beta_k = 0$$

$$H_1 : \beta_k \neq 0, \text{ untuk } k = 1, 2, \dots, p$$

Statistik uji:

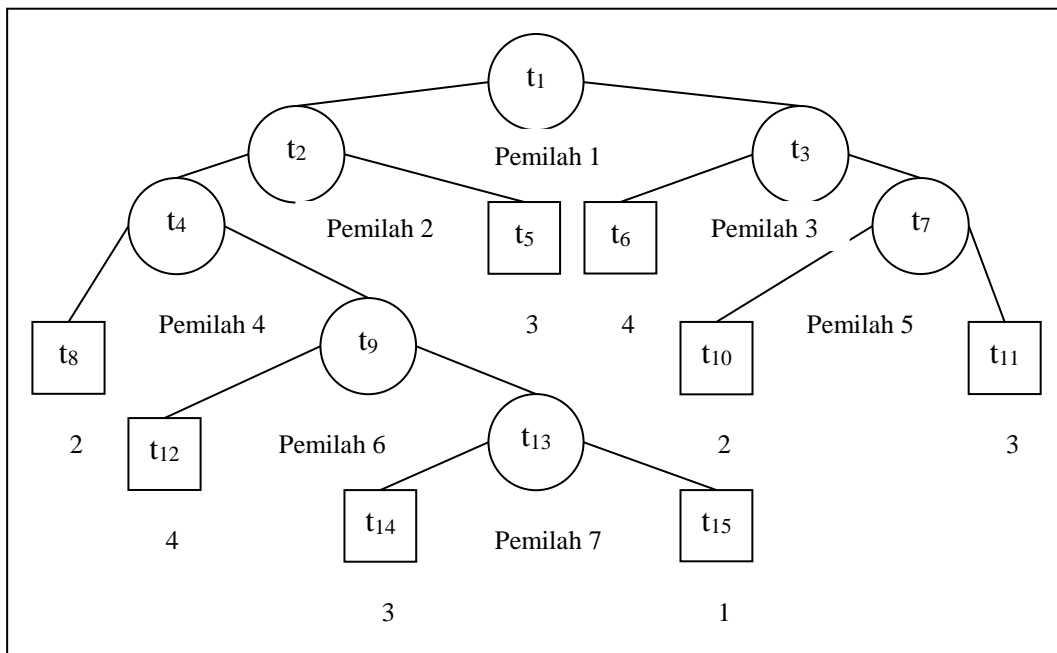
$$W = \frac{\hat{\beta}_k}{SE(\hat{\beta}_k)} \tag{2.4}$$

Daerah penolakan :

Statistik uji  $W$  mengikuti distribusi normal. Tolak  $H_0$  jika  $W > Z_{\alpha/2}$ .

## 2.2 Klasifikasi Pohon

Salah satu metode non parametrik yang dapat digunakan untuk menggambarkan hubungan antara variabel respon yang kategori dengan satu set variabel prediktor yang kategori dan kontinyu adalah klasifikasi pohon. Pohon klasifikasi terbentuk melalui pemilahan tiap simpul menjadi 2 himpunan bagian turunan. Proses pemilahan dimulai dari simpul utama yang berisi data yang akan dipilah. Pemilahan dilakukan untuk memilah data menjadi 2 kelompok yaitu, kelompok yang masuk simpul kiri dan simpul kanan. Pemilahan dilakukan pada tiap simpul sampai didapatkan simpul akhir. Variabel yang memilah pada simpul utama adalah variabel terpenting dalam menduga kelas amatan. Sebagai ilustrasi, berikut diberikan struktur pohon klasifikasi dengan 4 kelas pada Gambar 2.1.



**Gambar 2.1** Model Pohon Klasifikasi

Simpul utama (*root node*) dinotasikan sebagai  $t_1$  sedangkan simpul  $t_2, t_3, t_4, t_7, t_9$  dan  $t_{13}$  disebut sebagai simpul dalam (*internal node*). Simpul akhir yang juga disebut sebagai simpul terminal adalah  $t_5, t_6, t_8, t_{10}, t_{11}, t_{12}, t_{14}$  dan  $t_{15}$ . Karena pada simpul ini tidak terjadi pemilahan. Untuk menghitung kedalaman pohon (*depth*) dimulai dari simpul  $t_1$  yang berada kedalaman 1, simpul  $t_2$  dan  $t_3$  berada pada kedalaman 2, simpul  $t_4, t_5, t_6$  dan  $t_7$  berada pada kedalaman 3, simpul  $t_8, t_9, t_{10}$  dan  $t_{11}$  berada pada kedalaman 4, simpul  $t_{12}$  dan  $t_{13}$  berada pada kedalaman 5 sedangkan

simpul  $t_{14}$  dan  $t_{15}$  yang berada pada kedalaman 6. Masing-masing simpul terminal ditandai dengan label kelas. Dapat terjadi simpul terminal dengan label kelas yang sama, kemudian pemilah akan mengklasifikasikan simpul terminal dengan label yang sama tersebut kedalam suatu himpunan bagian tertentu, sehingga akan didapatkan  $A_1=t_{15}$ ,  $A_2=t_8 \cup t_{10}$ ,  $A_3=t_5 \cup t_{11} \cup t_{14}$  dan  $A_4=t_6 \cup t_{12}$  (Steinberg dan Philp 2005).

Ukuran pohon yang sangat besar akan dapat memberikan nilai *Resubstitution Estimate*  $R(T)$  yang sangat kecil. Sehingga pohon ukuran ini sering dipilih untuk menduga respon, tetapi ukuran pohon yang besar ini akan menyebabkan nilai *cost complexity* yang tinggi karena data yang digambarkan cenderung kompleks. Sehingga perlu dipilih pohon optimal yang berukuran sederhana tetapi memberikan nilai penduga yang cukup kecil. Jika  $R(T)$  dipilih sebagai penduga terbaik, maka akan cenderung dipilih pohon ukuran terbesar, sebab semakin besar pohon akan semakin kecil  $R(T)$ . *Resubstitution Estimate* (penduga pengganti) adalah proporsi amatan yang mengalami kesalahan pengklasifikasian yaitu :

$$R(T) = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N X(d(x_n) \neq j_n) \quad (2.5)$$

dimana  $X(\cdot)$  adalah fungsi indikator berbentuk,

$$X(\cdot) = \begin{cases} 1, & \text{Jika pertanyaan dalam tanda kurung benar} \\ 0, & \text{Jika pertanyaan dalam tanda kurung salah} \end{cases}$$

Adapun 2 macam penduga yang dapat digunakan untuk mendapatkan pohon klasifikasi optimal (terbaik) adalah :

a. Penduga Sampel Uji (*Test Sample Estimate*)

Pada penduga sample uji, sample  $L$  dibagi menjadi dua yaitu  $L_1$  (*Learning set*) dan  $L_2$  (*Testing set*). Amatan dalam  $L_1$  digunakan untuk membentuk pohon  $T$ , sedangkan amatan-amatan dalam  $L_2$  digunakan untuk menduga  $R^{ts}(T_t)$ . Jika  $N_2$  adalah jumlah amatan dalam  $L_2$ , maka penduga sampel uji adalah :

$$R^{ts}(T_t) = \frac{1}{N_2} \sum_{(x_n, j_n) \in L_2} X(d(x_n) \neq j_n) \quad (2.6)$$

Pohon klasifikasi optimum dipilih  $T^*$  dengan

$$R^{ts}(T^*) = \min_t R^{ts}(T_t) \quad (2.7)$$

b. Penduga Validasi Silang Lipat V (*Cross Validation V Fold Estimate*)

Penduga pengganti selanjutnya adalah penduga validasi silang lipat V (*cross validation V fold estimate*). Amatan dalam Sampel  $L$  dibagi secara acak menjadi  $V$  bagian yang saling lepas dengan ukuran kurang lebih sama besar untuk setiap kelasnya. Pohon  $T^{(v)}$  dibentuk dari  $L-L_v$  dengan  $v=1,2,\dots,V$ . Misalkan  $d(x)^{(v)}$  adalah hasil pengklasifikasian, penduga sampel uji untuk  $R(T_t^{(v)})$  adalah :

$$R^{ts}(T_t^{(v)}) = \frac{1}{N_v} \sum_{(x_n, j_n) \in L_v} X(d(x_n)^{(v)} \neq j_n) \quad (2.8)$$

dimana  $N_v$  adalah jumlah amatan dalam  $L_v$

Kemudian dilakukan prosedur yang sama menggunakan seluruh  $L$ , maka penduga validasi silang lipat V untuk  $T_t^{(v)}$  adalah,

$$R^{cv}(T_t) = \frac{1}{V} \sum_{v=1}^V R^{ts}(T_t^{(v)}) \quad (2.9)$$

Pohon klasifikasi optimal dipilih  $T^*$  dengan

$$R^{cv}(T^*) = \min_t R^{cv}(T_t) \quad (2.10)$$

### 2.3 Program Wajib Belajar

Program Wajib Belajar adalah program pendidikan minimal yang harus diikuti oleh warga negara Indonesia atas tanggung jawab pemerintah pusat dan daerah. Program Wajib Belajar dapat dikatakan berhasil jika seluruh daerah dapat mencapai Angka Partisipasi Kasar (APK) sekurang-kurangnya 95 persen. Besarnya APK disuatu daerah dapat dihitung dengan rumusan sebagai berikut :

$$APK = \frac{\text{Jumlah murid pada jenjang pendidikan tertentu}}{\text{Jumlah penduduk kelompok usia yang sesuai}} \times 100\% \quad (2.11)$$

Hasil perhitungan APK ini digunakan untuk mengetahui banyaknya anak yang bersekolah di suatu jenjang pendidikan tertentu pada wilayah tertentu. Dalam perhitungan angka partisipasi terdapat empat kategori tuntas (Sukriswandari, 2008), yaitu :

- a. Tuntas Paripurna :  $APK \geq 95$  persen
- b. Tuntas Utama :  $90 \text{ persen} \leq APK < 94$  persen
- c. Tuntas Madya :  $84 \text{ persen} \leq APK < 90$  persen
- d. Tuntas Pratama :  $80 \text{ persen} \leq APK < 84$  persen

Untuk mengukur keberhasilan program Wajardikdas 9 tahun, ada beberapa indikator yang dapat digunakan, yaitu rasio murid/sekolah, rasio murid/kelas, rasio murid/guru, rasio kelas/ruang belajar, angka mengulang, angka putus sekolah dan angka lulusan (Utomo, 2008).

## 3. METODOLOGI PENELITIAN

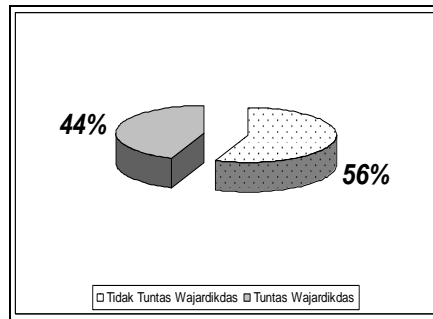
Pada penelitian ini data yang digunakan adalah data sekunder, yaitu data statistik SMP/Sederajat untuk desa/kelurahan tahun 2006/2007 yang berasal dari Cabang Dinas P&K dan kecamatan yang ada di Kabupaten Gresik. Adapun variabel yang digunakan adalah, sebagai variabel respon (KTGR) adalah kategori APK yang dicapai oleh desa/kelurahan di Kabupaten Gresik (kategori desa/kelurahan tidak tuntas Wajardikdas dan kategori desa/kelurahan yang tuntas Wajardikdas). Sedangkan sebagai variabel prediktor adalah indikator-indikator yang digunakan untuk mengukur keberhasilan program Wajardikdas 9 tahun yaitu : Rasio Murid / Sekolah (MS), Rasio Murid / Guru (MG), Rasio Murid / Kelas (MK), Rasio Kelas / Ruang Belajar (KB), Angka lulusan (AL), Angka Murid Mengulang (AM) dan Angka Putus Sekolah (APS).

Untuk menjawab tujuan penelitian, ada beberapa langkah-langkah yang perlu dilakukan yaitu, pertama mendapatkan hasil ketepatan klasifikasi dari masing-masing metode baik itu regresi logistik maupun klasifikasi pohon dengan cara membagi data menjadi 2 bagian secara random yaitu data *learning* (data yang digunakan dalam pembentukan model) dan data *testing* (data yang digunakan dalam validasi model), kemudian menghitung ketepatan klasifikasi dengan menggunakan data *learning* dan data *testing* dan selanjutnya melakukan evaluasi klasifikasi data *learning* dan data *testing*. Kedua, mendapatkan metode yang lebih tepat digunakan untuk mengklasifikasikan kelurahan yang ada di Kabupaten Gresik dengan cara membandingkan ketepatan klasifikasi antara kedua metode berdasarkan data *testing*, kemudian menggunakan metode yang mempunyai ketepatan klasifikasi lebih tinggi untuk mengklasifikasikan desa/kelurahan di Kabupaten Gresik. Apabila metode yang mempunyai ketepatan klasifikasi lebih tinggi adalah metode regresi logistik, maka analisa data akan dilanjutkan dengan membuat model regresi logistik multivariabel antara variabel respon dengan variabel prediktor kemudian dilakukan pengujian secara *overall* dan individu terhadap model yang diperoleh, menginterpretasi model regresi logistik yang diperoleh dan mendapatkan faktor yang menyebabkan adanya perbedaan jenis ketuntasan Wajardikdas 9 tahun di Kabupaten Gresik. Sedangkan apabila metode yang mempunyai ketepatan klasifikasi lebih tinggi adalah metode klasifikasi pohon, maka langkah-langkahnya adalah, melakukan pembentukan pohon klasifikasi maksimal dengan menggunakan data *learning*, kemudian menentukan model pohon klasifikasi terbaik (*optimal*) dengan cara memangkas (*pruning*) pohon klasifikasi maksimal berdasarkan ukuran *cost complexity* minimum, menginterpretasi model pohon klasifikasi optimal yang diperoleh dan mendapatkan faktor yang menyebabkan adanya perbedaan jenis ketuntasan Wajardikdas 9 tahun di Kabupaten Gresik.

#### 4. HASIL PENELITIAN DAN PEMBAHASAN

##### 4.1 Analisis Deskriptif

Kabupaten Gresik adalah salah satu wilayah bagian dari Propinsi Jawa Timur yang terletak di sebelah utara ibu kota propinsi (Surabaya) dengan luas wilayah 1.191km<sup>2</sup>. Jumlah penduduk Kabupaten Gresik pada tahun 2006 adalah 1.088.702 jiwa dengan kepadatan 914 jiwa/km<sup>2</sup> yang tersebar di 18 kecamatan. Dari 18 kecamatan tersebut, ada sebanyak 144 desa/kelurahan memiliki SMP/ sederajat. Berikut adalah gambaran 144 desa/kelurahan di Kabupaten Gresik berdasarkan kondisi ketuntasannya pada program Wajardikdas 9 Tahun.



Gambar 4.1 Pie Chart untuk Kategori APK

Pada Gambar 4.1 dapat dilihat jumlah desa/kelurahan di Kabupaten Gresik (dalam prosentase) berdasarkan kategori APK-nya, sebanyak 64 desa/kelurahan (44%) masuk dalam kategori tuntas Wajardikdas dan sisanya 80 desa/kelurahan (56%) masuk dalam kategori tidak tuntas Wajardikdas. Hal ini menunjukkan bahwa di Kabupaten Gresik masih banyak terdapat desa/kelurahan yang membutuhkan perhatian khusus dari pemerintah daerahnya karena belum dapat mencapai kategori tuntas paripurna walaupun pada tingkat kabupaten, Gresik sudah dapat dinyatakan tuntas Wajardikdas.

##### 4.2 Klasifikasi Obyek Pengamatan

Proses awal sebelum dilakukannya klasifikasi obyek pengamatan baik dengan menggunakan metode regresi logistik dan klasifikasi pohon adalah membagi data menjadi 2 bagian secara random yaitu data *learning* dan data *testing*.

Tabel 4.1 Ketepatan Klasifikasi Kedua Metode

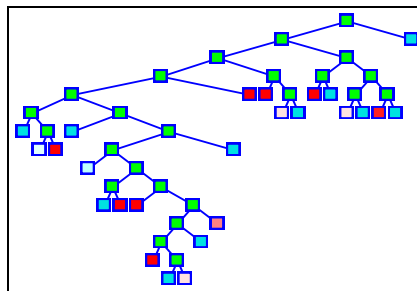
KONDISI DATA	REGRESI LOGISTIK		KLASIFIKASI POHON	
	Learning (%)	Testing (%)	Learning (%)	Testing (%)
<b>Learning 95%;Testing 5%</b>	<b>60.58</b>	<b>42.86</b>	<b>62.04</b>	<b>71.43</b>
Learning 90%;Testing 10%	60.77	50.00	61.54	71.43
Learning 85%;Testing 15%	66.39	54.54	61.48	68.18
Learning 80%;Testing 20%	68.70	55.17	61.74	65.52
Learning 75%;Testing 25%	70.37	55.56	77.78	55.56
Learning 70%;Testing 30%	70.30	51.16	71.29	58.14
Learning 65%;Testing 35%	56.38	54.00	80.85	56.00
Learning 60%;Testing 40%	63.95	53.45	91.86	56.90
Learning 55%;Testing 45%	65.82	50.76	82.28	55.85

Tidak ada aturan khusus yang digunakan dalam pembagian data *learning* dan data *testing*, oleh karena itu disini akan dicoba 9 kondisi data yang berbeda, yang masing-masing data *learning* dan *testing* adalah 95% (137 pengamatan) dan 5% (7 pengamatan), 90% (130 pengamatan) dan 10% (14 pengamatan), 85% (122 pengamatan) dan 15% (22 pengamatan), 80% (115 pengamatan) dan

20% (29 pengamatan), 75% (108 pengamatan) dan 25% (36 pengamatan), 70% (101 pengamatan) dan 30% (43 pengamatan), 65% (94 pengamatan) dan 35% (50 pengamatan), 60% (86 pengamatan) dan 40% (58 pengamatan), 55% (79 pengamatan) dan 45% (65 pengamatan). Masing-masing 9 kondisi data yang berbeda ini diolah dengan 2 metode yaitu regresi logistik biner dan klasifikasi pohon kemudian dihitung ketepatan klasifikasi dari masing-masing model yang dihasilkan dan dibandingkan. Dari hasil perbandingan ini akan didapatkan metode yang lebih tepat digunakan untuk mengklasifikasikan desa/kelurahan yang ada di Kabupaten Gresik. Ketepatan klasifikasi pada data *testing* dijadikan sebagai dasar penentuan metode yang mempunyai ketepatan lebih tinggi. Hal ini dikarenakan data *testing* merupakan pengujian model klasifikasi yang telah diperoleh dari data *learning* sehingga tinggi rendahnya ketepatan pada data *testing* menunjukkan ketepatan model klasifikasi yang dibentuk. Berdasarkan Tabel 4.1 dapat dilihat bahwa ketepatan klasifikasi data *testing* tertinggi dapat dicapai oleh metode klasifikasi pohon dengan membagi data *learning* menjadi 95% (137 pengamatan) dan data *testing* 5% (7 pengamatan). Oleh karena itu, metode klasifikasi pohon dipergunakan pada analisa data selanjutnya.

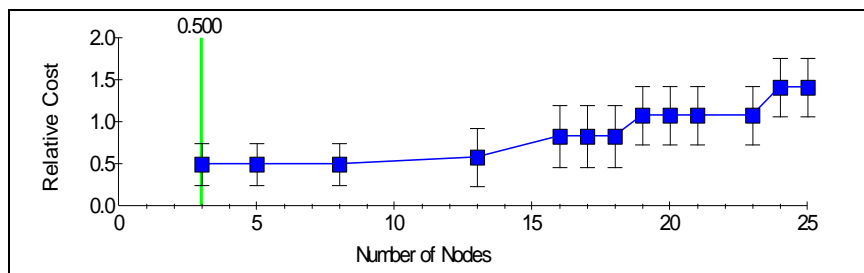
### 4.3 Analisa Data dengan Klasifikasi Pohon

Gambar berikut adalah pohon klasifikasi maksimal yang terbentuk dari 7 variabel prediktor yang diduga berpengaruh terhadap kondisi ketuntasan desa/kelurahan di Kabupaten Gresik pada program Wajardikdas 9 tahun.



Gambar 4.2 Topology pohon klasifikasi maksimal

Berdasarkan Gambar 4.2, dapat diketahui bahwa pohon klasifikasi maksimal yang terbentuk mempunyai kedalaman 15. Kedalaman dihitung dari simpul utama (berwarna hijau) sampai simpul terminal. Kedalaman satu terletak pada simpul utama, kedalaman dua terletak dibawah simpul utama dan seterusnya sampai kedalaman 15, dimana kedalaman 15 terletak pada simpul akhir atau disebut juga simpul terminal. Sedangkan simpul terminal yang dihasilkan oleh pohon klasifikasi maksimal adalah 25 simpul. Masing-masing simpul terminal ditandai dengan label kelas dan dapat terjadi simpul terminal dengan label kelas yang sama. Pada Gambar 4.2 juga dapat dilihat adanya perbedaan warna pada masing-masing simpul terminal. Perbedaan warna ini menunjukkan adanya perbedaan label kelas pada masing-masing simpul tersebut. Dengan ukuran pohon yang sangat besar ini struktur data yang digambarkan cenderung kompleks, sehingga perlu dipilih pohon optimal yang berukuran sederhana tetapi memberikan biaya kesalahan relatif (*relative cost*) yang cukup kecil. Oleh karena itu tahap selanjutnya adalah pemangkasan (*pruning*) pohon maksimal sehingga diperoleh pohon optimal.



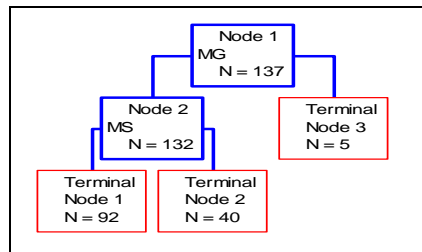
Gambar 4.3 Plot *relative cost* dengan jumlah simpul terminal

Berdasarkan Gambar 4.3, didapatkan pohon optimal dengan jumlah simpul terminal kecil tetapi mempunyai *relative cost* (biaya kesalahan klasifikasi yang harus ditanggung karena telah



menerapkan penduga ketika memangkas pohon) terkecil. Seiring dengan naiknya jumlah simpul, *relative cost* semakin menurun sampai menjangkau nilai minimum. Pohon dengan nilai *relative cost* minimum ini adalah pohon optimal. Pohon klasifikasi optimal terbentuk dengan jumlah simpul terminal sebanyak 3, *relative cost* 0.500, *resubstitution relative cost* sebesar 0.808 dan *complexity parameter* (kompleksitas parameter yang digunakan oleh CART pada saat pemangkasan pohon) sebesar 0.023.

Berdasarkan Gambar 4.4, dapat diketahui bahwa pohon klasifikasi optimal yang terbentuk mempunyai kedalaman 3. Simpul terminal yang dihasilkan oleh pohon klasifikasi optimal adalah 3 simpul. Disini dapat dilihat bahwa variabel yang menjadi pemilah utama (*primary splitter*) adalah MG yaitu rasio murid/guru. Hal ini berarti variabel rasio murid/guru tersebut menjadi faktor utama yang mempengaruhi adanya perbedaan kondisi ketuntasan yang dicapai oleh desa/kelurahan di Kabupaten Gresik pada program Wajardikdas 9 tahun.



Gambar 4.4 Pohon klasifikasi optimal

Berdasarkan pohon klasifikasi optimal diatas (Gambar 4.4), didapatkan hasil bahwa variabel rasio murid/guru rasio dan rasio murid/sekolah adalah faktor-faktor yang mempengaruhi adanya perbedaan kondisi ketuntasan yang dicapai oleh desa/kelurahan di Kabupaten Gresik pada program Wajardikdas 9 tahun.

Setelah didapatkan pohon klasifikasi optimal, maka langkah selanjutnya adalah menelusuri pohon klasifikasi dengan menggunakan data respon (*learning* dan *testing*). Hasil pengklasifikasian dengan data *learning* dapat dilihat pada Tabel 4.5.

Tabel 4.5 Prediksi Sukses untuk data *learning* pada pohon optimal

ACTUAL CLASS	TOTAL CASES	PERCENT CORRECT	PREDICTED CLASS	
			1	2
1	77	79.22	61	16
2	60	40	36	24

Berdasarkan Tabel 4.5, dapat diketahui bahwa data respon dengan kategori tidak tuntas Wajardikdas yang tepat di klasifikasikan ke kategori tidak tuntas Wajardikdas ada 61 pengamatan (79.221%). Sedangkan data kategori tuntas Wajardikdas yang tepat diklasifikasikan ada 24 pengamatan (40%). Sehingga keseluruhan data *learning* yang tepat diklasifikasikan ada 108 pengamatan. dan yang tidak tepat diklasifikasikan ada sebanyak 52 pengamatan.

Setelah didapatkan ketepatan klasifikasi dengan menggunakan data *learning*, maka langkah selanjutnya adalah menelusuri pohon optimal yang terbentuk dengan menggunakan data *testing*. Penelusuran pohon klasifikasi ini untuk menguji ketepatan model pohon klasifikasi yang terbentuk dari data *learning*. Hasil ketepatan model pohon klasifikasi dengan menggunakan data *testing* ditunjukkan pada Gambar 4.6.

Tabel 4.6 Prediksi Sukses untuk data *testing* pada pohon optimal

ACTUAL CLASS	TOTAL CASES	PERCENT CORRECT	PREDICTED CLASS	
			1	2
1	3	100	3	0
2	4	50	2	2

Hasil pengklasifikasian pada Tabel 4.6 diatas menunjukkan bahwa untuk kategori tidak tuntas Wajardikdas yang tepat dalam pengklasifikasiannya ada 3 pengamatan (100%), sedangkan pada kategori tuntas Wajardikdas hanya ada 2 pengamatan (50%) yang tepat diklasifikasikan ke kategori tuntas Wajardikdas. Jadi keseluruhan data *testing* yang tepat diklasifikasikan ada 5 pengamatan dan yang tidak tepat diklasifikasikan ada sebanyak 2 pengamatan.

## 5. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian dan pembahasan pada Bab 4 maka didapatkan kesimpulan yaitu, Pada kasus program Wajardikdas 9 tahun di Kabupaten Gresik dengan menggunakan data *learning* dan data *testing*, ketepatan klasifikasi yang dihasilkan oleh metode regresi logistik terlihat lebih konstan daripada klasifikasi pohon, karena ketepatan klasifikasi yang dihasilkan oleh metode klasifikasi pohon cenderung tergantung pada kondisi pembagian data. Semakin tinggi proporsi data *learning*, maka ketepatan klasifikasi yang dihasilkan oleh data *testing* semakin tinggi. Walaupun demikian, ketepatan klasifikasi yang dihasilkan oleh metode klasifikasi pohon secara keseluruhan (dengan menggunakan 9 kondisi data) dapat dikatakan lebih tinggi dari metode regresi logistik. Sehingga Metode yang lebih tepat dipergunakan untuk pengklasifikasian desa/kelurahan di kabupaten Gresik pada program Wajardikdas 9 tahun adalah klasifikasi pohon, karena ketepatan klasifikasi data *testing* yang dihasilkan lebih tinggi daripada regresi logistik. Dengan metode klasifikasi pohon ini didapatkan hasil bahwa, variabel yang berpengaruh terhadap kondisi ketuntasan Wajardikdas 9 tahun adalah variabel rasio murid/guru dan rasio murid/sekolah.

## DAFTAR PUSTAKA

- Agresti, A., (1990), *Categorical Data Analysis*, John Wiley & Sons, Inc., New York
- Breiman, L., et.al., (1984), *Classification and Regression Trees*. Chapman and Hall, New York-London.
- Camdeviren, H.A. et.al. (2007), "Comparison of Logistic Regression Model and Classification Tree : An Application to Postpartum Depression Data", *Expert System with Application*. Vol. 32, Hal. 987-994
- Feldesman, M.C. (2002), "Classification Trees as An Alternative to Linier Discriminant Analysis", *American Journal of Physical Anthropology*, Vol. 119, Hal 257.
- Hosmer, D. W. dan Lemeshow, S., (1989), *Applied Logistic Regression*. John Wiley & Sons, Inc., New York
- Hosmer, D. W. dan Lemeshow, S., (2000), *Applied Logistic Regression*. John Wiley & Sons, Inc., New York
- Kristyawan, B. I. (2008), *Analisis Diskriminan Linier Robust dan Regresi Logistik pada Pengklasifikasin Obyek (Studi Kasus : Klasifikasi Mahasiswa ITS program PMDK Tahun 2007-2008)*, Tesis Jurusan Statistika ITS, Surabaya.
- Kurt, I., et. al., (2008), "Comparing Performances of Logistic Regression, Classification and Regression Tree, and Neural Networks for Predicting Coronary Artery Disease", *Expert Systems with Application*, Vol. 34, Hal 366-374.
- Lewis, R. J. (2000), " An Introduction to Classification and Regression Tree (CART) Analysis", *Annual Meeting of The Society for Academic Emergency Medicine in San Fransisco*, Harbor-UCLA Medical Center, California.

- Miftahudin, A., (2008), *Analisis Rating Menggunakan Metode Klasik dan Jaringan Syaraf Tiruan Studi Kasus Klasifikasi Desa/kelurahan di Kabupaten Enrekang*, Tesis Jurusan Statistika ITS, Surabaya.
- Phelps, M.C., dan Merkle, E.C. (2008), “ Classification and Regression Trees as alternatives to Regression”, *Proceeding of The 4<sup>th</sup> Annual GRASP Symposium*, Wichita State University, Wichita.
- Pravitasari, A. A. (2008), *Analisis Pengelompokan dengan Fuzzy C-Means Cluster, Kasus Pengelompokan Kecamatan di Kabupaten Tuban Berdasarkan Tingkat Partisipasi Pendidikan*, Tesis Jurusan Statistika ITS, Surabaya.
- Santoso, I.S. (1981), *Pembinaan Watak Tugas Utama Pendidikan*. U-I Press. Jakarta
- Steiberg, D., dan Philips, C., (2005), *CART-Classification and Regression Trees*, CA : Salford System, SanDiego.
- Sukriswandari, N., (2008), *Upaya Direktorat Pembinaan SMP dalam Penuntasan Wajar 9 Tahun*, Direktorat Pembinaan Sekolah Menengah Pertama, Jakarta.
- Suryadi, A., dan Untung, (2005), “Gerakan Pemberantasan Buta Aksara Intensif”, dalam *Aksara*, Direktorat Pendidikan Masyarakat, Jakarta, Hal 10-13.
- Utomo, I., (2008), *Laporan Keterangan Pertanggungjawaban Akhir Masa Jabatan Gubernur 2003-2008*, Kantor Pemerintahan Daerah Tingkat I Propinsi Jawa Timur, Surabaya
- Wibowo, W., (2002), “Perbandingan Hasil Ketepatan Klasifikasi Analisis Diskriminan dan Regresi Logistik pada Pengklasifikasian Data Respon Biner”, ITS, Surabaya.
- Yohannes, Y dan Huddinot, J. (1999), *Classification and Regression Trees : An Introduction*, Technical Guide #3, International Food Policy Research Institute, Washington D.C.