

**PENGANGGARAN PECAHAN MINYAK MENGGUNAKAN SISTEM PINTAR
BERBILANG**

Oleh

Tuan Sharifah @ Tuan Norhasliza Salleh

**Disertasi ini dikemukakan kepada
UNIVERSITI SAINS MALAYSIA**

**Sebagai memenuhi sebahagian daripada syarat keperluan
untuk ijazah dengan kepujian**

SARJANA MUDA KEJURUTERAAN (KEJURUTERAAN ELEKTRONIK)

**Pusat Pengajian Kejuruteraan
Elektrik dan Elektronik
Universiti Sains Malaysia**

Mei 2006

ABSTRAK

Penganggaran pecahan minyak merupakan salah satu proses yang sangat penting dalam industri petroleum untuk mengetahui pecahan sebenar minyak yang dihasilkan. Rangkaian Neural Buatan (RNB) boleh melakukan proses penganggaran aliran berdasarkan kepada data janaan sistem Tomografi Kemuatan Elektrik (TKE). Penganggaran ini dilakukan secara terus tanpa menjalani proses bina semula imej. Untuk projek ini, sistem RNB yang direkabentuk ialah Multilayer Perceptron (MLP) yang akan digunakan terhadap data-data janaan sistem TKE. Pengaturcaraan Matlab versi 7.0 digunakan untuk merekabentuk MLP. Data hasil janaan TKE dibahagikan kepada 3 set pecahan data iaitu set data latihan, set data pengesahan dan set data pengujian. Penganggar aliran strata dan umum akan dilatih menggunakan data ini. Pengesahan bertujuan untuk memberhentikan proses latihan sekiranya ralat pegesahan meningkat atau malar. Setelah proses latihan tamat, rangkaian neuron terbaik bagi setiap sistem diambil dan diuji dengan satu set data pengujian. Prestasi sistem menunjukkan ralat penganggar aliran strata lebih besar berbanding penganggar umum. Ini bermakna anggaran yang diberikan oleh penganggar umum adalah lebih baik.

ABSTRACT

Estimation of oil fraction is important to know the actual value of oil production. Artificial neural network (ANNs) are able to be used to estimate parameters of flow processes, based on electrical capacitance-sensed tomographic (ECT) data. The estimations of the parameters are done directly, without recourse to tomographic images. For this project, the architecture of ANN that has been used is the Multilayer Perceptron (MLP). The MLP has been trained with the simulated ECT data. The Matlab version 7 has been used to design the MLP architecture. The simulated ECT data have been divided into 3 sets for training, validation and testing process. Stratified and general estimator were trained with this data. The validation condition has been adopted to stop the training process. After completion of training process, the best network of each system will be tested with a set of testing data for its credibility to estimate oil fraction. The performance shows that the error from the stratified estimator is larger than the general estimator. Meaning that, the estimation made by general estimator is more accurate.

PENGHARGAAN

Bismillahirrahmanirrahim

Bersyukur saya ke hadrat Ilahi kerana dengan limpah dan kurniaNya dapat saya melaksanakan dan menyelesaikan projek tahun akhir ini. Ucapan terima kasih tak terhingga saya tujukan buat semua kakitangan dan pensyarah yang telah bersungguh-sungguh memberi panduan dan tunjuk ajar sepanjang berada di Universiti Sains Malaysia.

Setinggi penghargaan dan ucapan terima kasih buat Dr. Junita Bt Mohamad Saleh selaku penyelia projek dan pemeriksa pertama yang banyak membimbing dan memberi panduan dalam melaksanakan projek tahun akhir.

Tidak dilupakan sekalung budi kepada rakan-rakan yang turut membantu dalam melaksanakan projek ini. Ucapan terima kasih dan penghargaan kepada keluarga tercinta yang telah mendorong dan memberi semangat sepanjang projek ini dijalankan.

Akhir sekali saya ingin mengucapkan ribuan terima kasih kepada semua pihak yang telah membantu saya untuk menjayakan projek ini secara langsung mahupun tidak langsung. Segala jasa baik dan bantuan yang dihulurkan akan menjadi ingatan dan kenangan sepanjang hayat.

Terima Kasih.

ISI KANDUNGAN

ABSTRAK	i
ABSTRACT	ii
PENGHARGAAN	iii
BAB 1 PENGENALAN	
1.0 Pendahuluan.....	1
1.1 Sistem Penganggar Pecahan Minyak.....	1
1.2 Tujuan Projek.....	3
1.3 Panduan Laporan Projek.....	4
BAB 2 KAJIAN ILMIAH	
2.0 Pendahuluan.....	5
2.1 Tomografi.....	5
2.1.1 Asas Sistem TKE.....	7
2.1.2 Pengukuran Kemuatan Sistem TKE.....	10
2.1.3 Penyediaan Penormalan Data TKE.....	12
2.2 Rangkaian Neural Buatan (RNB).....	13
2.2.1 Hubungkait Neural Biologi dengan Neural Buatan.....	15
2.2.2 Struktur RNB.....	19
2.2.3 Senibina RNB.....	22
2.2.3.1 Rangkaian <i>Multilayer Perceptron</i> (MLP).....	24
2.2.3.2 Bilangan Neuron.....	25
2.2.3.3 Fungsi Pindah atau Fungsi Pengaktifan.....	26
2.2.3.4 Asas Proses Pembelajaran.....	27
2.2.3.5 Algoritma Pembelajaran	28
2.2.3.5.1 Algoritma Levenberg-Marquardt (LM).....	30
2.2.3.6 Proses Latihan, Pengesahan dan Pengujian RNB.....	31
2.2.3.7 Ralat Proses Pembelajaran RNB.....	31

2.3 Aplikasi RNB.....	33
2.4 Pengenalan Kepada Aturcara Matlab.....	35

BAB 3 KAEDAH IMPLEMENTASI

3.0 Pendahuluan.....	36
3.1 Sistem Pengelas Corak.....	38
3.1.1 Struktur Fail dan Penyediaan Data.....	40
3.1.2 Proses Pembelajaran bagi Senibina MLP.....	42
3.1.2.1 Pemilihan Fungsi Pengaktifan.....	46
3.1.2.2 Pemilihan Algoritma Pembelajaran.....	47
3.1.2.3 Penentuan Bilangan Neuron Tersembunyi.....	47
3.2 Sistem Penganggar Pecahan Minyak Aliran Strata dan Umum.....	47
3.2.1 Penyediaan Set Data Latihan, Pengesahan dan Pengujian.....	48
3.2.2 Proses Pembelajaran bagi Senibina MLP.....	50
3.3 Analisis Sistem Penganggar Aliran Strata dan Umum.....	51

BAB 4 KEPUTUSAN DAN PERBINCANGAN

4.0 Pendahuluan.....	52
4.1 Sistem Pengelas Corak.....	52
4.1.1 Pemilihan Fungsi Pengaktifan.....	52
4.1.2 Proses Latihan Keseluruhan.....	53
4.1.3 Bilangan Neuron Tersembunyi Terbaik.....	55
4.2 Sistem Penganggar Pecahan Aliran Strata.....	57
4.2.1 Pemilihan Rangkaian Neuron Terbaik.....	57
4.2.2 Prestasi Rangkaian Neuron Terbaik.....	60
4.3 Sistem Penganggar Pecahan Umum.....	60
4.3.1 Pemilihan Rangkaian Neuron Terbaik.....	61
4.3.2 Prestasi Rangkaian Neuron Terbaik.....	64
4.4 Perbandingan Sistem.....	64

BAB 5 KESIMPULAN

5.1 Kesimpulan.....66

5.2 Cadangan66

RUJUKAN.....67

BAB 1

PENGENALAN

1.0 Pendahuluan

Bab pengenalan menerangkan tentang projek yang telah dijalankan iaitu berkenaan dengan sistem penganggaran pecahan minyak yang melalui sistem pengelas corak terlebih dahulu. Kedua-dua sistem menggunakan Rangkaian Neural Buatan (*Artificial Neural Network System*). Turut dijelaskan di sini adalah penggunaan Sistem Kemuatan Elektrik (TKE) untuk menjanakan data bagi setiap corak. Selain itu, bab ini juga menerangkan objektif kajian dan panduan laporan projek sebagai gambaran untuk pemahaman projek ini.

1.1 Sistem Penganggaran Pecahan minyak

Pada masa kini, penganggaran pecahan minyak amat penting dalam bidang industri petroleum. Kelemahan sistem penganggaran boleh mengakibatkan kemerosotan dalam industri ini.

Sebelum ini, sistem penganggaran minyak dibuat berdasarkan imej yang dibina semula. Namun, terdapat kelemahan pada kaedah ini iaitu imej yang dibina semula mengalami herotan akibat *soft-field effect* iaitu pencemaran dari peralihan bahan yang mempunyai pemalar dielektrik yang berbeza. Kesan ini menjadi semakin buruk apabila nilai perbezaan pemalar kebertelusan bahan besar. Hasilnya, penganggaran parameter aliran berasaskan imej tersebut tidak tepat.

Dalam projek ini sistem penganggaran dibina menggunakan Rangkaian Neural Buatan (RNB). Kajian Mohamad Saleh dan Hoyle, (2002) menunjukkan

kebolehlaksanaan menggunakan RNB untuk penganggaran parameter aliran tanpa merujuk kepada imej yang dibina semula. Sistem penganggar RNB yang dibina adalah lebih bagus dan kukuh dalam menentukan komponen ketinggian dan orientasi antaramuka kepada aliran dua komponen. Komponen pecahan untuk dua dan tiga komponen aliran juga ditentukan. Faedah yang diperolehi daripada sistem ini ialah tindakbalas yang cepat, penganggaran parameter aliran secara terus, toleransi dengan hingar peralatan, dan kebolehan menggunakan pelbagai komponent (*multi-component*).

Data corak aliran yang digunakan adalah data yang dijana dari peyelaku Sistem Kemuatan Elektrik iaitu satu kaedah untuk mendapatkan imej taburan pelbagai komponen seperti jenis regim aliran, parameter pecahan komponen dan ketinggian komponen dalam sesebuah saluran paip. Kaedah pengiraan yang digunakan dalam TKE ialah berdasarkan kaedah elemen terhingga (*finite element model*) (Xie et al., 1992).

Merujuk kepada kajian Xie et al., (1992), pengukuran regim aliran memerlukan proses pembentukan semula (*reconstruction*) agar imej yang terhasil mempunyai kualiti yang lebih baik. Ini memudahkan aktiviti pengecaman jenis aliran dengan tepat. Walaubagaimanapun, proses pembentukan semula ini memakan masa. Dalam projek ini, data regim aliran yang terhasil akan digunakan terus kepada rangkaian neural buatan untuk proses pembelajaran sistem pengelasan. Kemudian, keluaran mengikut regim aliran ini akan mengaktifkan sistem penganggar pecahan minyak masing-masing.

1.2 Tujuan Projek

Matlamat projek ini adalah untuk membandingkan prestasi sistem penganggar mengikut regim aliran dengan sistem penganggar umum. Projek ini dijalankan untuk melihat adakah nilai pecahan minyak menggunakan sistem pintar berbilang ini lebih baik atau tidak. Sistem ini mendapat masukan dari keluaran sistem pengelas corak. Bagi projek ini, aliran bahan adalah gas dan minyak. Untuk melakukan proses mengecam dan mengelas corak regim aliran, setiap aliran tersebut dijanakan menggunakan pensimulasi TKE dan seterusnya data-data tersebut dimasukkan ke dalam sistem rangkaian neural yang telah direkabentuk untuk tujuan pembelajaran.

Tujuan projek ini adalah:

- (a) Memahami secara menyeluruh berkenaan dengan sistem TKE
- (b) Memahami teori dan aplikasi sistem RNB
- (c) Menguasai kemahiran dengan menggunakan perisian MATLAB
- (d) Mengetahui ciri-ciri sesebuah RNB yang direkabentuk
- (e) Mengetahui kaedah merekabentuk sesebuah sistem RNB untuk tujuan pembelajaran.

1.3 Panduan Laporan Projek

Secara keseluruhannya, tesis ini mengandungi 5 bab yang disusun bermula dari bab pengenalan, kajian ilmiah, kaedah implementasi, keputusan dan perbincangan serta kesimpulan.

Bab kedua ialah kajian ilmiah. Bab ini menjelaskan secara terperinci segala teori-teori berkenaan dengan 2 sistem yang digunakan di dalam projek ini iaitu sistem tomografi kekuatan elektrik dan sistem rangkaian neural buatan. Selain itu, penerangan tentang aplikasi sistem rangkaian neural seperti proses pengelasan dan penganggaran juga disertakan. Bagi memudahkan pemahaman projek ini, penggunaan perisian MATLAB dijelaskan.

Seterusnya ialah bab ketiga iaitu kaedah implementasi. Bab ini menerangkan secara terperinci kerja-kerja yang terlibat dalam menjalankan projek. Bab keempat ialah keputusan dan perbincangan. Segala keputusan yang diperolehi dijelaskan dengan teliti.

Bab terakhir ialah kesimpulan. Dalam bab ini akan membincangkan segala aspek kelemahan dan kebaikan sepanjang projek ini dijalankan. Cadangan yang bersesuaian turut diselitkan untuk menjadikan projek ini lebih baik.

BAB 2

KAJIAN ILMIAH

2.0 Pendahuluan

Bab ini dimulakan dengan penerangan mengenai sistem penyelaku Tomografi Kemuatan Elektrik, diikuti dengan sistem rangkaian neural buatan (RNB) serta aplikasinya dan seterusnya penggunaan perisian MATLAB. Dalam bahagian sistem penyelaku TKE , diterangkan secara terperinci kesemua aspek yang berkaitan iaitu seperti asas-asas tomografi, bagaimana sistem penyelaku TKE beroperasi dan pengukuran nilai beza kemuatan. Dalam sistem RNB pula, dimulakan dengan sejarah RNB, kefahaman asas RNB, senibina model RNB jenis *Multilayer Perceptron* (MLP), jenis-jenis fungsi pengaktifan , jenis-jenis algoritma pembelajaran dan prosedur bagi proses latihan, pengesahan dan pengujian bagi sesebuah RNB. Aplikasi RNB iaitu sistem pengelasan dan penganggaran juga diterangkan. Akhir sekali adalah penggunaan perisian MATLAB termasuk *Neural Network Toolbox* dijelaskan.

2.1 Tomografi

Tomografi menitikberatkan ciri-ciri dalaman sesuatu objek (Sensatech, 2001).
“Tomografi merupakan salah satu alat yang memberikan maklumat mengenai apa yang sebenarnya berlaku di bahagian dalaman” Jurutera Kimia, Ogos 1999 (VCIPT, 2003).
“Pengimejan tomografi memberikan maklumbalas untuk meningkatkan sesuatu operasi”
Dr. D.M. Scott, Du Pont, USA 2001 (VCIPT, 2003).

Pada masa kini, kaedah tomografi telah digunakan secara meluas terutamanya dalam bidang perubatan. Kaedah ini digunakan untuk pengimejan organ dalaman badan manusia. Antara alat yang menggunakan teknik tomografi ini adalah Tomografi Pancaran Positron (PET). Ia berfungsi dengan mencampurkan sejumlah kecil dos bahan radioaktif ke dalam aliran darah. Selepas beberapa tempoh masa, ia berupaya mengesan kepekatan dalam badan dan memaparkan imej tersebut di komputer. Terdapat pelbagai teknik tomografi yang lain seperti Tomografi X-Ray Berkomputer (CAT), Tomografi Akustik, Tomografi Ultrabunyi, Tomografi Seismik dan Tomografi Optik (Sensatech, 2001).

Kaedah tomografi juga telah diperkenalkan dalam bidang perindustrian yang dikenali sebagai Proses Tomografi (*Process Tomography*). Teknik ini bermula pada tahun 1930-an apabila perhatian mula diberikan ke atas keberintangan memerum. Kaedah ini dilakukan dengan melalukan arus ke bumi untuk menentukan kawasan yang terdapat endapan galian dan stuktur geologi. 50 tahun kemudian, para penyelidik dalam bidang pembuatan mula menyelidik cara-cara untuk mendapatkan imej aliran di dalam paip dan kebuk. Bidang ini dipelopori oleh para penyelidik dari Institut Sains dan Teknologi, Universiti Manchester (UMIST) di United Kingdom dan Morgantown Energy Technology Center di Amerika. Tomografi membolehkan kita membuat pemeteran aliran di samping mengetahui sifat fiziknya yang dominan. Cabaran dalam bidang tomografi ini adalah untuk membina semula imej sasaran yang terkandung di dalam paip yang hanya diukur dari luar (IOP Publishing Ltd, 2006).

Teknik yang biasa digunakan dalam perindustrian adalah seperti Tomografi Kemuatan Elektrik (TKE), Tomografi Impedan Elektrik (TIE) dan Tomografi Elektromagnetik (TEM). Teknik TIE digunakan oleh ahli geofizik untuk memetakan

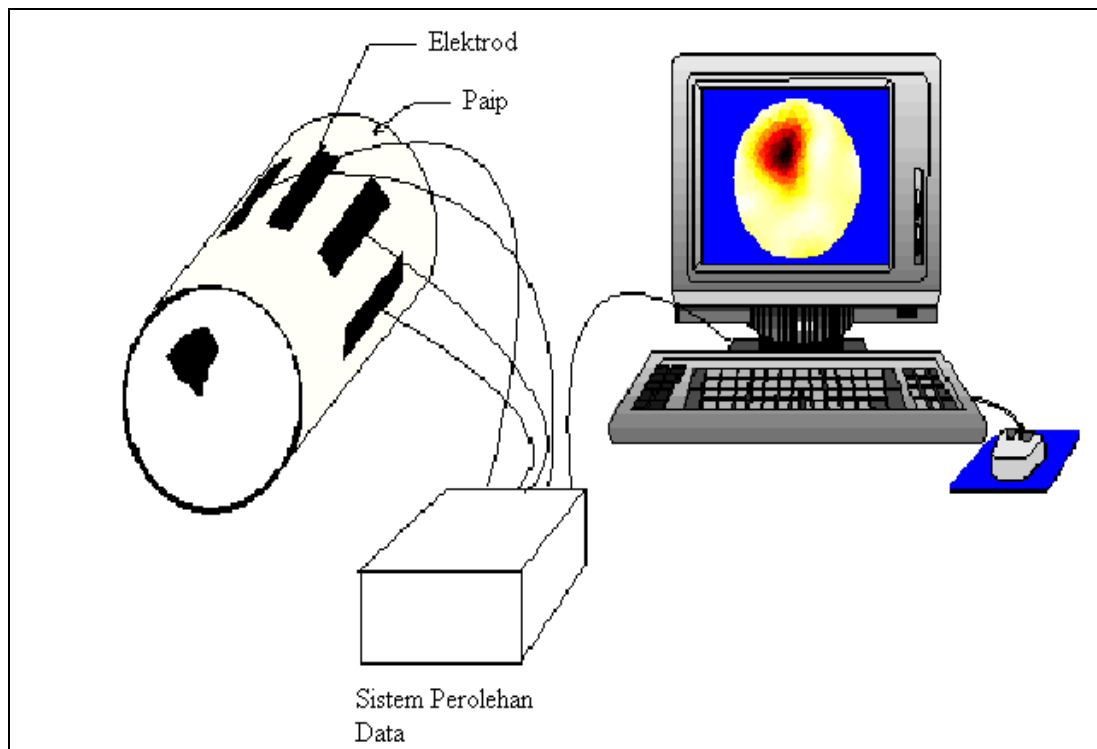
endapan galian dan meneroka telaga minyak manakala dalam bidang fizik perubatan pula digunakan untuk pengimejan hati dan paru-paru. Penggunaan teknik ini adalah dengan memberikan arus ke dalam paip atau kebuk dan mengira voltan dengan menggunakan elektrod yang diletakkan pada dinding paip atau kebuk (IOP Publishing Ltd, 2006). TKE pula adalah kaedah yang digunakan untuk mendapatkan taburan kebertelusan ruang dalam paip tertutup. Prinsip TKE adalah berasaskan kepada pengukuran beza kemuatan di antara 2 elektrod yang diletakkan di sekeliling permukaan paip (Watzinig, 2006).

2.1.1 Asas Sistem TKE

Tomografi Kemuatan Elektrik merupakan satu teknik yang baru dibangunkan dan digunapakai pada masa kini untuk memperolehi imej bagi proses-proses yang melibatkan pelbagai komponen. Contohnya imej regim aliran dua komponen seperti gas dan minyak ataupun komponen air dan minyak di dalam sesebuah sistem saluran. Sistem ini mempunyai beberapa kelebihan seperti memerlukan kos yang rendah, mempunyai keboleharapan yang tinggi dan keselamatan yang terjamin (Hoyle *et al.*, 1995). Sistem TKE yang biasa adalah berasaskan kepada hubungan lurus antara nilai beza kemuatan dan kebertelusan. Seperti sistem-sistem sebelum ini iaitu *Linear Back Projection (LBP)* dan *Simultaneous Iterative Reconstruction Techniques (SIRT)* tidak memakan masa yang lama tetapi kualiti imej yang dibina semula tidak memuaskan kerana hubungan sebenar di antara nilai beza kemuatan dan kebertelusan tidak lurus maka tidak menghampiri pembinaan semula imej yang berkualiti tinggi (Watzinig, 2006).

Secara asasnya, sistem penyelaku TKE ini mengandungi elektrod-elektrod pengesan primer, sistem perolehan data (*Data Acquisition System*) dan sistem komputer seperti yang

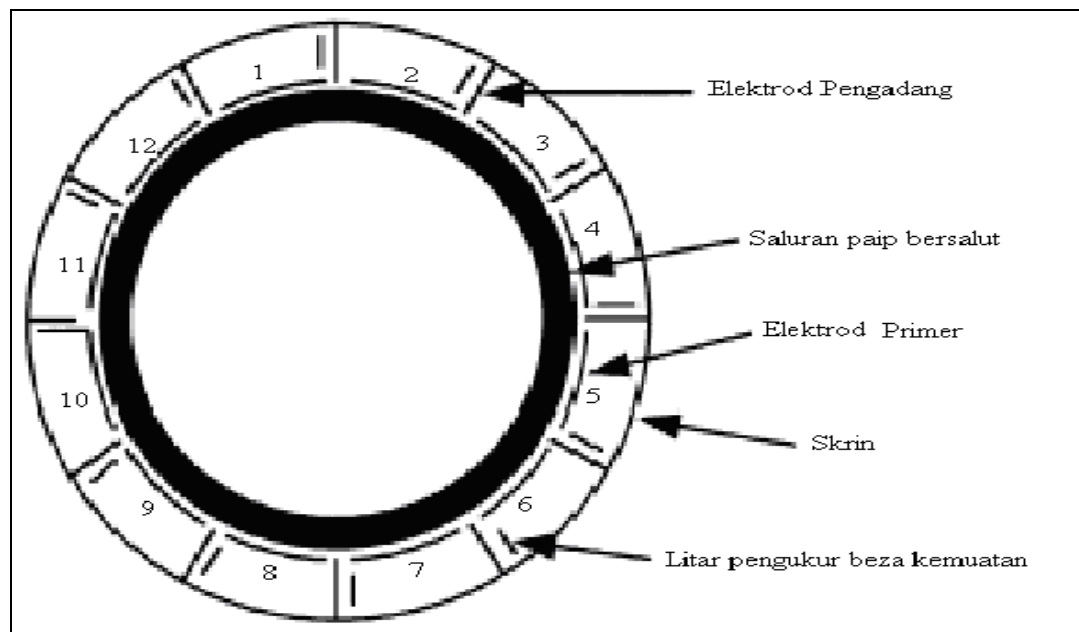
ditunjukkan dalam Rajah 2.1. Elektrod-elektrod pengesan primer dipasang sekeliling permukaan paip atau saluran. Kesemua elektrod tersebut disambungkan kepada sistem perolehan data yang mempunyai pemultipleks elektronik yang digunakan untuk memilih kombinasi pasangan elektrod bagi mengukur perbezaan kekuatan. Data yang telah diukur dihantar kepada komputer untuk proses pembinaan semula imej dalaman bagi sesebuah paip atau saluran tersebut (Hoyle *et al.*, 1995).



Rajah 2.1: Peralatan asas dalam sistem penyelaku TKE (Watzenig, 2006).

Keratan rentas bagi sebuah pengesan kekuatan TKE 12-elektrod ditunjukkan dalam Rajah 2.2. Pengesan TKE ini terdiri daripada 12-elektrod pengesan primer yang diletakkan di

sekeliling permukaan paip yang bersalut, elektrod pengadang, skrin dan paip bersalut. Setiap satu elektrod primer amat peka kepada nilai pekali dielektrik bahan. Maka perubahan taburan bahan di dalam keratan rentas paip atau saluran akan menghasilkan perubahan dalam ukuran kemuatan di antara 2 elektrod primer. Elektrod pengadang diletakkan di antara elektrod-elektrod primer dan dibumikan untuk mengurangkan kemuatan tersesat (*stray capacitance*). Pada masa yang sama, litar pengukur beza kemuatan juga tidak akan sensitif terhadap pergerakan kabel di luar pengesan. Skrin juga dibumikan agar hingar luaran dapat diminimumkan (Zhiyao *et al.*,2003).



Rajah 2.2: Pengesan kemuatan TKE 12-elektrod (Zhiyao *et al.*, 2003).

2.1.2 Pengukuran Kemuatan Sistem TKE

Pengukuran kemuatan dimulakan dengan memberikan isyarat voltan kepada elektrod. Elektrod yang dibekalkan voltan ini dirujuk sebagai elektrod sumber. Seterusnya, pengukuran beza kemuatan diukur di antara elektrod 1 dan elektrod 2. Pengukuran ini diteruskan di antara elektrod 1 dan elektrod 3, 4, 5 sehingga elektrod 12. Semasa kitar pengukuran pertama, elektrod 1 adalah elektrod sumber dan elektrod 2 hingga 12 dipanggil elektrod pengesan. Elektrod-elektrod ini dibumikan dan menjadi masukan kepada litar pengukuran kemuatan (Xie *et al.*,1989).

Seterusnya, kitar pengukuran kedua pula dibuat iaitu elektrod 2 diberikan voltan dan dirujuk sebagai elektrod sumber. Pada ketika ini, elektrod 1 akan bertindak sebagai elektrod pengawal. Persamaan untuk mendapatkan nilai kemuatan adalah

$$\Delta C = \frac{\varepsilon d}{A} \quad (2.1)$$

di mana,

ΔC = kemuatan

ε = pemalar dielektrik bagi elektrod

d = jarak antara elektrod

A = luas

Proses ini berterusan sehingga elektrod 11 menjadi elektrod sumber , elektrod 12 menjadi elektrod pengesan dan elektrod 1 hingga elektrod 11 menjadi elektrod pengawal. Setelah proses tersebut berakhir, sebanyak 66 pengukuran kemuatan akan terhasil untuk sistem

yang mempunyai 12-elektrod. Maka bilangan pengukuran kekuatan yang terhasil, N boleh diperolehi berdasarkan persamaan

$$N = \frac{n(n-1)}{2} \quad (2.2)$$

di mana,

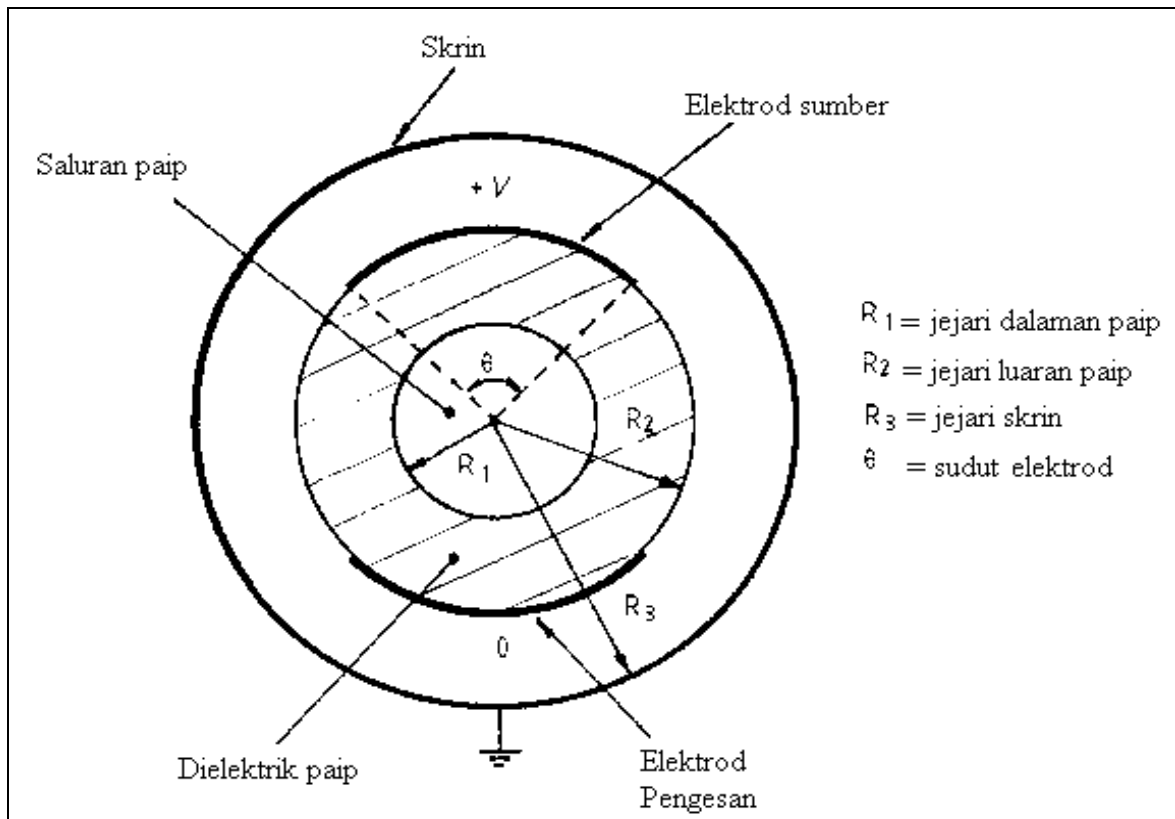
n = bilangan elektrod

N = bilangan pengukuran kekuatan

Bedasarkan persamaan (2.2), boleh disimpulkan bahawa semakin banyak bilangan elektrod yang digunakan maka bilangan pengukuran kekuatan adalah lebih banyak. Walau bagaimanapun kebolehan pegesan mengesan nilai kekuatan yang lebih kecil adalah terhad. (Hoyle *et al.*, 1995).

Terdapat 5 kaedah yang digunakan dalam masalah pemodelan elektrostatik dan pengiraan kekuatan iaitu kaedah analitikal, Kaedah Elemen Sempadan (*Boundary-Element Method*), Kaedah Pembezaan-Terhingga (*Finite-Difference Method*), Kaedah Elemen-Terhingga (*Finite-Element Method*) dan kaedah Monte Carlo. Pemilihan kaedah ini bergantung kepada kompleksiti geometri bagi masalah yang akan diselesaikan, dimensi data bagi masalah tersebut serta kesesuaian penggunaannya dengan komputer (Xie *et al.*, 1990). Dalam kajian yang telah dilakukan oleh Xie *et al.*, (1989), Kaedah Elemen-Terhingga (FEM) telah digunakan untuk menentukan taburan sensitiviti ruang (*spatial sensitivity*) dalam keratan rentas sebuah paip. Teknik FEM dipilih kerana kaedah ini boleh menghasilkan jejaring (*mesh*) bagi geometri yang kompleks. Oleh itu, ukuran kekuatan

lebih mudah diperolehi dengan berpandukan taburan keupayaan elektrik yang telah diketahui (*known electric potential distribution*). Rajah 2.3 menunjukkan keratan rentas sistem elektrod.



Rajah 2.3: Keratan rentas sistem elektrod (Xie *et al.*, 1989)

2.1.3 Penyediaan Penormalan data TKE

Sistem penyelaku TKE akan memberikan data yang diperlukan dalam sistem RNB. Walau bagaimanapun, data ini perlu dinormalkan terlebih dahulu melalui proses penormalan. Penormalan data tersebut dibuat mengikut persamaan

$$\lambda_{I,J} = \frac{C_{i,j} - C_{1,j(kosong)}}{C_{2,j(penuh)} - C_{1,j(kosong)}} \quad (2.3)$$

di mana,

- $\lambda_{I,J}$ = nilai yang dinormalkan
- $C_{i,j}$ = nilai yang hendak dinormalkan
- $C_{1,j(kosong)}$ = data TKE untuk paip kosong
- $C_{2,j(penuh)}$ = data TKE untuk paip penuh

Data yang telah dinormalkan akan tertabur dalam julat -1 hingga 1. Ini memudahkan RNB melakukan proses pembelajaran ke atas data yang tertabur dalam julat yang kecil.

2.2 Rangkaian Neural Buatan

Rangkaian neural merupakan satu paradigma kepada pemrosesan maklumat. Pendekatan rangkaian neural adalah berbeza berbanding komputer biasa. Komputer biasa menggunakan pendekatan beralgoritma iaitu ia hanya mengikut satu set arahan untuk menyelesaikan sesuatu masalah (Bishop, 1994). Rangkaian neural diinspirasikan daripada sistem biologi saraf iaitu otak. Seperti manusia, rangkaian neural belajar berdasarkan contoh. Rangkaian neural dibentuk untuk penggunaan yang tertentu seperti pengesanan dan pengelasan corak melalui proses pembelajaran. Dalam sistem biologi, pembelajaran adalah pelarasan rangkaian sinaps di antara neuron-neuron. Rangkaian neural juga menggunakan konsep yang sama (Stergiou and Siganos). Rangkaian neural mula

diperkenalkan pada tahun 1943 apabila ahli neurofisiologi, Warren McCulloch dan ahli matematik, Walter Pitts telah menulis tentang bagaimana neuron berfungsi. Mereka telah membina satu litar rangkaian neural yang mudah sebagai model. Pada tahun 1949, Donald Hebb pula menulis *The Organization of Behavior* yang mengemukakan hukum pembelajaran pertama RNB. Sekitar 1950-an, Rosenblatt telah memperkenalkan sistem perkakasan rangkaian neural yang pertama yang dikenali sebagai "perceptron". Ia berasaskan model neuron yang diperkenalkan oleh Warren McCulloch dan Walter Pitts. Pada tahun 1959, Bernard Widrow dan Marcian Hoff dari Stanford telah membangunkan sebuah model RNB yang dipanggil "ADALINE" (Bishop, 1994). Nama tersebut diambil sempena penggunaan Multiple ADaptive LINear Elements (Sophomore College, 2000).

Pada tahun 1982, John Hopfield dari Caltech telah menghantar kertas kerja kepada Akademi Sains Kebangsaan (*National Academy of Sciences*). Pendekatannya adalah untuk mencipta lebih banyak mesin yang menggunakan hubungan neuron pelbagai arah di mana sebelum ini, hubungan di antara neuron hanya pada satu arah sahaja. Pada tahun yang sama, Reilly dan Cooper menggunakan "Hybrid network" dengan berbilang lapisan di mana setiap lapisan menggunakan strategi yang berlainan untuk menyelesaikan masalah. Pada tahun 1982 juga, Amerika Syarikat dan Jepun telah mengadakan persidangan bertajuk "Cooperative/Competitive Neural Networks". Dalam persidangan tersebut Jepun telah mengumumkan "Fifth Generation" iaitu usaha terbaru mereka dalam bidang rangkaian neural. "Fifth Generation" adalah generasi pengkomputeran yang melibatkan kepintaran buatan. Generasi pertama menggunakan suis-suis dan wayar-wayar, generasi kedua pula menggunakan transistor. Generasi ketiga menggunakan litar bersepadu dan bahasa pengaturcaraan yang lebih tinggi dan generasi keempat adalah menggunakan penjana kod.

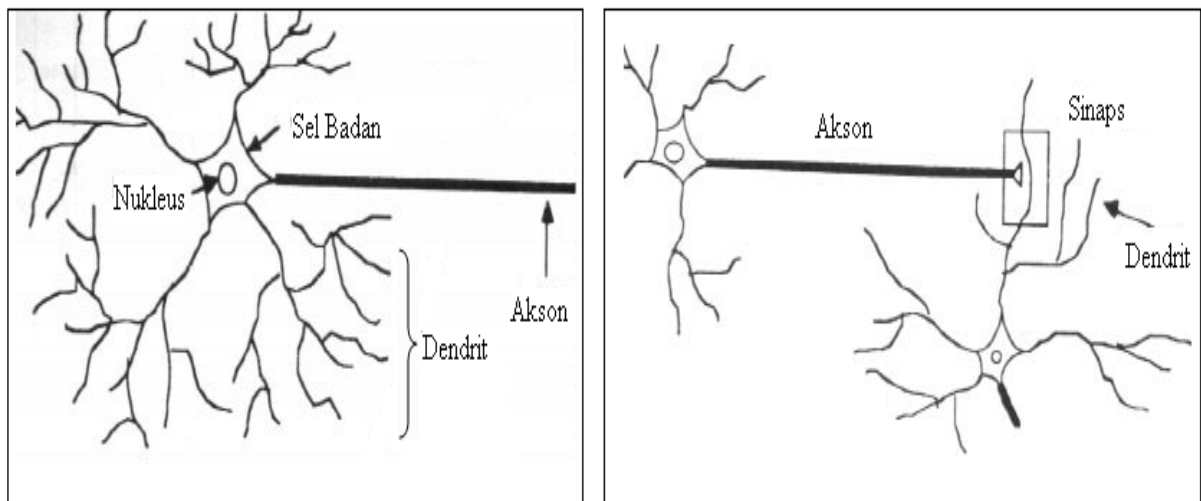
Amerika bimbang mereka akan ketinggalan dalam bidang tersebut. Maka lebih banyak penyelidikan dilakukan dalam bidang ini. Pada tahun 1986, tiga kumpulan penyelidik di mana David Rumelhart merupakan salah seorang daripadanya telah memperkenalkan semula dan mengembangkan algoritma rangkaian perambatan balik (*back propagation networks*). “Hybrid network” hanya menggunakan dua lapisan tetapi rangkaian perambatan balik ini menggunakan banyak lapisan. Oleh itu, proses pembelajaran dalam rangkaian perambatan balik ini adalah lama dan akan melibatkan beribu-ribu pengulangan untuk belajar (Sophomore College, 2000).

Pada masa kini, senibina RNB dan teknik pembelajarannya telah banyak dihasilkan dan digunakan dalam penyelidikan. Ini adalah berdasarkan ciri-cirinya yang bagus iaitu ia dapat belajar menggunakan contoh masukan dan keluaran yang diberikan kepadanya, beroperasi secara selari, “fault-tolerant” iaitu masih boleh berfungsi walaupun terdapat neuron yang rosak serta dapat menyelesaikan masalah linear dan tidak linear (Mohamad Saleh, 2005). Sebagai contoh adalah penyelidikan oleh Mohamad Saleh dan Hoyle tentang penentuan parameter ketinggian dan pecahan bagi taburan aliran pelbagai komponen berpandukan kepada data TKE. Mereka telah menggunakan senibina RNB jenis Perceptron Berbilang Lapisan (MLP). Penghasilan pelbagai senibina RNB ini wujud kerana tiada siapa yang mengetahui konsep sebenar neuron-neuron otak manusia berfungsi. Ini merupakan satu cabaran bagi saintis hingga kini (Bishop, 1994).

2.2.1 Hubungkait antara Neural Biologi dengan Neural Buatan

Masih banyak persoalan yang timbul tentang bagaimana otak melatih dirinya untuk proses maklumat. Otak merupakan organ manusia yang mempunyai struktur yang sangat

kompleks. Neuron yaitu sel aktif adalah asas kepada otak manusia. Dianggarkan terdapat 100 bilion neuron di dalam otak manusia (Bishop, 1994). Rajah 2.4 menunjukkan komponen neuron dan sinaps. Setiap neuron terdiri daripada 3 bahagian iaitu dendrit, akson dan badan sel. Cabang dendrit menyediakan impuls masukan kepada neuron-neuron yang lain manakala akson bertindak sebagai keluaran. Komunikasi antara neuron-neuron berlaku pada simpang sinaps iaitu titik perhubungan antara akson dan dendrit. Setiap neuron membuat perhubungan dengan berjuta-juta neuron yang lain menjadikan jumlah sinaps didalam otak melebihi 10^{14} .



(a)

(b)

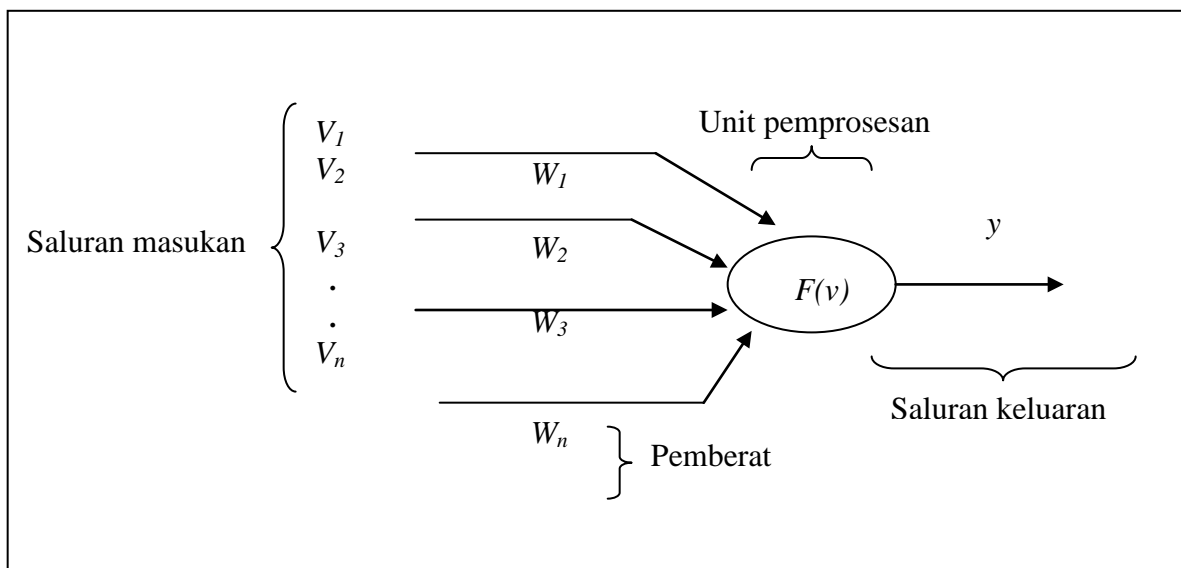
Rajah 2.4 : Komponen a) neuron b)sinaps (Stergiou and Siganos).

Neuron bertindak dengan menghantar impuls elektrik yang didenyutkan oleh sel badan melalui laluan akson. Apabila impuls sampai di sinaps, perembesan kimia (*chemical*

neuro-transmitter) akan berlaku. Seterusnya ia akan menyeberangi simpang sinaps untuk pergi kepada neuron-neuron yang lain (Bishop, 1994). Sinaps yang berada di antara neuron-neuron mempunyai kekuatannya yang tersendiri yang akan memberikan kesan kepada magnitud impuls yang terhasil. Berdasarkan konsep neuron dalam otak manusia, satu kesimpulan berkenaan hubungan antara neuron-neuron tersebut dibuat. Kemudian satu aturcara komputer dibangunkan untuk melakukan penyelakuan terhadap ciri tersebut. Walau bagaimanapun, hanya idea kasar terhadap konsep neuron otak manusia ini yang dapat dimodelkan memandangkan pengetahuan terhadap hubungan neuron dan keupayaan komputer yang terhad (Stergiou and Siganos). Maka terdapat perbezaan diantara neural biologi dan neural buatan. Dalam neural biologi, jika rangkaian masukan adalah besar dan menyebabkan keluaran menghampiri nilai maksimum dan tidak berganjak dalam beberapa saat maka keluaran tidak diterima. Ini dipanggil kesan kelesuan dan tidak terdapat dalam sistem RNB. Selain itu, tindakbalas terhadap neuron masukan mengalami lengah dalam beberapa saat kerana proses-proses elektrokimia yang berlaku untuk sistem neural biologi berbanding sistem RNB yang bertindakbalas dengan serta-merta (ANNEvolve, 2003).

Umumnya, RNB terdiri daripada komponen-komponen asas seperti saluran masukan, pemberat, unit pemprosesan (neuron) dan saluran keluaran. Rajah 2.5 menunjukkan komponen asas RNB. Fungsi dendrit dalam neuron biologi menyamai fungsi saluran masukan bagi RNB, fungsi akson menyamai fungsi saluran keluaran, fungsi sinaps menyamai fungsi pemberat dan fungsi badan sel menyamai fungsi unit pemprosesan. Pemberat yang bersifat seperti sinaps akan menentukan kekuatan sesuatu masukan dan seterusnya mempengaruhi komponen unit pemprosesan iaitu dikenali sebagai neuron.

Neuron biasanya disusun di dalam lapisan. Bagi kebanyakan model RNB, lapisan-lapisan dalam RNB terdiri daripada lapisan masukan, lapisan tersembunyi dan lapisan keluaran. Dua lapisan yang bersebelahan dalam unit pemprosesan ini dihubungkan oleh satu penyambung yang mempunyai pemberat. Kepelbagaian dalam cara penyusunan unit pemproses dan penyambung akan membentuk model RNB yang tertentu (Mohamad Saleh, 2005).



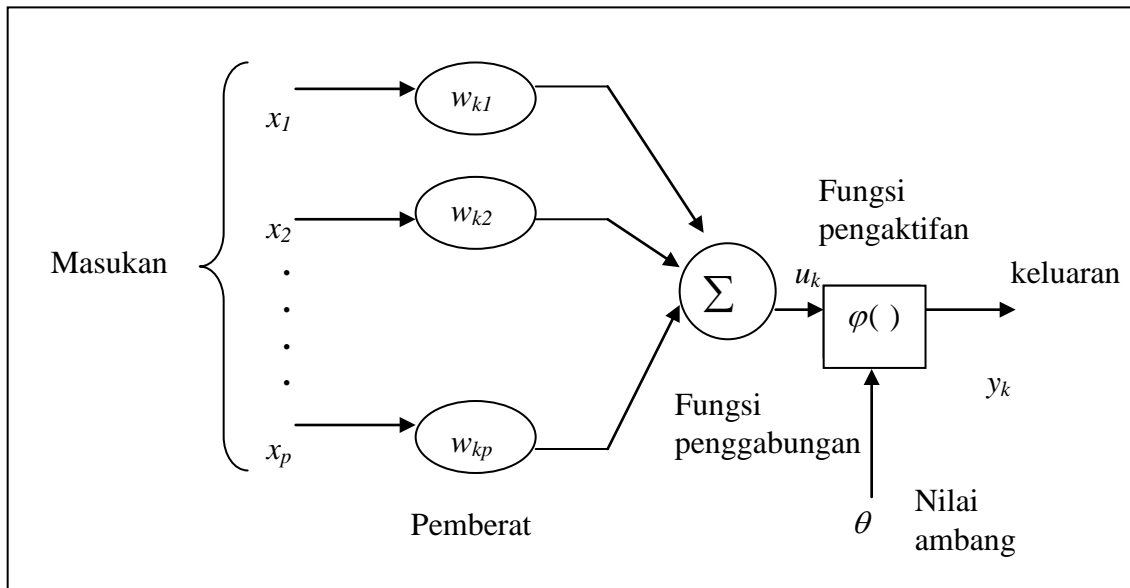
Rajah 2.5: Komponen asas RNB

RNB direkabentuk supaya mempunyai ciri-ciri dinamik di mana sifat-sifat data latihan akan disimpan di antara pemberat. Seterusnya pemberat-pemberat ini akan dilaras dan diubah bergantung kepada teknik pembelajaran yang tertentu semasa proses pembelajaran dilaksanakan. Unit pemprosesan (neuron) akan melakukan tugas pemprosesan yang sama sepanjang pembelajaran. Pada unit pemprosesan ini terdapat fungsi pengaktifan yang akan mengolah data. Sesebuah RNB yang berprestasi baik perlu

mengambil kira 3 aspek utama iaitu fungsi pengaktifan, senibina yang digunakan dan pemberat.

2.2.2 Struktur RNB

Unit asas bagi sesebuah rangkaian ialah neuron. Unit ini berupaya melakukan pemrosesan ringkas untuk suatu data dan menghasilkan keluaran. Rajah 2.6 menunjukkan komponen neuron yang terdiri daripada komponen masukan, pemberat sinaps, fungsi perhubungan, fungsi pengaktifan, penggunaan ambang (*threshold*) dan keluaran (Haykin, 1994).



Rajah 2.6: Komponen bagi model asas neuron buatan (Haykin, 1994).

a) Masukan

Isyarat atau data data sistem lain dihantar ke setiap neuron.

b) Pemberat

Terletak pada setiap penyambungan neuron. Pemberat adalah tempat penyimpanan maklumat dan mempengaruhi keberkesanan sesuatu rangkaian neural. Pemberat akan mengubah sesuatu maklumat yang berada pada suatu lapisan masukan atau neuron sebelum isyarat itu dihantar kepada neuron-neuron di lapisan yang lain.

c) Fungsi penggabungan

Setiap isyarat masukan yang melalui neuron akan digabungkan dengan pemberat. Pengiraannya dihitung dengan menjumlahkan kesemua hasil pendaraban nilai masukan dengan pemberat masing-masing (Haykin, 1994). Ini ditunjukkan seperti persamaan

$$u_k = \sum_{j=1}^p w_{kj} x_j \quad (2.4)$$

di mana,

u_k = jumlah penambahan masukan dengan pemberat bagi neuron k

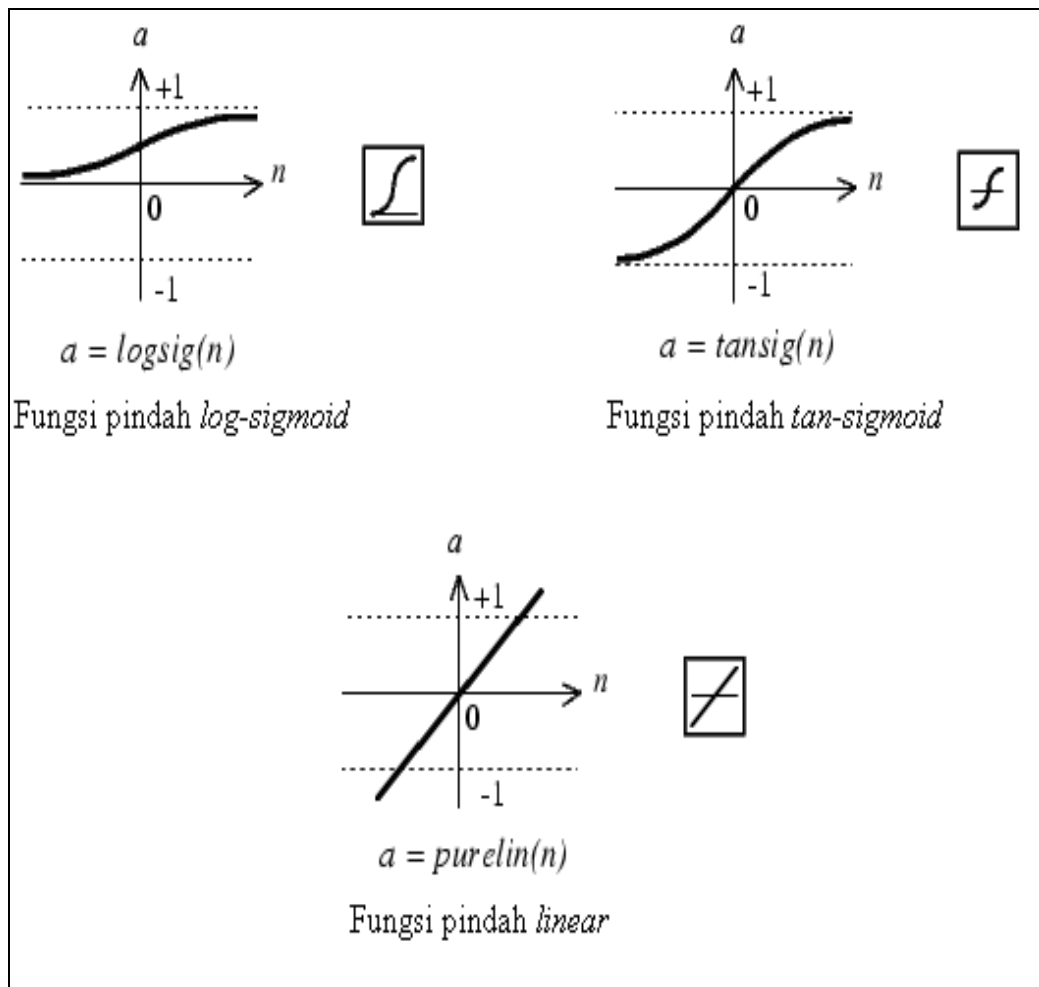
w_{kj} = nilai pemberat merujuk kepada sambungan neuron k dan j

x_j = masukan neuron j

p = bilangan masukan kepada neuron j

d) Fungsi pindah atau fungsi pengaktifan

Digunakan pada neuron tersembunyi dan neuron keluaran untuk menentukan keluaran melalui pemetaan jumlah masukan pemberat dan ambang (Demuth dan Beale, 2000). Terdapat pelbagai jenis fungsi pindah yang boleh digunakan. Antaranya ialah *hard-limit*, *symmetric hard-limit*, *linear*, *tansig*, *logsig* dan banyak lagi. Rajah 2.7 menunjukkan beberapa contoh fungsi pindah yang biasa digunakan.



Rajah 2.7: Jenis-jenis fungsi pindah

e) Nilai ambang (*threshold value*, θ)

Kegunaannya akan merendahkan masukan pada fungsi pindah bagi model neuron ini.

f) Keluaran

Keluaran akan terhasil bergantung kepada fungsi pindah. Keluaran y_k dihasilkan mengikut persamaan

$$y_k = \varphi(u_k - \theta_k) \quad (2.5)$$

di mana,

y_k = keluaran, k

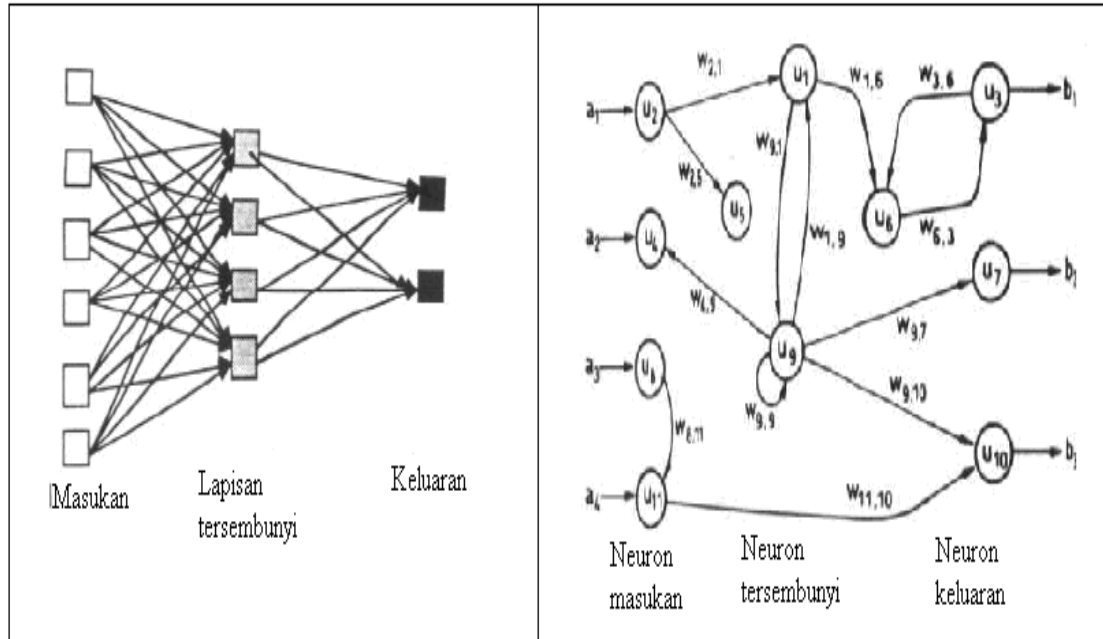
u_k = jumlah penambahan masukan dengan pemberat bagi neuron k

θ_k = nilai ambang

2.2.3 Senibina RNB

Secara asasnya, sistem RNB terbahagi kepada 2 iaitu rangkaian suap-hadapan (*feedforward network*) dan rangkaian suap-balik (*feedback network*). Rangkaian suap-hadapan berlaku apabila neuron-neuron dari satu lapisan mengalirkan maklumat ke lapisan neuron yang seterusnya dalam satu arah sahaja. Ini bermakna keluaran bagi mana-mana lapisan tidak akan memberi kesan kepada lapisan yang sama. Rangkaian ini digunakan secara meluas dalam sistem pengecaman corak (Stergiou and Siganos). Rangkaian suap-balik pula merupakan pengaliran maklumat dari satu lapisan neuron ke satu lapisan selepasnya dan sebaliknya iaitu membentuk gelung. Rangkaian ini sangat kukuh dan boleh

menjadi sangat kompleks. Rajah 2.8 menunjukkan contoh rangkaian suap-hadapan dan rangkaian suap-balik yang kompleks.



(a)

(b)

Rajah 2.8 Contoh rangkaian a) suap-hadapan b) suap-balik (kompleks)

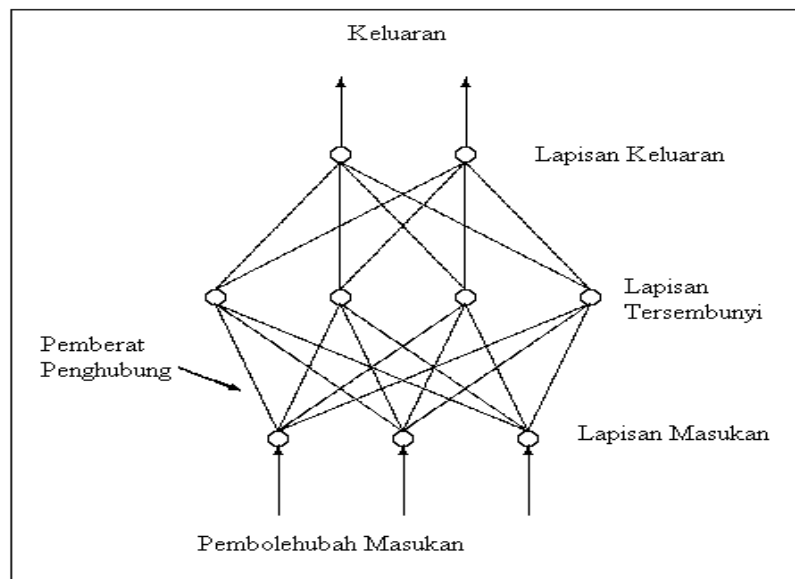
(Stergiou and Siganos).

Senibina suap-hadapan yang terdiri daripada 3 lapisan utama iaitu lapisan masukan, lapisan neuron tersembunyi dan lapisan keluaran dikenali sebagai Suap-Hadapan Pelbagai Lapisan (*MultiLayer Feedforward*). Lapisan neuron tersembunyi boleh mengandungi lebih dari 1 lapisan. Contoh senibina RNB ini ialah rangkaian *Multilayer Perceptron* (MLP). Senibina ini digunakan dalam menjalankan projek dan akan diterangkan dengan lebih lanjut dalam subtajuk 2.2.3.1. Antara senibina RNB lain ialah Perulangan (*Recurrent*). Ia mempunyai satu sambungan suap-balik (Haykin, 1994). Melalui sambungan suap-balik ini, maklumat keluaran daripada neuron akan merambat balik sebagai masukan kepada neuron-

neuron di lapisan sebelumnya. Contoh rangkaian bagi senibina ini ialah rangkaian Hopfield (Demuth dan Beale, 2000).

2.2.3.1 Rangkaian MLP

Rangkaian MLP merupakan rangkaian yang digunakan dengan meluas untuk sistem pengelasan. Ia juga telah dianalisa dan telah menghasilkan banyak algoritma pembelajaran. Rangkaian MLP ini bersifat fleksibel dan merupakan model tidak lurus (*nonlinear*) yang mengandungi bilangan unit yang disusun dalam lapisan. Kerumitan rangkaian MLP boleh ditukar dengan mengubah bilangan lapisan dan bilangan unit dalam setiap lapisan. Model rangkaian MLP terdiri daripada rangkaian unit pemprosesan yang disusun dalam lapisan. Kebiasaannya, ia memerlukan 3 atau lebih lapisan. Lapisan masukan ialah lapisan yang menerima pembolehubah masukan, 1 atau lebih lapisan tersembunyi dan lapisan keluaran yang memberikan keluaran rangkaian. Rajah 2.8 menunjukkan senibina rangkaian MLP (Kanellopoulos, 1997).



Rajah 2.9: Senibina Rangkaian MLP