

**ANALISIS DATA UNTUK REKABENTUK SISTEM PINTAR BAGI PENGELAS
CORAK ALIRAN MINYAK-GAS**

Oleh

Adzrinna binti Abdul Rahim

**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**

May 2006

ABSTRAK

Minyak mentah terdiri daripada komponen minyak, gas dan air. Industri gas dan minyak memerlukan teknologi dan kepakaran yang sesuai untuk memastikan minyak yang dihasilkan adalah bermutu tinggi dan menepati kehendak pasaran. Oleh itu, adalah penting untuk mengklasifikasikan minyak ini mengikut regim alirannya. Minyak disalurkan ke pelantar minyak melalui saluran paip. Ukuran kemuatan dijadikan bacaan untuk mengetahui taburan kebertelusan minyak yang terdapat di dalam aliran paip tersebut. Sistem TKE diaplikasi untuk mendapatkan data mentah yang merupakan bacaan kemuatan di dalam paip tersebut. Data mentah yang dijanakan melalui kaedah TKE ini akan dikelaskan kepada jenis regim alirannya menggunakan aplikasi RNB. RNB dilatih sehingga berupaya untuk mengklasifikasi data mentah TKE kepada jenis regim alirannya. Model rangkaian neural MLP dan algoritma Levenberg Marquardt diaplikasi dalam projek ini. Data mentah daripada TKE akan dipecahkan kepada tiga bahagian iaitu data latihan, data pengujian dan data pengesahan untuk melatih RNB. Pemilihan RNB yang terbaik adalah berdasarkan kecerdikan rangkaian tersebut untuk mengklasifikasi data yang tidak pernah dipelajarinya sebelum ini dengan tepat. Dua faktor yang akan dikaji dalam projek ini ialah saiz data latihan dan bilangan neuron tersembunyi. Dua faktor ini akan menentukan sama ada RNB tersebut telah mencapai “kecerdikan” yang optima dan berupaya untuk mengklasifikasi minyak mengikut jenis regim alirannya.

ABSTRACT

The crude oil component fractions consists of oil, gas and water. The oil and gas industry requires an efficient technology that ensure that oil produced meet the standard requirement and the market needs. Therefore, it is vital to classify the oil according to its flow regime. Crude oil is transferred from offshore to onshore using pipes. ECT system is applied to measure the capacitance value inside the pipe. The capacitance value measurement represents the permittivity distribution of the oil flow. The capacitance data generated from the ECT system will be classified according to the flow regime. In order to enable the simulated ECT data to be classified, Artificial Neural Network (ANN) is implemented. MLP Neural network and the Levenberg Marquardt algorithm is implemented to create a desirable network. The simulated ECT data is divided into three groups namely, training data, validation data and testing data. These data will be used to train the MLP in order to get an optimum network. The best trained MLP is chosen based on its “intelligence” in classifying unseen data correctly. Two factors investigated in choosing the best network are the number of hidden neurons used and the size of training data. These two factors will determine whether the network has reached its optimum “intelligence” and has the potential to classify the oil according to its flow regime.

ISI KANDUNGAN

Abstrak.....	I
Penghargaan	III
Singkatan.....	IV

Bab 1: PENGENALAN

1.0	Pendahuluan.....	1
1.1	Teknologi Kemuatan Elektrik (TKE).....	2
1.2	Rangkaian Neural Buatan (RNB).....	2
1.3	MATLAB 7.....	3
1.4	Objektif Projek.....	3
1.5	Panduan Disertasi.....	4

BAB 2 : KAJIAN ILMIAH

2.0	Tomografi.....	5
2.0.1	Tomografi Kemuatan Elektrik (TKE).....	6
2.0.2	Asas Pengukuran.....	7
2.0.3	Pengukuran Kemuatan.....	7
2.0.4	Rekabentuk bagi Sistem TKE.....	8
2.0.4.1	Jejari Skrin, R_3	9
2.0.4.2	Ketebalan dinding paip, R_2 - R_1	10
2.0.4.3	Kebertelusan dalam paip, ϵ_{pw}	10
2.0.4.4	Sudut Capahan Elektrod, θ	11

2.1	Kepintaran Buatan.....	11
2.1.2	Sejarah Kepintaran Buatan.....	12
2.1.3	Aplikasi Kepintaran Buatan.....	12
2.2	Rangkaian Neural Buatan.....	13
2.2.1	Sejarah Rangkaian Neural Buatan.....	15
2.2.2	Perkaitan Neuron Otak Manusia dengan Neuron Buatan	
2.2.2.1	Model Neuron Secara Biologi.....	17
2.2.2.2	Model Neuron Buatan.....	19
2.2.3	Tugas Pembelajaran.....	23
2.3	Klasifikasi Corak.....	24
2.3.1	Peingkat Asas Rangkaian Neural Buatan.....	25
2.3.2	Algoritma Pembelajaran.....	25
2.3.3	Senibina RNB	26
2.3.4	Perambatan Suap Balik.....	28
2.3.5	Levenberg Marquardt	28
2.3	Perisian MATLAB 7.....	30
2.3.1	Fungsi di dalam Neural Network Toolbox.....	31

BAB 3: KAEDAH DAN IMPLEMENTASI

3.0	Pengenalan.....	32
3.1	Penggunaan Data Mentah.....	32
3.2	Implementasi Rekabentuk RNB	36
3.2.1	Pembahagian Data.....	37
3.2.2	Proses Latihan.....	38
3.2.3	Proses Pengujian.....	39
3.2.4	Klasifikasi Betul.....	40

3.3	Carta Alir Proses Melatih RNB.....	41
3.4	MATLAB 7	
3.4.1	Penggunaan M-file Dalam MATLAB 7.....	42
3.4.2	Simulasi.....	42

BAB 4: KEPUTUSAN DAN PERBINCANGAN

4.0	Pemilihan Fungsi Pengaktifan.....	43
4.1	Keputusan Pengubahsuaian Terhadap Data Latihan.....	44
4.1.1	Keputusan dan Perbincangan Untuk Set Data Latihan 500, 700 dan 900.....	44
4.1.2	Keputusan dan Perbincangan untuk Set Data Latihan 1100, 1300, 1400,1500 dan 1652.....	49

BAB 5: KESIMPULAN.....	66
------------------------	----

Rujukan.....	V
Lampiran	VII

PENGHARGAAN

Alhamdulillah, bersyukur saya ke hadrat Ilahi kerana dengan izinnya maka saya dapat menyiapkan projek ini dalam masa yang telah ditetapkan dan berjaya mencapai matlamat projek ini.

Jutaan terima kasih saya ucapkan kepada penyelia projek saya, Dr. Junita Mohamad Saleh dengan bantuan dan tunjuk ajar yang beliau berikan kepada saya sepanjang menyiapkan projek ini. Beliau telah banyak memberi semangat dan inspirasi untuk saya meneruskan projek ini. Segala pertolongan dan dorongan ikhlas beliau selama ini amat saya hargai.

Saya juga ingin mengambil kesempatan ini untuk mengucapkan terima kasih kepada rakan-rakan seperjuangan yang telah bekerjasama dan berkongsi pengetahuan dengan saya semasa dalam menjayakan projek ini.

Tidak lupa kepada kedua-dua ibu bapa dan ahli keluarga saya yang sentiasa mendoakan dan memberi sokongan kepada saya untuk menyiapkan projek ini, saya ucapkan ribuan terima kasih.

Singkatan

TKE	Teknologi Kemuatan Elektrik
RNB	Rangkaian Neural Buatan
LMS	Least Mean Square Error
MLP	Multilayer Perceptron

BAB 1 : PENGENALAN

1.0 Pendahuluan

Era teknologi sentiasa berkembang dengan pesatnya pada masa kini. Pelbagai kaedah dan penyelesaian direka bagi menyediakan kemudahan kepada perindustrian, kilang, dan sebagainya. Bagi industri petroleum, sumber minyak daripada hasil perut bumi yang terdapat di dasar laut perlu disalurkan kepada pelantar minyak untuk pemprosesan seterusnya sebelum minyak tersebut sedia untuk dieksport. Minyak yang disalurkan ke pelantar minyak adalah campuran minyak, gas dan air. Oleh itu, industri minyak memerlukan teknologi canggih yang boleh mengekstrak komponen minyak kepada pecahan-pecahannya.

Dalam projek ini, aplikasi Teknologi Kemuatan Elektrik (TKE) digunakan untuk mengesan taburan kebertelusan minyak yang disalurkan melalui saluran paip. Taburan kebertelusan menunjukkan kepekatan pecahan komponen minyak tersebut. Untuk mengklasifikasi komponen minyak ini kepada jenis regim alirannya, Rangkaian Neural Buatan (RNB) digunakan.

1.1 Teknologi Kemuatan Elektrik (TKE)

Minyak akan disalurkan ke pelantar minyak melalui saluran paip. Satu set sistem pengesan elektrod yang berasaskan pengukuran kemuatan akan diletakkan disekeliling paip tersebut. Pengesan ini akan mengambil bacaan kemuatan elektrod tersebut. Bacaan kemuatan mewakili taburan kebertelusan minyak di dalam saluran paip tersebut. Kaedah pengesan yang digunakan ini dikenali sebagai sistem TKE.

Pengukuran kemuatan yang diperolehi daripada sistem pengesan TKE ini akan menentukan kepekatan komponen untuk aliran dua fasa, yang terdiri daripada minyak dan gas. Bacaan kemuatan membolehkan minyak dikelaskan mengikut jenis regim alirannya, iaitu penuh minyak, teras, kosong, gelembung, strata ataupun anulus. Kelebihan sistem TKE ialah pemerhatian berterusan dan secara langsung terhadap jenis regim aliran dapat dijalankan tanpa gangguan ke atas aliran minyak di dalam saluran paip.

1.2 Rangkaian Neural Buatan (RNB)

RNB adalah kepintaran buatan yang bercirikan kecerdikan otak manusia. Data-data ukuran kemuatan akan dilatih menggunakan RNB. RNB akan mengklasifikasi data-data TKE tersebut mengikut jenis regim alirannya. Algoritma pembelajaran yang akan digunakan dalam projek ini adalah Levenberg Marquardt.

RNB digunakan kerana telah terbukti sistem ini dapat melakukan klasifikasi daripada aplikasi-aplikasi lepas. Satu contoh kegunaan RNB untuk klasifikasi adalah dalam bidang perubatan. Aplikasi klasifikasi RNB yang biasa digunakan dalam bidang perubatan melibatkan diagnosis kanser payudara, diagnosis kanser kulit, pemilihan terapi untuk kanser *peptic* dan banyak lagi [18].

1.3 MATLAB 7

Sepanjang proses melatih data mentah yang diperolehi daripada bacaan kekuatan sistem TKE, perisian MATLAB 7 akan digunakan untuk merekabentuk RNB. Aturcara untuk menghasilkan rangkaian neural akan ditulis dan disimpan dalam M-File MATLAB 7. Proses simulasi juga dilakukan menggunakan perisian MATLAB 7.

1.4 Objektif Projek

Objektif projek ini adalah untuk menganalisis saiz data optima yang diperlukan bagi mendapatkan RNB terbaik yang berupaya untuk mengklasifikasi komponen minyak mengikut jenis regim alirannya. Rangkaian terbaik bermaksud rangkaian tersebut telah mencapai “kecerdikan” yang optima berdasarkan saiz data yang dilatih dan bilangan neuron tersembunyi.

1.5 Panduan Disertasi

Secara umumnya, terdapat lima bab dalam disertasi ini. Bab 1, Pengenalan akan memberitahu mengenai tujuan projek ini, latar belakang projek, perisian dan kaedah yang akan digunakan dalam projek ini. Bab 2, Kajian Ilmiah akan membincangkan dengan lebih mendalam mengenai TKE, RNB, algoritma dan perisian yang akan digunakan untuk projek ini. Bab 3, Kaedah dan Implementasi akan membincangkan kaedah yang diimplementasi untuk membina rangkaian terbaik dan mendapatkan saiz data latihan dan bilangan neuron tersembunyi yang optima. Bab 4, Keputusan dan Perbincangan akan membincangkan keputusan yang diperolehi. Bab 5 akan memberikan kesimpulan keseluruhan projek ini sebagai panduan kepada pelajar-pelajar lain dimasa hadapan.

BAB 2: KAJIAN ILMIAH

2.0 Proses Tomografi

Tomografi ialah kajian untuk menterjemahkan semula imej objek dua ataupun tiga dimensi. Tomografi merupakan proses mengambil imej mengikut bahagian. Peranti yang digunakan dalam proses tomografi dikenali sebagai tomograf. Kaedah ini digunakan dalam perubatan, arkeologi, biologi, geologi, sains pembuatan dan bidang sains yang lain. Ianya adalah berdasarkan prosedur matematik yang dikenali sebagai penghasilan semula tomografi. Terdapat pelbagai jenis tomografi seperti tomografi perkomputeran, tomografi impedans elektrik, tomografi kemuatan elektrik dan banyak lagi.

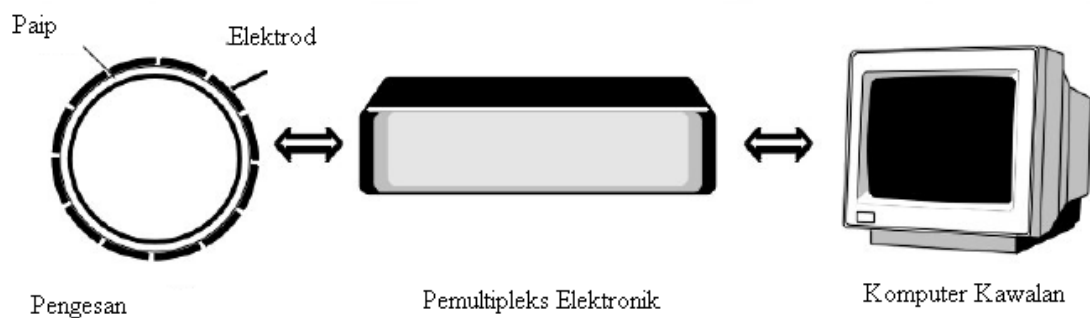
2.0.1 Tomografi Kemuatan Elektrik (TKE)

TKE ialah teknologi yang mengaitkan aliran dua fasa yang terdiri daripada aliran minyak dan gas dengan mengasingkan bahan tersebut kepada pecahan komponennya disepanjang paip tersebut. TKE mempunyai beberapa kelebihan seperti, tidak mengandungi radiasi, tindak balas yang berterusan, lebih murah dan mempunyai keupayaan untuk beroperasi pada suhu yang tinggi dan tekanan tinggi [1].

TKE merupakan teknik untuk mengukur dan menunjukkan taburan kepekatan untuk sesuatu campuran yang mengandungi dua jenis cecair, seperti minyak dan gas, air dan beberapa jenis mineral yang terkandung di dalam sesebuah paip. Aplikasi TKE telah digunakan secara meluas, merangkumi pengukuran kadar aliran dalam sistem penghantaran yang berasaskan tekanan udara, dan pemerhatian terhadap kadar aliran

gas dan minyak. Data mentah TKE yang dijanakan akan dimasukkan terus ke dalam RNB untuk proses latihan bagi tujuan mengklasifikasikan jenis regim aliran tanpa melalui proses penterjemahan semula imej.

Pengesan TKE biasanya mengandungi 8 atau 12 elektrod pengukur [2]. Idea asas ialah dengan menutupi paip dengan satu set elektrod (tapak metalik) dan mengambil ukuran kemuatan di antara setiap pasang elektrod. Melalui pengukuran ini, taburan kebertelusan (berkaitan dengan kepekatan cecair) campuran tersebut boleh ditentukan. Set TKE yang asas merangkumi pemultipleks eletronik, satu set pengesan asas, dan imej pembinaan semula ke dalam komputer, seperti yang terdapat dalam Rajah 2.1 [15].



Rajah 2.1: Set asas Sistem Teknologi Kemuatan Elektrik

2.0.2 Asas Pengukuran

Keratan rentas yang akan dijadikan imej akan dikelilingi oleh satu set elektrod kemuatan dan kemuatan elektrik untuk kesemua kombinasi elektrod antara setiap set akan diukur. Maklumat ini akan digunakan untuk menghasilkan imej bagi kandungan keratan rentas paip tersebut yang disertakan bersama dengan pengesan, berdasarkan kebertelusan bahan di dalam paip tersebut.

Taburan kebertelusan biasanya diplotkan pada grid pixel yang sekata kerana nilai yang kecil untuk pengukuran yang ada akan menghadkan resolusi imej yang mungkin. Walaupun kerelatifan resolusi imej TKE rendah, tetapi imej boleh diambil pada kelajuan tinggi, 100 imej setiap saat untuk sensor 12 elektrod [15].

Sekiranya terdapat pergerakan dalam cecair, imej di ambil pada 2 arah axis, teknik korelasi boleh digunakan untuk mengira halaju merintangi paip dan juga halaju merintangi kebertelusannya. Ini membolehkan profil aliran dan keseluruhan kadar aliran dalam sistem aliran dua fasa dikira [15].

2.0.3 Pengukuran Kemuatan

Resolusi sistem TKE terhad kepada bilangan elektrod kemuatan. Persamaan dibawah memberikan bilangan pengukur tak bersandar N, antara 2 elektrod [1].

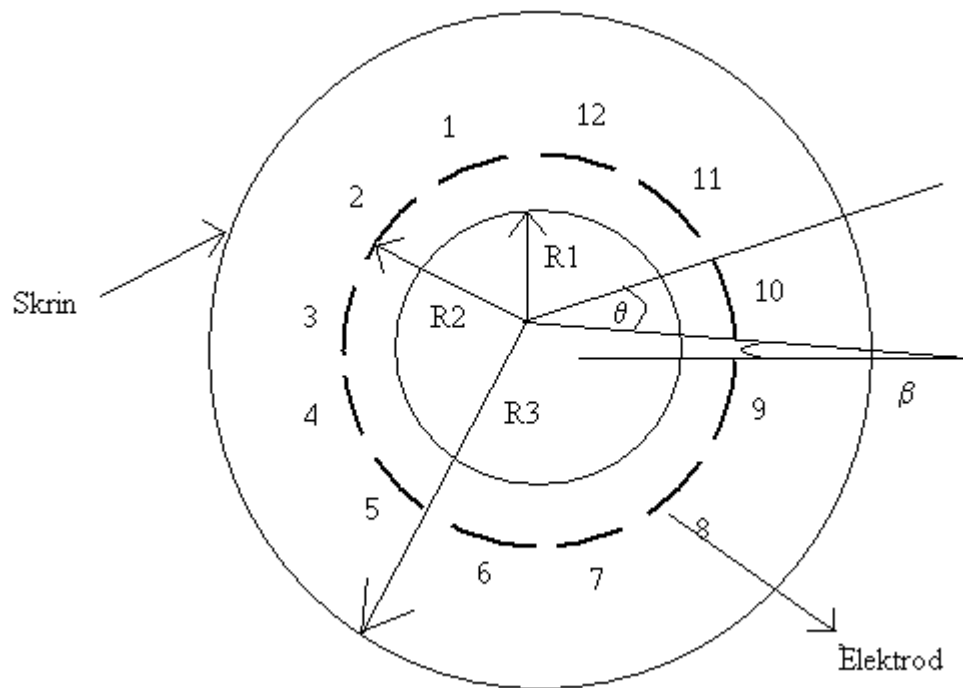
$$N = \frac{n(n-1)}{2} \quad (2.1)$$

Untuk sistem dengan 12 elektrod ($n=12$), bilangan pengukur tak bersandar N , adalah 66. Oleh itu, kebezajelasan ruang (*spatial resolution*) untuk sistem 12 elektrod, ($N=66$) adalah lebih baik berbanding sistem 8 elektrod, ($N=28$). Penambahan bilangan elektrod terhad kepada keupayaan pengesanan untuk membaca nilai kemuatan yang lebih rendah. Ini bermakna, penambahan bilangan elektrod kepada 32 atau 64 akan menyebabkan penyusutan untuk membaca nilai kemuatan.

2.0.4 Rekabentuk bagi Sistem TKE

Rajah 2.2 menunjukkan keratan rentas pengesanan TKE berserta dengan parameter yang digunakan dalam projek ini. Prestasi sistem kemuatan elektrod untuk mengukur kepekatan aliran dua fasa boleh dinilai secara kualitatif oleh tiga parameter iaitu, parameter variasi kepekaan (SVP), parameter $|Err|$ sisihan maksimum kelinearan, dan parameter $\Delta C\epsilon$, perubahan dalam sistem kemuatan bermula daripada paip kosong hingga keseluruhan paip menjadi penuh (kepekatan, $\beta=1$). SVP mengukur keseragaman sambutan sistem elektrod terhadap aliran elemen tertentu. $|Err|$, mengukur ketidaklinearan sambutan sistem elektrod (perubahan kemuatan) untuk mengubah kepekatan aliran dalam satu julat yang lengkap ($0 \leq \beta \leq 1$). Prestasi ketiga-tiga sistem parameter ini bergantung kepada empat parameter rekabentuk sistem iaitu [3]:

1. Jejari keseluruhan skrin, $R3$
2. Ketebalan dinding saluran paip, $R2-R1$
3. Sudut capahan elektrod, θ
4. Nilai kebertelusan bahan didalam dinding paip, ϵ_{pw}



Rajah 2.2 : Rekabentuk Pengesan Sistem TKE

2.0.4.1 Jejari skrin, R3

Nilai prestasinya bergantung dengan kedudukannya daripada elektrod sama ada berada berdekatan atau berjauhan dengan elektrod. Kajian mendapati bahawa apabila perbezaan antara R3 dan R2 berkurang, parameter variasi kecekapan (SVP) turut berkurang [3]. Namun, nilai SVP akan meningkat dengan mendadak apabila R3 terlalu dekat dengan R2. Oleh itu, nilai optima R3-R2, bergantung kepada nilai R2. Secara praktikalnya, nilai R3 yang lebih kecil dapat mengelakkan peranti daripada menggunakan ruang yang banyak. Nilai R3 yang digunakan untuk sistem ini ialah 1.4 unit.

2.0.4.2 Ketebalan dinding paip, R_2-R_1

Kepekaan taburan kemuatan lebih homogen apabila dinding paip lebih tebal. Semakin tebal sesuatu dinding paip, semakin berkurang nilai parameter SVP dan semakin kecil sudut capahan elektrod, θ yang optimum. Kajian menunjukkan dinding R_2-R_1 yang nipis lebih peka dalam mengesan kemuatan, dan lebih besar sudut capahan elektrod, θ diperlukan. Jika ketebalan dinding paip berkurang ia perlukan binaan sistem elektrod yang lebih padat [3].

2.0.4.3 Kebertelusan dalam paip, ϵ_{pw}

Kajian telah dijalankan terhadap $(R_2-R_1)=1$ menunjukkan ϵ_{pw} tidak memberikan pengaruh yang besar terhadap SVP. ϵ_{pw} untuk sistem dengan ketebalan paip 1.0 dikaji. Apabila ϵ_{pw} dikurangkan daripada 10unit, SVP turut berkurang, menghampiri nilai minimum pada $\epsilon_{pw} = 2.5$ dan meningkat secara perlahan-lahan walaupun nilai ϵ_{pw} menurun. Secara amnya, bahan kebertelusan rendah yang sesuai ialah bahan yang berada dalam julat ϵ_{pw} 1 hingga 2. Dalam projek ini, $\epsilon_{minyak}=2.3$, $\epsilon_{gas}=1.0$ dan $\epsilon_{perspeks}=1.6$. Pemilihan binaan paip dipengaruhi oleh tekanan, kakisan, suhu dan sebagainya [3].

2.0.4.4 Saiz sudut capahan, θ

Saiz sudut capahan juga mempunyai pengaruh yang besar terhadap prestasi sistem. Untuk setiap ketebalan dinding paip, terdapat nilai optima θ dan nilai SVP pada masa yang adalah minimum. SVP meningkat apabila θ melebihi nilai optima, kerana kepekaan meningkat dengan penurunan jarak elektrod. SVP juga berkurang apabila θ berkurang. Kepekaan keseluruhan, $\Delta C\epsilon$ meningkat apabila θ bertambah [3].

2.1 Kepintaran Buatan

Kepintaran buatan atau ringkasnya Artificial Intelligence (AI) adalah merupakan gabungan sains dan kejuruteraan yang terdiri dari pelbagai disiplin atau cabang pengajian seperti sains komputer, psikologi, linguistik, matematik, kejuruteraan dan biologi. Tujuan utama mewujudkan AI ialah untuk membangunkan sistem komputer yang boleh berfikir, mendengar, melihat, berjalan, menyentuh dan merasa. Ringkasnya AI adalah satu usaha untuk memindahkan ciri-ciri pemikiran manusia kedalam bentuk mesin. Mesin memainkan peranannya sebagai ahli pemikir iaitu mampu menyimpan, belajar dan menyelesaikan masalah [9].

Sistem AI mestilah berkebolehan untuk membuat 3 perkara, iaitu menyimpan maklumat, menggunakan pengetahuan yang disimpan untuk menyelesaikan masalah dan belajar kemahiran baru melalui pengalaman [9].

2.1.1 Sejarah Kepintaran Buatan

John McCarthy, ahli akademik dari MIT dipercayai orang yang mula-mula menggunakan istilah AI (Artificial Intelligent) ini, iaitu pada tahun 1956. Beliau juga merupakan orang yang bertanggungjawab membangunkan bahasa pengaturcaraan kepintaran buatan iaitu LISP. Beberapa sarjana yang turut menjadi pelopor dalam bidang kepintaran buatan ini ialah Frank Rosenblatt dari Cornell University, Allen Newell dari Carnegie Mellon University, Edward Feigenbaum dari Stanford University dan Alan Turing dari Manchester [12].

Siri ujian tentang kepintaran buatan yang paling terkenal telah dilakukan oleh Alan Turing pada tahun 1950. Siri ini dikenali sebagai Turing Test. Alan Turing merupakan seorang Inggeris yang pakar dalam bidang matematik. Ujian tersebut adalah sebagai cadangan untuk menguji samada mesin boleh berfikir atau tidak [12].

2.1.2 Aplikasi Kepintaran Buatan

Aplikasi kepintaran buatan boleh dibahagikan kepada tiga bahagian utama, robotik, sains kognitif dan antaramuka semulajadi. Aplikasi sains kognitif lebih menjurus kepada gabungan biologi, psikologi, matematik dan neurologi. Dalam aplikasi sains kognitif, teknologi AI digunakan untuk membangunkan satu sistem pemikiran yang sama seperti manusia yakni cara berfikir dan belajar.

Teknologi AI banyak diaplikasi untuk tujuan penggunaan robot yang berkebolehan seperti manusia. Teknologi AI yang dimasukkan ke dalam robot tersebut membolehkannya mengecam wajah, lokasi, ataupun menggerakkan kaki dan tangan nya [9].

Antaramuka semula jadi merujuk kepada cara manusia mendengar, bercakap dan melihat. Bidang pengajian yang terlibat dalam aplikasi ini ialah seperti linguistik, psikologi, sains komputer dan teknologi multimedia. Sebagai contoh, penggunaan mesin translasi yang boleh menterjemahkan bahasa, pengecaman suara dan teks di mana suara boleh ditukar menjadi bentuk teks dan sebaliknya. Implementasi ini banyak digunakan dalam pembelajaran terutamanya untuk program simulasi, untuk mengemulakan pergerakan manusia ataupun percakapan.

Contoh aplikasi sains kognitif yang telah digunakan pada masa kini dalam bidang ini ialah seperti rangkaian neural dan logik fuzzy. Rangkaian neural banyak digunakan dalam pembangunan laman web, terutamanya dalam proses pencarian maklumat, penggunaan ke atas klasifikasi data mentah seperti data mentah yang diperolehi melalui sistem TKE. Logik fuzzy pula digunakan untuk memproses data-data yang tidak lengkap yang dikenali sebagai data fuzzy [9].

2.2 Rangkaian Neural Buatan

Secara umumnya, RNB adalah mesin yang direkabentuk untuk meniru ciri-ciri neuron otak manusia. Neuron otak manusia bertindak menyelaraskan serta mengkoordinasikan aktiviti yang hendak dilakukan, dan memberi arahan kepada anggota badan yang lain. RNB diilhamkan melalui penyelidikan mengenai otak manusia setelah membuat kajian bahawa otak manusia boleh belajar dengan cara yang sangat berbeza daripada komputer digital yang biasa. Otak adalah sangat kompleks dan tak linear. Otak berkeupayaan untuk menyusun strukturnya yang dikenali sebagai neuron, untuk melakukan beberapa jenis tugas seperti pengiraan,

mengenalpasti corak, penerimaan dan kawalan. Otak mempunyai struktur dalaman yang hebat dan keupayaan untuk membina prinsipnya sendiri yang dirujuk sebagai pengalaman. Pengalaman dibina mengikut masa dan perkembangan otak berlaku secara berterusan.

RNB merupakan satu sistem pemprosesan yang set unit pemproses dan akan disambungkan antara satu sama lain mengikut model yang digunakan. Neuron buatan didefinisikan sebagai otak buatan. Sifat buaatannya membenarkan sistem untuk belajar mengadaptasikan persekitarannya. Sifat buaatannya menjadi keperluan untuk neuron berfungsi sebagai pemproses maklumat bercirikan otak manusia, dengan itu rangkaian neural buatan terhasil daripada neuron buatan. Rangkaian neural biasanya diimplementasikan menggunakan komponen elektronik atau disimulasikan menggunakan perisian didalam computer digital.

Kepentingan RNB adalah berjaya mewujudkan dan melakukan pengiraan melalui proses pembelajaran. Rangkaian neural merupakan pusat pengagihan kawalan yang terdiri daripada unit kawalan yang ringkas yang berupaya untuk meyimpan pengetahuan dan kemahiran serta memastikan pengetahuan tersebut boleh digunakan. RNB menyerupai otak dalam dua aspek:

1. Pengetahuan diperlukan oleh rangkaian tersebut daripada persekitarannya melalui proses pembelajaran.
2. Kekuatan *synapse* penyambung, dikenali sebagai pemberat *synapse*, digunakan untuk menyimpan pengetahuan yang diperolehi.

Proses yang digunakan untuk mengendalikan proses pembelajaran dikenali sebagai algoritma pembelajaran, fungsi yang akan mengubahsuai pemberat synaptic rangkaian tersebut untuk mencapai objektifnya.

Rangkaian neural menyediakan pelbagai teknik baru dalam penyelesaian masalah berkenaan dengan klasifikasi corak, analisis data dan kawalan. RNB mempunyai beberapa kelebihan iaitu memproses pada kelajuan yang tinggi dan kebolehan untuk belajar menyelesaikan masalah berdasarkan beberapa set contoh pembelajaran [5].

2.2.1 Sejarah Rangkaian Neural Buatan

Rangkaian neural bermula sejak tahun 1943, diperkenalkan oleh Warren McCulloch dan Walter Pitts apabila penerbitan buku bertajuk “A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity” mendapat sambutan dan perhatian ramai. Tesis McCulloch dan Pitts membuktikan RNB boleh dihasilkan dengan hanya menggunakan matematik dan algoritma. Melatih RNB melalui teori diperkenalkan oleh Hebb (1949) melalui penerbitan bukunya yang bertajuk “The organization of behaviour”. Hebb mencadangkan bahawa otak manusia melalui satu perubahan besar dalam sepanjang kehidupan, oleh itu proses pembelajaran berlaku. Penulisan Hebb mendapat perhatian daripada ramai ahli psikologi tetapi kurang mendapat perhatian daripada jurutera [10].

Pada tahun 1959, Bernard Widrow dan Marcian Hoff menghasilkan model yang dikenali sebagai Adaline dan Madaline. Model ini dinamakan sempena penggunaan model ini untuk , ‘Adaptive Linear Elements’ dan ‘Multiple Adaptive Linear Elements’. Adaline bertujuan untuk mengenalpasti corak binari, oleh itu apabila

menerima sejumlah bit daripada talian telefon, ia boleh menjangka bit yang seterusnya. Madaline merupakan rangkaian neural yang pertama diaplikasikan untuk penyelesaian masalah yang sebenar. Ia merupakan penapis yang menghapuskan gema pada talian telefon. Rangkaian ini masih digunakan [10].

Pada tahun 1962, Frank Rosenblatt memperkenalkan cara-cara melatih RNB. Penemuannya telah memberikan semangat kepada para saintis. Rosenblatt memperkenalkan rangkaian dua lapisan dan Perceptron yang berupaya untuk belajar klasifikasi tertentu dengan melaraskan sambungan pemberat. Rosenblatt turut menggabungkan idea asalnya mengenai Perceptron dan Adaline. Perbezaan antara Adaline dan Perceptron ialah kaedah pembelajarannya. RNB semakin berkembang apabila ia boleh mengenalpasti corak [10].

Tahun 1969, Marvin Minsky dan Seymour Papert mengenalpasti kelemahan RNB, terutamanya semasa melatih RNB. Dalam tesis mereka menerangkan bahawa RNB gagal untuk mengendalikan operasi XOR yang berbentuk tak linear. Mereka turut menemui kelemahan lain dalam RNB, iaitu jika bilangan input bertambah, masa melatih turut bertambah dan perkara ini menghadkan keberkesanan rangkaian [10].

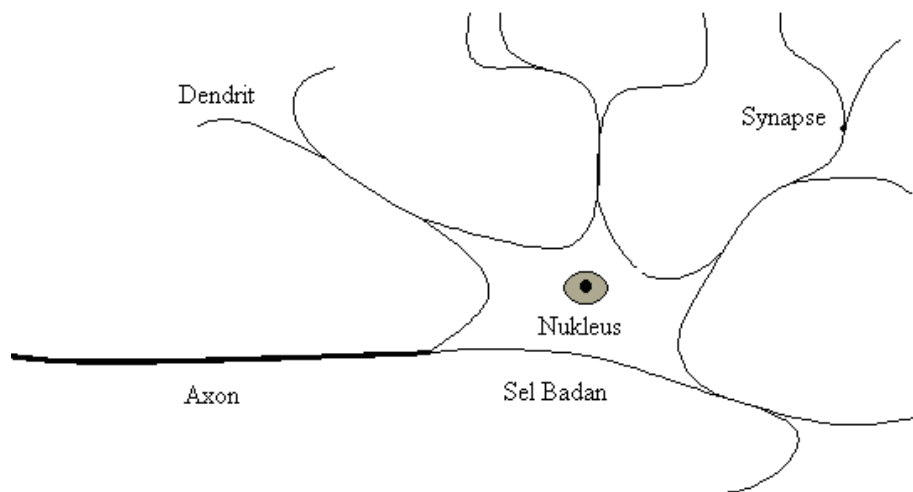
Pada tahun 1982, John Hopfield mengemukakan cadangannya kepada National Academy of Sciences. Kaedah Hopfield adalah untuk menghasilkan mesin yang lebih bermanfaat menggunakan talian dwi hala kerana sebelum ini sambungan anatara neuron merupakan satu hala sahaja. Hopfield telah membaiki kelemahan dalam mengendalikan operasi XOR, iaitu memperkenalkan fungsi tak linear[11].

Pada tahun 1986, rangkaian neural pelbagai lapisan diperkembangkan menggunakan prinsip Widrow Hoff. David Rumelheart daripada jabatan psikologi Standord memperkenalkan idea rangkaian perambatan suap balik kerana ia boleh mengagihkan ralat yang terhasil dalam mengenalpasti corak bagi keseluruhan rangkaian. Rangkaian *hybrid* hanya menggunakan dua lapisan manakala perambatan suap balik boleh digunakan untuk pelbagai lapisan. Hasilnya, perambatan suap balik merupakan kaedah yang lambat kerana memerlukan beribu lalaran untuk belajar [11].

2.2.2 Perkaitan Neuron Otak Manusia dan Neuron Buatan

2.2.2.1 Model Neuron secara Biologi

Sistem saraf manusia boleh dilihat melalui sistem tiga peringkat, iaitu reseptor sebagai deria pengesan, penghantaran maklumat ke otak, dan maklum balas daripada otak. Otak merupakan perantaraan utama, yang diwakili oleh neuron untuk menerima maklumat secara berterusan, mentafsir dan membuat keputusan yang sesuai. Stuktur neuron diwakili oleh Rajah 2.3. Neuron terdiri daripada nukleus, sel badan (soma), dendrit dan axon [13].



Rajah 2.3: Model Neuron Otak Manusia

Sel badan dan nukleus tidak memainkan sebarang peranan dalam penerimaan dan penghantaran maklumat. Sel badan bertindak sebagai mekanisme untuk membekalkan tenaga dan bertujuan sebagai pengaktifan sel. Dendrit berfungsi untuk menerima isyarat daripada neuron yang lain. Manakala axon bertindak untuk menyalurkan isyarat kepada neuron yang lain. Pada simpang penghantaran isyarat melalui axon dan penerimaan isyarat melalui dendrit, terdapat satu ruang kecil yang dikenali sebagai *synapse* [13].

Apabila neuron belajar untuk memberi maklum balas terhadap isyarat tertentu, sambungan *synapse* samada akan menjadi semakin lemah ataupun semakin kuat. Kekuatan sambungan *synapse* akan menentukan sekuat mana neuron penerima bertindak untuk mencari isyarat. Kecerdikan tersimpan diantara sambungan *synapse* sel badan. Isyarat daripada neuron berbeza mempunyai pemberat yang berlainan berdasarkan kepada kekuatan sambungan pemberat. Jika jumlah kesan untuk

kesemua isyarat yang diterima mencukupi, neuron akan diaktifkan dan mula menghantar isyarat kepada neuron yang lain melalui axonnya [13].

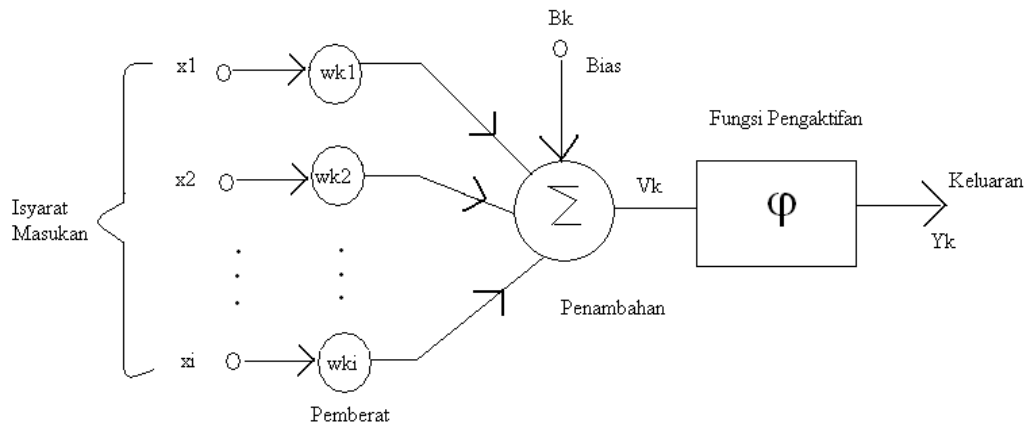
Neuron yang bersambung dengan neuron yang lain dan bercirikan sambungan synapse akan membentuk rangkaian neural secara biologi. Otak manusia terdiri daripada 100 bilion neuron yang saling berhubung. Satu neuron mengandungi 1000 ke 10000 sambungan kepada neuron yang lain [13].

2.2.2.2 Model Neuron Buatan

Rajah 2.4 menunjukkan model sesebuah neuron yang merupakan asas kepada rekabentuk rangkaian neural. Perbandingan asas model neuron buatan dengan neuron otak manusia:

- a. Saluran masukan – menjalankan fungsi yang sama seperti dendrit
 - b. Saluran keluran – menjalankan peranan seperti akson
 - c. Pemberat – mewakili *synapse*, menentukan kekuatan sesuatu masukan yang akan mempengaruhi aktiviti pemprosesan
 - d. Unit pemprosesan – mewakili sel badan
-
- 1. Satu set *synapse* diwakili oleh pemberat ataupun kekuatan dirinya sendiri. Isyarat X_1 pada input *synapse* yang disambungkan kepada neuron k didarabkan oleh pemberat W_k . Berbeza dengan *synapse* didalam otak manusia, pemberat untuk neuron buatan boleh berada dalam julat nilai negatif dan juga nilai positif. Pemberat menentukan kekuatan sesuatu masukan mempengaruhi aktiviti pemprosesan.

2. Fungsi pengaktifan bertindak untuk menghadkan amplitud keluaran neuron tersebut.



Rajah 2.4: Model Neuron Buatan

Umumnya, julat amplitud yang dinormalisasikan untuk keluaran neuron ditulis dalam julat $[0,1]$ ataupun $[-1,1]$. Model neuron juga merangkumi aplikasi *bias* luaran, B_k . *Bias* B_k , memberikan kesan untuk meningkatkan atau mengurangkan input rangkaian untuk fungsi pengaktifan, bergantung samada ianya positif ataupun negatif.

Fungsi Pengaktifan

Fungsi pengaktifan merupakan komponen yang penting dalam merekabentuk RNB. Untuk menyelesaikan masalah tak lurus, fungsi pengaktifan tak lurus hendaklah digunakan. Dalam kes ini, biasanya fungsi sigmoid untuk struktur rangkaian suap hadapan digunakan.

Secara umumnya fungsi pengaktifan tidak memberi kesan ke atas kecekapan RNB, tetapi penggunaan fungsi pengaktifan yang sesuai mempercepatkan lagi proses pembelajaran. Dua fungsi pengaktifan yang dipilih untuk diaplikasi dalam MLP ialah:

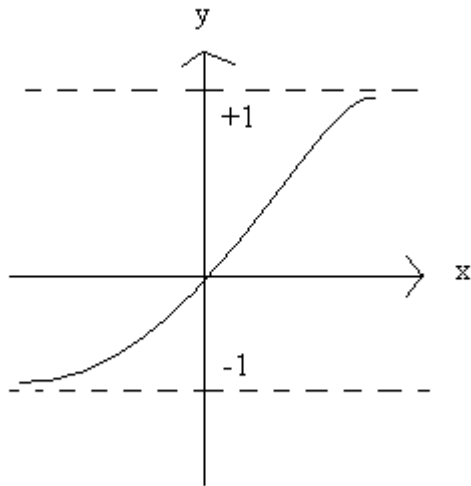
- i. Fungsi *hyperbolic tangent sigmoidal*
- ii. Fungsi *logarithmic sigmoidal*.

Gabungan untuk kedua-dua fungsi ini akan dipilih berdasarkan perbandingan daripada segi kecekapan masa dalam proses pembelajaran.

i. Fungsi *hyperbolic tangent sigmoidal* digunakan untuk masukan berjulat $(-\infty, +\infty)$ hingga julat $(-1, +1)$, seperti dalam Rajah 2.5.

Persamaan untuk fungsi ini ialah:

$$y = \text{tansig}(x) \quad (2.2)$$

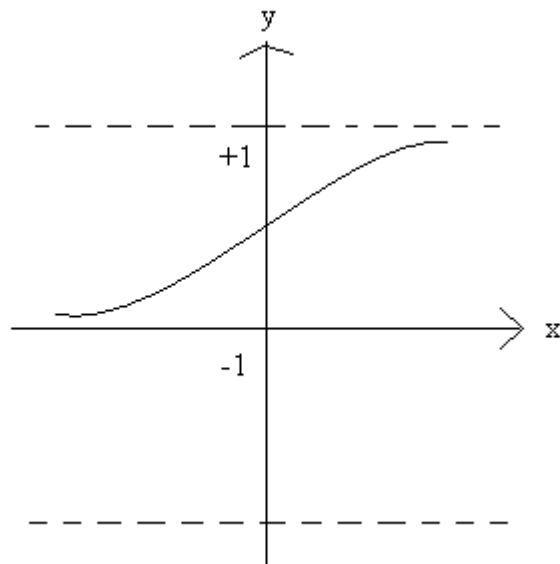


Rajah 2.5: Bentuk fungsi *hyperbolic tangent sigmoidal*

ii. Fungsi pengaktifan logarithmic sigmoidal bertindak untuk memetakan neuron masukan daripada julat $(-\infty, +\infty)$ kepada $(0, +1)$, seperti dalam Rajah 2.6.

Persamaan untuk fungsi ini ialah:

$$y = \frac{1}{1 + \exp(-n)} \quad (2.3)$$



Rajah 2.6: Bentuk fungsi *logarithmic sigmoidal*

2.2.3 Tugas Pembelajaran

Pemilihan algoritma pembelajaran tertentu dipengaruhi oleh tugas pembelajaran yang dikehendaki oleh RNB. Terdapat lima asas prinsip pembelajaran iaitu error-correction, memory based, Hebbian, Competitive dan Boltzman Enam jenis tugas pembelajaran yang digunakan oleh RNB ialah klasifikasi corak, corak bersekutu, fungsi penganggar, kawalan, penapis dan pembentukan alur.

2.3 Klasifikasi Corak

Manusia menerima data daripada dunia sekeliling kita menggunakan deria serta membolehkan kita mengenalpasti sumber data tersebut. Oleh itu, kita boleh dikelaskan sebagai klasifikasi corak yang baik. Contohnya, kita boleh mengenali wajah seseorang dan mengingatinya seseorang walaupun sudah lama tidak berjumpa, mengenalpasti suara seseorang di dalam telefon dan sebagainya.

Klasifikasi corak ditakrifkan sebagai proses dimana isyarat ataupun corak yang diterima dikelaskan ke dalam kelas yang tertentu. RNB mengklasifikasikan corak dengan melatih data melalui sesi latihan terlebih dahulu, dalam masa yang sama rangkaian menghasilkan satu set corak masukan yang berulang-ulang berserta dengan kelas corak yang diwakilkan oleh corak masukan tersebut. Kemudian, satu corak baru yang tidak pernah wujud terhasil untuk rangkaian tersebut, corak baru yang terhasil ini berasal daripada populasi corak yang sama digunakan untuk melatih rangkaian tersebut.

Dengan itu, rangkaian telah mampu untuk mengklasifikasikan corak tertentu melalui maklumat yang telah diekstrak daripada data latihan. Klasifikasi corak digunakan untuk mengklasifikasikan jenis regim aliran tersebut.