

LAPORAN PENELITIAN MADYA

BIDANG ILMU



PENGEMBANGAN SISTEM PREDIKSI KEMAJUAN BELAJAR
MAHASISWA BERBASIS JARINGAN SYARAF TIRUAN
*Studi Kasus pada Program Studi Matematika dan Program Studi Statistika
FMIPA Universitas Terbuka*

Oleh:

Dra. Dwi Astuti Aprijani, M.Kom. (Ketua)
Unggul Utan Sufandi, S.Kom., M.Si. (Anggota)

**JURUSAN MATEMATIKA
FAKULTAS ILMU PENGETAHUAN ALAM
UNIVERSITAS TERBUKA
2008**

Lembar Pengesahan
Laporan Penelitian Madya Bidang Ilmu

Lembaga Penelitian dan Pengabdian kepada Masyarakat

1. a. Judul Penelitian : **Pengembangan Sistem Prediksi Kemajuan Belajar Mahasiswa Berbasis Jaringan Syaraf Tiruan**
Studi Kasus pada Program Studi Matematika dan Program Studi Statistika FMIPA Universitas Terbuka
- b. Bidang Penelitian : Bidang Ilmu
- c. Klasifikasi Penelitian : Madya
- d. Bidang Ilmu : Matematika

2. Ketua Peneliti
- a. Nama Lengkap & Gelar : Dra. Dwi Astuti Aprijani, M.Kom
- b. NIP : 132 205 572
- c. Golongan Kepangkatan : Penata Muda Tk. 1 (III/b)
- d. Jabatan Akademik : Lektor
- e. Fakultas/Unit Kerja : FMIPA/Puskom

3. Anggota Peneliti
- a. Jumlah Anggota : 1 orang
- b. Nama Anggota/Unit Kerja : Unggul Utan Sufandi, S.Kom, M.Si/Puskom

4. a. Periode Penelitian : 2008
- b. Lama Penelitian : 8 bulan

5. Biaya Penelitian : Rp. 15.070.000,-
(Limabelas Juta Tujuh Puluh Ribu Rupiah)

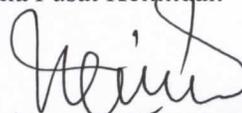
6. Sumber Biaya : LPPM-UT

Pondok Cabe, 16 Oktober 2008
Ketua Peneliti,



Dra. Dwi Astuti Aprijani, M.Kom
NIP. 132205572

Menyetujui,
Kepala Pusat Keilmuan



Dra. Endang Nugraheni, M.Ed, M.Si
NIP. 131476464



ABSTRACT

When new students enroll at the university, they need to fill application forms that incorporate any information about themselves such as academic background, permanent mailing address, gender, date of birth, occupation, marital status, etc. However, this information is not utilized well enough by the university to help in overcoming low graduation rates. This research applies Artificial Neural Network Multilayer Perceptron to predict progress learning of students using several parameters such as individual parameter (age, gender), environment parameter (marital status, occupation), and academic parameter (entry semester --odd or even--, grade point average in the first semester, the number of credit hours in the first semester, a cumulative grade point average, the total number of semesters completed at the university, and the study program) at Universitas Terbuka.

An Artificial Neural Network (ANN) is an information processing paradigm that is inspired by the way biological nervous systems, such as the brain, process information. The key element of this paradigm is the novel structure of the information processing system. It is composed of a large number of highly interconnected processing elements (neurons) working in unison to solve specific problems. ANNs, like people, learn by example. An ANN is configured for a specific application, such as pattern recognition or data classification, through a learning process. Learning in biological systems involves adjustments to the synaptic connections that exist between the neurons. This research also applies sensitivity analysis method to measure the influence of individual input parameter on any one of possible outcomes.

The experiment had been conducted using student data collection from two study program (Mathematics and Statistic). The data was collected from 3517 students, with 81 students finished their degrees. The experiments used 50% of data as training set, 25% as validation set and 25% testing set. Our experiments and simulation results indicated that the sensitivity analysis method was a potential tool to reduce the complexity of ANN Multilayer Perceptron and to increase the generalization. Generalization is the recognition level of neural network toward the given pattern. The results showed that the generalization of the prototype had an accuracy of 0.992 in predicting the correct outcomes of student graduation.

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

RINGKASAN PENELITIAN

Penelitian ini mencoba mencari tahu faktor-faktor apa yang mempengaruhi keberlanjutan belajar mahasiswa PTJJ pada semester berikutnya, khususnya mahasiswa pada Program Studi Matematika dan Program Studi Statistika. Hal ini dilakukan karena berdasarkan Statistik UT 2005, jumlah mahasiswa pada Program Studi Matematika (S-1) dan Program Studi Statistika (S-1) yang tidak melakukan registrasi ulang pada semester ke-2 masing-masing sebesar 48,3% dan 42,8%, sedangkan pada semester ke-3 masing-masing adalah 28,9% dan 28,5%.

Keberlanjutan belajar mahasiswa dalam penelitian ini dikelompokkan menjadi: 1). selesai (lulus) dan 2). tidak selesai (non aktif). Teknik yang digunakan untuk prediksi adalah Jaringan Syaraf Tiruan (JST). Prototipe sistem dikembangkan dengan menggunakan Matlab Versi 6.1 untuk pemodelan dan pengujian JST, serta analisa sensitivitas. Sedangkan pengembangan user interface menggunakan Sybase Power Builder Versi 7.0.

Data yang digunakan dalam penelitian ini berjumlah 3517 yang terbagi menjadi 3 (tiga) kelompok, yaitu data training berjumlah 1759, data validasi berjumlah 879, dan data testing berjumlah 879.

Variabel-variabel yang dipakai sebagai input dari sistem adalah umur, jenis kelamin, status pernikahan, status pekerjaan, semester masuk, IP Semester 1, SKS Semester 1, IP Kumulatif, SKS Kumulatif, semester tempuh, Program Studi.

Hasil uji coba menunjukkan bahwa variabel yang memiliki tingkat sensitivitas tertinggi sampai terendah adalah sebagai berikut: SKS Kumulatif (6,380733), IP Kumulatif (5,459138), SKS Semester 1 (1,462324), Status pernikahan (0,783686), Jenis kelamin (0,783686), Semester masuk (0,042065).

Kesimpulan yang diperoleh, JST propagasi balik baik digunakan untuk tujuan prediksi. Arsitektur JST dengan generalisasi terbaik dalam penelitian ini menggunakan komposisi data training 50%, data validasi 25%, dan data testing 25%, dengan jumlah node masukan 11, node tersembunyi 5, node keluaran 2 pada laju pembelajaran 0,001, menghasilkan tingkat generalisasi terhadap data testing sebesar 99,20%. Sedangkan generalisasi tertinggi terhadap data validasi sebesar yaitu 99,09%.

DAFTAR ISI

LEMBAR PENGESAHAN	i
ABSTRAK	ii
RINGKASAN	iii
DAFTAR ISI	iv
DAFTAR TABEL	vi
DAFTAR GAMBAR	vii
BAB 1. PENDAHULUAN	1
1.1. Latar Belakang.....	1
1.2. Permasalahan.....	3
1.3. Tujuan	3
1.4. Manfaat Penelitian.....	3
BAB 2. TINJAUAN PUSTAKA	4
2.1. Pendidikan Jarak Jauh.....	4
2.2. Pendidikan Terbuka.....	4
2.3. Kemajuan Belajar.....	5
2.4. Praproses.....	6
2.5. Jaringan Syaraf Tiruan.....	7
2.6. Multi-Layer Perceptron.....	8
2.7. Propagasi Balik.....	8
2.8. Inisiasi Bobot Awal Secara Random.....	10
2.9. Akurasi dan Generalisasi.....	10
2.10. Analisa Sensitivitas.....	11
BAB 3. METODOLOGI PENELITIAN	13
3.1. Kerangka Pemikiran	13
3.2. Waktu dan Tempat Penelitian.....	14
3.3. Identifikasi Masukan dan Keluaran.....	14
3.4. Pengumpulan Data dan Praproses.....	14

3.5. Pengembangan Model.....	15
3.6. Analisa Model dan Analisa Sensitivitas.....	16
BAB 4. PERANCANGAN DAN IMPLEMENTASI SISTEM.....	17
4.1. Analisa dan Disain Masukan.....	17
4.2. Implementasi Sistem.....	18
4.3. Kerangka Model.....	18
4.4. Praproses.....	19
4.5. Pembentukan Model.....	19
4.6. Pembelajaran Model.....	20
4.7. Pengujian, Prediksi, dan Generalisasi.....	22
4.8. Analisa Sensitivitas.....	24
4.9. Data Teknis.....	24
BAB 5. HASIL PENELITIAN DAN PEMBAHASAN.....	26
5.1. Praproses.....	26
5.2. Pengembangan Model.....	27
5.3. Arsitektur JST Terbaik.....	33
5.4. Kesimpulan.....	34
5.5. Saran.....	34
DAFTAR PUSTAKA.....	36

DAFTAR TABEL

No. Tabel		Halaman
Tabel 1	Keluaran Sistem.....	14
Tabel 2	Masukan Sistem.....	17
Tabel 3	Kelompok Data.....	24
Tabel 4	Struktur JST yang digunakan pada percobaan.....	25
Tabel 5	Hasil pembelajaran dan pengujian iterasi ke-1.....	28
Tabel 6	Hasil analisa sensitivitas iterasi ke-1.....	29
Tabel 7	Hasil pembelajaran dan pengujian iterasi ke-2.....	30
Tabel 8	Hasil analisa sensitivitas iterasi ke-2.....	30
Tabel 9	Hasil pembelajaran dan pengujian iterasi ke-3.....	31
Tabel 10	Hasil analisa sensitivitas iterasi ke-3.....	31
Tabel 11	Hasil pembelajaran dan pengujian iterasi ke-4.....	32
Tabel 12	Hasil pembelajaran dan pengujian iterasi ke-5.....	32
Tabel 13	Hasil analisa sensitivitas iterasi ke-5.....	34

DAFTAR GAMBAR

No. Gambar		Halaman
Gambar 1	Arsitektur jaringan propagasi balik.....	10
Gambar 2	Akurasi dan Generalisasi.....	12
Gambar 3	Diagram alir penelitian pengembangan model sistem.....	14
Gambar 4	Perancangan Model Sistem.....	20
Gambar 5	Arsitektur JST pada iterasi ke-1.....	29
Gambar 6	Arsitektur JST terbaik.....	34

BAB 1

PENDAHULUAN

1.1. Latar Belakang

Pendidikan tinggi jarak jauh (PTJJ) telah berkembang menjadi suatu kekuatan baru dalam pembangunan ekonomi dan sosial masyarakat dunia pada saat ini. PTJJ kini menjadi bagian yang terintegrasi dalam sistem pendidikan dalam konteks nasional maupun global. Globalisasi dan internasionalisasi PTJJ memberikan tantangan sekaligus peluang bagi institusi PTJJ untuk berkontribusi dalam upaya pembangunan sosial dan ekonomi, serta upaya mewujudkan masyarakat berbasis pengetahuan.

Universitas Terbuka (UT), yang didirikan pemerintah pada tahun 1984, merupakan lembaga perguruan tinggi yang mempelopori penyelenggaraan PTJJ di tanah air. Tujuan pendiriannya adalah untuk memberikan kesempatan yang luas bagi warga negara Indonesia dan warga negara asing, di mana pun tempat tinggalnya untuk memperoleh pendidikan tinggi.

UT menerapkan sistem belajar jarak jauh dan terbuka. Istilah jarak jauh berarti pembelajaran tidak dilakukan secara tatap muka, melainkan menggunakan media, baik media cetak (modul) maupun non-cetak (audio/video, komputer/internet, siaran radio dan televisi). Makna terbuka adalah tidak ada pembatasan usia, tahun ijazah, masa belajar, waktu registrasi, frekuensi mengikuti ujian, dan sebagainya. Batasan yang ada hanyalah bahwa setiap mahasiswa UT harus sudah menamatkan jenjang pendidikan menengah atas (SMA atau yang sederajat).

Berdasarkan tujuan dan batasan yang diberikan, maka UT tidak menetapkan syarat penerimaan mahasiswa, sehingga tidak dapat dipungkiri bahwa kemampuan mahasiswa UT sangat beragam. Namun hanya mahasiswa yang mempunyai keinginan dan kemampuan untuk belajar mandiri, serta motivasi untuk maju dan berkembang yang dapat menyelesaikan kuliah/lulus (UT 2005).

Hasil penelitian membuktikan bahwa dengan sistem PJJ, prestasi belajar yang dicapai mahasiswa relatif rendah. Masalah ini timbul akibat ketidakmampuan mahasiswa beradaptasi dengan perubahan model belajar dari terpimpin menjadi

independen, perubahan model komunikasi dari tatap muka menjadi jarak jauh dan perubahan metode penyampaian dari lisan menjadi tertulis (pemanfaatan teknologi), perubahan lingkungan belajar dari *campus-based-study* (proses belajar mengajar lebih diutamakan pada lingkungan kampus) menjadi *home-based-study* (proses belajar dituntut lebih mandiri di lingkungan rumah) (Kadarko 2000).

Program yang ditawarkan UT adalah 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 pendidikan guru SD (PGSD).

UT memiliki sistem pengumpulan informasi yang rinci tentang mahasiswa yang disebut Student Record System, didalamnya termasuk data akademik mahasiswa dan data demografi mahasiswa (usia, jenis kelamin, penghasilan, alamat lengkap, pekerjaan, latar belakang pendidikan). Student Record System untuk Non-Pendas disebut SRS Non-Pendas, dan Student Record System untuk Pendas disebut SRS Pendas.

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

Statistik UT 2005 menyebutkan bahwa dari total 4.013.804 mahasiswa UT, kurang lebih 36% (1.458.401 mahasiswa) tidak registrasi ulang pada masa registrasi berikutnya. Khusus untuk mahasiswa Program Studi Matematika (S-1) dan Program Studi Statistika (S-1), jumlah mahasiswa yang tidak melakukan registrasi ulang pada semester ke-2 masing-masing sebesar 48,3% dan 42,8%, sedangkan pada semester ke-3 masing-masing adalah 28,9% dan 28,5%.

Berkaitan dengan penerapan simintas, maka perlu diketahui faktor-faktor apa yang mempengaruhi keberlanjutan belajar mahasiswa pada semester berikutnya. Keberlanjutan belajar mahasiswa dalam penelitian ini dikelompokkan menjadi: 1). selesai (lulus) dan 2). tidak selesai (non aktif). Teknik yang digunakan untuk prediksi adalah Jaringan Syaraf Tiruan (JST).

1.2. Permasalahan

Dari latar belakang masalah yang telah disampaikan sebelumnya, maka rumusan masalah pada penelitian ini adalah mencari tahu variabel-variabel apa saja yang dapat mempengaruhi kemajuan belajar mahasiswa PTJJ, khususnya mahasiswa Program Studi Matematika dan Program Studi Statistika.

1.3. Tujuan

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

1.4. Manfaat Penelitian

1. Prototipe sistem ini diharapkan dapat menjadi pendukung bagi manajemen pada penerapan simintas untuk melihat kemajuan belajar mahasiswa baik secara individu maupun secara menyeluruh.
2. Prototipe sistem dapat digunakan untuk keperluan yang lebih luas.

BAB 2

TINJAUAN PUSTAKA

2.1. Pendidikan Jarak Jauh

Menurut Suparman et. al (2004), Pendidikan Jarak Jauh (PJJ) dapat dideskripsikan antara lain sebagai berikut: PJJ ditandai dengan jauhnya orang yang belajar, baik dengan pengajar maupun dengan pengelola pendidikan; PJJ lebih banyak mengandalkan pada penggunaan media, baik media cetak, media audiovisual atau media elektronik. Dalam media tersebut tertuang isi pendidikan yang telah didesain khusus untuk PJJ. Interaksi dilakukan pula melalui media antara mahasiswa dengan pengelola pendidikan; Siswa tidak selalu berada dalam bimbingan pengajar, tetapi lebih banyak belajar mandiri; Siswa dapat belajar dimana saja, kapan saja, dan dapat memilih program studi menurut kebutuhannya sendiri; PJJ menawarkan program-program yang jenis dan tujuannya sama seperti pendidikan biasa pada umumnya. Oleh karena itu pengukuran terhadap kualitas lulusan PJJ tidak berbeda dengan pengukuran terhadap lulusan program pendidikan biasa.

2.2. Pendidikan Terbuka

Pendidikan terbuka dapat dilakukan, baik dengan sistem PJJ maupun dengan sistem pendidikan tatap muka. Menurut Suparman et. al (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. Di UT, 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. Di UT, mahasiswa boleh mengambil satu matakuliah saja lalu

berhenti, kemudian pada kesempatan lain ia boleh mendaftarkan kembali dan mengambil program studi atau matakuliah lain.

2.3. Kemajuan Belajar

Sistem pendidikan di UT tidak mengenal drop-out (DO). Mahasiswa dapat mengambil cuti akademik selama 4 masa registrasi (MR) berturut-turut tanpa harus melapor ke UT, namun 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 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 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 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. Sedangkan Nuraini (1991) 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.

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.

2.4. Praproses

Praproses terhadap data dilakukan untuk meningkatkan akurasi, efisiensi, dan skalabilitas dari klasifikasi atau prediksi (Han dan Kamber, 2001). Tahapnya terdiri dari:

- a. Pembersihan Data. Tujuannya untuk menghilangkan atau mengurangi noise (misalnya dengan melakukan proses smoothing) dan memberikan perlakuan khusus pada missing data (misalnya mengganti dengan nilai yang paling umum muncul untuk data tersebut atau dengan nilai yang paling mungkin muncul secara statistik).
- b. Analisa Relevansi atau Pemilihan Ciri. Tujuannya untuk menghilangkan atribut yang redundant atau tidak relevan.
- c. Transformasi Data atau Normalisasi Data. Data dapat digeneralisasi ke konsep yang lebih tinggi. Konsep hirarki dapat digunakan di sini. 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. Metode ini akan menormalisasi input and target sedemikian rupa sehingga hasil normalisasi akan berada pada interval -1 dan 1:

$$pn = 2 * \frac{(p - \min p)}{(\max p - \min p)} - 1 \quad (1)$$

dimana p adalah nilai sebelum transformasi, pn adalah nilai hasil transformasi, $\min p$ dan $\max p$ adalah nilai minimum dan maximum dari p .

2). Unary Encoding

Unary Encoding merupakan metode transformasi data 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 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 kedua properti tersebut.

2.5. Jaringan Syaraf Tiruan

Jaringan Syaraf Tiruan (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 syaraf 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 syaraf 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 entitas yang merupakan karakteristik dari sebuah JST yaitu (1) topologi jaringan/interkoneksi dari unit-unit neuron, (2) karakteristik dari masing-masing unit atau syaraf 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).

Barker et. al (2004) menggunakan JST dan support vector machine (SVM) sebagai pengklasifikasinya dalam penelitiannya. Barker melakukan 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.

2.6. Multi-Layer Perceptron

Multi-Layer Perceptron (MLP) 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 ke lapisan lainnya.

2.7. Propagasi Balik

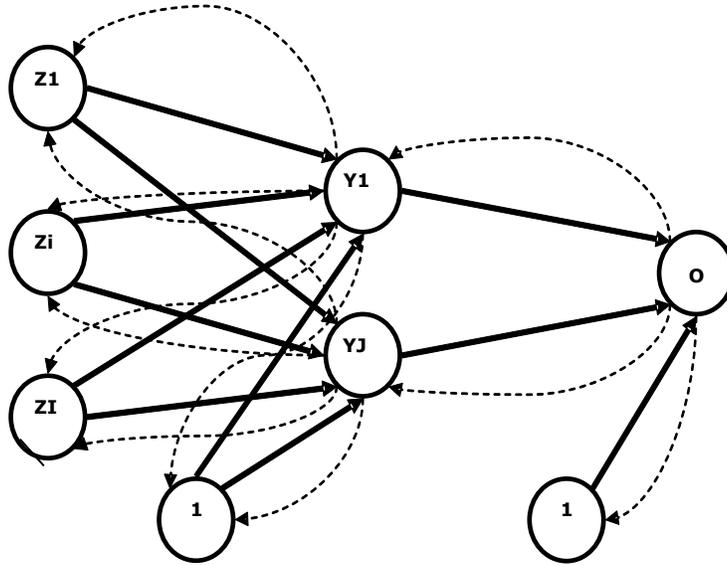
Menurut Han dan Kamber (2001), arsitektur JST yang digunakan untuk pencocokan pola adalah MLP propagasi balik. Walaupun JST propagasi balik membutuhkan waktu yang lama untuk pembelajaran tetapi bila pembelajaran telah selesai dilakukan, JST akan dapat mengenali suatu pola dengan cepat.

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 nilai antara -1 dan 1.

Fungsinya adalah

$$f(x) = \frac{1 - e^{-x}}{1 + e^{-x}} \quad (2)$$

dan turunan fungsinya:

$$f'(x) = \frac{\sigma}{2} [1 + f(x)][1 - f(x)] \quad (3)$$

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

$$y = f(x) = x \quad (4)$$

dan turunan fungsinya :

$$f'(x) = 1 \quad (5)$$

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

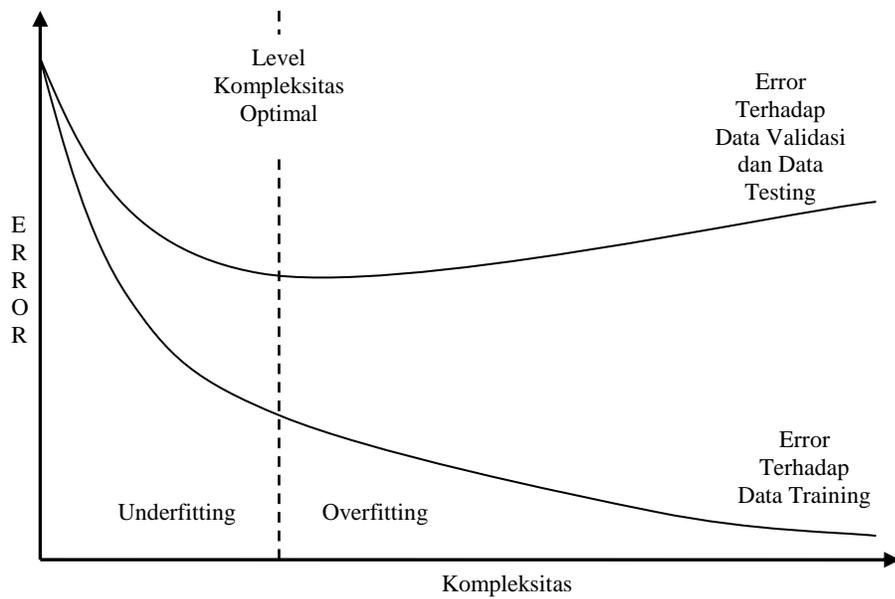
Menurut Poh et. al (1998), JST dengan pembelajaran propagasi balik merupakan metode yang efisien untuk mempelajari hubungan antara input variabel dan output variabel. Dalam penelitiannya Poh menerapkan JST untuk analisa dan prediksi terhadap akibat dari iklan dan promosi. Penelitian ini juga menerapkan analisa sensitivitas.

2.8. Inisiasi Bobot Awal Secara Random

Pemilihan bobot awal sangat mempengaruhi JST 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.

2.9. Akurasi dan Generalisasi

Gambar 2 menunjukkan akurasi dan generalisasi berkaitan dengan tingkat kompleksitas dari suatu 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)

2.10. 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 $Z = z_1, z_2, \dots, z_i, \dots, z_J$, 1 layer tersembunyi $Y = y_1, y_2, \dots, y_j, \dots, y_J$, dan 1 layer output $O = o_1, o_2, \dots, o_k, \dots, o_K$, serta data training $P = p_1, p_2, \dots, p_p, \dots, p_P$, digunakan rumus:

$$S_{ki}^p = o'_k + \sum_{j=1}^J w_{kj} y'_j v_{ji} \quad (6)$$

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

$$o_k = f\left(\sum_{j=1}^J w_{kj} y_j\right) \quad (7)$$

y'_j merupakan nilai dari turunan fungsi aktivasi layer tersembunyi, dapat dihitung dengan rumus

$$y_j = f\left(\sum_{j=1}^I v_{ji} z_i\right) \quad (8)$$

Untuk mendapatkan matriks sensitivitas dari semua data training terhadap output dapat digunakan rumus berikut

$$S_{ki \max} = \max_{p=1, \dots, P} \{S_{ki}^p\} \quad (9)$$

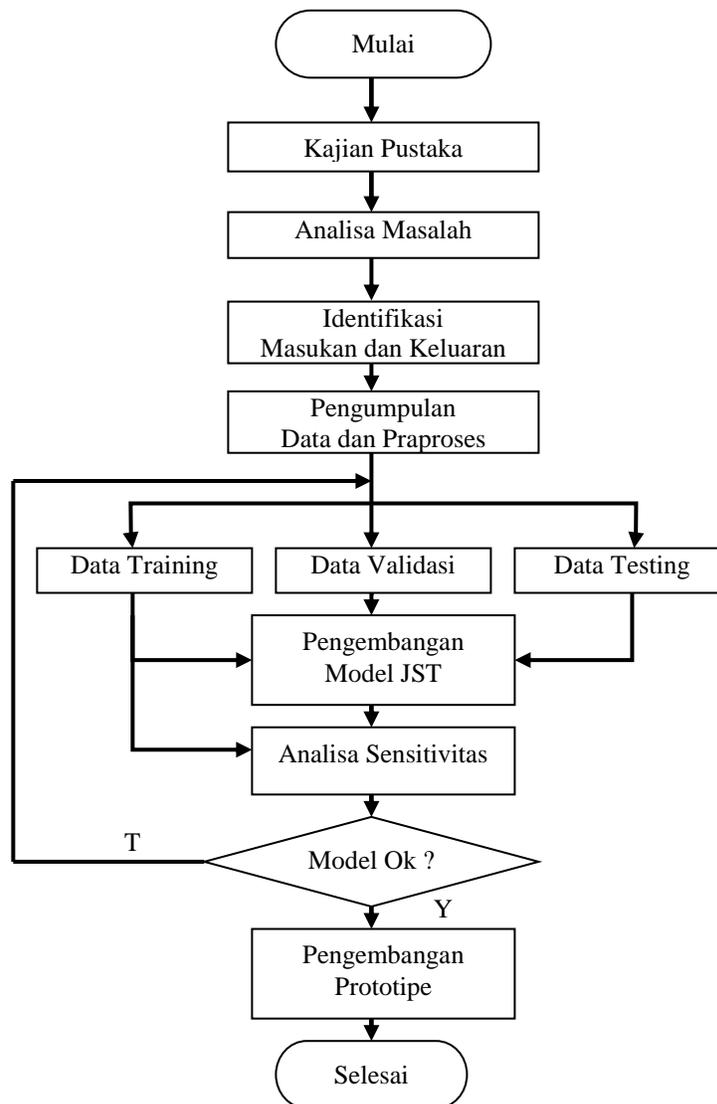
kemudian untuk menghitung matriks sensitivitas dari input secara menyeluruh digunakan rumus

$$\Phi_i = \max_{k=1, \dots, K} \{S_{ki}\} \quad (10)$$

BAB 3 METODOLOGI PENELITIAN

3.1. Kerangka Pemikiran

Kerangka pemikiran dalam pengembangan model sistem pada penelitian ini dapat digambarkan dalam suatu diagram alir berikut:



Gambar 3. Diagram alir penelitian pengembangan model sistem

3.2. Waktu dan Tempat Penelitian

Penelitian dilaksanakan mulai Maret 2008 hingga Oktober 2008 bertempat di Pusat Komputer UT.

3.3. Identifikasi Masukan dan Keluaran

Menurut Zu (2000) hasil belajar yang baik pada tahun pertama proses belajar mempunyai pengaruh positif pada ketahanan belajar/keberlanjutan belajar. Maka IP Semester 1, SKS Semester 1, IP Semester 2, SKS 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 digunakan sebagai acuan dalam pemilihan variabel masukan, sedangkan variable keluaran dapat dilihat pada tabel 1.

Tabel 1. Keluaran Sistem

Jenis Data	Variabel
Prediksi Kemajuan Belajar	Categorical data: 1 – Selesai (lulus) 2 – Tidak Selesai (non-aktif)

3.4. 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 dieksport ke format Microsoft Excel versi 97. Sebelum digunakan pada tahapan perancangan model, terlebih dahulu dilakukan praproses data.

Praproses 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 (pria dan wanita) diganti dengan dua attribut bilangan biner. Jika attribut jenis kelamin

menunjukkan pria maka nilai atribut pria 1 dan wanita 0, dan jika atribut jenis kelamin menunjukkan wanita maka nilai atribut pria 0 dan wanita 1. Praproses ini dilakukan dengan menggunakan perangkat lunak Microsoft Excel versi 97.

Selanjutnya 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'. Penggunaan data validasi adalah untuk meningkatkan generalisasi atau biasa disebut metode *early stopping*. Pada teknik ini data dibagi menjadi 3 bagian (Mathworks 2001), yaitu:

1. data training, digunakan untuk melakukan pembelajaran JST.
2. 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.
3. data testing, tidak digunakan selama proses pembelajaran tetapi digunakan untuk melihat error terhadap data testing selama proses pembelajaran.

Komposisi data pada penelitian ini adalah 50% sebagai data training, 25% sebagai data validasi, dan 25% 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'.

3.5. Pengembangan Model

Dalam penelitian ini akan dikembangkan model dengan menggunakan JST. Model JST yang dikembangkan adalah Multi-Layer Perceptron (MLP) 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 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 sebanyak 5. Output layer adalah 1 dengan jumlah node sesuai dengan jumlah variabel keluaran yang telah melalui praproses.

Dalam penelitian ini digunakan 2 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. Dari model optimal yang diperoleh kemudian dikembangkan prototipe sistemnya dengan menggunakan perangkat lunak Sybase Power Builder versi 7.0.

3.6. Analisa Model dan Analisa Sensitivitas

Pada tahap akhir dilakukan analisa kinerja JST yaitu melihat tingkat generalisasi dan kemudian melakukan analisa sensitivitas untuk mengetahui variabel yang lebih atau paling berpengaruh di antara variabel-variabel masukan. 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-ouput untuk setiap data training dengan menggunakan rumus (6).
- c. Hitung matriks sensitivitas dengan menggunakan rumus (9).
- d. Hitung matriks sensitivitas secara menyeluruh dengan menggunakan rumus (10).
- e. Hilangkan attribut yang mempunyai nilai sensitivitas terkecil dan selisih nilai sensitivitas 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 sensitivitas terendah dapat dihilangkan. Proses ini dilakukan dengan menggunakan perangkat lunak MATLAB versi 6.1 dan Sybase Power Builder versi 7.0.

BAB 4

PERANCANGAN DAN IMPLEMENTASI SISTEM

4.1. Analisa dan Disain Masukan

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 pada Program Studi Matematika (S-1) dan Program Studi Statistika (S-1), jumlah mahasiswa yang tidak melakukan registrasi ulang pada semester ke-2 masing-masing sebesar 48,3% dan 42,8%, sedangkan pada semester ke-3 masing-masing adalah 28,9% dan 28,5% (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 2 merupakan hasil indentifikasi variabel-variabel yang hendak dipakai sebagai input dari sistem berdasarkan parameter-parameter individu, parameter lingkungan, dan parameter akademik. Data yang digunakan untuk penelitian ini diperoleh dari Pusat Komputer (Puskom) Universitas Terbuka.

Tabel 2. Masukan Sistem

	Jenis Data	Variabel
Masukan	Parameter Individual	Umur (numerical data) Jenis kelamin (categorical data)
	Parameter Lingkungan	Status pernikahan (categorical data) Status pekerjaan (categorical data)
	Parameter Akademik	Semester masuk (categorical data) IP Semester 1 (numerical data) SKS Semester 1 (numerical data) IP Kumulatif (numerical data) SKS Kumulatif (numerical data) Semester tempuh (numerical data) Program Studi (categorical data)

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data mahasiswa dari Program Studi Matematika dan Program Studi Statistika, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam (FMIPA) dengan pertimbangan tingginya jumlah mahasiswa non-aktif dan rendahnya jumlah mahasiswa baru pada program studi ini. 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.

4.2. Implementasi Sistem

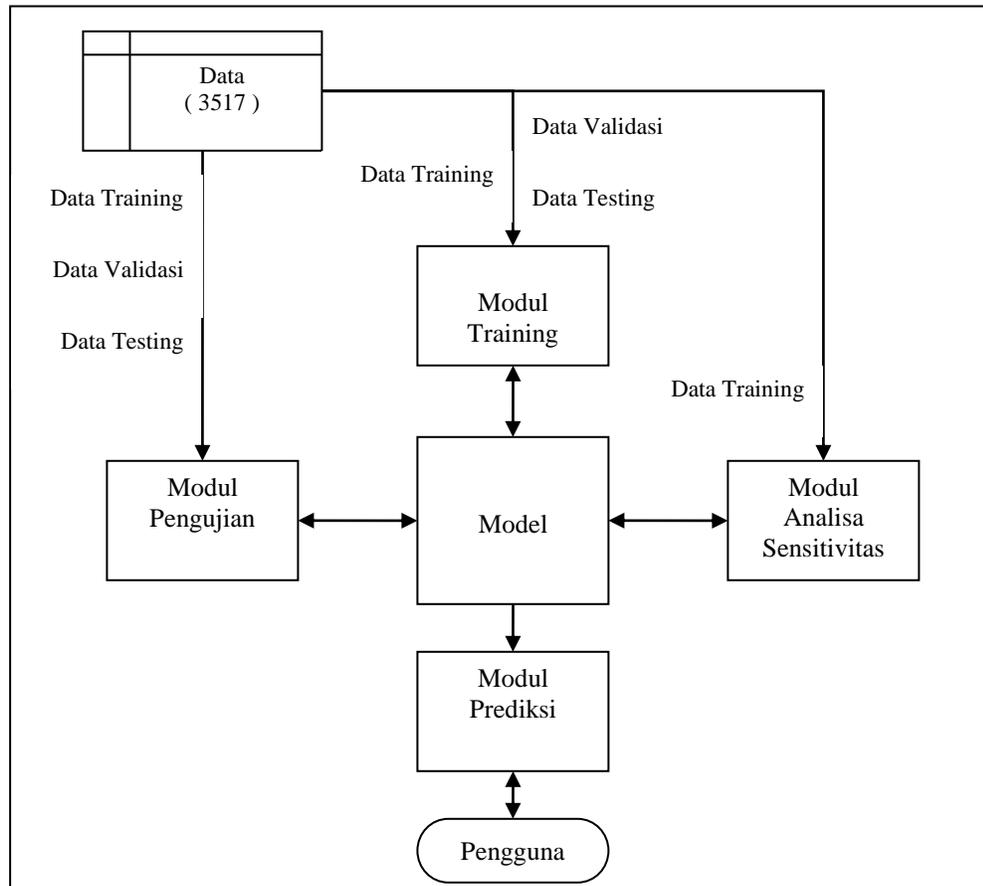
Seluruh aktivitas yang dilakukan dalam penelitian ini dilaksanakan pada komputer PC yang menjalankan sistem operasi Microsoft Windows XP SP2, dengan prosessor Intel® Core™2 dan memori sebesar 1 GB.

Perangkat lunak yang digunakan dalam penelitian ini adalah Matlab versi 6.01, Microsoft Excel versi 97 dan Sybase Power Builder versi 7.0.

4.3. Kerangka Model

Prototipe sistem dikembangkan dengan menggunakan perangkat lunak Matlab Versi 6.1 untuk pemodelan Jaringan Syaraf Tiruan (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).

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



Gambar 4. Perancangan Model Sistem

4.4. Praproses

Praproses yang dilakukan pada variabel input (jenis kelamin, status perkawinan, status pekerjaan, semester masuk (genap/ganjil), program studi) dan variabel output adalah *unary encoding/numerical binary variable*. Nilai dari variabel-variabel ini adalah 0 atau 1. Selanjutnya dilakukan praproses dengan menggunakan metode Min-Max 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.

4.5. 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 inialisasi bobot awal

digunakan inialisasi 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 0.001. Jumlah epoch (ulangan) maksimal yang ditetapkan adalah 2000. Hal ini diperlukan sebagai kriteria henti jaringan di samping toleransi galat untuk membatasi waktu yang disediakan bagi jaringan dalam melakukan pembelajaran.

4.6. Pembelajaran Model

Setelah model terbentuk kemudian dilakukan proses pembelajaran. Pada proses ini, data training, data validasi, dan data testing digunakan sekaligus. Dalam Kusumadewi (2004) pembelajaran untuk JST propagasi 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:

$$\text{MSE} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (e_i)^2 = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (t_i - a_i)^2 \quad (11)$$

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 kesemua unit pada lapisan di atasnya (lapisan tersembunyi)
 2. Tiap-tiap unit lapisan tersembunyi Z menjumlahkan sinyal-sinyal input berbobot :

$$z_{in_j} = b_{1j} + \sum_{i=1}^n x_i v_{ij} \quad (12)$$

gunakan fungsi aktivasi untuk menghitung sinyal outputnya:

$$z_j = f(z_{-in_j}) \quad (13)$$

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

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

$$y_{-in_k} = b_{2k} + \sum_{i=1}^p z_i w_{jk} \quad (14)$$

gunakan fungsi aktivasi untuk menghitung sinyal outputnya :

$$y_k = f(y_{-in_k}) \quad (15)$$

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 :

$$\delta_{2k} = (t_k - y_k) f'(y_{-in_k}) \quad (16)$$

$$\psi_{2,jk} = \delta_k z_k \quad (17)$$

$$\beta_{2k} = \delta_k \quad (18)$$

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

$$\Delta w_{jk} = \alpha \psi_{2,jk} \quad (19)$$

hitung juga koreksi bias yang nantinya akan digunakn untuk memperbaiki nilai b_{2k} :

$$\Delta b_{2k} = \alpha \beta_{2k} \quad (20)$$

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

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

$$\delta_{in_j} = \sum_{k=1}^m \delta_{2k} w_{jk} \quad (21)$$

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

$$\delta_{1j} = (\delta_{in_j}) f'(z_{in_j}) \quad (22)$$

$$\psi_{1j} = \delta_{1j} x_j \quad (23)$$

$$\beta_{1j} = \delta_{1j} \quad (24)$$

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

$$\Delta v_{ij} = \alpha \psi_{1j} \quad (25)$$

hitung juga koreksi bias yang nantinya akan digunakan untuk memperbaiki nilai b_{1j} :

$$\Delta b_{1k} = \alpha \beta_{1k} \quad (26)$$

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

$$w_{jk}(\text{baru}) = w_{jk}(\text{lama}) + \Delta w_{jk} \quad (27)$$

$$b_{2k}(\text{baru}) = b_{2k}(\text{lama}) + \Delta b_{2k} \quad (28)$$

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

$$v_{ij}(\text{baru}) = v_{ij}(\text{lama}) + \Delta v_{ij} \quad (29)$$

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

c. Hitung Mean Square Error

Langkah terakhir adalah dengan menghitung mean square error MSE.

4.7. 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 $i = 1, 2, \dots, n$;

$$X_i \quad (31)$$

4. For $j = 1, 2, \dots, p$;

$$z_in_j = v_{0j} + \sum_{i=1}^n x_i v_{ij} \quad (32)$$

$$z_j = f(z_in_j) \quad (33)$$

5. For $k = 1, 2, \dots, m$;

$$y_in_k = w_{0k} + \sum_{j=1}^p z_j w_{jk} \quad (34)$$

$$y_k = f(y_in_k) \quad (35)$$

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

$$generalisasi_test = \frac{numkenal_test}{jum_pola} * 100 \quad (36)$$

Secara lebih detail *numkenal_test* adalah jumlah pola yang dikenal, dalam penelitian ini sama dengan j_{11} yang merupakan kategori selesai diprediksi sebagai kategori selesai ditambah dengan j_{00} merupakan kategori tidak selesai diprediksi sebagai kategori tidak selesai. Sedangkan j_{10} merupakan kategori selesai diprediksi sebagai kategori tidak selesai, dan j_{01} merupakan kategori tidak selesai diprediksi sebagai kategori tidak selesai. Sehingga *jum_pola* yang merupakan jumlah keseluruhan pola adalah $j_{11} + j_{10} + j_{01} + j_{00}$, sehingga generalisasi dapat ditulis:

$$generalisasi = \frac{j_{11} + j_{00}}{j_{11} + j_{10} + j_{01} + j_{00}} * 100\% \quad (37)$$

dimana:

$$prediksi = \begin{cases} j_{11} = 1; \text{ jika output 1} > 0,75 \text{ dan output 1} > \text{output 2 dan target 1} = 1 \\ j_{00} = 1; \text{ jika output 1} > 0,75 \text{ dan output 1} > \text{output 2 dan target 1} = 1 \\ j_{10} = 1; \text{ jika } j_{11} < 1 \text{ dan } j_{00} < 1 \text{ dan target 1} = 1 \\ j_{01} = 1; \text{ jika } j_{11} < 1 \text{ dan } j_{00} < 1 \text{ dan target 1} = 0 \end{cases} \quad (38)$$

4.8. Analisa Sensitivitas

JST yang telah diberi pembelajaran dan diuji kemudian dianalisa sensitivitas node-node inputnya. Hasil dari proses ini adalah tidak digunakannya node input yang memiliki 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 generalisasi yang baik.

4.9. Data Teknis

Data yang digunakan pada penelitian ini untuk proses pembelajaran dan pengujian model adalah data dengan kategori ‘Selesai’ dan ‘Tidak Selesai’, berjumlah 1759, sedangkan data yang digunakan untuk proses pengujian prototipe sistem berjumlah 879 (tabel 3).

Tabel 3. Kelompok Data

Kategori	Data Yang Digunakan			
	Data Training (50%)	Data Validasi (25%)	Data Testing (25%)	Jumlah
Selesai	41	20	20	81
Tidak Selesai	1718	859	859	3436
	1759	879	879	3517

Data teknis dari struktur JST yang digunakan pada penelitian ini terlihat pada tabel berikut:

Tabel 4. Struktur JST yang digunakan pada percobaan

KARAKTERISTIK	SPESIFIKASI
Arsitektur	1 lapisan tersembunyi
<i>Neuron</i> input (NI)	Iterasi pertama 16 node, iterasi selanjutnya berdasarkan hasil proses seleksi variable input. Iterasi pertama menggunakan seluruh variable input, 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	0,001
Maksimum epoch/ulangan	2000

JST multilayer dengan fungsi aktivasi hidden layer sigmoid bipolar dan fungsi aktivasi linier pada output layer merupakan struktur yang bagus untuk 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 dan toleransi galat yang akan digunakan adalah 0.001, dengan maksimum epoch sebanyak 2000.

BAB 5

HASIL DAN PEMBAHASAN

5.1. Praproses

Variable input 'umur' merupakan *numerical data*, jadi tidak dikenakan praproses transformasi pada variabel ini. Di sini node input yang diperlukan berjumlah 1. Nilai minimum variabel umur adalah 20 dan nilai maksimum adalah 68.

Variable input 'jenis kelamin' merupakan *categorical data*, jadi dikenakan praproses transformasi pada variabel ini, hasilnya adalah 01 untuk 'perempuan' dan 10 untuk 'laki-laki'. Dengan demikian node input yang diperlukan adalah 2. Nilai minimum variabel ini adalah 0 sedangkan nilai maksimumnya adalah 1.

Variable input 'status pernikahan' merupakan *categorical data*. Praproses transformasi pada variabel ini menghasilkan 01 untuk 'tidak menikah' dan 10 untuk 'menikah', sehingga node input yang diperlukan sebanyak 2. Nilai minimum variabel ini adalah 0 sedangkan nilai maksimumnya adalah 1.

Variable input 'status pekerjaan' (*categorical data*). Praproses transformasi yang dikenakan pada variabel ini menghasilkan 01 untuk 'tidak bekerja' dan 10 untuk 'bekerja', sehingga node input yang diperlukan sebanyak 2. Nilai minimum variabel ini adalah 0 sedangkan nilai maksimumnya adalah 1.

Variable input 'semester masuk' (*categorical data*). Praproses transformasi pada variabel ini menghasilkan 01 untuk 'semester gasal' dan 10 untuk 'semester genap', sehingga node input yang diperlukan sebanyak 2. Nilai minimum variabel ini adalah 0 sedangkan nilai maksimumnya adalah 1.

Variable input 'IP Kumulatif' merupakan *numerical data*, jadi tidak dikenakan praproses transformasi, sehingga node input yang diperlukan adalah tetap berjumlah 1. Nilai minimum variabel ini adalah 1 dan nilai maksimum adalah 4.

Variable input 'SKS Kumulatif' (*numerical data*). Di sini tidak dikenakan praproses transformasi, sehingga node input yang diperlukan adalah tetap berjumlah 1. Nilai minimum variabel ini adalah 2 dan nilai maksimum adalah 165.

Variable input ‘IP Semester 1’ (*numerical data*). Di sini tidak dikenakan praproses transformasi, sehingga node input yang diperlukan adalah tetap berjumlah 1. Nilai minimum variabel ini adalah 0 dan nilai maksimum adalah 3,59.

Variable input ‘SKS Semester 1’ (*numerical data*). Tidak ada praproses transformasi data pada variabel ini, sehingga node input yang diperlukan adalah tetap berjumlah 1. Nilai minimum variabel ini adalah 2 dan nilai maksimum adalah 33.

Variable input ‘semester tempuh’ (*numerical data*). Tidak ada praproses transformasi pada variabel ini, sehingga node input yang diperlukan adalah tetap berjumlah 1. Nilai minimum variabel ini adalah 1 sedangkan nilai maksimumnya 20.

Variable input ‘program studi’ (*categorical data*). Variabel ini mempunyai dua kategori yaitu Matematika S-1 dan Statistika S-1. Praproses transformasi pada variabel ini menghasilkan 10 untuk Program Studi Matematika dan 01 untuk Program Studi Statistika, sehingga node input yang diperlukan sebanyak 2 dan nilai minimum variabel ini adalah 0 sedangkan nilai maksimumnya 1.

Variable output (*categorical data*) mempunyai dua kategori, yaitu ‘selesai’ (lulus) dan ‘tidak selesai’ (non-aktif). Praproses transformasi yang dikenakan pada variabel ini menghasilkan 01 untuk ‘tidak selesai’ dan 10 untuk ‘selesai’, sehingga node input yang diperlukan sebanyak 2. Nilai minimum variabel ini adalah 0 sedangkan nilai maksimumnya adalah 1.

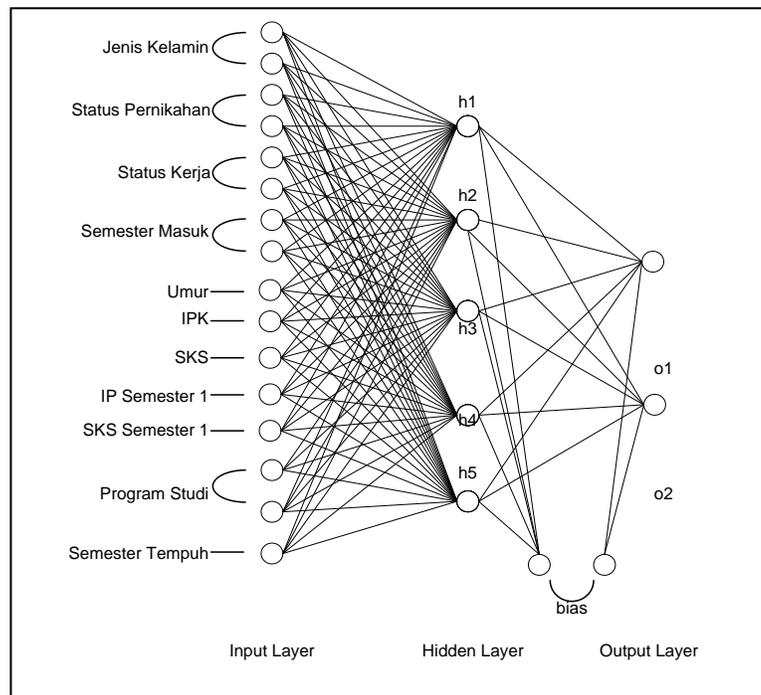
Hasil dari tahap praproses adalah data yang ternormalisasi dan data ter-*unary encoding* sehingga jumlah node dari 11 variabel input adalah 16 dan jumlah node dari variabel output adalah 2. Arsitektur JST yang akan digunakan untuk pengembangan model pada iterasi ke-1 terlihat pada Gambar 5.

5.2. Pengembangan Model

5.2.1. Iterasi ke-1

Langkah pertama adalah membangun JST dengan struktur seperti pada Gambar 5. Pada iterasi ke-1 digunakan semua input variabel, ada 11 variabel (tabel 3) atau 16 node input. Di sini akan dilihat perilaku JST dalam mencapai tingkat generalisasi yang

optimum dengan mengurangi jumlah variabel atau node input melalui proses analisa sensitivitas.



Gambar 5. Arsitektur JST pada iterasi ke-1

Selanjutnya dilakukan analisa performa dari JST yang telah dilatih terhadap data testing dengan hasil seperti pada tabel 5.

Tabel 5. Hasil pembelajaran dan pengujian iterasi ke-1

NI	Pembelajaran (Data Training)		Pengujian					
			Data Validasi			Data Testing		
	Waktu (Detik)	Epoch	Generalisasi		Generalisasi			
			Jumlah	(%)	Jumlah	(%)		
16	0,9840	67	856	0	99,20	854	0	98,86

Pada tabel 5 terlihat bahwa proses pembelajaran pada iterasi ke-1 membutuhkan waktu 0,9840 detik. Epoch sama dengan 67, maksudnya adalah proses validasi pembelajaran dengan menggunakan data validasi telah menghentikan proses pembelajaran pada epoch (ulangan) ke-67 karena sesudah epoch ke-67 tingkat generalisasi terhadap data validasi konstan dan error validasi meningkat.

Selanjutnya dilakukan proses analisa sensitivitas terhadap JST dengan performa terbaik dimana hasil proses terlihat pada tabel berikut ini:

Tabel 6. Hasil analisa sensitivitas iterasi ke-1

No.	Variabel	Sensitivitas	
		Angka	Ranking
1.	Jenis kelamin	0,677642	6
2.	Status pernikahan	0,823301	7
3.	Status pekerjaan	0,823301	7
4..	Semester masuk	0,584603	5
5.	Program Studi	0,404459	3
6.	Umur	0,41211	4
7.	IP Kumulatif	4,6158	9
8.	SKS Kumulatif	5,3418	10
9.	IP Semester 1	0,11074	1
10.	SKS Semester 1	1,3897	8
11.	Semester tempuh	0,23765	2

Tabel di atas menunjukkan bahwa variabel yang memiliki tingkat sensitivitas paling tinggi adalah 'SKS Kumulatif' yang mencapai 5,3418, dan yang paling rendah adalah 'IP Semester 1' yaitu 0,11074. Untuk iterasi selanjutnya variabel yang memiliki tingkat sensitivitas terendah, yaitu 'IP Semester 1' dan 'semester tempuh' akan dihilangkan dari data training, data validasi, dan data testing.

5.2.2. Iterasi ke-2

Pada iterasi ke-2 ini, model struktur JST yang digunakan merupakan hasil dari iterasi ke-1, gambarnya sama seperti gambar 6, namun variabel input 'IP Semester 1' dan 'semester tempuh' tidak diikutsertakan, sehingga jumlah variabel input adalah 9 (tabel 10) atau 14 node input.

Pada tabel 7 terlihat bahwa generalisasi terhadap data validasi sebesar 99,54% dan generalisasi terhadap data testing mencapai 99,20%. Proses analisa sensitivitas dan pengurangan variabel input pada iterasi ke-1 meningkatkan generalisasi terhadap data validasi sebesar 0,3427% dan terhadap data testing sebesar 0,3439%.

Tabel 7. Hasil pembelajaran dan pengujian iterasi ke-2

NI	Pembelajaran (Data Training)		Pengujian					
	Waktu (Detik)	Epoch	Data Validasi			Data Testing		
			Generalisasi			Generalisasi		
			Jumlah		(%)	Jumlah		(%)
14	1,2970	96	857	0	99,54	855	0	99,20
			0	18		0	17	

Selanjutnya dilakukan proses analisa sensitivitas, hasilnya sebagai berikut:

Tabel 8. Hasil analisa sensitivitas iterasi ke-2

No.	Variabel	Sensitivitas	
		Angka	Ranking
1.	Jenis kelamin	0,586910	3
2.	Status pernikahan	0,586910	3
3.	Status pekerjaan	0,131000	1
4.	Semester masuk	0,616139	4
5.	Program Studi	0,616139	4
6.	Umur	0,418034	2
7.	IP Kumulatif	5,459138	6
8.	SKS Kumulatif	6,380733	7
9.	SKS Semester 1	1,462324	5

Tabel 8 menunjukkan bahwa variabel yang memiliki tingkat sensitivitas paling tinggi adalah ‘SKS Kumulatif’ yang mencapai 6,380733. Sedangkan variabel yang memiliki tingkat sensitivitas paling rendah pertama dan kedua, masing-masing adalah ‘Status pekerjaan’ (0,131000) dan ‘Umur’ (0,418034). Untuk iterasi selanjutnya kedua variabel yang memiliki tingkat sensitivitas terendah ini akan dihilangkan dari data training, data validasi, dan data testing.

5.2.3. Iterasi ke-3

Struktur JST yang digunakan pada iterasi ke-3 ini sama seperti gambar 5, namun variable ‘IP Semester 1’, ‘semester tempuh’, ‘status pekerjaan’ dan ‘umur’ dihilangkan, sehingga jumlah variable input 7 atau 11 node input.

Pada tabel 9 terlihat bahwa generalisasi terhadap data validasi sebesar 99,32% dan generalisasi terhadap data testing tidak berubah, tetap 99,20%. Proses analisa sensitivitas dan pengurangan variabel input pada iterasi ke-2 justru menurunkan generalisasi terhadap data validasi.

Tabel 9. Hasil pembelajaran dan pengujian iterasi ke-3

NI	Pembelajaran		Pengujian					
	(Data Training)		Data Validasi			Data Testing		
	Waktu (Detik)	Epoch	Generalisasi			Generalisasi		
			Jumlah		(%)	Jumlah		(%)
11	0,7650	56	856	0	99,32	856	0	99,20
			0	17		0	16	

Selanjutnya dilakukan proses analisa sensitivitas, hasilnya sebagai berikut:

Tabel 10. Hasil analisa sensitivitas iterasi ke-3

No.	Variabel	Sensitivitas	
		Angka	Ranking
1.	Jenis kelamin	0,783686	3
2.	Status pernikahan	0,783686	3
3.	Semester masuk	0,042065	2
4.	Program Studi	0,027609	1
5.	IP Kumulatif	5,459138	5
6.	SKS Kumulatif	6,380733	6
7.	SKS Semester 1	1,462324	4

Tabel 10 mengatakan bahwa variabel yang memiliki tingkat sensitivitas paling tinggi adalah 'SKS Kumulatif' yang mencapai 6,380733. Sedangkan variabel yang memiliki tingkat sensitivitas paling rendah pertama adalah 'program studi' (0,027609) dan kedua adalah 'semester masuk' (0,042065). Untuk iterasi selanjutnya kedua variabel yang memiliki tingkat sensitivitas terendah ini akan dihilangkan dari data training, data validasi, dan data testing.

5.2.4. Iterasi ke-4

Struktur JST yang digunakan pada iterasi ke-4 ini sama seperti gambar 5, tetapi variable 'IP Semester 1', 'semester tempuh', 'status pekerjaan', 'umur', 'semester masuk', dan 'program studi' dihilangkan, sehingga jumlah variable input 5 atau 7 node input.

Pada tabel 11 terlihat bahwa generalisasi terhadap data validasi sebesar 97,84% dan data testing 98,52%. Proses analisa sensitivitas dan pengurangan variabel input pada iterasi ke-4 ini justru menurunkan generalisasi terhadap data validasi dan data testing. Oleh karena itu, variabel input 'semester masuk' dan 'program studi' perlu dipertimbangkan kembali.

Tabel 11. Hasil pembelajaran dan pengujian iterasi ke-4

NI	Pembelajaran (Data Training)		Pengujian					
			Data Validasi			Data Testing		
	Waktu (Detik)	Epoch	Generalisasi			Generalisasi		
			Jumlah		(%)	Jumlah		(%)
7	1,2970	104	856	0	97,84	858	0	98,52
			0	4		0	8	

5.2.5. Iterasi ke-5

Pada iterasi ke-5 ini, struktur JST yang digunakan berasal dari iterasi ke-3 tetapi dikurangi variable 'program studi', sehingga jumlah variable input 6 atau 9 node input.

Tabel 12. Hasil pembelajaran dan pengujian iterasi ke-5

NI	Pembelajaran (Data Training)		Pengujian					
			Data Validasi			Data Testing		
	Waktu (Detik)	Epoch	Generalisasi			Generalisasi		
			Jumlah		(%)	Jumlah		(%)
9	0,8900	61	856	0	99,09	856	0	99,20
			0	15		0	16	

Pada tabel 12 terlihat bahwa generalisasi terhadap data validasi sebesar 99,09% dan data testing 99,20%. Proses analisa sensitivitas dan pengurangan variabel input pada iterasi ke-5 ini meningkatkan generalisasi terhadap data validasi sebesar 1,2776% dan data testing sebesar 0,6902%. Dengan kata lain, masuknya variabel 'semester masuk' dapat meningkatkan generalisasi terhadap data validasi dan data testing, artinya variabel 'semester masuk' merupakan variabel yang berpengaruh.

Generalisasi terhadap data testing pada iterasi ke-3 sebesar 99,20%, pada iterasi ke-4 turun menjadi 98,52%, dan pada iterasi ke-5 naik lagi menjadi 99,20%. Dengan demikian dapat diambil kesimpulan bahwa generalisasi terhadap data testing maksimal adalah 99,20%.

Pada iterasi ke-5 ini, sensitivitas semua variabel menunjukkan nilai yang cukup besar sehingga proses pengurangan variabel dan pembelajaran ulang dihentikan.

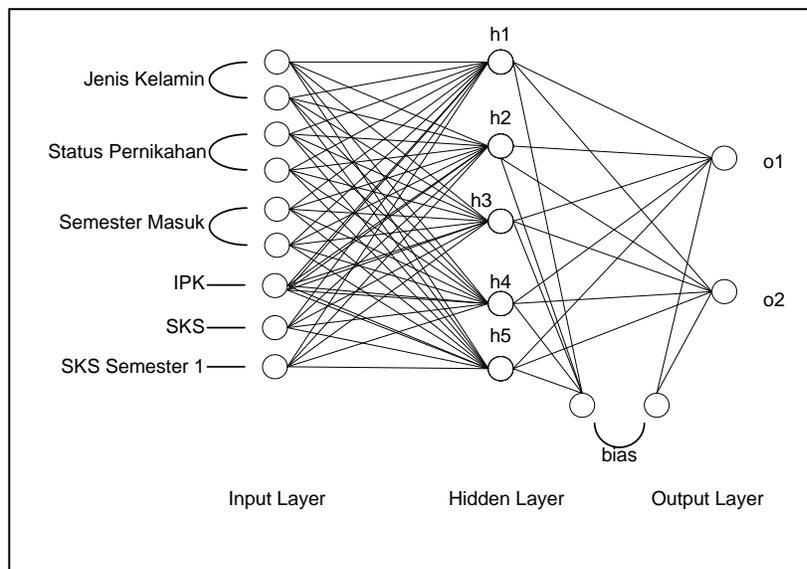
Tabel 13. Hasil analisa sensitivitas iterasi ke-5

No.	Variabel	Sensitivitas	
		Angka	Ranking
1.	Jenis kelamin	0,783686	2
2.	Status pernikahan	0,783686	2
3.	Semester masuk	0,042065	1
4.	IP Kumulatif	5,459138	5
5.	SKS Kumulatif	6,380733	6
6.	SKS Semester 1	1,462324	4

Jadi variabel-variabel yang mempunyai pengaruh dalam kemajuan belajar mahasiswa UT pada Program Studi Matematika dan Statistika adalah ‘jenis kelamin’, ‘status pernikahan’, ‘semester masuk’, ‘IP Kumulatif’, ‘SKS Kumulatif’, dan ‘SKS Semester 1’.

5.3. Arsitektur JST Terbaik

Arsitektur JST terbaik hasil penelitian ini tampak dalam gambar berikut merupakan hasil dari iterasi ke-5, jumlah variable input 6 atau 9 node input.



Gambar 6. Arsitektur JST terbaik

5.4. Kesimpulan

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 ini adalah dengan menggunakan komposisi data training 50%, data validasi 25%, dan data testing 25%, dengan jumlah node masukan 11, node tersembunyi 5, node keluaran 2 pada laju pembelajaran 0,001, yaitu dengan tingkat generalisasi terhadap data testing sebesar 99,20%. Sedangkan generalisasi tertinggi terhadap data validasi sebesar yaitu 99,09%.

Analisa sensitivitas dapat mengurangi variabel/node input sehingga mengurangi kompleksitas JST. Dalam penelitian ini jumlah variabel/node input dapat dikurangi dari 16 node input menjadi 9 node input.

Pembagian data menjadi 3 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 3517 adalah 1,2970 detik dengan jumlah ulangan sebanyak 104 ulangan.

5.5. Saran

Penelitian ini masih dapat dikembangkan lebih jauh untuk membentuk suatu sistem yang lebih baik. Saran-saran untuk penelitian lebih lanjut antara lain adalah pertama, 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.

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

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

Keempat, 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.

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. 1996. *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. 2006. *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)*. Graha Ilmu, Yogyakarta.
- 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*.
- Nuraini. 1991. *Kontinuitas Registrasi dan Hubungannya dengan Nilai Ujian yang Diperoleh*. Universitas Terbuka, Jakarta.
- Poh, H.-L., Yao, J.T. and Jasic, T. 1998. *Neural Networks for the Analysis and Forecasting of Advertising and Promotion Impact*. International Journal of Intelligent Systems in Accounting, Finance and Management, **7**(4), halaman 253-268.
- Sufandi, U.U. 2007. *Pengembangan Sistem Prediksi Kemauan Belajar Mahasiswa Berbasis Jaringan Saraf Tiruan: Kasus Universitas Terbuka*. Tesis. Institut Pertanian Bogor, Bogor.
- Supratman, A, Zuhairi, A. 2004. *Pendidikan Jarak Jauh: Teori dan Praktek*. Pusat Penerbitan Universitas Terbuka, Jakarta.
- Schalkof, R.J. 1992. *Stastical, Structural, and Neural Approaches*. John Wiley & Son, Inc., Canada.
- 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
- 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]