

**PENGEMBANGAN SISTEM PREDIKSI
KEMAJUAN BELAJAR MAHASISWA BERBASIS
JARINGAN SARAF TIRUAN: KASUS UNIVERSITAS TERBUKA**

UNGGUL UTAN SUFANDI

UNIVERSITAS TERBUKA



**SEKOLAH PASCASARJANA
INSTITUT PERTANIAN BOGOR
BOGOR
2007**

PERNYATAAN MENGENAI TESIS DAN SUMBER INFORMASI

Dengan ini saya menyatakan bahwa Tesis Pengembangan Sistem Prediksi Kemajuan Belajar Mahasiswa Berbasis Jaringan Saraf Tiruan: Kasus Universitas Terbuka, adalah karya saya sendiri dan belum diajukan dalam bentuk apapun kepada Perguruan Tinggi mana pun. Sumber informasi yang berasal atau dikutip dari karya yang diterbitkan maupun tidak diterbitkan dari penulis lain telah disebutkan dalam teks dan dicantumkan dalam Daftar Pustaka di bagian akhir tesis ini.

Bogor, Januari 2007

Unggul Utan Sufandi
NRP. G651044034

UNIVERSITAS TERBUKA

ABSTRAK

UNGGUL UTAN SUFANDI. Pengembangan Sistem Prediksi Kemajuan Belajar Mahasiswa Berbasis Jaringan Saraf Tiruan: Kasus Universitas Terbuka. Dibimbing oleh Kudang Boro Seminar dan Heru Sukoco.

Data akademik, demografi dan data latar belakang sosial dikumpulkan pada saat mahasiswa memasuki jenjang perguruan tinggi. Meskipun demikian perguruan tinggi masih berjuang atas rendahnya tingkat kelulusan. Penelitian ini memperkenalkan penggunaan Jaringan Saraf Tiruan (JST) Multi Layer Perceptron untuk prediksi kemajuan belajar mahasiswa dengan menggunakan beberapa parameter yaitu parameter individu, lingkungan dan akademik pada Universitas Terbuka. Kami juga menggunakan analisa sensitivitas untuk mengukur pengaruh tiap input terhadap output JST. Hasil penelitian dan simulasi mengindikasikan bahwa analisa sensitivitas merupakan metode yang potensial untuk mereduksi kompleksitas JST dan meningkatkan tingkat generalisasi. Prototipe yang dihasilkan dalam penelitian ini mempunyai tingkat generalisasi 96.63%.

Kata Kunci : Kemajuan Belajar, JST Multi Layer Perceptron, Penghentian Dini, Analisa Sensitivitas, Data Mining, Data Terkategori.

UNIVERSITAS TERBUKA

ABSTRACT

UNGGUL UTAN SUFANDI. A development of study progress prediction system with ANN Multilayer Perceptron: Case Universitas Terbuka. Under the direction of Kudang Boro Seminar and Heru Sukoco.

Many academic, demographic, and social variables are gathered for every student who steps on campus. Despite these information, colleges still struggle with graduation rates. This research introduces the use of ANN Multilayer perceptron for classifying progress of study from several academic, demographic, and social variables at The Open University of Indonesia (Universitas Terbuka). We have proposed sensitivity analysis method which measures the influence of individual input parameter on any one of possible outcomes. Our experiments and simulation results indicate that the sensitivity analysis method is a potential tool to reduce the complexity of ANN Multilayer perceptron and to increase the generalization. The results achieved that the generalization of the prototype with a percentage correct of 96.63%.

Keywords : Continuity of Study, ANN Multilayer Perceptron, Early Stopping, Sensitivity Analysis, Data Mining, Categorical Data.

UNIVERSITAS TERBUKA

© Hak cipta milik Institut Pertanian Bogor, tahun 2007

Hak cipta dilindungi

*Dilarang mengutip dan memperbanyak tanpa izin tertulis dari
Institut Pertanian Bogor, sebagian atau seluruhnya dalam
bentuk apa pun, baik cetak, fotokopi, microfilm, dan sebagainya*

UNIVERSITAS TERBUKA

**PENGEMBANGAN SISTEM PREDIKSI
KEMAJUAN BELAJAR MAHASISWA BERBASIS
JARINGAN SARAF TIRUAN: KASUS UNIVERSITAS TERBUKA**

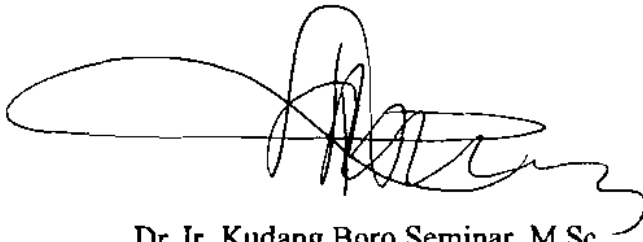
UNGGUL UTAN SUFANDI

Tesis
Sebagai salah satu syarat untuk memperoleh gelar
Magister Sains pada
Program Studi Ilmu Komputer

**SEKOLAH PASCASARJANA
INSTITUT PERTANIAN BOGOR
BOGOR
2007**

Judul Tesis : Pengembangan Sistem Prediksi Kemajuan Belajar Mahasiswa Berbasis Jaringan Sarat Tiruan: Kasus Universitas Terbuka
Nama : Unggul Utan Sufandi
NRP : G651044034

Disetujui,
Komisi Pembimbing



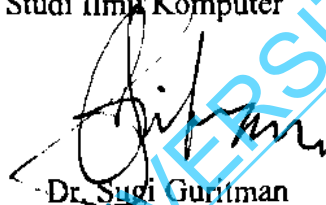
Dr. Ir. Kudang Boro Seminar, M.Sc
Ketua



Heru Sukoco, S.Sj, M.T.
Anggota

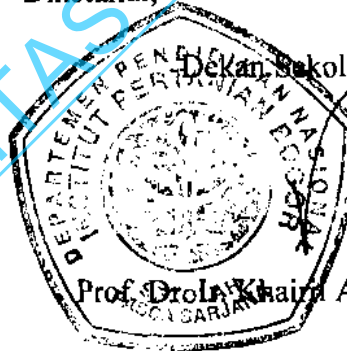
Diketahui,

Ketua Program
Studi Ilmu Komputer



Dr. Sugi Guritman

Dekan Sekolah Pascasarjana IPB



Prof. Dr. La Khairi Anwar Notodiputro, MS

Tanggal ujian : 13 Januari 2007

Tanggal lulus : 19 JAN 2007

PRAKATA

Syukur alhamdulillah penulis panjatkan kehadiran Allah S.W.T, karena atas segala karunia-Nya penulisan tesis dengan judul Pengembangan Sistem Prediksi Kemajuan Belajar Mahasiswa Berbasis Jaringan Sarat Tiruan: Kasus Universitas Terbuka dapat diselesaikan tepat pada waktunya.

Tesis ini disusun sebagai salah satu syarat untuk memperoleh gelar Magister Sains pada Program Studi Ilmu Komputer, Sekolah Pascasarjana Institut Pertanian Bogor.

Pada kesempatan ini penulis menyampaikan penghargaan dan ucapan terima kasih kepada :

1. Bapak Dr. Ir. Kudang Boro Seminar, M.Sc. selaku ketua komisi pembimbing dan Heru Sukoco, S.Si, M.T. selaku anggota komisi pembimbing yang telah meluangkan waktu, tenaga dan pikiran sehingga tesis ini dapat diselesaikan.
2. Bapak Panji Wasmana, S.Kom, M.Si selaku dosen penguji yang telah memberikan arahan dan masukan untuk perbaikan tesis ini.
3. Bapak Dr. Sugi Guritman selaku Ketua Program Studi Ilmu Komputer atas kerjasamanya selama studi dan penelitian.
4. Bapak Ir. Agus Buono, M.Si, M.Kom. dan Ibu Yeni Herdiyeni, M.Kom yang telah memberikan wawasan dan materi yang melandasi penelitian tesis ini.
5. Staff Pengajar Program Studi Ilmu Komputer yang telah memberi bekal pengetahuan.
6. Staff Departemen Ilmu Komputer atas kerjasamanya selama studi dan penelitian.
7. Rekan mahasiswa Program Studi Ilmu Komputer, Ai, Eceu, Paminta, Iwi, Ade, Re, Inay, Bayu, Yani, Yuri, Aji, dan Sophan. Dan para senior BJ, Bung Mahyus, Eghee, Tri, Heri, Irfan, Wi, Yuni, Ardin, Gasim.
8. Istriku tercinta, anakku Dea dan Daniswara juga untuk seluruh atas doa restunya.

Penulis menyadari masih banyak kekurangan dalam penyajian tesis ini, Meskipun demikian penulis berharap semoga tesis ini bermanfaat bagi bidang ilmu komputer dan dunia pendidikan.

Bogor, Januari 2007

Unggul Utan Sufandi

RIWAYAT HIDUP

Penulis dilahirkan di Sidayu, Gombong pada tanggal 11 September 1971 dari ayah M. Moechtar R. dan ibu Nurchayati. Penulis merupakan putra ke-dua dari empat bersaudara.

Pada tahun 1990 penulis lulus dari SMA Negeri 1 Bekasi, dan pada tahun 1995 berhasil menyelesaikan pendidikan D3 Jurusan Manajemen Informatika pada Akademi Manajemen Informatika dan Komputer (AMIK) Veteran Purwokerto.

Penulis diterima sebagai staf teknis pada Pusat Komputer Universitas Terbuka pada tahun 1999 sampai dengan sekarang. Pada tahun 2003 berhasil menyelesaikan pendidikan S1 Jurusan Sistem Informasi pada Universitas Pembangunan Nasional Veteran Jakarta.

UNIVERSITAS TERBUKA

DAFTAR ISI

	Halaman
DAFTAR TABEL	iii
DAFTAR GAMBAR	iv
PENDAHULUAN	
Latar Belakang	1
Tujuan Penelitian	3
Ruang Lingkup	3
Manfaat Penelitian	4
TINJAUAN PUSTAKA	
Objek Kajian	5
Pendidikan Jarak Jauh	5
Pendidikan Terbuka	6
Kemajuan Belajar	7
Alat dan Teknik	8
Penyiapan Data untuk Klasifikasi dan Prediksi	8
Jaringan Saraf Tiruan	10
Multi Layer Perceptron	11
Propagasi Balik	11
Inisiasi Bobot Awal Secara Random	13
Akurasi Dan Generalisasi	13
Analisa Sensitivitas	14
Review Riset Yang Relevan	15
METODOLOGI PENELITIAN	
Kerangka Pemikiran	17
Alat Bantu Riset	21
Waktu dan Tempat Penelitian	22
PERANCANGAN DAN IMPLEMENTASI SISTEM	
Analisa dan Disain Masukkan	23
Kerangka Model	24
Praproses	25
Pembentukan Model	26
Pembelajaran Model	26

Pengujian, Prediksi dan Generalisasi	29
Analisa Sensitivitas	31
Data Teknis	31
User Interface	32
HASIL DAN PEMBAHASAN	
Praproses	34
Pengembangan Model	38
Pengembangan Prototipe	56
Algoritma Pengembangan Model	64
Manfaat Bagi Manajemen	65
SIMPULAN DAN SARAN	
Simpulan	67
Saran	68
DAFTAR PUSTAKA	69

UNIVERSITAS TERBUKA

DAFTAR TABEL

		Halaman
1	Keluaran Sistem	18
2	Perkembangan Mahasiswa	23
3	Masukkan Sistem	24
4	Kelompok Data Pertama	31
5	Kelompok Data Kedua	31
6	Struktur JST yang digunakan pada percobaan	32
7	Hasil pembelajaran dan pengujian iterasi ke-1	39
8	Hasil analisa sensitivitas iterasi ke-1	39
9	Hasil pembelajaran dan pengujian iterasi ke-2	42
10	Hasil analisa sensitivitas iterasi ke-2	43
11	Hasil pembelajaran dan pengujian iterasi ke-3	43
12	Hasil analisa sensitivitas kelompok data pertama iterasi ke-3	47
13	Hasil analisa sensitivitas kelompok data kedua iterasi ke-3	47
14	Hasil pembelajaran dan pengujian iterasi ke-4	50
15	Hasil analisa sensitivitas kelompok data pertama iterasi ke-4	50
16	Hasil analisa sensitivitas kelompok data kedua iterasi ke-4	51
17	Hasil pembelajaran dan pengujian iterasi ke-5	52
18	Hasil analisa sensitivitas kelompok data pertama iterasi ke-5	53
19	Hasil analisa sensitivitas kelompok data kedua iterasi ke-5	54
20	Hasil pembelajaran dan pengujian iterasi ke-6	56
21	Hasil analisa sensitivitas kelompok data pertama iterasi ke-6	56
22	Sensitivitas variabel input per kategori	59
23	Data pengujian	61
24	Kriteria data pengujian	62
25	Kriteria data pengujian kedua	64
26	Sensitivitas variabel	66

DAFTAR GAMBAR

		Halaman
1	Arsitektur jaringan propagasi balik	12
2	Akurasi dan Generalisasi	14
3	Diagram alir penelitian pengembangan model sistem	17
4	Perancangan model sistem	25
5	User interface sistem pemodelan JST	33
6	Arsitektur JST pada iterasi ke-1 untuk KD pertama dan kedua	37
7	Proses pembelajaran JST iterasi ke-1	39
8	Arsitektur JST pada iterasi ke-2 untuk KD pertama dan kedua	41
9	Arsitektur JST pada iterasi ke-3 untuk KD pertama	44
10	Arsitektur JST pada iterasi ke-3 untuk KD kedua	45
11	Arsitektur JST pada iterasi ke-4 untuk KD pertama	48
12	Arsitektur JST pada iterasi ke-4 untuk KD kedua	49
13	Arsitektur JST pada iterasi ke-5 untuk KD pertama dan kedua	52
14	Grafik sensitivitas masing-masing variabel pada tiap iterasi pada KD pertama	56
15	Grafik sensitivitas masing-masing variabel pada tiap iterasi pada KD kedua	56
16	Grafik generalisasi untuk KD pertama pada tiap iterasi	57
17	Grafik generalisasi untuk KD kedua pada tiap iterasi	57
18	Arsitektur JST pada prototipe sistem	60
19	User interface prototipe sistem	60
20	Hasil prediksi prototipe sistem	61
21	Generalisasi prototipe sistem terhadap data validasi	62
22	Generalisasi prototipe sistem terhadap data testing	63
23	Generalisasi prototipe sistem terhadap data pengujian kedua	64

I. PENDAHULUAN

A. LATAR BELAKANG

Universitas Terbuka (UT) merupakan perguruan tinggi penyelenggara pendidikan jarak jauh (PJJ). UT memiliki kemampuan untuk melayani mahasiswa dalam berbagai kondisi tanpa mengenal ruang dan waktu. UT sesuai namanya mengedepankan sifat terbuka dalam arti menerima calon mahasiswa tanpa membatasi tahun ijazah, usia, masa studi, kondisi sosial, kondisi ekonomi, status pekerjaan, maupun tempat tinggal. Pada Sistem Belajar Jarak Jauh (SBJJ) yang diterapkan oleh UT pembelajaran tidak dilaksanakan secara tatap muka. Beberapa aspek penting yang harus dimiliki oleh mahasiswa sistem belajar ini adalah keinginan dan kemampuan untuk belajar mandiri, serta motivasi untuk maju dan berkembang (UT 2005).

Hasil penelitian membuktikan bahwa dengan model pembelajaran jarak jauh prestasi belajar yang dicapai mahasiswa relatif rendah. Masalah ini timbul akibat ketidakmampuan mahasiswa beradaptasi dengan perubahan mandat, teknologi, dan budaya model pendidikan non-konvensional yaitu perubahan model belajar dari terpimpin menjadi independen, perubahan model komunikasi dari tatap muka menjadi jarak jauh, perubahan metode penyampaian dari lisan menjadi tertulis, dan perubahan lingkungan belajar dari *campus-based-study* dimana proses belajar dan mengajar lebih diutamakan pada lingkungan kampus menjadi *home-based-study* dimana proses belajar lebih dituntut lebih mandiri di lingkungan rumah (Kadarko 2000).

UT memiliki program non pendidikan dasar (Non-Pendas) dan program pendidikan dasar (Pendas). Program Non-Pendas adalah program pendidikan yang dapat diikuti oleh masyarakat umum. Sedangkan program Pendas merupakan program yang diselenggarakan secara khusus yaitu program pendidikan guru SD (PGSD).

UT tidak mengenal sistem *drop-out* (DO). Mahasiswa dapat mengambil cuti akademik selama 4 masa registrasi (MR) berturut-turut tanpa harus melapor

ke UT. Sebelum masa cuti akademiknya habis, mahasiswa harus segera melakukan registrasi agar status kemahasiswaannya tetap sebagai mahasiswa aktif. Jika tidak melakukan registrasi, mahasiswa dianggap mengundurkan diri dan statusnya menjadi mahasiswa UT non-aktif. Untuk kembali menjadi mahasiswa aktif, mahasiswa harus melakukan registrasi matakuliah dengan menggunakan nomor induk mahasiswa (NIM) yang pernah dimiliki (UT 2006).

UT memiliki sistem pengumpulan informasi yang rinci tentang mahasiswa, termasuk didalamnya data akademik mahasiswa dan data demografi mahasiswa (yang berkaitan dengan usia, jenis kelamin, penghasilan, alamat lengkap, pekerjaan, latar belakang pendidikan). Sistem informasi ini dikenal dengan student record system Non-Pendas (SRS Non-Pendas) dan student record system Pendas (SRS Pendas).

UT menerapkan sistem jaminan kualitas (Simintas) sebagai upaya untuk memperbaiki dan meningkatkan kualitas seluruh aspek pelayanan dan penyelenggaraan pendidikan. UT menggunakan informasi dari SRS Non-Pendas dan SRS Pendas sebagai masukan untuk semua aspek kebijakan dan perencanaan, pengembangan program dan mata kuliah, pelayanan pendukung, dan seluruh proses pembelajaran (UT 2002).

Dengan rendahnya prestasi belajar, diterapkannya Simintas dan tersedianya data pada SRS Non-Pendas dan SRS Pendas yang merupakan aset penting dan berdasarkan data statistik, dari total 4.013.804 mahasiswa, 1.458.401 mahasiswa atau kurang lebih 36% tidak meregistrasi ulang pada masa registrasi berikutnya (Statistik UT 2005) maka dibutuhkan prediksi kemajuan belajar mahasiswa guna melihat keberlanjutan belajar mahasiswa pada semester berikutnya.

Salah satu teknik yang dapat digunakan untuk prediksi adalah jaringan syaraf tiruan (JST). JST akan melakukan pembelajaran untuk membentuk suatu model referensi berdasarkan data pelatihan, kemudian JST yang telah melakukan pembelajaran tersebut dapat digunakan untuk pencocokan pola. (Kusumadewi 2004). Keunggulan dari JST adalah kemampuan klasifikasi

terhadap data yang belum diberikan pada saat pembelajaran sebelumnya (Han dan Kamber 2001).

Barker *et al* (2004) melakukan penelitian dimana dilakukan klasifikasi mahasiswa berdasarkan data sebelum mahasiswa melakukan kegiatan belajar. Penelitian ini menggunakan JST dan *support vector machine* (SVM) sebagai pengklasifikasinya. Hal ini memungkinkan manajemen / universitas untuk mengidentifikasi mahasiswa yang mungkin berada pada resiko kegagalan sebelum mereka masuk ke kelas.

Dengan pemodelan JST diharapkan dapat digunakan untuk memprediksi atau mengklasifikasi kemajuan belajar mahasiswa tersebut berdasarkan data yang dimiliki. Didalam penelitian ini dilakukan prediksi atau klasifikasi kemajuan belajar mahasiswa ke dalam 2 (dua) kelas yaitu

1. selesai(lulus)
2. tidak selesai(non aktif).

Setelah didapatkan model pengklasifikasi maka kemudian dilakukan analisa sensitivitas. Analisa sensitivitas bertujuan untuk melihat perubahan output model jika dilakukan perubahan terhadap input dari model. Selain itu analisa ini berguna untuk mengetahui variabel mana yang lebih berpengaruh / lebih sensitif untuk mencapai output akurat dari model yang dikembangkan (Larose 2005).

B. TUJUAN PENELITIAN

Penelitian ini bertujuan :

1. Merumuskan parameter dan variabel yang dapat digunakan dalam pengembangan model JST.
2. Merumuskan pengaruh / tingkat sensitif variabel terhadap output model JST melalui analisa sensitivitas.
3. Mengembangkan suatu prototipe sistem yang dapat digunakan untuk memprediksi atau mengklasifikasi kemajuan belajar mahasiswa dengan menggunakan Jaringan Saraf Tiruan Multi Layer Perceptron sebagai pengklasifikasinya.

C. RUANG LINGKUP PENELITIAN

1. Sistem dikembangkan sampai pada prototipe sistem.
2. Klasifikasi menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan Multilayer Perceptron Propagasi Balik dengan pembelajaran terawasi.
3. Pengembangan model JST dan prototipe sistem / *user interface* menggunakan perangkat lunak MATLAB versi 6.1 dan Sybase Power Builder versi 7.0
4. Sampel yang digunakan dalam penelitian ini dibatasi oleh beberapa hal berikut ini :
 - a. Mahasiswa dari Program Non-Pendas Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam (FMIPA) dan Fakultas Ilmu Sosial dan Ilmu Politik (FISIP)
 - b. Mahasiswa yang mengambil program studi berjenjang sarjana
 - c. Mahasiswa yang tidak mempunyai matakuliah yang dialih kreditkan.

D. MANFAAT PENELITIAN

Prototipe sistem ini diharapkan dapat dijadikan alternatif pendukung untuk manajemen pada penerapan sistem jaminan kualitas untuk melihat kemajuan belajar mahasiswa baik secara individu maupun secara menyeluruh.

II. TINJAUAN PUSTAKA

A. OBJEK KAJIAN

1. Pendidikan Jarak Jauh (PJJ)

Menurut Supratman, A dan Zuhairi, A. (2004) PJJ dapat dideskripsikan sebagai berikut ini :

- a. PJJ ditandai dengan jauhnya orang yang belajar, baik dengan pengajar maupun dengan pengelola pendidikan. Jauhnya jarak tersebut bersifat relatif karena tidak dapat ditentukan dengan kilometer atau mil. Walaupun jarak fisik antara pengajar atau pengelola pendidikan dengan siswa hanya beberapa kilometer, tapi keduanya tidak dapat berada dalam kelas secara bersama, maka proses pendidikan tersebut memenuhi salah satu ciri pokok PJJ.
- b. PJJ lebih banyak menggunakan dan mengandalkan pada penggunaan media, baik media cetak, media audiovisual atau media elektronik daripada menggunakan pengajaran tatap muka. Dalam media tersebut tertuang isi pendidikan yang telah didesain khusus untuk PJJ. Interaksi dilakukan pula melalui media antara mahasiswa dengan pengelola pendidikan.
- c. Siswa tidak selalu berada dalam bimbingan pengajar, tetapi lebih banyak belajar mandiri. Ini berarti bila ada suatu lembaga PJJ namun melaksanakan pertemuan tatap muka lebih banyak daripada belajar mandiri siswa, maka PJJ yang diselenggarakannya telah menyimpang dari ciri pokoknya.
- d. Siswa dapat belajar dimana saja, kapan saja, dan dapat memilih program studi menurut kebutuhannya sendiri.
- e. PJJ menawarkan program-program yang jenis dan tujuannya sama seperti pendidikan biasa pada umumnya, walaupun strategi penyelenggaraan proses instruksionalnya yang menggunakan media dan mengandalkan belajar mandiri siswa berbeda dengan strategi

pengajaran tatap muka pada pendidikan biasa. Oleh karena itu pengukuran terhadap kualitas lulusan PJJ tidak berbeda dengan pengukuran terhadap lulusan program pendidikan biasa.

- f. PJJ menjadi arena penyebaran keahlian dalam sistem instruksional secara luas, karena prinsip-prinsip belajar dan prinsip instruksional yang digunakan dalam bahan ajar jarak jauh sama dengan prinsip-prinsip pengajaran tatap muka. Penyebaran keahlian tersebut biasanya berlangsung melalui pelaksanaan pelatihan penulisan bahan ajar dan test yang diselenggarakan oleh lembaga PJJ bagi penulis-penulis mereka yang berasal dari lembaga pendidikan biasa. Disamping itu penyebaran keahlian tersebut berlangsung pula dengan cara penggunaan atau pemanfaatan bahan ajar produk lembaga PJJ oleh lembaga pendidikan biasa.
- g. Pengelolaan PJJ beroperasi seperti industri karena berbagai subsistem didalamnya memang merupakan kegiatan industri, seperti subsistem produksi dan reproduksi bahan ajar, subsistem distribusi bahan ajar dan bahan registrasi, serta subsistem jaringan komunikasi baik untuk kebutuhan administrasi maupun akademik.

2. Pendidikan Terbuka

Pendidikan terbuka dapat dilakukan, baik dengan sistem PJJ maupun dengan sistem pendidikan tatap muka. Menurut Supratman, A dan Zuhairi, A. (2004) kata “*terbuka*” mempunyai beberapa arti sebagai berikut :

- a. terbuka bagi siapa saja yang ingin mengikuti program pendidikan itu tanpa batas usia, pekerjaan, dan bahkan pada lembaga PJJ tertentu tanpa batas, jenis atau tingkat ijazah yang pernah dimiliki sebelumnya. Untuk UT, misalnya, penerimaan menjadi mahasiswa tidak dibatasi oleh jenis dan jurusan SLTA.
- b. terbuka bagi siswa untuk memilih mata pelajaran atau program yang sesuai dengan minat dan kebutuhannya.

- c. terbuka untuk masuk(registrasi) dan keluar dari proses pendidikan tersebut, tanpa terikat waktu. Untuk UT, misalnya mahasiswa boleh mengambil satu matakuliah saja lalu berhenti atau pada kesempatan lain ia boleh meregistrasi lagi dan mengambil program studi atau matakuliah lain.

3. Kemajuan Belajar

Dalam Bab Pendahuluan dijelaskan bahwa UT tidak mengenal sistem *drop-out* (DO). Mahasiswa dapat mengambil cuti akademik selama 4 masa regestrasi (MR) berturut-turut tanpa harus melapor ke UT. Sebelum masa cuti akademiknya habis, mahasiswa harus segera melakukan registrasi agar status kemahasiswaannya tetap sebagai mahasiswa aktif. Jika tidak melakukan registrasi, mahasiswa dianggap mengundurkan diri dan statusnya menjadi mahasiswa UT non-aktif. Istilah lain yang sering digunakan untuk maksud serupa adalah daya tahan, persistensi, resistensi, retensi, atrisi, *completion rate*, *course completion*. Seluruh istilah itu memberikan gambaran bahwa ada kelompok yang secara terus menerus atau kelompok yang terputus-putus dalam menyelesaikan pendidikannya (Isfarudi 1994). Istilah kemajuan belajar yang dimaksud dalam penelitian ini adalah identik dengan tercapai tidaknya titik akhir yaitu penyelesaian studi.

Masa studi atau lama belajar di UT tergantung pada kemampuan belajar dan waktu belajar masing-masing mahasiswa. Untuk menyelesaikan program studi Strata 1 (S1) dengan beban studi keseluruhan 145 satuan kredit semester (SKS), bila setiap MR mahasiswa menempuh 18 SKS, maka mahasiswa dapat menyelesaikan studinya dalam waktu 8 MR atau sekitar 4 tahun (UT 2005).

Kecenderungan menurunnya persistensi mahasiswa dipengaruhi oleh 3(tiga) faktor/parameter yang saling terkait yaitu faktor individu, faktor lingkungan dan faktor akademik (Kember 1989, diacu dalam Belawati 1997).

Hasil penelitian lain menunjukkan dinamika elemen kemauan belajar dalam hubungannya dengan aspek-aspek motivasi (direction, energizing, persistence). Tingginya tingkat kemauan belajar tersebut menghasilkan perilaku belajar terus bertahan dan dibuktikan dalam bentuk persistensi atau ketahanan mahasiswa untuk tetap mengikuti perkuliahan pada institusi PJJ (Darmayanti 2002).

Menurut Isfarudi (1994) faktor-faktor yang mempengaruhi resistensi mahasiswa antara lain faktor individu/lingkungan, faktor pelayanan akademik, dan faktor pelayanan administrasi.

Nuraini (1991) dalam penelitiannya menyimpulkan bahwa kontinuitas registrasi mahasiswa UT mempunyai kaitan dengan nilai ujian sebelumnya dan program studi yang diambilnya. Mahasiswa yang nilai ujiannya tinggi cenderung mempunyai tingkat kontinuitas registrasi yang tinggi pula.

B. ALAT DAN TEKNIK

1. **Penyiapan Data untuk Klasifikasi dan Prediksi**

Di dalam Han dan Kamber (2001) terdapat beberapa langkah praproses terhadap data untuk meningkatkan akurasi, efisiensi, dan skalabilitas dari klasifikasi atau prediksi, antara lain :

a) Pembersihan Data

Tujuan dari praproses ini adalah untuk menghilangkan atau mengurangi *noise* (misalnya dengan melakukan proses *smoothing*) dan perlakuan khusus pada *missing data* (misalnya menggantinya dengan nilai paling umum muncul untuk data tersebut atau dengan nilai yang paling mungkin muncul secara statistik).

b) Analisa Relevansi/Pemilihan Ciri

Sejumlah atribut didalam data mungkin saja tidak relevan untuk klasifikasi atau prediksi. Atau atribut yang lain mungkin *redundant*. Praproses ini dilakukan untuk menghilangkan atribut yang *redundant* atau tidak relevan.

c) Transformasi Data / Normalisasi Data

Data dapat digeneralisasi ke konsep yang lebih tinggi. Konsep hirarki dapat digunakan disini. Misalnya nilai untuk atribut gaji dapat diganti dengan rendah, sedang, atau tinggi. Beberapa metode yang umum dipakai, yaitu:

1) Min-Max

Min-Max merupakan metode normalisasi dengan melakukan transformasi linier terhadap data asli.

Berikut adalah rumusnya :

$$pn = 2*(p-minp)/(maxp-minp) - 1 \quad (1)$$

Metode ini akan menormalisasi input and target sedemikian rupa sehingga hasil normalisasi akan berada pada interval -1 dan 1. Dimana p adalah nilai sebelum transformasi, pn adalah nilai hasil transformasi, minp dan maxp adalah nilai minimum dan maximum dari p.

2) *Unary Encoding*

Unary Encoding merupakan metode transformasi data yaitu dengan merepresentasikan data dengan kombinasi angka 1 dan 0 (*numeric binary variable*). Metode ini digunakan untuk mentransformasi data kategorikal. Sebagai contoh '10' untuk data 'lulus' dan '01' untuk data 'tidak lulus'.

3) *Numerical data dan Categorical Data*

Menurut Kantardzic (2003) type data yang umum adalah *numerical* dan *categorical*. Nilai numerik termasuk nilai real maupun integer seperti umur, kecepatan, dan panjang. Nilai numerik memiliki 2 properti yang penting, yaitu relasiurut ($2 < 5$ dan $5 < 7$) dan jarak ($\text{jarak}(2,1,3,2) = 1.1$). Sedangkan untuk *categorical data* tidak memiliki keduanya tersebut. Nilai dari 2 variabel ini bisa sama atau tidak sama yang artinya hanya mempunyai *equality relation* (Biru=Biru,

Biru \leftrightarrow Merah). Variabel dengan tipe ini dapat dikonversi menjadi *numeric binary variable* atau dalam statistik disebut dengan *dummy variables*. *Categorical variable* dengan n nilai dapat dikonversi kedalam n *numerical binary variable*. Jika terdapat 4 pilihan warna yaitu hitam, biru, hijau dan coklat. Maka 4 warna tersebut dapat dikonversi kedalam 4 *bit numerical binary variable* yaitu hitam bernilai 1000, biru bernilai 0100, hijau bernilai 0010, dan coklat bernilai 0001.

Dalam Larose (2005) digunakan kedua jenis type data pada suatu pengaplikasian pemodelan jaringan saraf tiruan. Variabel-variabel yang digunakan antara lain *numerical (age, education-num, hours-per-week, capital-gain, capital-loss)* dan *categorical (race (white, black, asia-pac-islander, other, amer- indo-eskimo), sex(male, female), work-class (government, slef-employed, missing, private), married-status (never-married, married, divorced, separated, widowed))*.

Untuk *age, education-num, hours-per-week, capital-gain, capital-loss* tidak dilakukan konversi, sedangkan untuk *race* dikonversi menjadi 5 node, *sex* menjadi 2 node, *work-class* menjadi 4 node, dan *married-status* menjadi 5 node. Model yang dihasilkan digunakan untuk memprediksi besarnya penghasilan apakah kurang dari atau sama dengan \$50.000 atau diatas \$50.000. Kemudian dilakukan analisa sensitivitas untuk mengetahui variabel mana yang paling penting untuk memprediksi(mengklasifikasi). Hasil analisa sensitivitas adalah variabel *sex* mempunyai nilai sensitivitas terendah.

2. Jaringan Saraf Tiruan (JST)

Jaringan JST merupakan salah satu representasi buatan dari otak manusia yang selalu mencoba untuk mensimulasikan proses pembelajaran pada otak manusia tersebut. Istilah buatan digunakan karena jaringan saraf ini diimplementasikan dengan menggunakan program komputer

yang mampu menyelesaikan sejumlah proses perhitungan selama proses pembelajaran. JST akan melakukan pembelajaran untuk membentuk suatu model referensi, kemudian JST yang telah melakukan pembelajaran tersebut dapat digunakan untuk pencocokan pola. (Kusumadewi 2004).

JST adalah sebuah sistem pemrosesan informasi yang mempunyai karakteristik kinerja tertentu seperti jaringan saraf biologi. Karakteristik dari JST adalah : (1) pemrosesan informasi terjadi pada banyak elemen sederhana yang disebut neuron, (2) Sinyal dilewatkan antar neuron melalui jalur koneksi, (3) Setiap koneksi mempunyai bobot, (4) Setiap neuron mempunyai fungsi aktivasi dan biasanya non-linier (Fausett 1994). Menurut Schalkof (1992) terdapat 3(tiga) entitas yang merupakan karakteristik dari sebuah JST yaitu (1) Topologi jaringan/ interkoneksi dari unit-unit neuron, (2) Karakteristik dari masing-masing unit atau saarf tiruan, (3) Strategi pembelajaran dan pengujian. Keunggulan dari JST adalah kemampuan klasifikasi terhadap data yang belum diberikan pada saat pembelajaran sebelumnya (Han dan Kamber 2001).

3. ***Multi Layer Perceptron (MLP)***

Dalam klasifikasi atau pengenalan pola, JST merupakan salah satu teknik yang paling handal. *Multi-layer Perceptron* propagasi balik dengan pembelajaran terawasi merupakan salah satu jenis JST yang mampu memberikan unjuk kerja yang bagus. Menurut Kantardzic(2003) MLP mempunyai 3 (tiga) karakteristik, yaitu (1) Model dari setiap neuron biasanya mengandung fungsi aktivasi nonlinier, misalnya sigmoid atau hiperbolik. (2) Jaringan mengandung satu atau lebih lapisan tersembunyi yang bukan merupakan bagian dari lapisan input ataupun lapisan output. (3) Jaringan mempunyai koneksi dari satu lapisan kelapisan lainnya.

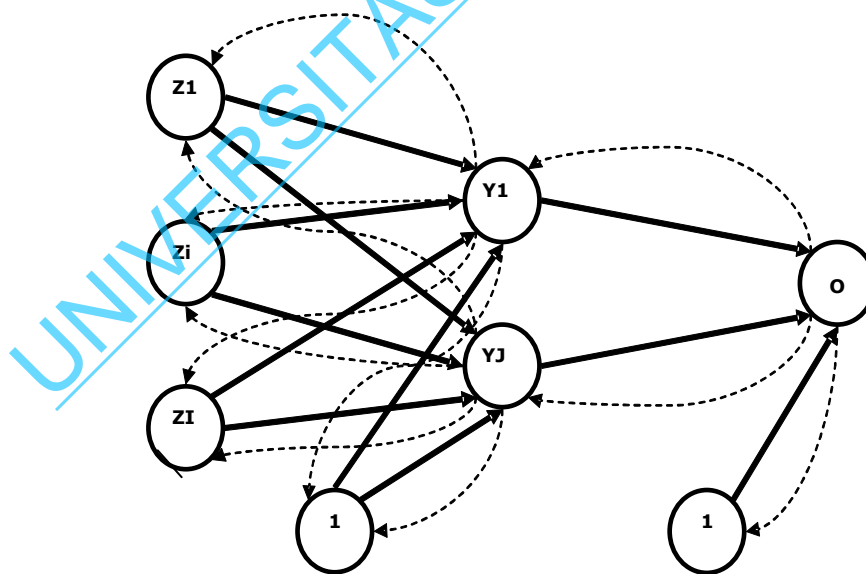
4. **Propagasi Balik**

Menurut Han dan Kamber (2001) untuk pencocokan pola, arsitektur JST yang digunakan adalah *multi-layer perceptron* propagasi balik. Walaupun JST propagasi balik membutuhkan waktu yang lama untuk

pembelajaran tetapi bila pembelajaran telah selesai dilakukan, JST akan dapat mengenali suatu pola dengan cepat. Propagasi balik merupakan algoritma pembelajaran terawasi dan biasanya digunakan oleh *perceptron* dengan banyak lapisan untuk mengubah bobot yang terhubung dengan neuron-neuron yang ada pada lapisan tersembunyinya. (Duda *et al* 2000, Kusumadewi 2004). Algoritma propagasi balik menggunakan error output untuk mengubah nilai bobot-bobotnya dalam perambatan mundur (*backward*). Untuk mendapatkan error ini, tahap perambatan maju (*forward propagation*) harus dikerjakan terlebih dahulu. Karakteristik dari JST propagasi balik adalah sebagai berikut :

a. *Multi-layer-network*.

JST propagasi balik (Gambar 1) mempunyai lapisan input, lapisan tersembunyi dan lapisan output dan setiap *neuron* pada satu lapisan menerima input dari semua *neuron* pada lapisan sebelumnya.



Gambar 1 Arsitektur jaringan propagasi balik (Kusumadewi 2004)

b. *Activation-function*.

Fungsi aktivasi akan menghitung input yang diterima oleh suatu *neuron*, kemudian *neuron* tersebut meneruskan hasil dari

fungsi pengaktifan ke *neuron* berikutnya, sehingga fungsi aktivasi berfungsi sebagai penentu kuat lemahnya sinyal yang dikeluarkan oleh suatu neuron. Beberapa fungsi pengaktifan yang sering digunakan dalam JST propagasi balik adalah :

- Fungsi sigmoid bipolar, yaitu fungsi yang memiliki rentang -1 s/d 1 dengan fungsi sebagai berikut :

$$f(x) = \frac{1 - e^{-x}}{1 + e^{-x}}, \quad (4)$$

dengan turunan dari fungsinya :

$$f'(x) = \frac{\sigma}{2} [1 + f(x)][1 - f(x)], \quad (5)$$

- Fungsi linier, yaitu fungsi yang memiliki output yang sama dengan nilai inputnya, dengan fungsi sebagai berikut :

$$y = f(x) = x, \quad (6)$$

dengan turunan dari fungsinya :

$$f'(x) = 1, \quad (7)$$

Pada JST propagasi balik pembelajaran bersifat *iterative* dan didesain untuk meminimalkan *mean square error* (MSE) antara output yang dihasilkan dengan output yang diinginkan (target).

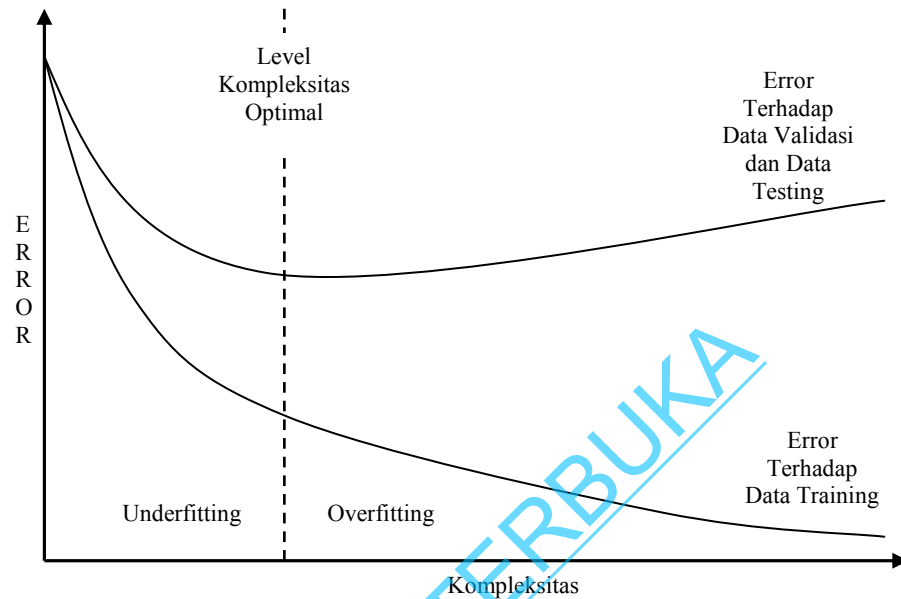
5. Inisiasi Bobot Awal Secara Random

Pemilihan bobot awal sangat mempengaruhi jaringan saraf tiruan dalam mencapai minimum global (atau mungkin hanya lokal saja) terhadap nilai error, serta cepat tidaknya proses pembelajaran menuju kekonvergenan. Pada beberapa penelitian bobot awal ini diinisiasi secara random dengan nilai antara -0.5 sampai dengan 0.5 atau interval yang lain.

6. Akurasi dan Generalisasi

Gambar 2 menunjukkan akurasi dan generalisasi berkaitan dengan tingkat kompleksitas dari suatu jaringan saraf tiruan (JST). Peningkatan kompleksitas dari JST meningkatkan akurasi dari JST terhadap data training. Tetapi peningkatan akurasi dan kompleksitas ini dapat

menurunkan tingkat generalisasi JST pada data validasi dan data testing (Larose 2005).



Gambar 2 Akurasi dan Generalisasi (Larose 2005)

7. Analisa Sensitivitas

Analisa sensitivitas bertujuan untuk melihat perubahan output dari model yang didapatkan jika dilakukan perubahan terhadap input dari model. Selain itu analisa ini berguna untuk mengetahui variabel mana yang lebih penting / lebih berpengaruh / lebih sensitif untuk mencapai output akurat dari model yang dikembangkan (Larose 2005).

Dalam Engelbrecht *et al*(1995), untuk mengetahui sensitivitas dari S_{ki}^p dimana JST yang digunakan memiliki 1 layer input $Z = (z_1, \dots, z_i, \dots, z_I)$, 1 layer tersembunyi $Y = (y_1, \dots, y_j, \dots, y_J)$, dan 1 layer output $O = (o_1, \dots, o_k, \dots, o_K)$ dan data training adalah $P = (p_1, \dots, p_p, \dots, p_P)$ digunakan :

$$S_{ki}^p = o'_k + \sum_{j=1}^J w_{kj} y'_j v_{ji} \quad (8)$$

y_j merupakan output dari hidden node ke j pada hidden layer Y dan o'_k merupakan nilai dari turunan fungsi aktivasi layer output yang dapat dihitung dengan :

$$O_k = f\left(\sum_{j=1}^J w_{kj} y_j\right) \quad (9)$$

y'_j merupakan nilai dari turunan fungsi aktivasi layer tersembunyi yang dapat dihitung dengan :

$$y_j = f\left(\sum_{i=1}^I v_{ji} z_i\right) \quad (10)$$

Untuk mendapatkan matrik sensitivitas dari semua data training terhadap output dapat digunakan :

$$S_{ki \max} = \max_{p=1, \dots, P} \{S_{ki}^p\} \quad (11)$$

kemudian dilanjutkan dengan menghitung matrik sensitivitas dari input secara menyeluruh dapat digunakan :

$$\Phi_i = \max_{k=1, \dots, K} \{S_{ki}\} \quad (12)$$

C. REVIEW RISET YANG RELEVAN

Poh *et al* (1998) melakukan penelitian yaitu dengan menerapkan jaringan saraf tiruan untuk analisa dan prediksi terhadap akibat dari iklan dan promosi. Penelitian ini juga menerapkan analisa sensitivitas. Salah satu kesimpulan dari penelitian ini yaitu JST dengan pembelajaran propagasi balik merupakan metode yang efisien untuk mempelajari hubungan antara input variabel dan output variabel.

Zu (2000) melakukan penelitian untuk melihat pengaruh parameter sebelum masuk kelas, parameter hasil belajar pada tahun pertama dan parameter pengalaman institusi pada tingkat ketahanan belajar. Hasil penelitian ini menunjukkan bahwa hasil belajar yang baik pada tahun pertama proses belajar mempunyai pengaruh positif pada ketahanan belajar/keberlanjutan studi.

Yao (2003) melakukan penelitian dengan penerapan analisa sensitivitas pada JST untuk *data mining, interesting mining, profit mining*. Didalam penelitian juga ini diterapkan analisa sensitivitas pada model yang dikembangkan.

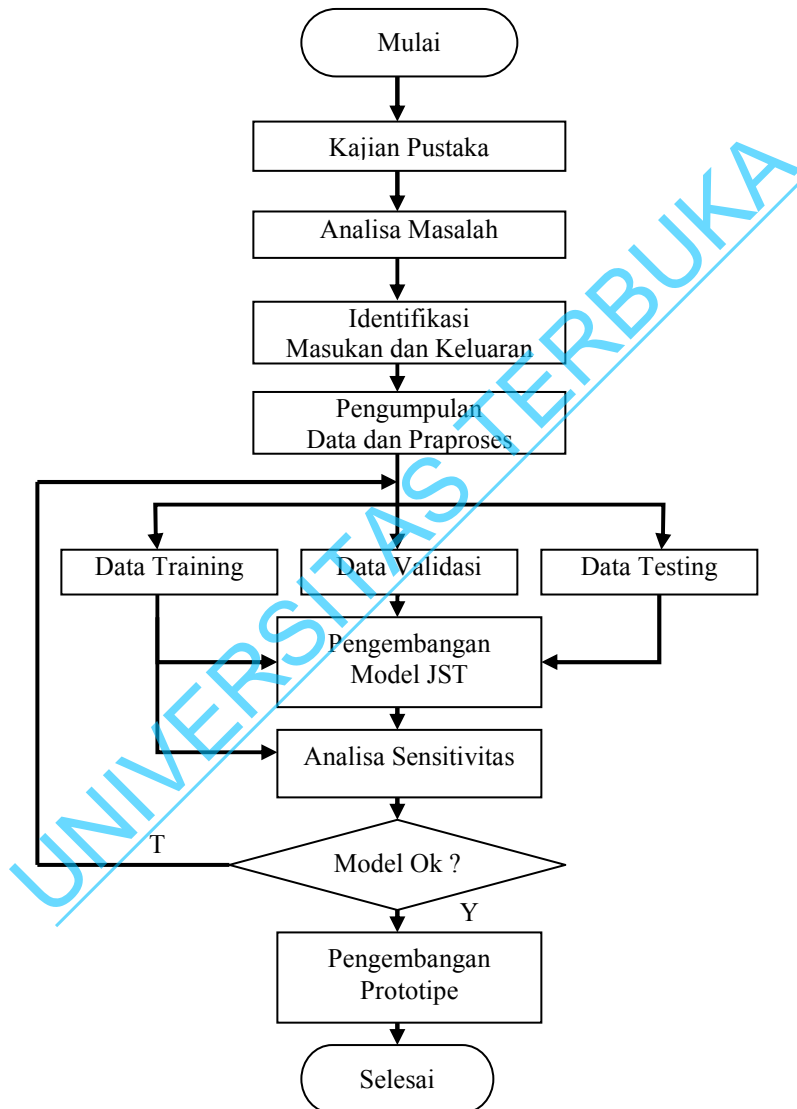
Barker *et al* (2004) melakukan penelitian dimana dilakukan klasifikasi mahasiswa berdasarkan informasi sebelum mahasiswa melakukan kegiatan belajar. Hal ini memungkinkan universitas/manajemen untuk mengidentifikasi mahasiswa yang mungkin berada pada resiko kegagalan sebelum mereka masuk ke kelas. Penelitian ini menggunakan JST dan *support vector machine* (SVM) sebagai pengklasifikasinya. Hasil penelitian menunjukkan kurang lebih 36.6% terjadi *misclassification*.

UNIVERSITAS TERBUKA

III. METODOLOGI PENELITIAN

A. KERANGKA PEMIKIRAN

Kerangka pemikiran dalam pengembangan model sistem pada penelitian ini dapat digambarkan dalam suatu diagram alir penelitian seperti pada Gambar 3.



Gambar 3 Diagram alir penelitian pengembangan model sistem

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.

1. Kajian pustaka

Kajian pustaka yang sedang dan telah dilakukan meliputi, prinsip dasar dan karakteristik PJJ, pendidikan terbuka, kemajuan belajar, resistensi, persistensi, *completion-rate*, *course-completion*, JST, klasifikasi dengan JST, metode JST multi-layer perceptron, pra-proses data, implementasi JST pada data mining, analisa sensitivitas, pemrograman dengan MATLAB 6.1, Sybase Power Builder 7.0, Microsoft Excel 97.

2. Analisa Masalah

Analisa masalah dilakukan untuk memperoleh gambaran yang lengkap tentang lingkup masalah dan langkah yang tepat dalam mencari pemecahannya.

3. Identifikasi Masukkan dan Keluaran

Menurut Zu (2000) hasil belajar yang baik pada tahun pertama proses belajar mempunyai pengaruh positif pada ketahanan belajar/ keberlanjutan belajar. Maka IPK Semester 1, SKS Semester 1, IPK Semester 2, IPK Semester 2, IPK Kumulatif, dan SKS kumulatif. Menurut Kember (1989) diacu dalam Belawati (1997) menurunnya persistensi mahasiswa dipengaruhi oleh 3(tiga) faktor/parameter yang saling terkait yaitu faktor individu (Umur, Jenis Kelamin), faktor lingkungan (Status Pernikahan, Status Pekerjaan, Beasiswa) dan faktor akademik.

Hasil penelitian tersebut sebagai acuan dalam pemilihan variabel masukkan. Untuk variabel keluaran dari yang digunakan dalam penelitian ini dapat dilihat pada tabel berikut ini :

Tabel 1 Keluaran Sistem

Jenis Data	Variabel
Prediksi Kemajuan Belajar	<i>Categorical data</i> 1 – Selesai (lulus) 2 – Tidak Selesai (non-aktif)

4. Pengumpulan Data dan Praproses

Berdasarkan hasil tahap identifikasi variabel kemudian dilakukan pengumpulan data yang akan digunakan untuk pembelajaran dan pengujian model yang akan dikembangkan. Data diambil dari database SRS Non-Pendas dengan menggunakan perangkat lunak Sybase Power Builder versi 7.0 yang kemudian di ekspor ke format Microsoft Excel versi 97. Sebelum digunakan pada tahapan perancangan model maka akan terlebih dahulu dilakukan praproses data.

Praproses ini perlu dilakukan karena JST hanya dapat menerima input data numerik sehingga untuk *categorical attribut* akan digunakan *dummy variable (unary encoding/ numerical binary variable)*, misalnya jenis kelamin yang mempunyai 2 kategori maka akan diganti dengan 2(dua) attribut bilangan biner yaitu pria dan wanita. Jika attribut jenis kelamin menunjukkan pria maka nilai attribut pria 1 dan wanita 0, dan jika attribut jenis kelamin menunjukkan wanita maka nilai attribut pria 0 dan wanita 1. Praproses ini dilakukan dengan menggunakan perangkat lunak Microsoft Excel versi 97. Selanjutnya akan dilakukan transformasi data yang akan digunakan sebagai input dari model yaitu dengan melakukan praproses agar nilai-nilai dari data input dan nilai-nilai dari data target mempunyai skala yang sama. Proses transformasi ini dilakukan dengan menggunakan perangkat lunak Matlab versi 6.1.

Data yang digunakan untuk data training, data validasi, dan data testing adalah data dari hasil proses pengumpulan data dengan kategori 'Selesai' dan kategori 'Tidak Selesai'. Tujuan penggunaan data validasi adalah untuk meningkatkan generalisasi atau biasa disebut metode *early stopping*. Pada teknik ini data dibagi menjadi 3 bagian, yaitu : pertama sebagai data training, yang digunakan untuk melakukan pembelajaran JST. Kedua sebagai data validasi, dimana error terhadap data ini dimonitor selama proses pembelajaran. Jika terjadi overfit error pada data validasi meningkat. Dan proses pembelajaran dihentikan apabila error

validasi meningkat selama iterasi proses pembelajaran selanjutnya dan bobot serta bias pada saat error validasi terendah yang digunakan. Ketiga adalah sebagai data testing tidak digunakan selama proses pembelajaran tetapi digunakan untuk melihat error terhadap data testing selama proses pembelajaran (Mathworks 2001).

Untuk penelitian ini digunakan 2(dua) komposisi data. Kelompok data (KD) pertama menggunakan 50% sebagai data training, 25% sebagai data validasi dan 25% sebagai data testing. KD kedua 80% data sebagai data training, 10% sebagai data validasi dan 10% sebagai data testing. Proses ini dilakukan dengan menggunakan perangkat lunak Microsoft Excel versi 97. Data yang digunakan untuk pengujian prototipe adalah sebagian dari data validasi dan data testing yang merupakan data dengan kategori 'Selesai' dan kategori 'Tidak Selesai' serta sebagian dari data dengan kategori 'Aktif'.

5. Pengembangan Model

Dalam penelitian ini akan dikembangkan model dengan menggunakan jaringan saraf tiruan (JST). Model JST yang dikembangkan adalah yaitu Multi Layer Perceptron propagasi balik karena model ini merupakan model yang efisien untuk mempelajari hubungan antara input dan output variabel. Jumlah input layer adalah 1 dengan input node adalah sama dengan variabel masukan yang telah melalui praproses dan analisa sensitivitas.

Jadi jika terdapat n variabel masukan maka digunakan n input node pada input layer. Jumlah *Hidden layer* adalah 1 dan node pada *hidden layer* adalah sebanyak 5 node. Output layer adalah dengan jumlah node sesuai dengan jumlah variabel keluaran yang telah melalui praproses. Untuk penelitian ini digunakan adalah 2(dua) node output pada layer output. Pengembangan model JST menggunakan perangkat lunak MATLAB versi 6.1, pada tahap ini dilakukan pembelajaran, validasi dan pengujian dengan menggunakan data training, data validasi dan data

testing. Model optimal yang didapatkan kemudian dikembangkan prototipe sistemnya dengan menggunakan perangkat lunak Sybase Power Builder versi 7.0.

6. Analisa Model dan Analisa Sensitivitas

Pada tahap akhir dilakukan analisa kinerja JST yaitu tingkat dengan melihat tingkat generalisasi dan kemudian melakukan analisa sensitivitas dilakukan untuk mengetahui variabel yang lebih atau paling berpengaruh diantara variabel-variabel masukkan. Metode analisa sensitivitas yang digunakan adalah metode yang digunakan oleh Engelbrecht *et al* (1995), dengan menerapkan :

- a. JST diberi pembelajaran dengan data training dimana datanya belum dikenai proses analisa sensitivitas.
- b. Hitung sensitifitas dari *input-output* untuk setiap data training dengan menggunakan rumus (8).
- c. Hitung matrik sensitifitas dengan menggunakan rumus (11).
- d. Hitung matrik sensitifitas secara menyeluruh dengan menggunakan rumus (12).
- e. Hilangkan attribut yang mempunyai nilai sensitifitas terkecil dan selisih nilai sensitifitas terbesar.
- f. JST diberi pembelajaran ulang dengan data training dimana datanya telah dikenai proses analisa sensitivitas.
- g. Ulangi langkah b sampai dengan f sehingga attribut dengan sensitifitas terendah dapat dihilangkan.

Proses ini dilakukan dengan menggunakan perangkat lunak MATLAB versi 6.1 dan Sybase Power Builder versi 7.0.

B. ALAT BANTU RISET

Alat-alat bantu yang digunakan dalam penelitian ini dan rasionalisasi pemilihannya adalah sebagai berikut :

1. Notebook

Notebook merupakan perangkat keras komputer digunakan untuk mengolah data dan alat pemodelan JST. Semua perangkat lunak yang

digunakan yaitu Matlab versi 6.01, Microsoft Excel versi 97 dan Sybase Power Builder versi 7.0 diinstalasi di perangkat keras ini.

2. Matlab versi 6.01

Matlab versi 6.1 adalah perangkat lunak yang digunakan untuk melakukan transformasi data sebelum digunakan sebagai input dari JST yang dikembangkan. Pemodelan JST dilakukan dengan perangkat lunak ini. Pemilihan penggunaan matlab versi 6.1 didasari bahwa perangkat lunak versi ini dapat berjalan dengan lebih cepat pada perangkat keras yang digunakan dan sesuai dengan perangkat keras yang dianjurkan oleh pengembang perangkat lunak matlab 6.1.

3. Microsoft Excel versi 97

Perangkat lunak ini adalah untuk melakukan pra-proses terhadap data sebelum digunakan sebagai input model JST yang dikembangkan, antara lain untuk melakukan *unary encoding*. Tampilan data dalam bentuk data sheet/data grid mempermudah dalam pengolahan data.

4. Sybase Power Builder versi 7.0

Sybase Power Builder versi 7.0 adalah perangkat lunak yang digunakan untuk pengumpulan data, pemodelan JST dan pengembangan prototipe dari JST . Penggunaan perangkat lunak ini didasari bahwa sebagian besar aplikasi yang dikembangkan oleh UT menggunakan perangkat lunak ini. Sehingga diharapkan prototipe yang dihasilkan dapat dengan lebih mudah diintegrasikan dengan aplikasi yang telah berjalan.

C. WAKTU DAN TEMPAT PENELITIAN

Penelitian dilaksanakan mulai Juni 2006 hingga Oktober 2006 bertempat di Pusat Komputer UT dan Laboratorium Pascasarjana Departemen Ilmu Komputer FMIPA-IPB.

IV. PERANCANGAN DAN IMPLEMENTASI SISTEM

A. Analisa dan Disain Masukkan

Tabel 2 menunjukkan perkembangan mahasiswa UT mempunyai kecenderungan menurun baik dari segi jumlah mahasiswa maupun dari segi mahasiswa yang melakukan registrasi pada tahun atau semester berikutnya. Berdasarkan data statistik, dari total 4.013.804 mahasiswa, 1.458.401 mahasiswa atau kurang lebih 36% tidak meregistrasi ulang pada masa registrasi berikutnya (Statistik UT 2005).

Tabel 2 Perkembangan Mahasiswa

MR	Jumlah Mahasiswa	Mahasiswa Baru	Mahasiswa Lama Registrasi	Jumlah Mahasiswa Registrasi
(a)	(b)	(c)	(d)	(e)
1998.1	378.917	7.622	222.633	230.255
1998.2	402.897	49.223	221.346	270.569
1991.1	372.233	9.300	213.722	223.022
1991.2	324.661	36.456	193.804	230.260
2000.1	308.494	45.274	181.629	226.903
2000.2	289.248	18.768	143.894	162.662
2001.1	288.616	34.368	132.424	166.792
2001.2	285.926	16.323	148.938	165.261
2002.1	267.887	17.825	157.019	174.844
2002.2	225.203	8.811	123.103	131.914
2003.1	218.588	26.640	123.446	150.086
2003.2	208.675	24.705	100.082	124.787
2004.1	220.795	44.138	105.245	149.383
2004.2	221.664	30.462	118.203	148.665

(Sumber : Statistik UT, 2005)

Meningkatnya jumlah mahasiswa non aktif disebabkan oleh beberapa faktor antara lain faktor individu, faktor lingkungan dan faktor akademik. Sehingga perlu dikembangkan model yang dapat memprediksinya untuk dapat membantu manajemen dalam menentukan strategi penanganannya.

Tabel 3 merupakan hasil indentifikasi variabel-variabel yang hendak dipakai sebagai input dari sistem berdasarkan parameter paramater individu, parameter lingkungan, dan paramater akademik. Data yang digunakan untuk

penelitian ini adalah data diperoleh dari Pusat Komputer (Puskom) Universitas Terbuka.

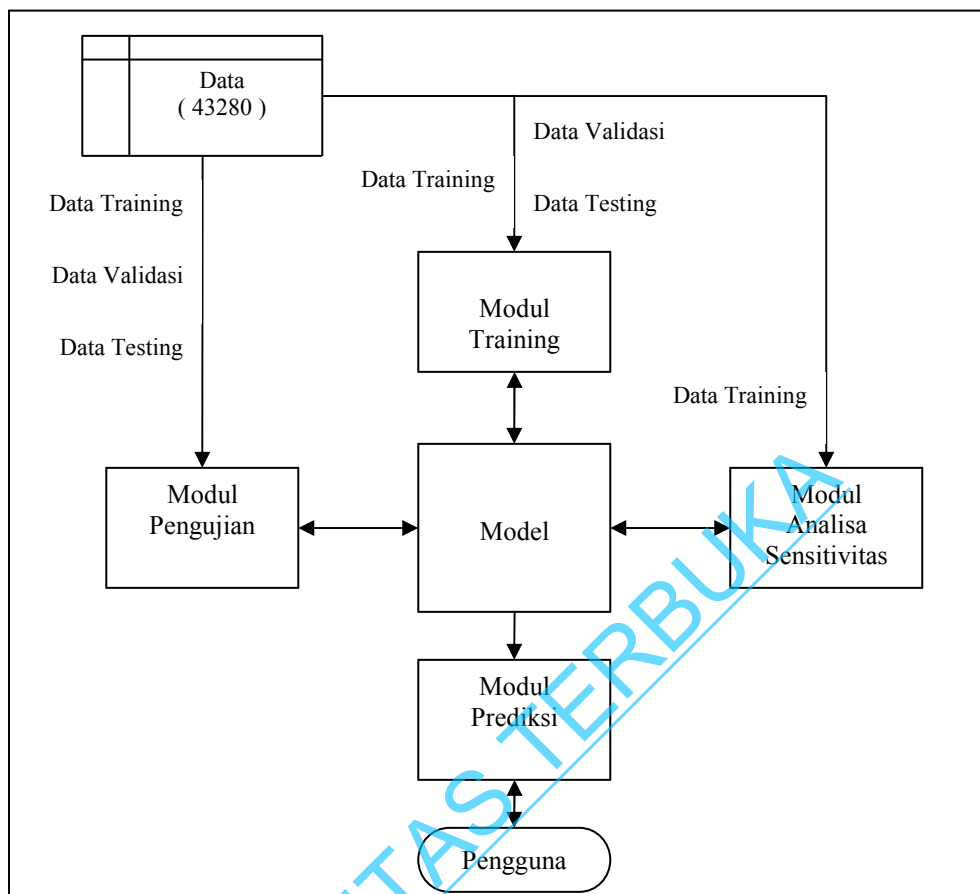
Tabel 3 Masukan Sistem

Jenis Data		Variabel
Masukan	Parameter Individual	Umur(<i>numerical data</i>) Jenis kelamin (<i>categorical data</i>)
	Parameter Lingkungan	Status pernikahan(<i>categorical data</i>) Status pekerjaan(<i>categorical data</i>) Beasiswa(<i>categorical data</i>)
	Parameter Akademik	Semester Masuk(<i>categorical data</i>) IP Semester 1(<i>numerical data</i>) SKS Semester 1(<i>numerical data</i>) IP Semester 2(<i>numerical data</i>) SKS Semester 2(<i>numerical data</i>) IP Kumulatif(<i>numerical data</i>) SKS Kumulatif(<i>numerical data</i>) Semester Tempuh(<i>numerical data</i>) Program studi(<i>categorical data</i>) Jurusan asal(<i>categorical data</i>)

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data mahasiswa dari Program Non-Pendas Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam (FMIPA) karena tingginya jumlah mahasiswa non-aktif, rendahnya jumlah mahasiswa baru dan berkaitan dengan program studi ilmu eksakta yang ditawarkan, dan untuk Fakultas Ilmu Sosial dan Ilmu Politik (FISIP) karena memiliki jumlah mahasiswa yang lebih banyak, jumlah mahasiswa non-aktif tinggi. Data mahasiswa yang mempunyai matakuliah yang dialihkreditkan tidak digunakan dalam penelitian ini karena tidak mengambil matakuliah dari awal atau tidak menempuh seluruh matakuliah yang disyaratkan.

B. Kerangka Model

Prototipe sistem dikembangkan dengan menggunakan perangkat lunak Matlab Versi 6.1 untuk pemodelan JST, pengujian JST dan analisa sensitivitas. Sedangkan pengembangan *user interface* yang dikembangkan menggunakan Sybase Power Builder Versi 7.0. Sistem ini terdiri dari 4 (empat) modul yaitu modul training (pembelajaran), modul analisa JST (pengujian), modul analisa sensitivitas, dan modul prediksi Gambar 4).



Gambar 4 Perancangan model sistem

Pada proses pembelajaran dan pengujian JST data yang digunakan adalah data training, data validasi dan data testing, sedangkan untuk proses analisa sensitivitas data yang digunakan adalah data training.

C. Praproses

Variabel input jenis kelamin, status perkawinan, status pekerjaan, beasiswa, semester masuk(genap/ganjil), jurusan asal, program studi dan variabel output, praproses yang dilakukan adalah *unary encoding/ numerical binary variable*. Nilai dari variabel-variabel ini adalah 0 atau 1. Selanjutnya dilakukan praproses yang dilakukan dengan menggunakan metode Min-Max adalah untuk semua variable input dan target. Sehingga range nilai dari variabel input dan target yang akan digunakan untuk proses pembelajaran jaringan berada antara -1 dan 1.

D. Pembentukan Model

Pembentukan model prediksi dan pencocokan pola dilakukan menggunakan JST Propagasi Balik dengan satu lapisan tersembunyi. JST terlebih dahulu diberi pembelajaran dan diuji untuk membentuk model prediksi. Untuk inisialisasi bobot awal digunakan inisialisasi secara random dan fungsi aktivasi sigmoid bipolar. Penggunaan sigmoid bipolar sesuai untuk pengenalan dengan selang berada antara 0 dan 1 Kusumadewi (2004). Toleransi galat 0.001 dan laju pembelajaran (LP) yang digunakan adalah 0.01, 0.05, 0.1, 0.5. Jumlah *epoch* (ulangan) maksimal yang ditetapkan adalah 1000. Hal ini diperlukan sebagai kriteria henti jaringan di samping toleransi galat untuk membatasi waktu yang disediakan bagi jaringan dalam melakukan pembelajaran.

E. Pembelajaran Model

Setelah model terbentuk selanjutnya dilakukan proses pembelajaran. Dimana pada proses ini digunakan sekaligus data training, data validasi dan data testing. Dalam Kusumadewi (2004) pembelajaran untuk JST *backpropagation* bersifat *iterative* dan didesain untuk meminimalkan *mean square error* (MSE) antara output yang dihasilkan dengan output yang diinginkan (target). Dalam Mathworks (2001) MSE dapat dihitung dengan :

$$mse = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (e_i)^2 = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (t_i - a_i)^2 \quad (13)$$

Dalam Kusumadewi (2004) algoritmanya adalah sebagai berikut :

1. Inisiasi bobot (ambil bobot awal dengan nilai random yang cukup kecil)
2. Tetapkan maksimum epoch, target error, dan learning rate
3. Inisiasikan : epoch = 0, MSE = 1
4. Kerjakan langkah-langkah berikut selama epoch < maksimum epoch dan MSE > target error.
 - a. Epoch = epoch + 1
 - b. Untuk tiap pasangan elemen yang dilakukan pembelajaran, kerjakan :

i. *Feedforward*

1. Tiap-tiap unit input X menerima sinyal x dan meneruskan sinyal tersebut ke semua unit pada lapisan di atasnya (lapisan tersembunyi)
2. Tiap-tiap unit lapisan tersembunyi Z menjumlahkan sinyal-sinyal input berbobot :

$$z_in_j = b1_j + \sum_{i=1}^n x_i v_{ij} \quad (14)$$

gunakan fungsi aktivasi untuk menghitung sinyal outputnya :

$$z_j = f(z_in_j) \quad (15)$$

dan kirimkan sinyal tersebut pada ke semua unit pada lapisan di atasnya (lapisan output)

3. Tiap-tiap unit output Y menjumlahkan sinyal-sinyal input berbobot :

$$y_in_k = b2_k + \sum_{i=1}^p z_i w_{jk} \quad (16)$$

gunakan fungsi aktivasi untuk menghitung sinyal outputnya :

$$y_k = f(y_in_k) \quad (17)$$

dan kirimkan sinyal tersebut pada ke semua unit pada lapisan di atasnya (lapisan output)

4. Langkah kedua dilakukan sebanyak lapisan tersembunyinya.

ii. *Backpropagation*

1. Tiap-tiap unit output Y menerima target pola yang berhubungan dengan pola input pembelajaran, hitung informasinya errornya :

$$\delta 2_k = (t_k - y_k) f'(y_in_k) \quad (18)$$

$$\Psi_{jk} = \delta_k z_k \quad (19)$$

$$\beta_{jk} = \delta_k \quad (20)$$

kemudian hitung koreksi bobot yang nantinya akan digunakan untuk memperbaiki nilai w_{jk} :

$$\Delta w_{jk} = \alpha \Psi_{jk} \quad (21)$$

hitung juga koreksi bias yang nantinya akan digunakan untuk memperbaiki nilai b_{jk} :

$$\Delta b_{jk} = \alpha \beta_{jk} \quad (22)$$

langkah ini dilakukan sebanyak jumlah lapisan tersembunyi, yaitu menghitung informasi error dari suatu lapisan tersembunyi kelapisan tersembunyi sebelumnya.

2. Tiap-tiap unit tersembunyi Z menjumlahkan delta inputnya (dari unit-unit yang berada pada lapisan atasnya) :

$$\delta_{in_j} = \sum_{k=1}^m \delta_{jk} w_{jk} \quad (23)$$

kalikan nilai ini dengan turunan fungsi aktivasinya untuk menghitung informasi errornya :

$$\delta_{l_j} = (\delta_{in_j}) f'(z_{in_j}) \quad (24)$$

$$\Psi_{ij} = \delta_{l_j} x_j \quad (25)$$

$$\beta_{ij} = \delta_{l_j} \quad (26)$$

kemudian hitung koreksi bobot yang nantinya akan digunakan untuk memperbaiki nilai v_{ij} :

$$\Delta v_{ij} = \alpha \Psi_{ij} \quad (27)$$

hitung juga koreksi bias yang nantinya akan digunakan untuk memperbaiki nilai $b1_j$:

$$\Delta b1_k = \alpha \beta 1_k \quad (28)$$

3. Tiap-tiap unit output Y memperbaiki bias dan bobotnya ($j=0,1,2,\dots,p$) :

$$w_{jk}(\text{baru}) = w_{jk}(\text{lama}) + \Delta w_{jk} \quad (29)$$

$$b2_k(\text{baru}) = b2_k(\text{lama}) + \Delta b2_k \quad (30)$$

Tiap-tiap unit tersembunyi Z memperbaiki bias dan bobotnya ($i=0,1,2,\dots,n$) :

$$v_{ij}(\text{baru}) = v_{ij}(\text{lama}) + \Delta v_{ij} \quad (31)$$

$$b1_j(\text{baru}) = b1_j(\text{lama}) + \Delta b1_j \quad (32)$$

- c. Hitung Mean Square Error

Langkah terakhir adalah dengan menghitung mean square error (MSE)

F. Pengujian, Prediksi dan Generalisasi

Jaringan yang telah diberi pembelajaran kemudian dapat dianalisa kinerjanya yaitu dengan melakukan proses pencocokan pola antara data testing dengan output dari jaringan (Fausset 1994). Algoritmanya adalah sebagai berikut :

1. Inisiasi bobot (ambil bobot hasil pelatihan)
2. Untuk setiap vektor input kerjakan langkah 3 sampai 5
3. For $i=1,\dots,n$;

$$X_i \quad (33)$$

4. For $j=1,\dots,p$;

$$z_in_j = v_{0j} + \sum_{i=1}^n x_i v_{ij} \quad (34)$$

$$z_j = f(z_in_j) \quad (35)$$

5. For $k=1, \dots, m$;

$$y_in_k = w_{0k} + \sum_{j=1}^p z_j w_{jk} \quad (36)$$

$$y_k = f(y_in_k) \quad (37)$$

Dalam penelitian ini digunakan parameter yang disebut generalisasi yang digunakan untuk mengukur tingkat pengenalan jaringan pada pola yang diberikan. Dimana pola yang diberikan adalah data validasi maupun data testing. Generalisasi yang digunakan dalam Agustini (2006) adalah sebagai berikut :

$$generalisasi_test = \frac{numkenal_test}{jum_pola} * 100 \quad (38)$$

Secara lebih detail *numkenal_test* adalah jumlah pola yang dikenal dimana dalam penelitian ini adalah sama dengan *j11* yang merupakan kategori selesai diprediksi sebagai kategori selesai ditambah dengan *j00* merupakan kategori tidak selesai diprediksi sebagai kategori tidak selesai. Sedangkan *j10* merupakan kategori selesai diprediksi sebagai kategori tidak selesai, dan *j01* merupakan kategori tidak selesai diprediksi sebagai kategori tidak selesai. Sehingga *jum_pola* yang merupakan jumlah keseluruhan pola adalah $j11+j10+j01+j00$, sehingga generalisasi dapat ditulis ditulis sebagai berikut :

$$generalisasi = \frac{j11 + j00}{j11 + j10 + j01 + j00} * 100\% \quad (39)$$

dimana :

$$prediksi = \begin{cases} j11=1; & \text{jika } output1 > 0.75 \text{ dan } output1 > output2 \text{ dan } target1=1 \\ j00=1; & \text{jika } output1 < 0.25 \text{ dan } output1 < output2 \text{ dan } target1=0 \\ j10=1; & \text{jika } j11 < > 1 \text{ dan } j00 < > 1 \text{ dan } target1=1 \\ j01=1; & \text{jika } j11 < > 1 \text{ dan } j00 < > 1 \text{ dan } target1=0 \end{cases} \quad (40)$$

G. Analisa Sensitivitas

JST yang telah diberi pembelajaran dan diuji kemudian dianalisa sensitivitas node-node inputnya, yaitu dengan melakukan analisa sensitivitas. Hasil dari proses ini adalah tidak digunakannya node input yang memiliki sensitivitas/prosentase sensitivitas rendah pada tahap pembelajaran selanjutnya. Jika hasil pembelajaran selanjutnya menghasilkan generalisasi yang lebih tinggi maka dilakukan analisa sensitivitas kembali. Dengan demikian diharapkan jaringan yang didapat adalah jaringan dengan kompleksitas yang lebih rendah tetapi dengan tingkat generalisasinya yang baik.

H. Data Teknis

Data yang digunakan pada penelitian ini adalah data dengan kategori ‘Selesai’ dan kategori ‘Tidak Selesai’ untuk proses pembelajaran dan pengujian model serta sebagian dari data dengan kategori ‘Selesai’, kategori ‘Tidak Selesai’ dan kategori ‘Aktif’ untuk proses untuk proses pengujian prototipe sistem. Data dengan kategori ‘Selesai’ dan kategori ‘Tidak Selesai’ berjumlah 42.712 data dan data dengan kategori ‘Aktif’ yang digunakan untuk pengujian prototipe sistem berjumlah 88 data. Data dengan kategori ‘Selesai’ dan kategori ‘Tidak Selesai’ yang digunakan pada penelitian ini dikomposisikan kedalam dua kelompok data (KD) yang disajikan pada Tabel 4 dan Tabel 5.

Tabel 4 Kelompok Data Pertama

Kategori	Data Yang Digunakan			
	Data Training (50%)	Data Validasi (25%)	Data Testing (25%)	Jumlah
Selesai	1809	905	905	3619
Tidak Selesai	19543	9775	9775	39093
	21352	10680	10680	42712

Tabel 5 Kelompok Data Kedua

Kategori	Data Yang Digunakan			
	Data Training (80%)	Data Validasi (10%)	Data Testing (10%)	Jumlah
Selesai	2897	361	361	3619
Tidak Selesai	31273	3910	3910	39093
	34170	4271	4271	42712

Tabel 6 menyajikan data teknis dari struktur dari Jaringan Saraf Tiruan yang digunakan pada penelitian :

Tabel 6 Struktur JST yang digunakan pada percobaan

KARAKTERISTIK	SPESIFIKASI
Arsitektur	1 lapisan tersembunyi
<i>Neuron</i> input (NI)	Iterasi pertama 27 Node, iterasi selanjutnya berdasarkan hasil proses seleksi variable input dimana iterasi pertama menggunakan seluruh variable, sedangkan iterasi selanjutnya berdasarkan hasil analisa sensitivitas
Fungsi aktivasi layer input	Fungsi linier
<i>Neuron</i> layer tersembunyi	5
Fungsi aktivasi layer tersembunyi	Sigmoid bipolar
<i>Neuron</i> layer output	2
Fungsi aktivasi layer output	Fungsi linier
Toleransi galat	0,001
Laju pembelajaran	0.01, 0.05, 0.1, 0.5
Maksimum epoch/ulangan	2000

JST multilayer dengan fungsi aktivasi hidden layer *sigmoidbipolar* dan fungsi aktivasi linier pada output layer merupakan struktur yang bagus untuk pendugaan/prediksi/klasifikasi (Mathwork 2001). Untuk node tersembunyi akan digunakan 5 node dan node output akan digunakan 2 node sesuai dengan kategori yang akan diprediksi. Laju pembelajaran akan digunakan 0.01, 0.05, 0.1 dan 0.5. Toleransi galat yang akan digunakan adalah 0.001 dengan maksimum epoch/ulangan sebanyak 2000.

I. User Interface

Untuk memudahkan penggunaan prorotipe sistem oleh pemakai maka dibuat program antar muka (*user interface*) yang dibangun menggunakan Sybase Power Builder Versi 7.0 terintegrasi dengan Matlab versi 6.1 Gambar 5), dengan memanfaatkan *Neural network toolbox*. Untuk menjalankan aplikasi ini harus tersedia aplikasi perangkat lunak Matlab versi 6.1 yang terpasang. *User interface* ini yang menjembatani antara user dengan sistem (Matlab) dimana *user interface* ini digunakan untuk pengembangan model yaitu dalam tahap pembelajaran JST, pengujian JST dan analisa sensitivitas.

Parameter yang dapat dipilih dalam user interface ini adalah ‘Kelompok Data’ yang merupakan pilihan atas komposisi data yang digunakan (1 = komposisi 50%-25%-25% dan 2 = komposisi 80%-10%-10%, ‘Iterasi’ merupakan proses pengulangan pengembangan model setelah dilakukan analisa sensitivitas, dan ‘Laju Pembelajaran’ JST dimana terdapat 4(empat) pilihan yaitu 0.01, 0.05, 0.1 atau 0.5.

Modul Pembelajaran, Pengujian dan Analisa Sensitivitas

Kelompok Data # 1

Iterasi Ke # 1

Load Data

D:\MSI IPB\Semester #ThesisApplication\Prototype\Data1_iter_1.xls

Arsitektur JST

Fungsi Input Node: Linier (Purelin)

Jumlah Hidden Node: 5

Fungsi Aktiva Hidden Layer: Sigmoid Bipolar (Tansig)

Jumlah Output Node: 2

Fungsi Aktivasi Output Node: Linier (Purelin)

Toleransi Galat: 0.001

Laju Pembelajaran: 0.01

Maksimum Epoch: 2000

Pembelajaran Pengujian Analisa Sensitivitas Selesai

Gambar 5 User interface sistem pemodelan JST

V. HASIL DAN PEMBAHASAN

A. PRAPROSES

Untuk meningkatkan akurasi, efisiensi, dan skalabilitas dari klasifikasi atau prediksi, maka dilakukan praproses Han dan Kamber (2001). Terdapat 2(dua) tahap praproses yaitu *unary encoding/numerical binary variable* dan *min-max*. Praproses normalisasi yang digunakan adalah Min-Max, dimana sebagian variabel input akan berada dalam range -1 dan 1. Praproses ini menggunakan rumus (1). Pemilihan metode ini dilakukan karena sebagian variabel input dan target ditransformasi menggunakan *unary encoding* dimana bernilai 1 atau 0.

Variable Input Umur (*numerical data*), praproses transformasi data tidak dikenakan pada variabel ini, sehingga node input yang diperlukan adalah berjumlah 1. Nilai minimum variabel umur ini adalah 20 sedangkan nilai maksimumnya adalah 76.

Variable Input Jenis kelamin (*categorical data*). Variabel ini mempunyai 2(dua) kategori yaitu jenis kelamin perempuan dan jenis kelamin laki-laki. Praproses *unary encoding* dikenakan pada variabel ini dengan hasil 01 untuk 'perempuan' dan 10 untuk 'laki-laki'. Sehingga node input yang diperlukan sebanyak 2(dua) node. Nilai minimum variabel umur ini adalah 0 sedangkan nilai maksimumnya adalah 1.

Variable Input Status pernikahan(*categorical data*). Variabel ini mempunyai 2(dua) kategori yaitu status pernikahan tidak menikah dan status pernikahan menikah. Praproses *unary encoding* dikenakan pada variabel ini dengan hasil 01 untuk 'tidak menikah' dan 10 untuk 'menikah'. Sehingga node input yang diperlukan sebanyak 2(dua) node. Nilai minimum variabel umur ini adalah 0 sedangkan nilai maksimumnya adalah 1.

Variable Input Status pekerjaan(*categorical data*). Variabel ini mempunyai 2(dua) kategori yaitu berkerja dan tidak berkerja. Praproses *unary encoding* dikenakan pada variabel ini dengan hasil 01 untuk 'tidak berkerja' dan 10 untuk 'berkerja'. Sehingga node input yang diperlukan sebanyak 2(dua) node. Nilai minimum variabel umur ini adalah 0 sedangkan nilai maksimumnya adalah 1.

Variable Input Beasiswa(*categorical data*). Variabel ini mempunyai 2(dua) kategori yaitu beasiswa dan tidak beasiswa. Praproses *unary encoding* dikenakan pada variabel ini dengan hasil 01 untuk ‘tidak beasiswa’ dan 10 untuk ‘beasiswa’. Sehingga node input yang diperlukan sebanyak 2(node) node. Nilai minimum variabel umur ini adalah 0 sedangkan nilai maksimumnya adalah 1.

Variable Input Semester Masuk(*categorical data*). Variabel ini mempunyai 2(dua) kategori yaitu semester genap dan semester gasal. Praproses *unary encoding* dikenakan pada variabel ini dengan hasil 01 untuk ‘semester gasal’ dan 10 untuk ‘semester genap’. Sehingga node input yang diperlukan sebanyak 2(dua) node. Nilai minimum variabel umur ini adalah 0 sedangkan nilai maksimumnya adalah 1.

Variable Input IP Kumulatif(*numerical data*). Praproses transformasi data tidak dikenakan pada variabel ini, sehingga node input yang diperlukan adalah tetap berjumlah 1. Nilai minimum variabel umur ini adalah 0 sedangkan nilai maksimumnya adalah 4.

Variable Input SKS Kumulatif(*numerical data*) . Praproses transformasi data tidak dikenakan pada variabel ini, sehingga node input yang diperlukan adalah tetap berjumlah 1. Nilai minimum variabel umur ini adalah 0 sedangkan nilai maksimumnya adalah 60.

Variable Input IP Semester 1(*numerical data*) . Praproses transformasi data tidak dikenakan pada variabel ini, sehingga node input yang diperlukan adalah tetap berjumlah 1. Nilai minimum variabel umur ini adalah 0 sedangkan nilai maksimumnya adalah 4.

Variable Input SKS Semester 1(*numerical data*). Praproses transformasi data tidak dikenakan pada variabel ini, sehingga node input yang diperlukan adalah tetap berjumlah 1. Nilai minimum variabel umur ini adalah 0 sedangkan nilai maksimumnya adalah 30.

Variable Input IP Semester 2(*numerical data*). Praproses transformasi data tidak dikenakan pada variabel ini, sehingga node input yang diperlukan adalah tetap berjumlah 1. Nilai minimum variabel umur ini adalah 0 sedangkan nilai maksimumnya adalah 4.

Variable Input SKS Semester 2(*numerical data*). Praproses transformasi data tidak dikenakan pada variabel ini, sehingga node input yang diperlukan adalah tetap berjumlah 1. Nilai minimum variabel umur ini adalah 0 sedangkan nilai maksimumnya adalah 30.

Variable Input Semester Tempuh(*numerical data*) . Praproses transformasi data tidak dikenakan pada variabel ini, sehingga node input yang diperlukan adalah tetap berjumlah 1. Nilai minimum variabel umur ini adalah 1 sedangkan nilai maksimumnya adalah 23.

Variable Input Jurusan asal(*categorical data*). Variabel ini mempunyai 2(dua) kategori yaitu SMA Non Umum dan SMA Umum. Praproses *unary encoding* dikenakan pada variabel ini dengan hasil 01 untuk ‘SMA Non Umum’ dan 10 untuk ‘SMA Umum’. Sehingga node input yang diperlukan sebanyak 2(dua) node. Nilai minimum variabel umur ini adalah 0 sedangkan nilai maksimumnya adalah 1.

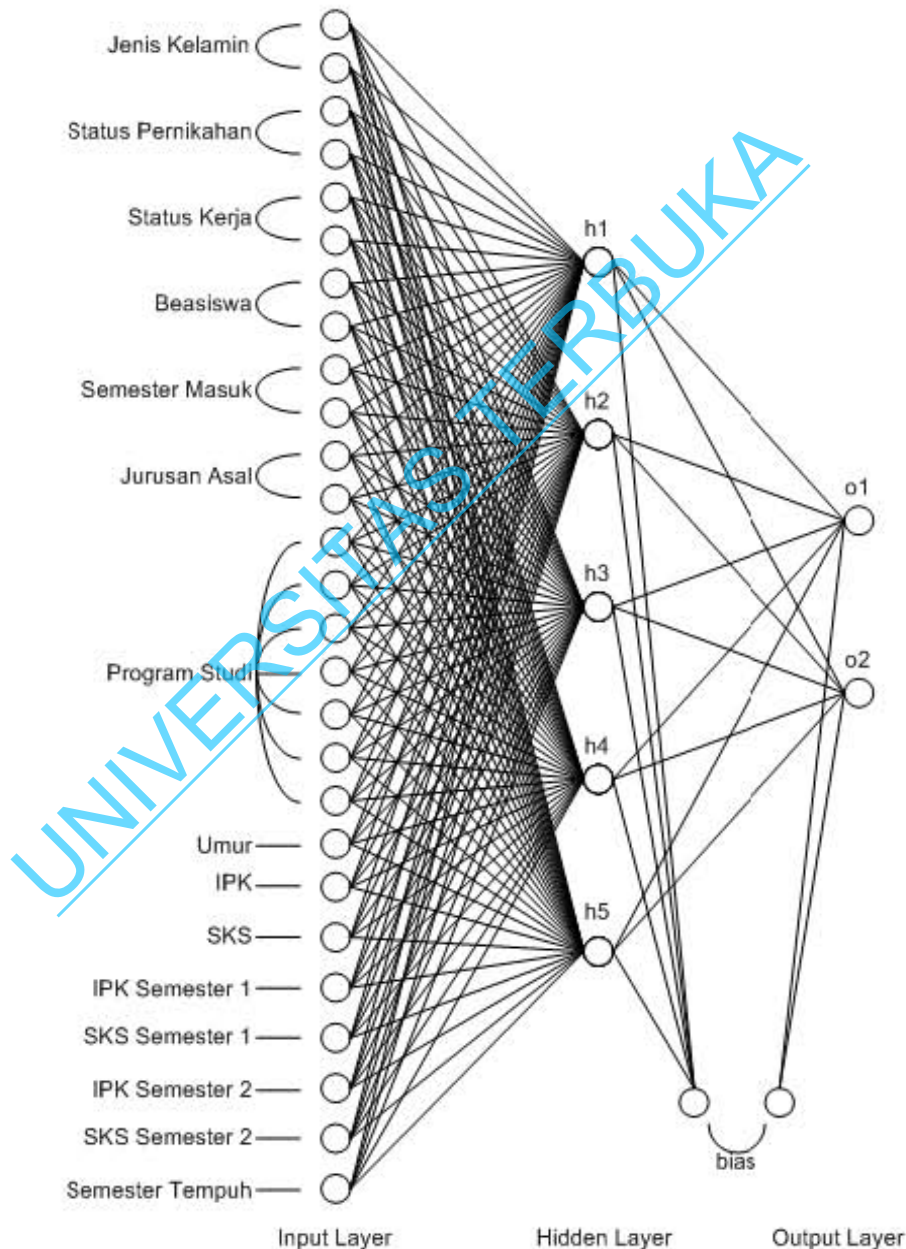
Variable Input Program studi(*categorical data*). Variabel ini mempunyai 7(dua) kategori yaitu Administrasi Negara-S1 (FISIP), Administrasi Niaga-S1 (FISIP), Matematika-S1 (FMIPA), Statistika-S1 (FMIPA), Sosiologi Perekonomian & Masalah Sosial-S1 (FISIP), Ilmu Pemerintahan-S1 (FISIP) dan untuk Ilmu Komunikasi-S1 (FISIP). Praproses *unary encoding* dikenakan pada variabel ini dengan hasil :

- a. 1000000 untuk Administrasi Negara-S1 (FISIP)
- b. 0100000 untuk Administrasi Niaga-S1 (FISIP)
- c. 0010000 untuk Matematika-S1 (FMIPA)
- d. 0001000 untuk Statistika-S1 (FMIPA)
- e. 0000100 untuk Sosiologi Perekonomian & Masalah Sosial-S1 (FISIP)
- f. 0000010 untuk Ilmu Pemerintahan-S1 (FISIP)
- g. 0000001 untuk Ilmu Komunikasi-S1 (FISIP)

Sehingga node input yang diperlukan sebanyak 7(tujuh) node dan nilai minimum variabel umur ini adalah 0 sedangkan nilai maksimumnya adalah 1.

Variable Output (*categorical data*). Terdapat 2(dua) kategori untuk variable output yaitu selesai (lulus) dan tidak Selesai (non-aktif). Praproses *unary encoding* dikenakan pada variabel ini dengan hasil 01 untuk ‘tidak selesai’ dan 10 untuk ‘selesai’. Sehingga node input yang diperlukan sebanyak 2(dua) node. Nilai minimum variabel umur ini adalah 0 sedangkan nilai maksimumnya adalah 1.

Hasil dari tahap praproses adalah data yang ternormalisasi dan data yang telah ter-*unary encoding* sehingga jumlah node dari 15 variabel adalah 27 node input dan 2(dua) node output. Dan arsitektur JST yang akan digunakan pada pengembangan model yaitu pada iterasi ke-1 adalah seperti tampak pada Gambar 6.



Gambar 6 Arsitektur JST pada iterasi ke-1 untuk KD pertama dan kedua

B. PENGEMBANGAN MODEL

1. ITERASI KE-1

Langkah pertama adalah membangun JST dengan struktur JST seperti pada Gambar 6. Dan pada iterasi pertama ini semua input variabel digunakan yaitu 15 variabel (Tabel 8) atau 27 node input. Pada penelitian ini akan dilihat perilaku JST dalam mencapai tingkat generalisasi yang optimum dengan dengan mengurangi jumlah variabel atau node input melalui proses analisa sensitivitas. Kemudian dilakukan proses pembelajaran dimana untuk iterasi ke-1, kelompok data 1, dengan laju pembelajaran 0,01 membutuhkan waktu 125,160 detik dan laju prosesnya dapat dilihat pada Gambar 7 dengan detail proses pembelajaran adalah sebagai berikut :

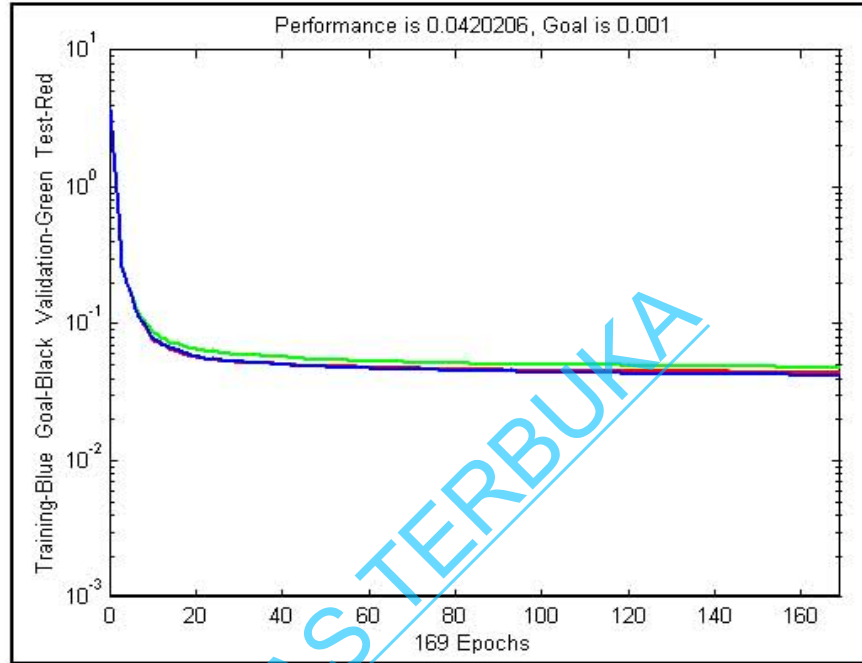
TRAINRP, Epoch 0/2000, MSE 3.76715/0.001, Gradient 4.86604/1e-006
TRAINRP, Epoch 25/2000, MSE 0.0545513/0.001, Gradient 0.0583168/1e-006
TRAINRP, Epoch 50/2000, MSE 0.0483329/0.001, Gradient 0.0113125/1e-006
TRAINRP, Epoch 75/2000, MSE 0.0459159/0.001, Gradient 0.00673363/1e-006
TRAINRP, Epoch 100/2000, MSE 0.0441838/0.001, Gradient 0.00667754/1e-006
TRAINRP, Epoch 125/2000, MSE 0.0431594/0.001, Gradient 0.00843282/1e-006
TRAINRP, Epoch 150/2000, MSE 0.0424473/0.001, Gradient 0.00672554/1e-006
TRAINRP, Epoch 169/2000, MSE 0.0420206/0.001, Gradient 0.0056275/1e-006
TRAINRP, Validation stop.

Data detail proses pelatihan diatas dapat disimpulkan bahwa proses validasi pembelajaran dengan menggunakan data validasi telah menghentikan proses pembelajaran pada *epoch* (ulangan) ke 169 karena mulai ulangan ke 100 tingkat generalisasi terhadap data validasi (garis hijau) konstan dan error validasi meningkat.

Hasil proses pembelajaran dari JST sangatlah baik karena error dari data testing, data validasi dan data testing mempunyai kesamaan karakteristik dan dapat disimpulkan tidak terjadi overfitting yang signifikan.

Tidak terjadinya overfitting dapat dilihat bahwa error dari data validasi dan data testing mempunyai karakteristik yang menunjukkan kesamaan. *Performance* menunjukkan kinerja dari JST yang didapat dari proses pembelajaran yaitu mencapai 0.0420206 atau yang biasa disebut

mean square error (MSE) yang merupakan nilai rata-rata dari jumlah error yang terjadi. Error yang dimaksud disini adalah perbedaan antara output JST dengan target yang ada.



Gambar 7 Proses pembelajaran JST iterasi ke-1

Selanjutnya dilakukan analisa performa dari JST yang telah dilatih terhadap data testing dengan hasil seperti pada Tabel 7.

Tabel 7 Hasil pembelajaran dan pengujian iterasi ke-1

KD	NI	LP	Pembelajaran (Data Training)		Pengujian							
					Data Validasi			Data Testing				
			Waktu (Detik)	Ulangan	Waktu (Detik)	Generalisasi		Waktu (Detik)	Generalisasi			
						Jumlah	(%)		Jumlah	(%)		
1	27	0.01	125.16	169	0.16	10320	/10680	96.63	0.25	10353	/10680	96.94
		0.02	216.54	290	0.22	10341	/10680	96.83	0.23	10369	/10680	97.09
		0.1	98.31	134	0.14	10319	/10680	96.62	0.42	10345	/10680	96.86
		0.5	62.54	83	0.13	10326	/10680	96.69	0.48	10359	/10680	96.99
2	27	0.01	204.13	205	0.11	4128	/4271	96.65	0.25	4140	/4271	96.93
		0.02	209.09	213	0.06	4110	/4271	96.23	0.53	4126	/4271	96.61
		0.1	218.60	223	0.06	4100	/4271	96.00	0.56	4123	/4271	96.53
		0.5	124.56	126	0.06	4111	/4271	96.25	0.53	4124	/4271	96.56

Untuk kelompok data pertama generalisasi tertinggi ada pada laju pembelajaran 0.02 dengan generalisasi terhadap data validasi sebesar 96.83% dan generalisasi terhadap data testing mencapai 97.09%.

Sedangkan untuk kelompok data kedua generalisasi tertinggi ada pada laju pembelajaran 0.01 dengan generalisasi terhadap data validasi sebesar 96.65% dan generalisasi terhadap data testing mencapai 96.93%. Selanjutnya dilakukan proses analisa sensitivitas terhadap JST dengan performa terbaik dimana hasil proses terlihat pada Tabel 8 berikut ini :

Tabel 8 Hasil analisa sensitivitas iterasi ke-1

No	Variabel	Sensitivitas			
		Kelompok Data 1		Kelompok Data 2	
		Angka	Ranking	Angka	Ranking
1	Jenis Kelamin	0.295	13	0.407	13
2	Status Pernikahan	0.417	10	0.428	12
3	Status Kerja	2.516	4	1.639	4
4	Beasiswa	0.282	14	0.482	10
5	Semester Masuk	0.215	15	0.245	15
6	Jurusan Asal	0.411	11	0.463	11
7	Program Studi	0.924	7	0.959	8
8	Umur	4.117	2	2.548	3
9	IPK	4.000	3	3.424	2
10	SKS	0.584	9	0.684	9
11	IP Semester 1	0.384	12	0.321	14
12	SKS Semester 1	1.273	5	1.260	6
13	IP Semester 2	1.057	6	1.355	5
14	SKS Semester 2	0.782	8	0.967	7
15	Semester Tempuh	5.561	1	5.611	1

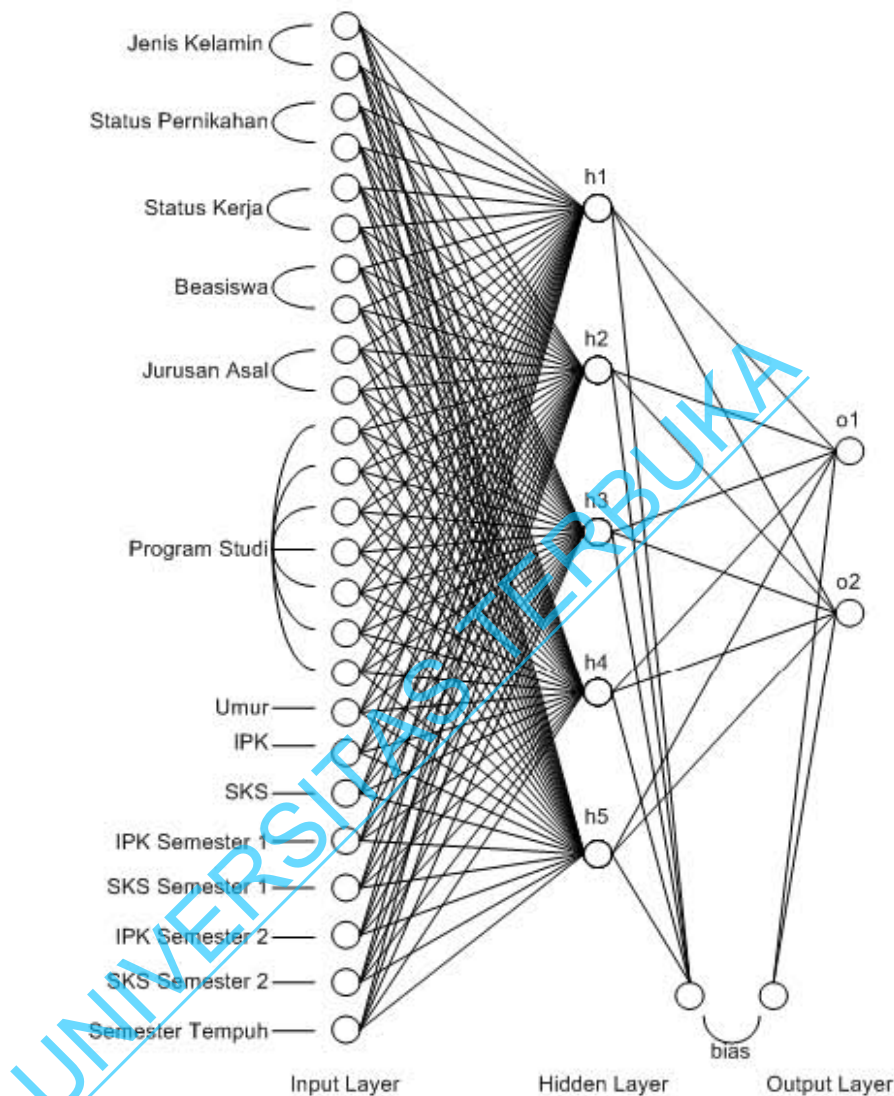
Tabel diatas menunjukkan bahwa variabel yang memiliki tingkat sensitivitas paling tinggi untuk kelompok data pertama adalah 'Semester Tempuh' yang mencapai 5,561 (ranking 1), dan terendah 'Semester Masuk' yaitu 0,215 (ranking 15). Untuk kelompok data pertama tertinggi adalah 'Semester Tempuh' mencapai 5,611(ranking 1), sedangkan yang terendah adalah 'Semester Masuk' yaitu 0,245 (ranking 15).

Untuk iterasi selanjutnya variabel 'Semester Masuk' akan dihilangkan dari data training, data validasi dan data testing baik untuk kelompok data pertama maupun untuk kelompok data kedua.

2. ITERASI KE-2

Pada iterasi ini model yang digunakan menggunakan struktur JST seperti pada Gambar 8 yang merupakan hasil dari iterasi ke-1. Dan pada

iterasi kedua ini digunakan 14 input variabel (Tabel 10) atau 25 node input baik untuk kelompok data pertama maupun untuk kelompok data kedua.



Gambar 8 Arsitektur JST pada iterasi ke-2 untuk KD pertama dan kedua

Pada Tabel 9 terlihat bahwa proses pembelajaran terlama untuk kelompok data pertama mencapai 100.33 detik pada laju pembelajaran 0.5 dan untuk kelompok data kedua mencapai 177.67 detik pada laju pembelajaran 0.1. Sedangkan untuk proses pembelajaran tercepat untuk kelompok data pertama tercapai pada laju pembelajaran 0.01 yaitu 68.11 detik dan untuk kelompok data kedua pada laju pembelajaran 0.02 yaitu 72.44 detik.

Tabel 9 Hasil pembelajaran dan pengujian iterasi ke-2

KD	NI	LP	Pembelajaran (Data Training)		Pengujian							
					Data Validasi				Data Testing			
			Waktu (Detik)	Ulangan	Waktu (Detik)	Generalisasi		Waktu (Detik)	Generalisasi			
						Jumlah	(%)		Jumlah	(%)		
1	25	0.01	68.11	203	0.13	10299	/10680	96.43	0.14	10342	/10680	96.84
		0.02	82.59	203	0.13	10299	/10680	96.43	0.13	10342	/10680	96.84
		0.1	100.33	262	0.21	10339	/10680	96.81	0.41	10359	/10680	96.99
		0.5	92.27	232	0.13	10242	/10680	95.90	0.31	10283	/10680	96.28
2	25	0.01	72.52	158	0.09	4135	/4271	96.82	0.07	4147	/4271	97.10
		0.02	72.44	158	0.06	4135	/4271	96.82	0.27	4147	/4271	97.10
		0.1	177.67	348	0.06	4123	/4271	96.53	0.28	4132	/4271	96.75
		0.5	108.45	212	0.05	4120	/4271	96.46	0.28	4144	/4271	97.03

Untuk kelompok data pertama generalisasi tertinggi ada pada laju pembelajaran 0.1 dengan generalisasi terhadap data validasi sebesar 96.81% dan generalisasi terhadap data testing mencapai 96.99%. Sedangkan untuk kelompok data kedua generalisasi tertinggi ada pada laju pembelajaran 0.01 dengan generalisasi terhadap data validasi sebesar 96.82% dan generalisasi yang dicapai oleh JST terhadap data testing sebesar 97.10%.

Proses analisa sensitivitas dan pengurangan variabel input pada iterasi ke-1 meningkatkan generalisasi terhadap data testing untuk kelompok data pertama pada laju pembelajaran 0.1 dan untuk laju pembelajaran yang lain mengalami penurunan. Sedangkan untuk kelompok data kedua generalisasi meningkat untuk semua laju pembelajaran.

Selanjutnya dilakukan proses analisa sensitivitas JST yaitu untuk kelompok data pertama digunakan JST hasil pembelajaran dengan laju pembelajaran 0.1 (generalisasi terhadap data testing tertinggi untuk kelompok data pertama) dan untuk kelompok data kedua digunakan JST hasil pembelajaran dengan laju pembelajaran 0.01 (generalisasi terhadap data testing tertinggi untuk kelompok data kedua). Hasil proses analisa tersebut terlihat pada Tabel 10.

Tabel 10 Hasil analisa sensitivitas iterasi ke-2

No	Variabel	Sensitivitas			
		Kelompok Data 1		Kelompok Data 2	
		Angka	Ranking	Angka	Ranking
1	Jenis Kelamin	0.178	14	0.156	13
2	Status Pernikahan	0.705	8	0.424	8
3	Status Kerja	2.006	4	1.855	4
4	Beasiswa	0.289	13	0.367	10
5	Jurusan Asal	0.439	11	0.335	11
6	Program Studi	0.425	12	0.223	12
7	Umur	2.867	3	2.563	3
8	IPK	3.129	2	3.033	2
9	SKS	0.726	7	0.659	7
10	IP Semester 1	0.468	10	0.140	14
11	SKS Semester 1	1.100	5	0.847	5
12	IP Semester 2	1.099	6	0.672	6
13	SKS Semester 2	0.665	9	0.393	9
14	Semester Tempuh	4.774	1	3.916	1

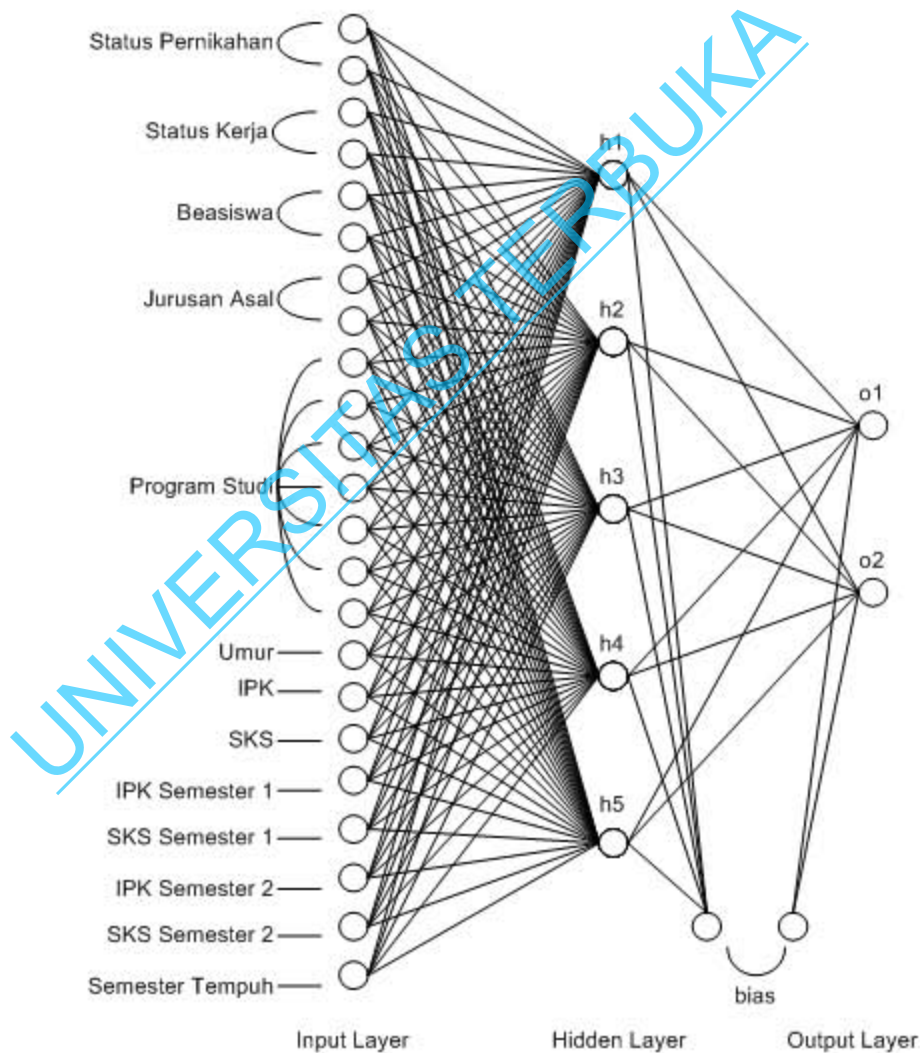
Untuk kelompok data pertama variabel yang memiliki tingkat sensitivitas paling tinggi adalah 'Semester Tempuh' yang mencapai 4.774 (ranking 1), sedangkan yang terendah adalah 'Jenis Kelamin' yaitu 0,178 (ranking 14). Hasil Untuk kelompok data kedua variabel yang memiliki tingkat sensitivitas paling tinggi adalah 'Semester Tempuh' yang mencapai 3.916(ranking 1), sedangkan yang terendah adalah 'IP Semester 1' yaitu 0,140(ranking 14).

Ini juga menunjukkan bahwa sensitivitas dari suatu variabel dipengaruhi juga kompleksitas dari arsitektur/struktur JST yang dihasilkan dari proses pembelajaran. Oleh karena itu setiap perubahan jumlah node input perlu dilakukan pembelajaran kembali.

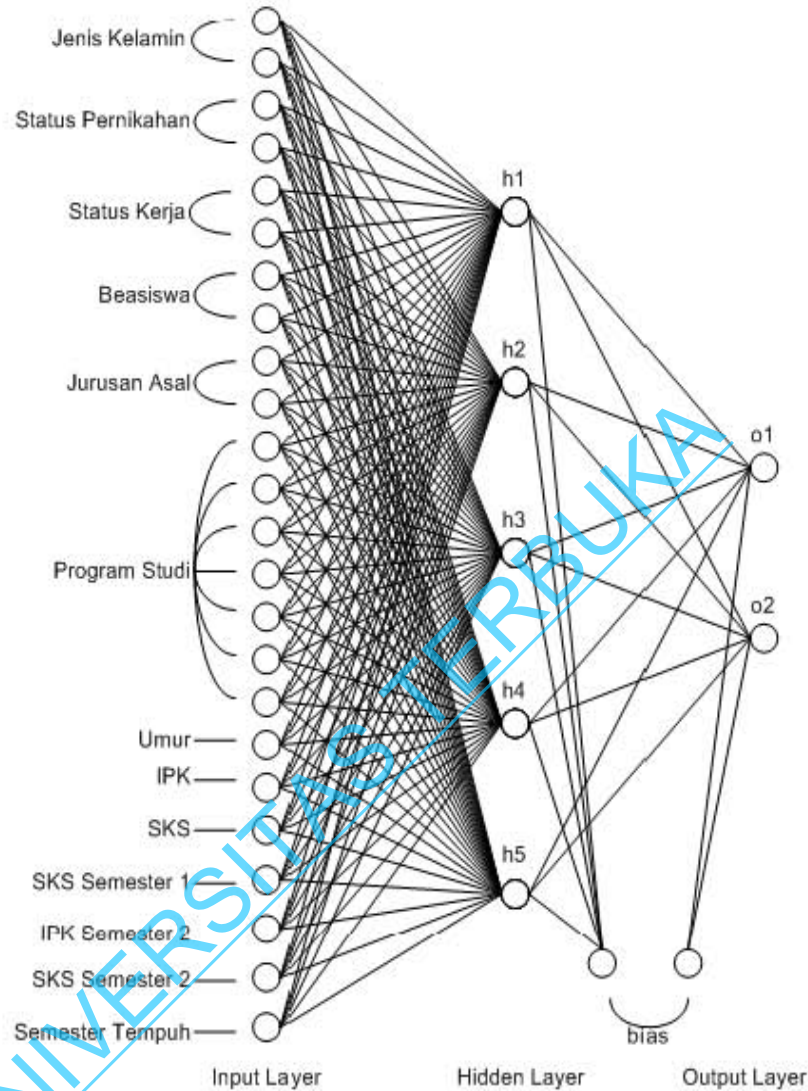
Untuk kelompok data pertama variabel dengan nilai sensitivitas terendah yaitu 'Jenis Kelamin' dan untuk kelompok data kedua yaitu 'IP Semester 1' dikeluarkan dari data training, data validasi dan dari data testing.

3. ITERASI KE 3

Model JST yang digunakan menggunakan struktur JST seperti pada Gambar 9 untuk kelompok data pertama dan Gambar 10 untuk kelompok data kedua (hasil dari iterasi ke-2). Pada iterasi ketiga ini untuk kelompok data pertama digunakan 13 input variabel atau 23 node input. Sedangkan untuk kelompok data kedua digunakan 13 input variabel atau 24 node input.



Gambar 9 Arsitektur JST pada iterasi ke-3 untuk KD pertama



Gambar 10 Arsitektur JST pada iterasi ke-3 untuk KD kedua

Pada Tabel 11 terlihat bahwa proses pembelajaran terlama untuk kelompok data pertama mencapai 254.08 detik pada laju pembelajaran 0.02 dan untuk kelompok data kedua mencapai 176.06 detik pada laju pembelajaran 0.5. Sedangkan untuk proses pembelajaran tercepat untuk kelompok data pertama tercapai pada laju pembelajaran 0.1 yaitu 81.18 detik dan untuk kelompok data kedua pada laju pembelajaran 0.01 yaitu 100.29 detik.

Tabel 11. Hasil pembelajaran dan pengujian iterasi ke-3

KD	NI	LP	Pembelajaran		Pengujian							
			(Data Training)		Data Validasi			Data Testing				
			Waktu (Detik)	Ulangan	Waktu (Detik)	Generalisasi		Waktu (Detik)	Generalisasi			
						Jumlah	(%)		Jumlah	(%)		
1	23	0.01	127.38	172	0.46	10388	/10680	97.27	0.18	10402	/10680	97.40
		0.02	254.08	383	0.18	10274	/10680	96.20	0.18	10319	/10680	96.62
		0.1	81.18	119	0.30	10293	/10680	96.38	0.41	10326	/10680	96.69
		0.5	122.30	184	0.19	10396	/10680	97.34	0.19	10403	/10680	97.41
2	24	0.01	100.29	109	0.09	4100	/4271	96.00	0.08	4135	/4271	96.82
		0.02	147.09	161	0.15	4118	/4271	96.42	0.08	4143	/4271	97.00
		0.1	121.54	133	0.09	4130	/4271	96.70	0.08	4145	/4271	97.05
		0.5	176.06	194	0.17	4119	/4271	96.44	0.07	4139	/4271	96.91

Untuk kelompok data pertama generalisasi tertinggi ada pada laju pembelajaran 0.5 dengan generalisasi terhadap data validasi sebesar 97.34% dan generalisasi terhadap data testing mencapai 97.41%. Sedangkan untuk kelompok data kedua generalisasi tertinggi ada pada laju pembelajaran 0.1 dengan generalisasi terhadap data validasi sebesar 96.70% dan generalisasi terhadap data testing mencapai 97.05%.

Proses analisa sensitivitas dan pengurangan variabel input pada iterasi ke-2 meningkatkan generalisasi terhadap data testing untuk kelompok data pertama pada laju pembelajaran 0.01 dan 0.5. Sedangkan untuk laju pembelajaran yang lain mengalami penurunan. Untuk kelompok data kedua generalisasi meningkat hanya pada laju pembelajaran 0.1.

Selanjutnya dilakukan proses analisa sensitivitas JST yaitu untuk kelompok data pertama digunakan JST hasil pembelajaran dengan laju pembelajaran 0.5 dan untuk kelompok data kedua digunakan JST hasil pembelajaran dengan laju pembelajaran 0.1. Hasil proses analisa tersebut terlihat pada Tabel 12 dan Tabel 13.

Untuk kelompok data pertama variabel yang memiliki tingkat sensitivitas paling tinggi adalah 'Semester Tempuh' yang mencapai 3.818 (ranking 1), sedangkan yang terendah adalah 'SKS Semester 2' yaitu 0,171 (ranking 13). Untuk iterasi selanjutnya akan dihilangkan variabel

‘IP Semester 1’ dan ‘SKS Semester 2’ dari data training, data validasi dan dari data testing.

Tabel 12 Hasil analisa sensitivitas kelompok data pertama iterasi ke-3

No	Variabel	Sensitivitas	
		Angka	Ranking
1	Status Pernikahan	0.540	7
2	Status Kerja	1.391	4
3	Beasiswa	0.501	10
4	Jurusan Asal	0.539	8
5	Program Studi	0.482	11
6	Umur	2.346	3
7	IPK	2.879	2
8	SKS	1.209	5
9	IP Semester 1	0.340	12
10	SKS Semester 1	0.519	9
11	IP Semester 2	0.876	6
12	SKS Semester 2	0.171	13
13	Semester Tempuh	3.818	1

Hasil analisa sensitivitas untuk kelompok data kedua dapat dilihat pada Tabel 13 berikut ini :

Tabel 13 Hasil analisa sensitivitas kelompok data kedua iterasi ke-3

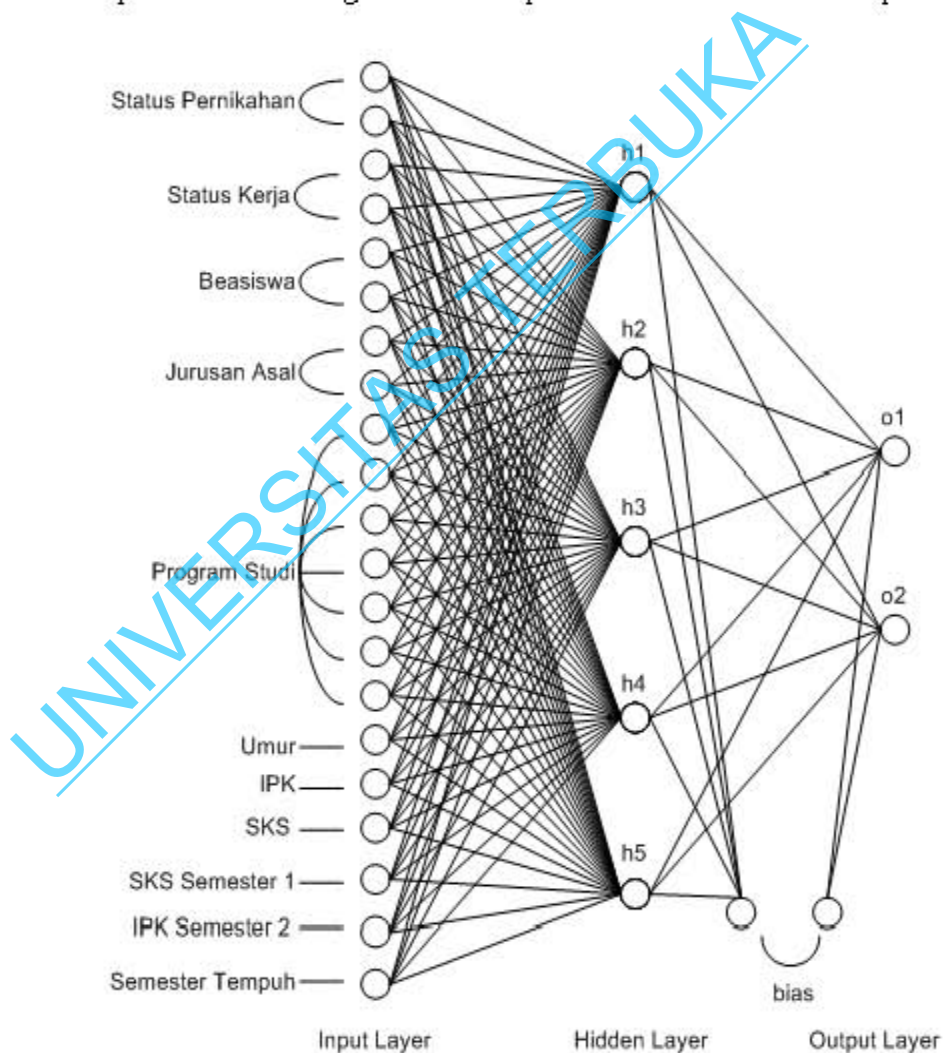
No	Variabel	Sensitivitas	
		Angka	Ranking
1	Jenis Kelamin	0.274	13
2	Status Pernikahan	0.421	12
3	Status Kerja	1.734	4
4	Beasiswa	0.539	10
5	Jurusan Asal	0.422	11
6	Program Studi	1.080	6
7	Umur	2.279	3
8	IPK	4.101	2
9	SKS	0.630	9
10	SKS Semester 1	0.983	8
11	IP Semester 2	1.137	5
12	SKS Semester 2	0.991	7
13	Semester Tempuh	4.653	1

Untuk kelompok data kedua variabel yang memiliki tingkat sensitivitas paling tinggi adalah ‘Semester Tempuh’ yang mencapai 4.653 (ranking 1), sedangkan yang terendah adalah ‘Jenis Kelamin’ yaitu 0,274 (ranking 13). Untuk kelompok data kedua variabel ‘Jenis Kelamin’ dan

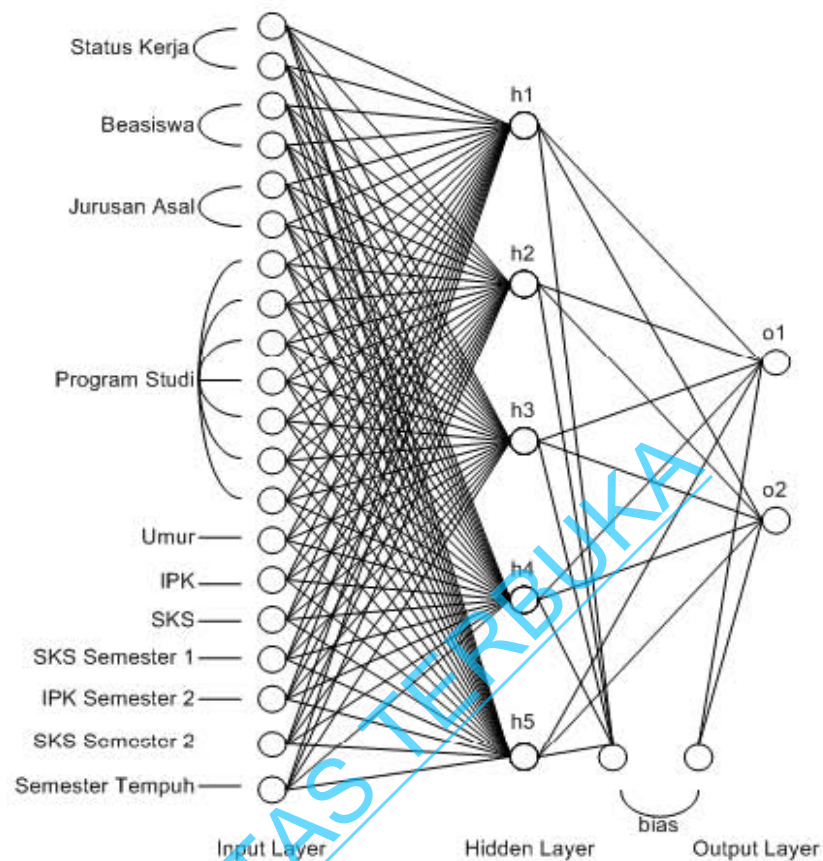
'Status Pernikahan' dikeluarkan dari data training, data validasi dan dari data testing.

4. ITERASI KE-4

Model JST yang digunakan menggunakan struktur JST seperti pada Gambar 11 untuk kelompok data pertama dan Gambar 12 untuk kelompok data kedua. Pada iterasi keempat ini untuk kelompok data pertama digunakan 11 input variabel atau 21 node input. Sedangkan untuk kelompok data kedua digunakan 11 input variabel atau 20 node input.



Gambar 11 Arsitektur JST pada iterasi ke-4 untuk KD pertama



Gambar 12 Arsitektur JST pada iterasi ke-4 untuk KD kedua

Pada tabel 14 terlihat bahwa proses pembelajaran JST terlalu lama untuk kelompok data pertama mencapai 136.49 detik pada laju pembelajaran 0.01 dan untuk kelompok data kedua mencapai 178.14 detik pada laju pembelajaran 0.5. Untuk proses pembelajaran tercepat untuk kelompok data pertama tercapai pada laju pembelajaran 0.5 yaitu 61.53 detik dan untuk kelompok data kedua pada laju pembelajaran 0.02 yaitu 79.06 detik. Untuk kelompok data pertama generalisasi tertinggi ada pada laju pembelajaran 0.02 dengan generalisasi terhadap data validasi sebesar 97.17% dan generalisasi terhadap data testing mencapai 97.29%. Sedangkan untuk kelompok data kedua generalisasi tertinggi ada pada laju pembelajaran 0.5 dengan generalisasi terhadap data validasi sebesar 96.61% dan generalisasi terhadap data testing mencapai 96.93%.

Tabel 14 Hasil pembelajaran dan pengujian iterasi ke-4

KD	NI	LP	Pembelajaran (Data Training)		Pengujian							
			Waktu (Detik)	Ulangan	Waktu (Detik)	Data Validasi		Waktu (Detik)	Data Testing			
						Generalisasi			Generalisasi			
						Jumlah	(%)		Jumlah	(%)		
1	21	0.01	136.49	208	0.17	10318	/10680	96.61	0.17	10353	/10680	96.94
		0.02	62.27	94	0.27	10374	/10680	97.13	0.35	10391	/10680	97.29
		0.1	108.48	162	0.29	10306	/10680	96.50	0.18	10342	/10680	96.84
		0.5	61.53	90	0.31	10266	/10680	96.12	0.42	10310	/10680	96.54
2	20	0.01	167.60	190	0.07	4135	/4271	96.82	0.07	4139	/4271	96.91
		0.02	79.06	86	0.16	4128	/4271	96.65	0.42	4140	/4271	96.93
		0.1	164.91	186	0.08	4141	/4271	96.96	0.07	4137	/4271	96.86
		0.5	178.14	201	0.08	4126	/4271	96.61	0.08	4140	/4271	96.93

Proses analisa sensitivitas dan pengurangan variabel input pada iterasi ke-3 meningkatkan generalisasi terhadap data testing untuk kelompok data pertama pada laju pembelajaran 0.05 dan 0.1. Sedangkan untuk laju pembelajaran yang lain mengalami penurunan. Untuk kelompok data kedua generalisasi meningkat pada laju pembelajaran 0.01, dan 0.5. Sedangkan untuk laju pembelajaran yang lain mengalami penurunan. Selanjutnya dilakukan proses analisa sensitivitas JST yaitu untuk kelompok data pertama digunakan JST hasil pembelajaran yang memiliki generalisasi tertinggi baik untuk kelompok data pertama maupun untuk kelompok data kedua yaitu dengan laju pembelajaran 0.5 dan untuk kelompok data kedua digunakan JST hasil pembelajaran dengan laju pembelajaran 0.1. Hasil proses analisa sensitivitas tersebut terlihat pada Tabel 15 dan Tabel 16 berikut ini :

Tabel 15 Hasil analisa sensitivitas kelompok data pertama iterasi ke-4

No	Variabel	Sensitivitas	
		Angka	Ranking
1	Status Pernikahan	0.149	11
2	Status Kerja	1.688	4
3	Beasiswa	0.444	9
4	Jurusan Asal	0.217	10
5	Program Studi	0.491	7
6	Umur	2.564	3
7	IPK	2.944	2
8	SKS	1.130	5
9	SKS Semester 1	0.478	8
10	IP Semester 2	0.568	6
11	Semester Tempuh	3.629	1

Untuk kelompok data pertama variabel yang memiliki tingkat sensitivitas paling tinggi adalah 'Semester Tempuh' yang mencapai 3.629 (ranking 1), sedangkan yang terendah adalah 'Status Pernikahan' yaitu 0,148 (ranking 11). Hasil analisa sensitivitas untuk kelompok data kedua dapat dilihat pada tabel 13 berikut ini :

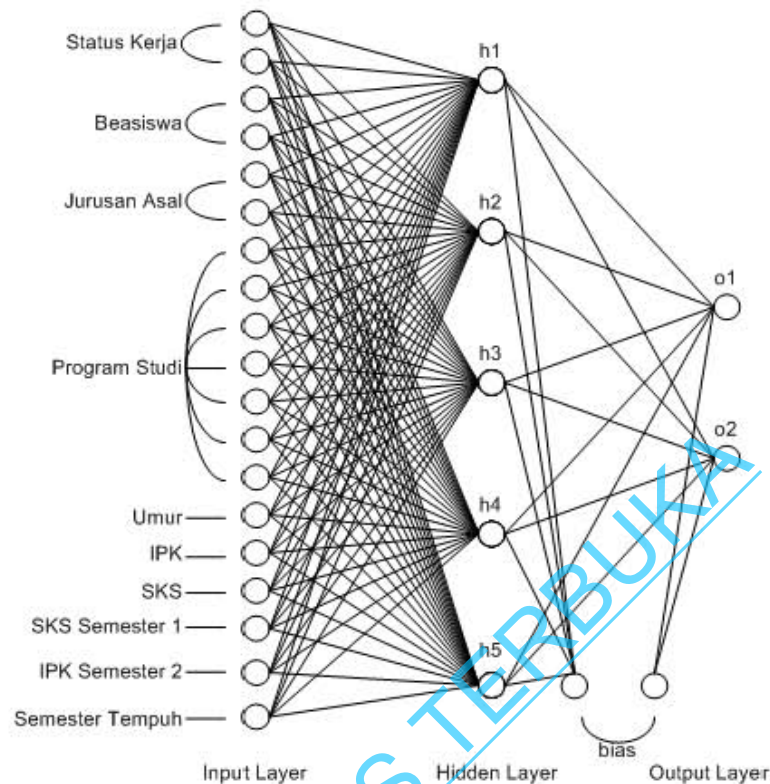
Tabel 16 Hasil analisa sensitivitas kelompok data kedua iterasi ke-4

No	Variabel	Sensitivitas	
		Angka	Ranking
1	Status Kerja	1.522	4
2	Beasiswa	0.408	10
3	Jurusan Asal	0.544	7
4	Program Studi	0.520	8
5	Umur	3.489	2
6	IPK	3.032	3
7	SKS	1.445	5
8	SKS Semester 1	0.462	9
9	IP Semester 2	0.758	6
10	SKS Semester 2	0.147	11
11	Semester Tempuh	4.473	1

Untuk kelompok data kedua variabel yang memiliki tingkat sensitivitas paling tinggi adalah 'Semester Tempuh' yang mencapai 4.473 (ranking 1), sedangkan yang terendah adalah 'SKS Semester 2' yaitu 0,147 (ranking 11). Untuk iterasi selanjutnya variabel dengan nilai sensitivitas dari kelompok data pertama terendah yaitu 'Status Pernikahan' dan untuk kelompok data kedua yaitu SKS Semester 2' dikeluarkan dari data training, data validasi dan dari data testing.

5. ITERASI KE-5

Model JST yang digunakan menggunakan struktur JST seperti pada Gambar 13. Pada iterasi kelima ini untuk kelompok data pertama maupun kedua digunakan 10 input variabel atau 19 node input dimana hasil analisa sensitivitas pada iterasi keempat untuk kelompok data pertama dan kelompok data kedua adalah 10 variabel yang sama yaitu 'Status Kerja', 'Beasiswa', 'Jurusan Asal', 'Program Studi', 'Umur', 'IPK', 'SKS', 'SKS Semester 1', 'IP Semester 2', dan 'Semester Tempuh'.



Gambar 13 Arsitektur JST pada iterasi ke-5 untuk KD pertama dan kedua

Tabel 17 Hasil pembelajaran dan pengujian iterasi ke-5

KD	NI	LP	Pembelajaran (Data Training)		Pengujian							
			Waktu (Detik)	Ulangan	Data Validasi			Data Testing				
					Waktu (Detik)	Generalisasi		Waktu (Detik)	Generalisasi			
						Jumlah	(%)		Jumlah	(%)		
1	19	0.01	138.38	196	0.29	10323	/10680	96.66	0.17	10353	/10680	96.94
		0.02	164.27	256	0.30	10296	/10680	96.40	0.17	10313	/10680	96.56
		0.1	98.54	152	0.16	10298	/10680	96.42	0.16	10331	/10680	96.73
		0.5	91.08	140	0.16	10227	/10680	95.76	0.16	10242	/10680	95.90
2	19	0.01	377.95	442	0.07	4136	/4271	96.84	0.07	4143	/4271	97.00
		0.02	255.17	236	0.07	4137	/4271	96.86	0.07	4130	/4271	96.70
		0.1	97.13	110	0.13	4092	/4271	95.81	0.07	4106	/4271	96.14
		0.5	150.88	171	0.15	4097	/4271	95.93	0.36	4116	/4271	96.37

Pada Tabel 17 terlihat bahwa proses pembelajaran terlama untuk kelompok data pertama mencapai 164.27 detik pada laju pembelajaran 0.02 dan untuk kelompok data kedua mencapai 377.95 detik pada laju pembelajaran 0.01. Sedangkan untuk proses pembelajaran tercepat untuk kelompok data pertama tercapai pada laju pembelajaran 0.5 yaitu 91.08

detik dan untuk kelompok data kedua pada laju pembelajaran 0.1 yaitu 97.13 detik.

Untuk kelompok data pertama generalisasi tertinggi ada pada JST dengan pembelajaran dengan menggunakan laju pembelajaran 0.01 dengan generalisasi terhadap data validasi sebesar 96.66% dan generalisasi terhadap data testing mencapai 96.94%. Sedangkan untuk kelompok data kedua generalisasi tertinggi ada pada laju pembelajaran 0.1 dengan generalisasi terhadap data validasi sebesar 96.84% dan generalisasi terhadap data testing mencapai 97.00%.

Proses analisa sensitivitas dan pengurangan variabel input pada iterasi ke-4 untuk kelompok data pertama pada laju pembelajaran 0.01 menghasilkan generalisasi yang sama seperti iterasi sebelumnya yaitu sebesar 96.9382. Sedangkan untuk laju pembelajaran yang lain mengalami penurunan. Untuk kelompok data kedua generalisasi meningkat hanya pada laju pembelajaran 0.01.

Selanjutnya dilakukan proses analisa sensitivitas JST yaitu untuk kelompok data pertama dan kedua digunakan JST hasil pembelajaran dengan laju pembelajaran 0.01. Hasil proses analisa tersebut terlihat pada Tabel 18 dan Tabel 19.

Tabel 18 Hasil analisa sensitivitas kelompok data pertama iterasi ke-5

No	Variabel	Sensitivitas	
		Angka	Ranking
1	Status Kerja	1.770	5
2	Beasiswa	0.222	10
3	Jurusan Asal	0.605	8
4	Program Studi	0.507	9
5	Umur	3.625	2
6	IPK	3.169	3
7	SKS	1.939	4
8	SKS Semester 1	0.731	7
9	IP Semester 2	0.774	6
10	Semester Tempuh	4.904	1

Untuk kelompok data pertama variabel yang memiliki tingkat sensitivitas paling tinggi adalah 'Semester Tempuh' yang mencapai 4.904 (ranking 1), sedangkan yang terendah adalah 'Beasiswa' yaitu 0,222

(ranking 10). Hasil analisa sensitivitas untuk kelompok data kedua dapat dilihat pada Tabel 19 berikut ini :

Tabel 19 Hasil analisa sensitivitas kelompok data kedua iterasi ke-5

No	Variabel	Sensitivitas	
		Angka	Ranking
1	Status Kerja	1.742	6
2	Beasiswa	0.765	8
3	Jurusan Asal	2.609	4
4	Program Studi	1.152	7
5	Umur	4.134	3
6	IPK	4.475	2
7	SKS	2.471	5
8	SKS Semester 1	0.715	10
9	IP Semester 2	0.757	9
10	Semester Tempuh	5.818	1

Untuk kelompok data kedua variabel yang memiliki tingkat sensitivitas paling tinggi adalah 'Semester Tempuh' yang mencapai 5.818 (ranking 1), sedangkan yang terendah adalah 'SKS Semester 1' yaitu 0,715 (ranking 10). Untuk kelompok data kedua angka sensitivitas yang tinggi ada pada semua variabel sehingga tidak dilakukan pembelajaran kembali dan JST untuk data kelompok kedua ini telah mencapai arsitektur yang optimum. Untuk kelompok data pertama variabel dengan nilai sensitivitas terendah yaitu 'Beasiswa' dikeluarkan dari data training, data validasi dan dari data testing.

6. ITERASI KE-6

Model JST yang digunakan menggunakan struktur JST hasil iterasi ke-5. Pada iterasi keenam ini hanya digunakan kelompok data pertama yaitu digunakannya 9 input variabel atau 17 node input yang merupakan 10 variabel yang sama yaitu 'Status Kerja', 'Jurusan Asal', 'Program Studi', 'Umur', 'IPK', 'SKS', 'SKS Semester 1', 'IP Semester 2', dan 'Semester Tempuh'.

Pada Tabel 20 terlihat bahwa proses pembelajaran mencapai 236.98 detik pada laju pembelajaran 0.02. Sedangkan untuk proses pembelajaran tercepat tercapai pada laju pembelajaran 0.5 yaitu 79.46.

Tabel 20 Hasil pembelajaran dan pengujian iterasi ke-6

KD	NI	LP	Pembelajaran (Data Training)		Pengujian							
			Waktu (Detik)	Ulangan	Waktu (Detik)	Data Validasi		Waktu (Detik)	Data Testing			
						Generalisasi			Jumlah	Generalisasi		
						Jumlah	(%)				Jumlah	(%)
1	17	0.01	175.47	272	0.16	10384	/10680	97.23	0.16	10403	/10680	97.41
		0.02	236.03	382	0.29	10355	/10680	96.96	0.16	10384	/10680	97.23
		0.1	236.98	373	0.16	10351	/10680	96.92	0.15	10358	/10680	96.99
		0.5	79.46	124	0.27	10300	/10680	96.44	0.34	10326	/10680	96.69

Generalisasi tertinggi tercapai pada pembelajaran dengan laju pembelajaran 0.5 yaitu dengan generalisasi terhadap data validasi sebesar 97.23% dan generalisasi terhadap data testing mencapai 97.41%. Proses analisa sensitivitas dan pengurangan variabel input pada iterasi ke-5 meningkatkan generalisasi terhadap data testing untuk kelompok data pertama pada semua laju pembelajaran. Selanjutnya dilakukan proses analisa sensitivitas JST yaitu untuk kelompok data pertama digunakan JST hasil pembelajaran dengan laju pembelajaran 0.01. Hasil proses analisa tersebut terlihat pada Tabel 21.

Tabel 21 Hasil analisa sensitivitas kelompok data pertama iterasi ke-6

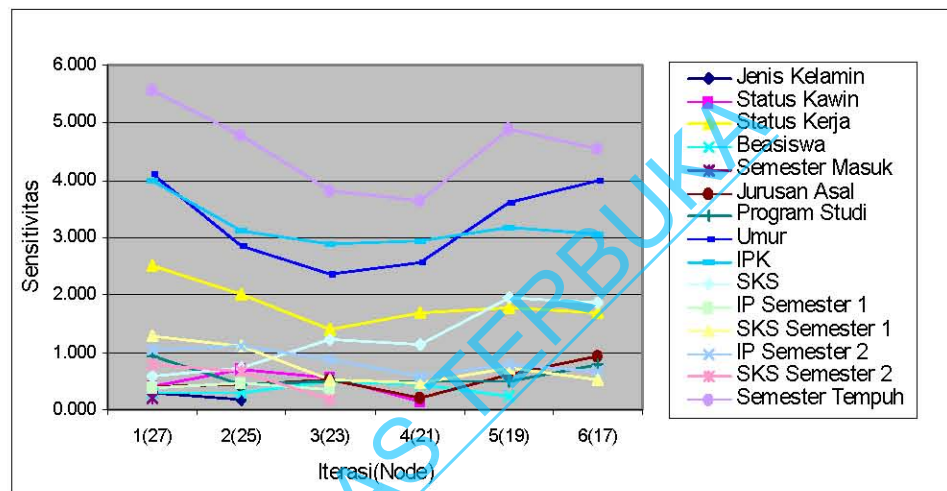
No	Variabel	Sensitivitas	
		Angka	Ranking
1	Status Kerja	1.702	5
2	Jurusan Asal	0.918	6
3	Program Studi	0.791	7
4	Umur	3.984	2
5	IPK	3.067	3
6	SKS	1.856	4
7	SKS Semester 1	0.534	9
8	IP Semester 2	0.659	8
9	Semester Tempuh	4.554	1

Hasil analisis sensitivitas pada iterasi keenam ‘Semester Tempuh’ menempati urutan tertinggi yaitu 4.554 (ranking 1) pada iterasi keenam ini. Sensitivitas terendah adalah ‘SKS Semester 1’ yaitu 0.534 (ranking 9). Sensitivitas semua variabel menunjukkan nilai yang cukup besar sehingga proses pengurangan variabel dan pembelajaran ulang dihentikan.

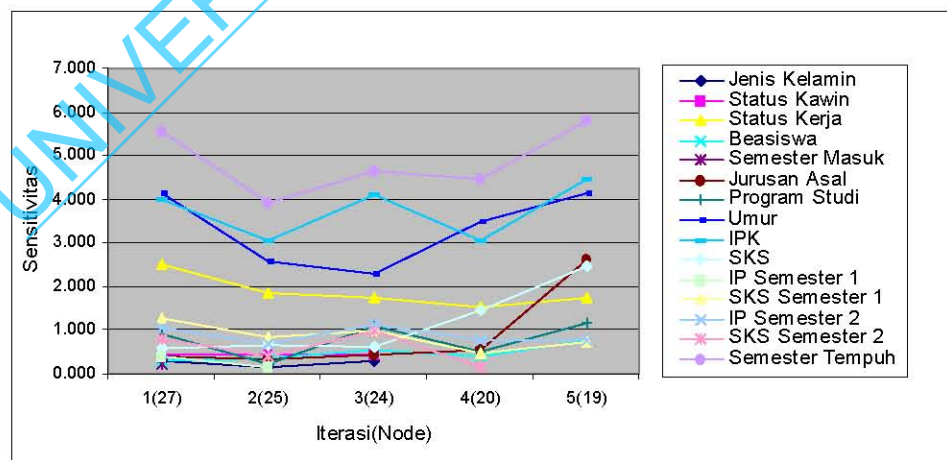
C. PENGEMBANGAN PROROTIPE

1. ARSITEKTUR JST TERBAIK PADA PENELITIAN INI

Dari percobaan yang dilakukan yaitu dari 6(enam) iterasi, 2 kelompok data dengan masing-masing kelompok data menggunakan 4 (empat) laju pembelajaran yaitu 0.01, 0.05, 0.1, dan 0.5 dapat dilihat pada pembahasan berikut ini :

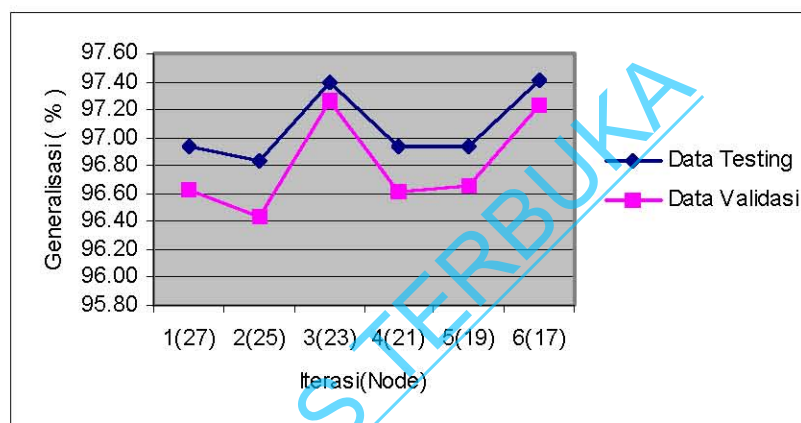


Gambar 14 Grafik sensitivitas masing-masing variabel pada tiap iterasi pada KD pertama

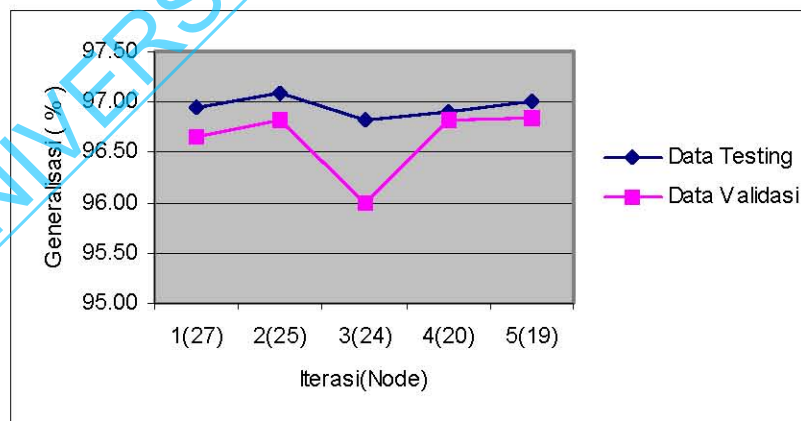


Gambar 15 Grafik sensitivitas masing-masing variabel pada tiap iterasi pada KD kedua

Gambar 14 menyajikan perubahan sensitivitas dari iterasi ke-1 sampai dengan iterasi ke-enam untuk kelompok data pertama dan Gambar 15 untuk iterasi ke-1 sampai dengan iterasi ke-5 untuk kelompok data kedua. Dari kedua gambar tersebut dapat dilihat bahwa variabel yang memiliki sensitivitas tinggi ('Semester Tempuh', 'IPK', 'Umur' dan 'Status Kerja') akan memiliki sensitivitas tinggi selama proses pengembangan model JST dalam penelitian ini berlangsung.



Gambar 16 Grafik generalisasi untuk KD pertama pada tiap iterasi



Gambar 17 Grafik generalisasi untuk KD kedua pada tiap iterasi

Gambar 16 dan Gambar 17 diatas menunjukkan tingkat generalisasi dari arsitektur JST terbaik terhadap data validasi dan terhadap data testing untuk masing-masing kelompok data . Dapat dilihat bahwa perubahan

tingkat generalisasi menunjukkan pola yang hampir sama yaitu bahwa tingkat generalisasi data validasi selalu berada lebih rendah jika dibandingkan dengan generalisasi terhadap data testing. Dan perbedaan antara generalisasi terhadap data validasi dan generalisasi terhadap data testing kurang dari 1%.

Untuk kelompok data pertama generalisasi tertinggi terhadap data testing tercapai pada iterasi keenam yaitu sebesar 97.41%. Sedangkan generalisasi tertinggi terhadap data validasi tercapai pada iterasi ketiga yaitu 97.27%. Generalisasi terendah terhadap data testing tercapai pada iterasi kedua yaitu sebesar 96.84%. Sedangkan generalisasi terendah terhadap data validasi tercapai pada iterasi ketiga yaitu 96.43%.

Untuk kelompok data kedua generalisasi tertinggi terhadap data testing tercapai pada iterasi kedua yaitu sebesar 97.10%. Sedangkan generalisasi tertinggi terhadap data validasi tercapai pada iterasi kelima yaitu 96.84%. Generalisasi terendah terhadap data testing tercapai pada iterasi ketiga yaitu sebesar 96.82%. Sedangkan generalisasi terendah terhadap data validasi tercapai pada iterasi ketiga yaitu 96.00%.

Selanjutnya untuk pengembangan prototipe sistem menggunakan arsitektur JST hasil iterasi keenam dengan node input 17 pada laju pembelajaran 0,01 dengan tingkat generalisi tertinggi sebesar 97.41%.

2. PROTOTIPE SISTEM

Berdasarkan hasil pengembangan model dan hasil analisisnya maka dikembangkan prototipe sistem yang dapat digunakan untuk memprediksi kemajuan belajar. Pada tahap pengembangan prototipe ini terdapat 2(dua) tahap yaitu pengembangan *user interface* dan pengujian prototipe.

a. User Interface

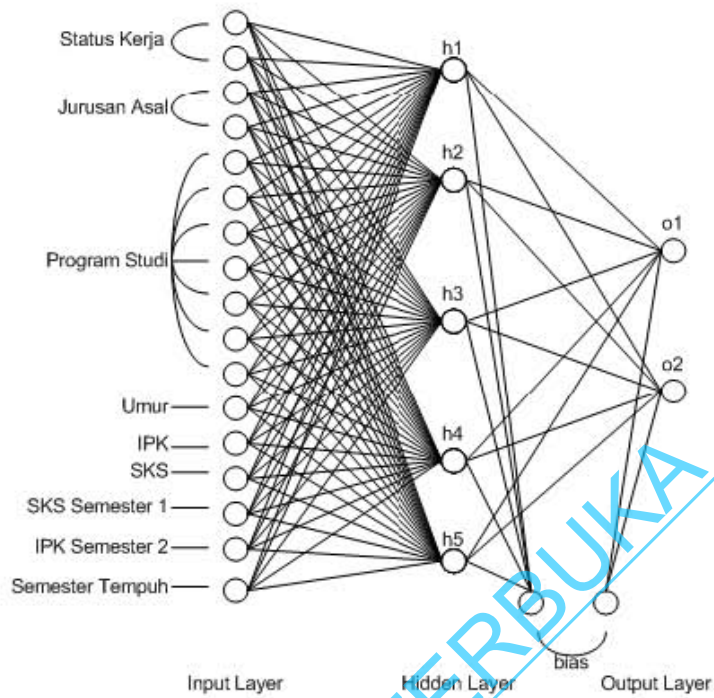
Tabel 22 berikut ini digunakan sebagai landasan pengembangan *user interface* sistem dengan urutan input data sesuai kelompok dari variabel-variabel tersebut yaitu individual,

lingkungan dan akademik. Kolom ‘No’ pada tabel diatas menyatakan nomor variabel, kolom ‘Variabel’ merupakan nama variabel, kolom ‘Node’ menyatakan nomor urut node pada node input dari JST. Kolom kategori merupakan kategori yang ada pada masing-masing variabel.

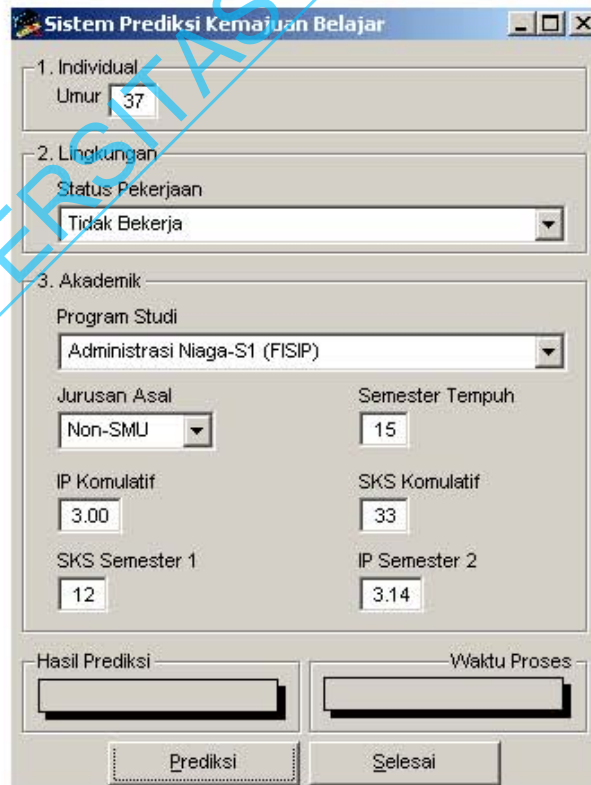
Tabel 22 Sensitivitas variabel input per kategori

No	Variabel	Node	Kategori	Sensitivitas
1	Status Kerja	1	Bekerja	1.702
		2	Tidak Bekerja	1.658
2	Jurusan Asal	3	SMA	0.918
		4	Non-SMA	0.596
3	Program Studi	5	Administrasi Negara-S1 (FISIP)	0.651
		6	Administrasi Niaga-S1 (FISIP)	0.523
		7	Matematika-S1 (FMIPA)	0.635
		8	Statistika-S1 (FMIPA)	0.381
		9	Sosiologi Perekonomian & Masalah Sosial-S1 (FISIP)	0.674
		10	Ilmu Pemerintahan-S1 (FISIP)	0.791
		11	Ilmu Komunikasi-S1 (FISIP)	0.604
4	Umur	12	Umur	3.984
5	IP Kumulatif	13	IP Kumulatif	3.067
6	SKS Kumulatif	14	SKS Kumulatif	1.856
7	SKS Semester 1	15	SKS Semester 1	0.534
8	IP Semester 2	16	IP Semester 2	0.659
9	Semester Tempuh	17	Semester Tempuh	4.554

Variabel ‘Status Kerja’ mempunyai 2(dua) kategori yaitu ‘Bekerja’ dan ‘Tidak Bekerja’. Dari tabel 22 dapat diambil kesimpulan bahwa status pekerjaan ‘Bekerja’, jurusan asal ‘SMU’, program studi yang diambil ‘Ilmu Pemerintahan-S1 (FISIP)’, Umur, IP Kumulatif, SKS Kumulatif, SKS Semester ke-1, IP Semester ke-2 dan semester yang telah ditempuh mempunyai kontribusi yang signifikan dalam mempengaruhi ‘selesai’ atau ‘tidak selesainya’ studi mahasiswa. Gambar 18 merupakan arsitektur JST hasil pengembangan model hingga iterasi keenam yaitu dengan tingkat generalisasi tertinggi pada kelompok data pertama.



Gambar 18 Arsitektur JST pada prototipe sistem



Gambar 19 User interface prototipe sistem

Gambar 19 diatas memperlihatkan user interface yang dikembangkan, setelah semua kolom isian terisi dapat ditekan tombol prediksi untuk melihat hasil prediksi dari prototipe sistem tersebut. Hasil prediksi ditampilkan dalam bentuk 'Teks' yang akan tertera pada *group box* 'Hasil Prediksi' dan waktu proses prediksi akan tertera pada *group box* 'Waktu Proses' seperti pada gambar benkut ini :



Gambar 20 Hasil prediksi prototipe sistem

Gambar 20.a diatas adalah tampilan pesan jika hasil prediksi dari prototipe sistem menghasilkan prediksi 'Selesai', Gambar 20.b merupakan tampilan pesan untuk hasil prediksi 'Tidak Selesai'.

b. Pengujian

Data yang digunakan dalam pengujian prototipe sistem adalah sebagian dari data validasi dan data testing dari kelompok data pertama. Proses pengujian dilakukan dengan menginputkan data satu per satu kedalam sistem, untuk kemudian dicatat tingkat generalisasi dari prototipe sistem tersebut (Tabel 23).

Tabel 23 Data pengujian

No	Variabel	Data Validasi	Data Testing
1	Selesai	29	24
2	Tidak Selesai	68	65
Jumlah		97	89

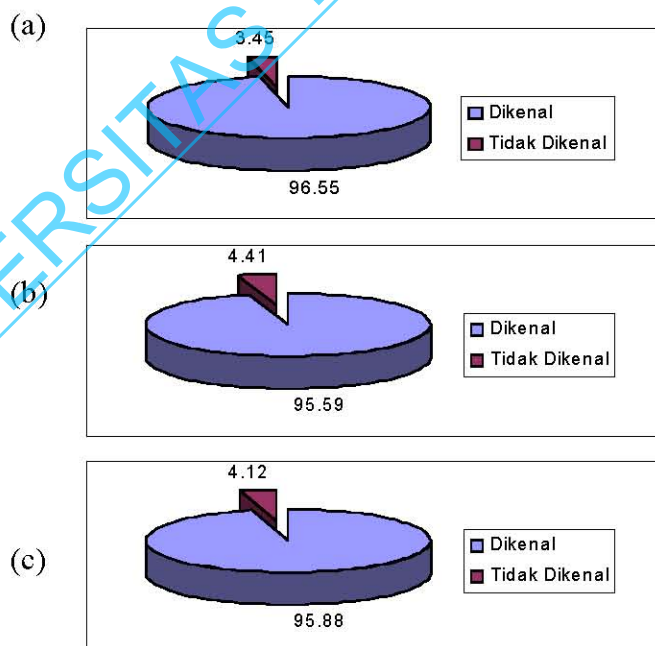
Tidak semua data validasi dan data testing digunakan dalam proses pengujian prototipe sistem ini. Kriteria data tersebut adalah data dengan nilai minimum dan data dengan nilai maksimum pada

masing-masing variabel. Dari tiap kriteria diambil 10 data dan kemudian dihilangkan data yang *redundant*. Tabel 24 menyajikan kriteria dari data yang digunakan untuk pengujian.

Tabel 24 Kriteria data pengujian

No	Variabel	Data Validasi		Data Testing	
		Nilai Minimum	Nilai Maksimum	Nilai Minimum	Nilai Maksimum
1	Status Kerja	0	1	0	1
2	Jurusan Asal	0	1	0	1
3	Program Studi	0	1	0	1
4	Umur	21	75	20	74
5	IP Kumulatif	0.00	3.69	0.00	3.71
6	SKS Kumulatif	0	60	0	60
7	SKS Semester 1	0	30	0	30
8	IP Semester 2	0.00	4.00	0.00	4.00
9	Semester Tempuh	1	22	1	23

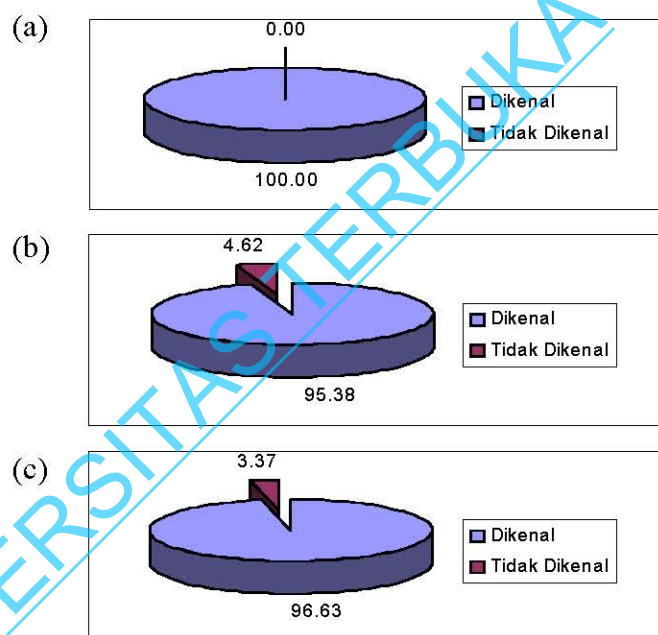
Hasil proses pengujian prototipe sistem menggunakan data validasi adalah sebagai berikut :



Gambar 21 Generalisasi prototipe sistem terhadap data validasi

Dari Gambar 21.a, 21.b dan 21.c dapat dilihat prosentase generalisasi prototipe sistem terhadap data pengujian yang berasal dari data validasi. Gambar 21.a menunjukkan generalisasi untuk

kategori 'Selesai', dari 29 data, dapat dikenali sebanyak 28 data (96.55%) dan tidak dapat dikenali sebanyak 1 data atau sekitar 3.45%. Untuk kategori 'Tidak Selesai' dari 68 data dapat dikenali 65 data(95.59%) dan tidak dapat dikenali 3 data atau sekitar 4.41% (Gambar 21.b). Secara keseluruhan untuk data pengujian prototipe ini mempunyai tingkat generalisasi sebesar 95.88% (Gambar 21.c). Hasil proses pengujian prototipe sistem menggunakan data testing adalah sebagai berikut :



Gambar 22 Generalisasi prototipe sistem terhadap data testing

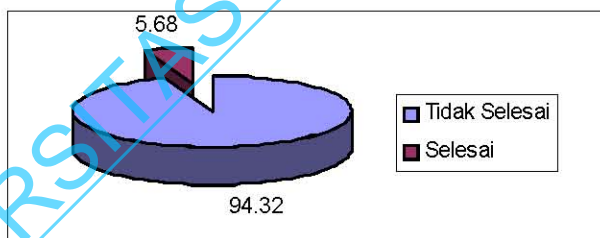
Dari Gambar 22.a, 22.b dan 22.c dapat dilihat prosentase generalisasi prototipe sistem terhadap data pengujian yang berasal dari data testing. Gambar 22.a menunjukkan generalisasi untuk kategori 'Selesai', dari 24 data, dapat dikenali seluruhnya (100%). Untuk kategori 'Tidak Selesai' dari 65 data dapat dikenali 62 data(95.38%) dan tidak dapat dikenali 3 data atau sekitar 4.62% (Gambar 22.b). Secara keseluruhan untuk data pengujian prototipe ini mempunyai tingkat generalisasi sebesar 96.63% (Gambar 22.c).

Data yang digunakan dalam pengujian kedua adalah sebagian dari data dengan kategori 'Aktif' yaitu sebanyak 88 data. Tabel 25 menyajikan kriteria dari data yang digunakan untuk pengujian.

Tabel 25 Kriteria data pengujian kedua

No	Variabel	Nilai Minimum	Nilai Maksimum
1	Status Kerja	0	1
2	Jurusan Asal	0	1
3	Program Studi	0	1
4	Umur	18	73
5	IP Komulatif	0.00	4.00
6	SKS Komulatif	0	57
7	SKS Semester 1	0	30
8	IP Semester 2	0.00	2.82
9	Semester Tempuh	1	23

Hasil proses pengujian prototipe sistem menggunakan data pengujian kedua adalah sebagai berikut :



Gambar 23 Generalisasi prototipe sistem terhadap data pengujian kedua

Dari Gambar 23 dapat dilihat hasil prediksi prototipe sistem terhadap data pengujian kedua yang berasal dari data dengan kategori 'Aktif'. Dari 88 data sebanyak 83 data diprediksi masuk kedalam kategori 'Tidak Selesai' (94.32%), 5 data diprediksi masuk kedalam kategori ' Selesai' (5.68%).

D. ALGORITMA PENGEMBANGAN MODEL

Pada penelitian ini proses-proses utama yaitu pembelajaran, pengujian model, analisa sensitivitas, pengurangan variabel berdasarkan hasil analisa

sensitivitas dan penentuan dihentikannya iterasi masih dilakukan secara manual oleh penulis. Sehingga penulis menyusun suatu algoritma berdasarkan algoritma analisa sensitivitas dengan tujuan mengurangi intervensi manusia pada proses-proses tersebut dengan dengan langkah-langkah sebagai berikut :

- a. JST diberi pembelajaran dengan data training dimana datanya belum dikenai proses analisa sensitivitas.
- b. Hitung generalisasi model JST yang dihasilkan
- c. Gunakan model JST dengan tingkat generalisasi tertinggi pada analisa sensitivitas.
- d. Hilangkan atribut yang mempunyai nilai sensitivitas terkecil.
- e. JST diberi pembelajaran ulang dengan data training dimana datanya telah dikenai proses d.
- f. Jika generalisasi pada semua model menurun hentikan proses dan JST dengan tingkat generalisasi tertinggi hasil iterasi sebelumnya digunakan untuk pengembangan prototipe, jika tidak ulangi langkah b sampai dengan e.

E. MANFAAT BAGI MANAJEMEN

Hasil dari proses pengujian prototipe sistem menunjukkan bahwa prototipe ini dapat digunakan untuk melakukan prediksi kemajuan belajar pada semua kategori mahasiswa yaitu mahasiswa yang termasuk kategori 'Selesai', 'Tidak Selesai'/'Non Aktif' maupun 'Aktif'.

Diterapkannya Sistem Jaminan Kualitas di UT dengan tujuan untuk memperbaiki dan meningkatkan kualitas seluruh aspek pelayanan dan penyelenggaraan pendidikan. Dengan demikian prototipe sistem ini akan sangat membantu manajemen dalam meningkatkan pelayanan kepada mahasiswa, karena prototipe ini dapat melakukan prediksi kelanjutan studi mahasiswa yang berada pada ketegori 'Aktif'. Dengan demikian UT dapat memberikan perhatian lebih kepada mahasiswa tersebut yang berguna dalam mencegah masuknya mahasiswa berkategori 'Aktif' ini pada kategori 'Tidak Selesai'/'Non Aktif'

pada semester selanjutnya. Tabel 26 dibawah ini menunjukkan tingkat sensitivitas pada variabel yang mempengaruhi hasil prediksi dari prototipe sistem.

Tabel 26 Sensitivitas variabel

No	Variabel	Sensitivitas
1	Semester Tempuh	4.554
2	Umur	3.984
3	IPK	3.067
4	SKS	1.856
5	Status Kerja	1.702
6	Jurusan Asal	0.918
7	Program Studi	0.791
8	IP Semester 2	0.659
9	SKS Semester 1	0.534

Dari tabel diatas terlihat bahwa 'Semester Tempuh' mempunyai pengaruh yang paling besar terhadap hasil prediksi, sedangkan yang paling kecil pengaruhnya terhadap hasil prediksi adalah 'SKS Semester 1'.

VI. SIMPULAN DAN SARAN

A. SIMPULAN

Dari penelitian yang telah dilakukan dapat disimpulkan bahwa Jaringan Syaraf Tiruan (JST) propagasi balik baik digunakan untuk tujuan prediksi. Arsitektur JST dengan generalisasi terbaik hasil penelitian dalam tesis ini adalah dengan menggunakan komposisi data training 50%, data validasi 25%, dan data testing 25%, dengan jumlah node masukan 17, node tersembunyi 5, node keluaran 2 pada laju pembelajaran 0,01, yaitu dengan tingkat generalisasi terhadap data testing sebesar 97.41%. Sedangkan generalisasi tertinggi terhadap data validasi sebesar yaitu 97.27%.

Analisa Sensitivitas dapat mengurangi variabel/node input sehingga mengurangi kompleksitas JST. Dalam penelitian ini jumlah variabel/node input dapat dikurangi dari 27 node input menjadi 17 node input untuk kelompok data pertama dan dari 27 node input menjadi 19 node input untuk kelompok data kedua.

Pembagian data menjadi 3(tiga) bagian yaitu data training, data validasi dan data testing sangat baik untuk mengontrol proses pembelajaran dari JST. Dalam penelitian ini waktu paling lama yang dibutuhkan untuk proses pembelajaran JST dengan total data input 34.170 adalah 277,95 detik dengan jumlah ulangan sebanyak 442 ulangan.

Prototipe sistem yang dihasilkan dalam penelitian ini memiliki tingkat generalisasi yang cukup tinggi yaitu antara 95.88% sampai dengan 96.63% dengan menggunakan data pengujian dari data validasi dan data testing pada kelompok data pertama.

Prototipe sistem yang dihasilkan dalam penelitian ini dapat digunakan untuk memprediksi kelanjutan/kemajuan belajar mahasiswa aktif yaitu dengan melakukan pengujian menggunakan data pengujian dari data dengan kategori 'Aktif'.

B. SARAN

Penelitian ini masih dapat dikembangkan lebih jauh yang nantinya diharapkan dapat terbentuk suatu sistem yang lebih baik. Saran-saran untuk penelitian lebih lanjut antara lain perlu adanya penelitian mengenai implementasi algoritma pengembangan model hasil penelitian ini agar dapat digunakan dalam melakukan pengembangan model dan analisa sensitivitas secara otomatis guna mengurangi intervensi manusia. Hal ini berguna untuk data input dengan jumlah node/variabel input yang besar.

Melakukan penambahan jumlah variabel masukkan dari model agar tingkat akurasi dan generalisasi yang lebih tinggi. Beberapa variabel yang digunakan pada penelitian lain tetapi tidak tersedia dalam SRS-Non-Pendas dan tidak digunakan dalam penelitian ini yaitu 'besarnya penghasilan', 'jumlah anak'.

Analisa sensitivitas berfokus pada input node sehingga analisa sensitivitas dapat digabungkan dengan metode lain yang berfokus pada jumlah node di layer tersembunyi.

Analisa sensitivitas dapat diimplementasikan pada model JST yang telah melalui proses pembelajaran dengan baik sehingga perlu penelitian dengan menggunakan komposisi data training, data validasi dan data testing yang lain misalnya 60%-20%-20% dan 70%-15%-15%, dengan jumlah node pada layer tersembunyi 5 dan dengan laju pembelajaran yang lain.

Perlunya dilakukan penelitian dengan studi kasus pada perguruan tinggi dengan sistem belajar tatap muka (IPB) karena model JST dan prototipe hasil penelitian ini dikembangkan dengan data UT dimana menggunakan sistem belajar jarak jauh.

DAFTAR PUSTAKA

- Agustini, K. 2006. *Perbandingan Metode Transformasi Wavelet Sebagai Praproses Pada Sistem Identifikasi Pembicara*. Tesis. Jurusan Ilmu Komputer FMIPA IPB, Bogor.
- Barker, K. Trafalis, T. Rhoads, T.R. 2004. *Learning from Student Data*. Proceedings of the 2004 Systems and Information Engineering Design Symposium. Charlottesville, Virginia. 16 April 2004. halaman 79 – 86.
- Belawati, T. 1997, *Understanding and Increasing Student Persistence in Distance Education: A Case of Indonesia*, JURNAL STUDI INDONESIA 1997;7:1 [terhubung berkala] <http://pk.ut.ac.id/jsi/71tian.htm> [27 Maret 2006]
- Darmayanti, T. *Kemauan Belajar (Learning Volition) Mahasiswa Pendidikan Jarak Jauh (Studi Kasus di Universitas Terbuka)*, JURNAL PENDIDIKAN TERBUKA DAN JARAK JAUH 2002;3:1 [terhubung berkala] <http://pk.ut.ac.id/ptjj/31darmayanti.HTM> [28 Maret 2006]
- Duda, Richard O. Hart, Peter E. Stork, David G. 2000. *Pattern Classification*. John Wiley & Son, New York.
- Engelbrecht, AP. Cloete, I. Zurada, JM. 1995. *Determining The Significance Of Input Parameters Using Sensitivity Analysis*. College of Information Sciences and Technology [terhubung berkala]. <http://citeseer.ist.psu.edu/rd/22639223%2C464485%2C1%2C0.25%2CDownload/http://citeseer.ist.psu.edu/cache/papers/cs/25171/http://zSzzSzwww.cs.up.ac.zazSz%7EengelzSzpublicationszSziWANN95a.pdf/engelbrecht95determining.pdf> [06 Juni 2006]
- Fausett, L. 1994. *Fundamentals of Neural Network*. Prentice Hall, Englewood Cliffs, New Jersey.
- Han, J. Kamber, M. 2001. *Data Mining : Concept, Model, Methods, and Algorithm*. Wiley-Interscience, New Jersey.
- Isfarudi, 1994. *Faktor-faktor penentu resistensi belajar mahasiswa FMIPA Universitas Terbuka*. Tesis. IKIP Jakarta, Jakarta.
- Kadarko, W. 2000, *Kemampuan Belajar Mandiri dan Faktor-faktor Psikososial yang Mempengaruhinya : Kasus Universitas Terbuka*. JURNAL PENDIDIKAN TERBUKA DAN JARAK JAUH 2000;1:1 [terhubung berkala] <http://infosia.ut.ac.id/ptjj/11wahyuni.htm> [06 April 2006]

- Kantardzic, M. 2003. *Data Mining : Concept and Techniques*. Morgan Kaufmann Publisher, San Fransisco.
- Kusumadewi, S 2004. *Membangun Jaringan Saraf Tiruan (Menggunakan Matlab dan Excel Link)*. Yogyakarta. Graha Ilmu.
- Larose, D.L. 2005. *Discovering Knowledge in Data : An Introduction to Data Mining*. Wiley-Interscience, New Jersey.
- Mathworks, Inc 2001. *Sample Training Session : Matlab Documentation Version 6.1.0.450 Release 12.1*.
- Nuarini, 1991. *Kontinuitas Registrasi dan hubungannya dengan nilai ujian yang diperoleh*. Universitas Terbuka. Jakarta.
- Poh, H.-L., Yao, J.T. and Jasic, T. 1998. *Neural networksfor the analysis and forecasting of advertising and promotion impact*. International Journal of Intelligent Systems in Accounting, Finance and Management, 7(4), halaman 253-268.
- Supratman, A, Zuhairi, A. 2004. *Pendidikan Jarak Jauh : Teori dan Praktek*. Jakarta : Pusat Penerbitan
- Schalkof, R.J. 1992. *Stastical, Structural, and Neural Approaches*. Canada. John Wiley & Son, Inc.
- UT, 2002. *Jaminan Kualitas pada Pendidikan Tinggi Jarak Jauh di Indonesia*, JURNAL PENDIDIKAN TERBUKA DAN JARAK JAUH 2002;3:1 [terhubung berkala] <http://pk.ut.ac.id/ptjj/31simintas.HTM> [30 Maret 2006]
- UT, 2005. *Katalog UT 2005-2006*. Jakarta : Pusat Penerbitan
- UT, 2005. *Statistik UT 2005*. Jakarta : Pusat Penerbitan
- UT, 2006. *Katalog UT 2006*. Jakarta : Pusat Penerbitan
- Yao, J.T. 2003. *Sensitivity Analysis for Data Mining*. Proceeding of 22nd International Conference of North American Fuzzy Information Processing Society - NAFIPS. Chicago. Illinois. 24 – 26 Juli 2003. halaman 420 – 425.
- Zu, Lillian. 2000. *How The First-year College Experience Contribute to The Persistence*. SUNY College. Brockport. [terhubung berkala]. <http://www.ocair.org/files/Presentations/onlinepapers/LilianZhu.pdf> [26 Maret 2006]