



Nur Azis

PERBANDINGAN DAN PREDIKSI

Kelulusan Mahasiswa Dengan Weka

PERBANDINGAN DAN PREDIKSI

Kelulusan Mahasiswa Dengan Weka

Nur Azis

PERBANDINGAN DAN PREDIKSI KELULUSAN MAHASISWA DENGAN WEKA

Penulis:

Nur Azis

Desain Cover:

Ridwan

Tata Letak:

Atep Jejen

Editor:

Neneng Sri Wahyuni

ISBN:

978-623-5811-40-6

Cetakan Pertama:

Desember, 2021

Hak Cipta 2021, Pada Penulis

Hak Cipta Dilindungi Oleh Undang-Undang

Copyright © 2021

by Penerbit Widina Bhakti Persada Bandung

All Right Reserved

Dilarang keras menerjemahkan, memfotokopi, atau memperbanyak sebagian atau seluruh isi buku ini tanpa izin tertulis dari Penerbit.

PENERBIT:

WIDINA BHAKTI PERSADA BANDUNG

(Grup CV. Widina Media Utama)

Komplek Puri Melia Asri Blok C3 No. 17 Desa Bojong Emas
Kec. Solokan Jeruk Kabupaten Bandung, Provinsi Jawa Barat

Anggota IKAPI No. 360/JBA/2020

Website: www.penerbitwidina.com

Instagram: [@penerbitwidina](https://www.instagram.com/penerbitwidina)

Email: admin@penerbitwidina.com

PRAKATA

Assalamu'alaikum, Wr, Wb.

Syukur Alhamdulillah atas segala karunia Allah SWT. Atas izin-Nya lah kami dapat menyelesaikan buku yang berjudul Implementasi Data Mining Dengan WEKA. Tak lupa pula kami kirimkan shalawat serta salam kepada junjungan Nabi Besar Muhammad SAW. Beserta keluarganya, para sahabatnya, dan seluruh ummatnya yang senantiasa istiqomah hingga akhir zaman.

Penulis tak lupa mengucapkan terima kasih Pula kepada :

1. Kedua orang Tua Penulis yang telah memberikan limpahan kasih sayang sehingga penulis dapat berkarya sampai saat ini.
2. Juneni yang telah memberikan dukungan dan menemani penulis dalam suka maupun duka.
3. Ahmad Nur Ramadhan, Nada Nur Salsabila, Faiz Nur Faizin karena kalianlah Ayah dapat motivasi untuk dapat berkarya lebih baik.
4. Dr. Harjono Padmono P, ST, M.Kom selaku Dekan Fakultas Teknik Universitas Krisnadwipayana yang selalu memberikan arahan dan bimbingan
5. Rekan-rekan Dosen di Fakultas Teknik Universitas Krisnadwipayana
6. Dan semua pihak yang tidak dapat disebutkan satu persatu.

Semoga buku ini bermanfaat, akhirnya Saya menyampaikan Terima kasih kepada semua pihak yang telah membantu dan memfasilitasi, sehingga buku ini dapat diterbitkan dan kepada Allah saya serahkan segalanya semoga kita semua senantiasa dalam keridhaan-Nya.

Wassalamu'alaikum, Wr, Wb.

Nur Azis

IKHTISAR

Diperlukan suatu metode data *mining* yang bisa memanfaatkan gunung data yang dihasilkan oleh sebuah sistem dalam sebuah organisasi maupun lembaga, sehingga menjadi informasi yang bernilai strategis. Dalam penelitian ini teknik data *mining* digunakan untuk membantu menemukan karakteristik mahasiswa yang lulus dengan perbandingan tiga mata kuliah pada sebuah fakultas di sebuah Perguruan Tinggi Swasta di Jakarta utara, sehingga untuk selanjutnya dapat digunakan untuk memprediksi kelulusan mahasiswa serta keberhasilan Metode dosen dalam memberikan Pengajaran di masa yang akan datang. Penggunaan perangkat lunak weka sebagai alat bantu dalam proses klasifikasi memberikan hasil bahwa dalam memberikan gambaran tentang studi mahasiswa dengan metode yang mudah dipelajari serta memberikan kesan bahwa prediksi dengan metode data *mining* tidak susah untuk dipahami. Hasil percobaan ini nantinya akan memberikan gambar tentang metode atau algoritma yang memberikan sebuah data yang akurat dengan tingkat kesalahan yang relatif paling kecil.

DAFTAR ISI

PRAKATA	iii
IHTISAR.....	iv
DAFTAR ISI	v
DAFTAR TABEL	vi
DAFTAR GAMBAR	viii
BAB 1 PENDAHULUAN.....	1
A. Latar Belakang	2
B. Perumusan Masalah	3
C. Tujuan Penelitian	4
D. Manfaat Penelitian	4
E. Ruang Lingkup Penelitian	4
F. Batasan Masalah.....	4
G. Sistematika Penulisan	5
BAB 2 KAJIAN TEORI PERBANDINGAN DAN PREDIKSI KELULUSAN	7
A. Telaah Penelitian Terdahulu	8
B. Data Warehouse dan Mining	26
C. Pengenalan WEKA	39
D. Membangun Model Prediksi	54
E. Alat Ukur Dalam Evaluasi.....	54
BAB 3 METODE PENELITIAN	57
A. Data	58
B. Metode	61
C. Praproses Data.....	64
BAB 4 HASIL PENELITIAN DAN PEMBAHASAN.....	125
A. Data Pengujian.....	126
B. Pengujian Dengan Weka.....	127
C. Metode Yang Digunakan	128
D. Tabel Perbandingan	135
BAB 5 SARANPANDNAG	137
A. Kesimpulan	138
B. Saran-Saran.....	139
DAFTAR PUSTAKA	140
GLOSARIUM.....	143
INDEKS.....	148
PROFIL PENULIS	149

DAFTAR TABEL

Tabel 2.1 Pemetaan Jurnal Pada Perbandingan dan Prediksi Kelulusan Mahasiswa Dengan WEKA	16
Tabel 2.2 Perbedaan hasil yang diperoleh dari dua kelas prediksi.....	55
Tabel 3.1 Dataset Identitas Mahasiswa	58
Tabel 3.2 Contoh instances dengan missing value pada sebagian atributnya.....	59
Tabel 3.3 Contoh redundancy data	60
Tabel 3.4 Dataset Master Dosen	65
Tabel 3.5 Dataset Nilai Kelas 1MAK1 untuk mata kuliah Prinsip Akuntansi 1	66
Tabel 3.6 Dataset Nilai Kelas 1MAK2 untuk mata kuliah Prinsip Akuntansi 1	68
Tabel 3.7 Dataset Nilai Kelas 1MMN1 untuk mata kuliah Prinsip Akuntansi 1	69
Tabel 3.8 Dataset Nilai Kelas 1PAK1 untuk mata kuliah Prinsip Akuntansi 1	71
Tabel 3.9 Dataset Nilai Kelas 1PAK2 untuk mata kuliah Prinsip Akuntansi 1	73
Tabel 3.10 Dataset Nilai Kelas 1PAK3 untuk mata kuliah Prinsip Akuntansi 1	77
Tabel 3.11 Dataset Nilai Kelas 1PAK4 untuk mata kuliah Prinsip Akuntansi 1	79
Tabel 3.12 Dataset Nilai Kelas 1PMN1 untuk mata kuliah Prinsip Akuntansi 1	81
Tabel 3.13 Dataset Nilai Kelas 1PMN2 untuk mata kuliah Prinsip Akuntansi 1	83
Tabel 3.14 Dataset Nilai Kelas 1PMN3 untuk mata kuliah Prinsip Akuntansi 1	86
Tabel 3.15 Dataset Nilai Kelas 1PMN3 untuk mata kuliah Prinsip Akuntansi 1	88
Tabel 3.16 Dataset Nilai Kelas 1PSM1 untuk mata kuliah Prinsip Akuntansi 1	90
Tabel 3.17 Dataset Nilai Kelas 1PSR1 untuk mata kuliah Prinsip Akuntansi 1	92
Tabel 3.18 Dataset Nilai Kelas 3MAK1 untuk mata kuliah Content Management	92

Tabel 3.19 Dataset Nilai Kelas 3MSI1 untuk mata kuliah <i>Content Management</i>	95
Tabel 3.20 Dataset Nilai Kelas 3PAK1 untuk mata kuliah <i>Content Management</i>	96
Tabel 3.21 Dataset Nilai Kelas 3PAK2 untuk mata kuliah <i>Content Management</i>	99
Tabel 3.22 Dataset Nilai Kelas 3PAK3 untuk mata kuliah <i>Content Management</i>	101
Tabel 3.23 Dataset Nilai Kelas 3PDK1 untuk mata kuliah <i>Content Management</i>	104
Tabel 3.24 Dataset Nilai Kelas 3PDK2 untuk mata kuliah <i>Content Management</i>	107
Tabel 3.25 Dataset Nilai Kelas 3PDK3 untuk mata kuliah <i>Content Management</i>	109
Tabel 3.26 Dataset Nilai Kelas 3PSI1 untuk mata kuliah <i>Content Management</i>	111
Tabel 3.27 Dataset Nilai Kelas 3PSI2 untuk mata kuliah <i>Content Management</i>	113
Tabel 3.28 Dataset Nilai Kelas 3PTD1 untuk mata kuliah <i>Content Management</i>	115
Tabel 3.29 Dataset Nilai Kelas 7MAK1 untuk mata kuliah <i>Entrepreneurship</i>	116
Tabel 3.30 Dataset Nilai Kelas 7PAK1 untuk mata kuliah <i>Entrepreneurship</i>	117
Tabel 3.31 Dataset Nilai Kelas 7PBI1 untuk mata kuliah <i>Entrepreneurship</i>	119
Tabel 3.32 Dataset Nilai Kelas 7PIK1 untuk mata kuliah <i>Entrepreneurship</i>	121
Tabel 4.1 Perbandingan Pengujian	135
Tabel 4.2 Perbandingan Hasil Uji	136

DAFTAR GAMBAR

Gambar 2.1 Integrasi Data <i>Warehouse</i>	29
Gambar 2.2 Time Variance Data <i>Warehouse</i>	30
Gambar 2.3 Non Volatile Data <i>Warehouse</i>	30
Gambar 2.4 langkah-langkah untuk melakukan data <i>mining</i>	34
Gambar 2.5 Klasifikasi Sebagai pemetaan.....	37
Gambar 2.6. Contoh penggunaan metode Decision Tree untuk menentukan jenis buah	38
Gambar 2.7 Weka GUI Chooser.....	40
Gambar 2.8 GUI Simple CLI.....	41
Gambar 2.9 GUI Explorer.....	42
Gambar 2.10 GUI <i>Experimenter</i>	43
Gambar 2.11 GUI Knowledge Flow.....	44
Gambar 2.12 Format .csv.....	45
Gambar 2.13 Format .arff.....	46
Gambar 2.14 Log.....	46
Gambar 2.15 Tab Preprocess.....	47
Gambar 2.16 Tab Classify.....	48
Gambar 2.17 Tab cluster	50
Gambar 2.18 Tab Associate	51
Gambar 2.19 Tab Select Atribute	52
Gambar 2.20 Tab Visualize	53
Gambar 3.1 Diagram Alir Penelitian	61
Gambar 4.1 data dalam bentuk .csv	126
Gambar 4.2 Tampilan data yang berhasil diimpor dalam weka	127
Gambar 4.3 Tampilan pesan jika data tidak berhasil diimport.....	127
Gambar 4.4 Tampilan Vizualize All dari data yang diimport	128
Gambar 4.5 Tampilan nilai stddev, max, min dan mean	128
Gambar 4.6 Tampilan data dengan pengujian VFI Bias 0.6	129
Gambar 4.7 Tampilan data dengan pengujian VFI Bias 0.5	130
Gambar 4.8 Tampilan visualize classifier errors	130
Gambar 4.9 Tampilan Instance Info	131
Gambar 4.10 Tampilan data dengan metode pengujian Decision Strump	132
Gambar 4.11 Tampilan visualize classifier errors dengan metode Decision Strump	132
Gambar 4.12 Tampilan instance Info dengan metode Decision Strump...	133

Gambar 4.13 Tampilan data dengan metode pengujian NBTree	134
Gambar 4.14 Tampilan visualize classifier errors	134
Gambar 4.15 Tampilan instance Info dengan metode NBTree	135



MONOGRAF PERBANDINGAN DAN PREDIKSI KELULUSAN MAHASISWA DENGAN WEKA BAB 1: PENDAHULUAN

Nur Azis

Universitas krishnadwipayana

BAB 1

PENDAHULUAN

A. LATAR BELAKANG

Teknologi komputerisasi dan media penyimpanan telah memungkinkan manusia untuk mengumpulkan dan menyimpan data dari berbagai sumber dengan jangkauan yang amat luas. Meskipun teknologi basis data modern telah menghasilkan media penyimpanan yang besar, teknologi untuk membantu menganalisis, memahami, atau bahkan memvisualisasikan data belum banyak tersedia. Hal inilah yang melatarbelakangi dikembangkannya konsep data *mining*.

Perkembangan teknologi saat ini semakin meningkat dan memberi pengaruh yang besar hampir disetiap sektor kehidupan dan kenegaraan. Proses globalisasi yang terjadi disetiap negara di dunia saat ini juga mendukung perkembangan dan penggunaan teknologi.

Kebutuhan akan informasi pada saat ini semakin meningkat bersamaan dengan perkembangan teknologi yang semakin pesat. Semakin banyak informasi yang dibutuhkan maka data yang dibutuhkan juga semakin banyak dan jumlahnya akan semakin besar. Kebutuhan akan jumlah data yang besar dapat kita temukan dalam dunia pendidikan. Hal ini dikarenakan, setiap tahun ajaran terjadi peningkatan data. Terutama data-data siswa yang terus bertambah dari tahun ke tahun.

Universitas Bunda Mulia merupakan salah satu perguruan tinggi swasta di Jakarta yang sedang mengalami perkembangan sangat pesat dan juga memiliki jumlah mahasiswa yang cukup banyak. Hal ini terlihat dari peningkatan jumlah calon mahasiswa baru pada setiap tahun ajaran yang mengakibatkan bertambah pula jumlah mahasiswa aktif serta jumlah Dosen yang selalu bertambah pula.

Namun kendala yang sering terjadi dilapangan adalah kurangnya dosen yang berkualitas atau dosen yang benar-benar berkompeten dibidangnya. Karena dosen atau pengajar adalah faktor penting yang bisa membuat sebuah perguruan tinggi makin berkembang ataukah sebaliknya.

Maka untuk mengetahui apakah dosen tersebut berkompeten dibidangnya atau tidak adalah dengan mengetahui jumlah kelulusan atau tepatnya berhasil pada mata kuliah yang diajarkan. Namun untuk mengetahui presentase kelulusan kadang pihak manajemen harus menunggu selesai ujian akhir semester tepatnya adalah sudah adanya nilai akhir.

Selain harus menunggu sampai nilai akhir keluar juga terkadang data yang dihasilkan masih ada keraguan mengenai keakuratan data terlebih jika jumlah mahasiswa sudah mencapai ribuan. Dilihat dari penjelasan diatas maka diperlukan sebuah metode yang dapat dipergunakan baik oleh manajemen maupun dosen untuk dapat memprediksi tingkat keberhasilan pada tiap – tiap mata kuliah.

Disamping itu dosen dapat melakukan penilaian apakah berhasil atau tidak dalam melakukan proses mengajar dengan melakukan prediksi tanpa harus menunggu sampai berakhirnya periode atau keluarnya nilai ujian akhir semester.

Adapun peningkatan Jumlah data maka memerlukan beberapa metode untuk mengolah dan mengambil kesimpulan dan informasi dari data tersebut. Beberapa metode yang digunakan untuk mengolah data yang sifatnya besar untuk menemukan pola yang terdapat didalamnya diantaranya adalah: teknik klastering, analisis diskriminan, teorema bayes, *decision tree artificial neural networks*, *support vector machine*, regresi linear, *support vector regresi*. Setiap metode tersebut memiliki model serta cara yang berbeda dalam memproses data yang ada. Namun pada kesempatan kali ini penulis mengangkat mengenai penggunaan aplikasi WEKA.

Berdasarkan masalah yang telah diuraikan maka penulis mengangkat judul "Perbandingan dan Prediksi Kelulusan Mahasiswa Dengan WEKA" dengan studi kasus Universitas Bunda Mulia.

B. PERUMUSAN MASALAH

Berdasarkan pemaparan latar belakang tersebut, dapat dikemukakan rumusan masalah sebagai berikut:

1. Bagaimana memperoleh informasi yang akurat tentang keefektifan proses belajar mengajar dalam periode tengah semester.
2. Bagaimana cara mendapatkan data yang benar-benar akurat tentang keberhasilan dosen dalam proses mengajar.

C. TUJUAN PENELITIAN

Beberapa tujuan yang dilakukan dalam penelitian adalah diantaranya:

1. Menerapkan dan melakukan analisis algoritma yang terdapat dalam aplikasi weka pada dataset akademik untuk melihat karakteristik kelulusan mahasiswa yang aktif pada tiap mata kuliah.
2. Mencari dan menemukan sebuah cara pengolahan data dengan hasil yang sesuai harapan serta biaya yang relatif kecil serta data yang dihasilkan dapat dipercaya keakuratannya.

D. MANFAAT PENELITIAN

Penelitian ini diharapkan dapat mencapai beberapa manfaat sebagai berikut:

1. Sebagai wahana pengembangan ilmu pengetahuan dan penelitian umumnya dibidang pemahaman mengenai data *mining*.
2. Sebagai wahana pengenalan serta penggunaan software Weka.
3. Membantu sistem pembelajaran dalam mengambil tindakan untuk mengatasi mahasiswa yang berpotensi tidak lulus atau gagal dimasa semester sampai akhir semester .
4. Membantu memperbaiki standar dosen yang melamar sehingga dosen yang mengajar adalah benar-benar berkualitas serta ahli dalam bidangnya.

E. RUANG LINGKUP PENELITIAN

Ruang lingkup pembahasan penelitian dibatasi pada:

1. Analisa hasil pengolahan data menggunakan algoritma yang ada dalam weka
2. Menggunakan WEKA (*Waikato Environment for knowledge Analysis*) *classifier* sebagai transformasi dan pengolahan data.
3. Data yang digunakan yaitu data mahasiswa universitas bunda mulia yang diambil dari database yang tersimpan pada bagian IT *Departement*.

F. BATASAN MASALAH

Pembahasan masalah yang diangkat adalah sebagai berikut:

1. Penerapan aplikasi weka dalam prediksi kelulusan mahasiswa pada setiap mata kuliah .
2. Analisa perbandingan hasil dan akurasi algoritma yang ada dalam weka untuk hasil yang terbaik.
3. Dalam Penelitian ini dibatasi pada tiga mata kuliah yaitu Prinsip Akuntansi, *Contect Menegement* dan *Entrepreneurship* disamping itu dalam proses pengujian Weka hanya menggunakan sampel satu kelas.

G. SISTEMATIKA PENULISAN

Adapun sistematika penulisan laporan thesis ini adalah sebagai berikut:

1. BAB I Pendahuluan.
2. Bab ini berisi tentang latar belakang, perumusan masalah, tujuan penelitian, manfaat penelitian, ruang lingkup penelitian, dan batasan masalah.
3. BAB II Landasan Teori dan Kerangka Pemikiran.
Bab ini berisi landasan teori dan kerangka pemikiran yang terkait dengan penelitian yang dilaksanakan.
4. BAB III Metode Penelitian.
Bab ini membahas tentang jenis data yang akan digunakan dalam penelitian, teknik pengumpulan data serta metode yang digunakan dalam penelitian.
5. BAB IV Hasil Penelitian dan Pembahasan.
Bab ini menjelaskan tahapan-tahapan dan analisis yang digunakan dan menjelaskan hasil penelitian yang dilaksanakan.
6. BAB V Penutup
Bab ini berisi simpulan dan saran.



MONOGRAF

PERBANDINGAN DAN PREDIKSI

KELULUSAN MAHASISWA DENGAN WEKA

BAB 2: KAJIAN TEORI PERBANDINGAN DAN PREDIKSI KELULUSAN

Nur Azis

Universitas krishnadwipayana

BAB 2

KAJIAN TEORI PERBANDINGAN DAN PREDIKSI KELULUSAN

A. TELAAH PENELITIAN TERDAHULU

Penelitian yang berhubungan dengan penelitian ini adalah:

1. Penelitian yang dilakukan oleh A. M. Khattak, A. M. Khan, Sungyoung Lee, and Young-Koo Lee (Vol. 3, No. 1, March, 2010), yang mengambil tema “*Analyzing Association Rule Mining and Clustering on Sales Day Data with XLMiner and Weka*” dalam penelitian ini diceritakan tentang perbandingan hasil Apriori dan K-rata algoritma terhadap pelaksanaannya di Weka dan XLMiner Terhadap kepuasan pelanggan.
2. Penelitian yang dilakukan oleh Dr. Arvinder Kaur and Shivangi Goyal (Vol. 29, April, 2011) yang mengambil tema “*A Bee Colony Optimization Algorithm for Fault Coverage Based Regression Test Suite Prioritization*” dalam journal ini diceritakan tentang algoritma BCO yang dirumuskan cakupan kesalahan untuk mencapai cakupan kesalahan maksimum dalam satuan minimal waktu pelaksanaan setiap kasus uji, menggunakan dua contoh yang hasilnya sebanding dengan solusi optimal. Persentase rata-rata metrik Deteksi Kesalahan (APFD) dan grafik telah digunakan untuk menunjukkan efektivitas dari algoritma yang diusulkan.
3. Penelitian yang dilakukan oleh **Nada M. A. Al Salami** (Volume 4, Number 3, August 2009, p823 – 826) yang mengambil tema “*Ant Colony Optimization Algorithm*” dalam journal ini diceritakan tentang algoritma Hybrid diusulkan untuk memecahkan masalah optimasi kombinatorial dengan menggunakan *Ant Colony* dan Genetik pemrograman algoritma. Proses evolusi dari algoritma *Ant Colony Optimization* menyesuaikan operasi genetik untuk meningkatkan gerakan semut terhadap negara solusi. Algoritma konvergen terhadap solusi akhir yang optimal, oleh mengumpulkan paling efektif sub-solusi.

4. Penelitian yang dilakukan oleh Amit Ganatra, Y P Kosta, Gaurang Panchal and Chintan Gajjar (Vol 3, No 1, Feb 2011) yang mengambil tema "*Initial Classification Through Back Propagation In a Neural Network Following Optimization Through GA to Evaluate the Fitness of an Algorithm*" dalam jurnalnya dihasilkan usulan suatu teknik yang efisien encode paket dari paket probabilistik *Savage* menandai algoritma dan rekonstruksi grafik serangan. Hal ini meningkatkan keandalan dari paket probabilistik algoritma
5. Penelitian yang dilakukan oleh Y.Bhavani and P.Niranjana Reddy (Vol.2, No.3, July 2010) yang mengambil tema "*AN EFFICIENT IP TRACEBACK THROUGH PACKET MARKING ALGORITHM*" dalam jurnalnya diceritakan tentang ekstensif koleksi algoritma sebagai mesin pembelajaran dan data pra-metode pengolahan dilengkapi dengan pengguna grafis *interface* untuk eksplorasi data dan perbandingan eksperimental teknik *learning machine* yang berbeda pada yang sama problem. Weka dapat memproses data yang diberikan dalam bentuk tunggal relasional tabel. Tujuan utamanya adalah untuk (a) membantu pengguna dalam penggalian informasi yang berguna dari data dan (b) memungkinkan untuk mengidentifikasi algoritma yang cocok untuk menghasilkan model prediksi yang akurat.
6. Penelitian yang dilakukan oleh Moez Ben Haj Hmida and Yahya Slimani (Vol.2, No.5, September 2010) yang mengambil tema "*Meta-learning in Grid-based Data Mining Systems*" dalam jurnalnya diceritakan tentang arsitektur Weka4GML berdasarkan WSRF teknologi untuk mengembangkan *meta-learning* metode untuk menangani dataset didistribusikan di antara data Grid.
7. Penelitian yang dilakukan oleh Eibe Frank, Mark Hall, Len Trigg, Geoffrey Holmes and Ian H. Witten (Vol. 20 no. 15 2004, pages 2479–2481) yang mengambil tema "*Data mining in bioinformatics using Weka*" dalam jurnalnya ini berisi tentang ekstensif koleksi algoritma *machine learning* dan data pra-metode pengolahan dilengkapi dengan pengguna grafis *interface* untuk eksplorasi data dan perbandingan eksperimental teknik mesin belajar yang berbeda pada problem yang sama.
8. Penelitian yang dilakukan oleh Hadi Sutopo (Vol.3, No.1, February 2011) mengambil tema yang "SELECTION SORTING ALGORITHM VISUALIZATION USING FLASH" dalam jurnalnya dimaksudkan untuk mengembangkan visualisasi algoritma, khususnya seleksi untuk menyortir Algoritma dan Pemrograman saja. Algoritma teknologi visualisasi grafis menggambarkan bagaimana algoritma bekerja. Visualisasi ini dapat digunakan untuk menjelaskan bagaimana semua data berpindah ke posisi yang tepat.

9. Penelitian yang dilakukan oleh Bendi Venkata Ramana, Prof. M.Surendra Prasad Babu, and Prof. N. B. Venkateswarlu (Vol.3, No.2, May 2011) yang mengambil tema "*A Critical Study of Selected Classification Algorithms for Liver Disease Diagnosis*" dalam journal ini dijelaskan bagaimana mengevaluasi klasifikasi algoritma yang dipilih untuk klasifikasi beberapa dataset hati pasien. Algoritma klasifikasi yang dipertimbangkan disini adalah Naïve Bayes classifier, C4.5, Kembali propagasi Jaringan Syaraf algoritma, dan Mesin Dukungan Vector
10. Penelitian yang dilakukan oleh Ali Masduqi and Erna Apriliani (Vol. 19, No. 3, August 2008) yang mengambil tema "*Estimation of Surabaya River Water Quality Using Kalman Filter Algorithm*" dalam journalnya diceritakan tentang Salah satu metode estimasi adalah Kalman filter, algoritma yang menggabungkan model dan pengukuran. Itu eksperimen algoritma filter Kalman dilakukan. Itu hasil yang akurat dan erat dengan pengukuran. Berdasarkan pada aplikasi, hasil algoritma filter Kalman akan membantu untuk memprediksi kualitas air untuk masa depan dan untuk memperkirakan kualitas air secara keseluruhan.
11. Penelitian yang dilakukan oleh Remco R. Bouckaert, Eibe Frank, Mark A. Hall, Geoffrey Holmes, Bernhard Pfahringer, Peter Reutemann and Ian H.Witten (2010, p2533-2541) yang mengambil tema "WEKA—Experiences with a Java Open-Source Project" dalam journalnya diceritakan tentang gambaran faktor-faktor yang kita yakini menjadi penting untuk keberhasilannya. Daripada berfokus pada fungsi perangkat lunak, kita meninjau aspek manajemen proyek dan keputusan perkembangan sejarah yang mungkin berdampak pada penyerapan proyek.
12. Penelitian yang dilakukan oleh Y. Ramamohan, K. Vasantharao, C. Kalyana Chakravarti, and A.S.K.Ratnam (Volume-2, Issue-3, July 2012) yang mengambil tema "*A Study of Data Mining Tools in Knowledge Discovery Process*" dalam journalnya diceritakan tentang penyajian gambaran dari data alat pertambangan seperti Weka, Tanagra, Rapid Miner, Orange.
13. Penelitian yang dilakukan Yugal kumar and G. Sahoo (2012, p359 – 369) yang mengambil tema "*Analysis of Bayes, Neural Network and Tree Classifier of Classification Technique in Data Mining using WEKA*" dalam journalnya berfokus pada konsep dasar Data pertambangan yaitu Klasifikasi Teknik.
14. Anil Rajput, Ramesh Prasad Aharwal, Meghna Dubey, S.P. Saxena and Manmohan Raghuvanshi (2011, p201 – 207) melakukan penelitian dengan pokok pembahasannya adalah "*J48 and JRIP Rules for E-Governance Data*" dalam journalnya diceritakan tentang penggunaan dua teknik data mining

untuk menemukan aturan klasifikasi dan menghasilkan pohon keputusan. Teknik adalah J48 dan JRIP.

15. Narendra Sharma, Aman Bajpai, and Mr. Ratnesh Litoriya dari *Department of computer science, Jaypee University of Engg. & Technology* melakukan penelitian dalam jurnal (ISSN 2250-2459, Volume 2, Issue 5, May 2012) dengan pembahasannya adalah "*Comparison the various clustering algorithms of weka tools*" dalam jurnalnya diceritakan tentang pengelompokan algoritma. Cluster analisis atau pengelompokan adalah tugas menetapkan satu set objek dalam kelompok-kelompok (disebut cluster) sehingga objek dalam cluster yang sama adalah lebih mirip (dalam arti tertentu atau yang lain) satu sama lain daripada yang ada di cluster lain. Tujuan utama penelitian adalah untuk menunjukkan perbandingan yang berbeda-beda algoritma pengelompokan weka dan mengetahui algoritma akan paling cocok untuk pengguna.
16. Aguilera Collar, R. González-Cebrián Toba, and C. Cortés Velasco melakukan penelitian dalam jurnal (2009, p53-56) yang mengambil tema "*PredicForex. A tool for a reliable market. Playing with currencies*" dalam jurnalnya diceritakan tentang pengembangan alat yang sangat menarik yang memanfaatkan WebCrawler, data *mining* dan layanan web untuk menawarkan dan meramalkan nasihat kepada setiap pengguna atau broker.
17. Matthew Turk and Alex Pentland dari vision and Modeling Group, The Media laboratory, *Massachusetts Institute Of Technology* dalam penelitiannya yang dituangkan dalam *Journal Of Cognitive Neuroscience* (vol 3, num 1, 1991, p71 – 86) yang mengambil tema "*Eigenfaces for Recognition*" dalam jurnalnya diceritakan tentang pengembangan sistem mendekati real-time yang dapat mencari dan melacak kepala subjek, dan kemudian dikenali dan dikategorikan orang dengan membandingkan karakteristik wajah dengan individu. Pendekatan komputasi diambil dalam sistem ini dimotivasi oleh kedua fisiologi dan teori informasi, serta oleh kebutuhan praktis dari dekat real-time kinerja dan akurasi. Pendekatan kami memperlakukan pengenalan wajah sebagai masalah pengakuan intrinsik dua-dimensi (2-D) daripada membutuhkan pemulihan tiga dimensi geometri. Mengambil advantage dari wajah fakta biasanya tegak dan dengan demikian dapat digambarkan dengan satu set kecil dari 2-D pandangan karakteristik.
18. Penelitian yang dilakukan Qinghua Wang, Tingting Zhang, and Ilanko Balasingham (VOL. 6, NO. 2, FEBRUARY 2011, p172-180) yang mengambil tema "*Characterizing the Traffic Load Distribution in Dense Wireless*

Sensor Networks” dalam journalnya diceritakan tentang beban lalu lintas jaringan sensor nirkabel.

19. Penelitian yang dilakukan oleh Kun-mean Hou, Hao Ding, Hai-ying Zhou, Hong Sun, Jacques Lecoq *and* Gerard Bohner (VOL. 6, NO. 2, FEBRUARY 2011, p181-189) yang mengambil tema “Toward a Low Cost *and* Single Chip Holter: SoC-Holter” dalam journalnya diceritakan tentang usulan penggunaan sebuah chip tunggal yang terintegrasi dpt dipakai Holter bernama SoC-Holter, yang memungkinkan untuk merekam 1 ~ 4
20. mengarah EKG. Ini chip tunggal SoC-Holter didasarkan pada adequasi algoritma desain arsitektur metodologi. Untuk meminimalkan konsumsi energi, teknologi CMOS (0.35 μ m) digunakan untuk prototipe implementasi pertama. Penelitian yang dilakukan oleh Zhengbing Hu, Huaqing Lin, and Yonghong Zhou (VOL. 6, NO. 2, FEBRUARY 2011, p190-197) yang mengambil tema “A Fuzzy Reputation Management System with Punishment Mechanism for P2P Network” dalam journalnya diceritakan tentang satu set Parameter yang diidentifikasi untuk menggambarkan kepercayaan dari rekan. Dan model kepercayaan berdasarkan teknik fuzzy disajikan.
21. Penelitian yang dilakukan oleh Miao Yu, Jianzhong Chen, Lei Shen and Shiju Li (VOL. 6, NO. 2, FEBRUARY 2011, p198 - 205) yang mengambil tema “Blind Separation of DS-CDMA Signals with ICA Method” dalam journalnya diceritakan tentang penggunaan DSCDMA sinyal yang memanfaatkan urutan sebagai noise semu urutan, fungsi korelasi triple (TCF) diperkenalkan untuk menghilangkan pengaruh *crash*.
22. Penelitian yang dilakukan oleh Nan Zhang *and* Jian-hua Zhang Li (VOL. 6, NO. 2, FEBRUARY 2011, p206 - 213) yang mengambil tema “A Self-adapted Anycast Routing Algorithm Based on Mobile Agent in Wireless Sensor Network” dalam journalnya diceritakan tentang usaha untuk mengurangi transmisi antara node sensor dan memperpanjang siklus hidup dari jaringan sensor nirkabel, Teori kekebalan tubuh dan teknik anycast dibawa ke mobile agent mekanisme routing, dan kekebalan berbasis MA anycast Routing algoritma.
23. Penelitian yang dilakukan oleh Deguang Wang and Zhigang Zhou (JOURNAL OF NETWORKS, VOL. 6, NO. 2, FEBRUARY 2011, p214-221) yang mengambil tema “Application of a Collaborative Filtering Recommendation Algorithm Based on Cloud Model in Intrusion Detection” dalam journalnya diceritakan tentang penggunaan model data awan untuk mengklasifikasikan invasi, efektif menjaga data kontinue pada ambiguitas kualitatif konsep dan evaluasi fase invasi terhadap penggunaan koordinasi tingkat penyaringan

- algoritma. Rekomendasi demi meningkatkan sistem deteksi intrusi di wajah pengolahan data intrusi efisiensi besar-besaran yang mencurigakan.
24. Penelitian yang dilakukan oleh Anbao WANG and Zhenwen LIU (JOURNAL OF NETWORKS, VOL. 6, NO. 2, FEBRUARY 2011, p222-229) yang mengambil tema "*Analysis and Utilizing of the Error Models in Teaching Wireless Network*" dalam journalnya diceritakan tentang cara menyiapkan beberapa Model simulasi menarik dalam mengajar nirkabel jaringan untuk menyediakan siswa dari jaringan nirkabel dengan hands-on pengalaman belajar. Mereka fokus pada kesalahan model WLAN di ns-3 yang dapat digunakan dalam pengajaran tentu saja jaringan, memperkenalkan dan menganalisis terkait teori tentang model kesalahan yang digunakan dalam ns-3 lapisan fisik, sehingga dapat membantu para peneliti dan mahasiswa untuk memahami dan memanfaatkan model kesalahan dalam ns-3.
 25. Penelitian yang dilakukan oleh Ye XU and Zhuo WANG (JOURNAL OF NETWORKS, VOL. 6, NO. 2, FEBRUARY 2011, p230-237) yang mengambil tema "*On Cross-Correlation Evaluation Model of Internet Macroscopic Topology by Genetic Algorithm*" dalam journalnya diceritakan tentang rekomendasi untuk menggunakan CCEM dalam Algoritma Genetika dalam Korelasi silang model evaluasi, CCEM, untuk mengevaluasi berapa banyak dua berbeda Topologi mirip satu sama lain dalam cara yang kuantitatif, dan selanjutnya digunakan dalam mengevaluasi apakah topologi oleh Internet Model topologi dekat ke Internet nyata atau tidak.
 26. Penelitian yang dilakukan oleh Zhian Yang, Fei Long and Fuchun Sun (JOURNAL OF NETWORKS, VOL. 6, NO. 2, FEBRUARY 2011, p238-246) yang mengambil tema "*A Novel Routing Algorithm Based on Multi- Objective Optimization for Satellite Networks*" dalam journalnya diceritakan tentang simulasi Hasil penelitian menunjukkan bahwa metode routing yang diusulkan dapat mencapai efisien dioptimalkan dalam semua parameter QoS preset dan berkinerja baik dalam jaringan satelit hirarkis
 27. Shahab Kamali and Jaroslav Opatrny melakukan penelitian yang dituangkan dalam journalnya (JOURNAL OF NETWORKS, VOL. 3, NO. 4, APRIL 2008, p031-041) yang mengambil tema "*A Position Based Ant Colony Routing Algorithm for Mobile Ad-hoc Networks*" dalam journalnya diceritakan tentang usulan algoritma routing baru reaktif untuk ponsel jaringan ad hoc, yang disebut POSANT (Posisi berbasis Ant Colony Algoritma Routing), yang menggabungkan gagasan semut koloni optimasi dengan informasi tentang posisi node. Berbeda dengan optimasi koloni semut lainnya berdasarkan algoritma routing, simulasi kami menunjukkan bahwa memiliki POSANT rute yang relatif singkat pembentukan waktu saat

menggunakan kecil jumlah pesan kontrol yang membuatnya menjadi *scalable reactive routing* algoritma.

28. J. R. Quinlan melakukan riset yang dituangkan dalam jurnalnya (*Journal of Arti_cial Intelligence Research* 4 (1996), p 77-90) yang bertemakan “*Improved Use of Continuous Attributes in C4.5*” dalam jurnalnya diceritakan tentang memodifikasi pembentukan dan evaluasi tes pada atribut kontinyu.
29. Wahyudin melakukan riset yang dituangkan dalam jurnalnya (2009, p5-15) yang bertemakan tentang “*Metode Iterative Dichotomizer 3 (ID3) Untuk Penyeleksian Penerimaan Mahasiswa Baru*” Dalam jurnal ini akan dibahas pemakaian pohon keputusan dalam bidang pendidikan , yaitu dalam hal penerimaan mahasiswa baru. Kegiatan analisis kemahasiswaan diperlukan untuk mendapatkan keputusan yang bersifat menguntungkan demi maju dan berkembangnya suatu universitas dan analisis penerimaan mahasiswa baru tersebut dapat dilakukan melalui berbagai metode, salah satunya dengan *decision tree* menggunakan ID3 (*Iterative Dichotomiser 3*). Jurnal ini akan memperlihatkan pemakaian pohon keputusan untuk memudahkan pengambilan keputusan penerimaan mahasiswa baru dalam suatu universitas.
30. Mark Hall, Eibe Frank, Geoffrey Holmes, Bernhard Pfahringer Peter Reutemann and Ian H. Witten melakukan kegiatan penelitian yang dituangkan dalam jurnalnya (vol 11, p10 – 18) yang bertemakan tentang “ *The WEKA Data Mining Software: An Update*” dalam jounal ini membahas mengenai pengenalan meja kerja WEKA, ulasan sejarah proyek, dan, dalam terang dari rilis 3.6 baru-baru ini stabil, membahas tentang apa yang telah ditambahkan sejak versi stabil terakhir (Weka 3.4) dirilis pada tahun 2003.

Dari cerita jurnal tersebut sebagai study literature dan penelusuran ilmiah tersebut diatas yang saya kerjakan sebagai kontribusi Bukuini adalah:

1. Journal karya Anil Rajput, Ramesh Prasad Aharwal, Meghna Dubey, S.P. Saxena and Manmohan Raghuvanshi yang bertemakan “*J48 and JRIP Rules for E-Governance Data*” karena dalam journal tersebut dibahas tentang penggunaan dua teknik data *mining* untuk menemukan aturan klasifikasi dan menghasilkan pohon keputusan. Teknik yang digunakan adalah J48 dan JRIP, dua algoritma tersebut adalah algoritma yang terdapat dalam weka. Dalam jurnal tersebut juga dibahas mengenai data *mining*. Sedangkan pengertian data *mining* yang seperti dijelaskan dalam journal merupakan bentuk penelitian interdisipliner seperti *machine learning*, sistem informasi, sistem database, statistik, dan sistem pakar. Data *mining*

berevolusi menjadi penting karena tantangan teori dan aplikasi praktis terkait dengan masalah penggalian pengetahuan menarik dan yang sebelumnya tidak diketahui dari dunia nyata database. Memang, data *mining* telah menjadi paradigma baru untuk membuat keputusan, dengan aplikasi mulai dari E-commerce untuk pedetesian skor, bahkan audit data sebelum menyimpannya dalam database. Alasan mendasar untuk data *mining* adalah bahwa ada banyak pengetahuan tersembunyi dalam data. Tanpa data *mining* semua yang kita miliki adalah pendapat, kita perlu memahami data dan menerjemahkannya ke dalam informasi yang berguna untuk pengambilan keputusan. Menurut Han dan Kamber (2001), 'Data *Mining*' istilah adalah sebuah ironi.

2. Journal karya Narendra Sharma, Aman Bajpai and Mr. Ratnesh Litoriya yang berjudul *Comparison the various clustering algorithms of weka tools* dalam jorna ini juga dibahas mengenai data *mining*. Sedangkan pengertian data *mining* yang seperti dijelaskan dalam journal adalah proses menganalisis data dari perspektif yang berbeda dan meringkas menjadi informasi yang berguna. Software data *mining* adalah salah satu dari sejumlah alat analisis untuk menganalisis data. Hal ini memungkinkan pengguna untuk menganalisis data dari berbagai dimensi atau sudut, mengategorikan, dan meringkas hubungan diidentifikasi. Weka adalah data yang pertambangan alat. Hal ini mengandung banyak mesin bersandar algoritma. Hal ini menyediakan fasilitas untuk mengklasifikasikan data melalui berbagai algoritma. Dalam makalah ini juga mempelajari berbagai pengelompokan algoritma. Cluster analisis atau pengelompokan adalah tugas menetapkan satu set objek dalam kelompok-kelompok (disebut cluster) sehingga objek dalam cluster yang sama adalah lebih mirip (dalam arti tertentu atau yang lain) satu sama lain daripada yang ada di cluster lain. Tujuan utama penelitian adalah untuk menunjukkan perbandingan dari yang berbeda-beda algoritma pengelompokan weka dan mengetahui algoritma akan paling cocok untuk pengguna.
3. Journal karya Wahyudin yang berjudul *Metode Iterative Dichotomizer 3 (ID3) Untuk Penyeleksian Penerimaan Mahasiswa Baru* dalam journal ini membahas tentang Konsep pohon merupakan salah satu konsep teori graf yang paling penting. Pemanfaatan struktur pohon dalam kehidupan sehari-hari adalah untuk menggambarkan hierarki dan memodelkan persoalan, contohnya pohon keputusan (*decision tree*). *Iterative dichotomiser 3 (ID3)* merupakan suatu metode dalam *learning* yang akan membangun sebuah pohon keputusan untuk pemodelan dalam mencari solusi dari persoalan. Dalam jurnal ini akan dibahas pemakaian pohon keputusan dalam bidang

pendidikan, yaitu dalam hal penerimaan mahasiswa baru. Kegiatan analisis kemahasiswaan diperlukan untuk mendapatkan keputusan yang bersifat menguntungkan demi maju dan berkembangnya suatu universitas dan analisis penerimaan mahasiswa baru tersebut dapat dilakukan melalui berbagai metode, salah satunya dengan *decision tree* menggunakan ID3 (*Iterative Dichotomiser 3*). Jurnal ini akan memperlihatkan pemakaian pohon keputusan untuk memudahkan pengambilan keputusan penerimaan mahasiswa baru dalam suatu universitas.

1. Pemetaan Jurnal Berkaitan Dengan Prediksi Kelulusan Mahasiswa.

Pemetaan Jurnal yang berhubungan dengan prediksi kelulusan mahasiswa dapat dilihat pada Tabel 2.1:

Tabel 2.1 Pemetaan Jurnal Pada Perbandingan dan Prediksi Kelulusan Mahasiswa Dengan WEKA

N O	Judul Jurnal	Deskripsi	Metodologi	Cara Pengujian (Uji/Hitung/Uk ur)	Hasil
1.	<i>Analyzing Association Rule Mining and Clustering on Sales Day Data with XLMiner and Weka</i>	diceritakan tentang perbandingan hasil Apriori dan K-rata algoritma terhadap pelaksanaannya di Weka dan XLMiner Terhadap kepuasan pelanggan	Pendekatan deduktif-induktif	Penggunaan Association Rule Mining (ARM) dan <i>clustering</i>	Untuk perbandingan ini kita telah menggunakan data transaksi Hari Penjualan (a Super store)
2.	<i>A Bee Colony Optimization Algorithm for Fault Coverage Based Regression Test Suite Prioritization</i>	diceritakan tentang algoritma BCO yang dirumuskan cakupan kesalahan untuk mencapai cakupan kesalahan maksimum dalam satuan minimal waktu pelaksanaan setiap kasus uji,	<i>Colony Bee Optimization (BCO) algoritma</i>	Uji Statistik	Algoritma BCO dikembangkan untuk suite kesalahan cakupan uji regresi didasarkan pada perilaku kedua lebah

3.	Ant Colony Optimization Algorithm	<i>“Ant Colony Optimization Algorithm”</i> dalam journal ini diceritakan tentang algoritma Hybrid diusulkan untuk memecahkan masalah optimasi kombinatorial dengan menggunakan Ant Colony dan Genetik pemrograman algoritma.	Penggunaan Ant Colony dan Genetik pemrograman algoritma	Uji statistik	Proses evolusi dari algoritma Ant Colony Optimization menyesuaikan operasi genetik untuk meningkatkan gerakan semut terhadap solution state
4.	<i>Initial Classification Through Back Propagation In a Neural Network Following Optimization Through GA to Evaluate the Fitness of an Algorithm</i>	Membahas tentang meningkatkan keandalan dari paket probabilitas algoritma	<i>Agoritma Hybrid</i>	Ujian Statistik	Algoritma Hybrid diusulkan adalah untuk melakukan pembelajaran sebagai propagasi kembali dan bobot mengoptimalkan menggunakan GA untuk klasifikasi.
5.	<i>An Efficient Ip Traceback Through Packet Marking Algorithm</i>	diceritakan tentang ekstensif koleksi algoritma sebagai mesin pembelajaran dan data pra-metode pengolahan dilengkapi dengan pengguna grafis interface untuk eksplorasi data dan perbandingan	Pendekatan deduktif-induktif	Paket probabilitas Savage	Meningkatkan keandalan dari paket probabilistic marking algorithm.

		eksperimental teknik <i>learning machine</i> yang berbeda pada yang sama problem			
6.	Meta-learning in Grid-based Data Mining Systems	diceritakan tentang arsitektur Weka4GML berdasarkan WSRF teknologi untuk mengembangkan meta-learning metode untuk menangani dataset didistribusikan di antara data Grid.	Penggunaan Data Mining	Weka4GML	Penyajian arsitektur Weka4GML berdasarkan WSRF teknologi untuk mengembangkan meta-learning metode untuk menangani dataset didistribusikan di antara Grid data
7.	<i>Data mining in bioinformatics using Weka</i>	berisi tentang ekstensif koleksi algoritma machine learning dan data pra-metode pengolahan dilengkapi dengan pengguna grafis interface untuk eksplorasi data dan perbandingan eksperimental teknik mesin belajar yang berbeda pada problem yang sama.	Penggunaan Data Mining	Weka	Tujuan utamanya adalah untuk membantu pengguna dalam penggalan informasi yang berguna dari data dan memungkinkan mereka untuk mempermudah mengidentifikasi algoritma yang cocok untuk menghasilkan metode yang akurat
8.	<i>Selection Sorting Algorithm Visulization using Flash</i>	Diceritakan tentang maksud untuk mengembangkan visualisasi algoritma, khususnya	Metode deskriptif analitik dan ditafsirkan dalam narasi.	Uji Statistik	mengembangkan visualisasi algoritma, khususnya seleksi untuk menyortir Algoritma dan

		seleksi untuk menyortir Algoritma dan Pemrograman saja			Pemrograman.
9.	<i>A Critical Study of Selected Classification Algorithms for Liver Disease Diagnosis</i>	dijelaskan bagaimana mengevaluasi klasifikasi algoritma yang dipilih untuk klasifikasi beberapa dataset hati pasien.	<i>Study Area, research issues and analysis techniques</i>	<i>Naïve Bayes classifier, C4.5, Kembali propagasi Jaringan Syaraf algoritma, dan Mesin Dukungan Vector</i>	mengevaluasi algoritma klasifikasi yang dipilih untuk klasifikasi beberapa dataset hati pasien
10 .	Estimation of Surabaya River Water Quality Using Kalman Filter Algorithm	diceritakan tentang Salah satu metode estimasi adalah Kalman filter, algoritma yang menggabungkan model dan pengukuran	<i>Study Area, research issues and analysis techniques</i>	Uji Statistik	mengembangkan metode untuk memperkirakan Sungai keseluruhan kualitas air berdasarkan jumlah sedikit data.
11 .	WEKA—Experiences with a Java Open-Source Project	diceritakan tentang gambaran faktor-faktor yang kita yakini menjadi penting untuk keberhasilannya.	Penggunaan Weka	Uji Statistik	memberikan gambaran tentang faktor-faktor yang kita yakini menjadi penting untuk keberhasilannya . Dalam peninjau aspek manajemen proyek dan keputusan perkembangan sejarah yang mungkin berdampak pada penyerapan proyek.
12 .	<i>A Study of Data Mining Tools in Knowledge Discovery Process</i>	diceritakan tentang penyajian gambaran dari alat data	Penggunaan pembelajaran mesin, statistik dan teknik	Weka, Tanagra, Rapid Miner, Orange.	Menggunakan pembelajaran mesin, statistik dan teknik visualisasi untuk

		pertambahan seperti Weka, Tanagra, Rapid Miner, Orange	visualisasi		penemuan pengetahuan dan hadir dalam bentuk yang mudah dipahami manusia
13 .	Analysis of Bayes, Neural Network and Tree Classifier of Classification Technique in Data Mining using WEKA	journalnya berfokus pada konsep dasar Data pertambahan yaitu Klasifikasi Teknik	BayesNet, J48, Mean Absolute Error, NavieBayes, Root Mean-Squared Error	Uji Statistik	Kinerja dari classifiers dianalisis dengan bantuan Kesalahan Absolute Mean, Akar Mean-Squared Error dan Diambil waktu untuk membangun model dan hasilnya dapat ditampilkan statistik serta grafis.
14 .	J48 and JRIP Rules for E-Governance Data	diceritakan tentang penggunaan dua teknik data mining untuk menemukan aturan klasifikasi dan menghasilkan pohon keputusan	Data Mining	Uji Statistik	Penggunaan dua data mining teknik untuk menemukan aturan klasifikasi dan menghasilkan pohon keputusan
15 .	Comparison the various clustering algorithms of weka tools	diceritakan tentang pengelompokan algoritma	Penggunaan WEKA	Uji Statistik	Untuk menunjukkan perbandingan dari yang berbeda-beda algoritma pengelompokan weka dan mengetahui algoritma akan paling cocok untuk pengguna

16	<i>PredicForex. A tool for a reliable market. Playing with currencies.</i>	diceritakan tentang pengembangan alat yang sangat menarik yang memanfaatkan WebCrawler, data <i>mining</i> dan layanan web untuk menawarkan dan meramalkan nasihat kepada setiap pengguna atau broker	Data Mining		Forex Market
17	<i>Eigenfaces For Recognition</i>	diceritakan tentang pengembangan sistem mendekati <i>real-time</i> yang dapat mencari dan melacak kepala subjek, dan kemudian dikenali dan dikategorikan orang dengan membandingkan karakteristik wajah dengan individu	-	-	pengenalan wajah sebagai masalah pengakuan intrinsik dua-dimensi (2-D)
18	<i>Characterizing the Traffic Load Distribution in Dense Wireless Sensor Networks</i>	diceritakan tentang beban lalu lintas jaringan sensor nirkabel.	wireless sensor network	Uji Statistik	diharapkan lalu lintas beban ditanggung oleh node sensor individu ditemukan berada dalam proporsi langsung dengan jari-jari jaringan dan inversely sebanding dengan hop routing yang panjang tetapi

					independen dari kepadatan jaringan
19	<i>Toward a Low Cost and Single Chip Holter: SoC-Holter</i>	mengusulkan sebuah chip tunggal yang terintegrasi dpt dipakai Holter bernama SoC-Holter, yang memungkinkan untuk merekam 1 ~ 4 mengarah EKG. Ini chip tunggal SoC-Holter didasarkan pada adekuensi algoritma desain arsitektur metodologi			chip tunggal SoC-Holter didasarkan pada adekuensi algoritma desain arsitektur metodologi. untuk meminimalkan konsumsi energi, teknologi CMOS (0.35 μ m) digunakan untuk prototipe implementasi pertama dan tes
20	<i>A Fuzzy Reputation Management System with Punishment Mechanism for P2P Network</i>	diceritakan tentang satu set Parameter yang diidentifikasi untuk menggambarkan kepercayaan dari rekan. Dan model kepercayaan berdasarkan teknik fuzzy disajikan	Sistem P2P.	Teknik fuzzy	Untuk meningkatkan efisiensi P2P Sistem secara signifikan mengurangi jumlah autentik file pada jaringan.
21	<i>Blind Separation of DS-CDMA Signals with ICA Method</i>	diceritakan tentang penggunaan DSCDMA sinyal yang memanfaatkan m-urutan sebagai noise semu urutan, fungsi korelasi triple (TCF) diperkenalkan untuk menghilangkan	Korelasi triple (TCF)	Uji Statistik	Untuk Meningkatkan rasio estimasi

		pengaruh crash.			
22 .	A Self-adapted Anycast Routing Algorithm Based on Mobile Agent in Wireless Sensor Network	diceritakan tentang usaha untuk mengurangi transmisi antara node sensor dan memperpanjang siklus hidup dari jaringan sensor nirkabel, Teori kekebalan tubuh dan teknik anycast dibawa ke mobile agent mekanisme routing, dan kekebalan berbasis MA anycast Routing algoritma.	MA anycast Mekanisme Routing	Uji Statistik	Agar dapat mengurangi konsumsi energi dan memperpanjang masa hidup WSN efektif.
23 .	<i>Application of a Collaborative Filtering Recommendation Algorithm Based on Cloud Model in Intrusion Detection</i>	diceritakan tentang penggunaan model data awan untuk mengklasifikasikan invasi, efektif menjaga data kontinue pada ambiguitas kualitatif konsep dan evaluasi fase invasi terhadap penggunaan koordinasi tingkat penyaringan algoritma	Algoritma		Untuk meningkatkan sistem deteksi intrusi di wajah pengolahan data intrusi efisiensi besar-besaran yang mencurigakan
24 .	<i>Analysis and Utilizing of the Error Models in Teaching Wireless Network</i>	Menceritakan tentang cara menyiapkan beberapa Model simulasi menarik dalam mengajar			Agar dapat membantu para peneliti dan mahasiswa untuk memahami dan memanfaatkan

		nirkabel jaringan untuk menyediakan siswa dari jaringan nirkabel dengan hands-on pengalaman belajar			model kesalahan dalam ns-3 lancar.
25	<i>On Cross-Correlation Evaluation Model of Internet Macroscopic Topology by Genetic Algorithm</i>	diceritakan tentang rekomendasi untuk menggunakan CCEM dalam Algoritma Genetika dalam Korelasi silang model evaluasi, CCEM, untuk mengevaluasi berapa banyak dua berbeda Topologi mirip satu sama lain dalam cara yang kuantitatif,	<i>SLS (Signless Laplacian Spectra)</i>		Cara yang direkomendasikan untuk menggunakan yang CCEM dalam Algoritma Genetika
26	<i>A Novel Routing Algorithm Based on Multi-Objective Optimization for Satellite Networks</i>	tentang simulasi Hasil penelitian menunjukkan bahwa metode routing yang diusulkan dapat mencapai efisien dioptimalkan dalam semua parameter QoS preset dan berkinerja baik dalam jaringan satelit hirarkis		Metode routing	Hasil penelitian menunjukkan bahwa metode routing yang diusulkan dapat mencapai efisien dioptimalkan dalam semua parameter QoS preset dan berkinerja baik dalam jaringan satelit hirarkis.
27	<i>A Position Based Ant Colony Routing Algorithm for Mobile Ad-hoc Networks</i>	Membahas tentang usulan algoritma routing baru reaktif untuk ponsel jaringan ad hoc, yang disebut POSANT	QoS skema routing		Skema routing yang dapat menyediakan lebih jaminan QoS dan kinerja yang lebih tinggi.

28	<i>Improved Use of Continuous Attributes in C4.5</i>	Membahas tentang memodifikasi pembentukan dan evaluasi tes pada atribut kontinyu.	Algoritma C4.5	Uji Statistik	Menggabungkan perubahan yang lebih unggul dengan metode baru yang menggunakan global yang diskritisasi dan bahwa pohon kecil membangun dengan multi-interval perpecahan.
29	Metode <i>Iterative Dichotomizer 3 (ID3)</i> Untuk Penyeleksian Penerimaan Mahasiswa Baru	Membahas tentang pemakaian pohon keputusan dalam bidang pendidikan, yaitu dalam hal penerimaan mahasiswa baru. Kegiatan analisis kemahasiswaan diperlukan untuk mendapatkan keputusan yang bersifat menguntungkan demi maju dan berkembangnya suatu universitas dan analisis penerimaan mahasiswa baru tersebut dapat dilakukan melalui berbagai metode, salah satunya dengan <i>decision tree</i> menggunakan ID3	<i>Iterative dichotomizer 3 (ID3)</i>	Uji Statistik	Untuk mendapatkan keputusan yang bersifat menguntungkan demi maju dan berkembangnya suatu universitas
30	The WEKA Data	Membahas	Weka	Uji Statistik	Memberikan

.	Mining Software: An Update	tentang pengenalan meja kerja WEKA, ulasan sejarah proyek, dan, dalam terang dari rilis 3.6 baru-baru ini stabil, membahas tentang apa yang telah ditambahkan sejak versi stabil terakhir			Masukan Tentang Weka Dan Cara kerjanya
---	----------------------------	---	--	--	--

B. DATA WAREHOUSE DAN MINING

1. Data Warehouse

Pengertian *Data Warehouse* dapat bermacam-macam namun mempunyai inti yang sama, seperti pendapat beberapa ahli berikut ini:

Menurut W.H. Inmon dan Richard D.H., data *warehouse* adalah koleksi data yang mempunyai sifat berorientasi subjek, terintegrasi, *time-variant*, dan bersifat tetap dari koleksi data dalam mendukung proses pengambilan keputusan *management*.

Menurut Vidette Poe, data *warehouse* merupakan database yang bersifat analisis dan *read only* yang digunakan sebagai fondasi dari sistem penunjang keputusan.

Menurut Paul Lane, data *warehouse* merupakan database relasional yang didesain lebih kepada query dan analisa dari pada proses transaksi, biasanya mengandung history data dari proses transaksi dan bisa juga data dari sumber lainnya. Data *warehouse* memisahkan beban kerja analisis dari beban kerja transaksi dan memungkinkan organisasi menggabung atau konsolidasi data dari berbagai macam sumber.

Jadi, data *warehouse* merupakan metode dalam perancangan database, yang menunjang DSS (*Decision Support System*) dan EIS (*Executive Information System*). Secara fisik data *warehouse* adalah database, tapi perancangan data *warehouse* dan database sangat berbeda. Dalam perancangan database tradisional menggunakan normalisasi, sedangkan pada data *warehouse* normalisasi bukanlah cara yang terbaik.

Dari definisi-definisi yang dijelaskan tadi, dapat disimpulkan data *warehouse* adalah database yang saling bereaksi yang dapat digunakan untuk query dan analisis, bersifat orientasi subjek, terintegrasi, *time-variant*, tidak berubah yang digunakan untuk membantu para pengambil keputusan.

Istilah - Istilah yang Berhubungan Dengan Data Warehouse

Istilah-istilah yang berkaitan dengan data *warehouse*:

- a. **Data Mart**
Adalah suatu bagian pada data *warehouse* yang mendukung pembuatan laporan dan analisa data pada suatu unit, bagian atau operasi pada suatu perusahaan.
- b. **On-Line Analytical Processing (OLAP)**
Merupakan suatu pemrosesan database yang menggunakan tabel fakta dan dimensi untuk dapat menampilkan berbagai macam bentuk laporan, analisis, query dari data yang berukuran besar.
- c. **On-Line Transaction Processing (OLTP)**
Merupakan suatu pemrosesan yang menyimpan data mengenai kegiatan operasional transaksi sehari-hari.
- d. **Dimension Table**
Tabel yang berisikan kategori dengan ringkasan data detail yang dapat dilaporkan. Seperti laporan laba pada tabel fakta dapat dilaporkan sebagai dimensi waktu (yang berupa perbulan, perkwartal dan pertahun).
- e. **Fact Table**
Merupakan tabel yang umumnya mengandung angka dan data history dimana key (kunci) yang dihasilkan sangat unik, karena key tersebut terdiri dari foreign key (kunci asing) yang merupakan primary key (kunci utama) dari beberapa dimension table yang berhubungan.
- f. **DSS**
Merupakan sistem yang menyediakan informasi kepada pengguna yang menjelaskan bagaimana sistem ini dapat menganalisa situasi dan mendukung suatu keputusan yang baik.

2. Karakteristik Data Warehouse

Karakteristik data *warehouse* menurut Inmon, yaitu:

a. Subject Oriented (Berorientasi subject)

Data *warehouse* berorientasi subject artinya data *warehouse* didesain untuk menganalisa data berdasarkan subject-subject tertentu dalam organisasi, bukan pada proses atau fungsi aplikasi tertentu.

Data *warehouse* diorganisasikan disekitar subjek-subjek utama dari perusahaan (customers, products dan sales) dan tidak diorganisasikan pada area - area aplikasi utama (*customer invoicing*, *stock control* dan *product sales*).

Hal ini dikarenakan kebutuhan dari data *warehouse* untuk menyimpan data-data yang bersifat sebagai penunjang suatu keputusan, dari pada aplikasi yang berorientasi terhadap data.

Jadi dengan kata lain, data yang disimpan adalah berorientasi kepada subjek bukan terhadap proses. Secara garis besar perbedaan antara data operasional dan data *warehouse* yaitu:

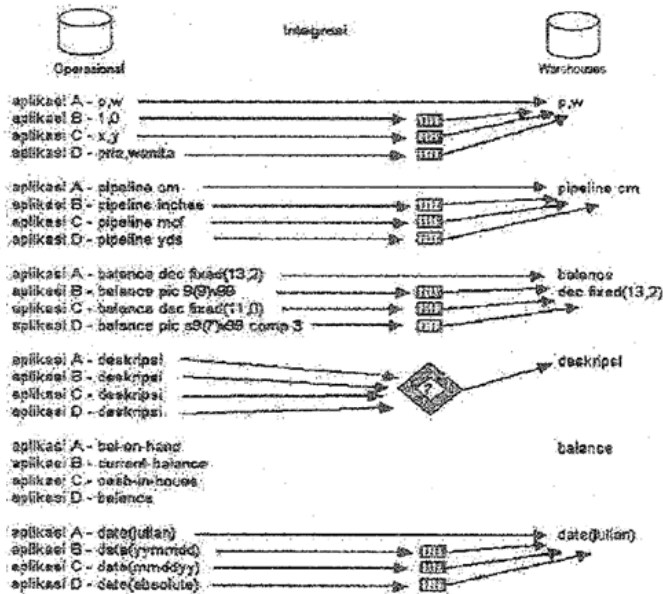
Data Operasional	Data Warehouse
Dirancang berorientasi hanya pada aplikasi dan fungsi tertentu	Dirancang berdasar pada subjek-subjek tertentu(utama)
Focusnya pada desain database dan proses	Focusnya pada pemodelan data dan desain data
Berisi rincian atau detail data	Berisi data-data history yang akan dipakai dalam proses analisis
Relasi antar table berdasar aturan terkini(selalu mengikuti rule (aturan) terbaru)	Banyak aturan bisnis dapat tersaji antara tabel-tabel

b. *Integrated* (Terintegrasi)

Data *Warehouse* dapat menyimpan data-data yang berasal dari sumber-sumber yang terpisah kedalam suatu format yang konsisten dan saling terintegrasi satu dengan lainnya. Dengan demikian data tidak bisa dipecah-pecah karena data yang ada merupakan suatu kesatuan yang menunjang keseluruhan konsep data *warehouse* itu sendiri.

Syarat integrasi sumber data dapat dipenuhi dengan berbagai cara seperti konsisten dalam penamaan variable, konsisten dalam ukuran variable, konsisten dalam struktur pengkodean dan konsisten dalam atribut fisik dari data.

Contoh pada lingkungan operasional terdapat berbagai macam aplikasi yang mungkin pula dibuat oleh developer yang berbeda. Oleh karena itu, mungkin dalam aplikasi-aplikasi tersebut ada variable yang memiliki maksud yang sama tetapi nama dan format nya berbeda. Variable tersebut harus dikonversi menjadi nama yang sama dan format yang disepakati bersama. Dengan demikian tidak ada lagi kerancuan karena perbedaan nama, format dan lain sebagainya. Barulah data tersebut bisa dikategorikan sebagai data yang terintegrasi karena kekonsistennannya.



Gambar 2.1 Integrasi Data Warehouse

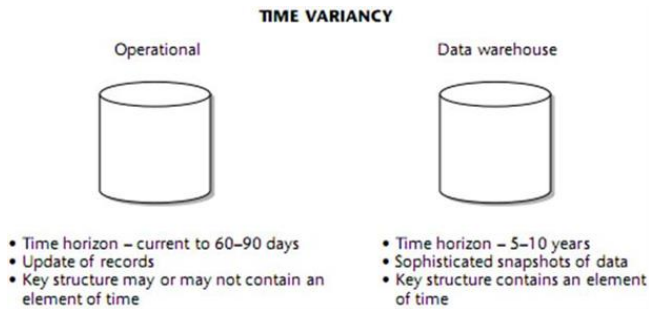
Sumber:

http://www.cait.wustl.edu/papers/prism/vol1_no1/integration/home.html

c. *Time-variant* (Rentang Waktu)

Seluruh data pada data *warehouse* dapat dikatakan akurat atau valid pada rentang waktu tertentu. Untuk melihat interval waktu yang digunakan dalam mengukur keakuratan suatu data *warehouse*, kita dapat menggunakan cara antara lain:

1. Cara yang paling sederhana adalah menyajikan data *warehouse* pada rentang waktu tertentu, misalnya antara 5 sampai 10 tahun ke depan.
2. Cara yang kedua, dengan menggunakan variasi atau perbedaan waktu yang disajikan dalam data *warehouse* baik implicit maupun explicit secara explicit dengan unsur waktu dalam hari, minggu, bulan dsb. Secara implicit misalnya pada saat data tersebut diduplikasi pada setiap akhir bulan, atau per tiga bulan. Unsur waktu akan tetap ada secara implisit didalam data tersebut.
3. Cara yang ketiga, variasi waktu yang disajikan data *warehouse* melalui serangkaian snapshot yang panjang. Snapshot merupakan tampilan dari sebagian data tertentu sesuai keinginan pemakai dari keseluruhan data yang ada bersifat *read-only*.



Gambar 2.2 Time Variance Data Warehouse

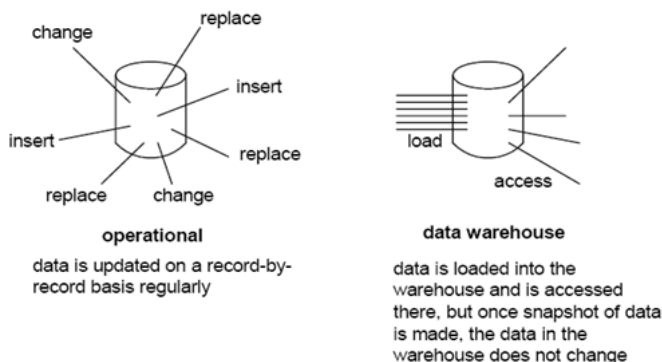
Sumber:

http://www.cait.wustl.edu/papers/prism/vol1_no1/time_variance/home.html

d. Non-Volatile

Karakteristik keempat dari data *warehouse* adalah non-volatile, maksudnya data pada data *warehouse* tidak di update secara real *time* tetapi di *refresh* dari sistem operasional secara reguler. Data yang baru selalu ditambahkan sebagai suplemen bagi database itu sendiri dari pada sebagai sebuah perubahan. Database tersebut secara kontinyu menyerap data baru ini, kemudian secara *incremental* disatukan dengan data sebelumnya.

Berbeda dengan database operasional yang dapat melakukan update, *insert* dan *delete* terhadap data yang mengubah isi dari database sedangkan pada data *warehouse* hanya ada dua kegiatan memanipulasi data yaitu *loading* data (mengambil data) dan akses data (mengakses data *warehouse* seperti melakukan query atau menampilkan laporan yang dibutuhkan, tidak ada kegiatan *updating* data).



Gambar 2.3 Non Volatile Data Warehouse

Sumber:

http://www.cait.wustl.edu/papers/prism/vol1_no1/nonvolatile/home.html

3. Kegunaan Data Warehouse

Seperti pengertian-pengertian yang kita sebutkan sebelumnya, data *warehouse* diperlukan bagi para pengambil keputusan manajemen dari suatu organisasi atau perusahaan.

Dengan adanya data *warehouse*, akan mempermudah pembuatan aplikasi-aplikasi DSS dan EIS karena memang kegunaan dari data *warehouse* adalah khusus untuk membuat suatu database yang dapat digunakan untuk mendukung proses analisa bagi para pengambil keputusan.

a. Tugas-tugas Data warehouse

Ada empat tugas yang bisa dilakukan dengan adanya data *warehouse*.

Menurut Williams, keempat tugas tersebut yaitu:

1) Pembuatan laporan

Pembuatan laporan merupakan salah satu kegunaan data *warehouse* yang paling umum dilakukan. Dengan menggunakan query sederhana didapatkan laporan perhari, perbulan, pertahun atau jangka waktu kapanpun yang diinginkan.

2) On-Line Analytical Processing (OLAP)

Dengan adanya data *warehouse*, semua informasi baik detail maupun hasil *summary* yang dibutuhkan dalam proses analisa mudah didapat.

OLAP mendayagunakan konsep data multi dimensi dan memungkinkan para pemakai menganalisa data sampai mendetail, tanpa mengetikkan satupun perintah SQL. Hal ini dimungkinkan karena pada konsep multi dimensi, maka data yang berupa fakta yang sama bisa dilihat dengan menggunakan fungsi yang berbeda. Fasilitas lain yang ada pada software OLAP adalah fasilitas *roll-up* dan *drill-down*. *Drill-down* adalah kemampuan untuk melihat detail dari suatu informasi dan *roll-up* adalah kebalikannya.

3) Data mining

Data *mining* merupakan proses untuk menggali (*mining*) pengetahuan dan informasi baru dari data yang berjumlah banyak pada data *warehouse*, dengan menggunakan kecerdasan buatan (*Artificial Intelligence*), statistik dan matematika. Data *mining* merupakan teknologi yang diharapkan dapat menjembatani komunikasi antara data dan pemakainya.

Beberapa solusi yang diberikan data *mining* antara lain:

a) Menebak target pasar

Data *mining* dapat mengelompokkan (*clustering*) model-model pembeli dan melakukan klasifikasi terhadap setiap pembeli dan melakukan klasifikasi terhadap setiap pembeli sesuai dengan karakteristik yang diinginkan.

- b) Melihat pola beli dari waktu ke waktu
Data *mining* dapat digunakan untuk melihat pola beli dari waktu ke waktu.
 - c) *cross-market analysis*
Data *mining* dapat dimanfaatkan untuk melihat hubungan antara satu produk dengan produk lainnya.
 - d) Profil pelanggan
Data *mining* bisa membantu pengguna untuk melihat profil pembeli sehingga dapat diketahui kelompok pembeli tertentu cenderung kepada suatu produk apa saja.
 - e) Informasi *summary*
Data *mining* dapat membuat laporan *summary* yang bersifat multi dimensi dan dilengkapi dengan informasi statistik lainnya.
- 4) Proses informasi *executive*
Data *warehouse* dapat membuat ringkasan informasi yang penting dengan tujuan membuat keputusan bisnis, tanpa harus menjelajahi keseluruhan data. Dengan menggunakan data *warehouse* segala laporan telah diringkas dan dapat pula mengetahui segala rinciannya secara lengkap, sehingga mempermudah proses pengambilan keputusan. Informasi dan data pada laporan data *warehouse* menjadi target *informative* bagi user.

b. Keuntungan Data Warehouse

Data *warehouse* merupakan pendekatan untuk menyimpan data dimana sumber-sumber data yang heterogen(yang biasanya tersebar pada beberapa database OLTP) dimigrasikan untuk penyimpanan data yang homogen dan terpisah. Keuntungan yang didapatkan dengan menggunakan data *warehouse* tersebut dibawah ini (Ramelho).

- 1) Data diorganisir dengan baik untuk query analisis dan sebagai bahan untuk pemrosesan transaksi.
- 2) Perbedaan diantara struktur data yang heterogen pada beberapa sumber yang terpisah dapat diatasi.
- 3) Aturan untuk transformasi data diterapkan untuk memvalidasi dan mengkonsolidasi data apabila data dipindahkan dari database OLTP ke data *warehouse*.
- 4) Masalah keamanan dan kinerja bisa dipecahkan tanpa perlu mengubah sistem produksi.

Membangun data *warehouse* tentu saja memberikan keuntungan lebih bagi suatu perusahaan, karena data *warehouse* dapat memberikan keuntungan strategis pada perusahaan tersebut melebihi pesaing-pesaing mereka. Keuntungan tersebut diperoleh dari beberapa sumber (Sean Nolan, Tom Huguelet):

- a) Kemampuan untuk mengakses data yang besar
- b) Kemampuan untuk memiliki data yang konsisten
- c) Kemampuan kinerja analisa yang cepat
- d) Mengetahui adanya hasil yang berulang-ulang
- e) Menemukan adanya celah pada *business knowledge* atau *business process*.
- f) Mengurangi biaya administrasi
- g) Memberi wewenang pada semua anggota dari perusahaan dengan menyediakan kepada mereka informasi yang dibutuhkan agar kinerja bisa lebih efektif.

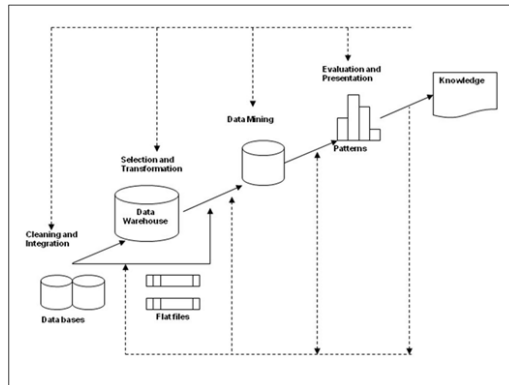
4. Data Mining

Data *mining* adalah proses yang menggunakan statistik, matematika, kecerdasan buatan, dan *machine learning* untuk mengekstraksi dan mengidentifikasi informasi yang bermanfaat dan pengetahuan yang terkait dari berbagai database besar [Turban, dkk.2005].

Menurut Gartner Group data *mining* adalah suatu proses menemukan hubungan yang berarti, pola dan kecenderungan dengan memeriksa dalam sekumpulan besar data yang tersimpan dalam penyimpanan dengan menggunakan teknik pengenalan pola seperti teknik statistik dan matematika [Larose, 2005].

Data *mining* adalah serangkaian proses untuk menggali nilai tambah dari suatu kumpulan data berupa pengetahuan yang selama ini tidak diketahui secara manual [Pramudiono, 2006].

Jadi dapat ditarik kesimpulan data *mining* adalah kegiatan mengekstraksi atau menambang pengetahuan dari data yang berukuran atau berjumlah besar, informasi inilah yang nantinya sangat berguna untuk pengembangan. Dimana langkah-langkah untuk melakukan data *mining* adalah sebagai berikut:



Gambar 2.4 langkah-langkah untuk melakukan data *mining*

- a) Data *cleaning* (untuk menghilangkan noise data yang tidak konsisten).
- b) Data *integration* (di mana sumber data yang terpecah dapat disatukan).
- c) Data *selection* (di mana data yang relevan dengan tugas analisis dikembalikan ke dalam database).
- d) Data *transformation* (di mana data berubah atau bersatu menjadi bentuk yang tepat untuk menambang dengan ringkasan performa atau operasi agresif).
- e) Data *mining* (proses esensial di mana metode yang intelektual digunakan untuk mengekstrak pola data).
- f) *Pattern evolution* (untuk mengidentifikasi pola yang benar-benar menarik yang mewakili pengetahuan berdasarkan atas beberapa tindakan yang menarik).
- g) *Knowledge presentation* (di mana gambaran teknik visualisasi dan pengetahuan digunakan untuk memberikan pengetahuan yang telah ditambang kepada user).

Arsitektur dari data *mining* yang khas memiliki beberapa komponen utama yaitu:

- 1) Database, data *warehouse*, atau tempat penyimpanan informasi lainnya.
- 2) Server database atau data *warehouse*.
- 3) *Knowledge base*
- 4) *Data mining engine*.
- 5) *Pattern evolution module*.
- 6) *Graphical user interface*

Ada beberapa jenis data dalam data *mining* yaitu:

- 1) *Relation Database*: Sebuah sistem database, atau disebut juga *data base management system* (DBMS), mengandung sekumpulan data yang saling berhubungan, dikenal sebagai sebuah database, dan satu set program perangkat lunak untuk mengatur dan mengakses data tersebut.
- 2) *Data Warehouse*: Sebuah data *warehouse* merupakan sebuah ruang penyimpanan informasi yang terkumpul dari beraneka macam sumber, disimpan dalam skema yang menyatu, dan biasanya terletak pada sebuah site.

Kegunaan data *mining* adalah untuk menspesifikasikan pola yang harus ditemukan dalam tugas data *mining*. Secara umum tugas data *mining* dapat diklasifikasikan ke dalam dua kategori: deskriptif dan prediktif. Tugas menambang secara deskriptif adalah untuk mengklasifikasikan sifat umum suatu data di dalam database. Tugas data *mining* secara prediktif adalah untuk mengambil kesimpulan terhadap data terakhir untuk membuat prediksi.

- 1) Konsep atau *Class Description*.

Data dapat diasosiasikan dengan pembagian *class* atau konsep. Untuk contohnya, ditoko All Electronics, pembagian *class* untuk barang yang akan dijual termasuk komputer dan printer, dan konsep untuk konsumen adalah big Spenders dan budget Spender. Hal tersebut sangat berguna untuk menggambarkan pembagian *class* secara individual dan konsep secara ringkas, laporan ringkas, dan juga pengaturan harga. Deskripsi suatu *class* atau konsep seperti itu disebut *class* atau *concept description*.

- 2) *Association Analysis*

Association analysis adalah penemuan *association rules* yang menunjukkan nilai kondisi suatu attribute yang terjadi bersama-sama secara terus-menerus dalam memberikan set data. *Association analysis* secara luas dipakai untuk market basket atau analisa data transaksi.

- 3) Klasifikasi dan Prediksi

Klasifikasi dan prediksi mungkin perlu diproses oleh analisis relevan, yang berusaha untuk mengidentifikasi atribut-atribut yang tidak ditambahkan pada proses klasifikasi dan prediksi. Atribut-atribut ini kemudian dapat di keluarkan.

- 4) *Cluster Analysis*

Tidak seperti klasifikasi dan prediksi, yang menganalisis objek data dengan kelas yang terlabeli, *clustering* menganalisis objek data tanpa mencari keterangan pada label kelas yang diketahui. Pada umumnya, label kelas tidak ditampilkan di dalam latihan data simply, karena mereka tidak tahu

bagaimana memulainya. *Clustering* dapat digunakan untuk menghasilkan label-label.

5) *Outlier Analysis*

Outlier dapat dideteksi menggunakan test yang bersifat statistik yang mengambil sebuah distribusi atau probabilitas model untuk data, atau menggunakan langkah-langkah jarak jauh di mana objek yang penting jauh dari cluster lainnya dianggap outlier. Sebuah database mungkin mengandung objek data yang tidak mengikuti tingkah laku yang umum atau model dari data. data ini disebut outlier.

6) *Evolution Analysis*

Data analisa evolusi menggambarkan ketetapan model atau kecenderungan objek yang memiliki kebiasaan berubah setiap waktu. Meskipun ini mungkin termasuk karakteristik, diskriminasi, asosiasi, klasifikasi, atau *clustering* data berdasarkan waktu, kelebihan yang jelas seperti analisa termasuk analisa data *time-series*, urutan atau pencocokan pola secara berkala, dan kesamaan berdasarkan analisa data.

Untuk melakukan data *mining* yang baik ada beberapa persoalan utama yaitu menyangkut metodologi *mining* dan interaksi user, performance dan perbedaan tipe database. Hal inilah yang sering kali dihadapi disaat kita ingin melakukan data *mining*.

Klasifikasi dan prediksi adalah dua bentuk analisis data yang bisa digunakan untuk mengekstrak model dari data yang berisi kelas-kelas atau untuk memprediksi *trend* data yang akan datang. Klasifikasi memprediksi data dalam bentuk kategori, sedangkan prediksi memodelkan fungsi-fungsi dari nilai yang kontinyu. Misalnya model klasifikasi bisa dibuat untuk mengelompokkan aplikasi peminjaman pada bank apakah berisiko atau aman, sedangkan model prediksi bisa dibuat untuk memprediksi pengeluaran untuk membeli peralatan komputer dari pelanggan potensial berdasarkan pendapatan dan lokasi tinggalnya.

Prediksi bisa dipandang sebagai pembentukan dan penggunaan model untuk menguji kelas dari sampel yang tidak berlabel, atau menguji nilai atau rentang nilai dari suatu atribut. Dalam pandangan ini, klasifikasi dan regresi adalah dua jenis masalah prediksi, dimana klasifikasi digunakan untuk memprediksi nilai – nilai diskrit atau nominal, sedangkan regresi digunakan untuk memprediksi nilai – nilai yang kontinyu. Untuk selanjutnya penggunaan istilah prediction untuk memprediksi kelas yang berlabel disebut *classification*, dan penggunaan istilah prediksi untuk memprediksi nilai-nilai yang kontinyu sebagai prediction (Han & Kamber, 2001).

5. Model Klasifikasi

Data input untuk klasifikasi adalah koleksi dari record. Setiap record dikenal sebagai instance atau contoh, yang ditentukan oleh sebuah tuple (x,y) , dimana x adalah himpunan atribut dan y adalah atribut tertentu, yang dinyatakan sebagai label kelas (juga dikenal sebagai kategori atau atribut target).

Klasifikasi adalah tugas pembelajaran sebuah fungsi target f yang memetakan setiap himpunan atribut x ke salah satu label kelas y yang telah didefinisikan sebelumnya.

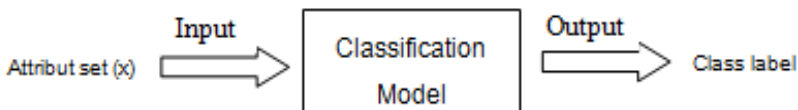
Fungsi target juga dikenal secara informal sebagai model klasifikasi. Model klasifikasi berguna untuk keperluan berikut:

1) Pemodelan Deskriptif.

Model klasifikasi dapat bertindak sebagai alat penjelas untuk membedakan objek-objek dari kelas-kelas yang berbeda. Sebagai contoh untuk para ahli Biologi, model deskriptif yang meringkas data.

2) Pemodelan Prediktif.

Model klasifikasi juga dapat digunakan untuk memprediksi label kelas dari record yang tidak diketahui. Seperti pada Gambar 2.2 tampak sebuah model klasifikasi dapat dipandang sebagai kotak hitam yang secara otomatis memberikan sebuah label ketika dipresentasikan dengan himpunan atribut dari record yang tidak diketahui.



Gambar 2.5 Klasifikasi sebagai pemetaan sebuah himpunan atribut input x ke dalam label kelasnya

Beberapa teknik klasifikasi yang digunakan adalah *decision tree classifier*, *rule-based classifier*, *neural-network*, *support vector machine*, dan *naive Bayes classifier*. Setiap teknik menggunakan algoritme pembelajaran untuk mengidentifikasi model yang memberikan hubungan yang paling sesuai antara himpunan atribut dan label kelas dari data input.

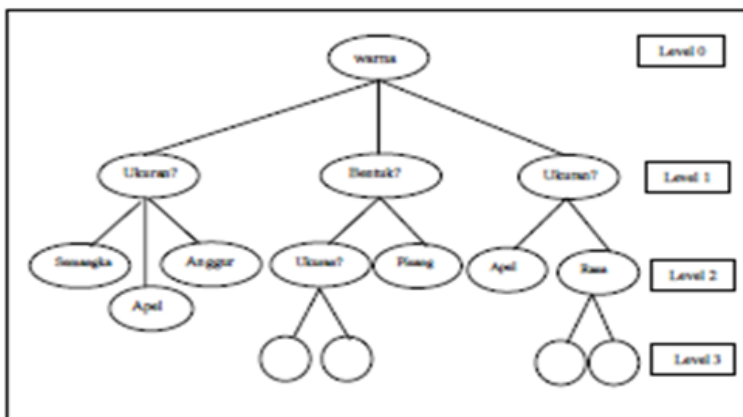
Pendekatan umum yang digunakan dalam masalah klasifikasi adalah, pertama, training set berisi record yang mempunyai label kelas yang diketahui haruslah tersedia. Training set digunakan untuk membangun model klasifikasi, yang kemudian diaplikasikan ke test set, yang berisi record-record dengan label kelas yang tidak diketahui.

a. **Decision Tree (Pohon Keputusan).**

Decision tree (pohon keputusan) adalah sebuah diagram alir yang mirip dengan struktur pohon, di mana setiap internal node menotasikan atribut yang diuji, setiap cabangnya merepresentasikan hasil dari atribut tes tersebut, dan *leaf node* merepresentasikan kelas-kelas tertentu atau distribusi dari kelas-kelas (Han & Kamber, 2001).

Klasifier pohon keputusan merupakan teknik klasifikasi yang sederhana yang banyak digunakan. Bagian ini membahas bagaimana pohon keputusan bekerja dan bagaimana pohon keputusan dibangun.

Seringkali untuk mengklasifikasikan obyek, kita ajukan urutan pertanyaan sebelum bisa kita tentukan kelompoknya. Jawaban pertanyaan pertama akan mempengaruhi pertanyaan berikutnya dan seterusnya. Dalam *decision tree*, pertanyaan pertama akan kita tanyakan pada simpul akar pada level 0. Jawaban dari pertanyaan ini dikemukakan dalam cabang-cabang. Jawaban dalam cabang akan disusul dengan pertanyaan kedua lewat simpul yang berikutnya pada level 1. Dengan memperhatikan *decision tree* dalam Gambar 3 akan nampak ada 4 level pertanyaan. Dalam setiap level ditanyakan nilai atribut melalui sebuah simpul. Jawaban dari pertanyaan itu dikemukakan lewat cabang-cabang. Langkah ini akan berakhir di suatu simpul jika pada simpul tersebut sudah ditemukan kelas atau jenis obyeknya. Kalau dalam satu tingkat suatu obyek sudah diketahui termasuk dalam kelas tertentu, maka kita berhenti di level tersebut. Jika tidak, maka dilanjutkan dengan pertanyaan di level berikutnya hingga jelas ciri-cirinya dan jenis obyek dapat ditentukan (Santosa, 2007).



Gambar 2.6. Contoh penggunaan metode Decision Tree untuk menentukan jenis buah

Walaupun banyak variasi model *decision tree* dengan tingkat kemampuan dan syarat yang berbeda, pada umumnya beberapa ciri kasus cocok untuk diterapkan *decision tree* (Santosa, 2007):

- a) Data dinyatakan dengan pasangan atribut dan nilainya. Misalnya atribut satu data adalah temperatur dan nilainya adalah dingin. Biasanya untuk satu data nilai dari satu atribut tidak terlalu banyak jenisnya. Dalam contoh atribut warna buah ada beberapa nilai yang mungkin yaitu hijau, kuning, merah.
- b) Label atau *output* data biasanya bernilai diskrit. *Output* ini bisa bernilai ya atau tidak, sakit atau tidak sakit, diterima atau ditolak. Dalam beberapa kasus mungkin saja *output*nya tidak hanya dua kelas, tetapi penerapan *decision tree* lebih banyak untuk kasus binary.
- c) Data mempunyai *missing value*. Misalkan untuk beberapa data, nilai dari suatu atributnya tidak diketahui. Dalam keadaan seperti ini *decision tree* masih mampu memberi solusi yang baik.

C. PENGENALAN WEKA

1. Sejarah WEKA.

WEKA adalah sebuah paket *tools machine learning* praktis. “WEKA” merupakan singkatan dari Waikato *Environment for Knowledge Analysis*, yang dibuat di Universitas Waikato, New Zealand untuk penelitian, pendidikan dan berbagai aplikasi. WEKA mampu menyelesaikan masalah-masalah data *mining* di dunia-nyata, khususnya klasifikasi yang mendasari pendekatan-pendekatan *machine learning*. Perangkat lunak ini ditulis dalam hirarki *class* Java dengan metode berorientasi objek dan dapat berjalan hampir di semua platform.

WEKA mudah digunakan dan diterapkan pada beberapa tingkatan yang berbeda. Tersedia implementasi algoritma-algoritma pembelajaran *state-of-the-art* yang dapat diterapkan pada dataset dari *command line*. WEKA mengandung tools untuk *pre-processing* data, klasifikasi, regresi, *clustering*, aturan asosiasi, dan visualisasi. User dapat melakukan *preprocess* pada data, memasukkannya dalam sebuah skema pembelajaran, dan menganalisa *classifier* yang dihasilkan dan performansinya semua itu tanpa menulis kode program sama sekali. Contoh penggunaan WEKA adalah dengan menerapkan sebuah metode pembelajaran ke dataset dan menganalisa hasilnya untuk memperoleh informasi tentang data, atau menerapkan beberapa metode dan membandingkan performansinya untuk dipilih.

Tools yang dapat digunakan untuk *pre-processing* dataset membuat *user* dapat berfokus pada algoritma yang digunakan tanpa terlalu memperhatikan detail seperti pembacaan data dari *file-file*, implementasi algoritma *filtering*, dan penyediaan kode untuk evaluasi hasil.

Pengembangan WEKA mengikuti model *releases* Linux: digit kedua yang genap menunjukkan *release* yang stabil dan digit kedua yang ganjil menunjukkan *release* ‘pengembangan’ (misalnya 3.0.x adalah *release* stabil, sedangkan 3.1.x adalah *release* yang sedang dikembangkan). Beberapa versi awal dari WEKA:

- a. WEKA 3.0 : “versi buku” yang sesuai dengan deskripsi buku data *mining*.
- b. WEKA 3.2 : “versi GUI” yang menambahkan GUI dari CLI awal.
- c. WEKA 3.3 : “versi pengembangan” dengan berbagai peningkatan.

a. WEKA GUI Chooser

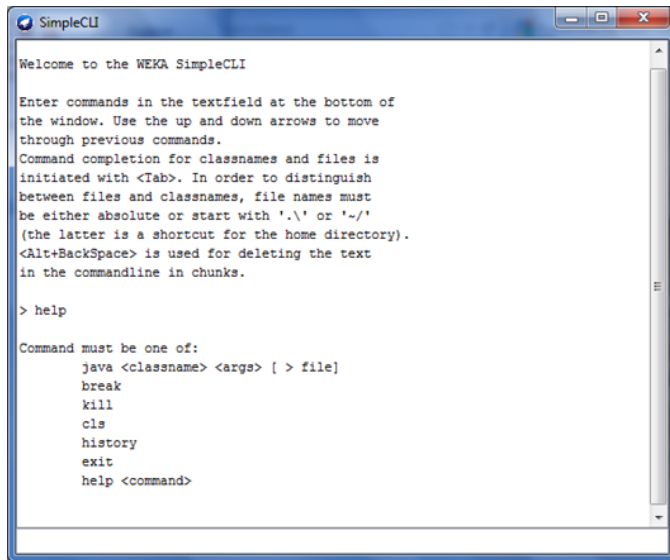
WEKA GUI Chooser adalah tampilan utama yang akan dilihat user pada saat pertama kali membuka perangkat lunak WEKA. Tampilan utama tersebut memberikan 4 pilihan GUI WEKA, yaitu Simple CLI, *Experimenter*, *Explorer*, dan Knowledge Flow.



Gambar 2.7 Weka GUI Chooser

b. GUI Simple CLI

GUI Simple CLI merupakan GUI yang memungkinkan *user* mengetikkan perintah-perintah melalui *command line* menurut standar penggunaan *classifiers* maupun filters. Misalnya mengeset percobaan dengan file batch.



Gambar 2.8 GUI Simple CLI

Contoh penggunaan CLI adalah dengan mengetikkan perintah:

- 1) `java weka.classifiers.j48.J48 -t weather.arff`
Perintah ini memanggil JVM (Java Virtual Machine) dan menginstruksikannya untuk mengeksekusi algoritma J48 dari J48 package.
- 2) `java weka.filters.unsupervised.attribute.Remove -V -R 1,4 -i trainingFile.arff -o myTrainingFile.arff`
Filter tersebut akan menghapus semua atribut kecuali yang pertama dan keempat dari sebuah dataset yang disimpan pada file `trainingFile.arff` dan menyimpan hasilnya di `myTrainingFile.arff`
- 3) `java weka.classifiers.trees.J48 -t myTrainingFile.arff -T myTestFile.arff -U -p 1 > Results.arff`
Dari perintah ini, *decision tree* J48 diterapkan pada file `myTrainingFile.arff`. File yang diuji ditunjukkan dengan option `-T`. Hasilnya redirected dari layar ke file `Results.arff` dan options `-U` dan `-p` menentukan bentuk *output* tertentu.

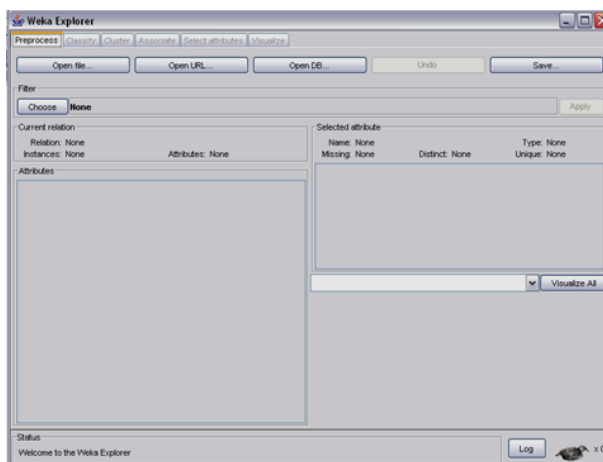
Beberapa pilihan skema pembelajaran yang dapat diterapkan pada WEKA antara lain:

Option	Fungsi
-t <training file>	Menentukan file <i>training</i>
-T <test set>	Menentukan file pengujian. Jika tidak ada, dilakukan <i>cross-validation</i> pada data <i>training</i> .

-c <class index>	Menentukan
-x <number of folds>	Menentukan jumlah folds untuk <i>cross-validation</i>
-s <random number seed>	Menentukan jumlah seed untuk <i>cross-validation</i>
-m <cost matrix file>	Menentukan file yang mengandung matriks biaya
-v	<i>Output</i> tanpa statistik untuk data <i>training</i>
-l <input file>	Menentukan file input untuk model
-d <output file>	Menentukan file <i>output</i> untuk model
-o	Hanya mengeluarkan statistik, tanpa classifier
-l	<i>Output</i> statistik <i>information retrieval</i> untuk masalah dengan 2 class
-k	<i>Output</i> statistik <i>information-theoretic</i>
-p	Hanya mengeluarkan prediksi untuk <i>instances</i> pengujian
-r	Hanya mengeluarkan distribusi batas kumulatif

c. GUI Explorer

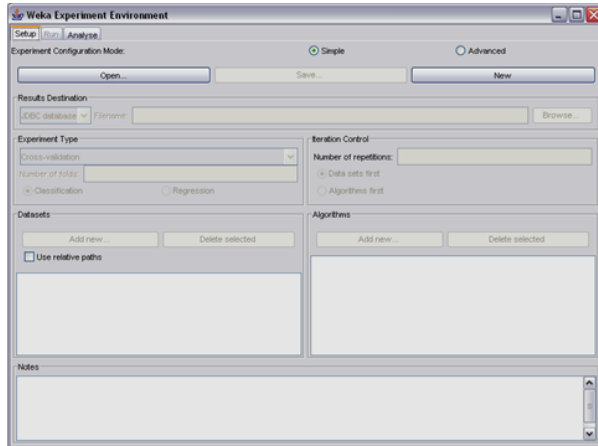
GUI Explorer adalah GUI WEKA yang paling mudah digunakan dan menyediakan semua fitur WEKA dalam bentuk tombol dan tampilan visualisasi yang menarik dan lengkap. *Preprocess*, klasifikasi, asosiasi, *clustering*, pemilihan atribut, dan visualisasi dapat dilakukan dengan mudah dan menyenangkan di sini.



Gambar 2.9 GUI Explorer

d. GUI *Experimenter*

GUI *Experimenter* memudahkan perbandingan performansi skema-skema pembelajaran yang berbeda. *Experimenter* biasanya digunakan untuk klasifikasi dan regresi. Hasil dari perbandingan performansi dapat dituliskan dalam file atau basis data. Pilihan evaluasi yang tersedia dalam WEKA adalah *cross-validation*, *learning curve*, *hold-out*. User juga dapat melakukan iterasi menurut beberapa setting parameter yang berbeda.



Gambar 2.10 GUI *Experimenter*

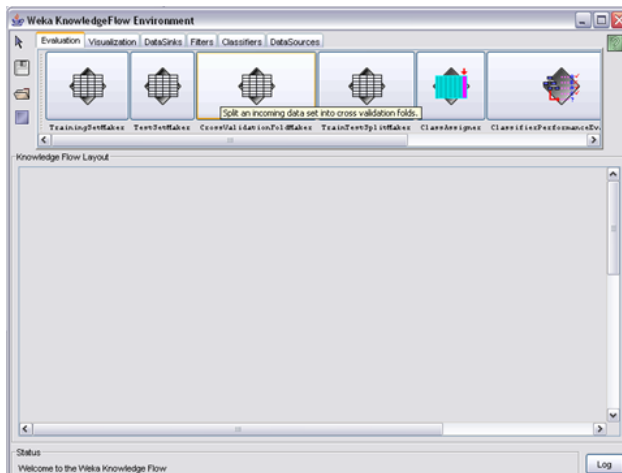
Tab Setup yang muncul saat user membuka *Experimenter* memungkinkan user memilih dan mengkonfigurasi eksperimen yang dilakukan. Setelah menyimpan definisi eksperimen yang dilakukan, user dapat memulai eksperimen dari tab Run dan meng-klik tombol Start. Area di bawahnya akan menunjukkan proses yang sedang dilakukan. Hasilnya disimpan dalam format CSV dan dapat dibuka dalam bentuk spreadsheet.

Tab ketiga, Analyze, dapat digunakan untuk menganalisa hasil eksperimen yang dikirim ke WEKA. Jumlah baris hasil ditunjukkan pada panel Source. Hasilnya dapat di-load dalam format .ARFF maupun dari basis data.

Antarmuka ini memungkinkan user melakukan lebih dari 1 eksperimen sekaligus, mungkin menerapkan beberapa teknik berbeda pada sebuah dataset, atau teknik yang sama dengan parameter-parameter yang berbeda.

e. GUI Knowledge Flow

GUI Knowledge Flow merupakan GUI baru dalam WEKA yang merupakan antarmuka Java-Beans-based untuk melakukan setting dan menjalankan percobaan-percobaan machine learning.



Gambar 2.11 GUI Knowledge Flow

Dalam GUI *Experimenter* ini, beberapa sumber data, classifier, dll dapat dihubungkan secara grafis. User juga dapat menggambarkan aliran data melalui komponen-komponen, misalnya:

“data source” -> “filter” -> “classifier” -> “evaluator”

KnowledgeFlow menyediakan alternatif lain dari Explorer sebagai sebuah *front end* grafis untuk algoritma-algoritma inti WEKA. Karena masih dalam pengembangan, beberapa fungsionalitas dalam Explorer belum tersedia dalam *KnowledgeFlow*.

KnowledgeFlow menampilkan ‘aliran data’ dalam WEKA. User dapat memilih komponen-komponen WEKA dari toolbar, meletakkannya pada area yang tersedia dan menghubungkannya untuk membentuk ‘aliran pengetahuan’ pemrosesan dan analisa data.

KnowledgeFlow dapat menangani data secara incremental maupun dalam batches (Explorer hanya menangani data batch). Tentunya pembelajaran dari data secara incremental memerlukan sebuah classifier yang dapat diupdate instance per instance. Dalam WEKA tersedia 5 classifiers yang dapat menangani data secara *incremental*: *NaiveBayesUpdateable*, IB1, IBk, LWR (Locally Weighted Regression). Tersedia pula sebuah *metadata classifier* – *RacedIncrementalLogitBoost* – yang dapat digunakan dari berbagai basis regresi untuk data class diskrit secara incremental.

2. Format Data dalam WEKA

Misalnya diketahui sekumpulan data dan ingin dibangun sebuah *decision tree* dari data tersebut, maka data tersebut harus disimpan dalam format ‘flat’,

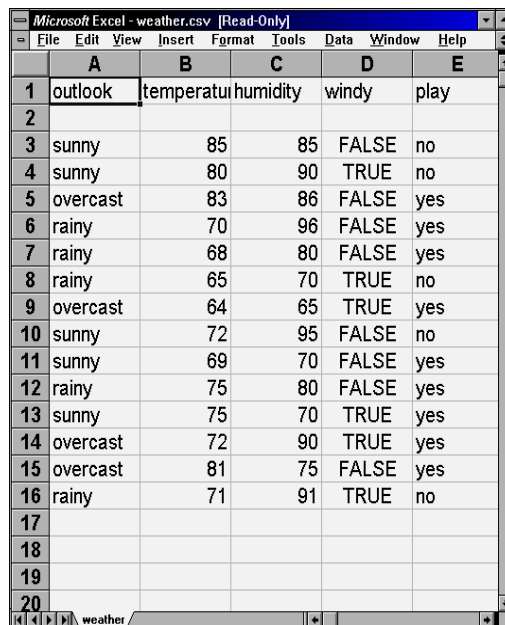
ARFF karena WEKA perlu mengetahui beberapa informasi tentang tiap atribut yang tidak dapat disimpulkan secara otomatis dari nilai-nilainya.

File ARFF (*Attribute-Relation File Format*) adalah sebuah file teks ASCII yang berisi daftar instances dalam sekumpulan atribut. File ARFF dikembangkan oleh Machine Learning Project di *Department of Computer Science of The University of Waikato* untuk digunakan dalam perangkat lunak WEKA.

Pengubahan format data ini dapat dilakukan dengan mudah. Misalkan data awal dalam format .xls (lihat gambar 2.9), buka data tersebut dari Microsoft Excel dan simpan sebagai .csv. Selanjutnya, buka file tersebut dari Microsoft Word, notepad, atau editor teks lainnya dan data sudah berubah dalam format *comma-separated*. Lalu sesuaikan data tersebut dengan menambahkan informasi awal (gambar 2.10). Hasilnya, data tersebut sudah dapat digunakan sebagai inputan dalam WEKA.

Pastikan bahwa data dalam format .arff tersebut sudah memenuhi:

- Data dipisahkan dengan koma, dengan kelas sebagai atribut terakhir.
- Bagian *header* diawali dengan @RELATION.
- Tiap atribut ditandai dengan @ATTRIBUTE. Tipe-tipe data dalam WEKA: numerik (REAL atau INTEGER), nominal, String, dan Date.
- Bagian data diawali dengan @DATA



	A	B	C	D	E
1	outlook	temperatur	humidity	windy	play
2					
3	sunny	85	85	FALSE	no
4	sunny	80	90	TRUE	no
5	overcast	83	86	FALSE	yes
6	rainy	70	96	FALSE	yes
7	rainy	68	80	FALSE	yes
8	rainy	65	70	TRUE	no
9	overcast	64	65	TRUE	yes
10	sunny	72	95	FALSE	no
11	sunny	69	70	FALSE	yes
12	rainy	75	80	FALSE	yes
13	sunny	75	70	TRUE	yes
14	overcast	72	90	TRUE	yes
15	overcast	81	75	FALSE	yes
16	rainy	71	91	TRUE	no
17					
18					
19					
20					

Gambar 2.12 Format .csv

```

@relation weather

@attribute outlook {sunny, overcast, rainy}
@attribute temperature real
@attribute humidity real
@attribute windy {TRUE, FALSE}
@attribute play {yes, no}

@data
sunny,85,85,FALSE,no
sunny,80,90,TRUE,no
overcast,83,86,FALSE,yes
rainy,70,96,FALSE,yes
rainy,68,80,FALSE,yes
rainy,65,70,TRUE,no
overcast,64,65,TRUE,yes
sunny,72,95,FALSE,no
sunny,69,70,FALSE,yes
rainy,75,80,FALSE,yes
sunny,75,70,TRUE,yes
overcast,72,90,TRUE,yes
overcast,81,75,FALSE,yes
rainy,71,91,TRUE,no

```

Gambar 2.13 Format .arff

a. Explorer WEKA

WEKA Knowledge Explorer adalah sebuah *Graphical User Interface* (GUI) yang mudah digunakan dalam WEKA. Tiap paket utama WEKA (*Preprocess*, *Classify*, *Cluster*, *Associate*, dan *Select Attributes*) ditampilkan bersama perangkat *Visualization* yang memungkinkan himpunan data Classifiers dan Clusterers divisualisasikan dalam 2 dimensi.

Selama bekerja dalam Explorer WEKA, user dapat mengetahui informasi tentang kegiatan yang dilakukan dalam WEKA dengan meng-klik tombol Log di tepi kanan bawah tiap tab.

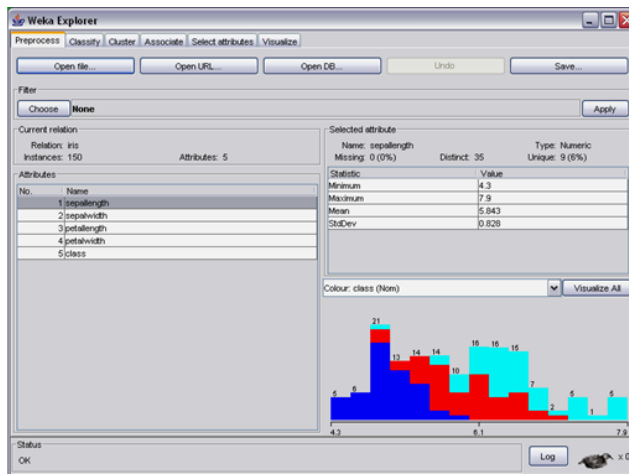
```

Log
13:57:00: Weka Explorer
13:57:00: (c) 1999-2003 The University of Waikato, Hamilton, N
13:57:00: web: http://www.cs.waikato.ac.nz/~ml/
13:57:00: Started on Friday, 11 March 2005
13:57:05: Base relation is now iris (150 instances)
13:57:11: Started weka.classifiers.rules.ZeroR
13:57:11: Finished weka.classifiers.rules.ZeroR

```

Gambar 2.14 Log

b. Tab Preprocess



Gambar 2.15 Tab Preprocess

Gambar di atas menunjukkan tampilan tab Preprocess setelah load sebuah dataset (Iris.arff) dengan 150 *instances* dan 5 atribut, yaitu *spallength*, *spallwidth*, *petallength*, *petallwidth* dan *class*. Pada bagian kanan terdapat *selected attribute*, hal ini menunjukkan keterangan yang lebih terhadap atribut yang kita pilih berdasarkan tipe data yang ada seperti real, boolean(yes, no) ato sesuai dengan kriteria yang diinginkan oleh user. Misal, bila kita pilih *attribute spallength*, maka keterangan yang muncul adalah

- nilai minimum: 4.3
- nilai maksimum: 7.9
- Rata – rata (Mean):5.843
- Standar deviasinya (StdDev): 0.828

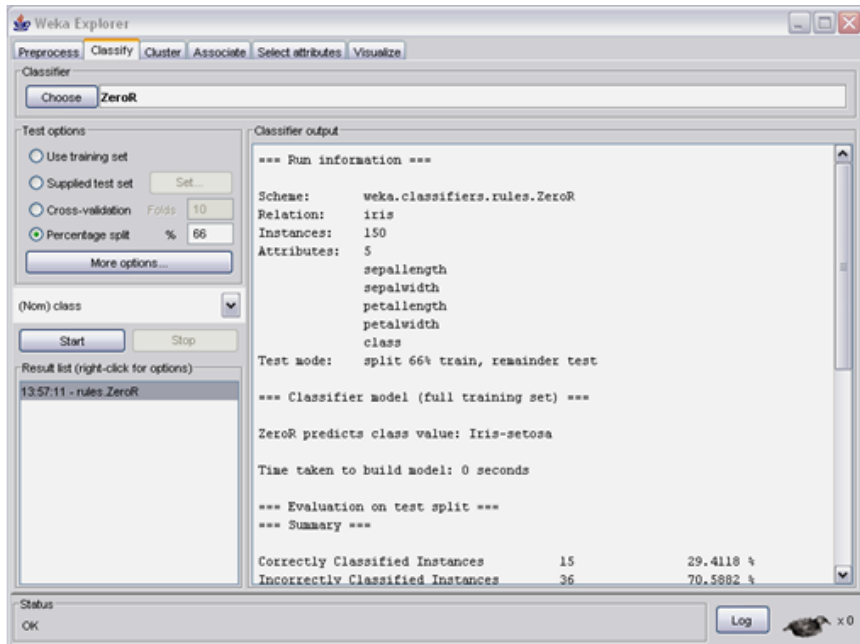
Hal tersebut muncul karena *attribute spallength* mempunyai tipe data real. Begitupun bila terdapat *atribute* rasa (manis, pahit, asin), maka 3 tipe rasa itu akan muncul berapa jumlah yang ada pada datanya.

Visualisasi tiap atribut dapat dilihat dengan meng-klik tombol Visualize. Visualisasi ini menggunakan diagram batang, yang mengilustrasikan jumlah dari masing-masing tipe pada atribut yang ada. Seperti pada atribut *class* terdapat tiga tipe yaitu iris-sentosa, iris-versicolor dan iris-virgina, di visualisasikan dengan diagram batang yang mempunyai jumlah nilai yang sama yaitu 50.

Pada tab ini user dapat menentukan filter *unsupervised* yang akan diterapkan pada data. Filter berperan dalam mengubah data dengan berbagai cara. Klik pada filter tertentu yang telah dipilih akan memunculkan sebuah

kotak dialog *Generic Object Editor* yang memungkinkan user mengkonfigurasi pilihan-pilihan pada filter. Untuk mengetahui informasi lebih lengkap tentang filter yang dipilih, user dapat meng-klik tombol More.

c. Tab Classify



Gambar 2.16 Tab Classify

Classifiers dalam WEKA adalah model-model prediksi nominal maupun numerik. Skema pembelajaran yang diimplementasikan antara lain *decision trees* dan *lists*, *instance-based classifiers*, *support vector machines*, *multi-layers perceptrons*, *logistic regression*. 'Meta' classifiers antara lain: *bagging*, *boosting*, *stacking*, *error-correcting output codes*, *locally weighted learning*. Clusters dapat divisualisasi dan dibandingkan dengan cluster 'sesungguhnya'.

Tab ini memungkinkan user mengkonfigurasi dan mengeksekusi tiap classifier WEKA pada himpunan data tertentu. User dapat memilih classifier tertentu yang akan digunakan. Tersedia pula pilihan pengujian bagi user di bawah bagian pemilihan classifiers, yaitu:

- Use training set. Classifier dievaluasi pada kemampuannya memprediksi *class* dari *instances* yang diujikan.
- Supplied test set. Pengujian kemampuan classifier dilakukan terhadap himpunan instances terpisah yang di-load dari sebuah file.

- c) *Cross-validation*. *Classifier* dievaluasi dengan *cross-validation*, menurut jumlah folds yang dimasukkan pada kolom Folds.
- d) *Percentage split*. Evaluasi *classifier* dilakukan pada sejumlah persentase tertentu dari data yang digunakan untuk pengujian.

Setelah *classifier*, pilihan-pilihan pengujian, dan *class* telah ditentukan, proses pembelajaran dapat dimulai dengan klik tombol Start. User dapat menghentikan proses ini sewaktu-waktu dengan tombol Stop. Saat training selesai, area *output* *classifier* di sebelah kanan menampilkan teks yang menggambarkan hasil training dan pengujian. Sebuah entry baru juga muncul di kotak Result list.

Teks yang dihasilkan pada area *output* *classifier* berisi informasi tentang pilihan-pilihan skema, nama relasi, instances, atribut-atribut dan mode pengujian; model *classifier* dengan himpunan training lengkap, hasil mode pengujian yang dipilih, *summary*, akurasi terperinci menurut *class*, serta matriks confusion.

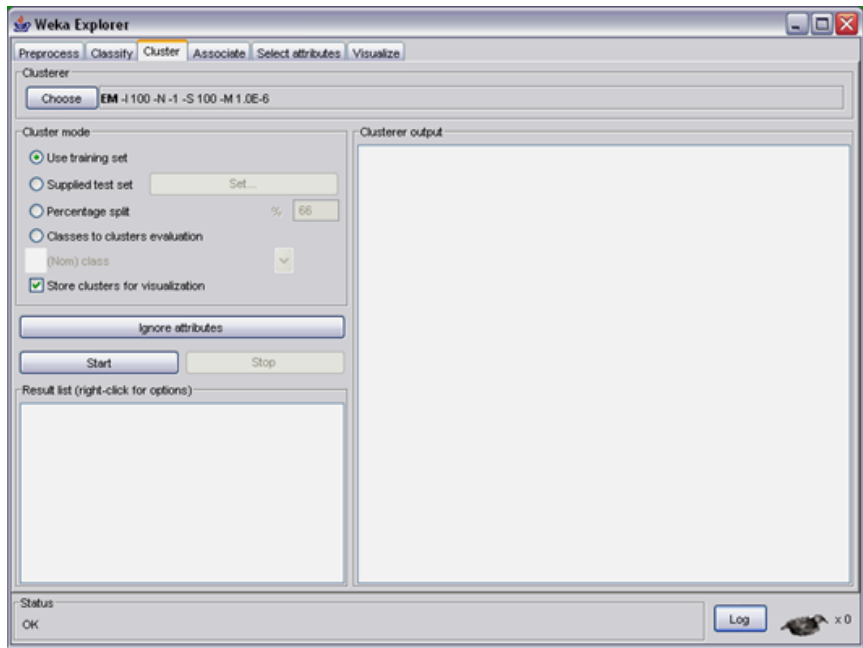
Errors klasifikasi dapat divisualisasikan dalam sebuah tool visualisasi data pop-up. Jika *classifier* menghasilkan sebuah decision tree, dapat ditampilkan secara grafis dalam sebuah pop-up *tree visualizer*.

d. Tab Cluster

Tab ini serupa dengan *classification*, dengan sedikit perbedaan menurut *option* yang ditentukan user. Misalnya, user dapat dengan mudah mengabaikan beberapa atribut yang tidak diinginkan.

Dari tab ini user dapat mengkonfigurasi dan mengeksekusi tiap clusterers WEKA pada himpunan data tertentu untuk menemukan kelompok-kelompok dari instances yang sama dalam sebuah himpunan data. Skema-skema yang dapat diimplementasikan antara lain: k-Means, EM, Cobweb, X-means, *FarthestFirst*. *Clusters* dapat divisualisasikan dalam sebuah tool visualisasi data.

Kotak cluster mode digunakan untuk memilih apa yang akan di-cluster dan bagaimana melakukan evaluasi terhadap hasilnya. Tiga pilih pertama serupa dengan yang terdapat pada klasifikasi: Use training set, *Supplied test set* dan *Percentage split* – kecuali bahwa sekarang data akan diolah dengan *clustering*. Mode keempat, *Classes to clusters evaluation*, membandingkan seberapa baik *clusters* yang terpilih sesuai dengan *class* yang telah ditentukan sebelumnya.

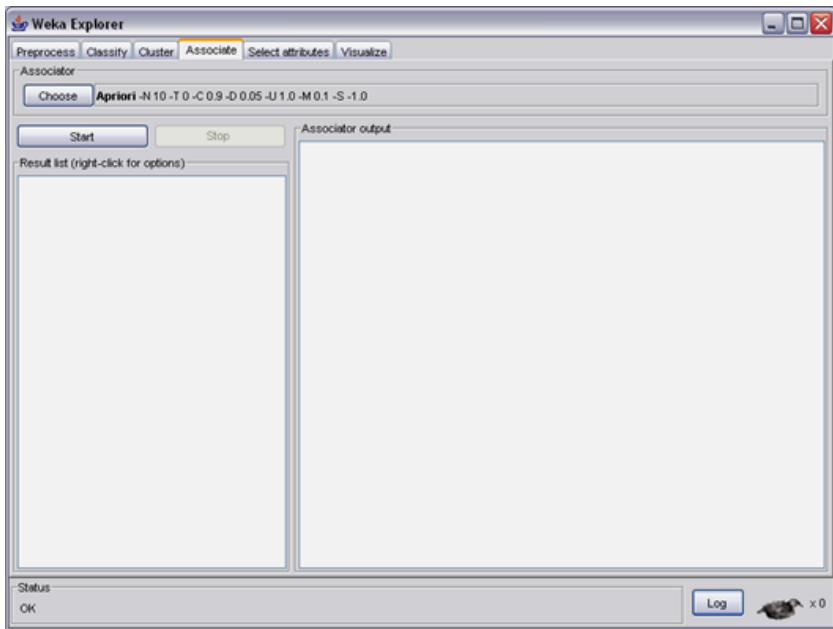


Gambar 2.17 Tab cluster

e. Tab Associate

WEKA hanya mengimplementasikan sebuah algoritma untuk asosiasi, yaitu algoritma Apriori, untuk mempelajari aturan-aturan asosiasi. Asosiasi ini hanya bekerja dengan data diskrit untuk menentukan ketergantungan antara himpunan atribut. Apriori dapat menghitung seluruh aturan yang memenuhi nilai minimum *support* dan *confidence*.

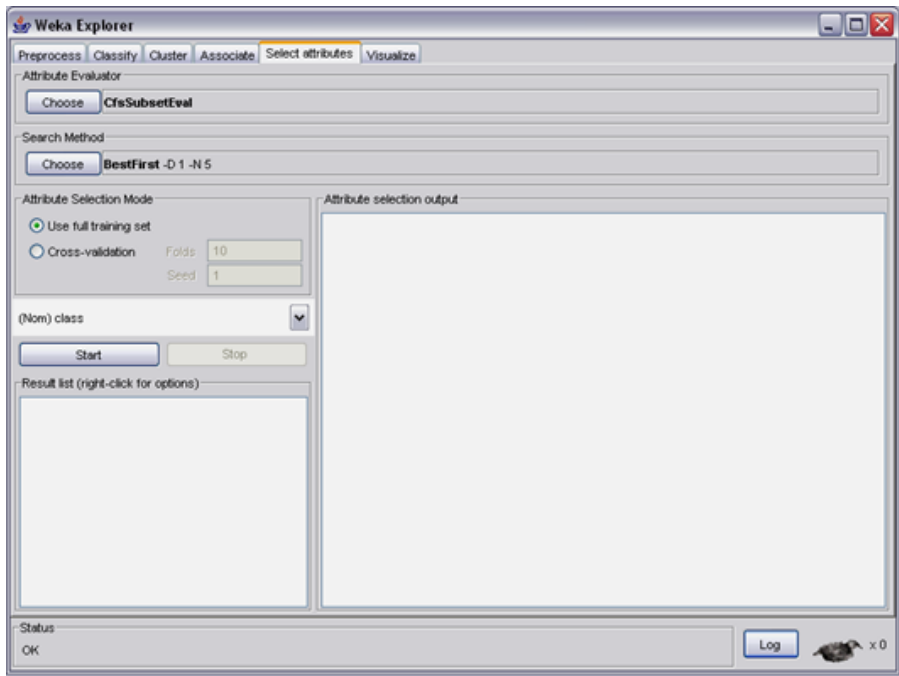
Dari tab ini user dapat mempelajari himpunan data tertentu untuk menghasilkan aturan-aturan asosiasi menggunakan *associators* WEKA. Setelah parameter-parameter tertentu diset, klik tombol Start. Saat proses selesai dilakukan, klik kanan pada sebuah *entry* pada daftar hasil memungkinkan hasilnya dilihat atau disimpan.



Gambar 2.18 Tab Associate

f. Tab *Select Attribute*

WEKA juga menyediakan teknik-teknik untuk mengabaikan atribut-atribut yang tidak relevan dan/atau mengurangi dimensionalitas dari dataset. Setelah loading sebuah dataset, klik tab ini untuk memilih metode evaluasi (misalnya, *Principal Components Analysis*, *correlation-based*, *wrapper*, *information gain*, *chi-squared*,) dan metode pencarian (misalnya, *greedy*, *exhaustive*, *best-first*, *forward selection*, *random*, *genetic algorithm*, atau *ranking*). Berdasarkan kombinasi yang dipilih, waktu aktual yang diperlukan untuk pemilihan atribut dapat bervariasi atau sangat lama, bahkan untuk dataset kecil dengan sedikit atribut dan sedikit *instances*. Ingat bahwa tidak semua kombinasi metode evaluasi/pencarian valid, lihat pesan error di Status bar.



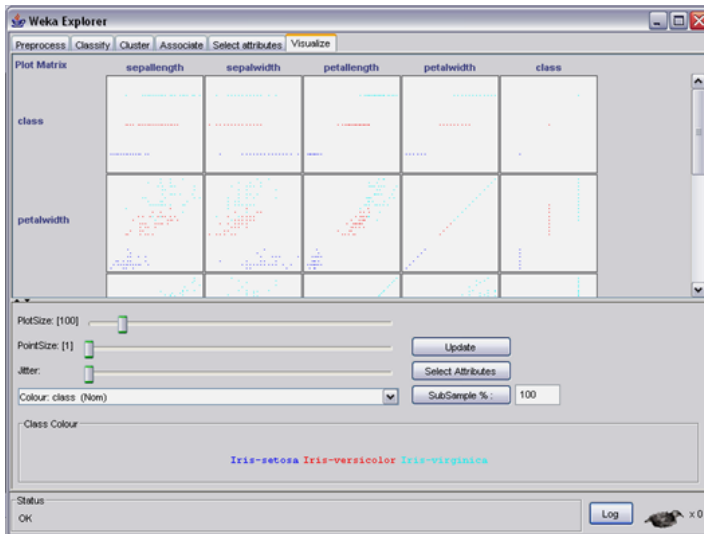
Gambar 2.19 Tab *Select Attribute*

Pemilihan atribut terdiri atas pencarian pada seluruh kombinasi yang mungkin dari atribut-atribut pada data untuk menentukan subset atribut mana yang paling baik untuk prediksi. Untuk melakukannya, 2 objek harus diset: sebuah evaluator atribut dan sebuah metode pencarian. Evaluator menentukan metode yang digunakan untuk menilai tiap subset dari atribut. Metode pencarian menentukan gaya pencarian yang diterapkan.

Mode pemilihan atribut menyediakan 2 pilihan:

- a) Use full training set. Nilai subset atribut ditentukan dengan himpunan data training yang lengkap.
- b) *Cross-validation*. Nilai subset atribut ditentukan dengan sebuah proses validasi. Fields **Folds** dan **Seed** mengeset jumlah folds yang digunakan dan *seed random* yang digunakan saat melakukan shuffle pada data.

g. Tab Visualize



Gambar 2.20 Tab Visualize

Tab ini menampilkan matriks plot 2 dimensi untuk himpunan data tertentu. Ukuran sel-sel individu dan titik-titik yang ditampilkan dapat dipilih dengan *slider* di bagian bawah tab. Jumlah sel dalam matriks dapat diubah dengan 'Select Attribute' lalu memilih atribut tertentu untuk ditampilkan. Jika himpunan data besar, performansi *plotting* dapat ditingkatkan dengan menampilkan subsample himpunan data tertentu. Klik pada sebuah sel pada matriks menampilkan sebuah window tab plot yang lebih besar yang menampilkan view dari sel tersebut.

Tab ini juga dapat menampilkan window terpisah dari tab *classifier* dan tab *cluster* yang memungkinkan user memvisualisasikan prediksi yang dibuat oleh *classifiers* atau *clusterers*. Jika class diskrit, titik-titik yang diklasifikasikan dengan salah ditunjukkan dengan sebuah kotak berwarna sesuai class yang diprediksi oleh classifier; sedangkan jika class kontinu, ukuran tiap titik yang diplot bervariasi dengan proporsi sesuai besarnya error yang dibuat oleh classifier.

Titik-titik data diplot pada area utama pada window. Di bagian atas terdapat 2 tombol daftar drop-down untuk pemilihan sumbu x dan y yang diplot. User juga dapat memilih skema warna yang digunakan, berdasarkan atribut yang dipilih. Di bawahnya, sebuah legend mencatat nilai-nilai apa yang digambarkan oleh warna-warna tertentu. Jika nilainya diskrit, user dapat

memodifikasi warna yang digunakan masing-masing dengan klik dan membuat sebuah seleksi yang sesuai pada window yang muncul.

D. MEMBANGUN MODEL PREDIKSI

Secara umum, proses dasar dalam membangun model prediksi adalah sama, terlepas dari teknik data *mining* yang akan digunakan. Keberhasilan dalam membangun model lebih banyak tergantung pada proses bukan pada teknik yang digunakan, dan proses tersebut sangat tergantung pada data yang digunakan untuk menghasilkan model. Hal ini terkait dengan tahapan *praproses* data dalam data *mining* yaitu pembersihan data (data cleaning) yang harus dikerjakan sebelum melakukan tahap pengolahan data dengan tujuan membersihkan data yang akan diolah dari *redudancy* dan *missing value*.

Tantangan utama dalam membangun model prediksi adalah mengumpulkan data awal yang cukup banyak jumlahnya. Data *preclassified*, hasilnya sudah diketahui, dan oleh karena itu data *preclassified* digunakan untuk melatih model, sehingga disebut model set. Data dibagi secara acak menggunakan teknik 3-fold *cross validation* ke dalam kelompok data training dan data testing. Masing - masing kelompok akan diujicobakan ke dalam algoritma yang dipakai.

E. ALAT UKUR DALAM EVALUASI

Evaluasi model merupakan tahapan yang juga dikerjakan dalam penelitian dengan tujuan untuk memperoleh informasi yang terdapat pada hasil klasifikasi terhadap algoritma yang digunakan. Dalam weka classifier hasil klasifikasi yang diperoleh disertakan dengan beberapa alat ukur yang tersedia di dalamnya, diantaranya adalah sebagai berikut:

1. Confusion matrix

Berdasarkan hasil penelitian yang dilakukan oleh Nur Azis dalam tesisnya yang berjudul Perbandingan Dan Prediksi Kelulusan Mahasiswa Dengan Weka pada Universitas Bunda Mulia menunjukkan bahwa alat ukur evaluasi berupa *confusion matrix* yang terdapat pada weka classifier dengan tujuan untuk mempermudah dalam menganalisis performa algoritma karena *confusion matrix* memberikan informasi dalam bentuk angka sehingga dapat dihitung rasio keberhasilan klasifikasi. *Confusion matrix* adalah salah satu alat ukur berbentuk matrik 2x2 yang digunakan untuk mendapatkan jumlah ketepatan klasifikasi dataset terhadap kelas aktif dan tidak aktif pada kedua algoritma yang dipakai. Dalam kasus dengan dua klasifikasi data keluaran seperti contoh: ya dan tidak, pinjam atau tidak pinjam, atau contoh lainnya, tiap kelas yang diprediksi memiliki empat kemungkinan keluaran yang berbeda, yaitu true

positives (TP) dan true negatives (TN) menunjukkan ketepatan klasifikasi. Jika prediksi keluaran bernilai positif sedangkan nilai aslinya adalah negatif maka disebut dengan *false positive* (FP) dan jika prediksi keluaran bernilai negatif sedangkan nilai aslinya adalah positif maka disebut dengan *false negative* (FN). Berikut ini pada Tabel 2.2 disajikan bentuk *confusion matrix* seperti yang telah dijelaskan sebelumnya.

Tabel 2.2 Perbedaan hasil yang diperoleh dari dua kelas prediksi

		<i>Predicted Class</i>	
		<i>Yes</i>	<i>No</i>
<i>Actual Class</i>	<i>Yes</i>	<i>True Positive</i>	<i>False Negative</i>
	<i>No</i>	<i>False Positive</i>	<i>True Negative</i>

Beberapa kegiatan yang dapat dilakukan dengan menggunakan data hasil klasifikasi dalam *confusion matrix* diantaranya:

- menghitung nilai rata-rata keberhasilan klasifikasi (overall success rate) ke dalam kelas yang sesuai dengan cara membagi jumlah data yang terklasifikasi dengan benar, dengan seluruh data yang diklasifikasi.
- Selain itu dilakukan pula penghitungan persentase kelas positif (*true positive & false positive*) yang diperoleh dalam klasifikasi, yang disebut dengan lift chart.
- Lift chart terkait erat dengan sebuah tehnik dalam mengevaluasi skema data *mining* yang dikenal dengan ROC (*receiver operating characteristic*) yang berfungsi mengekspresikan persentase jumlah proporsi positif dan negatif yang diperoleh.
- Recall precision berfungsi menghitung persentase *false positive* dan *false negative* untuk menemukan informasi di dalamnya .



MONOGRAF PERBANDINGAN DAN PREDIKSI KELULUSAN MAHASISWA DENGAN WEKA BAB 3: METODE PENELITIAN

Nur Azis

Universitas krishnadwipayana

BAB 3

METODE PENELITIAN

A. DATA

Sumber data yang digunakan dalam penelitian berasal dari data mahasiswa yang berasal dari beberapa program studi S1 tahun ajaran 2011/2012. Beberapa jenis data diperoleh dari sistem yang berjalan namun hanya data nilai mata pelajaran yang sedang ditempuh mahasiswa saja yang digunakan untuk penelitian, dikarenakan informasi yang terkandung di dalamnya sudah mewakili informasi yang dibutuhkan untuk dijadikan indikator penentu dalam klasifikasi data keluaran yang diinginkan.

Jumlah data yang diperoleh adalah sebanyak 1187 *record* data yang berasal dari dataset identitas mahasiswa yang terdiri dari nim, nama, kmk, mtk, dan nilai mahasiswa.

Seperti terlihat pada tabel 3.1

Tabel 3.1 Dataset Identitas Mahasiswa

NIM	Nama	KMK	MTK	UT S	T M	Grade
11110001	DAVID	AKB19	Prinsip Akuntansi 1	0	0	E
11110006	MICHAEL SEPTIAN	AKB19	Prinsip Akuntansi 1	90	0	A
11110010	RIKI TERNADI	AKB19	Prinsip Akuntansi 1	80	85	A
11110011	MELINDA	AKB19	Prinsip Akuntansi 1	85	75	C
11110014	TIFANNY JANICE	AKB19	Prinsip Akuntansi 1	0	85	E
11110019	MELINA	AKB19	Prinsip Akuntansi 1	90	0	A
1111002	ANDREAS FERNANDEZ	AKB1	Prinsip	10	85	A

6		9	Akuntansi 1	0		
1111003 3	ALBERT HADINATA SOEJATNO	AKB1 9	Prinsip Akuntansi 1	80	0	B
1111003 6	HENDRI WIJAYA	AKB1 9	Prinsip Akuntansi 1	95	85	A
1111004 2	YENTO	AKB1 9	Prinsip Akuntansi 1	60	0	B
1111004 7	LILI VITRIANI	AKB1 9	Prinsip Akuntansi 1	80	85	A
1111004 8	FELICIA JESSY	AKB1 9	Prinsip Akuntansi 1	85	85	B
1111004 9	STEPANIE JESSICA	AKB1 9	Prinsip Akuntansi 1	85	85	B

Seluruh atribut pada dataset di atas selanjutnya akan diseleksi untuk mendapatkan atribut-atribut yang berisi nilai yang relevan, tidak *missing value*, dan tidak redundant, dimana ketiga syarat tersebut merupakan syarat awal yang harus dikerjakan agar nantinya diperoleh dataset yang bersih untuk digunakan pada tahap *mining* data. Dikatakan *missing value* jika atribut atribut dalam dataset tidak berisi nilai atau kosong, sementara itu data dikatakan redundant jika dalam satu dataset yang sama terdapat lebih dari satu record yang berisi nilai yang sama. Relevan tidaknya sebuah atribut dapat ditentukan oleh keluaran yang ingin dihasilkan, misalnya untuk mengetahui bahwa seorang mahasiswa tidak aktif, tidak relevan jika indikator yang dilihat adalah absensi keseharian. Contoh dataset dengan atribut yang *missing value* dapat dilihat pada Tabel 3.1 di bawah ini.

Tabel 3.2 Contoh *instances* dengan *missing value* pada sebagian atributnya.

NIM	Nama	KMK	MTK	UT S	T M	Grad e
1111000 1	DAVID	AKB1 9	Prinsip Akuntansi 1		0	E
1111000 6	MICHAEL SEPTIAN	AKB1 9	Prinsip Akuntansi 1	90	0	A
1111001 0	RIKI TERNADI	AKB1 9	Prinsip Akuntansi 1	80	85	A
1111001 1	MELINDA	AKB1 9	Prinsip Akuntansi 1	85	75	C
1111001 4	TIFANNY JANICE	AKB1 9	Prinsip Akuntansi 1	0	85	E
1111001	MELINA	AKB1	Prinsip	90	0	A

9		9	Akuntansi 1			
1111002 6	ANDREAS FERNANDEZ	AKB1 9	Prinsip Akuntansi 1	10 0	85	A
1111003 3	ALBERT HADINATA SOEJATNO	AKB1 9	Prinsip Akuntansi 1	80	0	B
1111003 6	HENDRI WIJAYA	AKB1 9	Prinsip Akuntansi 1	95	85	A
1111004 2	YENTO	AKB1 9	Prinsip Akuntansi 1		0	E
1111004 7	LILI VITRIANI	AKB1 9	Prinsip Akuntansi 1	80	85	A
1111004 8	FELICIA JESSY	AKB1 9	Prinsip Akuntansi 1	85	85	B
1111004 9	STEPANIE JESSICA	AKB1 9	Prinsip Akuntansi 1	85	85	B

Pada tabel di atas terlihat bahwa record ke 1 dan 10, beberapa atributnya tidak berisi data atau kosong. Maka keadaan seperti diatas dikatakan bahwa atribut tersebut *missing value*. Selain atribut yang *missing value*, disajikan pula contoh dataset dengan data yang redundant seperti pada Tabel 3.3 di bawah ini.

Tabel 3.3 Contoh redundancy data

NIM	Nama	KMK	MTK	UT S	T M	Grade
1111000 1	DAVID	AKB1 9	Prinsip Akuntansi 1	0	0	E
1111000 6	MICHAEL SEPTIAN	AKB1 9	Prinsip Akuntansi 1	90	0	A
1111001 0	RIKI TERNADI	AKB1 9	Prinsip Akuntansi 1	80	85	A
1111001 1	MELINDA	AKB1 9	Prinsip Akuntansi 1	85	75	C
1111001 4	TIFANNY JANICE	AKB1 9	Prinsip Akuntansi 1	0	85	E
1111001 9	MELINA	AKB1 9	Prinsip Akuntansi 1	90	0	A
1111002 6	ANDREAS FERNANDEZ	AKB1 9	Prinsip Akuntansi 1	10 0	85	A
1111003 3	ALBERT HADINATA SOEJATNO	AKB1 9	Prinsip Akuntansi 1	80	0	B
1111003	HENDRI WIJAYA	AKB1	Prinsip	95	85	A

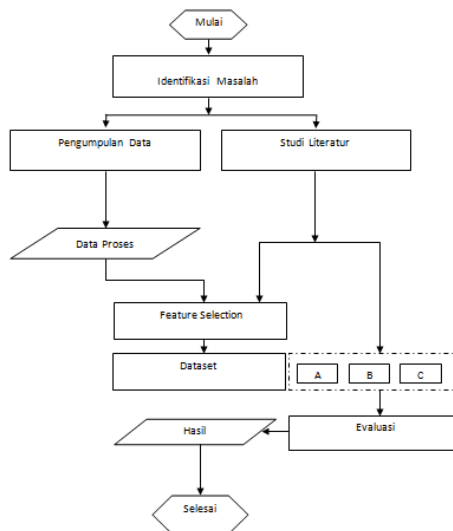
6		9	Akuntansi 1			
1111000 1	DAVID	AKB1 9	Prinsip Akuntansi 1	0	0	E
1111004 9	STEPANIE JESSICA	AKB1 9	Prinsip Akuntansi 1	85	85	B

Record 1 dan record 10 pada tabel di atas berisi data yang sama, maka dikatakan *record* tersebut redundan.

B. METODE

1. Kerangka Pemikiran

Sebagai langkah awal maka perlu adanya identifikasi masalah berkenaan dengan masalah yang di bahas. Kemudian dilakukan pengumpulan data berkaitan dengan permasalahan yang akan diteliti dan studi literatur untuk menentukan metode data *mining* untuk pengolahan data dan penentuan alternatif solusi. Selanjutnya dilakukan pengumpulan data untuk menentukan parameter-parameter yang diperlukan dalam penelitian dalam tiap mata kuliah. Kerangka pemikiran dalam pengembangan model sistem pada penelitian ini dapat digambarkan dalam suatu diagram alir penelitian seperti pada Gambar 3.1.



Gambar 3.1 Diagram Alir Penelitian

Dengan demikian diharapkan dapat diperoleh gambaran yang lengkap dan menyeluruh tentang tahap-tahap penelitian yang akan dilaksanakan serta keterkaitan antara satu tahap dengan tahap selanjutnya.

a. Identifikasi Masalah

Menggali permasalahan yang ditemukan pada obyek yang di teliti guna mencari alternatif solusi yang terkait dengan permasalahan, diantaranya,

- 1) Kurang tersedianya sistem yang benar-benar akurat dalam penyediaan informasi keberhasilan proses belajar mengajar.
- 2) Karakteristik mahasiswa tidak lulus yang tidak tersedia.

b. Studi Literatur

Kegiatan mempelajari dan memahami fungsi-fungsi data *mining*, teknik-teknik dan algoritma yang digunakan dalam data *mining*. Adapun literatur yang digunakan berasal dari buku-buku data *mining* dan jurnal penelitian bidang data *mining* untuk teknik klasifikasi dengan algoritma –algoritma yang terkandung dalam weka. Penelitian yang dilakukan sebelumnya oleh Moertini, Beikzadeh dan Phon menggunakan C5.0 & KNN menunjukkan bahwa kedua algoritma ini dapat melakukan klasifikasi data di atas 80%.

c. Pengumpulan data

Tahap pengumpulan data untuk mendapatkan sejumlah informasi yang dibutuhkan dengan mengambil data akademik mahasiswa pada Sistem Informasi Akademik UBM. Maka diperoleh dataset identitas mahasiswa dan dataset nilai untuk digunakan dalam penelitian karena kedua dataset ini sudah mewakili informasi yang dibutuhkan.

d. Data Praproses

Adalah tahap seleksi data bertujuan untuk mendapatkan data yang bersih dan siap untuk digunakan dalam penelitian. Tahapan yang dikerjakan adalah dengan melakukan perubahan terhadap beberapa tipe data pada atribut dataset dengan tujuan untuk mempermudah pemahaman terhadap isi record, juga melakukan seleksi dengan memperhatikan konsistensi data, missing value, dan redundant pada data.

e. Feature Selection

Adalah tahapan seleksi atribut, dimana atribut-atribut yang diperoleh dari tahap praproses selanjutnya diseleksi lagi menggunakan formula *Information Gain* yang menghasilkan nilai Gain dari seluruh atribut dalam dataset yang mana formula ini terdapat dalam algoritma dengan fungsinya untuk mendapatkan atribut yang berfungsi sebagai root atau akar pada *decision tree*, node dan leaf .

f. Teknik Data Mining

Tahap pengolahan data dengan memfungsikan algoritma dan teknik yang telah ditentukan sebelumnya, yaitu klasifikasi menggunakan algoritma-algoritma yang digunakan dalam penelitian. Algoritma pertama bekerja untuk menghasilkan aturan-aturan klasifikasi dalam bentuk pohon keputusan (*decision tree*) yang selanjutnya aturan-aturan tersebut akan digunakan pada dataset yang baru. Algoritma kedua berfungsi sebagai algoritma pembandingan yang akan melakukan prediksi klasifikasi data dengan menentukan sejumlah data tetangga yang sudah terklasifikasi.

g. Dataset

Tahap seleksi atribut menghasilkan himpunan data akhir yang digunakan untuk tahap klasifikasi data berupa dataset akademik. Dataset akademik adalah data yang sudah tidak lagi mengandung data dengan missing value dan redundant. Dengan menggunakan teknik 3-fold *cross validation*, data dibagi menjadi dua bagian sebagai data training dan satu bagian sebagai data testing, yang mana training dan testing dilakukan sebanyak 3 kali.

h. Hasil

Klasifikasi dengan algoritma pertama memberikan hasil berupa aturan-aturan klasifikasi dalam bentuk if-then dan dalam bentuk pohon keputusan (*decision tree*) serta menunjukkan karakteristik data yang diklasifikasi, sedangkan kedua hanya memberikan hasil berupa jumlah ketepatan dan ketidaktepatan data yang diklasifikasi namun tidak dapat menunjukkan karakteristik dari data yang di klasifikasi. Sehingga dapat dikatakan bahwa telah diperoleh sebanyak dua model yang berasal dari kedua penerapan algoritma yang dipilih.

i. Evaluasi

Analisis terhadap hasil klasifikasi yang diperoleh dengan menggunakan kedua algoritma menunjukkan bahwa rata-rata lama waktu yang dibutuhkan sangat singkat yaitu 0.01 seconds. Dilakukan pula analisis dengan beberapa alat evaluasi yang lain dengan menggunakan tabel *confusion matrix*, yaitu hasil klasifikasi dengan proporsi positif dan negatif yang diperoleh akan dievaluasi sehingga diperoleh persentase kelas positif dalam lift chart, persentase jumlah proporsi positif dan negatif dalam ROC, dan nilai rata-rata keberhasilan klasifikasi ke dalam kelas yang sesuai dalam *overall success rate*.

j. Tata Laksana

Kegiatan yang dilakukan dalam penelitian ini diantaranya adalah pembentukan model klasifikasi untuk memperoleh aturan-aturan yang dibutuhkan. Proses dimulai dengan pendefinisian masalah serta mempelajari bisnis proses dari sistem yang sedang berjalan. Pada tahap selanjutnya melakukan uji coba terhadap dataset baru yang belum terklasifikasi dengan menggunakan aturan-aturan yang diperoleh dari tahap sebelumnya.

Metodologi data *mining* didasarkan pada tiga tahapan yang dilakukan untuk mendeteksi mahasiswa yang berpotensi untuk tidak aktif pada waktu yang akan datang dengan memperhatikan karakteristik data dalam dataset. Ketiga tahapan tersebut adalah a) seleksi atribut dataset b) menangani data yang tidak konsisten, redundant dan missing value c) rule *mining* dan klasifikasi.

Pada tahap pertama, seleksi atribut dalam dataset untuk mendapatkan atribut dengan record yang relevan terhadap keluaran yang diinginkan. Pada tahap kedua, pemrosesan awal data mahasiswa dilakukan untuk menghapus data atau record yang tidak konsisten, redundant dan missing value dan mengekstrak data yang akan digunakan untuk mengelompokkan mahasiswa ke dalam klas aktif dan tidak aktif. Pada tahap ketiga, algoritme *decision tree* classifier digunakan untuk menghasilkan aturan-aturan yang berguna untuk mendeteksi mahasiswa yang berpotensi tidak lulus.

k. Waktu dan Tempat Penelitian

Penelitian dilaksanakan mulai bulan Juli 2012 hingga Januari 2013, dan bertempat di Laboratorium Komputer Pascasarjana Ilmu Komputer UBM.

C. PRAPROSES DATA

Tahap pertama yang dilakukan adalah mengumpulkan data yang akan dipakai untuk penelitian selanjutnya data yang sudah terkumpul di seleksi apakah ada data yang missing value atau redundant terhadap seluruh data jika ada yang missing value atau redundant maka data tersebut dihilangkan.

Tabel 3.4 Dataset Master Dosen

KMK	MTK	Kelas	NID	Nama Dsn
AKB19	Prinsip Akuntansi 1	1MAK1	L0600	Ernie Riswandari, SE., M.Si
AKB19	Prinsip Akuntansi 1	1MAK2	L0316	Priyo Darmawan SE, Ak., MA
AKB19	Prinsip Akuntansi 1	1MMN1	L0958	Arief Sugiono, SE., M.Ak
AKB19	Prinsip Akuntansi 1	1PAK1	L0629	Merna, SE., MSM
AKB19	Prinsip Akuntansi 1	1PAK2	L0629	Merna, SE., MSM
AKB19	Prinsip Akuntansi 1	1PAK3	L0991	Jemy Yuniarto, S.E, M. Si.
AKB19	Prinsip Akuntansi 1	1PAK4	L0991	Jemy Yuniarto, S.E, M. Si.
AKB19	Prinsip Akuntansi 1	1PMN1	L0854	Kurniawati, SE., M.Ak
AKB19	Prinsip Akuntansi 1	1PMN2	L0854	Kurniawati, SE., M.Ak
AKB19	Prinsip Akuntansi 1	1PMN3	L0944	Martha Carolina, SE.,Ak.,M.Ak.
AKB19	Prinsip Akuntansi 1	1PMN4	L0944	Martha Carolina, SE.,Ak.,M.Ak.
AKB19	Prinsip Akuntansi 1	1PSM1	L1016	Meinie Susanty, SE., MM
AKB19	Prinsip Akuntansi 1	1PSR1	L0958	Arief Sugiono, SE., M.Ak
SIG01	<i>Content Management</i>	3MAK1	L0911	Johanes Fernandes Andry, ST., M.Kom
SIG01	<i>Content Management</i>	3MSI1	L0911	Johanes Fernandes Andry, ST., M.Kom
SIG01	<i>Content Management</i>	3PAK1	L0911	Johanes Fernandes Andry, ST., M.Kom
SIG01	<i>Content Management</i>	3PAK2	L1051	Chandra Sutrisno Tjhong, S.Kom., MMSI
SIG01	<i>Content Management</i>	3PAK3	L1051	Chandra Sutrisno Tjhong, S.Kom., MMSI
SIG01	<i>Content Management</i>	3PDK2	L1051	Chandra Sutrisno Tjhong, S.Kom., MMSI
SIG01	<i>Content Management</i>	3PDK3	L1053	Faisal, M.Kom
SIG01	<i>Content Management</i>	3PSI1	L1053	Faisal, M.Kom
SIG01	<i>Content Management</i>	3PSI2	L1053	Faisal, M.Kom
SIG01	<i>Content Management</i>	3PTD1	L1053	Faisal, M.Kom
UMC01	<i>Entrepreneurship</i>	7MAK1	L1039	Murniwati, S.Sos, MM
UMC01	<i>Entrepreneurship</i>	7PAK1	L1039	Murniwati, S.Sos, MM
UMC01	<i>Entrepreneurship</i>	7PBI1	L1021	Sarjono Puro, ST., MT
UMC01	<i>Entrepreneurship</i>	7PIK1	L1021	Sarjono Puro, ST., MT

Dataset master dosen digunakan sebagai master untuk mengetahui siapa pengampu kelas tersebut. Sedangkan untuk mengetahui daftar nilai mahasiswa keseluruhan adalah sebagai berikut disajikan dalam bentuk tabel dengan nama dataset nilai mahasiswa.

Tabel 3.5 Dataset Nilai Kelas 1MAK1 untuk mata kuliah Prinsip Akuntansi 1

N o	NIM	Nama	KM K	MTK	Kelas	UT S	T M	N.A	Gra de
1	11110 001	DAVID	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1MA K1	0	0	0	E
2	11110 006	MICHAEL SEPTIAN	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1MA K1	90	85	48, 5	D
3	11110 010	RIKI TERNADI	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1MA K1	80	85	45	E
4	11110 011	MELINDA	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1MA K1	85	75	44, 75	E
5	11110 014	TIFANNY JANICE	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1MA K1	70	85	41, 5	E
6	11110 019	MELINA	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1MA K1	90	85	48, 5	D
7	11110 026	ANDREAS FERNANDEZ	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1MA K1	10 0	85	52	D
8	11110 033	ALBERT HADINATA SOEJATNO	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1MA K1	80	85	45	E
9	11110 036	HENDRI WIJAYA	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1MA K1	95	85	50, 25	D
1 0	11110 042	YENTO	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1MA K1	60	85	38	E
1 1	11110 047	LILI VITRIANI	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1MA K1	80	85	45	E
1 2	11110 048	FELICIA JESSY	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1MA K1	85	85	46, 75	D
1 3	11110 049	STEPANIE JESSICA	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1MA K1	85	85	46, 75	D
1 4	11110 059	RUDI HARTONO	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1MA K1	70	85	41, 5	E
1 5	11110 062	CINDY	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1MA K1	90	85	48, 5	D
1 6	11110 064	VALENSIA DAMEI	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1MA K1	60	85	38	E
1 7	11110 070	FRANSISCUS	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1MA K1	98	85	51, 3	D
1 8	11110 071	DENNY ANTONIUS	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1MA K1	80	85	45	E
1 9	11110 073	LIVAN SUSANTO	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1MA K1	60	85	38	E
2 0	11110 074	CHRISWOKO TANJUNG	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1MA K1	70	85	41, 5	E
2 1	11110 078	CYNTHIA TANDELA	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1MA K1	70	85	41, 5	E
2 2	11110 079	YUDI KATMONO	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1MA K1	90	85	48, 5	D

2	11110		AKB	Prinsip	1MA			41,	
3	082	SISILIA	19	Akuntansi 1	K1	70	85	5	E
2	11110		AKB	Prinsip	1MA			48,	
4	083	AGNES IRENE	19	Akuntansi 1	K1	90	85	5	D
2	11110		AKB	Prinsip	1MA			39,	
5	088	ICE ASTRIYANA	19	Akuntansi 1	K1	65	85	75	E
2	11110		AKB	Prinsip	1MA				
6	089	CALVIN THUNG	19	Akuntansi 1	K1	80	85	45	E
2	11110		AKB	Prinsip	1MA			41,	
7	090	WILLIAM	19	Akuntansi 1	K1	70	85	5	E
2	11110		AKB	Prinsip	1MA				
8	091	ON NYONG	19	Akuntansi 1	K1	80	85	45	E
2	11110		AKB	Prinsip	1MA			41,	
9	093	SONNY	19	Akuntansi 1	K1	70	85	5	E
3	11110	MARIA YULIA	AKB	Prinsip	1MA			48,	
0	095	PANGESTUTI	19	Akuntansi 1	K1	90	85	5	D
3	11110		AKB	Prinsip	1MA			43,	
1	097	ISHADI MULYAWAN	19	Akuntansi 1	K1	75	85	25	E
3	11110		AKB	Prinsip	1MA			41,	
2	099	RINI OKTAVIANI	19	Akuntansi 1	K1	70	85	5	E
3	11110		AKB	Prinsip	1MA			41,	
3	100	IMELDA SOPIAN	19	Akuntansi 1	K1	70	85	5	E
3	11110		AKB	Prinsip	1MA			46,	
4	101	BELLA ANDANI	19	Akuntansi 1	K1	85	85	75	D
3	11110		AKB	Prinsip	1MA				
5	104	DESI	19	Akuntansi 1	K1	60	85	38	E
3	11110		AKB	Prinsip	1MA				
6	108	HERIANTO	19	Akuntansi 1	K1	60	85	38	E
3	11110		AKB	Prinsip	1MA				
7	126	SINGGIH PRASATIO	19	Akuntansi 1	K1	60	85	38	E
3	11110		AKB	Prinsip	1MA				
8	194	HENY FERESIA	19	Akuntansi 1	K1	60	85	38	E
3	11110		AKB	Prinsip	1MA			48,	
9	263	STEPHANIE HALIM	19	Akuntansi 1	K1	90	85	5	D
4	11110		AKB	Prinsip	1MA				
0	271	SHELVYANA	19	Akuntansi 1	K1	80	85	45	E
4	11110		AKB	Prinsip	1MA				
1	277	YULIANTO	19	Akuntansi 1	K1	80	85	45	E

Tabel 3.6 Dataset Nilai Kelas 1MAK2 untuk mata kuliah Prinsip Akuntansi 1

N o	NIM	Nama	KM K	MTK	Kela s	UT S	T M	N.A	Gra de
4 2	1106070 108	HANDRE KWE	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1MA K2	20	5 0	17	E
4 3	1111010 9	SUSANTI AMELIA	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1MA K2	71	8 5	41, 85	E
4 4	1111011 0	YOSI KRISTIANI	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1MA K2	90	8 0	47, 5	D
4 5	1111011 2	HERI RILMANTO	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1MA K2	80	8 5	45	E
4 6	1111011 5	MELLISA	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1MA K2	80	8 5	45	E
4 7	1111011 6	RENDRA SAPUTRA	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1MA K2	40	8 0	30	E
4 8	1111012 1	MENDI GAUTAMA	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1MA K2	74	8 0	41, 9	E
4 9	1111012 2	BRIANTO WIJAYA	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1MA K2	75	8 0	42, 25	E
5 0	1111012 7	STEFANIE	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1MA K2	75	8 5	43, 25	E
5 1	1111013 0	NICKY TANIA	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1MA K2	43	8 0	31, 05	E
5 2	1111013 2	SHERYWATY SULISTIO	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1MA K2	75	8 0	42, 25	E
5 3	1111013 4	YUNITARI	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1MA K2	0	8 0	16	E
5 4	1111013 5	SILVIA	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1MA K2	72	8 0	41, 2	E
5 5	1111013 8	MARKHATUN SHOLEKHAH	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1MA K2	58	8 0	36, 3	E
5 6	1111014 3	ANDREW DANIEL	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1MA K2	10 0	8 0	51	D
5 7	1111014 5	YOHANA	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1MA K2	77	8 0	42, 95	E
5 8	1111018 9	ARIFIN	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1MA K2	58	8 0	36, 3	E
5 9	1111019 6	ELLYSIA YANNUARI ISKANDAR	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1MA K2	40	8 0	30	E
6 0	1111019 7	FENRISKA DHARMAWAN	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1MA K2	93	8 0	48, 55	D
6 1	1111019 9	KIKI SERCONY	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1MA K2	36	8 0	28, 6	E
6 2	1111020 0	VERNITA	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1MA K2	70	8 5	41, 5	E
6 3	1111020 4	OKTAVIANA	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1MA K2	80	8 0	44	E

64	11110207	SELVIANI	AKB19	Prinsip Akuntansi 1	1MA K2	76	80	42,6	E
65	11110215	DESTI ARI YANTI	AKB19	Prinsip Akuntansi 1	1MA K2	67	80	39,45	E
66	11110222	PIPIT OKTARINA	AKB19	Prinsip Akuntansi 1	1MA K2	42	85	31,7	E
67	11110224	YUNI RUDANIATI	AKB19	Prinsip Akuntansi 1	1MA K2	20	80	23	E
68	11110227	CHRISTIN ISABEL	AKB19	Prinsip Akuntansi 1	1MA K2	60	80	37	E
69	11110229	NUR ARDI UMayATI	AKB19	Prinsip Akuntansi 1	1MA K2	80	80	44	E
70	11110232	JULIUS KURNIAWAN	AKB19	Prinsip Akuntansi 1	1MA K2	44	80	31,4	E
71	11110238	FEBY DEVIANA	AKB19	Prinsip Akuntansi 1	1MA K2	90	85	48,5	D
72	11110239	DAVID	AKB19	Prinsip Akuntansi 1	1MA K2	88	80	46,8	D
73	11110242	IRWANTO	AKB19	Prinsip Akuntansi 1	1MA K2	70	80	40,5	E
74	11110244	BUDI WINARDI	AKB19	Prinsip Akuntansi 1	1MA K2	0	0	0	E
75	11110246	SHERLY VICTORIA	AKB19	Prinsip Akuntansi 1	1MA K2	0	0	0	E
76	11110252	MEL DESTY	AKB19	Prinsip Akuntansi 1	1MA K2	68	80	39,8	E
77	11110272	FENNY	AKB19	Prinsip Akuntansi 1	1MA K2	0	0	0	E
78	11110275	ANTONIUS SETIAWAN	AKB19	Prinsip Akuntansi 1	1MA K2	60	60	33	E
79	11110278	SURYANI	AKB19	Prinsip Akuntansi 1	1MA K2	51	80	33,85	E

Tabel 3.7 Dataset Nilai Kelas 1MMN1 untuk mata kuliah Prinsip Akuntansi 1

N o	NIM	Nama	KM K	MTK	Kelas	UT S	T M	N.A	Gra de
80	12110003	SANI LIEMENTHA	AKB19	Prinsip Akuntansi 1	1MM N1	61	96	40,55	E
81	12110004	ARWIN	AKB19	Prinsip Akuntansi 1	1MM N1	67	86	40,65	E
82	12110011	CINDY ATRICIA OKA	AKB19	Prinsip Akuntansi 1	1MM N1	63	90	40,05	E
83	12110048	RIBKHA MELYANI	AKB19	Prinsip Akuntansi 1	1MM N1	66	93	41,7	E
84	12110061	RIKAH MARTHA	AKB19	Prinsip Akuntansi 1	1MM N1	0	0	0	E

85	12110 062	VIVI ANGGRAINI	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1MM N1	0	0	0	E
86	12110 065	BONG MAIKEL	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1MM N1	55	75	34, 25	E
87	12110 072	HANDRY HUVIANTA	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1MM N1	45	90	33, 75	E
88	12110 073	HERMAN IRAWAN	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1MM N1	53	98	38, 15	E
89	12110 080	ANDI	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1MM N1	56	93	38, 2	E
90	12110 102	RENDI WIJAYA	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1MM N1	63	96	41, 25	E
91	12110 122	WIJAYA	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1MM N1	44	98	35	E
92	12110 123	IRINE OCTARIANI	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1MM N1	72	98	44, 8	E
93	12110 124	TITIK ANJARWATI	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1MM N1	51	94	36, 65	E
94	12110 125	DAVID	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1MM N1	58	91	38, 5	E
95	12110 129	PITER	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1MM N1	58	91	38, 5	E
96	12110 130	ELISABET	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1MM N1	67	93	42, 05	E
97	12110 132	HENDRI	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1MM N1	87	96	49, 65	D
98	12110 139	ONG LILY YANNY	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1MM N1	89	10 0	51, 15	D
99	12110 144	LIMSON OKTAVIJAYA	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1MM N1	70	93	43, 1	E
10 0	12110 147	FRISWIN CHONGRONEGORO	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1MM N1	74	94	44, 7	E
10 1	12110 155	DARSONO	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1MM N1	70	96	43, 7	E
10 2	12110 156	ERWAN VALENTING	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1MM N1	0	0	0	E
10 3	12110 159	MERLIN CANDI	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1MM N1	70	98	44, 1	E
10 4	12110 160	JONY SUMARTO	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1MM N1	41	98	33, 95	E
10 5	12110 174	AGUS TONO	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1MM N1	69	98	43, 75	E
10 6	12110 181	RICKY YUANDA	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1MM N1	66	79	38, 9	E
10 7	12110 209	EDDY	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1MM N1	62	91	39, 9	E
10	12110	STEVEN ARDIAN	AKB	Prinsip	1MM	47	95	35,	E

8	212		19	Akuntansi 1	N1			45	
10	12110		AKB	Prinsip	1MM				
9	219	FITRI PERMAISUCI	19	Akuntansi 1	N1	0	0	0	E
11	12110		AKB	Prinsip	1MM			35,	
0	220	EIFFEL MARLIANA	19	Akuntansi 1	N1	46	96	3	E
11	12110		AKB	Prinsip	1MM			19,	
1	225	LIOE ALPIAN SUGIANTO	19	Akuntansi 1	N1	55	0	25	E
11	12110		AKB	Prinsip	1MM			36,	
2	228	DECKY RICHARD MANANGKA	19	Akuntansi 1	N1	53	88	15	E
11	12110		AKB	Prinsip	1MM			0	
3	229	YULIANA ISKANDAR	19	Akuntansi 1	N1	0	0	0	E
11	12110		AKB	Prinsip	1MM			10,	
4	233	CALVIN MARKAM	19	Akuntansi 1	N1	30	0	5	E

Tabel 3.8 Dataset Nilai Kelas 1PAK1 untuk mata kuliah Prinsip Akuntansi 1

N o	NIM	Nama	KM K	MTK	Kel as	U TS	T M	N.A	Gra de
11	110607		AKB	Prinsip	1PA				
5	0024	TJHIN WILIANSAH	19	Akuntansi 1	K1	0	0	0	E
11	111001		AKB	Prinsip	1PA		9		
6	69	THERECIA	19	Akuntansi 1	K1	68	1	42	E
11	111100		AKB	Prinsip	1PA		9	48,	
7	02	CRISTIAN SUSANTO	19	Akuntansi 1	K1	84	4	2	D
11	111100		AKB	Prinsip	1PA		9	53,	
8	03	CINDY	19	Akuntansi 1	K1	98	5	3	D
11	111100		AKB	Prinsip	1PA		9	48,	
9	04	NATHANIA	19	Akuntansi 1	K1	86	3	7	D
12	111100		AKB	Prinsip	1PA		9	40,	
0	05	KIKI TALIA MELATI	19	Akuntansi 1	K1	64	2	8	E
12	111100		AKB	Prinsip	1PA		9	46,	
1	07	PAMELA RACHELIA	19	Akuntansi 1	K1	81	0	35	D
12	111100		AKB	Prinsip	1PA		9	44,	
2	08	AGNES EKA APRILIANA	19	Akuntansi 1	K1	72	5	2	E
12	111100		AKB	Prinsip	1PA		9	50,	
3	09	DEBBIE RATNA SARI	19	Akuntansi 1	K1	92	3	8	D
12	111100		AKB	Prinsip	1PA		7	41,	
4	12	HANNY WULANDRI DHARMA	19	Akuntansi 1	K1	78	3	9	E
12	111100		AKB	Prinsip	1PA		9		
5	13	STEFANUS	19	Akuntansi 1	K1	60	5	40	E
12	111100		AKB	Prinsip	1PA		9	43,	
6	15	CYNTHIA HARTANTO	19	Akuntansi 1	K1	70	4	3	E
12	111100		AKB	Prinsip	1PA		9	38,	
7	16	RIYAN ADIPUTRA	19	Akuntansi 1	K1	56	4	4	E
12	111100		AKB	Prinsip	1PA		8	34,	
8	17	GIOVANNY LYSANDER	19	Akuntansi 1	K1	48	7	2	E
12	111100		AKB	Prinsip	1PA		0	0	
		MONICA							E

9	18		19	Akuntansi 1	K1				
13 0	111100 20	AVELEONYVA	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1PA K1	94	9 1	51, 1	D
13 1	111100 21	CINDY CAROLINE	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1PA K1	84	9 3	48	D
13 2	111100 22	IRENE LEILANI	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1PA K1	73	9 2	43, 95	E
13 3	111100 23	KEVIN TEDJA	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1PA K1	77	9 3	45, 55	D
13 4	111100 24	ANDREW GUNAWAN TANDIARI TAN	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1PA K1	84	9 4	48, 2	D
13 5	111100 25	YULIUS ALBERTO	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1PA K1	61	9 5	40, 35	E
13 6	111100 27	ALINE	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1PA K1	80	9 4	46, 8	D
13 7	111100 28	RIYADI TANIAGA	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1PA K1	58	8 7	37, 7	E
13 8	111100 29	JOSH HENRY	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1PA K1	84	9 3	48	D
13 9	111100 30	HENRY SETIAWAN	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1PA K1	63	9 3	40, 65	E
14 0	111100 31	SYALOM DAVID STEFANUS	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1PA K1	72	9 5	44, 2	E
14 1	111100 32	FELYA HIZKIA HARTONO	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1PA K1	68	9 3	42, 4	E
14 2	111100 34	MARSELL	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1PA K1	51	7 6	33, 05	E
14 3	111100 35	WYDIASARI CENO	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1PA K1	76	9 2	45	E
14 4	111100 37	AGUSDYONO	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1PA K1	87	9 2	48, 85	D
14 5	111100 38	JESICA FEBRIAN	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1PA K1	85	9 4	48, 55	D
14 6	111100 39	ANGELA	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1PA K1	98	9 4	53, 1	D
14 7	111100 40	STEVANIE	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1PA K1	82	9 4	47, 5	D
14 8	111100 41	MARTINUS SISWADI GUNAWAN	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1PA K1	66	9 3	41, 7	E
14 9	111100 43	LIA TIFFANY	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1PA K1	82	9 4	47, 5	D
15 0	111100 44	ROSIYANTI WIJAYA	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1PA K1	58	9 2	38, 7	E
15 1	111100 45	GISELLA YOVITA	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1PA K1	56	9 1	37, 8	E
15 2	111100 46	YULIVIA	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1PA K1	56	9 2	38	E

153	11110050	DEVI ANASTASYA	AKB19	Prinsip Akuntansi 1	1PA K1	45	94	34,55	E
154	11110051	AGNES FRANSISCA	AKB19	Prinsip Akuntansi 1	1PA K1	84	93	48	D
155	11110052	ALPINE DAVID CHENARDO	AKB19	Prinsip Akuntansi 1	1PA K1	0	0	0	E
156	11110053	SHERWIN	AKB19	Prinsip Akuntansi 1	1PA K1	78	91	45,5	D
157	11110054	STELLA ANGELINA	AKB19	Prinsip Akuntansi 1	1PA K1	82	92	47,1	D
158	11110055	JOSEPH IMANUEL	AKB19	Prinsip Akuntansi 1	1PA K1	45	90	33,75	E
159	11110056	YUNIARTI	AKB19	Prinsip Akuntansi 1	1PA K1	44	92	33,8	E
160	11110057	MARCIA NOVITA	AKB19	Prinsip Akuntansi 1	1PA K1	93	95	51,55	D
161	11110058	JESICA	AKB19	Prinsip Akuntansi 1	1PA K1	73	93	44,15	E
162	11110060	DARMA HALIM	AKB19	Prinsip Akuntansi 1	1PA K1	45	83	32,35	E
163	11110061	CHRISTIANI AGUSTIN	AKB19	Prinsip Akuntansi 1	1PA K1	72	90	43,2	E
164	11110063	YOKRIS PERTIWI	AKB19	Prinsip Akuntansi 1	1PA K1	68	91	42	E
165	11110065	ANGEL	AKB19	Prinsip Akuntansi 1	1PA K1	62	90	39,7	E
166	11110085	LISA YOHANA	AKB19	Prinsip Akuntansi 1	1PA K1	45	93	34,35	E
167	11110281	PAULINA SASMITA	AKB19	Prinsip Akuntansi 1	1PA K1	45	90	33,75	E
168	11110285	MICHAEL JONATHAN	AKB19	Prinsip Akuntansi 1	1PA K1	0	91	18,2	E

Tabel 3.9 Dataset Nilai Kelas 1PAK2 untuk mata kuliah Prinsip Akuntansi 1

No	NIM	Nama	KMK	MTK	Kelas	UTS	TM	N.A	Grade
169	11110066	JENNY ANGELA	AKB19	Prinsip Akuntansi 1	1PAK2	53	70	32,55	E
170	11110067	EVA NATALIA	AKB19	Prinsip Akuntansi 1	1PAK2	73	75	40,55	E
171	11110068	CAROLINE	AKB19	Prinsip Akuntansi 1	1PAK2	53	70	32,55	E
172	11110069	EVALINE	AKB19	Prinsip Akuntansi 1	1PAK2	76	70	40,6	E

				1					
173	11110072	CENDY CHANDRA	AKB19	Prinsip Akuntansi 1	1PAK2	47	70	30,45	E
174	11110075	RENI FRANSISKA	AKB19	Prinsip Akuntansi 1	1PAK2	56	72	34	E
175	11110076	VERINA	AKB19	Prinsip Akuntansi 1	1PAK2	64	75	37,4	E
176	11110077	ROBBY SANDJAYA	AKB19	Prinsip Akuntansi 1	1PAK2	54	80	34,9	E
177	11110080	MELY	AKB19	Prinsip Akuntansi 1	1PAK2	54	75	33,9	E
178	11110081	DEBI DEBORA	AKB19	Prinsip Akuntansi 1	1PAK2	41	70	28,35	E
179	11110084	DEWI SURYANI	AKB19	Prinsip Akuntansi 1	1PAK2	61	70	35,35	E
180	11110086	MICHAEL BUN	AKB19	Prinsip Akuntansi 1	1PAK2	75	80	42,25	E
181	11110087	FERDIANTO VERGUSON	AKB19	Prinsip Akuntansi 1	1PAK2	71	80	40,85	E
182	11110092	FEBY IVANA CAROLINE PANJAITAN	AKB19	Prinsip Akuntansi 1	1PAK2	62	70	35,7	E
183	11110094	LEONARDO CHANDRA	AKB19	Prinsip Akuntansi 1	1PAK2	64	75	37,4	E
184	11110096	CHRISTİYANA AMELIA	AKB19	Prinsip Akuntansi 1	1PAK2	44	70	29,4	E
185	11110098	SHELL APRIL	AKB19	Prinsip Akuntansi 1	1PAK2	73	80	41,55	E
186	11110102	NADIA NATASHA	AKB19	Prinsip Akuntansi 1	1PAK2	86	80	46,1	D
187	11110103	ARIYANTO RAMEO SOEPRAPTI	AKB19	Prinsip Akuntansi 1	1PAK2	27	70	23,45	E
188	11110105	IRFAN GUNAWAN	AKB19	Prinsip Akuntansi	1PAK2	63	70	36,05	E

				1					
189	11110106	AYU KUSUMA NINGTYAS	AKB19	Prinsip Akuntansi 1	1PAK2	35	70	26,25	E
190	11110107	FRICILIA AGUSTIN	AKB19	Prinsip Akuntansi 1	1PAK2	67	75	38,45	E
191	11110111	TIFANNY VALENCIA WAHAB	AKB19	Prinsip Akuntansi 1	1PAK2	58	70	34,3	E
192	11110113	VIVIANI	AKB19	Prinsip Akuntansi 1	1PAK2	72	75	40,2	E
193	11110114	EVELYN KURNIAWAN	AKB19	Prinsip Akuntansi 1	1PAK2	96	75	48,6	D
194	11110117	DIANA	AKB19	Prinsip Akuntansi 1	1PAK2	0	0	0	E
195	11110118	CALVIN LEONARDO	AKB19	Prinsip Akuntansi 1	1PAK2	0	0	0	E
196	11110119	MELISA BLEZINKIE	AKB19	Prinsip Akuntansi 1	1PAK2	61	80	37,35	E
197	11110120	LANI SETIAWATI	AKB19	Prinsip Akuntansi 1	1PAK2	70	70	38,5	E
198	11110123	CELVIN ANDREAWAN	AKB19	Prinsip Akuntansi 1	1PAK2	69	80	40,15	E
199	11110124	GILBERT	AKB19	Prinsip Akuntansi 1	1PAK2	82	75	43,7	E
200	11110125	MIMI ARITA LIEMI	AKB19	Prinsip Akuntansi 1	1PAK2	68	80	39,8	E
201	11110128	STEPHANUS	AKB19	Prinsip Akuntansi 1	1PAK2	80	80	44	E
202	11110129	ELSE WIJAYA	AKB19	Prinsip Akuntansi 1	1PAK2	59	70	34,65	E
203	11110131	FRANS STANLY	AKB19	Prinsip Akuntansi 1	1PAK2	60	70	35	E
204	11110133	TONY MARDY	AKB19	Prinsip Akuntansi 1	1PAK2	73	80	41,55	E

		BAHARI		1					
205	11110136	FEBBY	AKB19	Prinsip Akuntansi 1	1PAK2	58	70	34,3	E
206	11110137	FLORENSIA DEWI LUKMAN	AKB19	Prinsip Akuntansi 1	1PAK2	85	80	45,75	D
207	11110139	NATALIA PRATIWI	AKB19	Prinsip Akuntansi 1	1PAK2	84	80	45,4	D
208	11110140	VINCENTIUS	AKB19	Prinsip Akuntansi 1	1PAK2	57	75	34,95	E
209	11110141	RIANA RYANDI	AKB19	Prinsip Akuntansi 1	1PAK2	96	80	49,6	D
210	11110142	VENNY LIEMY	AKB19	Prinsip Akuntansi 1	1PAK2	84	75	44,4	E
211	11110144	AMELIA	AKB19	Prinsip Akuntansi 1	1PAK2	60	75	36	E
212	11110146	LILIANA	AKB19	Prinsip Akuntansi 1	1PAK2	90	80	47,5	D
213	11110147	HENRY	AKB19	Prinsip Akuntansi 1	1PAK2	67	70	37,45	E
214	11110148	MIKHO ELSHADDAL	AKB19	Prinsip Akuntansi 1	1PAK2	56	70	33,6	E
215	11110149	SEPTIAN	AKB19	Prinsip Akuntansi 1	1PAK2	61	75	36,35	E
216	11110150	KATHARINA	AKB19	Prinsip Akuntansi 1	1PAK2	44	75	30,4	E
217	11110286	CHERI SABRINA	AKB19	Prinsip Akuntansi 1	1PAK2	80	75	43	E

Tabel 3.10 Dataset Nilai Kelas 1PAK3 untuk mata kuliah Prinsip Akuntansi 1

N o	NIM	Nama	KM K	MTK	Kelas	UT S	T M	N.A	Grade
218	11110151	VERAWATI THAMRIN	AKB19	Prinsip Akuntansi 1	1PAK3	60	70	35	E
219	11110152	MARIO SUHARDI BUDIMAN	AKB19	Prinsip Akuntansi 1	1PAK3	75	80	42,25	E
220	11110153	MELYSYA	AKB19	Prinsip Akuntansi 1	1PAK3	65	80	38,75	E
221	11110154	MONICA CARMELITA	AKB19	Prinsip Akuntansi 1	1PAK3	0	0	0	E
222	11110155	CHELSIA VERENT	AKB19	Prinsip Akuntansi 1	1PAK3	75	78	41,85	E
223	11110156	CAROLINE SEBASTIAN	AKB19	Prinsip Akuntansi 1	1PAK3	75	85	43,25	E
224	11110157	DEBBY CHRISTINA JULIUS	AKB19	Prinsip Akuntansi 1	1PAK3	80	75	43	E
225	11110158	THEODORA YUDIISTANY WOU	AKB19	Prinsip Akuntansi 1	1PAK3	65	80	38,75	E
226	11110159	ANDRE YONATAN TANUJAYA	AKB19	Prinsip Akuntansi 1	1PAK3	70	80	40,5	E
227	11110160	NAOMI LIDYAWATI	AKB19	Prinsip Akuntansi 1	1PAK3	60	70	35	E
228	11110161	JOSHUA ADITYO	AKB19	Prinsip Akuntansi 1	1PAK3	65	78	38,35	E
229	11110162	KATARINA TABITA	AKB19	Prinsip Akuntansi 1	1PAK3	0	0	0	E
230	11110163	YURY HERDIAN	AKB19	Prinsip Akuntansi 1	1PAK3	70	85	41,5	E
231	11110164	DERRY CAHYADI SURianto	AKB19	Prinsip Akuntansi 1	1PAK3	65	80	38,75	E
232	11110165	MARIA ANGELINA YAUWTANTHY	AKB19	Prinsip Akuntansi 1	1PAK3	80	84	44,8	E
233	11110166	MARIANA	AKB19	Prinsip Akuntansi 1	1PAK3	65	83	39,35	E
234	11110167	FRANSISKA OKTAVIA HERMANTO	AKB19	Prinsip Akuntansi 1	1PAK3	75	82	42,65	E
235	11110168	CINDY REGINA RAMLAN	AKB19	Prinsip Akuntansi 1	1PAK3	85	80	45,75	D
236	11110169	YOSHUA GALIH CHANDRA	AKB19	Prinsip Akuntansi 1	1PAK3	0	77	15,4	E
237	11110170	ERIGA CHINTYA DEWI	AKB19	Prinsip Akuntansi 1	1PAK3	75	82	42,65	E
238	11110171	VIVI ANGELINA	AKB19	Prinsip Akuntansi 1	1PAK3	60	83	37,6	E
239	11110172	YULENSI NAWAWI	AKB19	Prinsip Akuntansi 1	1PAK3	80	87	45,4	D

240	11110173	EVELINE GOZALI	AKB19	Prinsip Akuntansi 1	1PA K3	65	87	40,15	E
241	11110174	JEFRY	AKB19	Prinsip Akuntansi 1	1PA K3	60	87	38,4	E
242	11110175	PAULA FRANSISCUS	AKB19	Prinsip Akuntansi 1	1PA K3	70	78	40,1	E
243	11110176	SHELY TANILY	AKB19	Prinsip Akuntansi 1	1PA K3	75	77	41,65	E
244	11110177	DELIMA AYU ANGRAINI	AKB19	Prinsip Akuntansi 1	1PA K3	50	74	32,3	E
245	11110178	HUANDY GUNAWAN	AKB19	Prinsip Akuntansi 1	1PA K3	95	90	51,25	D
246	11110179	NIA LESTARI	AKB19	Prinsip Akuntansi 1	1PA K3	95	90	51,25	D
247	11110180	HARMOKO GUNAWAN	AKB19	Prinsip Akuntansi 1	1PA K3	90	90	49,5	D
248	11110181	ALVIONITA	AKB19	Prinsip Akuntansi 1	1PA K3	80	90	46	D
249	11110182	JULYO KURNIAWAN	AKB19	Prinsip Akuntansi 1	1PA K3	90	90	49,5	D
250	11110183	SHILFIANI	AKB19	Prinsip Akuntansi 1	1PA K3	70	88	42,1	E
251	11110184	SUKRIDIMAN	AKB19	Prinsip Akuntansi 1	1PA K3	75	84	43,05	E
252	11110185	PRICYLIA MARETHA	AKB19	Prinsip Akuntansi 1	1PA K3	60	74	35,8	E
253	11110186	FRISKA NOVELIA	AKB19	Prinsip Akuntansi 1	1PA K3	60	86	38,2	E
254	11110187	TIFFANI ANASTASIA	AKB19	Prinsip Akuntansi 1	1PA K3	70	78	40,1	E
255	11110188	INDRA	AKB19	Prinsip Akuntansi 1	1PA K3	70	89	42,3	E
256	11110190	SUDI JOKO	AKB19	Prinsip Akuntansi 1	1PA K3	95	80	49,25	D
257	11110191	ADRIANA ERVINA	AKB19	Prinsip Akuntansi 1	1PA K3	85	87	47,15	D
258	11110192	NOVIANA SURYANI WIJAYA	AKB19	Prinsip Akuntansi 1	1PA K3	70	80	40,5	E
259	11110193	SEPVIANA	AKB19	Prinsip Akuntansi 1	1PA K3	65	78	38,35	E
260	11110195	RINI MARYANI GOVEN	AKB19	Prinsip Akuntansi 1	1PA K3	65	87	40,15	E
261	11110198	DEWI NITA	AKB19	Prinsip Akuntansi 1	1PA K3	75	80	42,25	E
262	11110201	CHATHERINE FIRMANTO	AKB19	Prinsip Akuntansi 1	1PA K3	60	80	37	E
26	11110	CINDY OKTAVIA	AKB	Prinsip	1PA	85	88	46,	D

3	202		19	Akuntansi 1	K3		3	35	
26 4	11110 203	KIKI AFILIANI	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1PA K3	70	8 0	40, 5	E
26 5	11110 205	ADI ROBERTO	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1PA K3	50	8 3	34, 1	E
26 6	11110 206	CHRISTINE YUDI	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1PA K3	80	8 0	44	E

Tabel 3.11 Dataset Nilai Kelas 1PAK4 untuk mata kuliah Prinsip Akuntansi 1

N o	NIM	Nama	KM K	MTK	Kela s	U TS	T M	N.A	Gra de
26 7	11110 208	BUDI	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1PA K4	94	9 2	51, 3	D
26 8	11110 209	HARIYANTI	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1PA K4	50	8 1	33, 7	E
26 9	11110 210	GIOVANNI CARLO HENRICO	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1PA K4	0	0 0	0	E
27 0	11110 211	KENNY FERNANDO	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1PA K4	98	9 5	53, 3	D
27 1	11110 212	HELEN MARGARETH	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1PA K4	45	9 0	33, 75	E
27 2	11110 213	ANGELA KATRIN AFRICILYA	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1PA K4	30	8 8	28, 1	E
27 3	11110 214	DWIJAYANTI	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1PA K4	43	9 0	33, 05	E
27 4	11110 216	JEANITA	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1PA K4	30	9 0	28, 5	E
27 5	11110 217	ASDY SURYA	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1PA K4	30	9 0	10, 5	E
27 6	11110 218	ANDY SALIM	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1PA K4	45	9 0	33, 75	E
27 7	11110 219	YULIUS WIKI WIJAYA	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1PA K4	60	9 0	39	E
27 8	11110 221	SARIPUTRA WIJAYA KUSUMA	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1PA K4	60	9 0	39	E
27 9	11110 223	LUCIA	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1PA K4	94	9 2	51, 3	D
28 0	11110 225	CHANDRA SETIADI	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1PA K4	90	8 3	48, 1	D
28 1	11110 226	DEVI YANTI KUSWANTO	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1PA K4	85	9 3	48, 35	D
28 2	11110 228	HIKMAH ISMIRANI	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1PA K4	67	9 3	42, 05	E
28 3	11110 230	LITA NATALIA ISBANI	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1PA K4	82	9 2	47, 1	D
28	11110	VIVI OCHTALIA	AKB	Prinsip	1PA	30	9	28,	E

4	231		19	Akuntansi 1	K4		0	5	
28 5	11110 233	MEILIANA	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1PA K4	78	8 1	43, 5	E
28 6	11110 234	IWAN SUSANTO	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1PA K4	50	9 3	36, 1	E
28 7	11110 235	CAROLINA	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1PA K4	98	9 4	53, 1	D
28 8	11110 236	TIARMA TRISNAWATI SIMATUPANG	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1PA K4	25	8 8	26, 35	E
28 9	11110 237	MICHAEL	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1PA K4	90	8 4	48, 3	D
29 0	11110 240	ZHENG ZHONG MIN	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1PA K4	64	8 2	38, 8	E
29 1	11110 241	MICHAEL CHANDRA	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1PA K4	96	9 1	51, 8	D
29 2	11110 243	RITA SEPTIAN	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1PA K4	77	9 1	45, 15	D
29 3	11110 245	VINIATY	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1PA K4	0	0 0	0 0	E
29 4	11110 247	FURRIULFAH HURIAH	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1PA K4	0	0 0	0 0	E
29 5	11110 249	KEVIN RINALDY	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1PA K4	56	7 6	34, 8	E
29 6	11110 250	NOVI MAGDALENA	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1PA K4	91	9 3	50, 45	D
29 7	11110 253	NINA MULIA	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1PA K4	66	9 0	41, 1	E
29 8	11110 255	SENDY HALIM	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1PA K4	84	9 3	48 48	D
29 9	11110 256	MARGARETHA	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1PA K4	81	9 1	46, 55	D
30 0	11110 257	SINDY SAMANTHA RUSLI	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1PA K4	0	0 0	0 0	E
30 1	11110 259	MULYADI	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1PA K4	77	8 2	43, 35	E
30 2	11110 260	SARTIKA LESTARI	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1PA K4	62	8 1	37, 9	E
30 3	11110 261	STEVEN CHRISTIAN	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1PA K4	86	8 9	47, 9	D
30 4	11110 262	ARDY	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1PA K4	75	9 0	44, 25	E
30 5	11110 264	SERLY NOPITA	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1PA K4	85	9 1	47, 95	D
30 6	11110 270	LYDIA FEBRIANI SANTOSO	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1PA K4	60	9 0	39 39	E
30 7	11110 273	ANITA OCTAVIA	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1PA K4	0	0 0	0 0	E

308	11110274	TRI RATNA WIRADHARMA	AKB19	Prinsip Akuntansi 1	1PA K4	80	91	46,2	D
309	11110276	RIESKI ROSEDIANA PUTRI	AKB19	Prinsip Akuntansi 1	1PA K4	60	93	39,6	E
310	11110279	ANTHONY	AKB19	Prinsip Akuntansi 1	1PA K4	85	90	47,75	D
311	11110282	SULAIMAN WIJAYA	AKB19	Prinsip Akuntansi 1	1PA K4	85	93	48,35	D
312	11110283	ALBERT	AKB19	Prinsip Akuntansi 1	1PA K4	70	94	43,3	E
313	11110284	DEWI STEPHANY	AKB19	Prinsip Akuntansi 1	1PA K4	88	91	49	D

Tabel 3.12 Dataset Nilai Kelas 1PMN1 untuk mata kuliah Prinsip Akuntansi 1

N o	NIM	Nama	KM K	MTK	Kelas	UT S	T M	N.A	Gra de
314	110505107	HANGGA UTAMA	AKB19	Prinsip Akuntansi 1	1PM N1	0	0	0	E
315	110506090	AGUSTINO LEO SUTEJA	AKB19	Prinsip Akuntansi 1	1PM N1	63	70	36,05	E
316	110507081	RENDY WIBOWO	AKB19	Prinsip Akuntansi 1	1PM N1	40	52	24,4	E
317	110508001	TEDDY SURYA	AKB19	Prinsip Akuntansi 1	1PM N1	50	68	31,1	E
318	110508012	SANDI	AKB19	Prinsip Akuntansi 1	1PM N1	65	60	34,75	E
319	12100213	GIOVANNI KELVIAN TO	AKB19	Prinsip Akuntansi 1	1PM N1	60	79	36,8	E
320	12110001	ARWINDY	AKB19	Prinsip Akuntansi 1	1PM N1	60	81	37,2	E
321	12110002	YOPIE WIRADHI	AKB19	Prinsip Akuntansi 1	1PM N1	85	82	46,15	D
322	12110005	OWEN HIUS FELANO	AKB19	Prinsip Akuntansi 1	1PM N1	76	79	42,4	E
323	12110006	MARTIN	AKB19	Prinsip Akuntansi 1	1PM N1	60	72	35,4	E
324	12110007	WELLY NICO LIUMANTO	AKB19	Prinsip Akuntansi 1	1PM N1	78	80	43,3	E
325	12110008	CAROLINE YENI	AKB19	Prinsip Akuntansi 1	1PM N1	65	78	38,35	E
326	12110009	KENVIN	AKB19	Prinsip Akuntansi 1	1PM N1	60	78	36,6	E
327	12110010	DESY NATALIA	AKB19	Prinsip Akuntansi 1	1PM N1	75	73	40,85	E
328	12110012	RIRI RIA WIJAYA	AKB19	Prinsip Akuntansi 1	1PM N1	84	88	45	E

32 9	1211001 3	FENNY ANGGRAINI	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1PM N1	50	7 5	32, 5	E
33 0	1211001 4	VIORENCIA OCTARI	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1PM N1	71	8 3	41, 45	E
33 1	1211001 5	DANY	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1PM N1	64	7 3	37	E
33 2	1211001 6	JONATHAN	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1PM N1	70	7 7	39, 9	E
33 3	1211001 7	ROBIN SEPTIANTO	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1PM N1	0	0 0	0	E
33 4	1211001 8	ANDREW SUGIANTARA	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1PM N1	72	7 8	40, 8	E
33 5	1211001 9	ADITYA RAHARJA	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1PM N1	67	7 0	37, 45	E
33 6	1211002 0	TANUSAN	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1PM N1	58	6 0	32, 3	E
33 7	1211002 1	HERLINA	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1PM N1	0	0 0	0	E
33 8	1211002 2	ROBERTO	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1PM N1	62	7 2	36, 1	E
33 9	1211002 3	DEWI HANDAYANI	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1PM N1	67	7 8	39, 05	E
34 0	1211002 4	VINCENTIA PRISKA AMALIA	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1PM N1	75	7 3	40, 85	E
34 1	1211002 5	RICHARD LINARCHDO	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1PM N1	64	8 2	38, 8	E
34 2	1211002 6	BERNANDO TANTOWY	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1PM N1	51	6 3	30, 45	E
34 3	1211002 7	WILLIEM SAPUTRA	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1PM N1	71	7 3	39, 45	E
34 4	1211002 8	BOBBY CUPUTRA	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1PM N1	0	5 0	10	E
34 5	1211002 9	LIUSWANDI	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1PM N1	72	7 3	39, 8	E
34 6	1211003 0	MERIE NOVIA	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1PM N1	75	8 2	42, 65	E
34 7	1211003 1	FRANKLIN KHONGODIPUTRA	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1PM N1	60	8 3	37, 6	E
34 8	1211003 2	OKTAVIANI	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1PM N1	85	8 3	46, 35	D
34 9	1211003 3	DEBBY TANTOS	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1PM N1	63	7 8	37, 65	E
35 0	1211003 4	DAVID SANJAYA	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1PM N1	64	7 4	37, 2	E
35 1	1211003 5	SHERLY CAHYANA	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1PM N1	98	7 6	49, 5	D
35	1211003	NELISA	AKB	Prinsip	1PM	81	8	44,	E

2	6		19	Akuntansi 1	N1		2	75	
35 3	1211003 7	JOHAN ANDREAS KAHARU	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1PM N1	48	7 0	30, 8	E
35 4	1211003 8	MIRA AGUSTINA	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1PM N1	62	6 8	35, 3	E
35 5	1211003 9	HIZKIA STEVEN ABNER	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1PM N1	82	6 6	41, 9	E
35 6	1211004 0	SRIYANTI	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1PM N1	78	8 3	43, 9	E
35 7	1211004 1	DANIEL	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1PM N1	63	6 8	35, 65	E
35 8	1211004 2	GADING PRATAMA	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1PM N1	52	7 2	32, 6	E
35 9	1211004 3	FIFI SURYANI SALIM	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1PM N1	86	7 5	45, 1	D
36 0	1211004 4	TOMY	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1PM N1	53	8 3	35, 15	E
36 1	1211004 5	DINI WAHYU NINGRUM	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1PM N1	63	8 0	38, 05	E
36 2	1211004 7	FENDI YAPUTRA	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1PM N1	0	0 0	0	E
36 3	1211004 9	WILLIAM JUNAEDI	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1PM N1	55	7 0	33, 25	E
36 4	1211005 0	THERECHIA	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1PM N1	66	8 3	39, 7	E
36 5	1211005 1	CHRISTIAN REINALDY	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1PM N1	72	7 5	40, 2	E
36 6	1211005 2	ANDI JAYA PUTRA	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1PM N1	68	8 3	40, 4	E
36 7	1211005 3	YORDAN YOSUA ARIANTO	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1PM N1	0	0 0	0	E
36 8	1211005 4	ALBERT YONATHAN	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1PM N1	62	7 6	36, 9	E
36 9	1211005 5	SERLIANA	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1PM N2	70	9 0	42, 5	E

Tabel 3.13 Dataset Nilai Kelas 1PMN2 untuk mata kuliah Prinsip Akuntansi 1

N o	NIM	Nama	KMK	MTK	Kelas	UT S	T M	N.A	Gra de
36 9	12110 055	SERLIANA	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1PM N2	70	90	42, 5	E
37 0	12110 056	ELIAN ALVITA	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1PM N2	70	80	40, 5	E
37 1	12110 057	ALEX SANDRA	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1PM N2	70	90	42, 5	E
37	12110	ALBERT	AKB	Prinsip	1PM	30	60	22,	E

2	058		19	Akuntansi 1	N2			5	
37 3	12110 059	SURYANTO	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1PM N2	50	50	27, 5	E
37 4	12110 060	MOHAMMAD BAYU	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1PM N2	20	40	15	E
37 5	12110 063	HONSUN	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1PM N2	60	90	39	E
37 6	12110 064	AFRI LISIANA ANGELA	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1PM N2	30	50	20, 5	E
37 7	12110 066	HELEN	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1PM N2	0	40	8	E
37 8	12110 067	FERRA SUNANDAR	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1PM N2	60	85	38	E
37 9	12110 068	NIRWAN MAHAPUTRA TIRTA	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1PM N2	80	95	47	D
38 0	12110 069	RAFFEL PRATAMA	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1PM N2	20	90	25	E
38 1	12110 070	NICKY LOVELA	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1PM N2	60	70	35	E
38 2	12110 071	NURKHIKMAH	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1PM N2	30	50	20, 5	E
38 3	12110 074	FELANNY	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1PM N2	30	40	18, 5	E
38 4	12110 075	DIANA SUSANTI	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1PM N2	60	90	39	E
38 5	12110 076	JULIANA	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1PM N2	60	70	35	E
38 6	12110 077	FEBI ANGELIA	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1PM N2	80	90	46	D
38 7	12110 078	RAYMOND	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1PM N2	70	90	42, 5	E
38 8	12110 079	MICHAEL NAINGGOLAN	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1PM N2	60	70	35	E
38 9	12110 081	HENDY	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1PM N2	20	40	15	E
39 0	12110 082	ALBERT HUANG	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1PM N2	20	40	15	E
39 1	12110 083	IVAN HENDRIK	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1PM N2	30	50	20, 5	E
39 2	12110 084	STEVEN VIRTHANTO	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1PM N2	65	87	40, 15	E
39 3	12110 085	ANDREAS ANGGI GIALOA	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1PM N2	30	40	18, 5	E
39 4	12110 086	HENDRO	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1PM N2	20	40	15	E
39 5	12110 087	MAHENOYONO	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1PM N2	20	40	15	E

39 6	12110 088	CHARLES	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1PM N2	20	40	15	E
39 7	12110 089	ALVIN INDRA SUSILO	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1PM N2	50	70	31, 5	E
39 8	12110 090	LIVANY	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1PM N2	20	50	17	E
39 9	12110 091	DYNA MANNUELA	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1PM N2	60	98	40, 6	E
40 0	12110 092	AVIED PRAYOGO	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1PM N2	40	60	26	E
40 1	12110 093	RIDWAN WIJAYA	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1PM N2	60	70	35	E
40 2	12110 094	DANIEL CONELIUS	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1PM N2	40	50	24	E
40 3	12110 095	MARCELL SANJAYA	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1PM N2	30	40	18, 5	E
40 4	12110 096	ANDRI JEFRIANDI	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1PM N2	60	70	35	E
40 5	12110 097	HERMAN SANTOSO	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1PM N2	60	50	31	E
40 6	12110 099	LEONY PATRICIA	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1PM N2	60	70	35	E
40 7	12110 100	AGNESIA CLAUDIA LESAR	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1PM N2	60	70	35	E
40 8	12110 101	ALFON SETIAWAN	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1PM N2	0	0	0	E
40 9	12110 103	HENDRA PANGKA KUSUMA	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1PM N2	60	90	39	E
41 0	12110 104	MEILINDA WIBOWO	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1PM N2	80	98	47, 6	D
41 1	12110 105	VIKA GLARISA	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1PM N2	70	98	44, 1	E
41 2	12110 106	CENNY CINTYA	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1PM N2	60	90	39	E
41 3	12110 107	ODIH OLANDA	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1PM N2	60	90	39	E
41 4	12110 108	WANDA VIVIANI JERMIAS	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1PM N2	65	90	40, 75	E
41 5	12110 109	ANGGREINI RESTIKA SANTI	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1PM N2	30	50	20, 5	E
41 6	12110 110	REGINA JEANE BUDIMAN	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1PM N2	30	40	18, 5	E
41 7	12110 111	NATALSIA CEYSI TANAKOTTA	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1PM N2	30	40	18, 5	E
41 8	12110 171	YANCE SANDY A	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1PM N2	30	30	16, 5	E

Tabel 3.14 Dataset Nilai Kelas 1PMN3 untuk mata kuliah Prinsip Akuntansi 1

N o	NIM	Nama	KM K	MTK	Kelas	U TS	T M	N.A	Gra de
419	12110112	OLDEN NAFTALY MANIKU PAAT	AKB19	Prinsip Akuntansi 1	1PM N3	73	70	39,55	E
420	12110113	FEBRI NOVA INDAH	AKB19	Prinsip Akuntansi 1	1PM N3	75	88	43,85	E
421	12110114	ERMANSYAH	AKB19	Prinsip Akuntansi 1	1PM N3	53	78	34,15	E
422	12110115	TONY	AKB19	Prinsip Akuntansi 1	1PM N3	43	00	15,05	E
423	12110116	LALU GDE BAGUS RISMA DWI PUTRA	AKB19	Prinsip Akuntansi 1	1PM N3	0	00	0	E
424	12110117	NI PUTU MERTI DWI UTAMI	AKB19	Prinsip Akuntansi 1	1PM N3	61	87	38,75	E
425	12110118	MARIANA	AKB19	Prinsip Akuntansi 1	1PM N3	63	77	37,45	E
426	12110119	FEBRIARY KURNIAWAN	AKB19	Prinsip Akuntansi 1	1PM N3	55	70	33,25	E
427	12110120	YENNY MARIA	AKB19	Prinsip Akuntansi 1	1PM N3	65	76	37,95	E
428	12110121	ANTONIUS	AKB19	Prinsip Akuntansi 1	1PM N3	50	80	33,5	E
429	12110126	FRISCHO	AKB19	Prinsip Akuntansi 1	1PM N3	32	70	25,2	E
430	12110127	DONI WIYANTO	AKB19	Prinsip Akuntansi 1	1PM N3	63	70	36,05	E
431	12110128	RICCI LAYUSMAN	AKB19	Prinsip Akuntansi 1	1PM N3	70	86	41,7	E
432	12110131	PETER PHANG	AKB19	Prinsip Akuntansi 1	1PM N3	0	00	0	E
433	12110133	ALVIN SUSENO	AKB19	Prinsip Akuntansi 1	1PM N3	73	93	44,15	E
434	12110134	ANTHONY LIMIKE	AKB19	Prinsip Akuntansi 1	1PM N3	55	00	19,25	E
435	12110135	CHRISTHIAN JATIMAN	AKB19	Prinsip Akuntansi 1	1PM N3	60	85	38	E
436	12110136	RAYMOND SANJAYA	AKB19	Prinsip Akuntansi 1	1PM N3	55	80	35,25	E
437	12110137	MERLYN HERMANTO	AKB19	Prinsip Akuntansi 1	1PM N3	80	90	46	D
438	12110138	VIOLA SARCIKA WINATA	AKB19	Prinsip Akuntansi 1	1PM N3	73	88	43,15	E
439	12110140	RESTY ARDIANINGSIH	AKB19	Prinsip Akuntansi 1	1PM N3	16	00	5,6	E
440	12110141	JENNIFER	AKB19	Prinsip Akuntansi 1	1PM N3	45	60	27,75	E

44 1	12110 142	GIOFANI	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1PM N3	53	7 2	32, 95	E
44 2	12110 143	YURIKE TRISNAWATI	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1PM N3	30	6 0	22, 5	E
44 3	12110 145	DANIEL KEVIN EKAPRATAMA	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1PM N3	30	0	10, 5	E
44 4	12110 146	LEDY DAMAYANTI	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1PM N3	51	6 5	30, 85	E
44 5	12110 148	DANIEL WIBOWO	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1PM N3	20	0	7	E
44 6	12110 149	EMANUEL KEVIN	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1PM N3	40	9 0	32	E
44 7	12110 150	ELISABETH WILIA WATY	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1PM N3	43	8 4	31, 85	E
44 8	12110 151	RYAN WILSON	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1PM N3	10	6 0	15, 5	E
44 9	12110 152	BEATRIX HELENA	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1PM N3	70	8 2	40, 9	E
45 0	12110 153	DANIEL SOALON	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1PM N3	45	6 0	27, 75	E
45 1	12110 154	HENDRY PRATAMA	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1PM N3	68	7 8	39, 4	E
45 2	12110 157	WILLIEM SURYAJAYA	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1PM N3	25	6 0	20, 75	E
45 3	12110 158	HENDRYANTO CIPUTRA	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1PM N3	65	7 5	37, 75	E
45 4	12110 161	CHRISTOPER JAMES ABBAS	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1PM N3	63	8 2	38, 45	E
45 5	12110 162	DELA DEVA DESTIANTI	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1PM N3	60	8 7	38, 4	E
45 6	12110 163	ALVIN JULIANDO	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1PM N3	48	0	16, 8	E
45 7	12110 164	FERRY FREDERICK MAKALEW	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1PM N3	70	8 8	42, 1	E
45 8	12110 165	NOVIA	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1PM N3	60	8 3	37, 6	E
45 9	12110 166	NURWULAN ANNISA	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1PM N3	36	6 3	25, 2	E
46 0	12110 167	JONATHAN HERLAMBANG	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1PM N3	20	0	7	E
46 1	12110 168	ANDREW	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1PM N3	42	7 0	28, 7	E
46 2	12110 169	RENO PARULIAN	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1PM N3	45	7 7	31, 15	E
46 3	12110 170	RENCE	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1PM N3	65	7 6	37, 95	E
46	12110	GRADY SAPUTRA	AKB	Prinsip	1PM	0	6	12	E

4	172		19	Akuntansi 1	N3		0		
46	12110	WINSTON	AKB	Prinsip	1PM		6	24,	
5	173	TEDJASUKMONO	19	Akuntansi 1	N3	35	3	85	E
46	12110		AKB	Prinsip	1PM		7	31,	
6	175	ALPICO MAULANA	19	Akuntansi 1	N3	45	9	55	E
46	12110		AKB	Prinsip	1PM		8	41,	
7	176	DANIEL FERNANDEZ	19	Akuntansi 1	N3	73	0	55	E
46	12110		AKB	Prinsip	1PM			8,7	
8	177	BILLY FRANCISCUS	19	Akuntansi 1	N3	25	0	5	E
46	12110		AKB	Prinsip	1PM		6	26,	
9	221	FRANKY	19	Akuntansi 1	N3	40	2	4	E
47	12110		AKB	Prinsip	1PM		6	29,	
0	230	STEVEN CANDRA	19	Akuntansi 1	N3	50	0	5	E

Tabel 3.15 Dataset Nilai Kelas 1PMN4 untuk mata kuliah Prinsip Akuntansi 1

N o	NIM	Nama	KM K	MTK	Kelas	UT S	T M	N.A	Gra de
47	12110		AKB	Prinsip	1PM		8	32,	
1	178	WIDDY HANSEN	19	Akuntansi 1	N4	45	5	75	E
47	12110		AKB	Prinsip	1PM		9		
2	179	DIANA NOVITA	19	Akuntansi 1	N4	56	2	38	E
47	12110	AMANDA PUTRI	AKB	Prinsip	1PM		8	37,	
3	180	WILIMAN	19	Akuntansi 1	N4	56	8	2	E
47	12110		AKB	Prinsip	1PM		9	46,	
4	182	PAULUS DARMINTO	19	Akuntansi 1	N4	80	2	4	D
47	12110		AKB	Prinsip	1PM		7	37,	
5	183	CHANDRA	19	Akuntansi 1	N4	63	5	05	E
47	12110		AKB	Prinsip	1PM		8	34,	
6	184	NIKO	19	Akuntansi 1	N4	48	9	6	E
47	12110		AKB	Prinsip	1PM			15,	
7	185	HERMAWAN SLAMET	19	Akuntansi 1	N4	45	0	75	E
47	12110	HUTOMO HASIN	AKB	Prinsip	1PM			17,	
8	186	SENJAYA	19	Akuntansi 1	N4	50	0	5	E
47	12110		AKB	Prinsip	1PM				
9	187	ANAND FERDINAND	19	Akuntansi 1	N4	0	0	0	E
48	12110		AKB	Prinsip	1PM		9	37,	
0	188	WILLIAM DWISON	19	Akuntansi 1	N4	56	0	6	E
48	12110		AKB	Prinsip	1PM		8	33,	
1	189	IVAN SURYADI	19	Akuntansi 1	N4	45	8	35	E
48	12110		AKB	Prinsip	1PM		8	39,	
2	190	DENIS FRANZLAY	19	Akuntansi 1	N4	62	9	5	E
48	12110		AKB	Prinsip	1PM		9		
3	191	REVINSA CYNTHIA	19	Akuntansi 1	N4	60	0	39	E
48	12110		AKB	Prinsip	1PM		9	37,	
4	192	DEVI TRIMALA	19	Akuntansi 1	N4	56	1	8	E
48	12110	BILLIE ONGGO	AKB	Prinsip	1PM	0	0	0	E

5	194		19	Akuntansi 1	N4				
48 6	12110 196	ANTONO GAUTAMA PUTRA	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1PM N4	64	9 0	40, 4	E
48 7	12110 197	NICHOLAS HADI SANTOSO	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1PM N4	82	9 3	47, 3	D
48 8	12110 198	SANDY	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1PM N4	65	9 0	40, 75	E
48 9	12110 200	MELICIA	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1PM N4	0	0 0	0	E
49 0	12110 201	CYNTHIA CLAUDIA POLI	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1PM N4	45	8 7	33, 15	E
49 1	12110 202	MARIA ELSANDRA PIAY	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1PM N4	50	9 0	35, 5	E
49 2	12110 204	DEEANDRA FEMINGGAI	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1PM N4	60	9 0	39	E
49 3	12110 207	JACKSON BLANDO SITOMPUL	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1PM N4	0	0 0	0	E
49 4	12110 208	SARAH LESTARI	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1PM N4	0	0 0	0	E
49 5	12110 210	MOSES WILLIEM GIBRALDI	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1PM N4	44	8 7	32, 8	E
49 6	12110 211	EISEN WILLIEM	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1PM N4	60	9 0	39	E
49 7	12110 215	ANDREAS HERMANTO	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1PM N4	0	0 0	0	E
49 8	12110 216	TONNY WIJAYA	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1PM N4	45	8 8	33, 35	E
49 9	12110 217	WILSON SUGIANTO	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1PM N4	0	0 0	0	E
50 0	12110 218	DESY PERMATA SARI	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1PM N4	0	0 0	0	E
50 1	12110 222	HENDRY SYAHPUTRA	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1PM N4	50	8 7	34, 9	E
50 2	12110 223	IRENE PRISSCILYA	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1PM N4	30	9 1	28, 7	E
50 3	12110 224	HANDY	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1PM N4	91	9 2	50, 25	D
50 4	12110 227	ANDRA YULIANTO PANGESTU	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1PM N4	50	8 8	35, 1	E
50 5	12110 231	MEYER AYU	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1PM N4	50	0 0	17, 5	E

Tabel 3.16 Dataset Nilai Kelas 1PSM1 untuk mata kuliah Prinsip Akuntansi 1

N o	NIM	Nama	KM K	MTK	Kelas	U TS	T M	N.A	Grade
506	17110001	SHELLY PERMATASARI	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1PS M1	70	85	41,5	E
507	17110002	ANTHONY TANUWIJAYA	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1PS M1	80	75	43	E
508	17110003	THERESIA LAVENIA	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1PS M1	70	88	42,1	E
509	17110004	DAVIN EDRIEK SALIM	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1PS M1	60	30	27	E
510	17110005	MICHAEL SAPUTRA	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1PS M1	80	80	44	E
511	17110006	VINCENT NUARI	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1PS M1	95	90	51,25	D
512	17110007	RICHA CHANDRA TANSIL	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1PS M1	80	90	46	D
513	17110008	STEPHEN SUHERMAN	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1PS M1	60	80	37	E
514	17110009	CAROLINA YOLANDA	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1PS M1	60	55	38	E
515	17110010	MERRY DEVITHA	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1PS M1	65	88	40,35	E
516	17110011	WILIE	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1PS M1	65	80	38,75	E
517	17110012	WILLY	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1PS M1	60	80	37	E
518	17110013	SATRIA ADI NUGRAHA	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1PS M1	70	87	41,9	E
519	17110014	MERISA	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1PS M1	65	86	39,95	E
520	17110015	ALVIN ORLANDO	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1PS M1	70	80	40,5	E
521	17110016	TONY	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1PS M1	70	90	42,5	E
522	17110017	BONA CIPTA	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1PS M1	65	85	39,75	E
523	17110018	NATALIA	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1PS M1	75	88	43,85	E
524	17110019	AGUNG WINARTO	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1PS M1	65	82	39,15	E
525	17110020	TERRA	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1PS M1	0	84	16,8	E
526	17110021	DAVID SANTOSO	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1PS M1	70	88	42,1	E
527	17110022	ESANDY	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1PS M1	80	88	45,6	D

52 8	17110 023	IVAN TANASA	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1PS M1	65	8 2	39, 15	E
52 9	17110 024	VERA FEBRIANTI	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1PS M1	80	8 8	45, 6	D
53 0	17110 025	RIZA YASNITA SARAGIH	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1PS M1	75	8 3	42, 85	E
53 1	17110 026	ROBERT KURNIAWAN	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1PS M1	0	0 0	0	E
53 2	17110 027	DENY	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1PS M1	90	8 3	48, 1	D
53 3	17110 028	SHERLY AYU DEWI PERMATA SARI	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1PS M1	70	8 8	42, 1	E
53 4	17110 029	KEVIN TANAMAS	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1PS M1	80	8 0	44	E
53 5	17110 030	STEFAN ALBERT WIBOWO	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1PS M1	50	8 0	33, 5	E
53 6	17110 031	ANDREAS YUDISTIRA	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1PS M1	65	8 8	40, 35	E
53 7	17110 032	FEBY ANDREAN	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1PS M1	65	8 0	38, 75	E
53 8	17110 033	PAULUS CONG	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1PS M1	70	8 8	42, 1	E
53 9	17110 034	RICHARD MARCO	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1PS M1	0	0 0	0	E
54 0	17110 035	KEVIN WINTARA	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1PS M1	80	8 8	45, 6	D
54 1	17110 036	CATHERINE ANGGRAENI	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1PS M1	60	4 0	29	E
54 2	17110 037	CORNELIUS	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1PS M1	70	8 0	40, 5	E
54 3	17110 038	VERONICA MASNENO	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1PS M1	70	9 0	42, 5	E
54 4	17110 040	RAENITA JULIANA	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1PS M1	70	9 0	42, 5	E
54 5	17110 043	ANDY WIJAYA	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1PS M1	0	0 0	0	E
54 6	17110 044	STEPHANUS ANTON	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1PS M1	65	8 5	39, 75	E
54 7	17110 045	MAHENDRA JAYA KUSUMA KENCANA	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1PS M1	60	9 0	39	E
54 8	17110 048	IRENE JUNIAR	AKB 19	Prinsip Akuntansi 1	1PS M1	0	0 0	0	E

Tabel 3.17 Dataset Nilai Kelas 1PSR1 untuk mata kuliah Prinsip Akuntansi 1

No	NIM	Nama	KMK	MTK	Kelas	UTS	TM	N.A	Grade
549	18110001	VICTOR	AKB19	Prinsip Akuntansi 1	1PSR1	30	78	26,1	E
550	18110002	TRISULA AGITA	AKB19	Prinsip Akuntansi 1	1PSR1	51	83	34,45	E
551	18110003	ANGELIA FERANNY	AKB19	Prinsip Akuntansi 1	1PSR1	83	85	46,05	D
552	18110004	STEPHANIE HALIM	AKB19	Prinsip Akuntansi 1	1PSR1	64	97	41,8	E
553	18110005	CHARLES	AKB19	Prinsip Akuntansi 1	1PSR1	0	0	0	E
554	18110006	STEVEN YOUNG	AKB19	Prinsip Akuntansi 1	1PSR1	45	82	32,15	E
555	18110009	CINDY	AKB19	Prinsip Akuntansi 1	1PSR1	0	0	0	E
556	18110010	STEVEN NG	AKB19	Prinsip Akuntansi 1	1PSR1	55	98	38,85	E

Tabel 3.18 Dataset Nilai Kelas 3MAK1 untuk mata kuliah *Content Management*

No	NIM	Nama	KMK	MTK	Kelas	UTS	TM	N.A	Grade
557	1101070052	ANDY	SIG01	<i>Content Management</i>	3MAK1	40	70	28	E
558	11100008	RIVKA MARSELA	SIG01	<i>Content Management</i>	3MAK1	80	95	47	D
559	11100009	JULIAN ARRESTIANA	SIG01	<i>Content Management</i>	3MAK1	85	95	48,75	D
560	11100010	YANTI WIJAYA	SIG01	<i>Content Management</i>	3MAK1	85	95	48,75	D
561	11100038	SHELLY VERONICA RUSLI	SIG01	<i>Content Management</i>	3MAK1	85	95	48,75	D
562	11100052	ORNELIS GIOVAN	SIG01	<i>Content Management</i>	3MAK1	60	85	38	E
563	11100062	THERESIA SANJAYA	SIG01	<i>Content Management</i>	3MAK1	85	95	48,75	D
564	11100065	HENDRO CHANDRA	SIG01	<i>Content Management</i>	3MAK1	60	85	38	E
565	11100066	ANTONNY	SIG01	<i>Content Management</i>	3MAK1	60	85	38	E
566	11100070	HENY KURNIAWAN	SIG01	<i>Content Management</i>	3MAK1	95	95	52,25	D
567	11100072	VINA AGUSTIN	SIG01	<i>Content Management</i>	3MAK1	90	95	50,5	D

56 8	111000 74	ELISE	SIG 01	<i>Content Management</i>	3MA K1	85	9 5	48, 75	D
56 9	111000 76	RONNY WIJAYA KURNIAWAN	SIG 01	<i>Content Management</i>	3MA K1	45	8 0	31, 75	E
57 0	111000 79	FORCE DIVINTOR HAREFA	SIG 01	<i>Content Management</i>	3MA K1	65	9 0	40, 75	E
57 1	111000 81	LENY	SIG 01	<i>Content Management</i>	3MA K1	85	9 5	48, 75	D
57 2	111000 93	FIONI	SIG 01	<i>Content Management</i>	3MA K1	75	9 0	44, 25	E
57 3	111000 98	ROHANA	SIG 01	<i>Content Management</i>	3MA K1	90	9 5	50, 5	D
57 4	111001 05	ADE IRNAWATI	SIG 01	<i>Content Management</i>	3MA K1	90	9 5	50, 5	D
57 5	111001 06	CHRISTIAN	SIG 01	<i>Content Management</i>	3MA K1	85	9 0	47, 75	D
57 6	111001 08	JEANE CHARISTA TANUWINATA	SIG 01	<i>Content Management</i>	3MA K1	70	9 5	43, 5	E
57 7	111001 09	MIA FEBRIANA	SIG 01	<i>Content Management</i>	3MA K1	75	9 0	44, 25	E
57 8	111001 12	LEA HADI SAPUTRA	SIG 01	<i>Content Management</i>	3MA K1	65	9 0	40, 75	E
57 9	111001 22	CHRISTINE CHEN	SIG 01	<i>Content Management</i>	3MA K1	90	9 5	50, 5	D
58 0	111001 24	YEYEN CHEN	SIG 01	<i>Content Management</i>	3MA K1	90	9 5	50, 5	D
58 1	111001 26	ARIFIN SUSANTO	SIG 01	<i>Content Management</i>	3MA K1	80	9 5	47	D
58 2	111001 28	YANTI	SIG 01	<i>Content Management</i>	3MA K1	0	8 5	17	E
58 3	111001 32	MARIANA	SIG 01	<i>Content Management</i>	3MA K1	80	9 0	46	D
58 4	111001 33	ERNIATY	SIG 01	<i>Content Management</i>	3MA K1	60	8 5	38	E
58 5	111001 35	SANDI ARYADI	SIG 01	<i>Content Management</i>	3MA K1	65	8 5	39, 75	E
58 6	111001 36	MEYVIE TJAHJADI	SIG 01	<i>Content Management</i>	3MA K1	60	8 5	38	E
58 7	111001 37	NANCY MEILISSA	SIG 01	<i>Content Management</i>	3MA K1	85	8 5	46, 75	D
58 8	111001 43	KEVIN HALIM	SIG 01	<i>Content Management</i>	3MA K1	60	8 5	38	E
58 9	111001 49	FANNY GAZALI	SIG 01	<i>Content Management</i>	3MA K1	85	8 5	46, 75	D
59 0	111001 50	YANTI	SIG 01	<i>Content Management</i>	3MA K1	75	9 0	44, 25	E
59	111001	YUSEN	SIG	<i>Content</i>	3MA	70	9	42,	E

1	52		01	Management	K1		0	5	
59	111001	HARIS SANJAYA	SIG	Content	3MA		9	45,	
2	57	HARTANTO	01	Management	K1	75	5	25	D
59	111001	RICKY ANDREAS	SIG	Content	3MA		9		
3	62	KUSNADI	01	Management	K1	60	5	40	E
59	111001	NELSEN HARDI	SIG	Content	3MA		9		
4	65		01	Management	K1	60	0	39	E
59	111001	NOVITA CHANDRA	SIG	Content	3MA		9	48,	
5	66	DEWI	01	Management	K1	85	5	75	D
59	111001	MELI	SIG	Content	3MA		9		
6	67		01	Management	K1	60	5	40	E
59	111001	RINA AYU WINANTA	SIG	Content	3MA		9	50,	
7	68		01	Management	K1	90	5	5	D
59	111001	STEVANUS	SIG	Content	3MA		9	45,	
8	72		01	Management	K1	75	5	25	D
59	111001	SURIANTO	SIG	Content	3MA		9		
9	77		01	Management	K1	80	5	47	D
60	111001	STEVEN PANGESTU	SIG	Content	3MA		9		
0	78		01	Management	K1	80	5	47	D
60	111001	OKKY EFFENDY	SIG	Content	3MA		9		
1	81		01	Management	K1	60	0	39	E
60	111001	BRILLIANTY	SIG	Content	3MA		9		
2	84	THEODORUS	01	Management	K1	80	0	46	D
60	111001	RIALITA	SIG	Content	3MA		9		
3	85		01	Management	K1	60	0	39	E
60	111001	SUFIATI	SIG	Content	3MA		9	52,	
4	91		01	Management	K1	95	5	25	D
60	111001	NATALIA ERAWAN	SIG	Content	3MA		0	0	0
5	92		01	Management	K1	0	0	0	E
60	111001	BRIANTO	SIG	Content	3MA		8	34,	
6	95	DERMAWAN	01	Management	K1	50	5	5	E
60	111001	DAVID	SIG	Content	3MA		9	42,	
7	99		01	Management	K1	70	0	5	E
60	111002	SISKA CHANDRA	SIG	Content	3MA		9	42,	
8	17		01	Management	K1	70	0	5	E
60	111002	EDISON	SIG	Content	3MA		9		
9	27		01	Management	K1	80	0	46	D
61	111002	LISA LISNAWATI	SIG	Content	3MA		9		
0	33		01	Management	K1	80	0	46	D
61	111002	THOMAS LAW	SIG	Content	3MA		9	52,	
1	34		01	Management	K1	95	5	25	D

Tabel 3.19 Dataset Nilai Kelas 3MSI1 untuk mata kuliah *Content Management*

N o	NIM	Nama	KM K	MTK	Kela s	U TS	T M	N.A	Gra de
61 2	1101050 234	RYAN SANJAYA	SIG 01	<i>Content Management</i>	3MS I1	0	0	0	E
61 3	1101060 114	CHENDRO	SIG 01	<i>Content Management</i>	3MS I1	0	0	0	E
61 4	1101080 008	FRENSIUS	SIG 01	<i>Content Management</i>	3MS I1	56	70	33, 6	E
61 5	1101080 069	AUDRIAN GIOVANNI BUNAWI	SIG 01	<i>Content Management</i>	3MS I1	66	72	37, 5	E
61 6	1101080 083	CHARLES OTTO GUNAWAN	SIG 01	<i>Content Management</i>	3MS I1	52	73	32, 8	E
61 7	1110012 5	NATALRIANA	SIG 01	<i>Content Management</i>	3MS I1	85	72	44, 15	E
61 8	3110000 8	NICOLAS SAPUTRA	SIG 01	<i>Content Management</i>	3MS I1	65	65	35, 75	E
61 9	3110001 2	HARTONO	SIG 01	<i>Content Management</i>	3MS I1	74	83	42, 5	E
62 0	3110001 5	MARNI MARSIRAH	SIG 01	<i>Content Management</i>	3MS I1	64	65	35, 4	E
62 1	3110003 5	JOHAN ADI WIJAYA	SIG 01	<i>Content Management</i>	3MS I1	63	71	36, 25	E
62 2	3110004 1	ALVIN	SIG 01	<i>Content Management</i>	3MS I1	63	73	36, 65	E
62 3	3110005 0	YAARO HIA	SIG 01	<i>Content Management</i>	3MS I1	66	85	40, 1	E
62 4	3110005 2	HENDRA	SIG 01	<i>Content Management</i>	3MS I1	60	70	35	E
62 5	3110006 0	JOHAN	SIG 01	<i>Content Management</i>	3MS I1	74	90	43, 9	E
62 6	3110007 2	ASEP SUNANDAR SAPUTRA	SIG 01	<i>Content Management</i>	3MS I1	78	65	40, 3	E
62 7	3110007 3	JULIAN FERNANDEZ	SIG 01	<i>Content Management</i>	3MS I1	58	0	20, 3	E
62 8	3110008 3	MICHAEL	SIG 01	<i>Content Management</i>	3MS I1	52	0	18, 2	E
62 9	3110008 8	ANTO WIJAYA	SIG 01	<i>Content Management</i>	3MS I1	67	65	36, 45	E
63 0	3110009 3	JACYNTHA	SIG 01	<i>Content Management</i>	3MS I1	74	65	38, 9	E
63 1	3110009 6	MICHAEL	SIG 01	<i>Content Management</i>	3MS I1	67	97	42, 85	E
63 2	3110010 3	GIOVANI HENRY PRAMANA	SIG 01	<i>Content Management</i>	3MS I1	92	10 0	52, 2	D

63	3110010		SIG	Content	3MS			41,	
3	4	ALFINE	01	Management	l1	65	95	75	E

Tabel 3.20 Dataset Nilai Kelas 3PAK1 untuk mata kuliah *Content Management*

N o	NIM	Nama	KM K	MTK	Kel as	U TS	T M	N. A	Gra de
634	1101080030	STEVEN	SIG01	Content Management	3PAK1	84	30	35,4	E
635	11100002	REBECCA L	SIG01	Content Management	3PAK1	60	68	34,6	E
636	11100003	STEFANI ANGGA SAPUTRA	SIG01	Content Management	3PAK1	66	80	39,1	E
637	11100011	SELVIANA	SIG01	Content Management	3PAK1	92	95	51,2	D
638	11100013	CHRISTINA EMA OCTAVIA	SIG01	Content Management	3PAK1	85	89	47,55	D
639	11100014	NICO KRISTIAN TO	SIG01	Content Management	3PAK1	77	50	36,95	E
640	11100015	ANDIKA ANTONIO	SIG01	Content Management	3PAK1	80	64	40,8	E
641	11100018	SHEL VY	SIG01	Content Management	3PAK1	82	60	40,7	E
642	11100020	NADHEA	SIG01	Content Management	3PAK1	82	92	47,1	D
643	11100021	CHYNTIA GUNAWAN	SIG01	Content Management	3PAK1	76	77	42	E
644	11100023	STEVANI GABRILLA	SIG01	Content Management	3PAK1	76	87	44	E
645	11100025	CHANDRA EKA PUTRA	SIG01	Content Management	3PAK1	62	76	36,9	E
646	11100027	YULIA VERUNA	SIG01	Content Management	3PAK1	76	73	41,2	E
6	111000	DEVIE SURYANI	SIG	Content	3PA	92	7	47,	D

4 7	29		01	Management	K1		8	8	
6 4 8	111000 30	PATRICIA CAROLINA	SIG 01	Content Management	3PA K1	79	8 9	45, 45	D
6 4 9	111000 32	YANWAR SUJAYA	SIG 01	Content Management	3PA K1	77	7 4	41, 75	E
6 5 0	111000 36	HENNY BUNGAWATI	SIG 01	Content Management	3PA K1	85	8 0	45, 75	D
6 5 1	111000 37	MILDA	SIG 01	Content Management	3PA K1	78	8 0	43, 3	E
6 5 2	111000 39	RENY OKTAVIA	SIG 01	Content Management	3PA K1	74	8 9	43, 7	E
6 5 3	111000 42	VIONI AGRISTA	SIG 01	Content Management	3PA K1	84	8 9	47, 2	D
6 5 4	111000 44	MEYLISDA GUNAWATY	SIG 01	Content Management	3PA K1	92	9 0	50, 2	D
6 5 5	111000 46	RINALDI FRANCISCUS	SIG 01	Content Management	3PA K1	92	7 5	47, 2	D
6 5 6	111000 47	MARCHELLA CORINA	SIG 01	Content Management	3PA K1	90	8 9	49, 3	D
6 5 7	111000 49	BAGUS SUMANTRI	SIG 01	Content Management	3PA K1	80	8 4	44, 8	E
6 5 8	111000 50	ALVIONITA MARIA	SIG 01	Content Management	3PA K1	55	7 4	34, 05	E
6 5 9	111000 53	RESVENA VIRLANOVKA	SIG 01	Content Management	3PA K1	74	7 8	41, 5	E
6 6 0	111000 55	SIANNY	SIG 01	Content Management	3PA K1	72	8 0	41, 2	E
6 6 1	111000 56	JULSHERIN ELISA HERIANTO	SIG 01	Content Management	3PA K1	84	8 4	46, 2	D
6 6 2	111000 57	FERDRIKA RAHMAWATI HEUMASSE	SIG 01	Content Management	3PA K1	90	8 6	48, 7	D
6	111000	DEWI	SIG	Content	3PA	62	8	39,	E

6 3	59		01	Management	K1		9	5	
6 6 4	111000 63	CAROLINA KUSUMA	SIG 01	Content Management	3PA K1	74	7	41, 3	E
6 6 5	111000 71	YUNITA SARI TANSIL	SIG 01	Content Management	3PA K1	69	8 7	41, 55	E
6 6 6	111000 75	RIO SETIAWAN	SIG 01	Content Management	3PA K1	82	8 9	46, 5	D
6 6 7	111000 77	VALENCIA KARINA	SIG 01	Content Management	3PA K1	80	8 9	45, 8	D
6 6 8	111000 83	CHRIS IMANUEL	SIG 01	Content Management	3PA K1	77	7 5	41, 95	E
6 6 9	111000 87	SHIERLY ANGELINA	SIG 01	Content Management	3PA K1	66	3 8	30, 7	E
6 7 0	111000 89	TANTY KURNIAWATI	SIG 01	Content Management	3PA K1	72	7 7	40, 6	E
6 7 1	111000 91	DENIS	SIG 01	Content Management	3PA K1	80	6 3	40, 6	E
6 7 2	111000 95	VANA MULYANA	SIG 01	Content Management	3PA K1	94	9 0	50, 9	D
6 7 3	111000 99	DIONISIUS WENDY	SIG 01	Content Management	3PA K1	85	7 8	45, 35	D
6 7 4	111001 00	LAMBERTUS MARIO SIAOSELITA	SIG 01	Content Management	3PA K1	72	7 5	40, 2	E
6 7 5	111001 01	ASTRI	SIG 01	Content Management	3PA K1	77	6 7	40, 35	E
6 7 6	111001 07	LUKMAN WIJAYA	SIG 01	Content Management	3PA K1	74	9 2	44, 3	E
6 7 7	111001 10	FEBRIANA	SIG 01	Content Management	3PA K1	46	8 9	33, 9	E
6 7 8	111001 13	CHRISTINA YESSIKA	SIG 01	Content Management	3PA K1	60	5 7	32, 4	E
6	111001	IWANG	SIG	Content	3PA	82	9	46,	D

7 9	17		01	Management	K1		0	7	
6 8 0	111001 19	LUSIANA	SIG 01	Content Management	3PA K1	87	7 7	45, 85	D
6 8 1	111001 47	SURYA NATA HALIM	SIG 01	Content Management	3PA K1	0	0	0	E
6 8 2	111001 90	MAWARDI LASIMON	SIG 01	Content Management	3PA K1	82	8 7	46, 1	D
6 8 3	111002 01	ANITA LEONY OKTAVIAN LAURENS	SIG 01	Content Management	3PA K1	65	8 7	40, 15	E
6 8 4	111408 0063	RUBEN ANDREAS	SIG 01	Content Management	3PA K1	65	7 6	37, 95	E

Tabel 3.21 Dataset Nilai Kelas 3PAK2 untuk mata kuliah *Content Management*

N o	NIM	Nama	KM K	MTK	Kela s	U TS	T M	N.A	Gra de
68 5	1101070 093	HENDY HIETO	SIG 01	Content Management	3PA K2	64	8 0	38, 4	E
68 6	1101070 114	NICO FANTONY	SIG 01	Content Management	3PA K2	72	8 5	42, 2	E
68 7	1110000 6	CHRISTIAN	SIG 01	Content Management	3PA K2	70	7 8	40, 1	E
68 8	1110000 7	VALENTINE CHANDRA	SIG 01	Content Management	3PA K2	85	8 0	45, 75	D
68 9	1110001 9	FEBRI PUPUT RIANGHATI	SIG 01	Content Management	3PA K2	65	7 8	38, 35	E
69 0	1110002 8	JESIKA	SIG 01	Content Management	3PA K2	82	8 8	46, 3	D
69 1	1110005 1	IRENA PALMA APRIYANI	SIG 01	Content Management	3PA K2	83	8 8	46, 65	D
69 2	1110006 4	SHERLY	SIG 01	Content Management	3PA K2	82	7 8	44, 3	E
69 3	1110008 0	REZA RIO RINALDO	SIG 01	Content Management	3PA K2	63	7 7	37, 45	E
69 4	1110008 2	CYNDI ROSENTI M	SIG 01	Content Management	3PA K2	80	8 4	44, 8	E
69 5	1110009 6	HARI WARDOYO	SIG 01	Content Management	3PA K2	80	8 5	45	E
69 6	1110012 0	CASEY NATANIA	SIG 01	Content Management	3PA K2	73	8 6	42, 75	E

69 7	1110012 3	ELFINA SANTIKA CUTANTRI	SIG 01	Content Management	3PA K2	81	8 6	45, 55	D
69 8	1110013 4	REGGY WANGSA	SIG 01	Content Management	3PA K2	74	8 6	43, 1	E
69 9	1110013 8	MEILISA	SIG 01	Content Management	3PA K2	77	8 8	44, 55	E
70 0	1110013 9	SUSANI	SIG 01	Content Management	3PA K2	84	7 8	45	E
70 1	1110014 0	IBNU WIJAYA PANGKATO	SIG 01	Content Management	3PA K2	60	8 6	38, 2	E
70 2	1110014 1	DELVIA FRANCISCA	SIG 01	Content Management	3PA K2	82	8 5	45, 7	D
70 3	1110014 2	DHARMA TIRTA WIJAYA	SIG 01	Content Management	3PA K2	65	8 9	40, 55	E
70 4	1110014 4	SANTI	SIG 01	Content Management	3PA K2	73	9 0	43, 55	E
70 5	1110014 5	ERNY MONIKA	SIG 01	Content Management	3PA K2	75	7 8	41, 85	E
70 6	1110014 6	AMIKEH	SIG 01	Content Management	3PA K2	69	8 5	41, 15	E
70 7	1110015 4	VANESSA	SIG 01	Content Management	3PA K2	75	7 7	41, 65	E
70 8	1110015 5	PATTA WIRDA	SIG 01	Content Management	3PA K2	56	7 8	35, 2	E
70 9	1110015 8	INDRI NOVIYANTI	SIG 01	Content Management	3PA K2	82	8 8	46, 3	D
71 0	1110015 9	CINDY FRANSISCA	SIG 01	Content Management	3PA K2	73	9 2	43, 95	E
71 1	1110016 1	VELI SUSANTI	SIG 01	Content Management	3PA K2	72	8 8	42, 8	E
71 2	1110016 3	RETNO WIDYA NINGRUM	SIG 01	Content Management	3PA K2	75	8 0	42, 25	E
71 3	1110016 4	ARI PRABOWO	SIG 01	Content Management	3PA K2	67	8 8	41, 05	E
71 4	1110016 9	THERECIA	SIG 01	Content Management	3PA K2	77	8 6	44, 15	E
71 5	1110017 1	MEGA SELVIA	SIG 01	Content Management	3PA K2	84	8 8	47	D
71 6	1110017 4	DEVINA	SIG 01	Content Management	3PA K2	83	8 0	45, 05	D
71 7	1110017 5	MICHAEL PRATAMA	SIG 01	Content Management	3PA K2	68	8 6	41	E
71 8	1110017 9	ELLY VALENTINE	SIG 01	Content Management	3PA K2	79	8 0	43, 65	E
71 9	1110018 2	AGNES A C NAHAMPUN	SIG 01	Content Management	3PA K2	78	8 8	44, 9	E
72	1110018	MARIA RUMINTANG	SIG	Content	3PA	60	9	39	E

0	6		01	Management	K2		0		
72	1110018	JESSICA FRANSISCA	SIG	Content	3PA		7	42,	
1	7	TITAMENA	01	Management	K2	78	5	3	E
72	1110018	DITA YUNITA	SIG	Content	3PA		8	46,	
2	8		01	Management	K2	86	0	1	D
72	1110019	FEBBY PRESILYA	SIG	Content	3PA		8	46,	
3	3		01	Management	K2	83	7	45	D
72	1110019	MAGDALENA	SIG	Content	3PA		8	45,	
4	4		01	Management	K2	80	7	4	D
72	1110019	BENNY FERRY F	SIG	Content	3PA		8	41,	
5	8		01	Management	K2	70	5	5	E
72	1110020	KRISTIANDY	SIG	Content	3PA		7		
6	5		01	Management	K2	84	8	45	E
72	1110021	DEVY FRANSISCA	SIG	Content	3PA				
7	6		01	Management	K2	0	0	0	E
72	1110022	KEVIN	SIG	Content	3PA		7	43,	
8	2		01	Management	K2	80	9	8	E
72	1110022	ANIE SILVIA	SIG	Content	3PA		7	43,	
9	4		01	Management	K2	80	8	6	E
73	1110022	CHRISTIAN	SIG	Content	3PA		8		
0	9	CHANDRA	01	Management	K2	68	1	40	E
73	1110023	KORADO YULIA M M	SIG	Content	3PA		8		
1	2		01	Management	K2	80	5	45	E
73	1110023	DIAN CITRA	SIG	Content	3PA		8	43,	
2	5		01	Management	K2	77	2	35	E
73	1110023	GUNAWAN	SIG	Content	3PA		7	39,	
3	7	SANTOSO	01	Management	K2	67	8	05	E
73	1201080	SUHENDY	SIG	Content	3PA		8		
4	001		01	Management	K2	0	5	17	E

Tabel 3.22 Dataset Nilai Kelas 3PAK3 untuk mata kuliah *Content Management*

N o	NIM	Nama	KM K	MTK	Kelas	UT S	T M	N.A	Grade
73	1101080	HERU PURNAMA	SIG	Content	3PA		7	40,	
5	091		01	Management	K3	75	0	25	E
73	1110000	LESTARIANY	SIG	Content	3PA		7	41,	
6	1		01	Management	K3	75	5	25	E
73	1110000	WULANDARI	SIG	Content	3PA		8		
7	4		01	Management	K3	80	0	44	E
73	1110000	MELYSSA	SIG	Content	3PA		7	41,	
8	5	SETIAWAN	01	Management	K3	75	5	25	E
73	1110001	OKTAVIANA	SIG	Content	3PA		8	42,	
9	2		01	Management	K3	75	0	25	E
74	1110001	INDRA JAYA	SIG	Content	3PA		7	41,	
0	6		01	Management	K3	75	5	25	E

74 1	1110001 7	ARINDA VARADIKSA	SIG 01	Content Management	3PA K3	80	8 0	44	E
74 2	1110002 2	DWIYANTI	SIG 01	Content Management	3PA K3	90	7 0	45, 5	D
74 3	1110002 4	VIANY ARTANTI	SIG 01	Content Management	3PA K3	80	7 5	43	E
74 4	1110002 6	DEVICA PRATIWI	SIG 01	Content Management	3PA K3	90	7 5	46, 5	D
74 5	1110003 1	VENNY LILYANA HALIM	SIG 01	Content Management	3PA K3	80	8 0	44	E
74 6	1110003 3	FAMILYANA MARSHA A	SIG 01	Content Management	3PA K3	90	7 5	46, 5	D
74 7	1110003 4	NATALIA	SIG 01	Content Management	3PA K3	85	8 0	45, 75	D
74 8	1110003 5	DENNY KUSUMA	SIG 01	Content Management	3PA K3	80	7 0	42	E
74 9	1110004 0	MEGGIE WUN	SIG 01	Content Management	3PA K3	80	7 0	42	E
75 0	1110004 5	TIKA SUSANTO	SIG 01	Content Management	3PA K3	85	8 0	45, 75	D
75 1	1110005 8	MORIN RANTIKA	SIG 01	Content Management	3PA K3	85	7 5	44, 75	E
75 2	1110006 0	YUNIKA	SIG 01	Content Management	3PA K3	80	8 0	44	E
75 3	1110006 1	ANGGELINA	SIG 01	Content Management	3PA K3	80	8 0	44	E
75 4	1110006 8	DEASY MULASARI	SIG 01	Content Management	3PA K3	85	7 5	44, 75	E
75 5	1110006 9	YENNY WATI	SIG 01	Content Management	3PA K3	85	7 5	44, 75	E
75 6	1110007 8	OKTAVIANA	SIG 01	Content Management	3PA K3	85	7 5	44, 75	E
75 7	1110008 4	JOHANNA ISKANDAR	SIG 01	Content Management	3PA K3	80	8 0	44	E
75 8	1110008 5	SHIRLEY	SIG 01	Content Management	3PA K3	90	7 0	45, 5	D
75 9	1110008 6	SYLVIA	SIG 01	Content Management	3PA K3	85	8 0	45, 75	D
76 0	1110009 2	MARTIN WISATA	SIG 01	Content Management	3PA K3	80	7 5	43	E
76 1	1110009 7	RATNA SARI	SIG 01	Content Management	3PA K3	80	8 0	44	E
76 2	1110010 2	MALINDA JUSTINE SAMUEL	SIG 01	Content Management	3PA K3	90	7 5	46, 5	D
76 3	1110010 3	CORI SUTRICIA	SIG 01	Content Management	3PA K3	85	7 5	44, 75	E
76	1110010	JENNY PRATIWI	SIG	Content	3PA	85	8	45,	D

4	4		01	Management	K3		0	75	
76	1110011	FETRISIA	SIG 01	Content Management	3PA K3	90	7 5	46, 5	D
76	1110011	ANDRE GUNAWAN	SIG 01	Content Management	3PA K3	85	8 0	45, 75	D
76	1110011	VALENTINO SUTANDI	SIG 01	Content Management	3PA K3	80	7 5	43	E
76	1110011	MELISA	SIG 01	Content Management	3PA K3	80	7 5	43	E
76	1110012	BOBY MELISSA	SIG 01	Content Management	3PA K3	90	8 0	47, 5	D
77	1110012	LUSI ANGGAYANI	SIG 01	Content Management	3PA K3	90	8 0	47, 5	D
77	1110013	EVELYN WENNILIA	SIG 01	Content Management	3PA K3	80	7 5	43	E
77	1110014	STEPHANIE	SIG 01	Content Management	3PA K3	90	8 0	47, 5	D
77	1110015	SUSANTI	SIG 01	Content Management	3PA K3	90	8 0	47, 5	D
77	1110017	MERISA SUSANTO	SIG 01	Content Management	3PA K3	85	7 5	44, 75	E
77	1110017	MEGASARI	SIG 01	Content Management	3PA K3	85	8 0	45, 75	D
77	1110017	METTA	SIG 01	Content Management	3PA K3	90	7 5	46, 5	D
77	1110018	AGUSTINA	SIG 01	Content Management	3PA K3	85	8 0	45, 75	D
77	1110020	ANDHIKA IBRAHIM	SIG 01	Content Management	3PA K3	90	8 0	47, 5	D
77	1110020	ANGELINE	SIG 01	Content Management	3PA K3	90	8 0	47, 5	D
78	1110022	BOBBY SUYAPTO	SIG 01	Content Management	3PA K3	90	8 0	47, 5	D
78	1114080	WAHYUDI WIRATAMA	SIG 01	Content Management	3PA K3	80	8 0	44	E
78	1114080	ANGELO MARIO	SIG 01	Content Management	3PA K3	80	7 5	43	E
78	1114080	YESFERY	SIG 01	Content Management	3PA K3	80	7 5	43	E

Tabel 3.23 Dataset Nilai Kelas 3PDK1 untuk mata kuliah *Content Management*

N o	NIM	Nama	K M K	MTK	Kel as	U T S	T M	N. A	Gra de
7 8 4	11140 70041	RUDY GUNAWAN	SIG 01	<i>Content Managemen t</i>	3P DK 1	8 0	7 5	43	E
7 8 5	11140 70043	YONATHAN SUHERMAN	SIG 01	<i>Content Managemen t</i>	3P DK 1	7 5	8 0	42, 25	E
7 8 6	11140 80010	CAROLLINE	SIG 01	<i>Content Managemen t</i>	3P DK 1	9 0	7 5	46, 5	D
7 8 7	11140 80023	BOBBY TRIHATMA WIJAYA	SIG 01	<i>Content Managemen t</i>	3P DK 1	7 5	8 0	42, 25	E
7 8 8	11140 80043	HERY HARIADY	SIG 01	<i>Content Managemen t</i>	3P DK 1	7 0	7 0	38, 5	E
7 8 9	11140 80053	LOADINATA PUTRA	SIG 01	<i>Content Managemen t</i>	3P DK 1	8 5	8 0	45, 75	D
7 9 0	11140 80057	YULIUS KURNIAWAN	SIG 01	<i>Content Managemen t</i>	3P DK 1	8 5	8 0	45, 75	D
7 9 1	11140 80080	ALOYSIUS SUHARDI	SIG 01	<i>Content Managemen t</i>	3P DK 1	8 0	7 5	43	E
7 9 2	34100 001	WAEYU GUNADY	SIG 01	<i>Content Managemen t</i>	3P DK 1	8 0	8 0	44	E
7 9 3	34100 010	RICO	SIG 01	<i>Content Managemen t</i>	3P DK 1	7 5	7 5	41, 25	E
7 9 4	34100 017	JULIUS FERNANDO	SIG 01	<i>Content Managemen t</i>	3P DK 1	7 5	7 5	41, 25	E
7 9 5	34100 023	DANIEL	SIG 01	<i>Content Managemen t</i>	3P DK 1	8 0	7 5	43	E
7 9 6	34100 025	ANDREA TIO	SIG 01	<i>Content Managemen t</i>	3P DK 1	7 5	7 0	40, 25	E
7 9 7	34100 028	STEEL KHRISMAN	SIG 01	<i>Content Managemen t</i>	3P DK 1	8 0	7 5	43	E

7 9 8	34100 030	RINI YUNIWATY	SIG 01	<i>Content Managemen t</i>	3P DK 1	9 0	8 0	47, 5	D
7 9 9	34100 034	AIRIN	SIG 01	<i>Content Managemen t</i>	3P DK 1	8 0	8 0	44	E
8 0 0	34100 035	DENNIS LOBIANTO	SIG 01	<i>Content Managemen t</i>	3P DK 1	8 0	8 0	44	E
8 0 1	34100 036	FEBRIANTO	SIG 01	<i>Content Managemen t</i>	3P DK 1	7 5	7 5	41, 25	E
8 0 2	34100 037	HENDRI SETYO	SIG 01	<i>Content Managemen t</i>	3P DK 1	8 0	7 5	43	E
8 0 3	34100 039	YUNITA YAPI	SIG 01	<i>Content Managemen t</i>	3P DK 1	8 5	8 0	45, 75	D
8 0 4	34100 040	HANNA JULIA PUTRI	SIG 01	<i>Content Managemen t</i>	3P DK 1	8 0	8 0	44	E
8 0 5	34100 044	TOMMY HALIM	SIG 01	<i>Content Managemen t</i>	3P DK 1	7 5	7 5	41, 25	E
8 0 6	34100 050	HANDOKO SUSILO	SIG 01	<i>Content Managemen t</i>	3P DK 1	8 0	8 0	44	E
8 0 7	34100 052	DONNY JULIANTO	SIG 01	<i>Content Managemen t</i>	3P DK 1	8 0	7 5	43	E
8 0 8	34100 053	NURICA PUTRI FEBRIANA	SIG 01	<i>Content Managemen t</i>	3P DK 1	8 0	8 0	44	E
8 0 9	34100 061	CHRISTIAN	SIG 01	<i>Content Managemen t</i>	3P DK 1	7 5	7 5	41, 25	E
8 1 0	34100 063	CALVIN FERNATHAN WIJAYA	SIG 01	<i>Content Managemen t</i>	3P DK 1	8 0	8 0	44	E
8 1 1	34100 064	VALENTINO NURHALIM	SIG 01	<i>Content Managemen t</i>	3P DK 1	8 0	7 5	43	E
8 1 2	34100 066	RIAN KELANA	SIG 01	<i>Content Managemen t</i>	3P DK 1	7 0	7 5	39, 5	E
8 1 3	34100 068	ALEXANDER JOHANNES NAJOAN	SIG 01	<i>Content Managemen t</i>	3P DK 1	8 5	8 0	45, 75	D

8 1 4	34100 072	VINA MULYADI	SIG 01	Content Managemen t	3P DK 1	8 0	7 5	43	E
8 1 5	34100 076	YUNITA	SIG 01	Content Managemen t	3P DK 1	8 0	0	28	E
8 1 6	34100 080	HANDOKO	SIG 01	Content Managemen t	3P DK 1	4 0	7 5	29	E
8 1 7	34100 081	MICHAEL RICHARD INDRAJAYA	SIG 01	Content Managemen t	3P DK 1	0	0	0	E
8 1 8	34100 083	DICKY KRISTIAN TO MULYONO	SIG 01	Content Managemen t	3P DK 1	8 0	7 5	43	E
8 1 9	34100 086	WENDY	SIG 01	Content Managemen t	3P DK 1	7 5	7 5	41, 25	E
8 2 0	34100 088	HENDRY	SIG 01	Content Managemen t	3P DK 1	8 0	8 0	44	E
8 2 1	34100 091	WAWAN IHWAN	SIG 01	Content Managemen t	3P DK 1	7 5	7 5	41, 25	E
8 2 2	34100 094	KEVIN SONDAKH	SIG 01	Content Managemen t	3P DK 1	9 0	8 0	47, 5	D
8 2 3	34100 096	STEVEN SAPUTRA	SIG 01	Content Managemen t	3P DK 1	8 0	7 5	43	E
8 2 4	34100 097	CINDY FONASIA	SIG 01	Content Managemen t	3P DK 1	7 5	7 5	41, 25	E
8 2 5	34100 098	SARAS THURISINA	SIG 01	Content Managemen t	3P DK 1	8 0	8 0	44	E
8 2 6	34100 101	ANDREW	SIG 01	Content Managemen t	3P DK 1	8 0	8 0	44	E
8 2 7	34100 103	MARFIEPIN HENDRY	SIG 01	Content Managemen t	3P DK 1	9 0	7 5	46, 5	D
8 2 8	34100 110	JANVALIUS	SIG 01	Content Managemen t	3P DK 1	8 0	7 5	43	E
8 2 9	34100 112	ARDRA ANGKOLA	SIG 01	Content Managemen t	3P DK 1	7 5	8 0	42, 25	E

830	34100115	ANUGERAH DHARMA IMMANUEL LAODHA LAIA	SIG 01	<i>Content Managemen t</i>	3P DK 1	8 5	8 0	45, 75	D
831	34100116	FEBRIAN RACHELINO V	SIG 01	<i>Content Managemen t</i>	3P DK 1	8 0	7 5	43	E
832	34100118	FERNANDEZ HERMAN	SIG 01	<i>Content Managemen t</i>	3P DK 1	7 5	7 5	41, 25	E
833	34100119	ALDO	SIG 01	<i>Content Managemen t</i>	3P DK 1	8 0	7 0	42	E
834	34100120	M SYAHRI PURNAMA P PRASE	SIG 01	<i>Content Managemen t</i>	3P DK 1	7 0	7 5	39, 5	E
835	34100127	DIMAS PRATAMA	SIG 01	<i>Content Managemen t</i>	3P DK 1	7 5	7 0	40, 25	E
836	34100161	ADITYA LIMAWAN	SIG 01	<i>Content Managemen t</i>	3P DK 1	0	0	0	E

Tabel 3.24 Dataset Nilai Kelas 3PDK2 untuk mata kuliah *Content Management*

N o	NIM	Nama	KM K	MTK	Kela s	U TS	T M	N. A	Gra de
837	1114080001	STEVEN SAPUTRA	SIG 01	<i>Content Management</i>	3PD K2	0	0	0	E
838	1114080006	DAVID KURNIAWAN	SIG 01	<i>Content Management</i>	3PD K2	75	7 5	41, 25	E
839	1114080074	IVANA ANJELINA	SIG 01	<i>Content Management</i>	3PD K2	72	7 5	40, 2	E
840	34100002	FERRY KURNIAWAN	SIG 01	<i>Content Management</i>	3PD K2	77	7 5	41, 95	E
841	34100003	MILLY ANNIVERSARI PRAMANA	SIG 01	<i>Content Management</i>	3PD K2	71	7 5	39, 85	E
842	34100004	MEGHA INDRIYANI	SIG 01	<i>Content Management</i>	3PD K2	78	8 0	43, 3	E
843	34100005	RIANA GRAHARANI	SIG 01	<i>Content Management</i>	3PD K2	84	8 0	45, 4	D
844	34100006	GANTO PUTRA	SIG 01	<i>Content Management</i>	3PD K2	62	7 0	35, 7	E
845	34100007	WISELY	SIG 01	<i>Content Management</i>	3PD K2	70	7 5	39, 5	E
846	34100008	CLARENSIA STEFANIE	SIG 01	<i>Content Management</i>	3PD K2	78	8 0	43, 3	E

84 7	341000 09	REINHARD ANDERSEN	SIG 01	<i>Content Management</i>	3PD K2	69	7 0	38, 15	E
84 8	341000 11	YULIANA	SIG 01	<i>Content Management</i>	3PD K2	81	8 0	44, 35	E
84 9	341000 12	DELLA RIFANIE PUTRI	SIG 01	<i>Content Management</i>	3PD K2	77	8 0	42, 95	E
85 0	341000 13	RICKY	SIG 01	<i>Content Management</i>	3PD K2	76	7 5	41, 6	E
85 1	341000 15	LENGKI LOWANTO	SIG 01	<i>Content Management</i>	3PD K2	73	7 0	39, 55	E
85 2	341000 18	NILA NOVIATI	SIG 01	<i>Content Management</i>	3PD K2	86	8 5	47, 1	D
85 3	341000 19	KENNY KUNARDI	SIG 01	<i>Content Management</i>	3PD K2	67	7 0	37, 45	E
85 4	341000 20	JASON TENGGARA	SIG 01	<i>Content Management</i>	3PD K2	80	8 0	44	E
85 5	341000 22	CICILIA TJANDRA	SIG 01	<i>Content Management</i>	3PD K2	79	8 0	43, 65	E
85 6	341000 24	NIRWAN PRANATA	SIG 01	<i>Content Management</i>	3PD K2	70	8 0	40, 5	E
85 7	341000 26	KALVINA WIRAWARDHANA	SIG 01	<i>Content Management</i>	3PD K2	76	7 5	41, 6	E
85 8	341000 27	MARGIE SATYANI	SIG 01	<i>Content Management</i>	3PD K2	56	6 5	32, 6	E
85 9	341000 31	AMOS GIRI PRASETYA	SIG 01	<i>Content Management</i>	3PD K2	67	6 5	36, 45	E
86 0	341000 32	TANIA FRANSISCA	SIG 01	<i>Content Management</i>	3PD K2	82	8 0	44, 7	E
86 1	341000 33	ANNA YUNITA NARUTAMA	SIG 01	<i>Content Management</i>	3PD K2	88	8 5	47, 8	D
86 2	341000 38	AGUS ARIFIN	SIG 01	<i>Content Management</i>	3PD K2	0	0 0	0	E
86 3	341000 41	MEGARY	SIG 01	<i>Content Management</i>	3PD K2	81	8 5	45, 35	D
86 4	341000 42	OCTAVIANUS ARNANTO PRATAMA	SIG 01	<i>Content Management</i>	3PD K2	62	7 0	35, 7	E
86 5	341000 45	HELEN DWIYANTI	SIG 01	<i>Content Management</i>	3PD K2	68	7 5	38, 8	E
86 6	341000 46	HERIYAN SUSANJO	SIG 01	<i>Content Management</i>	3PD K2	75	7 0	40, 25	E
86 7	341000 47	PAULUS HANS KRISTIAN	SIG 01	<i>Content Management</i>	3PD K2	82	8 5	45, 7	D
86 8	341000 48	CHANDRA	SIG 01	<i>Content Management</i>	3PD K2	63	6 5	35, 05	E
86 9	341000 49	ANDRY WIJAYA	SIG 01	<i>Content Management</i>	3PD K2	96	8 5	50, 6	D
87	341000	NOVITA	SIG	<i>Content</i>	3PD	82	8	45,	D

0	51		01	Management	K2		5	7	
87	341000	METTA PARAMITHA	SIG	Content	3PD		8	47,	
1	54	AGUNG PUTRI	01	Management	K2	88	5	8	D
87	341000	SUHARDI WIJAYA	SIG	Content	3PD		8	43,	
2	55	HALIM	01	Management	K2	79	0	65	E
87	341000	LENY HANDAYANI	SIG	Content	3PD		9	49,	
3	59		01	Management	K2	91	0	85	D
87	341000	JOSEPHINE HILDA	SIG	Content	3PD		8	47,	
4	60		01	Management	K2	88	5	8	D
87	341000	JOHAN JULIANTO	SIG	Content	3PD		7	37,	
5	71		01	Management	K2	67	0	45	E
87	341000	IWAN SUTANTO	SIG	Content	3PD		6		
6	89		01	Management	K2	60	0	33	E
87	341000	CHRYSANTH WIJAYA	SIG	Content	3PD		0	0	E
7	90		01	Management	K2	0	0	0	
87	341000	FRENKY WIJAYA	SIG	Content	3PD				
8	93		01	Management	K2	0	0	0	E
87	341001	BENNY ANDHIKA	SIG	Content	3PD		5	29,	
9	04		01	Management	K2	55	0	25	E
88	341001	FEBBY INRI WIJAYA	SIG	Content	3PD		5	30,	
0	05		01	Management	K2	59	0	65	E
88	341001	KELVIN SANTOSO	SIG	Content	3PD		6	32,	
1	06		01	Management	K2	59	0	65	E
88	341001	NOVITO MEI HARDY	SIG	Content	3PD				
2	17		01	Management	K2	0	0	0	E
88	341001	YURIKA ANTONIUS	SIG	Content	3PD		8	49,	
3	21		01	Management	K2	94	5	9	D
88	341001	ARDILAS	SIG	Content	3PD		7	36,	
4	22		01	Management	K2	65	0	75	E
88	341001	FERNANDI CHRISTHEO	SIG	Content	3PD		7	39,	
5	23	FILIPUS	01	Management	K2	71	5	85	E
88	341001	FELISIA INDAH	SIG	Content	3PD		6	33,	
6	24	CAHYADI	01	Management	K2	58	5	3	E
88	341001	KORNELIUS	SIG	Content	3PD		6	30,	
7	26	BARAHAMIN	01	Management	K2	54	0	9	E
88	341001	AHMAD ZAKI MUZAYIN	SIG	Content	3PD		6	36,	
8	59		01	Management	K2	67	5	45	E

Tabel 3.25 Dataset Nilai Kelas 3PDK3 untuk mata kuliah *Content Management*

N o	NIM	Nama	KM K	MTK	Kelas	UT S	T M	N.A	Grade
88	1101070	SUDI HARJONO	SIG	Content	3PD		7	38,	
9	071		01	Management	K3	71	0	85	E
89	1114080	RINESHA RUSLI	SIG	Content	3PD		6	29,	
0	032		01	Management	K3	48	5	8	E

89 1	1114080 054	FREDDY FRANZ	SIG 01	<i>Content Management</i>	3PD K3	59	6 5	33, 65	E
89 2	3410005 6	DENNY	SIG 01	<i>Content Management</i>	3PD K3	83	8 0	45, 05	D
89 3	3410005 7	RIA NOVITA	SIG 01	<i>Content Management</i>	3PD K3	96	8 5	50, 6	D
89 4	3410006 2	SIANI NURAINI	SIG 01	<i>Content Management</i>	3PD K3	52	6 5	31, 2	E
89 5	3410006 5	STEVEN	SIG 01	<i>Content Management</i>	3PD K3	84	7 5	44, 4	E
89 6	3410007 3	YAKUB TANASYAH	SIG 01	<i>Content Management</i>	3PD K3	48	7 5	31, 8	E
89 7	3410007 4	SATYA DHAMADI	SIG 01	<i>Content Management</i>	3PD K3	68	7 5	38, 8	E
89 8	3410007 7	FENNY JEPRY	SIG 01	<i>Content Management</i>	3PD K3	50	7 5	32, 5	E
89 9	3410007 8	MICHAEL WIJAYA	SIG 01	<i>Content Management</i>	3PD K3	73	8 0	41, 55	E
90 0	3410007 9	YEYEN ARIRIN	SIG 01	<i>Content Management</i>	3PD K3	74	8 0	41, 9	E
90 1	3410008 2	GABRIELLA SHANNEN	SIG 01	<i>Content Management</i>	3PD K3	98	8 5	51, 3	D
90 2	3410008 4	REZA APRILI LUGITA	SIG 01	<i>Content Management</i>	3PD K3	58	6 5	33, 3	E
90 3	3410009 2	STEVEN WIJAYA	SIG 01	<i>Content Management</i>	3PD K3	66	7 5	38, 1	E
90 4	3410009 5	DEVIN PRAMANA PUTRA	SIG 01	<i>Content Management</i>	3PD K3	69	7 5	39, 15	E
90 5	3410009 9	MICHELLE	SIG 01	<i>Content Management</i>	3PD K3	88	8 5	47, 8	D
90 6	3410010 0	DITA PRATIWI	SIG 01	<i>Content Management</i>	3PD K3	81	8 5	45, 35	D
90 7	3410010 2	JESSLYN SOPHIA KALANGI	SIG 01	<i>Content Management</i>	3PD K3	90	8 5	48, 5	D
90 8	3410010 7	VIVI PERMATASARI	SIG 01	<i>Content Management</i>	3PD K3	72	8 0	41, 2	E
90 9	3410010 9	SHIEREN NATASYA	SIG 01	<i>Content Management</i>	3PD K3	57	8 0	35, 95	E
91 0	3410011 3	HANNY PURNOMO SANTOSO	SIG 01	<i>Content Management</i>	3PD K3	98	8 5	51, 3	D
91 1	3410012 5	JONATHAN KRISTANTO	SIG 01	<i>Content Management</i>	3PD K3	86	8 5	47, 1	D
91 2	3410012 8	LARISSA WIRATNO	SIG 01	<i>Content Management</i>	3PD K3	80	8 5	45	E
91 3	3410012 9	IRFAN SANUSI	SIG 01	<i>Content Management</i>	3PD K3	67	7 5	38, 45	E
91	3410013	RAY FERANDY	SIG	<i>Content</i>	3PD	76	8	42,	E

4	0		01	Management	K3		0	6	
91	3410013	SURIANTO	SIG	Content Management	3PD K3	76	7	41, 6	E
5	1						5		
91	3410013	RICKY	SIG	Content Management	3PD K3	64	7	36, 4	E
6	2						0		
91	3410013	FEBE EUNIKE	SIG	Content Management	3PD K3	87	8	47, 5	D
7	3						5		
91	3410015	MELVERN WIJAYA	SIG	Content Management	3PD K3	66	8	39, 0	E
8	7						1		
91	3410015	SHARLEEN WIRYANA	SIG	Content Management	3PD K3	72	8	41, 0	E
9	8						2		
92	3410016	JOSIAH DIDYMUS PEHTRUS	SIG	Content Management	3PD K3	0	0	0	E
0	0								

Tabel 3.26 Dataset Nilai Kelas 3PSI1 untuk mata kuliah *Content Management*

N o	NIM	Nama	KM K	MTK	Kel as	U TS	T M	N.A	Gra de
92	110106	RUDY	SIG	Content Management	3PS I1	51	9	35, 0	E
1	0031						0	85	
92	110107	IWAN GUNAWAN	SIG	Content Management	3PS I1	0	0	0	E
2	0022								
92	110107	HENRY	SIG	Content Management	3PS I1	71	7	39, 5	E
3	0077							85	
92	110108	RINA OKTAVIA	SIG	Content Management	3PS I1	80	7	43, 7	E
4	0001							4	
92	110108	ADITYA	SIG	Content Management	3PS I1	60	8	38	E
5	0004						5		
92	110108	ELVINA	SIG	Content Management	3PS I1	60	6	33, 1	E
6	0005							2	
92	110108	KEVIN TAMAYO	SIG	Content Management	3PS I1	76	8	42, 0	E
7	0012							6	
92	110108	VICKY AVERILL	SIG	Content Management	3PS I1	84	6	42, 5	E
8	0018							4	
92	110108	IRFAN	SIG	Content Management	3PS I1	73	9	44, 5	E
9	0021							55	
93	110108	SETIONO HALIM	SIG	Content Management	3PS I1	62	7	36, 2	E
0	0022							1	
93	110108	STEVEN ANTHONI	SIG	Content Management	3PS I1	76	9	46, 8	D
1	0025							2	
93	110108	CAESARIO	SIG	Content Management	3PS I1	58	8	36, 2	E
2	0031							7	
93	110108	TJIA ROCKY	SIG	Content Management	3PS I1	80	9	46, 2	D
3	0034							4	
93	110108	HENDRA WIJAYA	SIG	Content Management	3PS I1	65	7	37, 2	E
4	0035							15	

93 5	110108 0047	EDI DERMAWAN	SIG 01	<i>Content Management</i>	3PS I1	83	9 0	47, 05	D
93 6	110108 0074	JOVIANTO ONGOWIJOYO	SIG 01	<i>Content Management</i>	3PS I1	73	9 0	43, 55	E
93 7	110108 0086	ALVIAN YUDISTIRA	SIG 01	<i>Content Management</i>	3PS I1	65	8 0	38, 75	E
93 8	110108 0095	HARJA PRAWIRA	SIG 01	<i>Content Management</i>	3PS I1	75	9 2	44, 65	E
93 9	110108 0099	BIONDI	SIG 01	<i>Content Management</i>	3PS I1	70	8 0	40, 5	E
94 0	110108 0106	ADITYA CHANDRA	SIG 01	<i>Content Management</i>	3PS I1	80	9 8	47, 6	D
94 1	311000 01	DESSY	SIG 01	<i>Content Management</i>	3PS I1	61	6 5	34, 35	E
94 2	311000 02	AGUS APRIANDY	SIG 01	<i>Content Management</i>	3PS I1	63	9 5	41, 05	E
94 3	311000 04	YOSUA HANDEL	SIG 01	<i>Content Management</i>	3PS I1	61	7 5	36, 35	E
94 4	311000 11	SHANDY HARTONO	SIG 01	<i>Content Management</i>	3PS I1	68	8 0	39, 8	E
94 5	311000 13	MAYA DAMAYANTI	SIG 01	<i>Content Management</i>	3PS I1	74	6 5	38, 9	E
94 6	311000 18	BUDI HARTO SUDARTANTO	SIG 01	<i>Content Management</i>	3PS I1	79	0	27, 65	E
94 7	311000 21	AGUSTIAN RAHHEL	SIG 01	<i>Content Management</i>	3PS I1	60	7 5	36	E
94 8	311000 22	ROBY CAHYA AMIN	SIG 01	<i>Content Management</i>	3PS I1	65	9 0	40, 75	E
94 9	311000 23	SURYA SUCIAYADI	SIG 01	<i>Content Management</i>	3PS I1	58	6 0	32, 3	E
95 0	311000 24	CALVIN	SIG 01	<i>Content Management</i>	3PS I1	63	7 5	37, 05	E
95 1	311000 25	ANDRIAN SURYADIHARJA	SIG 01	<i>Content Management</i>	3PS I1	56	8 0	35, 6	E
95 2	311000 26	LEONARDI	SIG 01	<i>Content Management</i>	3PS I1	70	8 0	40, 5	E
95 3	311000 28	ANDIKA PRATAMA PUTRA	SIG 01	<i>Content Management</i>	3PS I1	0	0 0	0	E
95 4	311000 32	JUANDA SAPUTRA	SIG 01	<i>Content Management</i>	3PS I1	56	7 5	34, 6	E
95 5	311000 33	SANDY FERDINAND	SIG 01	<i>Content Management</i>	3PS I1	60	8 5	38	E
95 6	311000 34	DANNY SUHARDY	SIG 01	<i>Content Management</i>	3PS I1	80	6 5	41	E
95 7	311000 36	HENDRA	SIG 01	<i>Content Management</i>	3PS I1	70	8 0	40, 5	E
95	311000	MICHAEL	SIG	<i>Content</i>	3PS	60	8	37	E

8	39		01	Management	I1		0		
95	311000		SIG	Content	3PS		9	43,	
9	40	ANDRY	01	Management	I1	73	0	55	E
96	311000		SIG	Content	3PS		9	38,	
0	42	YUDHA GUSTAMA	01	Management	I1	56	5	6	E
96	311000		SIG	Content	3PS		9		
1	43	RUDI SUSANTO	01	Management	I1	60	5	40	E
96	311000		SIG	Content	3PS		8	40,	
2	47	CHERLY YUNITA	01	Management	I1	70	1	7	E
96	311000		SIG	Content	3PS			25,	
3	49	SUHARMAN	01	Management	I1	72	0	2	E
96	311000		SIG	Content	3PS		8	42,	
4	54	AGUNG RIZKY	01	Management	I1	75	0	25	E
96	311000		SIG	Content	3PS		8		
5	55	SUYANTO	01	Management	I1	60	0	37	E
96	311000		SIG	Content	3PS		5	31,	
6	58	ADRIANSYAH BANGUN	01	Management	I1	57	6	15	E
96	311000		SIG	Content	3PS		6	35,	
7	64	WENDRA LIOS	01	Management	I1	68	0	8	E
96	311000		SIG	Content	3PS		8	40,	
8	68	LEO KARTONO	01	Management	I1	65	8	35	E
96	311000		SIG	Content	3PS		7	38,	
9	75	RANLY AGHATA	01	Management	I1	69	0	15	E
97	311000		SIG	Content	3PS		8	36,	
0	76	GEOF MICHAEL FONGGADI	01	Management	I1	58	2	7	E
97	311000		SIG	Content	3PS		8		
1	78	PILIPUS SINGOWIREJO	01	Management	I1	60	0	37	E
97	311000		SIG	Content	3PS		6	35,	
2	80	RICKY PRATAMA	01	Management	I1	66	0	1	E
97	311000		SIG	Content	3PS		8	32,	
3	85	JEREMY JONATHAN	01	Management	I1	46	0	1	E
97	311000		SIG	Content	3PS		6	28,	
4	89	WIENATA WARDANA SAMUDERA	01	Management	I1	44	5	4	E

Tabel 3.27 Dataset Nilai Kelas 3PSI2 untuk mata kuliah *Content Management*

No	NIM	Nama	KM K	MTK	Kel as	UT S	T M	N.A	Grade
97	1101060		SIG	Content	3PS				
5	059	IVAN KURNIAWAN	01	Management	I2	0	0	0	E
97	1101060		SIG	Content	3PS		5	20,	
6	083	FERY ANDARIUS	01	Management	I2	25	8	35	E
97	1101080		SIG	Content	3PS		6	35,	
7	029	SHERWENDA	01	Management	I2	67	0	45	E
97	1101080		SIG	Content	3PS		6	34,	
8	049	ELSA DEA HALIMY	01	Management	I2	64	0	4	E

97 9	1101080 057	MARTIN	SIG 01	Content Management	3PS I2	76	6 2	39	E
98 0	1101080 076	IKA RATNAWATI	SIG 01	Content Management	3PS I2	42	6 1	26, 9	E
98 1	1101080 090	DENNY ANDRIYANTO	SIG 01	Content Management	3PS I2	57	6 3	32, 55	E
98 2	1101080 107	HERIBERTUS PERMADI	SIG 01	Content Management	3PS I2	0	0 0	0	E
98 3	3110000 3	JEFFRY CORNUS	SIG 01	Content Management	3PS I2	75	7 5	41, 25	E
98 4	3110000 5	DENDY LIUTOMO	SIG 01	Content Management	3PS I2	60	7 3	35, 6	E
98 5	3110000 6	HERIANTO	SIG 01	Content Management	3PS I2	89	6 7	44, 55	E
98 6	3110000 7	JEFFRY	SIG 01	Content Management	3PS I2	68	6 8	37, 4	E
98 7	3110000 9	RIZKY HARDIANTO SALIM	SIG 01	Content Management	3PS I2	76	0	26, 6	E
98 8	3110001 0	SANTOSO	SIG 01	Content Management	3PS I2	93	7 5	47, 55	D
98 9	3110001 4	PATRICK ANDERSEN	SIG 01	Content Management	3PS I2	77	7 7	42, 35	E
99 0	3110001 7	IRVAN POERNAMA SAPUTRA	SIG 01	Content Management	3PS I2	71	6 5	37, 85	E
99 1	3110001 9	KENI DIXON	SIG 01	Content Management	3PS I2	74	7 0	39, 9	E
99 2	3110002 0	ALBERT MULIAWAN	SIG 01	Content Management	3PS I2	49	6 0	29, 15	E
99 3	3110002 9	MARTINUS	SIG 01	Content Management	3PS I2	61	7 0	35, 35	E
99 4	3110003 0	WELHAN SUSANTO	SIG 01	Content Management	3PS I2	72	8 5	42, 2	E
99 5	3110003 1	EFFENDY	SIG 01	Content Management	3PS I2	60	6 6	34, 2	E
99 6	3110003 8	TOMMY CAHYADI	SIG 01	Content Management	3PS I2	63	6 7	35, 45	E
99 7	3110004 5	KIMBERLY ALDA KUSUMA	SIG 01	Content Management	3PS I2	74	7 1	40, 1	E
99 8	3110004 6	LISNA	SIG 01	Content Management	3PS I2	76	7 1	40, 8	E
99 9	3110004 8	DAVID JOEHANDI	SIG 01	Content Management	3PS I2	75	6 0	38, 25	E
10 00	3110005 3	RUBEN RAHARDJO	SIG 01	Content Management	3PS I2	0	0 0	0	E
10 01	3110005 6	ANTONIUS EKA PUTRA	SIG 01	Content Management	3PS I2	72	6 0	37, 2	E
10 10	3110005	SUBUR ATMAJAYA	SIG	Content	3PS	76	7	42,	E

02	9		01	Management	I2		8	2	
10	3110006		SIG	Content	3PS		6	34,	
03	1	SANDY WIJAYA	01	Management	I2	64	0	4	E
10	3110006		SIG	Content	3PS		6	37,	
04	2	YULITA	01	Management	I2	73	1	75	E
10	3110006		SIG	Content	3PS		5	32,	
05	5	KELVIN	01	Management	I2	60	8	6	E
10	3110006		SIG	Content	3PS		7	43,	
06	6	MENTEIUS RICO PURNOMO	01	Management	I2	83	3	65	E
10	3110006		SIG	Content	3PS		7	38,	
07	9	LIEDIA	01	Management	I2	70	1	7	E
10	3110007		SIG	Content	3PS		7		
08	4	FERDIYAN	01	Management	I2	56	2	34	E
10	3110007		SIG	Content	3PS		7	36,	
09	9	ANDRI SETIAWAN WIRYADI	01	Management	I2	62	2	1	E
10	3110008		SIG	Content	3PS		7	37,	
10	1	KEVIN ANDREAN	01	Management	I2	62	7	1	E
10	3110008		SIG	Content	3PS				
11	2	FERRY	01	Management	I2	0	0	0	E
10	3110008		SIG	Content	3PS		7	33,	
12	4	RICHIE JAYA	01	Management	I2	56	0	6	E
10	3110008		SIG	Content	3PS		8	39,	
13	6	LUKAS DWI KURNIAWAN	01	Management	I2	65	2	15	E
10	3110008		SIG	Content	3PS		6	44,	
14	7	RICKO HERDIAN	01	Management	I2	90	5	5	E
10	3110009		SIG	Content	3PS		8	41,	
15	7	YUSAK YOHANES LIU	01	Management	I2	74	0	9	E
10	3110009		SIG	Content	3PS			19,	
16	8	MICHAEL	01	Management	I2	56	0	6	E
10	3110010		SIG	Content	3PS			18,	
17	1	SUHARDI	01	Management	I2	54	0	9	E
10	3110010		SIG	Content	3PS		6	40,	
18	5	VERRY WIJAYA	01	Management	I2	82	0	7	E

Tabel 3.28 Dataset Nilai Kelas 3PTD1 untuk mata kuliah *Content Management*

No	NIM	Nama	KM K	MTK	Kelas	UT S	T M	N.A	Grade
1019	3310001	CYNDY CHANDRA	SIG 01	Content Management	3PT D1	89	93	49,75	D
1020	3310002	DEBBYANI HALIM	SIG 01	Content Management	3PT D1	78	83	43,9	E
1021	3310004	ANDRIAN	SIG 01	Content Management	3PT D1	89	83	47,75	D
1022	3310005	ERWIN ADIANTO	SIG 01	Content Management	3PT D1	76	95	45,6	D

102 3	331000 06	KARIM	SIG 01	Content Management	3PT D1	74	95	44, 9	E
102 4	331000 07	KELVIN	SIG 01	Content Management	3PT D1	67	75	38, 45	E
102 5	331000 08	WILLY OKTAVIANUS	SIG 01	Content Management	3PT D1	68	78	39, 4	E
102 6	331000 09	IRENE KHU	SIG 01	Content Management	3PT D1	84	95	48, 4	D
102 7	331000 10	EFOD PHALEN SAMOSIR	SIG 01	Content Management	3PT D1	84	85	46, 4	D
102 8	331000 11	NICKY RYAN	SIG 01	Content Management	3PT D1	58	60	32, 3	E
102 9	331000 12	MARTIN RYANCHE	SIG 01	Content Management	3PT D1	89	80	47, 15	D

**Tabel 3.29 Dataset Nilai Kelas 7MAK1 untuk mata kuliah
Entrepreneurship**

No	NIM	Nama	KMK	MTK	Kelas	UT S	T M	N.A	Gra de
10 30	1106070 030	DANIEL YONAS SETIAWAN	UMC 01	Entrepreneu rship	7MA K1	68	7 7	39, 2	E
10 31	1106070 065	NICODEMUS	UMC 01	Entrepreneu rship	7MA K1	73	7 5	40, 55	E
10 32	1106080 001	LIANTI TAN	UMC 01	Entrepreneu rship	7MA K1	74	8 2	42, 3	E
10 33	1106080 002	ASTETY SULISTIO	UMC 01	Entrepreneu rship	7MA K1	90	8 0	47, 5	D
10 34	1106080 008	HENDRY SUSANTO	UMC 01	Entrepreneu rship	7MA K1	74	7 5	40, 9	E
10 35	1106080 011	MICHAEL	UMC 01	Entrepreneu rship	7MA K1	87	7 8	46, 05	D
10 36	1106080 016	JESSI MICHELL	UMC 01	Entrepreneu rship	7MA K1	89	8 1	47, 35	D
10 37	1106080 017	ELKA PUTRA	UMC 01	Entrepreneu rship	7MA K1	75	7 0	40, 25	E
10 38	1106080 025	MILAWATI YUSTISIA	UMC 01	Entrepreneu rship	7MA K1	89	8 4	47, 95	D
10 39	1106080 030	RENNY KASIMO	UMC 01	Entrepreneu rship	7MA K1	76	7 3	41, 2	E
10 40	1106080 037	LIM YANG WIH	UMC 01	Entrepreneu rship	7MA K1	74	7 3	40, 5	E
10 41	1106080 040	HENDRI	UMC 01	Entrepreneu rship	7MA K1	77	7 5	41, 95	E
10 42	1106080 041	REYNOLD	UMC 01	Entrepreneu rship	7MA K1	68	0 0	23, 8	E
10	1106080	HENDRIK	UMC	Entrepreneu	7MA	90	8	47,	D

43	042		01	rship	K1		1	7	
10 44	1106080 045	SUGIANTO SALIM	UMC 01	Entrepreneu rship	7MA K1	0	0	0	E
10 45	1106080 047	JUNIARTI	UMC 01	Entrepreneu rship	7MA K1	70	7 4	39, 3	E
10 46	1106080 049	PIPIT LESTARI	UMC 01	Entrepreneu rship	7MA K1	77	7 8	42, 55	E
10 47	1106080 052	APRILIA	UMC 01	Entrepreneu rship	7MA K1	87	8 7	47, 85	D
10 48	1106080 053	CHUSNUL CHOTIMAH	UMC 01	Entrepreneu rship	7MA K1	80	8 2	44, 4	E
10 49	1106080 058	WATINI	UMC 01	Entrepreneu rship	7MA K1	83	8 0	45, 05	D
10 50	1106080 063	NANNY SUCIATY	UMC 01	Entrepreneu rship	7MA K1	90	8 8	49, 1	D
10 51	1106080 072	MARIO	UMC 01	Entrepreneu rship	7MA K1	75	7 5	41, 25	E
10 52	1106080 078	FELLY YARTI	UMC 01	Entrepreneu rship	7MA K1	90	7 7	46, 9	D
10 53	1114050 003	AGUS WISEPUTRA SUHANDI	UMC 01	Entrepreneu rship	7MA K1	82	7 6	43, 9	E
10 54	1114050 023	CARTER EFENDI	UMC 01	Entrepreneu rship	7MA K1	60	0	21	E
10 55	1114050 102	NICO L BOUTY	UMC 01	Entrepreneu rship	7MA K1	70	6 0	36, 5	E
10 56	1114070 005	BRAVYSON	UMC 01	Entrepreneu rship	7MA K1	73	6 8	39, 15	E
10 57	1114080 049	SANTI	UMC 01	Entrepreneu rship	7MA K1	75	7 8	41, 85	E

**Tabel 3.30 Dataset Nilai Kelas 7PAK1 untuk mata kuliah
Entrepreneurship**

No	NIM	Nama	KMK	MTK	Kelas	U TS	T M	N.A	Gra de
10 58	110208 0015	LEO RANDO	UMC 01	Entreprene urship	7PA K1	72	1 9	29	E
10 59	110208 0016	CHRISTIAN RIYAN SAMUEL	UMC 01	Entreprene urship	7PA K1	77	4 5	35, 95	E
10 60	110208 0037	EFFENDI	UMC 01	Entreprene urship	7PA K1	71	4 6	34, 05	E
10 61	110507 0113	BAMBANG	UMC 01	Entreprene urship	7PA K1	68	0	23, 8	E
10 62	110608 0005	ROBBY HILMANSYAH	UMC 01	Entreprene urship	7PA K1	72	3 7	32, 6	E
10 63	110608 0006	RIKI CHANIAGO	UMC 01	Entreprene urship	7PA K1	79	4 6	36, 85	E

1064	1106080007	DAVE HERSHEY	UMC01	Entrepreneurship	7PAK1	76	56	37,8	E
1065	1106080009	SHELLA NATALIA	UMC01	Entrepreneurship	7PAK1	74	73	40,5	E
1066	1106080013	NOVITA MARCELLA	UMC01	Entrepreneurship	7PAK1	78	74	42,1	E
1067	1106080018	AGNES SEBASTIAN	UMC01	Entrepreneurship	7PAK1	71	47	34,25	E
1068	1106080022	CAROLINA APRIYANI	UMC01	Entrepreneurship	7PAK1	68	54	34,6	E
1069	1106080024	APRILIANA	UMC01	Entrepreneurship	7PAK1	77	73	41,55	E
1070	1106080027	THEODORE EDWARD CHRISTIANTO	UMC01	Entrepreneurship	7PAK1	71	27	30,25	E
1071	1106080028	RIBKA	UMC01	Entrepreneurship	7PAK1	74	44	34,7	E
1072	1106080035	YESI JULIA	UMC01	Entrepreneurship	7PAK1	76	55	37,6	E
1073	1106080036	RICKHY	UMC01	Entrepreneurship	7PAK1	78	63	39,9	E
1074	1106080039	CINDY VELICIA	UMC01	Entrepreneurship	7PAK1	78	72	41,7	E
1075	1106080043	AGUS SURYANTO	UMC01	Entrepreneurship	7PAK1	78	74	42,1	E
1076	1106080046	JENNY HARI BASA	UMC01	Entrepreneurship	7PAK1	78	75	42,3	E
1077	1106080048	DEBY PRATIWI	UMC01	Entrepreneurship	7PAK1	82	84	45,5	D
1078	1106080054	ALBERT TJU	UMC01	Entrepreneurship	7PAK1	76	64	39,4	E
1079	1106080055	SUKRIYANTO	UMC01	Entrepreneurship	7PAK1	78	85	44,3	E
1080	1106080056	DENY	UMC01	Entrepreneurship	7PAK1	75	72	40,65	E
1081	1106080059	YUNITA SANTOSO	UMC01	Entrepreneurship	7PAK1	77	85	43,95	E
1082	1106080060	ANDREA ALEX G.P.	UMC01	Entrepreneurship	7PAK1	73	28	31,15	E
1083	1106080061	ALEXANDER	UMC01	Entrepreneurship	7PAK1	76	64	39,4	E
1084	1106080062	DICKY TARUNA	UMC01	Entrepreneurship	7PAK1	79	64	40,45	E
1085	1106080064	LAURA KRISTINA	UMC01	Entrepreneurship	7PAK1	72	74	40	E
1086	1106080066	JESSICA WIDJAJA	UMC01	Entrepreneurship	7PAK1	73	54	36,35	E
1087	1106080068	ANASTHASIA	UMC01	Entrepreneurship	7PAK1	72	54	36	E

87	0068		01	urship	K1		4		
10 88	110608 0069	ANITA SARI	UMC 01	Entreprene urship	7PA K1	71	6 4	37, 65	E
10 89	110608 0070	TRISNAWATI	UMC 01	Entreprene urship	7PA K1	66	6 3	35, 7	E
10 90	110608 0071	HALIM PRATAMA	UMC 01	Entreprene urship	7PA K1	71	6 4	37, 65	E
10 91	110608 0074	SURIYANTI	UMC 01	Entreprene urship	7PA K1	76	7 5	41, 6	E
10 92	110608 0075	PRISKA HANNA TASYA	UMC 01	Entreprene urship	7PA K1	76	5 3	37, 2	E
10 93	110608 0077	MEISY ASTRIA	UMC 01	Entreprene urship	7PA K1	75	8 3	42, 85	E
10 94	111007 0007	HILDA WIJAYA	UMC 01	Entreprene urship	7PA K1	58	2 7	25, 7	E
10 95	111007 0023	RUTH MARSELLA	UMC 01	Entreprene urship	7PA K1	59	6 1	32, 85	E
10 96	111007 0026	META SANTOSO	UMC 01	Entreprene urship	7PA K1	71	3 4	31, 65	E
10 97	111007 0063	ERICK	UMC 01	Entreprene urship	7PA K1	70	4 4	33, 3	E
10 98	111008 0019	STEFEN	UMC 01	Entreprene urship	7PA K1	68	2 7	29, 2	E
10 99	111008 0043	CHRISTABEL Y.R.	UMC 01	Entreprene urship	7PA K1	72	1 9	29	E
11 00	111408 0026	ANDREAS VICTOR GUNAWAN	UMC 01	Entreprene urship	7PA K1	0	1 9	3,8	E
11 01	111408 0035	DENY BOENTORO	UMC 01	Entreprene urship	7PA K1	73	8 2	41, 95	E
11 02	111408 0054	FREDDY FRANZ	UMC 01	Entreprene urship	7PA K1	65	6 0	34, 75	E
11 03	111408 0059	PUTRI ASTARIA	UMC 01	Entreprene urship	7PA K1	50	5 2	27, 9	E
11 04	111408 0064	YESSICA	UMC 01	Entreprene urship	7PA K1	69	6 0	36, 15	E
11 05	111408 0068	YESFERY	UMC 01	Entreprene urship	7PA K1	72	6 2	37, 6	E
11 06	111508 0007	FABIAN SETIAWAN	UMC 01	Entreprene urship	7PA K1	74	2 8	31, 5	E

Tabel 3.31 Dataset Nilai Kelas 7PBI1 untuk mata kuliah *Entrepreneurship*

No	NIM	Nama	KMK	MTK	Kel as	UT S	T M	N.A	Gra de
110 7	1101070 103	ALRICO	UMC 01	Entrepreneu rship	7PB I1	0	1	0,2	E
110	1110080	GLORIUS EZRA	UMC	Entrepreneu	7PB	0	5	1	E

8	055	HARIANTO	01	rship	l1				
110 9	1113080 006	YAN STEVANUS	UMC 01	Entrepreneu rship	7PB l1	62	53	32, 3	E
111 0	1113080 010	HENDRA	UMC 01	Entrepreneu rship	7PB l1	74	44	34, 7	E
111 1	1113080 013	LOVI NURENDI	UMC 01	Entrepreneu rship	7PB l1	62	53	32, 3	E
111 2	1114060 074	IGNATIUS RYAN SURYADI	UMC 01	Entrepreneu rship	7PB l1	58	19	24, 1	E
111 3	1114060 101	RENE VINCENTIUS	UMC 01	Entrepreneu rship	7PB l1	50	19	21, 3	E
111 4	1114080 006	DAVID KURNIAWAN	UMC 01	Entrepreneu rship	7PB l1	71	63	37, 45	E
111 5	1114080 011	MICHAEL SETIAWAN	UMC 01	Entrepreneu rship	7PB l1	0	5	1	E
111 6	1114080 082	FEBI	UMC 01	Entrepreneu rship	7PB l1	0	5	1	E
111 7	1115080 001	ARDEN ADELINE	UMC 01	Entrepreneu rship	7PB l1	74	82	42, 3	E
111 8	1115080 005	MAYA PUSPITA	UMC 01	Entrepreneu rship	7PB l1	70	80	40, 5	E
111 9	1115080 010	VIVIEN	UMC 01	Entrepreneu rship	7PB l1	70	36	31, 7	E
112 0	1115080 011	VANESSA	UMC 01	Entrepreneu rship	7PB l1	76	27	32	E
112 1	1115080 012	APRILianto CHANDRA	UMC 01	Entrepreneu rship	7PB l1	77	54	37, 75	E
112 2	1115080 013	VICTOR	UMC 01	Entrepreneu rship	7PB l1	53	36	25, 75	E
112 3	1115080 015	YULINCE	UMC 01	Entrepreneu rship	7PB l1	73	36	32, 75	E
112 4	1115080 017	IMELDA OKTAVIA	UMC 01	Entrepreneu rship	7PB l1	73	53	36, 15	E
112 5	3309000 1	KEVIN APRILLIO	UMC 01	Entrepreneu rship	7PB l1	72	77	40, 6	E
112 6	3309000 2	RIYAN	UMC 01	Entrepreneu rship	7PB l1	76	73	41, 2	E
112 7	3309000 3	VINA VERAWATI	UMC 01	Entrepreneu rship	7PB l1	76	74	41, 4	E
112 8	3309000 4	HELEN CHRISTIANI	UMC 01	Entrepreneu rship	7PB l1	77	73	41, 55	E
112 9	3309000 5	RUSKAMDI	UMC 01	Entrepreneu rship	7PB l1	75	69	40, 05	E

Tabel 3.32 Dataset Nilai Kelas 7PIK1 untuk mata kuliah *Entrepreneurship*

No	NIM	Nama	KMK	MTK	Kelas	UT S	T M	N.A	Grade
1130	1110060052	FERRY SALIM	UMC01	<i>Entrepreneurship</i>	7PIK1	55	37	26,65	E
1131	1110060084	ELITA FRANSISCA SULTAN	UMC01	<i>Entrepreneurship</i>	7PIK1	60	18	24,6	E
1132	1110060088	TOMMY SUTANTO	UMC01	<i>Entrepreneurship</i>	7PIK1	0	0	0	E
1133	1110060110	LISYA HARTINI	UMC01	<i>Entrepreneurship</i>	7PIK1	55	14	22,05	E
1134	1110070013	NESYA ANDINA	UMC01	<i>Entrepreneurship</i>	7PIK1	70	77	39,9	E
1135	1110070028	LUCY FELITA	UMC01	<i>Entrepreneurship</i>	7PIK1	60	78	36,6	E
1136	1110070032	ANTONIUS ALBERT YULIZ	UMC01	<i>Entrepreneurship</i>	7PIK1	71	14	27,65	E
1137	1110070042	NARIZA	UMC01	<i>Entrepreneurship</i>	7PIK1	70	78	40,1	E
1138	1110070044	SANNY	UMC01	<i>Entrepreneurship</i>	7PIK1	65	97	42,15	E
1139	1110070054	WEINA	UMC01	<i>Entrepreneurship</i>	7PIK1	60	79	36,8	E
1140	1110070066	ARNIKAH	UMC01	<i>Entrepreneurship</i>	7PIK1	55	37	26,65	E
1141	1110080003	HARYAN SUSANTO	UMC01	<i>Entrepreneurship</i>	7PIK1	66	54	33,9	E
1142	1110080015	EVAN TENDY	UMC01	<i>Entrepreneurship</i>	7PIK1	65	52	33,15	E
1143	1110080030	BOY FENRI	UMC01	<i>Entrepreneurship</i>	7PIK1	62	52	32,1	E
1144	1110080032	STEVEN SANDYANA	UMC01	<i>Entrepreneurship</i>	7PIK1	70	52	34,9	E
1145	1110080033	STEVEN HADINATA	UMC01	<i>Entrepreneurship</i>	7PIK1	88	73	45,4	D
1146	1110080036	ARDY YANUS	UMC01	<i>Entrepreneurship</i>	7PIK1	70	72	38,9	E
1147	1110080040	DECKY SITANAYA	UMC01	<i>Entrepreneurship</i>	7PIK1	60	72	35,4	E
1148	1110080041	STEVANO JANIC A. BARAKATI	UMC01	<i>Entrepreneurship</i>	7PIK1	61	17	24,75	E
1149	1110080053	JESSICA SUWANTO	UMC01	<i>Entrepreneurship</i>	7PIK1	55	32	25,65	E
1150	1110080057	MAYA MARCHELLA	UMC01	<i>Entrepreneurship</i>	7PIK1	75	10	46,25	D
1151	1110080061	DEASY KRISTANTI YUSTIAN	UMC01	<i>Entrepreneurship</i>	7PIK1	80	10	48	D

11	1110080		UMC	Entrepreneu	7PI		10	51,	
52	062	JESSICA ALIANTO	01	rship	K1	90	0	5	D
11	1110080		UMC	Entrepreneu	7PI		10		
53	063	NISYE	01	rship	K1	80	0	48	D
11	1110080		UMC	Entrepreneu	7PI		10	43,	
54	066	NIDYA SETYA DEVI	01	rship	K1	68	0	8	E
11	1110080		UMC	Entrepreneu	7PI		10	51,	
55	069	FENNA SETIANA	01	rship	K1	90	0	5	D
11	1110080		UMC	Entrepreneu	7PI		10	45,	
56	072	ERIKAWATI	01	rship	K1	73	0	55	D
11	1110080		UMC	Entrepreneu	7PI		10		
57	080	IMALIA	01	rship	K1	80	0	48	D
11	1110080		UMC	Entrepreneu	7PI			32,	
58	081	STEVEN	01	rship	K1	73	34	35	E
11	1110080		UMC	Entrepreneu	7PI		10	48,	
59	083	AKHMAD IRIANTO	01	rship	K1	81	0	35	D
11	1110080		UMC	Entrepreneu	7PI			31,	
60	085	HERMAWAN	01	rship	K1	61	52	75	E
11	1110080		UMC	Entrepreneu	7PI				
61	086	STANNY EXANASTASIS	01	rship	K1	80	35	35	E
11	1110080		UMC	Entrepreneu	7PI			29,	
62	090	IMANUEL RALAN SUMERAR	01	rship	K1	65	32	15	E
11	1110080		UMC	Entrepreneu	7PI			32,	
63	094	GRACE ANGGRAINY	01	rship	K1	65	49	55	E
11	1114070		UMC	Entrepreneu	7PI			23,	
64	001	SUHIDI	01	rship	K1	55	20	25	E
11	1114070		UMC	Entrepreneu	7PI			30,	
65	012	STEVEN IMANUEL	01	rship	K1	65	38	35	E
11	1114070		UMC	Entrepreneu	7PI			24,	
66	067	RIANG	01	rship	K1	60	17	4	E
11	1114070		UMC	Entrepreneu	7PI			41,	
67	074	JAMIE HALIM	01	rship	K1	65	94	55	E
11	1114080		UMC	Entrepreneu	7PI		10	44,	
68	009	STEPANUS	01	rship	K1	71	0	85	E
11	1114080		UMC	Entrepreneu	7PI				
69	010	CAROLLINE	01	rship	K1	60	20	25	E
11	1114080		UMC	Entrepreneu	7PI			31,	
70	017	ROBIN LEE	01	rship	K1	70	37	9	E
11	1114080		UMC	Entrepreneu	7PI				
71	021	WONG HERMAWAN	01	rship	K1	72	69	39	E
11	1114080		UMC	Entrepreneu	7PI			35,	
72	023	BOBBY TRIHATMA WIJAYA	01	rship	K1	70	57	9	E
11	1114080		UMC	Entrepreneu	7PI			26,	
73	031	TOMMY FRANTO	01	rship	K1	65	20	75	E
11	1114080		UMC	Entrepreneu	7PI			37,	
74	033	WAHYUDI WIRATAMA	01	rship	K1	65	74	55	E
11	1114080		UMC	Entrepreneu	7PI				
		GARY				73	55	36,	E

75	034		01	rship	K1			55	
11 76	1114080 036	SANI OCTAVIA	UMC 01	Entrepreneu rship	7PI K1	75	34	33, 05	E
11 77	1114080 039	ANGELO MARIO	UMC 01	Entrepreneu rship	7PI K1	68	37	31, 2	E
11 78	1114080 042	JESSICA	UMC 01	Entrepreneu rship	7PI K1	72	37	32, 6	E
11 79	1114080 043	HERY HARIADY	UMC 01	Entrepreneu rship	7PI K1	70	57	35, 9	E
11 80	1114080 047	TRIXIE DELICIA YOHARI	UMC 01	Entrepreneu rship	7PI K1	73	37	32, 95	E
11 81	1114080 052	SHEILA LESMANA	UMC 01	Entrepreneu rship	7PI K1	75	54	37, 05	E
11 82	1114080 053	LOADINATA PUTRA	UMC 01	Entrepreneu rship	7PI K1	61	38	28, 95	E
11 83	1114080 063	RUBEN ANDREAS	UMC 01	Entrepreneu rship	7PI K1	68	57	35, 2	E
11 84	1114080 066	HELLEN	UMC 01	Entrepreneu rship	7PI K1	66	37	30, 5	E
11 85	1114080 070	ERICO JUNYAZAF	UMC 01	Entrepreneu rship	7PI K1	67	57	34, 85	E
11 86	1114080 071	LUSIANA	UMC 01	Entrepreneu rship	7PI K1	90	69	45, 3	D



MONOGRAF PERBANDINGAN DAN PREDIKSI KELULUSAN MAHASISWA DENGAN WEKA

BAB 4: HASIL PENELITIAN DAN PEMBAHASAN

Nur Azis

Universitas krishnadwipayana

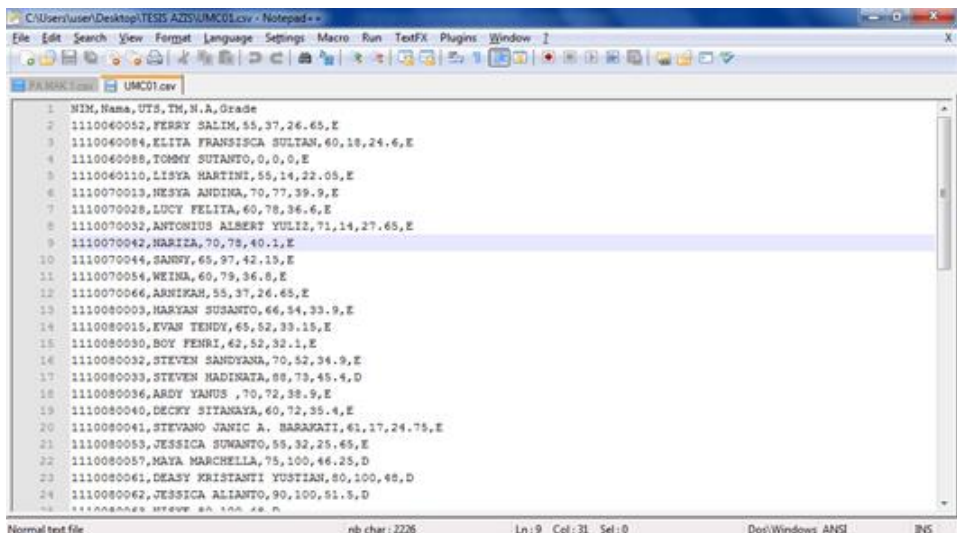
BAB 4

HASIL PENELITIAN DAN PEMBAHASAN

A. DATA PENGUJIAN

Setelah pengujian menggunakan data *mining* dengan pencarian nilai gain pada bab iii maka selanjutnya pada bab ini akan dilakukan pengujian dengan menggunakan WEKA, seperti yang telah diterangkan pada bab i bahwa pengujian ini hanya akan menggunakan data sampel atau cukup diambil beberapa data saja yang akan diuji.

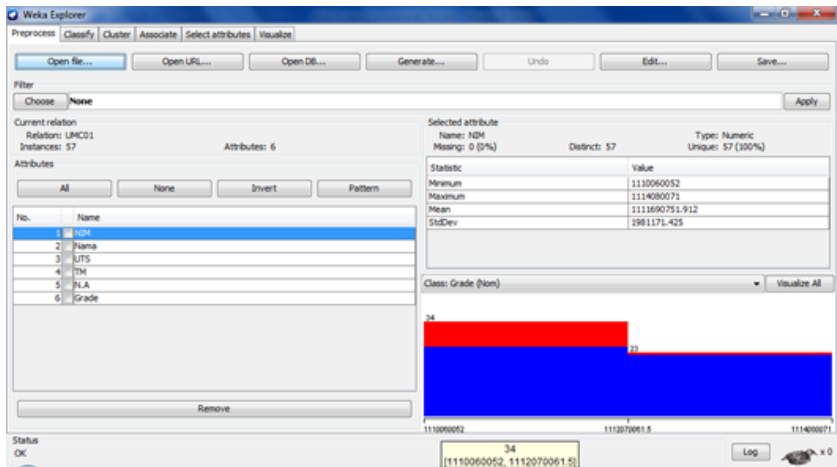
Adapun data yang akan dipakai dalam pengujian adalah sebagai berikut:



Gambar 4.1 data dalam bentuk .csv

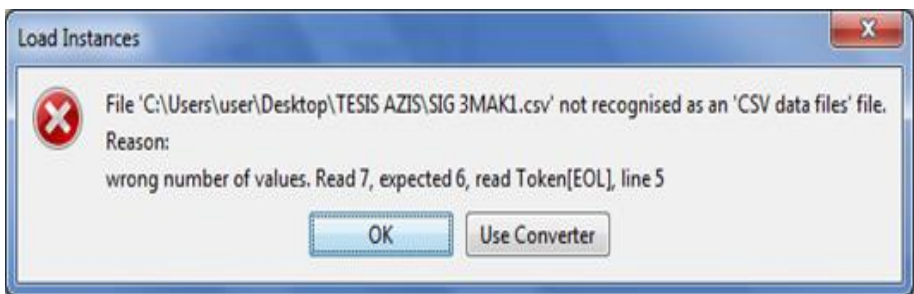
B. PENGUJIAN DENGAN WEKA

Setelah data yang akan diujikan sudah ada selanjutnya adalah data diimport kedalam weka, jika berhasil maka akan tampil sebagai berikut:



Gambar 4.2 Tampilan data yang berhasil diimport dalam weka

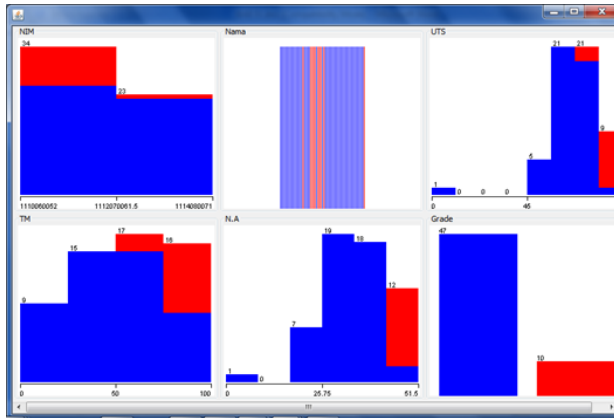
Tapi apabila gagal diimport maka akan muncul pesan sebagai berikut:



Gambar 4.3 Tampilan pesan jika data tidak berhasil diimport

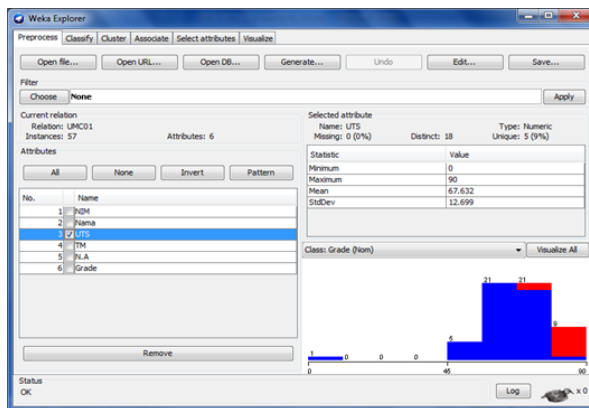
Pada pesan diatas diinformasikan bahwa data tidak berhasil import karena ada kesalahan seperti pada baris ke 7.

Selanjut setelah data berhasil diimport maka akan dapat dilihat data yang diimport tersebut dalam bentuk visualize All seperti terlihat pada gambar dibawah ini:



Gambar 4.4 Tampilan Vizualize All dari data yang diimport

Selain dapat ditampilkan dalam bentuk visualize all dapat pula diketahui standar deviasi, nilai max, nilai min dan mean seperti terlihat pada gambar dibawah ini.



Gambar 4.5 Tampilan nilai stddev, max, min dan mean

Setelah dilakukan pengimporan data serta menampilkan data dalam bentuk visualize maka data yang telah diimport akan dilakukan pengujian dengan menggunakan algoritma-algoritma yang terdapat dalam weka dan yang dapat bersinergi dengan data tersebut.

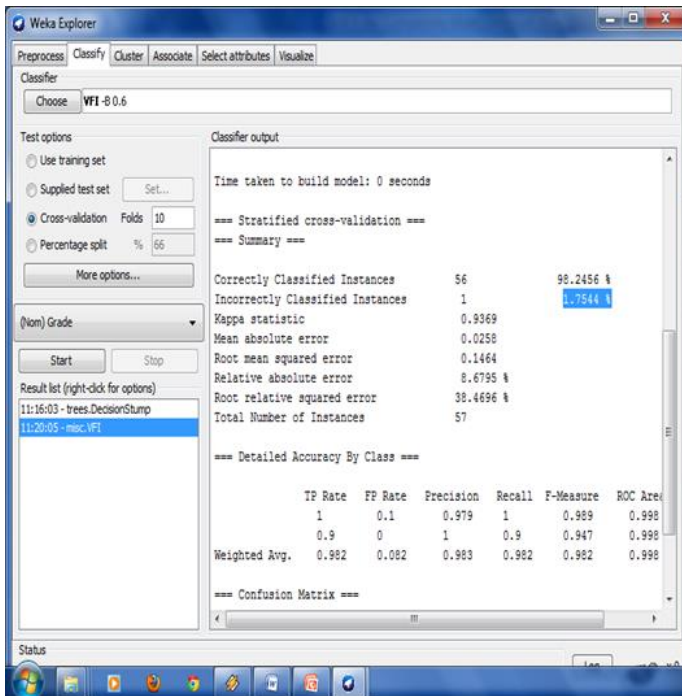
C. METODE YANG DIGUNAKAN

Setelah melihat nilai *Correctly Classified Instances* yang rata-rata diatas 98% serta nilai *Incorrectly Classified Instances* dibawah 2% serta waktu *Time taken to build model* yang berkisaran antar 0,00 sampai dengan 0,10 maka metode

yang digunakan adalah VFI, Decision Strump, NBTTree. Terpilihnya tiga metode tersebut tidak lepas dari pengujian sebelumnya menentukan pilihan.

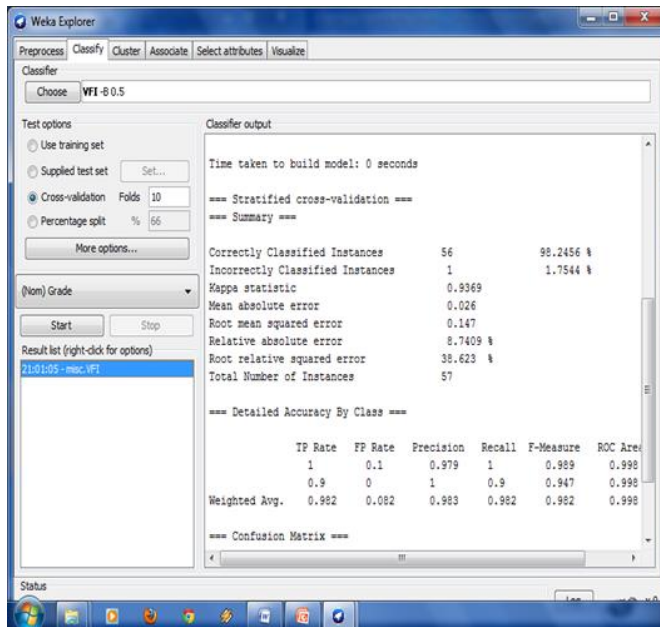
1. Metode VFI

Untuk diketahui bahwa dengan metode VFI waktu yang diperlukan untuk proses atau dikenal dengan *Time taken to build model* sebesar 0 seconds dari 57 data yang diuji, untuk nilai *Correctly Classified Instances* sebanyak 56 data dengan presentase sebesar 98.2456 % serta nilai *Incorrectly Classified Instances* sebanyak 1 data dengan presentase 1.7544 % jadi dengan metode ini dapat disimpulkan bahwa dari 57 data terdapat 56 data yang layak dengan 1 data yang error. Adapun rincian data tersebut 47 data dengan nilai E dan 9 data nilai D dan 1 error. Untuk lebih jelas dapat dilihat pada tampilan dibawah ini:



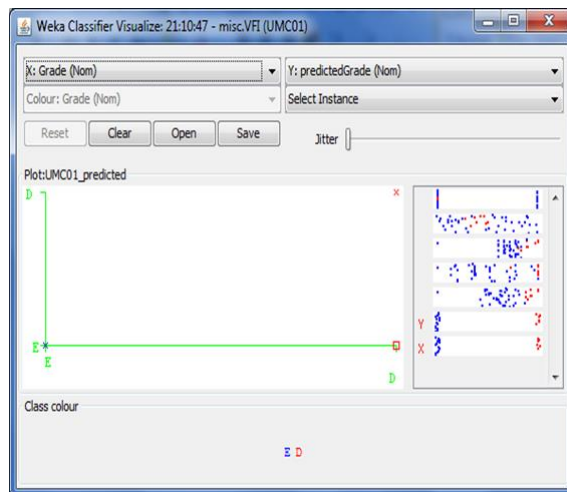
Gambar 4.6 Tampilan data dengan pengujian VFI Bias 0.6

Metode diatas pengujian dengan metode VFI dengan bias 0.6 selanjutnya masih pengujian dengan metode VFI tetapi biasanya diubah menjadi 0.5 agar diketahui jika ada perbedaan hasil antar bias 0.6 dengan 0.5 adapun tampilan pengujian dengan metode VFI bias 0.5 dapat dilihat pada gambar 4.7.



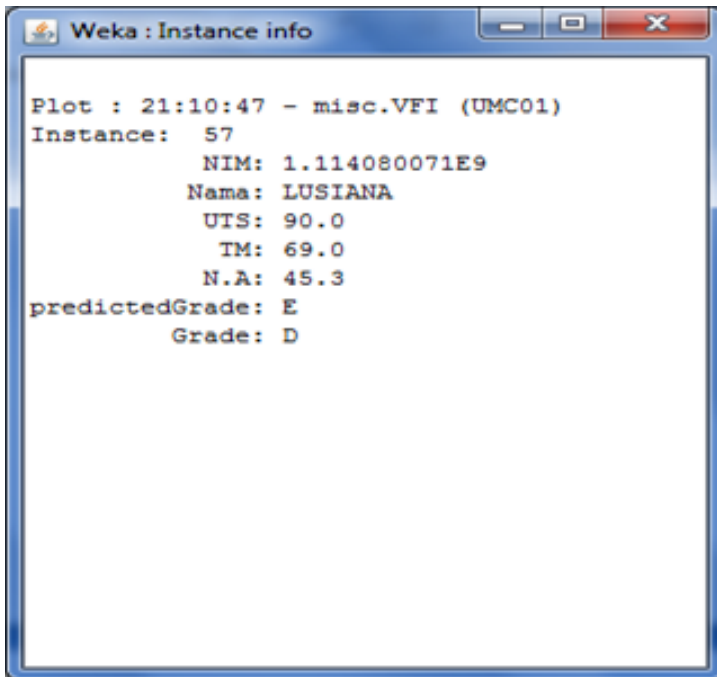
Gambar 4.7 Tampilan data dengan pengujian VFI Bias 0.5

Gambar diatas adalah tampilan dari data yang di uji dengan metode VFI dengan bias 0.5 ternyata hasilnya sama baik nilai *Correctly Classified Instances* serta *Incorrectly Classified Instances* tidak mengalami perubahan. Sedangkan *visualize classifier errors* dapat di lihat pada gambar 4.8.



Gambar 4.8 Tampilan *visualize classifier errors*

Pada tampilan *visualize classifier errors* terdapat data yang tidak sesuai yaitu yang bertanda kotak berwarna merah adapun data tersebut akan dapat diketahui letak kesalahannya pada weka: *Instance info* untuk melihat tampilan *instance info* dapat dilihat pada gambar 4.9.

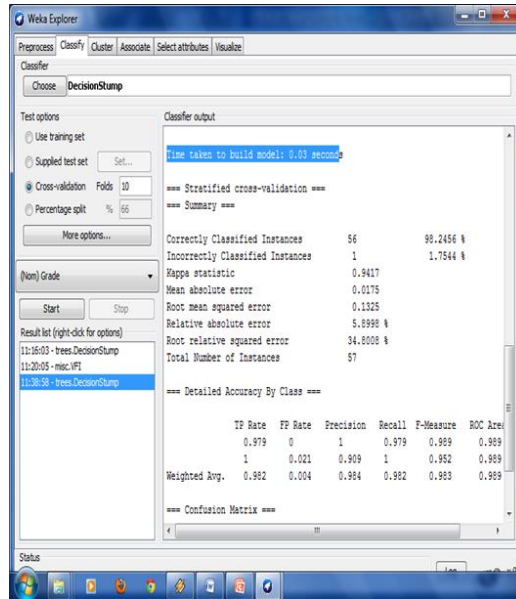


Gambar 4.9 Tampilan *Instance Info*

Pada tampilan *Instance info* diatas terlihat data yang error 1 buah dengan identitas siswa nama Lusiana yang seharusnya dapat D tapi dalam prediksi atau disistem tertulis E.

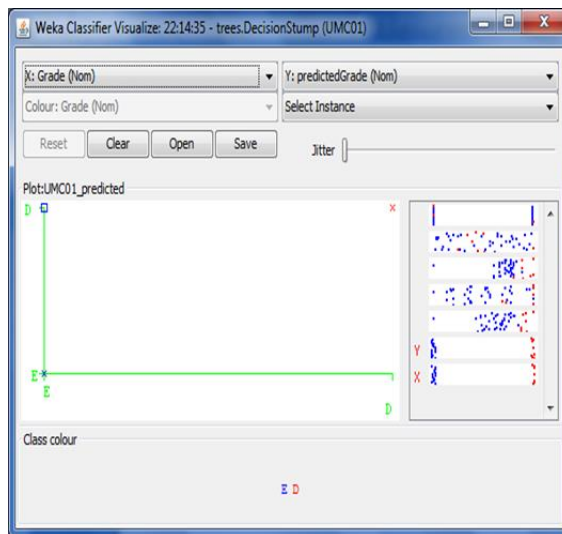
2. Metode *Decision Strump*

Sedangkan dengan metode *Decision Strump* waktu yang diperlukan untuk proses atau dikenal dengan *Time taken to build* model sebesar 0,03 seconds dari 57 data yang diuji, untuk nilai *Correctly Classified Instances* sebanyak 56 data dengan *presentase* sebesar 98.2456 % serta nilai *Incorrectly Classified Instances* sebanyak 1 data dengan presentase 1.7544 % jadi dengan metode ini dapat disimpulkan bahwa dari 57 data terdapat 56 data yang layak dengan 1 data yang error. Adapun rincian data tersebut 46 data dengan nilai E dan 10 data nilai D dan 1 error. Untuk lebih jelas dapat dilihat pada tampilan dibawah ini:



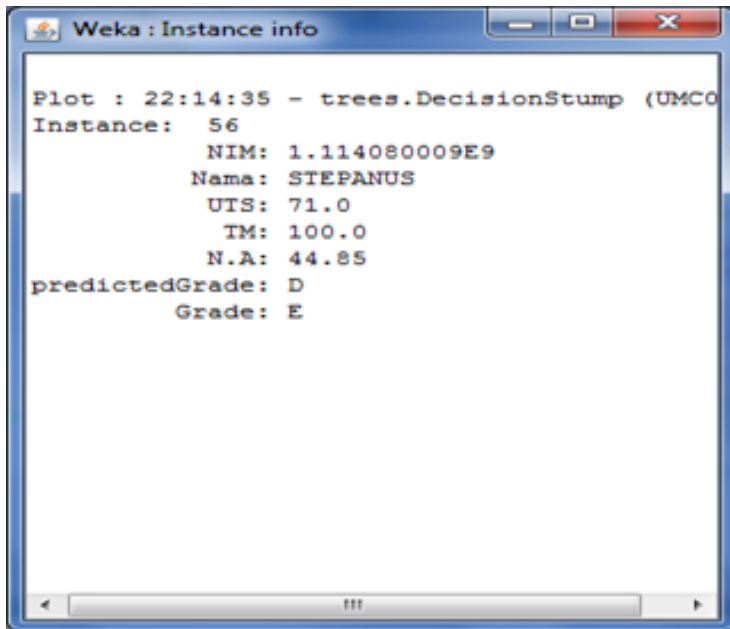
Gambar 4.10 Tampilan data dengan metode pengujian Decision Strump

Untuk metode *Decision Strump* tidak menggunakan bias karena tidak tersedia pada metode ini. Sedangkan *visualize classifier errors* dapat di lihat pada gambar 4.11.



Gambar 4.11 Tampilan *visualize classifier errors* dengan metode Decision Strump

Pada tampilan *visualize classifier errors* terdapat data yang tidak sesuai yaitu yang bertanda kotak berwarna biru adapun data tersebut akan dapat diketahui letak kesalahannya pada weka: Instance info untuk melihat tampilan instance info dapat dilihat pada gambar 4.12.

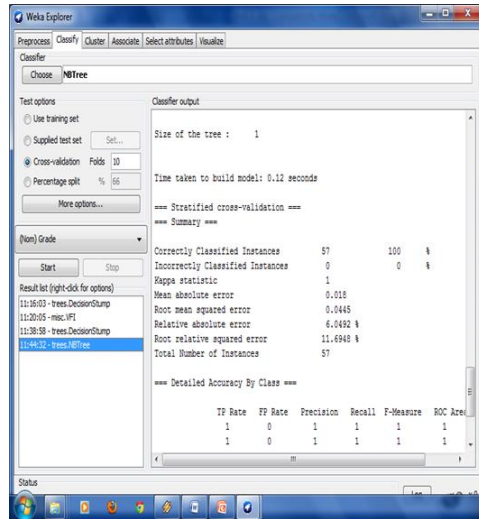


Gambar 4.12 Tampilan instance Info dengan metode *Decision Strump*

Pada tampilan *Instance info* dengan metode *Decision Strump* diatas terlihat data yang error 1 buah dengan identitas siswa nama Stepanus yang seharusnya dapat E tapi dalam prediksi atau disistem tertulis D.

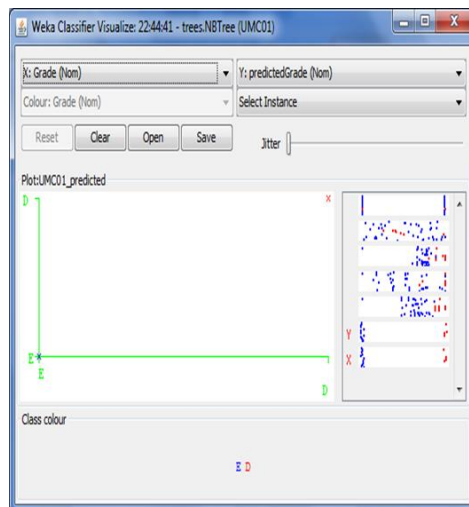
3. Metode NBTree

Sedangkan dengan metode NBTree waktu yang diperlukan untuk proses atau dikenal dengan *Time taken to build* model sebesar 0,12 seconds dari 57 data yang diuji, untuk nilai *Correctly Classified Instances* sebanyak 57 data dengan presentase sebesar 100 % serta nilai *Incorrectly Classified Instances* sebanyak 0 data dengan presentase 0 % jadi dengan metode ini dapat disimpulkan bahwa dari 57 data terdapat 57 data yang layak dengan 0 data yang error. Adapun rincian data tersebut 47 data dengan nilai E dan 10 data nilai D dan 0 error. Untuk lebih jelas dapat dilihat pada tampilan dibawah ini:



Gambar 4.13 Tampilan data dengan metode pengujian NBTree

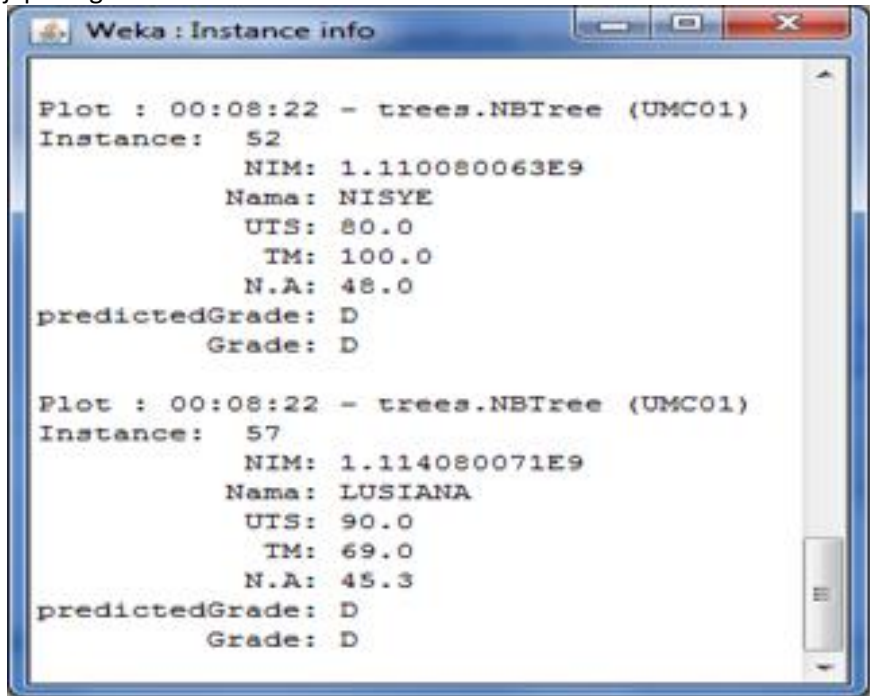
Untuk metode NBTree sama dengan metode *Decision Strump* tidak menggunakan bias karena tidak tersedia pada metode ini. Sedangkan *visualize classifier errors* dapat di lihat pada gambar 4.14



Gambar 4.14 Tampilan *visualize classifier errors*

Pada tampilan *visualize errors* dengan metode NBTree tidak ditemukan data yang dianggap erorrs. Maka dapat disimpulkan bahwa dengan metode NBTree data semua dapat masuk kepengujian dan tidak ditemukan data

yang *errors* atau tidak sesuai seperti terlihat pada tampilan *instance* Info yang tersaji pada gambar 4.15



Gambar 4.15 Tampilan *instance* Info dengan metode NBTree

D. TABEL PERBANDINGAN

Berdasarkan pengujian yang dilakukan dengan menggunakan tiga metode yang terdapat dalam weka maka dapat dibuat tabel perbandingan. Adapun tabel perbandingan dapat dilihat pada tabel 4.1.

Tabel 4.1 Perbandingan Pengujian

Metode	Time Taken	Correctly Classified	Incorrectly Classified	Relative Absolute	Root Realtive
VFI	0,01	98,2456%	1,7544%	8,6795%	38,4696%
Decision Strump	0,03	98,2456%	1,7544%	5,8998%	34,8008%
NBTree	0,17	100%	0%	6.0492 %	11.6948 %

Dari tabel pengujian diatas dapat diketahui perbandingan dari pengujian dengan metode VFI, *Decision Strump* maupun NBTree. Berdasarkan tabel diatas didapatkan hasil pengujian yang relatif sama baik nilai *Correctly*

Classified Instances maupun nilai *Incorrectly Classified Instances*. Tapi berbeda dengan pengujian menggunakan NBTree didapatkan hasil yang lebih baik dari dua metode yang lain baik dari nilai *Correctly Classified Instances* maupun nilai *Incorrectly Classified Instances* walaupun *Time taken to build model* lebih lama dibandingkan dengan metode yang lain.

Disamping itu pula pada tabel 4.2 akan dapat diketahui perbandingan dari data yang di uji dari letak kesalahan atau error data. Karena dari tiga metode yang digunakan dalam menguji 57 Mahasiswa terdapat hasil yang berbeda jadi hasil uji tersebut dapat disajikan pada tabel dibawah ini:

Tabel 4.2 Perbandingan Hasil Uji

Metode	Jumlah Data	Terdeteksi Nilai D	Terdeteksi Nilai E	Error
VFI	57	9	47	1
Decision Strump	57	10	46	1
NBTree	57	10	47	0

Berdasarkan tabel diatas dapat dilihat hasil pengujian dari masing-masing metode namun setelah di cocokkan dengan data aslinya hasil yang sesuai adalah dengan metode NBTree. Jadi dengan melihat serangkaian hasil uji coba yang telah di lakukan maka dapat ditarik kesimpulan bahwa dengan metode NBTree pengujian terhadap data prediksi kelulusan mahasiswa mendapatkan hasil yang sempurna dan bisa dijadikan alat pengujian terhadap data-data yang lain.



MONOGRAF PERBANDINGAN DAN PREDIKSI KELULUSAN MAHASISWA DENGAN WEKA BAB 5: SARANPANDANG

Nur Azis

Universitas krishnadwipayana

BAB 5

SARANPANDANG

A. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian yang dilakukan oleh Nur Azis dalam tesisnya yang berjudul Perbandingan Dan Prediksi Kelulusan Mahasiswa Dengan Weka pada Universitas Bunda Mulia menunjukkan bahwa banyak sekali terjadi kasus kelulusan mahasiswa dengan nilai kurang dikarenakan metode yang diberikan oleh dosen pengampu kurang sesuai serta ada pula ketidaklulusan dikarenakan oleh absensi, untuk ketidaklulusan karena absensi dilatar belakangi oleh kemalasan mahasiswa itu sendiri, tidak suka dengan pelajaran atau mungkin dosen pengampu.

Bertitik tolak dari latar belakang tersebut, maka permasalahan yang diangkat adalah bagaimana mendeteksi sedini mungkin kegagalan mahasiswa untuk tiap mata kuliah berdasarkan nilai ujian tengah semester dan tugas mandiri. Jadi berdasarkan pedoman tersebut diharapkan dosen dapat mengetahui berapa banyak mahasiswa yang diampu yang nantinya lulus dengan nilai yang relatif baik serta mampu memperbaiki jika ada yang dirasa tidak sesuai.

Untuk dapat memberikan solusi dari permasalahan yang diangkat diajukan pengujian statistik dengan menggunakan tiga metode yang terbaik yang terdapat dalam aplikasi weka, adapun ketiga metode tersebut adalah VFI, *Decision Strump*, NBTtree. Karena ketiga metode tersebut pada saat pengujian memberikan hasil yang terbaik.

Untuk membuktikan uji statistik tersebut diambillah sampel nilai mata kuliah *Entrepreneurship* kelas 7MAK1 sebanyak 57 mahasiswa. Dari pengujian yang dilakukan dengan tiga metode hanya satu metode yang memberikan hasil sesuai dengan data sebenarnya dengan tingkat margin error 0%.

Dari analisis terhadap data hasil penelitian tersebut dapat ditarik kesimpulan bahwa dengan metode NBTree pengujian terhadap data prediksi kelulusan mahasiswa mendapatkan hasil yang sempurna dan bisa dijadikan alat pengujian terhadap data-data yang lain.

B. SARAN-SARAN

Dengan mengacu kepada beberapa kesimpulan tersebut di atas, maka pada kesempatan ini disampaikan saran saran sebagai berikut:

- a. Mengingat kondisi proses belajar saat ini diharapkan agar kepala program studi memilih dosen sesuai keahlian bukan berdasarkan keinginan melainkan harus berdasar kebutuhan.
- b. Diharapkan agar metode yang digunakan dalam penulisan karya ilmiah ini dapat diimplementasikan kedalam ruang lingkup universitas bunda mulia.
- c. Diharapkan hasil penelitian ini dapat dijadikan acuan bagi dosen untuk dapat memacu minat belajar bagi mahasiswanya serta menjadikan tolak ukur bagi dosen pengampu untuk lebih kearah perbaikan dengan mendeteksi sedini mungkin tingkat kelulusan mahasiswa dalam periode tengah semester.

DAFTAR PUSTAKA

- A. M. Khattak, A. M. Khan, Sungyoung Lee, And Young-Koo Lee (Vol. 3, No. 1, March, 2010), Analyzing Association Rule *Mining* And Clustering On Sales Day Data With Xlminer And Weka.
- Dr. Arvinder Kaur And Shivangi Goyal (Vol. 29, April, 2011) A Bee Colony Optimization Algorithm For Fault Coverage Based Regression Test Suite Prioritization.
- Nada M. A. Al Salami (Volume 4, Number 3, August 2009, P823 – 826) Ant Colony Optimization Algorithm.
- Amit Ganatra, Y P Kosta, Gaurang Panchal And Chintan Gajjar (Vol 3, No 1, Feb 2011) Initial Classification Through Back Propagation In A Neural Network Following Optimization Through Ga To Evaluate The Fitness Of An Algorithm.
- Y.Bhavani And P.Niranjan Reddy (Vol.2, No.3, July 2010) An Efficient Ip Traceback Through Packet Marking Algorithm.
- Moez Ben Haj Hmida And Yahya Slimani (Vol.2, No.5, September 2010) Meta-Learning In Grid-Based Data *Mining* Systems.
- Eibe Frank, Mark Hall, Len Trigg, Geoffrey Holmes And Ian H. Witten (Vol. 20 No. 15 2004, Pages 2479–2481) Data *Mining* In Bioinformatics Usingweka.
- Hadi Sutopo (Vol.3, No.1, February 2011) Selection Sorting Algorithm Visualization Using Flash
- Bendi Venkata Ramana, Prof. M.Surendra Prasad Babu, And Prof. N. B. Venkateswarlu (Vol.3, No.2, May 2011) A Critical Study Of Selected Classification Algorithms For Liver Disease Diagnosis
- Ali Masduqi And Erna Apriliani (Vol. 19, No. 3, August 2008) Estimation Of Surabaya River Water Quality Using Kalman Filter Algorithm
- Remco R. Bouckaert, Eibe Frank, Mark A. Hall, Geoffrey Holmes, Bernhard Pfahringer, Peter Reutemann And Ian H.Witten (2010, P2533 – 2541) Weka—Experiences With A Java Open-Source Project
- Y. Ramamohan, K. Vasantharao, C. Kalyana Chakravarti, And A.S.K.Ratnam (Volume-2, Issue-3, July 2012) A Study Of Data *Mining* Tools In Knowledge Discovery Process
- Yugal Kumar And G. Sahoo (2012, P359 – 369) Analysis Of Bayes, Neural Network And Tree Classifier Of Classification Technique In Data *Mining* Using Weka

- Anil Rajput, Ramesh Prasad Aharwal, Meghna Dubey, S.P. Saxena And Manmohan Raghuvanshi (2011, P201 – 207) J48 And Jrip Rules For E-Governance Data
- Narendra Sharma, Aman Bajpai, And Mr. Ratnesh Litoriya Dari Department Of Computer Science, Jaypee University Of Engg. & Technology Melakukan Penelitian Dalam Jurnal (Issn 2250-2459, Volume 2, Issue 5, May 2012) Comparison The Various Clustering Algorithms Of Weka Tools
- Aguilera Collar, R. González-Cebrián Toba, And C. Cortés Velasco Melakukan Penelitian Dalam Jurnal (2009, P53-56) Predicforex. A Tool For A Reliable Market. Playing With Currencies
- Matthew Turk And Alex Pentland Dari Vision And Modeling Group, Eigenfaces For Recognition
- Qinghua Wang, Tingting Zhang, And Ilanko Balasingham (Vol. 6, No. 2, February 2011, P172-180) Characterizing The Traffic Load Distribution In Dense Wireless Sensor Networks.
- Kun-Mean Hou, Hao Ding, Hai-Ying Zhou, Hong Sun, Jacques Lecoq And Gerard Bohner (Vol. 6, No. 2, February 2011, P181-189) Toward A Low Cost And Single Chip Holter: Soc-Holter
- Zhengbing Hu, Huaqing Lin, And Yonghong Zhou (Vol. 6, No. 2, February 2011, P190-197) A Fuzzy Reputation Management System With Punishment Mechanism For P2p Network
- Miao Yu, Jianzhong Chen, Lei Shen And Shiju Li (Vol. 6, No. 2, February 2011, P198 - 205) Blind Separation Of Ds-Cdma Signals With Ica Method
- Nan Zhang And Jian-Hua Zhang Li (Vol. 6, No. 2, February 2011, P206 - 213) A Self-Adapted Anycast Routing Algorithm Based On Mobile Agent In Wireless Sensor Network
- Deguang Wang And Zhigang Zhou (Journal Of Networks, Vol. 6, No. 2, February 2011, P214-221) Application Of A Collaborative Filtering Recommendation Algorithm Based On Cloud Model In Intrusion Detection
- Anbao Wang And Zhenwen Liu (Journal Of Networks, Vol. 6, No. 2, February 2011, P222-229) Analysis And Utilizing Of The Error Models In Teaching Wireless Network
- Ye Xu And Zhuo Wang (Journal Of Networks, Vol. 6, No. 2, February 2011, P230-237) On Cross-Correlation Evaluation Model Of Internet Macroscopic Topology By Genetic Algorithm
- Zhian Yang, Fei Long And Fuchun Sun (Journal Of Networks, Vol. 6, No. 2, February 2011, P238-246) A Novel Routing Algorithm Based On Multi-Objective Optimization For Satellite Networks
- Shahab Kamali And Jaroslav Opatrny, A Position Based Ant Colony Routing Algorithm For Mobile Ad-Hoc Networks

J. R. Quinlan, Improved Use Of Continuous Attributes In C4.5
Wahyudin, Metode Iterative Dichotomizer 3 (Id3) Untuk Penyeleksian
Penerimaan Mahasiswa Baru.
Mark Hall, Eibe Frank, Geoffrey Holmes, Bernhard Pfahringer Peter Reutemann
And Ian H. Witten, The Weka Data *Mining* Software: An Update.
Kantradzic M. 2002. Data *Mining*, Concepts, Models, Methods, And Algorithms.
Ieee Press, A John Wiley & Sons, Inc, Publication.
lin Ernawati , Prediksi Status Keaktifan Studi Mahasiswa Dengan Algoritma C5.0
Dan K-Nearest Neighbor
Tan S, Kumar P, Steinbach M. 2005. Introduction To Data *Mining*. Addison
Wesley.
Thomas E. 2004. Data *Mining*: Definition And Decision Tree Examples, E-Book.

GLOSARIUM

A

Association analysis: penemuan *association rules* yang menunjukkan nilai kondisi suatu attribute yang terjadi bersama-sama secara terus-menerus dalam memberikan set data.

B

C

D

Data *mining*: proses yang menggunakan statistik, matematika, kecerdasan buatan, dan *machine learning* untuk mengekstraksi dan mengidentifikasi informasi yang bermanfaat dan pengetahuan yang terkait dari berbagai database besar.

Data praproses: tahap seleksi data bertujuan untuk mendapatkan data yang bersih dan siap untuk digunakan dalam penelitian.

Data *warehouse*: koleksi data yang mempunyai sifat berorientasi subjek, terintegrasi, time-variant, dan bersifat tetap dari koleksi data dalam mendukung proses pengambilan keputusan management.

Data *warehouse*: pendekatan untuk menyimpan data dimana sumber-sumber data yang heterogen(yang biasanya tersebar pada beberapa database OLTP) dimigrasikan untuk penyimpanan data yang homogen dan terpisah.

Data *warehouse*: sebuah ruang penyimpanan informasi yang terkumpul dari beraneka macam sumber, disimpan dalam skema yang menyatu, dan biasanya terletak pada sebuah site.

Decision tree: sebuah diagram alir yang mirip dengan struktur pohon, di mana setiap internal node menotasikan atribut yang diuji, setiap cabangnya

merepresentasikan hasil dari atribut tes tersebut, dan leaf node merepresentasikan kelas-kelas tertentu atau distribusi dari kelas-kelas.

Dimension table: tabel yang berisikan kategori dengan ringkasan data detail yang dapat dilaporkan.

Drill-down: kemampuan untuk melihat detail dari suatu informasi.

E

Evaluasi model: tahapan yang juga dikerjakan dalam penelitian dengan tujuan untuk memperoleh informasi yang terdapat pada hasil klasifikasi terhadap algoritma yang digunakan.

F

Fact table: tabel yang umumnya mengandung angka dan data history dimana key yang dihasilkan sangat unik,

Feature selection: tahapan seleksi atribut, dimana atribut-atribut yang diperoleh dari tahap praproses selanjutnya diseleksi lagi menggunakan formula information gain yang menghasilkan nilai gain.

File arff: attribute-relation file format

File arff: sebuah file teks ascii yang berisi daftar instances dalam sekumpulan atribut.

Foreign key: kunci asing

G

Gui explorer: gui weka yang paling mudah digunakan dan menyediakan semua fitur weka dalam bentuk tombol dan tampilan visualisasi yang menarik dan lengkap.

Gui knowledge flow: gui baru dalam weka yang merupakan antar muka java-beans-based untuk melakukan setting dan menjalankan percobaan-percobaan machine learning.

Gui simple cli: gui yang memungkinkan user mengetikkan perintah-perintah melalui command line menurut standar penggunaan classifiers maupun filters.

Klasifier pohon keputusan = teknik klasifikasi yang sederhana yang banyak digunakan.

H

I

J

K

key: kunci

Klasifikasi: tugas pembelajaran sebuah fungsi target f yang memetakan setiap himpunan atribut x ke salah satu label kelas y yang telah didefinisikan sebelumnya.

Klasifikasi dan prediksi: dua bentuk analisis data yang bisa digunakan untuk mengekstrak model dari data yang berisi kelas-kelas atau untuk memprediksi trend data yang akan datang.

Klasifikasi dan regresi: dua jenis masalah prediksi, dimana klasifikasi digunakan untuk memprediksi nilai – nilai diskrit atau nominal, sedangkan regresi digunakan untuk memprediksi nilai – nilai yang kontinyu.

L

M

N

O

OLAP: On-line analytical processing

Olap: On-line analytical processing

Oltp: On-line transaction processing

On-line analytical processing: suatu pemrosesan database yang menggunakan tabel fakta dan dimensi untuk dapat menampilkan berbagai macam bentuk laporan, analisis, query dari data yang berukuran besar.

On-line transaction processing: suatu pemrosesan yang menyimpan data mengenai kegiatan operasional transaksi sehari-hari.

P

Pembersihan data: data cleaning

Pohon keputusan: decision tree

Primary key: kunci utama

Q

Roll-up: kebalikannya.

R

S

Snapshot: tampilan dari sebagian data tertentu sesuai keinginan pemakai dari keseluruhan data yang ada bersifat read-only.

Software olap: fasilitas rool-up dan drill-down.

T

U

V

W

weka: singkatan dari waikato environment for knowledge analysis, yang dibuat di universitas waikato, new zealand untuk penelitian, pendidikan dan berbagai aplikasi.

Weka knowlege explorer: sebuah graphical user interface (gui) yang mudah digunakan dalam weka.

X

Y

Z

INDEKS

A

Association analysis, 33, 137

D

data cleaning, 52, 139

Data *mining*, 7, 12, 16, 29, 30, 31, 32, 134, 137

Data praproses, 137

Data *warehouse*, 24, 25, 29, 30, 137

decision tree, 2, 12, 13, 23, 35, 36, 37, 39, 42, 47, 60, 61, 139

Decision tree, 36, 137

drill-down, 29, 140

Drill-down, 29, 137

E

Evaluasi model, 52, 138

F

Fact table, 138

fasilitas rool-up, 29, 140

Feature selection, 138

File arff, 138

Foreign key, 138

G

Gui explorer, 138

Gui knowledge flow, 138

Gui simple cli, 138

K

key, 25, 138, 139

Klasifier pohon keputusan, 36, 138

Klasifikasi, vi, vii, xi, 8, 18, 33, 34, 35, 60, 139

O

Olap, 139

OLAP, 25, 29, 139

oltp, 139

On-line analytical processing, 139

On-line transaction processing, 139

R

Roll-up, 139

S

Snapshot, 27, 140

Software olap, 140

W

weka, iv, xii, 3, 9, 12, 13, 18, 39, 52, 59, 122, 123, 126, 128, 130, 132, 135, 138, 140

Weka knowlege explorer, 140

PROFIL PENULIS

Nur Azis



Penulis lahir di Kota Sragen, Jawa Tengah, 03 Maret 1982. Saat ini bekerja sebagai Kaprodi Sistem Informasi, Universitas krisnadwipaya. Dan aktif juga sebagai dosen paruh waktu di Universitas Mercu Buana, Institute Bisnis Nusantara, STMIK Jayabaya, dan pernah mengajar di Perguruan Tinggi Di Jakarta seperti Universitas Esa Unggul, Universitas Bung Karno, UPI YAI, Universitas Islam Azzahra, Universitas Satya Negara Indonesia, STMIK Jayakarta, dll.

Adapun riwayat pendidikan formal penulis di mulai dari SDN Tegaldowo II Lulus Tahun 1995, SLTP Pembangunan Gemolong Lulus Tahun 1998, SMK Slamet Riyadi Gemolong Tahun 2001, STMIK Jayakarta dari 2006 – 2010 mengambil peminatan Teknik Informatika, Pasca Sarjana Universitas Bunda Mulia dari 2011 – 2013.

PERBANDINGAN DAN PREDIKSI

Kelulusan Mahasiswa Dengan Weka

Dalam mengolah data mahasiswa dalam memprediksi kelulusan haruslah menggunakan sebuah metode, metode tersebut merupakan metode data mining yang bisa memanfaatkan kumpulan data yang dihasilkan oleh sebuah sistem dalam sebuah organisasi maupun lembaga, sehingga menjadi informasi yang bernilai strategis. Dalam buku ini menyajikan sebuah teknik data mining yang dapat digunakan untuk membantu menemukan karakteristik mahasiswa yang lulus dengan perbandingan tiga mata kuliah pada sebuah fakultas di sebuah Perguruan Tinggi Swasta di Jakarta utara, sehingga untuk selanjutnya dapat digunakan untuk memprediksi kelulusan mahasiswa serta keberhasilan Metode dosen dalam memberikan Pengajaran di masa yang akan datang. Selain dari itu Penggunaan perangkat lunak weka sebagai alat bantu dalam proses klasifikasi memberikan hasil bahwa dalam memberikan gambaran tentang studi mahasiswa dengan metode yang mudah dipelajari serta memberikan kesan bahwa prediksi dengan metode data mining sangat mudah untuk dipahami.

Berdasarkan hal tersebut maka, buku ini menyajikan segala yang dibutuhkan oleh para pengelola pendidikan dalam mengolah data mahasiswa dalam memprediksi kelulusan sehingga menciptakan system pengelolaan kelulusan yang baik efektif dan efisien. Oleh sebab itu buku ini hadir dihadapan sidang pembaca sebagai bagian dari upaya diskusi sekaligus dalam rangka melengkapi khazanah keilmuan dibidang pengelolaan lembaga pendidikan, sehingga buku ini sangat cocok untuk dijadikan bahan acuan bagi kalangan intelektual dilngkungan perguruan tinggi ataupun praktisi yang berkecimpung langsung dibidang pengelolaan lembaga pendidikan.