

# Ramalan Cirian Reologi Campuran Berasfalt Menggunakan Rangkaian Saraf Tiruan

Asmah Hamim<sup>a\*</sup>, Sentot Hardwiyono<sup>b</sup>, Ahmed El-Shafie<sup>a</sup>, Nur Izzi Md. Yusoff<sup>a</sup>, Mohd. Rosli Hainin<sup>c</sup>

<sup>a</sup>Dept. of Civil & Structural Engineering, Universiti Kebangsaan Malaysia, Selangor, Malaysia

<sup>b</sup>Dept. of Civil Engineering, Universitas Muhammadiyah Yogyakarta, Yogyakarta, Indonesia

<sup>c</sup>Fac. of Civil Engineering and Construction Research Alliance, Universiti Teknologi Malaysia, 81310 UTM Johor Bahru, Johor, Malaysia

\*Corresponding author: asmahamim\_84@yahoo.com

## Article history

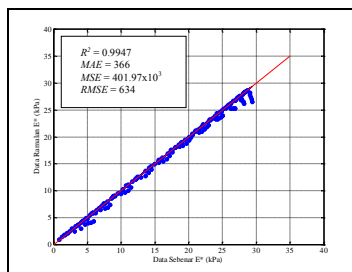
Received :28 June 2013

Received in revised form :

17 September 2013

Accepted :15 October 2013

## Graphical abstract



## Abstract

The primary objective of this study was to develop two types of artificial neural network models, namely: multilayer feed-forward neural network and radial basis function network to predict the rheological properties of asphalt mixtures in terms of i) complex modulus,  $E^*$  and ii) phase angle,  $\delta$ . This study also conducted to investigate the accuracy of two types of models in predicting the rheological properties of asphalt mixtures by means of statistical parameters such as the coefficient of determination ( $R^2$ ), mean absolute error (MAE), mean squared error (MSE) and root mean squared error (RMSE) for each developed models. The prediction models were developed using  $E^*$  and  $\delta$  data that was obtained from a previous study done by a group of researchers at the Nottingham Transportation Engineering Centre. Based on artificial neural networks analysis, both models show good correlations in predicting of rheological properties of asphalt mixtures with the  $R^2$  values exceed than 0.99. A comparison between two types of artificial neural network reveals that radial basis function network is more accurate compared to the multilayer feed-forward neural network with higher of  $R^2$  values and lower MAE, MSE and RMSE values. It was concluded that the artificial neural networks, which did not rely on mathematical expressions, can be used as an alternative method for predicting the rheological properties of asphalt mixtures.

**Keywords:** Artificial neural network; multilayer feed-forward neural network; radial basis function network; complex modulus ( $E^*$ ) and phase angle ( $\delta$ )

## Abstrak

Objektif utama kajian ini ialah untuk membangunkan dua jenis model rangkaian saraf tiruan iaitu rangkaian saraf suap-depan pelbagai lapisan dan rangkaian fungsi asas jejarian bagi meramal sifat reologi campuran berasfalt daripada segi i) modulus kompleks,  $E^*$  dan ii) sudut fasa,  $\delta$ . Kajian juga dilakukan bertujuan untuk menilai ketepatan kedua-dua jenis model tersebut dengan penentuan nilai parameter-parameter statistik seperti pekali penentuan ( $R^2$ ), ralat mutlak min (MAE), ralat kuasa dua min (MSE) dan ralat punca kuasa dua min (RMSE) bagi setiap model yang dibangunkan. Model-model peramalan di dalam kajian ini dibangunkan dengan menggunakan data-data  $E^*$  dan  $\delta$  daripada kajian terdahulu oleh sekumpulan penyelidik dari Pusat Kejuruteraan Pengangkutan Nottingham. Berdasarkan kepada analisis model rangkaian saraf tiruan tersebut, didapati bahawa kedua-dua model mampu meramal sifat reologi campuran berasfalt dengan sangat baik dengan nilai  $R^2$  yang melebihi 0.99. Perbandingan antara kedua-dua jenis model menunjukkan bahawa model rangkaian fungsi asas jejarian mempunyai ketepatan yang lebih baik daripada model rangkaian saraf suap-depan pelbagai lapisan dengan nilai  $R^2$  yang lebih tinggi dan nilai MAE, MSE dan RMSE yang lebih rendah. Dapat disimpulkan bahawa model rangkaian saraf tiruan yang tidak menggunakan ungkapan matematik ini boleh digunakan sebagai satu kaedah alternatif untuk meramal sifat reologi sesuatu campuran berasfalt.

**Kata kunci:** Rangkaian saraf tiruan; rangkaian saraf suap-depan pelbagai lapisan; rangkaian fungsi asas jejarian; modulus kompleks ( $E^*$ ) dan sudut fasa ( $\delta$ )

© 2013 Penerbit UTM Press. All rights reserved.

## 1.0 PENGENALAN

Kekukuhan turapan dengan beban trafik yang berulang dan ketebalan lapisan turapan merupakan antara faktor yang penting dalam mereka bentuk turapan jalan raya. Kekukuhan lenturan

sesuatu turapan mempunyai kaitan yang rapat dengan pelbagai aspek dalam campuran berasfalt seperti aluran, modulus kebingkasan dan kelesuan.<sup>1</sup> Kekukuhan sesuatu campuran berasfalt juga akan mengawal jumlah lenturan dan pesongan apabila beban dikenakan ke atas turapan tersebut.<sup>2</sup> Oleh yang

demikian, nilai kekukuhan sesuatu campuran berasfalt merupakan salah satu parameter yang penting untuk mencirikan campuran berasfalt dan ia juga digunakan sebagai input dalam kaedah reka bentuk turapan mekanistik-empirik (mechanistic-empirical pavement design guide, MEPDG).<sup>3</sup> Di samping itu, nilai kekukuhan juga digunakan sebagai penanda aras untuk menilai kualiti turapan, reka bentuk campuran dan juga untuk menilai kerosakan dan cirian pengerasan campuran berasfalt di makmal dan di tapak.<sup>4</sup>

Banyak kajian telah dilakukan sejak 50 tahun yang lalu untuk membangunkan prosedur ujikaji dan model ramalan dalam menentukan nilai kekukuhan bagi sesuatu campuran berasfalt.<sup>5</sup> Akan tetapi, terdapat beberapa kekurangan dalam menentukan nilai kekukuhan tersebut sama ada melalui ujikaji atau model ramalan. Pengukuran untuk menentukan nilai kekukuhan di dalam makmal didapati tidak jelas, rumit dan terdapat kekangan daripada segi masa. Di samping itu, operasi ujikaji makmal tersebut perlu dijalankan dengan peralatan atau mesin khas dan juga memerlukan tenaga mahir yang mempunyai pengetahuan untuk mengendali peralatan atau mesin di dalam makmal.<sup>6</sup>

Ramalan untuk menentukan nilai kekukuhan sesuatu campuran berasfalt juga boleh dilakukan dengan menggunakan model analitikal atau empirikal. Akan tetapi, kebanyakan para penyelidik mendapati bahawa prestasi campuran berasfalt mungkin berbeza dengan isipadu campuran. Ini kerana model ramalan biasanya menentu ukur asfalt bergred tumpat dan terbuka sahaja tanpa mempertimbangkan kandungan lompang udara yang tinggi dalam sesuatu campuran berasfalt. Kebanyakan model yang dibangunkan hanya sesuai untuk campuran berasfalt pada kandungan lompang udara yang kurang daripada 15%.<sup>3</sup>

Terdapat satu kaedah alternatif yang boleh digunakan untuk melakukan ramalan iaitu dengan menggunakan kaedah rangkaian saraf tiruan. Tiada seperti model-model ramalan lain yang bergantung kepada persamaan matematik untuk menerangkan tentang hasil keputusan ujikaji, model rangkaian saraf tiruan ini hanya bergantung kepada keupayaan pembelajaran setiap elemen dalam model tersebut untuk menyelesaikan masalah.<sup>6</sup>

Zeghal (2008) telah membuktikan bahawa teknik rangkaian saraf tiruan adalah teknik yang boleh membantu jurutera dalam menganggarkan nilai modulus dinamik bagi pelbagai campuran berasfalt yang mempunyai kandungan lompang udara, penggedran dan pengikat yang berbeza. Xiao *et al.* (2009) telah menggunakan model rangkaian saraf tiruan untuk meramalkan nilai kelikatan pengikat cebisan getah terubahsuai yang mempunyai empat jenis pembolehubah input yang terdiri daripada sumber asfalt pengikat, saiz getah, tempoh pencampuran dan kandungan getah. Keputusan kajian menunjukkan bahawa rangkaian saraf tiruan adalah model yang efektif dalam meramal nilai kelikatan pengikat cebisan getah terubahsuai.

Ceylan *et al.* (2009) telah membina model dengan menggunakan kaedah rangkaian saraf tiruan bagi meramal nilai modulus dinamik,  $|E^*|$  untuk campuran berasfalt. Keputusan menunjukkan bahawa nilai modulus dinamik,  $|E^*|$  yang diramal menggunakan model rangkaian saraf tiruan adalah lebih tepat jika dibandingkan dengan model regresi sedia ada. Tasdemir (2009) telah mengkaji tentang prestasi campuran berasfalt terubahsuai pada suhu rendah dengan menggunakan salah satu teknik rangkaian saraf tiruan iaitu perceptron pelbagai lapisan. Daripada kajian tersebut didapati model rangkaian saraf tiruan memberikan keputusan tafsiran retakan suhu dan retakan kekuatan yang lebih baik jika dibandingkan dengan model linear umum.

Panas *et al.* (2012) pula telah membangunkan model rangkaian saraf tiruan untuk menganggarkan produktiviti dalam kerja pembinaan turapan konkrit bagi tiga subkerja utama iaitu: 1) melapis konkrit, 2) kerja akhir untuk konkrit dan 3) memotong sambungan. Berdasarkan pengukuran di tapak, didapati model

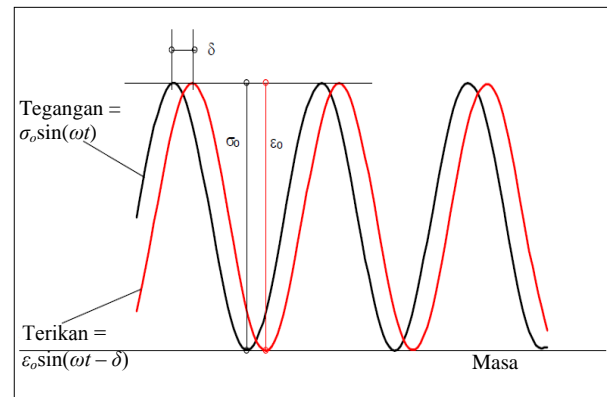
rangkaiannya mempunyai nilai komersial yang tinggi dan merupakan alat analisis yang praktikal untuk membangunkan model kerana ia mampu mempersembahkan operasi sebenar bagi kerja pembinaan yang dilakukan di tapak.

Daripada contoh-contoh kajian perpustakaan di atas, dapat disimpulkan bahawa rangkaian saraf tiruan banyak diaplikasikan dalam kejuruteraan turapan jalan raya. Model rangkaian saraf tiruan juga telah terbukti mempunyai beberapa kelebihan jika dibandingkan dengan model regresi yang lain. Dalam kejuruteraan turapan jalan raya, model rangkaian saraf tiruan banyak diaplikasikan dalam membuat penilaian ke atas turapan, mereka bentuk, meramal, mengecam imej dan sebagainya (Huang *et al.* 2005)<sup>20</sup>.

### 1.1 Kekukuhan Campuran Berasfalt

Apabila campuran berasfalt dikenakan beban yang berulang atau tekanan yang berterusan, bahan tersebut akan bertindak balas dalam keadaan tegang-mampat yang mengandungi tiga komponen utama terikan iaitu anjal, likat-anjal dan plastik yang mana ia berkait rapat dengan nilai kekukuhan.<sup>1</sup> Untuk bahan likat-anjal seperti campuran berasfalt, hubungan tegasan-terikan di bawah beban sinusoidal yang berterusan ditakrifkan sebagai modulus dinamik kompleks,  $(E^*)$ . Modulus kompleks pula ditakrifkan sebagai nisbah amplitud tegangan sinusoidal pada bila-bila masa,  $t$  and frekuensi beban sudut,  $\omega$ ,  $\sigma = \sigma_o \sin(\omega t)$  dan amplitud terikan sinusoidal,  $\varepsilon = \varepsilon_o \sin(\omega t - \delta)$  pada masa dan frekuensi yang sama. Keputusan pada tindak balas keadaan mantap adalah seperti dalam persamaan 1 dan di dalam Rajah 1.

$$E^* = \frac{\sigma}{\varepsilon} = \frac{\sigma_o e^{i\omega t}}{\varepsilon_o e^{i(\omega t - \delta)}} = \frac{\sigma_o \sin(\omega t)}{\varepsilon_o \sin(\omega t - \delta)} \quad (1)$$



**Rajah 1** Tegangan dan terikan dalam beban dinamik. Sumber: Garcia *et al.*<sup>7</sup>

di mana  $E^*$  = modulus kompleks,  $\sigma_o$  = tegangan maksimum,  $\varepsilon_o$  = terikan maksimum,  $\delta$  = sudut fasa (darjah),  $\omega$  = halaju sudut,  $t$  = masa (saat) dan  $i$  = komponen khayalan bagi modulus kompleks. Untuk bahan yang anjal sempurna,  $\delta = 0^\circ$  dan bahan yang likat sempurna,  $\delta = 90^\circ$ .

### 1.2 Rangkaian Saraf Tiruan

Rangkaian saraf ialah model yang dihasilkan oleh komputer dan ia diinspirasi daripada aktiviti yang dilakukan oleh akal manusia.<sup>8</sup> Rangkaian saraf tiruan boleh digunakan untuk mengatur

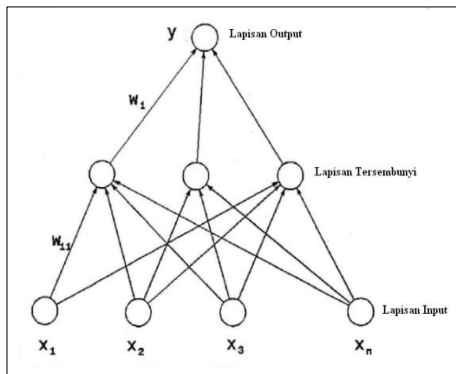
dan menghubungkan maklumat dengan cara yang telah terbukti berkesan bagi menyelesaikan masalah yang kompleks, sukar difahami atau memerlukan maklumat tambahan apabila diselesaikan dengan kaedah pengiraan tradisional.<sup>9</sup> Pada masa kini, rangkaian saraf telah digunakan secara meluas bukan sahaja dalam bidang kejuruteraan, sains dan matematik tetapi juga dalam bidang perubatan, perniagaan, perbankan, angkasa lepas, automotif, pertahanan, kesusasteraan dan sebagainya kerana ia didapati boleh menyelesaikan pelbagai masalah.<sup>10</sup>

Rangkaian saraf juga telah diaplikasikan dalam kejuruteraan turapan jalan raya. Ini terbukti apabila penggunaan teknik model rangkaian saraf telah mendapat tempat dalam panduan reka bentuk turapan mekanistik-empirikal (MEPDG), NCHRP 2004 yang mana ia menekankan tentang kejayaan penggunaan jaringan saraf dalam bidang geomekanikal dan sistem turapan jalan raya. Selain itu, Jawatankuasa Kecil AFS50(1) Lembaga Penyelidikan Pengangkutan (Transportation Research Board subcommittee AFS50(1)) telah memberi tumpuan kepada penggunaan 'Alat Komputer Tak-Tradisional Termasuk Rangkaian Saraf' dengan matlamat utama untuk melahirkan individu yang mempunyai pemahaman yang baik tentang rangkaian saraf dan sekaligus menggalakkan penggunaan rangkaian saraf dan teknik komputeran pintar yang lain untuk diaplikasikan dalam kejuruteraan turapan jalan raya.<sup>5</sup>

Dalam bentuk yang paling ringkas, rangkaian saraf mengandungi satu elemen (neuron) tunggal. Neuron atau saraf akan menerima isyarat luar dan mengintegrasikan isyarat tersebut kepada isyarat output. Satu fungsi penukaran yang ringkas digunakan untuk proses pengintegrasian tersebut. Rangkaian saraf tiruan boleh dipersembahkan dalam bentuk yang lebih kompleks yang mana ia mengandungi sejumlah neuron-neuron yang bersambungan antara satu sama lain yang mana isyarat output daripada satu neuron akan menjadi isyarat input kepada satu atau lebih neuron-neuron yang lain.<sup>11</sup>

### 1.2.1 Rangkaian Saraf Suap-Depan Pelbagai Lapisan

Rangkaian saraf suap-depan pelbagai lapisan yang dilatih dengan algoritma perambatan balik adalah rangkaian saraf yang paling popular digunakan.<sup>12</sup> Ia popular kerana rangkaian saraf jenis ini adalah ringkas, mudah dilaksanakan dan telah terbukti kejayaan penggunaannya dalam kajian-kajian yang melibatkan proses ramalan.<sup>13</sup> Rangkaian saraf jenis ini mengandungi lapisan input, satu atau lebih lapisan tersembunyi dan lapisan output.<sup>9</sup> Ia boleh mengandungi lebih daripada satu lapisan tersembunyi tetapi teori kerja telah menunjukkan bahawa satu lapisan tersembunyi adalah memadai untuk mengangkar sebarang fungsi ketaklelerusan yang kompleks.<sup>14</sup> Rajah 2 menunjukkan struktur bagi rangkaian saraf suap-depan dengan satu lapisan tersembunyi.



Rajah 2 Struktur rangkaian saraf suap-depan dengan satu lapisan tersembunyi. Sumber: Leshno et al.<sup>15</sup>

Secara umumnya, rangkaian saraf suap-depan pelbagai lapisan mempunyai  $n$  input sebagai  $x_j$ , ( $j=1,2,\dots,n$ ) yang akan mewakili sumber isyarat input. Setiap input akan diberatkan sebelum sampai ke jasad elemen pemprosesan utama (neuron di lapisan tersembunyi) oleh kekuatan sambungan atau *weight*,  $w_j$ . Maka isyarat yang dipindahkan melalui kekuatan sambungan tersebut adalah bersamaan dengan sebahagian daripada isyarat asal,  $w_j x_j$ . Selain itu, isyarat input kepada neuron mestilah melebihi nilai ambang,  $T$  atau *bias*,  $b$  untuk neuron menghasilkan isyarat. Selepas terdapat kesan *bias*,  $b$  dalam isyarat yang telah diberatkan tersebut, fungsi ketaklelerusan,  $F$  akan masuk kepada unit-unit tak lelerus tersebut dan kemudiannya akan menghasilkan output yang mana output tersebut boleh menjadi input kepada neuron-neuron yang lain.<sup>16</sup>

Fungsi pemindahan dalam rangkaian saraf tiruan diberikan dengan persamaan 2 berikut:-

$$O_i = F_i \left( \sum_{j=1}^n (w_{ij} x_{ij}) \right) \quad (2)$$

dengan syarat keadaan neuron adalah seperti dalam persamaan 3 berikut:-

$$\sum_{i=1}^n w_{ij} x_{ij} \geq T_i \quad (3)$$

yang mana subskrip  $i$  dan  $j$  mewakili neuron yang dipersoalkan dan input kepada neuron tersebut.

Terdapat dua fungsi ketaklelerusan yang popular digunakan iaitu fungsi had tetap dan fungsi sigmoid. Pengguna juga boleh memilih nilai sempadan atau fungsi ketaklelerusan yang diinginkan. Bagaimanapun, sigmoid adalah fungsi ketaklelerusan yang paling popular kerana ia disempadani, monotonik dan mempunyai terbitan yang mudah.<sup>16</sup>

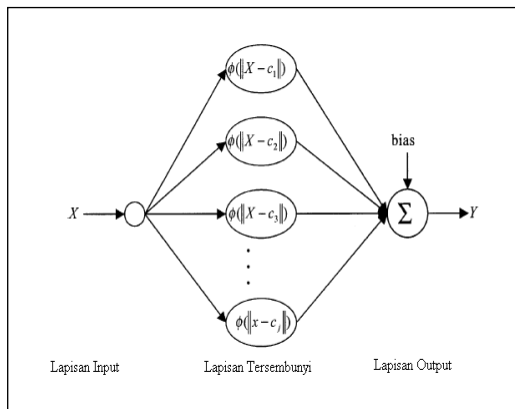
Persamaan fungsi pemindahan sigmoid adalah seperti dalam persamaan 4 berikut:

$$F \left( \sum w_{ij} x_{ij} \right) = \frac{1}{1 + e^{-\left( \sum w_{ij} x_{ij} \right)}} \quad (4)$$

Rangkaian saraf tiruan akan melaksanakan dua fungsi utama iaitu latihan dan ujian. Rangkaian saraf suap-depan pelbagai lapisan ini dilatih dengan menggunakan algoritma perambatan balik iaitu algoritma Levenberg-Marquardt yang mana ia adalah algoritma pembelajaran yang diselia dan dilatih dalam satu set pasangan input-output.<sup>5</sup> Objektif melatih rangkaian menggunakan algoritma perambatan balik adalah untuk mengurangkan ralat output dengan penentuan dan pengemaskinian *weight* dan *biases*. Rangkaian juga akan dilatih dan diselaraskan bagi mengurangkan ralat antara output rangkaian dan output sasaran. Latihan dalam rangkaian bermula dengan semua *weight* dan *biases* terdiri daripada nombor rawak. Vektor input akan dipersembahkan ke dalam rangkaian dan keputusan di peringkat pertengahan akan merambat ke hadapan untuk menghasilkan vektor output. Perbezaan antara output sasaran dan output rangkaian adalah ralat. Kemudian ralat tersebut akan merambat balik melalui rangkaian dengan menyelaraskan nilai *weight* dan *biases* bagi mengurangkan ralat dalam pusingan ramalan seterusnya. Lelaran akan berlaku secara berterusan sehingga matlamat untuk ralat dicapai.<sup>1</sup>

1.2.2 Rangkaian Fungsi Asas Jejarian

Rangkaian fungsi asas jejarian ini terdiri daripada dua lapisan utama iaitu lapisan input dan lapisan output. Di antara lapisan input dan output tersebut, terdapat lapisan pemrosesan unit yang dipanggil unit tersembunyi. Setiap unit di dalam lapisan tersembunyi tersebut akan melaksanakan fungsi asas jejarian. Rajah 3 menunjukkan struktur bagi rangkaian fungsi asas jejarian.



Rajah 3 Struktur rangkaian fungsi asas jejarian. Sumber: Lin et al.<sup>17</sup>

Dalam struktur rangkaian fungsi asas jejarian tersebut, data input,  $X$  ialah vektor  $I$ -dimensi yang akan dipindahkan kepada setiap unit tersembunyi. Fungsi pengaktifan bagi unit tersembunyi tersebut adalah simetri dalam ruang input dan output bagi setiap unit tersembunyi dan hanya bergantung kepada jarak jejarian antara vektor input,  $X$  dan pusat unit tersembunyi tersebut. Output untuk unit tersembunyi,  $h_j$  yang mana  $j = 1, 2, \dots, J$  adalah seperti persamaan 5 berikut:-

$$h_j(x) = \phi(\|x - c_j\|) \tag{5}$$

di mana  $\| \ \|$  ialah Euclidean Norm,  $c_j$  ialah pusat neuron dalam lapisan tersembunyi dan  $\phi(\ )$  ialah fungsi pengaktifan yang mana ia adalah fungsi ketaklelerusan seperti fungsi *Gaussian Kernel*, *multiquadric*, *thinspline* dan fungsi eksponen. Fungsi *Gaussian Kernel* adalah fungsi yang popular digunakan sebagai fungsi pengubah dalam lapisan tersembunyi. Fungsi pengaktifan *Gaussian Kernel* dinyatakan dalam persamaan 6:-

$$\phi(x) = \exp\left[-\frac{\|x - c_j\|^2}{2\rho^2}\right] \tag{6}$$

di mana  $x$  ialah data latihan dan  $\rho$  ialah lebar fungsi *Gaussian Kernel*. Pusat dan lebar *kernel* akan bergabung dengan setiap unit tersembunyi di dalam rangkaian. *Weight* yang menghubungkan unit tersembunyi dan output dianggarkan dengan kaedah kuasa dua min terkecil. Akhirnya, tindakbalas setiap unit tersembunyi diskalakan oleh sambungan *weight* tersebut kepada unit output dan dijumlahkan untuk menghasilkan keseluruhan output (Lin et al. 2004)<sup>17</sup>. Oleh itu,  $k$ , output untuk rangkaian  $\hat{y}_k$  adalah seperti dalam persamaan 7 berikut:-

$$\hat{y}_k = w_0 + \sum_{j=1}^M w_{jk} \phi_j(x) \tag{7}$$

di mana  $\phi_j(x)$  ialah tindakbalas oleh  $j$  unit tersembunyi,  $w_{jk}$  ialah sambungan *weight* antara  $j$  unit tersembunyi dan  $k$  unit output dan  $w_0$  ialah *bias*.

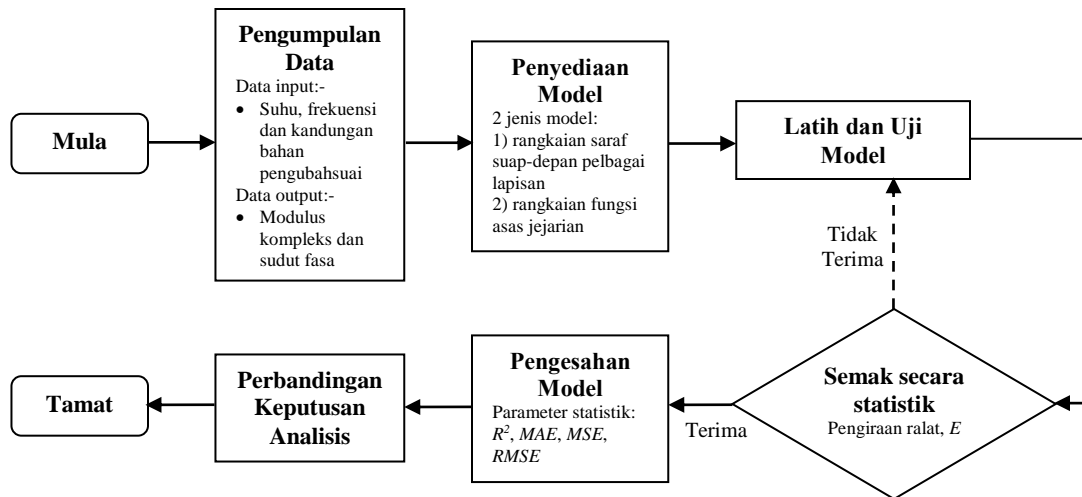
Pada asasnya, strategik pembelajaran dua langkah atau pembelajaran hibrid adalah algoritma pembelajaran yang akan digunakan dalam rangkaian fungsi asas jejarian ini. Algoritma pembelajaran hibrid adalah lebih laju daripada algoritma perambatan balik. Algoritma pembelajaran hibrid tersebut akan menganggarkan posisi pusat *kernel* dan lebar *kernel* menggunakan algoritma kelompok tanpa pengawasan diikuti dengan algoritma min persegi terkecil dengan pengawasan digunakan untuk menentukan sambungan *weight* antara lapisan tersembunyi dan lapisan output. Selepas penyelesaian awal diperolehi, algoritma berasaskan kecerunan dengan pengawasan boleh digunakan untuk memperbaiki parameter-parameter rangkaian tersebut.<sup>18</sup>

1.3 Objektif Kajian

Objektif utama kajian ini ialah untuk membangunkan dua jenis model rangkaian saraf tiruan iaitu model rangkaian saraf suap-depan pelbagai lapisan dan model rangkaian fungsi asas jejarian bagi meramal sifat reologi campuran berasfalt daripada segi 1) modulus kompleks,  $E^*$  dan 2) sudut fasa,  $\delta$  yang berkait rapat dengan kekukuhan campuran berasfalt tersebut. Kajian juga dilakukan bertujuan untuk menilai ketepatan kedua-dua jenis model tersebut dalam meramal sifat reologi campuran berasfalt dengan penentuan parameter-parameter statistik seperti pekali penentuan ( $R^2$ ), ralat mutlak min (*MAE*), ralat kuasa dua min (*MSE*) dan ralat punca kuasa dua min (*RMSE*) bagi setiap model yang dibangunkan.

2.0 METODOLOGI KAJIAN

Rangka kerja untuk membangunkan kedua-dua model rangkaian saraf tiruan tersebut adalah seperti dalam Rajah 4. Dalam rangka metodologikal kajian ini, terdapat empat proses atau langkah yang perlu diutamakan iaitu 1) pengumpulan data, 2) penyediaan model, 3) latih dan uji model dan 4) pengesanan model.



Rajah 4 Rangka metodologikal kajian. Sumber: Panas et al.<sup>19</sup>

### 2.1 Pengumpulan Data

Data-data yang akan digunakan dalam kajian ini adalah merupakan sebahagian daripada data-data yang diperolehi daripada kajian terdahulu yang telah dilakukan oleh sekumpulan penyelidik di Pusat Kejuruteraan Pengangkutan Nottingham.

Terdapat tiga jenis data yang akan digunakan sebagai data input untuk membangunkan kedua-dua jenis model rangkaian saraf iaitu a) suhu (-20 hingga 30°C), b) frekuensi (1, 2, 5, 10, 15, 20, 25 dan 30Hz) dan c) kandungan bahan pengubahsuai (0 dan 30% *thiopave*). Manakala jumlah set data yang akan digunakan untuk setiap model adalah sebanyak 176 set. Data-data tersebut akan dibahagikan kepada dua bahagian iaitu 100 set iaitu kira-kira sebanyak 58% akan digunakan sebagai set latihan dan bakinya sebanyak 76 set iaitu kira-kira sebanyak 42% akan digunakan sebagai set ujian.

### 2.2 Penyediaan Model

Perisian MATLAB R2009b akan digunakan untuk membangunkan model rangkaian saraf tiruan tersebut. Dalam MATLAB, rangkaian saraf suap-depan pelbagai lapisan telah direka bentuk dengan fungsi *newff* dan rangkaian fungsi asas jejarian pula direka bentuk dengan fungsi *newrb*. Fasa penyediaan model bagi rangkaian saraf suap-depan pelbagai lapisan melibatkan proses menentukan struktur rangkaian saraf tiruan yang akan digunakan iaitu penentuan daripada segi bilangan lapisan tersembunyi, bilangan neuron-neuron yang terlibat dalam lapisan tersebut dan fungsi pemindahan. Manakala rangkaian fungsi asas jejarian pula melibatkan penentuan nilai penyebaran.

### 2.3 Latih dan Uji Model

Selepas semua parameter telah ditentukan, 100 set data tersebut akan dilatih dengan menggunakan algoritma yang telah dipilih sehingga mencapai nilai ralat yang minimum yang ditetapkan. Matlamat ralat yang telah ditetapkan untuk setiap model ialah 0.00001 dan lelaran akan terus berlaku sehingga mencapai matlamat ralat tersebut. Kemudian, ujian dijalankan ke atas 76 set data berpandukan kepada model yang telah dibangunkan dalam

fasa latihan. Latihan dan ujian akan terus dijalankan dengan mengubah parameter-parameter dalam fungsi *newff* dan *newrb* tersebut sehingga output yang optimum diperolehi iaitu memenuhi kriteria ralat yang telah ditetapkan. Hanya sebagai panduan untuk memperolehi output-output yang optimum, julat ralat yang terbaik ialah antara -5% hingga 5% untuk set latihan dan -20% hingga 20% untuk set ujian. Persamaan 8 berikut ialah pengiraan ralat, *E* antara output daripada model dan data sebenar.

$$E = \frac{x_p - x_o}{x_o} \times 100\% \tag{8}$$

di mana  $x_p$  ialah nilai ramalan iaitu keputusan yang diperolehi daripada model dan  $x_o$  ialah nilai sebenar iaitu keputusan yang diperolehi daripada ujikaji yang telah dijalankan.

### 2.4 Pengesahan Model

Parameter-parameter statistik seperti pekali penentuan ( $R^2$ ), ralat min mutlak (*MAE*), ralat kuasa dua min (*MSE*) dan ralat punca kuasa dua min (*RMSE*) digunakan untuk menilai dan mengetahui keupayaan model-model yang telah dibangunkan secara keseluruhannya. Formula untuk setiap parameter-parameter statistik adalah seperti berikut:-

- (a) Formula pekali penentuan ( $R^2$ ) seperti dalam persamaan 9 berikut:-

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (x_o - x_p)^2}{\sum_{i=1}^n (x_o - x'_o)^2} \tag{9}$$

- (b) Formula ralat min mutlak (*MAE*) seperti dalam persamaan 10 berikut:-

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |x_o - x_p| \tag{10}$$

(c) Formula ralat kuasa dua min (*MSE*) seperti dalam persamaan 11 berikut:-

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_o - x_p)^2 \tag{11}$$

(d) Formula ralat punca kuasa dua min (*RMSE*) seperti dalam persamaan 12 berikut:-

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (x_o - x_p)^2}{n}} \tag{12}$$

di mana  $x_p$  ialah nilai ramalan iaitu keputusan yang diperolehi daripada model dan  $x_o$  ialah nilai sebenar iaitu keputusan yang diperolehi daripada ujikaji yang telah dijalankan. Manakala  $x'_o$  ialah purata nilai-nilai sebenar tersebut dan  $n$  ialah bilangan data.

### 3.0 KEPUTUSAN UJIKAJI

Secara keseluruhannya, empat buah model telah dibangunkan dalam kajian ini yang merangkumi dua model untuk rangkaian saraf suap-depan pelbagai lapisan dan dua model lagi untuk rangkaian fungsi asas jejarian.

#### 3.1 Keputusan Bagi Model Rangkaian Saraf Suap-Depan Pelbagai Lapisan

Berdasarkan kepada keputusan yang diperolehi daripada model-model tersebut, struktur rangkaian terbaik yang diperolehi untuk meramal nilai modulus kompleks,  $E^*$  dan sudut fasa,  $\delta$  ialah 3-24-20-1 dan 3-13-11-1 masing-masing. Jadual 1 menerangkan tentang struktur rangkaian dan fungsi pemindahan yang digunakan dalam rangkaian saraf suap-depan pelbagai lapisan.

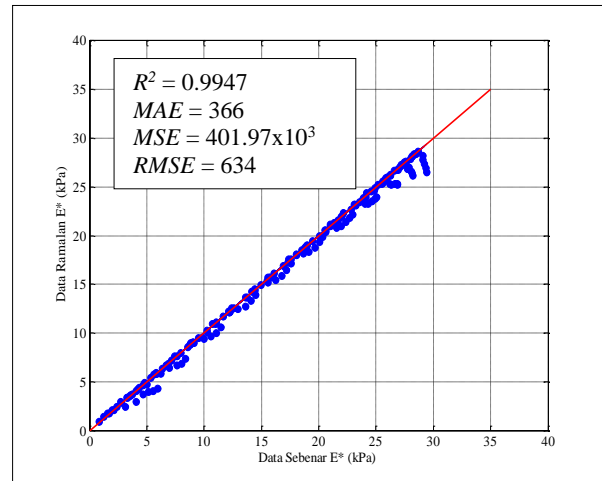
Jadual 1 Struktur rangkaian dan fungsi pemindahan

Perkara	Modulus kompleks, $E^*$		Sudut Fasa, $\delta$	
	Bil. Neuron	Fungsi Pemin-dahan	Bil. Neuron	Fungsi Pemin-dahan
Lapisan Input	3	-	3	-
Lapisan Tersembunyi 1	24	Linear	13	Linear
Lapisan Tersembunyi 2	20	Log-Sigmoid	11	Log-Sigmoid
Lapisan Output	1	Linear	1	Linear

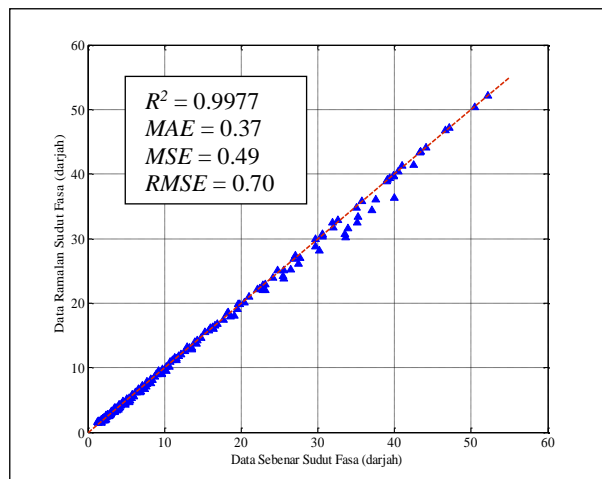
Graf perkadaran diplot bagi membandingkan keputusan yang diperolehi daripada model yang dibangunkan dan keputusan ujikaji di makmal. Rajah 5 dan 6 menunjukkan graf perkadaran antara data ramalan yang diperolehi daripada model rangkaian saraf suap-depan pelbagai lapisan dengan data sebenar yang diperolehi daripada keputusan ujikaji untuk nilai modulus kompleks,  $E^*$  dan sudut fasa,  $\delta$  masing-masing. Titik yang berselerakan dalam rajah tersebut menunjukkan perkadaran antara data ramalan dan data sebenar manakala garis lurus pula menunjukkan persamaan garis sepadan antara data ramalan dan data sebenar. Daripada Rajah 5 dan 6 tersebut, didapati ramalan menggunakan model rangkaian ini menghampiri kesempurnaan

dengan nilai pekali penentuan,  $R^2$  ialah 0.9947 dan 0.9977 masing-masing iaitu menghampiri nilai 1.

Nilai ralat mutlak min (*MAE*) digunakan untuk mengira nilai purata ralat antara data sebenar dan data ramalan. Nilai *MAE* yang diperolehi daripada pengiraan ialah 366 Pa untuk nilai modulus kompleks,  $E^*$  dan  $0.37^\circ$  untuk sudut fasa,  $\delta$ . Nilai *MAE* yang kecil menunjukkan bahawa struktur model rangkaian telah direka bentuk dengan baik. Ralat kuasa dua min (*MSE*) adalah mirip dengan ralat punca kuasa dua min (*RMSE*). Nilai *RMSE* yang diperolehi ialah 634 Pa untuk nilai modulus kompleks,  $E^*$  dan  $0.70^\circ$  untuk sudut fasa,  $\delta$  yang mana nilai tersebut digunakan untuk mengukur ketepatan model.



Rajah 5 Graf data ramalan  $E^*$  melawan data sebenar  $E^*$  bagi model rangkaian saraf suap-depan pelbagai lapisan



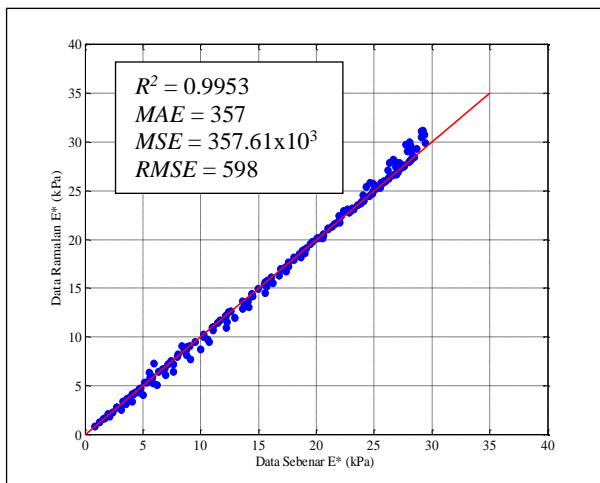
Rajah 6 Graf data ramalan  $\delta$  melawan data sebenar  $\delta$  bagi model rangkaian saraf suap-depan pelbagai lapisan

#### 3.2 Keputusan Bagi Model Rangkaian Fungsi Asas Jejarian

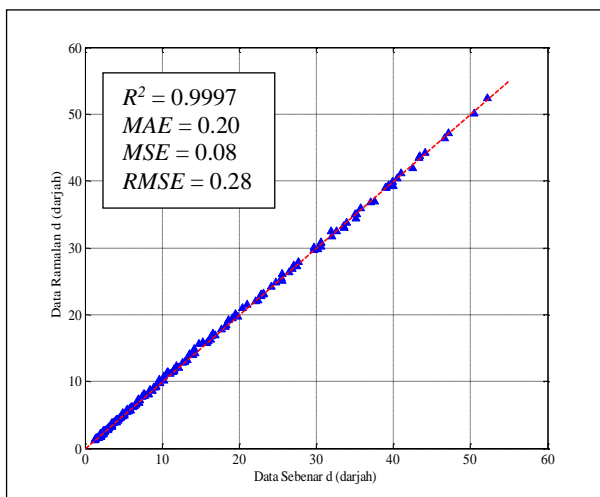
Keputusan terbaik bagi model-model yang telah dibangunkan diperolehi daripada penentuan nilai-nilai penyebaran melalui kaedah cuba jaya. Nilai penyebaran optimum yang telah digunakan dalam membangunkan model rangkaian fungsi asas jejarian terbaik untuk meramal nilai modulus kompleks,  $E^*$  dan sudut fasa,  $\delta$  ialah 0.99 dan 1.61 masing-masing.

Rajah 7 dan 8 pula menunjukkan graf perkadaran antara data ramalan yang diperolehi daripada model rangkaian fungsi asas

jejarian dan data sebenar yang diperolehi daripada keputusan ujikaji di makmal bagi menilai nilai modulus kompleks,  $E^*$  dan sudut fasa,  $\delta$ . Model rangkaian fungsi asas jejarian ini juga didapati mampu untuk meramal nilai modulus kompleks,  $E^*$  dan nilai sudut fasa,  $\delta$  dengan sangat baik kerana nilai  $R^2$  yang diperolehi menghampiri 1 iaitu 0.9953 dan 0.9997 masing-masing. Purata ralat antara data ramalan dan data sebenar atau nilai  $MAE$  adalah kecil iaitu 357 Pa untuk nilai modulus kompleks,  $E^*$  dan  $0.20^\circ$  untuk nilai sudut fasa,  $\delta$ . Manakala nilai  $MSE$  untuk nilai modulus kompleks,  $E^*$  dan nilai sudut fasa,  $\delta$ , ialah  $357.61 \times 10^3$  Pa dan  $0.08^\circ$  masing-masing. Nilai tersebut akan dipunca kuasa dua untuk mendapatkan nilai  $RMSE$  iaitu 598 Pa bagi nilai modulus kompleks,  $E^*$  dan  $0.28^\circ$  bagi nilai sudut fasa,  $\delta$ . Rajah 8 juga menunjukkan bahawa majoriti data-data tersebut berada di atas garis lurus yang mana ia menunjukkan bahawa data ramalan berkadar terus dengan data sebenar.



**Rajah 7** Graf data ramalan  $E^*$  melawan data sebenar  $E^*$  bagi model rangkaian fungsi asas jejarian



**Rajah 8** Graf data ramalan  $\delta$  melawan data sebenar  $\delta$  bagi model rangkaian fungsi asas jejarian

#### 4.0 PERBINCANGAN

Nilai  $R^2$ ,  $MAE$ ,  $MSE$  dan  $RMSE$  yang diperolehi daripada setiap model diringkaskan seperti dalam Jadual 2. Jadual 2 menunjukkan

bahawa kedua-dua jenis model mampu untuk meramal sifat reologi campuran berasfalt dengan sangat baik. Akan tetapi, ramalan dengan menggunakan model rangkaian fungsi asas jejarian adalah lebih baik jika dibandingkan dengan model rangkaian saraf suap-depan pelbagai lapisan untuk kedua-dua jenis perkara yang diramal iaitu nilai modulus kompleks,  $E^*$  dan  $E^*$  dan sudut fasa,  $\delta$ . Ini dapat dibuktikan dengan nilai pekali penentuan,  $R^2$  yang lebih tinggi dan nilai  $MAE$ ,  $MSE$  dan  $RMSE$  yang lebih rendah yang diperolehi daripada ramalan nilai modulus kompleks,  $E^*$  dan sudut fasa,  $\delta$  bagi model rangkaian fungsi asas jejarian.

**Jadual 2** Nilai  $R^2$ ,  $MAE$ ,  $MSE$  dan  $RMSE$  bagi setiap model

Perkara	$R^2$	$MAE$	$MSE$	$RMSE$
<u>Ramalan nilai modulus kompleks, <math>E^*</math>:</u>				
Rangkaian saraf suap-depan pelbagai lapisan	0.9947	366	$401.97 \times 10^3$	634
Rangkaian fungsi asas jejarian	0.9953	357	$357.61 \times 10^3$	598
<u>Ramalan nilai sudut fasa, <math>\delta</math>:</u>				
Rangkaian saraf suap-depan pelbagai lapisan	0.9977	0.37	0.49	0.70
Rangkaian fungsi asas jejarian	0.9997	0.20	0.08	0.28

Perbandingan telah dibuat di antara keputusan yang diperolehi daripada kajian ini dengan kajian-kajian lepas yang berkaitan dengan penggunaan rangkaian saraf tiruan dalam meramal nilai kekukuhan sesuatu campuran berasfalt. Banyak kajian-kajian yang telah dibuat antaranya kajian yang telah dilakukan oleh Zeghal (2008) dan Xiao *et al.* (2009) yang mana mereka telah menggunakan model yang sama dengan kajian ini iaitu model rangkaian saraf suap-depan pelbagai lapisan dalam kajian yang telah dilakukan oleh mereka.

Zeghal (2008) telah membangunkan model rangkaian saraf suap-depan pelbagai lapisan dalam meramal nilai modulus dinamik campuran berasfalt. Dalam kajian tersebut, nilai peratus purata mutlak ralat relatif yang diperolehi bagi model rangkaian saraf tiruan yang dibangunkan adalah kurang daripada 25% iaitu kira-kira sepertiga daripada 77% ralat apabila persamaan ramalan digunakan. Jadual 3 pula menunjukkan peratus purata mutlak ralat relatif ( $|ARE|$ ) yang diperolehi daripada kajian ini.

Daripada Jadual 3 tersebut, didapati peratus purata mutlak ralat relatif ( $|ARE|$ ) yang diperolehi daripada kajian ini juga kurang daripada 25%. Oleh yang demikian, keputusan yang diperolehi daripada kajian ini boleh diterima kerana nilai ( $|ARE|$ ) yang diperolehi daripada kajian ini jauh lebih rendah daripada kajian yang dilakukan oleh Zeghal (2008).

Jadual 3 Nilai |ARE| bagi setiap model

Perkara	ARE  (%)
Ramalan nilai modulus kompleks, $E^*$ :	
Rangkaian saraf suap-depan pelbagai lapisan	2.96
Rangkaian fungsi asas jejarian	2.92
Ramalan nilai sudut fasa, $\delta$ :	
Rangkaian saraf suap-depan pelbagai lapisan	3.98
Rangkaian fungsi asas jejarian	2.44

Perbandingan juga dibuat mengenai nilai *RMSE* yang diperolehi daripada kajian ini dan kajian yang telah dilakukan oleh Xiao *et al.* (2009). Didapati nilai *RMSE* yang diperolehi daripada kajian lepas dalam mengukur kekukuhan campuran berasfalt terubahsuai untuk getah daripada jenis kriogen pada suhu 5°C ialah 0.81 MPa iaitu pada julat nilai kekukuhan antara 0 hingga 30 MPa. Nilai *RMSE* berada 2.7% daripada julat maksimum nilai kekukuhan campuran tersebut. Manakala dalam kajian ini, purata nilai *RMSE* yang diperolehi untuk nilai modulus kompleks bagi kedua-dua model ialah  $616 \times 10^{-3}$  kPa iaitu pada julat nilai kekukuhan antara 0 hingga 40 kPa dan berada 1.5% daripada julat maksimum nilai kekukuhan tersebut. Daripada perbandingan yang telah dibuat, didapati nilai *RMSE* bagi kajian ini berada lebih rendah jika dibandingkan dengan kajian yang dilakukan oleh Xiao *et al.* (2009). Keberadaan nilai *RMSE* yang lebih rendah adalah lebih baik untuk sesuatu model yang dibangunkan.

## 5.0 KESIMPULAN

Berdasarkan keputusan diperolehi, didapati kedua-dua jenis model iaitu 1) rangkaian saraf suap-depan pelbagai lapisan dan 2) rangkaian fungsi asas jejarian mampu untuk meramal sifat reologi campuran berasfalt dengan sangat baik dengan nilai pekali penentuan,  $R^2$  yang diperolehi melebihi 0.99 bagi kesemua model yang telah dibina. Perbandingan antara kedua-dua jenis model pula mendapati bahawa model rangkaian fungsi asas jejarian mempunyai ketepatan yang lebih tinggi kerana memperoleh nilai  $R^2$  yang lebih tinggi dan nilai *MAE*, *MSE* dan *RMSE* yang lebih rendah tinggi jika dibandingkan dengan model rangkaian saraf suap-depan pelbagai lapisan. Kesimpulannya, model rangkaian saraf tiruan mempunyai potensi untuk menggantikan model-model analitikal dan empirikal yang telah dibangunkan dalam kajian-kajian yang lepas dalam meramal kekukuhan sesuatu campuran berasfalt.

## Rujukan

- Xiao, F. & Amirkhanian, S.N. 2009. Artificial Neural Network Approach Toestimating Stiffness Behavior of Rubberized Asphalt Concrete Containingreclaimed Asphalt Pavement. *Journal of Transportation Engineering*. DOI:10.1061/(ASCE)TE.1943-5436.0000014.
- Federal Highway Administration. 2000. Temperature Predictions Andadjustment Factors for Asphalt Pavement. FHWA-RD-98-085.
- Giuliana, G., Nicolosi, V. & Festa, B. 2012. Predictive Formulas of Complex Modulus for High Air Void Content Mixes. Transportation Research Board 91<sup>st</sup>Annual Meeting.
- Epps, A., Harvey, J.T., Kim, Y.R. & Roque, R. 2002. Structural Requirements of Bituminous Paving Mixtures. Transportation Research Board –Transportation in the New Millennium.
- Ceylan, H., Gopalakrishnan, K. & Kim, S. 2009. Looking to the Future: Thenext-Generation Hot Mix Asphalt Dynamic Modulus Prediction Models. *International Journal of Pavement Engineering*. 10(5): 341–352.
- Zeghal, M. 2008. Visco-elastic Portrayal of Bituminous Materials: Artificial Neural Network Approach. *Proceedings of GeoCongress 2008*. NewOrleans, Louisiana, 9–12 Mac.
- Garcia, G. & Thompson, M. 2007. HMA Dynamic Modulus Predictive Models: A Review. Illinois Center for Transportation, University of Illinois. Report No.FHWA-ICT-07-005.
- Freeman, J. A. 1994. *Simulating Neural Networks with Mathematica*. USA: Addison-Wasley Publishing Company, Inc.
- Tasdemir, Y. 2009. Artificial Neural Network for Predicting Low Temperature Performances of Modified Asphalt Mixtures. *Indian Journal of Engineering & Materials Sciences*. 16: 237–244.
- Hagan, M. T., Demuth, H. B. & Beale, M. H. 1996. *Neural network Design*. PWS Publishing. ISBN: 0-9717321-0-8.
- Hassan, H. F. 2010. Artificial Neural Network Technique for Rainfall Forecasting Applied to Alexandria, Egypt. Tesis Master, Jabatan Kejuruteraan Awam & Struktur, Universiti Kebangsaan Malaysia.
- Svozil, D., Kvasnička, V. & Pospichal, J. 1997. Introduction to Multi-layer Feed-forward Neural Networks. *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems*. 39(1997): 43–62.
- Sulaiman, M. & El-Shafie, A., Karim, O. & Basri, H. 2011. Improved Water Level Forecasting Performance by Using Optimal Steepness Coefficients in an Artificial Neural Network. *Water Resources Management*. DOI: 10.1007/s11269-011-9824-z.
- Hornik, K., Stinchcombe, M. & White, H. 1989. Multilayer feedforward networks are universal approximators. *Neural Networks* 2: 359–366.
- Leshno, M., Lin, V. Y., Pinkus, A. & Schocken, S. 1993. Multilayer Feedforward Networks with a Non-Polynomial Activation Function Can Approximate Any Function. *Neural Networks*. 6(6): 861–867.
- Saltan, M., Tiğdemir, M. & Kardeşin, M. 2002. Artificial Neural Network Application for Flexible Pavement Thickness Modeling. *Turkish Journal Engineering & Environmental Sciences*. 26: 243–248.
- Lin, G. & Chen, L. 2004. A non-linear Rainfall-runoff Model Using Radial Basis Function Network. *Journal of Hydrology*. 289: 1–8.
- Jain, A. K., Mao, J. & Mohiuddin, K. M. 1996. Artificial Neural Networks: A Tutorial. *Computer–Special Issue: Neural Computing: Companion Issue to Spring1996 IEEE Computational Science & Engineering*. 29(3): 31–44. DOI: 10.1109/2.485891.
- Panas, A., Pantouvakis, J. & Lambropoulos, S. 2012. Non-linear Analysis of Concrete Pavement Construction by the Use of Artificial Neural Networks. *Procedia- Social and Behavioral Sciences*. 48: 3671–3680.
- Huang, S., H. C., Lee, C. & Chang, C. 2005. Application of Neural Network For Selection of Airport Rigid Pavement Maintenance Strategies. *Journal of Marine Science and Technology*. 13(2): 125–132.