

# MODEL PERAMALAN ZAKAT HARTA MENGGUNAKAN RANGKAIAN NEURAL DENGAN RAMBATAN KE BELAKANG

Razana Alwee, Fazreen Abdullah Hashim

Fakulti Sains Komputer dan Sistem Maklumat

Universiti Teknologi Malaysia

81310 UTM Skudai, Johor

Email: razana@utm.my

**Abstrak:** Zakat ialah derma yang wajib diberikan oleh orang Islam yang mampu kepada lapan golongan (asnaf) yang berhak menerimanya dan merupakan rukun ketiga dari Rukun Islam. Zakat terbahagi kepada dua jenis iaitu zakat fitrah dan zakat harta. Di Malaysia, hasil kutipan zakat dilakukan oleh institusi zakat mengikut negeri yang terdiri daripada pusat zakat dan Majlis Agama Islam negeri. Peramalan hasil kutipan zakat dapat membantu institusi zakat merancang pengagihan wang kutipan zakat kepada golongan asnaf yang telah ditentukan dengan lebih sistematik dan efisien. Kajian ini adalah bertujuan untuk membangunkan model peramalan bagi tiga jenis zakat harta iaitu zakat wang simpanan, zakat emas dan perak dan zakat pertanian. Kajian melibatkan data bulanan hasil kutipan zakat bagi setiap jenis zakat harta yang diperolehi daripada Majlis Agama Islam Negeri Johor. Model peramalan dibangunkan menggunakan kaedah rangkaian neural dengan algoritma rambatan ke belakang dan perisian Matlab 7.0. Model yang dibangunkan adalah untuk meramal hasil kutipan zakat bagi 12 bulan yang akan datang.

**Katakunci:** peramalan, zakat harta, rangkaian neural, rambatan ke belakang

## 1. PENGENALAN

Zakat (dari kata *tazakka* - mensucikan) (bahasa Inggeris: *almsgiving* atau *tithing*) ialah derma yang wajib diberikan orang Islam yang mampu kepada lapan golongan (asnaf) yang berhak menerimanya. Ia merupakan rukun ketiga dari rukun Islam. Dari segi bahasa zakat bererti bersih, suci, subur dan berkembang. Manakala dari segi syarak, zakat ialah mengeluarkan sebahagian daripada harta yang tertentu kepada golongan tertentu apabila cukup syarat-syaratnya. Zakat terbahagi kepada dua jenis iaitu zakat fitrah dan zakat harta. Zakat harta mempunyai lapan jenis iaitu zakat wang simpanan, zakat perniagaan, zakat pendapatan, zakat

emas dan perak, zakat pertanian, zakat saham, zakat binatang ternakan, serta zakat rikaz dan galian. Zakat harta boleh dibayar pada bila-bila masa dan kadar zakat harta adalah 2.5% dari jumlah harta. Lapan golongan (asnaf) yang berhak menerima zakat adalah fakir, miskin, amil, muallaf, riqab, al-gharimin, fisabilillah dan ibnus sabil. Di Malaysia, hasil kutipan zakat dilakukan oleh institusi zakat mengikut negeri yang terdiri daripada pusat zakat dan Majlis Agama Islam negeri. Kajian ini adalah bertujuan untuk membangunkan model peramalan zakat harta bagi tiga jenis zakat iaitu zakat wang simpanan, zakat emas dan perak serta zakat pertanian. Model peramalan dibangunkan menggunakan kaedah rangkaian neural dengan algoritma rambatan ke belakang. Hasil peramalan adalah bagi tempoh 12 bulan yang akan datang. Peramalan hasil kutipan zakat ini adalah bertujuan untuk membantu institusi zakat dalam merancang pengagihan hasil kutipan zakat kepada golongan asnaf dengan lebih sistematik dan efisien.

Kertas kerja ini disusun kepada enam bahagian. Bahagian 2 menerangkan tentang rangkaian neural. Bahagian 3 menerangkan tentang algoritma rambatan ke belakang. Bahagian 4 membincangkan metodologi kajian yang terdiri dari pemprosesan data, senibina rangkaian, proses pembelajaran serta pengujian dan pengesahan. Bahagian 5 memberikan hasil kajian iaitu model peramalan dan akhir sekali bahagian 6 adalah kesimpulan.

## **2. RANGKAIAN NEURAL**

Rangkaian neural adalah merupakan suatu sistem pemprosesan maklumat yang mempunyai ciri-ciri perlakuan tertentu yang sama dengan sistem neural biologi [2]. Rangkaian neural terdiri daripada sejumlah elemen pemprosesan mudah yang dikenali sebagai neuron. Setiap neuron dihubungkan dengan neuron yang lain secara terus dengan pemberat yang tertentu. Nilai pemberat diperolehi melalui operasi pembelajaran yang dilakukan oleh rangkaian. Pemberat ini merupakan maklumat yang akan digunakan oleh rangkaian bagi menyelesaikan masalah dalam pelbagai bidang seperti klasifikasi pola, kelompok, penghampiran, pengoptimuman, kawalan dan peramalan [5]. Rangkaian neural sangat sesuai bagi masalah yang mempunyai data (atau cerapan) yang mencukupi dan tidak memerlukan pengetahuan tentang masalah tersebut yang sukar untuk ditentukan [11]. Ini adalah kerana rangkaian neural mampu untuk belajar dari data latihan dan boleh membuat kesimpulan terhadap data baru (selain data latihan). Oleh itu, rangkaian neural sangat sesuai bagi menyelesaikan masalah peramalan.

### 3. ALGORITMA RAMBATAN KE BELAKANG

Algoritma rambatan ke belakang (BP) adalah merupakan satu daripada operasi pembelajaran yang paling popular dalam rangkaian neural. Ini adalah kerana algoritma ini dapat meminimumkan ralat perbezaan antara vektor output sebenar dan vektor output sasaran [7]. Istilah rambatan ke belakang merujuk kepada cara ralat yang dikira pada aras output dirambat ke belakang dari aras output ke aras tersembunyi dan seterusnya ke aras input [1]. Algoritma ini telah berjaya digunakan dalam pelbagai bidang termasuklah peramalan data siri masa.

Terdapat dua fasa dalam algoritma BP iaitu suap ke hadapan dan suap ke belakang. Semasa suap ke hadapan, set data diberikan pada aras input dan rangkaian akan merambat corak input aras demi aras sehingga output terhasil. Output diperolehi dengan menjumlahkan pemberat input pada setiap nod dan dipetakan kepada fungsi penggiatan. Rumus (1) dan (2) menunjukkan rumus bagi pengiraan dari aras input ( $i$ ) ke aras tersembunyi ( $j$ ) dan rumus (3) dan (4) adalah rumus bagi pengiraan dari aras tersembunyi ( $j$ ) ke aras output ( $k$ ). Fungsi penggiatan yang digunakan adalah fungsi sigmoid. Antara aras input ( $i$ ) dan aras tersembunyi ( $j$ )

$$O_j = f(\text{net}_j) = \frac{1}{1 + e^{-\text{net}_j}} \quad (1)$$

$$\text{net}_j = \sum_j w_{ij} O_i + \theta_j \quad (2)$$

dengan

$O_j$  output bagi nod  $j$

$O_i$  output bagi nod  $i$

$w_{ij}$  pemberat antara nod  $i$  dan  $j$

$\theta_j$  bias bagi nod  $j$

Antara aras tersembunyi ( $j$ ) dan aras output ( $k$ )

$$O_k = f(\text{net}_k) = \frac{1}{1 + e^{-\text{net}_k}} \quad (3)$$

$$\text{net}_k = \sum_k w_{jk} O_j + \theta_k \quad (4)$$

dengan

$O_k$  output bagi nod  $k$

$O_j$  output bagi nod  $j$

$w_{jk}$  pemberat antara nod  $j$  dan  $k$

$\theta_k$  bias bagi nod  $k$

Ralat dikira dengan menggunakan rumus (5) bagi mengukur perbezaan antara output sebenar dengan output rangkaian semasa suap ke hadapan. Ralat kemudiannya dirambat ke belakang dari aras output ke aras input dan pemberat dikemaskini bagi mengurangkan ralat.

$$error = \frac{1}{2} (Output_{desired} - Output_{actual})^2 \quad (5)$$

Rambatan ke belakang dari aras output ( $k$ ) ke aras tersembunyi ( $j$ ) diberikan oleh rumus (6) dan (7).

$$w_{kj}(t+1) = w_{kj}(t) + \Delta w_{kj}(t+1) \quad (6)$$

$$\Delta w_{kj}(t+1) = \eta \delta_k O_j + \alpha \Delta w_{kj}(t) \quad (7)$$

dengan

$$\delta_k = O_k(1 - O_k)(t_k - O_k)$$

dan

$w_{kj}(t)$  pemberat dari nod  $k$  ke nod  $j$  pada masa  $t$

$\Delta w_{kj}$  pelarasan pemberat

$\eta$  kadar pembelajaran

$\alpha$  kadar momentum

$\delta_k$  ralat pada nod  $k$

$O_j$  output rangkaian pada nod  $j$

$O_k$  output rangkaian pada nod  $k$

$t_k$  output sebenar pada nod  $k$

Pengiraan ke belakang dari aras tersembunyi ( $j$ ) ke aras input ( $i$ ) adalah seperti rumus (8) dan (9).

$$w_{ji}(t+1) = w_{ji}(t) + \Delta w_{ji}(t+1) \quad (8)$$

$$\Delta w_{ji}(t+1) = \eta \delta_j O_i + \alpha \Delta w_{ji}(t) \quad (9)$$

dengan

$$\delta_j = O_j(1 - O_j) \sum_k \delta_k w_{kj}$$

$$O_k = f(net_k) = \frac{1}{1 + e^{-net_k}}$$

$$net_k = \sum_k w_{kj} O_j + \theta_k$$

dan

$w_{ji}(t)$  pemberat dari nod  $j$  ke nod  $i$  pada masa  $t$

$\Delta w_{ji}$	pelarasan pemberat
$\eta$	kadar pembelajaran
$\alpha$	kadar momentum
$\delta_j$	ralat pada nod $j$
$\delta_k$	ralat pada nod $k$
$O_i$	output rangkaian pada nod $i$
$O_j$	output rangkaian pada nod $j$
$O_k$	output rangkaian pada nod $k$
$w_{kj}$	pemberat antara nod $j$ dan $k$
$\theta_k$	bias pada nod $k$

Proses suap ke hadapan dan suap ke belakang ini akan berulang sehingga ralat pembelajaran yang ditetapkan (ralat sasaran) dicapai ataupun setelah bilangan maksimum lelaran dilaksanakan.

#### 4. METODOLOGI KAJIAN

Pembangunan model peramalan menggunakan kaedah rangkaian neural dengan algoritma rambatan ke belakang yang melibatkan empat langkah berikut:

i) Pemprosesan data

Langkah ini melibatkan pengumpulan data, penormalan data, penyusunan data dan pembahagian data.

ii) Senibina Rangkaian

Langkah ini melibatkan penentuan bilangan aras tersembunyi dan bilangan nod pada setiap aras.

iii) Proses pembelajaran

Langkah ini melibatkan pemilihan kaedah dan algoritma pembelajaran yang sesuai, pemilihan kaedah untuk menilai prestasi rangkaian dan melatih rangkaian.

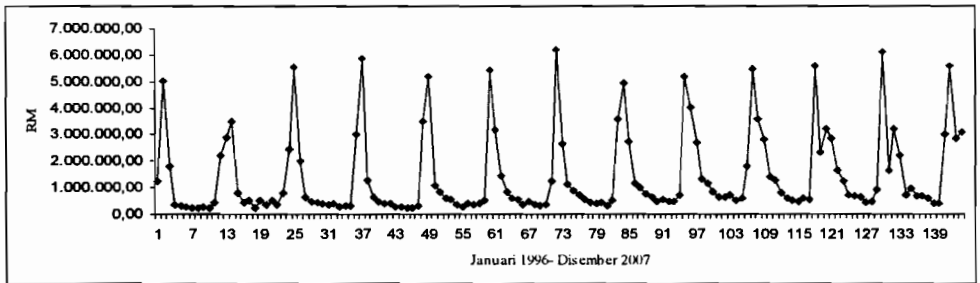
iv) Proses pengujian dan pengesahan

Langkah ini melibatkan pengujian dan pengesahan rangkaian yang telah dilatih dengan menggunakan data pengujian dan pengesahan.

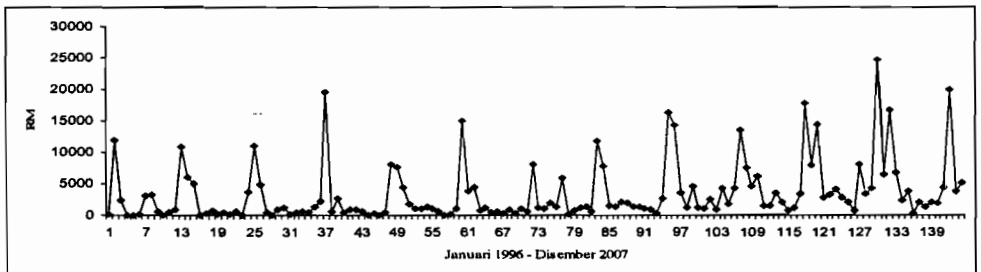
Proses pembelajaran, pengujian dan pengesahan bagi setiap rangkaian dilaksanakan dengan menggunakan perisian Matlab 7.0.

#### 4.1 Pemprosesan Data

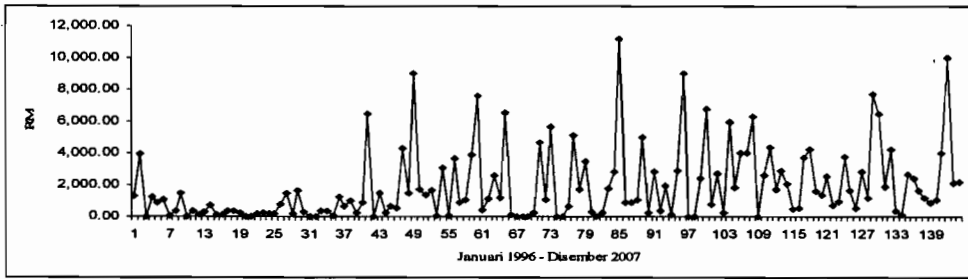
Data yang digunakan dalam kajian ini adalah data bulanan hasil kutipan zakat harta di negeri Johor bagi tempoh 12 tahun iaitu dari tahun 1996 sehingga tahun 2007. Data ini diperolehi daripada Unit Zakat (Operasi) Majlis Agama Islam Negeri Johor (MAINJ). Rajah 1 menunjukkan data bulanan hasil kutipan zakat wang simpanan. Berdasarkan graf yang dihasilkan didapati corak data adalah bermusim dan mempunyai kemuncak pada bulan yang tertentu. Rajah 2 menunjukkan data bulanan hasil kutipan zakat emas dan perak. Corak data adalah bermusim, menunjukkan sedikit tren meningkat dan mempunyai kemuncak pada bulan tertentu. Berdasarkan Rajah 1 dan 2 boleh dikatakan bentuk data bagi kedua jenis zakat ini adalah hampir sama. Walaupun bayaran zakat harta boleh dilakukan pada bila-bila masa, namun berdasarkan corak data didapati kemuncak bayaran dilakukan adalah pada bulan Ramadhan mengikut kalendar Islam. Rajah 3 menunjukkan data bulanan hasil kutipan zakat pertanian. Berbeza dengan zakat wang simpanan dan zakat emas dan perak, data tidak menunjukkan corak bermusim ataupun tren tertentu.



Rajah 1. Data bulanan hasil kutipan zakat wang simpanan



Rajah 2. Data bulanan hasil kutipan zakat emas dan perak



Rajah 3. Data bulanan hasil kutipan zakat pertanian

Data dibahagikan kepada tiga bahagian iaitu untuk pembelajaran, pengujian dan pengesahan serta peramalan. Pembahagian data untuk setiap jenis zakat adalah seperti dalam Jadual 1. Pembahagian data ini adalah berdasarkan pemerhatian terhadap corak data. Pemilihan sampel pembelajaran dan pengujian akan memberi kesan kepada prestasi rangkaian [11]. Data yang secukupnya diperlukan untuk proses pembelajaran agar rangkaian dapat mempelajari kesemua corak data yang ada. Manakala data yang banyak untuk proses pengujian dan pengesahan dapat menilai kemampuan rangkaian dalam membuat peramalan.

Jadual 1. Pembahagian data untuk setiap jenis zakat

Jenis Zakat	Pembelajaran	Pengujian dan Pengesahan	Peramalan
Wang Simpanan	Januari 1996-Disember 2003 (67%)	Januari 2004- Disember 2006 (25%)	Januari 2007- Disember 2007 (8%)
Emas dan Perak	Januari 1996-Disember 2003 (67%)	Januari 2004- Disember 2006 (25%)	Januari 2007- Disember 2007 (8%)
Pertanian	Januari 1996-Disember 2002 (58%)	Januari 2003- Disember 2006 (34%)	Januari 2007- Disember 2007 (8%)

Terlebih dahulu data ditukarkan ke bentuk  $[0,1]$  dengan menggunakan jelmaan linear. Rumus (10) adalah rumus jelmaan linear.

$$x_n = \frac{x_0 - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}} \quad (10)$$

dengan

$x_n$  nilai yang telah dinormalkan

$x_0$  nilai data asal

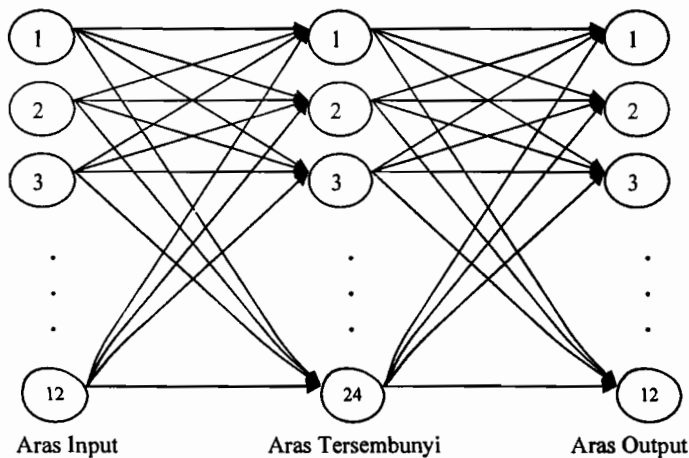
$x_{\min}$  nilai minimum data

$x_{\max}$  nilai maksimum data

Proses penormalan data ini adalah amat penting bagi mengelakkan masalah pengiraan [3], memenuhi keperluan algoritma [6] dan memudahkan pembelajaran rangkaian [9]. Seterusnya data disusun semula dengan menggunakan kaedah purata bergerak.

#### 4.2 Senibina Rangkaian

Kajian ini menggunakan rangkaian multiaras dengan satu aras tersembunyi. Senibina rangkaian terdiri daripada tiga aras utama iaitu aras input, aras tersembunyi dan aras output. Bilangan nod pada aras input dan aras output ditetapkan sebanyak 12 nod. Ini bermakna data bagi 12 bulan sebelumnya digunakan bagi meramalkan hasil kutipan zakat bagi 12 bulan yang akan datang. Bilangan nod pada aras tersembunyi pula adalah 12, 24 dan 25 iaitu menggunakan rumus  $n$  [8],  $2n$  [10] dan  $2n+1$  [4] dengan  $n$  adalah bilangan nod pada aras input. Rajah 4 menunjukkan senibina rangkaian dengan 12 nod pada aras input, 24 nod pada aras tersembunyi dan 12 nod pada aras output.



Rajah 4. Senibina rangkaian

#### 4.3 Proses Pembelajaran, Pengujian Dan Pengesahan

Proses pembelajaran dilakukan dengan menggunakan data pembelajaran. Kaedah cuba jaya digunakan bagi mendapatkan model yang terbaik. Fungsi pembelajaran yang digunakan dalam kajian ini adalah *traingdm* dan *traingdx*. *Traingdm* bermaksud menyelia proses pembelajaran yang dilakukan dengan mengemaskini nilai pemberat dan bias rangkaian berdasarkan kecerunan rangkaian dengan dipengaruhi oleh faktor kadar pembelajaran dan kadar momentum. Manakala *traingdx* adalah menyelia proses pembelajaran yang dilakukan dengan mengemaskini nilai pemberat dan bias berdasarkan kecerunan rangkaian dipengaruhi



oleh nilai momentum dan faktor penyesuaian kadar pembelajaran. Prestasi rangkaian dapat dilihat dengan membuat pengubahsuaian terhadap kadar pembelajaran dan kadar momentum dalam julat 0 hingga 1. Bagi kajian ini, kadar pembelajaran dan momentum yang digunakan ialah 0.1, 0.3, 0.5, 0.7 dan 0.9 bagi kedua-dua fungsi pembelajaran traingdm dan traingdx. Jadual 2 menunjukkan kombinasi antara kadar pembelajaran dan momentum yang digunakan bagi fungsi pembelajaran traingdm. Pengujian dilakukan dengan kombinasi kadar pembelajaran dan momentum satu demi satu. Bagi fungsi traingdx peningkatan kadar pembelajaran ditetapkan kepada 1.05, penurunan kadar pembelajaran ditetapkan kepada 0.7 dan menggunakan kadar momentum seperti yang ditunjukkan dalam Jadual 3.

Jadual 2. Fungsi pembelajaran traingdm

Kadar Pembelajaran	Kadar Momentum
0.1	0.1
0.3	0.3
0.5	0.5
0.7	0.7
0.9	0.9

Jadual 3. Fungsi pembelajaran traingdx

Peningkatan Kadar Pembelajaran	Penurunan Kadar Pembelajaran	Kadar Momentum
1.05	0.7	0.1
		0.3
		0.5
		0.7
		0.9

Fungsi penggiatan yang digunakan adalah fungsi sigmoid. Ralat min kuasa dua (MSE) digunakan bagi menentukan ketepatan model rangkaian dengan nilai ralat sasaran adalah 0.01 dan bilangan larian maksimum adalah 100,000 lelaran. Seterusnya pengujian dan pengesahan model dilakukan dengan menggunakan data pengujian dan pengesahan. Model dengan MSE pengujian dan pengesahan yang terkecil akan dipilih sebagai model terbaik.

## 5. HASIL KAJIAN

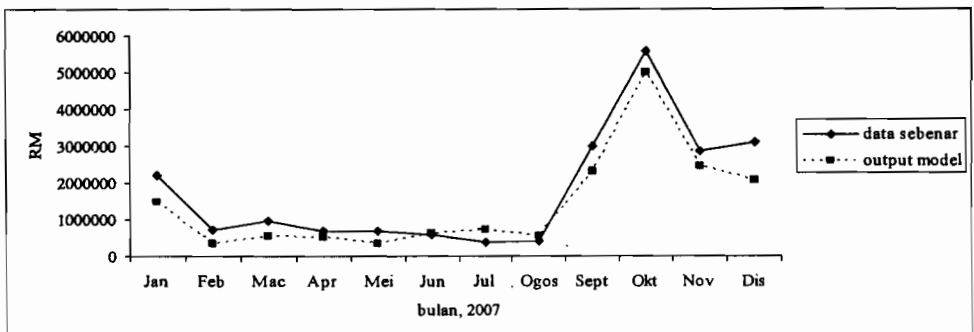
### 5.1 Model Peramalan Zakat Wang Simpanan

Jadual 4 menunjukkan model terbaik bagi zakat wang simpanan berdasarkan bilangan nod pada aras tersembunyi. Berdasarkan Jadual 4, didapati model terbaik bagi zakat wang simpanan adalah model dengan 24 nod pada aras tersembunyi menggunakan fungsi pembelajaran traingdm. Ralat sasaran semasa latihan 0.01 dicapai pada lelaran 4101 dan ralat pengujian dan pengesahan adalah 0.0222.

Jadual 4. Model terbaik zakat wang simpanan berdasarkan bilangan nod pada aras tersembunyi

Bilangan Nod pada Aras Tersembunyi	Fungsi Pembelajaran	Bilangan Lelaran	MSE Pembelajaran	MSE Pengujian & Pengesahan
12	traingdm	77616	0.0100	0.0247
24	traingdm	4101	0.0100	0.0222
25	traingdx	298	0.0099	0.0225

Untuk tujuan pengesahan, model terbaik ini digunakan bagi meramalkan hasil kutipan zakat wang simpanan pada tahun 2007. Data bulanan pada tahun 2006 digunakan sebagai input bagi membuat peramalan. Jadual 5 dan Rajah 5 menunjukkan perbandingan antara data sebenar dengan output ramalan yang dihasilkan oleh model. Ralat MSE adalah 0.0074 (data jelmaan) dan 291,768.73 (data sebenar). Berdasarkan Rajah 5, didapati corak yang dihasilkan oleh model peramalan adalah hampir sama dengan corak data sebenar. Oleh itu, dapat disimpulkan bahawa model dapat meramal corak pergerakan data dengan baik dan boleh diterima.



Rajah 5. Graf perbandingan data sebenar dan output model peramalan zakat wang simpanan

Jadual 5. Perbandingan data sebenar dan output model zakat wang simpanan

Bulan	Data Sebenar (RM)	Output Model (RM)	Ralat Mutlak
Januari	2,200,047.75	1,488,435.43	711,612.32
Februari	736,164.37	349,173.39	386,990.98
Mac	962,856.16	563,903.41	398,952.75
April	676,242.07	533,483.32	142,758.75
Mei	677,992.98	347,383.97	330,609.01
Jun	591,470.32	627,725.94	36,255.62
Julai	391,006.93	710,039.11	319,032.18
Ogos	400,786.99	540,044.51	139,257.52
September	3,000,001.88	2,312,163.64	687,838.24
Oktober	5,598,700.01	5,008,814.80	589,885.21
November	2,875,564.23	2,437,422.82	438,141.41
Disember	3,100,108.78	2,066,417.07	1,033,691.71
Jumlah	21,210,942.47	16,985,007.41	5,215,025.71

## 5.2 Model Peramalan Zakat Emas Dan Perak

Jadual 6 menunjukkan model terbaik bagi zakat emas dan perak berdasarkan bilangan nod pada aras tersembunyi. Berdasarkan Jadual 6, didapati model terbaik bagi zakat emas dan perak adalah model dengan 25 nod pada aras tersembunyi menggunakan fungsi pembelajaran traingdm. Ralat sasaran semasa latihan 0.01 dicapai pada lelaran 31225 dan ralat pengujian dan pengesahan adalah 0.0231.

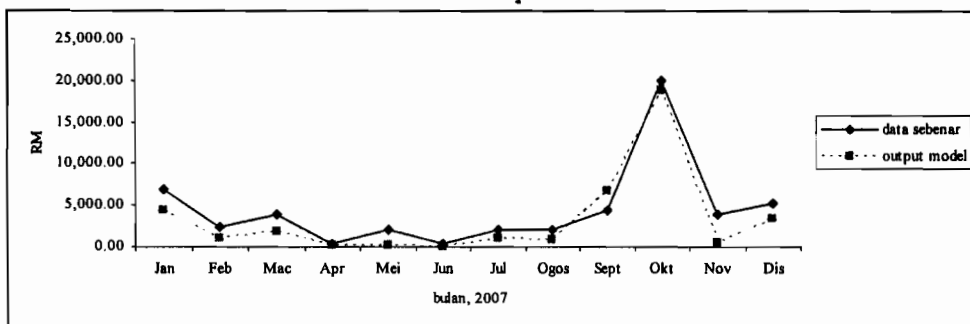
Jadual 6. Model terbaik zakat emas dan perak berdasarkan bilangan nod pada aras tersembunyi

Bilangan Nod pada Aras Tersembunyi	Fungsi Pembelajaran	Bilangan Lelaran	MSE Pembelajaran	MSE Pengujian & Pengesahan
12	traingdx	254	0.0100	0.0245
24	traingdm	17992	0.0100	0.0243
25	traingdm	31225	0.0100	0.0231

Untuk tujuan pengesahan, model terbaik ini digunakan bagi meramalkan hasil kutipan zakat emas dan perak pada tahun 2007. Data bulanan pada tahun 2006 digunakan sebagai input bagi membuat peramalan. Jadual 7 dan Rajah 6 menunjukkan perbandingan antara data sebenar dengan output ramalan yang dihasilkan oleh model. Ralat MSE adalah 0.0054 (data jelmaan) dan 132.93 (data sebenar). Berdasarkan Rajah 6, didapati corak yang dihasilkan oleh model peramalan adalah hampir sama dengan corak data sebenar. Oleh itu, dapat disimpulkan bahawa model dapat meramal corak pergerakan data dengan baik dan boleh diterima.

Jadual 7. Perbandingan data sebenar dan output model zakat emas dan perak

Bulan	Data Sebenar (RM)	Output Model (RM)	Ralat Mutlak
Januari	6,820.67	4,297.16	2,523.51
Februari	2,403.00	1,052.62	1,350.38
Mac	3,805.77	1,775.83	2,029.94
April	295.00	121.36	173.64
Mei	2,087.00	220.43	1,866.57
Jun	358.30	56.97	1,301.33
Julai	2,091.00	1,017.94	1,073.06
Ogos	1,932.70	874.29	1,058.41
September	4,423.76	6,692.18	2,268.42
Oktober	20,015.15	18,798.54	1,216.61
November	3,862.90	515.16	3,347.74
Disember	5,198.57	3,331.23	1,867.34
Jumlah	54,293.82	38,753.72	20,076.94



Rajah 6 . Graf perbandingan data sebenar dan output model peramalan zakat emas dan perak

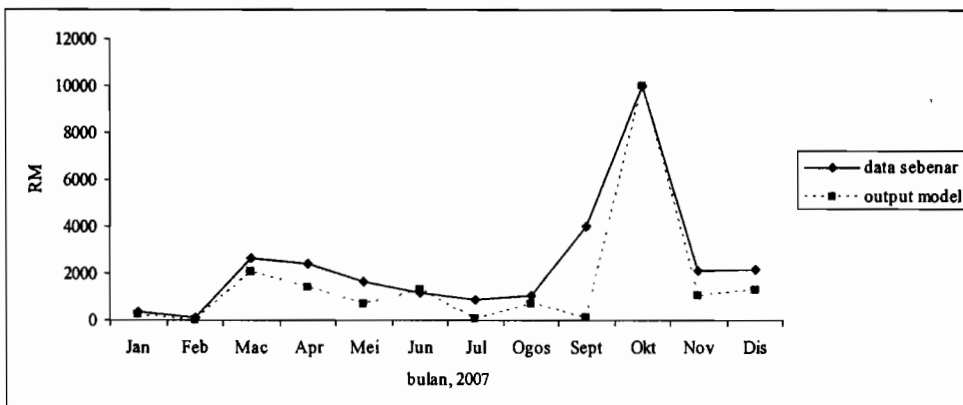
### 5.3 Model Peramalan Zakat Pertanian

Jadual 8 menunjukkan model terbaik bagi zakat pertanian berdasarkan bilangan nod pada aras tersembunyi. Berdasarkan Jadual 8, didapati model terbaik bagi zakat pertanian adalah model dengan 24 nod pada aras tersembunyi menggunakan fungsi pembelajaran traingdx. Ralat sasaran semasa latihan 0.01 dicapai pada lelaran 2485 dan ralat pengujian dan pengesahan adalah 0.0409.

Jadual 8. Model terbaik zakat pertanian berdasarkan bilangan nod pada aras tersembunyi

Bilangan Nod pada Aras Tersembunyi	Fungsi Pembelajaran	Bilangan Lelaran	MSE Pembelajaran	MSE Pengujian & Pengesahan
12	traingdx	11126	0.0100	0.0518
24	traingdx	2485	0.0100	0.0409
25	traingdm	100000	0.0100	0.0411

Untuk tujuan pengesahan, model terbaik ini digunakan bagi meramalkan hasil kutipan zakat pertanian pada tahun 2007. Data bulanan pada tahun 2006 digunakan sebagai input bagi membuat peramalan. Jadual 9 dan Rajah 7 menunjukkan perbandingan antara data sebenar dengan output ramalan yang dihasilkan oleh model. Ralat MSE adalah 0.0133 (data jelmaan) dan 148.42 (data sebenar). Berdasarkan Rajah 7, didapati corak yang dihasilkan oleh model peramalan adalah hampir sama dengan corak data sebenar. Oleh itu, dapat disimpulkan bahawa model dapat meramal corak pergerakan data dengan baik dan boleh diterima.



Rajah 7. Graf perbandingan data sebenar dan output model peramalan zakat pertanian

Jadual 9. Perbandingan data sebenar dan output model zakat pertanian

Bulan	Data Sebenar (RM)	Output Model (RM)	Ralat Mutlak
Januari	367.80	237.41	130.39
Februari	110.00	15.68	94.32
Mac	2,675.00	2,033.69	641.31
April	2,384.94	1,385.28	999.66
Mei	1,651.00	701.04	949.96
Jun	1,197.00	1,296.81	99.81
Julai	857.45	33.60	823.85
Ogos	1,087.70	733.52	354.18
September	3,989.90	128.79	3,861.11
Oktober	9,987.12	10,023.99	36.87
November	2,144.76	1,086.28	1,058.48
Disember	2,181.30	1,308.01	873.29
Jumlah	28,633.97	18,984.10	9,923.24

## 6. KESIMPULAN

Model peramalan zakat harta yang dibangunkan ini iaitu model peramalan zakat wang simpanan, zakat emas dan perak serta zakat pertanian mampu meramalkan hasil kutipan zakat dengan baik. Kaedah rangkaian neural dapat digunakan bagi peramalan data bermusim dan data tidak bermusim. Ini adalah kerana semasa proses pembelajaran, rangkaian dapat mempelajari corak data dan seterusnya dapat membuat peramalan dengan baik. Pemilihan model berdasarkan prestasi rangkaian semasa proses pengujian dan pengesahan menghasilkan model peramalan yang dapat meramal dengan lebih baik. Kaedah yang sama boleh dicuba bagi mendapatkan model peramalan zakat harta bagi jenis zakat yang lain iaitu zakat perniagaan, zakat pendapatan, zakat saham, zakat binatang ternakan, serta zakat rikaz dan galian. Namun begitu, analisa data perlu dilakukan terlebih dahulu bagi mengenalpasti corak data. Pembahagian data perlu berdasarkan corak data bagi memastikan rangkaian dapat mempelajari semua corak yang ada. Ini akan dapat meningkatkan prestasi rangkaian dalam membuat peramalan.

## PENGHARGAAN

Penulis ingin mengucapkan penghargaan dan terimakasih kepada Encik Jasy Hassan dan staf Unit Zakat (Operasi) Majlis Agama Islam Negeri Johor atas kerjasama yang diberikan semasa proses pengumpulan data.

## RUJUKAN

- [1] I.A. Basheer dan M. Hajmeer, "Artificial neural networks: fundamentals, computing, design, and application". *Journal of Microbiological Methods* 43, 3-31, 2000.
- [2] Fausett, L.V., "Fundamentals of neural networks: architectures, algorithms and applications". New Jersey: Prentice Hall, 1994.
- [3] Lapedes, A. dan Farber, R. "How neural nets work". In: Anderson, D.Z.,(Ed), *Neural Information Processing Systems*. American Institute of Physics. New York, 442-456, 1988.
- [4] Lippmann, R.P. "An introduction to computing with neural nets", *IEEE ASSP Magazine*, April, 4-22, 1987.
- [5] Razana Alwee, Roselina Sallehuddin, & Siti Mariyam Hj. Shamsuddin, "Perbandingan Penggunaan Algoritma Krzyzak dengan Algoritma Rambatan Balik Piawai dalam Domain Peramalan". *International Journal of Management Studies*, Jilid 11, 2004.
- [6] Sharda, R. dan Patil, R.B, "Connectionist approach to time series prediction: An empirical test". *Journal of Intelligent Manufacturing* 3, 317-323, 1992.
- [7] Siti Mariyam Hj. Shamsuddin, Norazah Yusof, Paridah Samsuri, Nor Bahiah Ahmad, & Siti Zaiton Mohd Hashim, "Pengkelasan Tahap Pengetahuan Pelajar Secara Pembelajaran Adaptiv Berteknologikan Hipermedia – Satu Pendekatan Rangkaian Neural". *Jurnal Teknologi Maklumat*, Disember, FSKSM, 12(2), 1-10, 2000.
- [8] Tang, Z. dan Fishwick, P.A., "Feedforward neural nets as models for time series forecasting". *ORSA Journal on Computing* 5(4), 374-385, 1993.
- [9] Srinivasan, D., Liew, A.C. dan Chang, C.S., "A neural network short-term load forecaster". *Electric Power Systems Research* 28, 227-234, 1994.
- [10] Wong, F.S., "Time series forecasting using backpropagation neural networks". *Neurocomputing* 2, 147-159,1991.
- [11] Zhang, G., Patuwo, B.E. dan Hu, M. Y. "Forecasting with artificial neural networks: The state of the art". *International Journal of forecasting* 14, 35-62, 1998.