

## RANGKAIAN NEURAL DALAM PERAMALAN HARGA MINYAK KELAPA SAWIT

ZUHAIMY ISMAIL<sup>1</sup> & AZME KHAMIS<sup>2</sup>

**Abstrak.** Kertas kerja ini membincangkan penggunaan rangkaian neural suap-kehadapan dengan satu aras tersembunyi digabungkan dengan algoritma rambatan balik dan didapati ia sesuai untuk memerihalkan data harga minyak sawit. Kajian awal yang telah dilakukan oleh Azme *et al.* [1] mendapati analisis regresi berganda kurang sesuai digunakan kerana masalah multikolineariti dalam data kajian. Lima harga minyak sayuran dunia iaitu minyak sawit mentah, minyak isirong, minyak kacang soya, minyak kelapa dan minyak biji sawi telah dianalisis. Dua model telah dicadangkan iaitu, *NN1* dan *NN2*. Hasil kajian mendapati bahawa kedua-dua model telah menunjukkan prestasi yang tinggi dengan mencatatkan nilai pekali penentuan,  $R^2$  yang tinggi iaitu 0.938 dan 0.940 masing-masing. Umumnya, rangkaian neural berupaya menjadi satu kaedah alternatif sekiranya masalah multikolineariti wujud terhadap data yang dikaji.

**Kata kunci:** Harga minyak sawit, multikolineariti, rangkaian neural suap-kehadapan, fungsi penggiat, algoritma rambatan balik

**Abstract.** The application of feed forward neural network with one hidden layer, which is combined with back propagation algorithm, has been discussed in this paper. This study found that the combination of these two methods was reliable to explain the palm oil price data. A research was done earlier by Azme *et al.* [1] and found that multicollinearity problem occurred in data analysis when multiple linear regression was applied. We considered five vegetable oil prices namely, crude palm oil, soybean oil, palm kernel oil, coconut oil and rapeseed oil in this study. Two models have been proposed, i.e. *NN1* and *NN2* and these models performed very well with the determination coefficient  $R^2$ , were 0.938 and 0.940 respectively. Generally, neural network is able to be an alternative method if multicollinearity problem occurred in the surveyed data.

**Keywords:** Palm oil price, multicollinearity, feed-forward neural network, activation function, back propagation algorithm

### 1.0 PENDAHULUAN

Beberapa tahun kebelakangan ini rangkaian neural telah mendapat perhatian dan menjadi tumpuan penyelidikan. Ini disebabkan rangkaian neural dapat menawarkan pendekatan alternatif untuk mengira dan seolah-olah memahami otak manusia. Pendekatan ini bukanlah suatu yang baru. Neuron buatan yang pertama telah dihasilkan

<sup>1</sup> Jabatan Matematik, Fakulti Sains, Universiti Teknologi Malaysia, Skudai, Johor. zhi@mel.fs.utm.my  
<sup>2</sup> Pusat Pengajian Sains, Kolej Universiti Teknologi Tun Hussein Onn, 86400 Parit Raja, Batu Pahat. azmekhamis@hotmail.com

pada tahun 1943 oleh seorang ahli neuropsikologi Warren McCulloch dan ahli mantic Walter Pits [22]. Kaedah ini memberikan sokongan yang bererti dalam hal pengurusan, pengkelasan dan ringkasan data. Ia juga menolong untuk mengenalpasti corak di kalangan data input dan boleh mencapai satu tahap pemodelan yang tinggi [24].

Kajian mengenai harga minyak kelapa sawit telah dilakukan oleh beberapa penyelidik, [9], [16] dan [19]. Kebanyakan kajian yang dilakukan hanya melibatkan harga minyak sawit sahaja tanpa mengambilkira hubungannya dengan pemboleh ubah lain yang dipercayai boleh mempengaruhi harga sawit. Melihat kepada teknik peramalan yang digunakan, kebanyak pengkaji masih lagi menggunakan keadah peramalan yang konvensional seperti ARIMA, pelicinan eksponen, Box-Jenkins dan kaedah ekonometrik ([9], [19]). Manakala, [16] pula telah mencadangkan penggunaan analisis gangguan dan teknik peramalan gabungan.

Terdapat beberapa cara untuk menganalisis data siri masa harga minyak kelapa sawit. Biasanya, ahli peramalan memilih teknik peramalan yang telah dicadangkan oleh [3] dan [4] yang dikenali sebagai model *autoregressive integrated moving average* atau ARIMA. Dalam pada itu, kaedah analisis gangguan [5] telah mencadangkan satu model siri masa yang boleh digunakan untuk memeriksa kesan beberapa faktor lain terhadap pengeluaran kelapa sawit.

Kajian ini cuba mencadangkan satu pendekatan baru untuk digunakan bagi menganalisis data kelapa sawit iaitu kaedah rangkaian neural. Kaedah ini dicadangkan disebabkan oleh keupayaannya untuk mengatasi masalah multikolineriti di kalangan pemboleh ubah serta berkeupayaan menangani masalah tak linear dalam data harga minyak kelapa sawit. Multikolineriti adalah satu keadaan dalam regresi berganda. Ini adalah disebabkan oleh sifat model rangkaian neural yang membolehkan ia linear dan tak linear berdasarkan kepada fungsi penggiat. Kaedah rangkaian neural yang sedia ada akan diterapkan untuk meramal harga minyak sawit di Malaysia.

Kaedah peramalan menggunakan rangkaian neural telah banyak diperbincangkan dalam pelbagai bidang. Misalnya [7], [12] dan [22] dalam bidang alam sekitar, [2], [10], [11], [14], [15], [23], [24] dan [25] dalam bidang ekonomi dan pengurusan; [6] dalam bidang agronomi dan [17] dan [18] dalam bidang pelancongan. [26] dan [27] telah membincangkan jenis-jenis rangkaian neural dan algoritma untuk menganggar rangkaian neural dengan lebih terperinci. [8] telah membuat kajian perbandingan antara analisis rangkaian neural dengan kaedah ARIMA.

Mengapa analisis rangkaian neural menjadi semakin popular? [13] dan [22] telah bersetuju bahawa rangkaian neural ini mempunyai beberapa kelebihan. Di antaranya:

- (i) Rangkaian neural mempunyai kebolehan untuk mempelajari suatu sistem yang kompleks daripada data latihan yang diberikan.
- (ii) Rangkaian neural berupaya menangani masalah yang sukar seperti mengecam pola atau percakapan orang.

- (iii) Rangkaian neural boleh memberikan keputusan yang lebih baik berbanding dengan kaedah pembuatan keputusan secara berstatistik (bagi kes-kes tertentu).
- (iv) Rangkaian neural mempunyai keupayaan kepintaran seperti yang dimiliki oleh manusia iaitu keupayaan latihan, belajar, pengitlakan, toleransi kepada data yang hilang dan sebagainya.

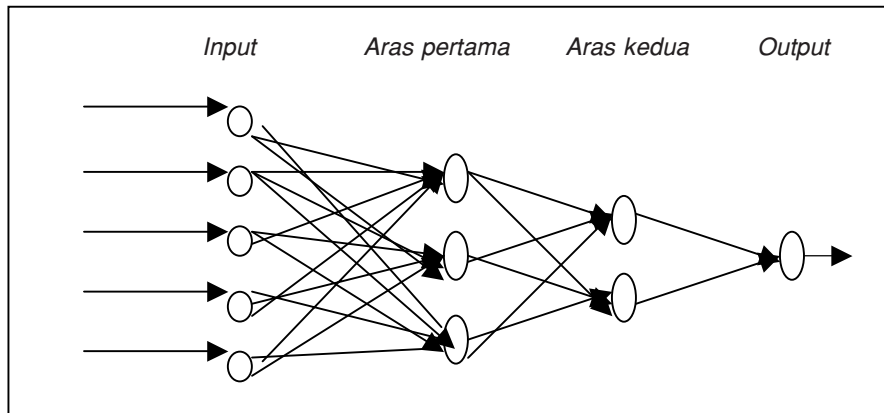
## 2.0 Pendekatan Kajian

Apabila mempertimbangkan kepentingan kaedah peramalan dalam meramal harga minyak kelapa sawit, maka kajian ini telah menetapkan objektif, iaitu membina model rangkaian neural yang sesuai bagi data siri masa harga minyak kelapa sawit. Kajian merangkumi harga minyak kelapa sawit di Semenanjung Malaysia termasuk Sabah dan Sarawak. Data yang akan dipertimbangkan dalam kajian ini adalah data harga minyak kelapa sawit (CPO), harga minyak kelapa (CNO), harga minyak isirong (PKO), harga minyak kacang soya (SBO) dan harga minyak biji sawi (RSO). Data harga minyak sayuran ini dipertimbangkan dalam kajian kerana ia dipercayai penyumbang utama kepada minyak pasaran dunia [20]. Data-data tersebut diperolehi daripada laporan bulanan dan tahunan MPOB [20]. Data-data tersebut dicatatkan dalam ringgit Amerika (USD). Bagi tujuan kajian, data yang akan digunakan adalah data harga minyak sayuran dari tahun 1983 hingga tahun 2000 yang melibatkan 216 cerapan.

## 3.0 Rangkaian Neural

Rangkaian neural merupakan satu cabang daripada kepintaran buatan yang bekerja seperti otak manusia yang berkeupayaan memproses maklumat secara serentak. Ia dilakukan dengan menyimpan pemberat-pemberat yang saling berhubungan antara satu sama lain. Pemberat bagi setiap pemboleh ubah dirangkaikan kepada nod secara selari dan mengikut turutan. Reka bentuk rangkaian neural yang paling popular dan digunakan secara meluas adalah rangkaian neural suap-kehadapan. Reka bentuk ini hanya membenarkan setiap input nod dihubungkan dengan nod di aras tersembunyi secara kehadapan. Kemudian nod di aras tersembunyi dihubungkan kepada output nod. Reka bentuk ini tidak membenarkan hubungan dikembalikan atau diterbalikkan dan setiap nod dihubungkan kepada nod-nod di aras yang berlainan pada arah sehalu sahaja (Rajah 1).

Rangkaian neural multi-aras mengandungi beberapa aras yang terdiri daripada input, aras tersembunyi dan output. Bagi setiap aras, ia boleh mengandungi satu atau lebih neuron. Isyarat atau maklumat bergerak daripada aras input ke aras pertama, kemudian ke aras kedua dan seterusnya ke aras output. Setiap nod dirangkaikan dengan setiap nod sebelumnya pada satu arah sahaja iaitu kehadapan. Bagaimanapun, penentuan bilangan input nod, aras tersembunyi dan nod output berdasarkan kepada tahap kekompleksian masalah yang hendak dikaji.



**Rajah 1** Rangkaian neural multi-aras dengan 2 aras tersembunyi dan satu output

### 3.1 Model Matematik bagi Rangkaian Neural

Bagi setiap neuron, ia boleh diwakilkan dengan menggunakan rumus seperti berikut;

$$X_i^k = f \left( \sum_{j=1}^{n_{k-p}} W_{ij}^k X_j^{k-p} + B_i^k \right) \quad (1)$$

bagi setiap  $i = 1, 2, \dots, n_k$  dan  $k = 1, 2, \dots, l$ , dengan  $X_i^k$  adalah output bagi neuron yang ke- $i$  dalam aras yang ke- $k$ , adalah pekali atau pemberat yang menghubungkan aras ke- $j$  dalam aras yang ke- $(k-p)$ , dan  $B_i^k$  adalah ralat atau bias. Aras pertama adalah untuk input manakala aras terakhir adalah output. Bagi memudahkan penulisan kami wakikan  $X_i$  sebagai nod input dan  $Y_i$  sebagai nod output. Fungsi  $f(\cdot)$  juga dikenali sebagai fungsi penggiat. Misalnya, fungsi penggiat jenis sigmoid diberikan sebagai  $f(v) = \frac{1}{1 + e^{-v}}$  dengan  $v_i^k = \sum_{j=1}^{n_{k-p}} W_{ij}^k X_j^k + B_i^k$  adalah penggiat bagi neuron yang ke- $i$  dalam aras yang ke- $k$ . Kebiasaannya fungsi penggiat bagi aras output adalah linear seperti berikut:  $\hat{Y} = \sum_{j=1}^{n_{l-1}} W_{ij}^l X_j^{l-1}$ . Kajian ini mempertimbangkan rangkaian neural suap-kehadapan dan digabungkan dengan fungsi penggiat bagi tujuan peramalan.

### 3.2 Algoritma Rambatan Balik

Algoritma ini berasaskan kepada suatu fungsi yang dipanggil fungsi kos  $K$ , yang ditakrifkan sebagai,

$$K = \frac{1}{2} \sum_i \varepsilon_i^2 \quad \text{dengan} \quad \varepsilon_i = y_i(t) - \hat{y}_i(t) \quad (2)$$

dan menggunakan kaedah penurunan kecerunan yang diberikan sebagai,

$$\Delta\tau_i = -\eta \frac{\partial K}{\partial \tau_i} = -\eta \nabla_i K \quad (3)$$

Perubahan untuk setiap pemberat dan nilai ambang diberikan oleh,

$$\begin{aligned} \Delta w_{ij}^k(t) &= \eta_w \rho_k^i(t) x_j^{k-p}(t) \\ \Delta b_i^k(t) &= \eta_b \rho_k^i(t) \quad \text{dengan} \quad \rho_i^k = y_i(t) - \hat{y}_i(t) \end{aligned}$$

dan

$$\rho_i^k = f'(v_i^k) \sum_{j=1}^{n_{k+p}} \rho_j^{k+p}(t) w_{ji}^{k+p}(t-p), \quad k = p-1, \dots, 2, 1 \quad (4)$$

dengan nilai  $\eta_w$  dan  $\eta_b$  adalah kadar pembelajaran. Nilai  $\eta_w$  dan  $\eta_b$  terletak di antara nilai 0 dan 1. Nilai  $\eta_w$  dan  $\eta_b$  yang terlalu kecil akan menyebabkan *NN* akan lambat menumpu, tapi sekiranya terlalu besar pula, ia akan menyebabkan *NN* tidak dapat mempelajari data secara menyeluruh. Kemudian pemberat dan nilai ambang diperbaharui secara lelaran menerusi persamaan berikut;

$$w_{ij}^k(t) = w_{ij}^k(t-p) + \Delta w_{ij}^k(t),$$

dan

$$b_i^k(t) = b_i^k(t-p) + \Delta b_i^k(t). \quad (5)$$

Berikut adalah algoritma rambatan balik;

- (i) Tentukan nilai awal untuk pemberat dan nilai ambang dengan suatu nombor rawak yang kecil. Pilih kadar pembelajaran,  $\eta$ .
- (ii) Masukkan data input kepada rangkaian neural. Dapatkan pemberat bagi setiap nod pada setiap aras. Kemudian kira nilai output yang terhasil daripada rekebentuk *NN* yang dipilih.
- (iii) Hitung ralat di antara nilai output yang dijangka dengan nilai output sebenar.
- (iv) Perbaharui pemberat di antara aras output dengan aras tersembunyi.
- (v) Hitung ralat untuk aras tersembunyi.
- (vi) Perbaharui pemberat di antara aras output dengan aras tersembunyi.

Ulang langkah (ii) hingga (iv) sehingga ia menumpu.

Para penyelidik rangkaian neural telah mencadangkan memasukkan satu nilai pemalar, yang dikenali sebagai pemalar momentum untuk meningkatkan kadar penumpuan bagi mencapai penyelesaian yang lebih baik. Nilai pemalar momentum terletak di antara 0 dan 1. Jika pemalar momentum terlalu kecil, pergerakan perubahan pemberat terlalu lambat sehingga ia lambat menumpu. Namun begitu, nilai yang

terlalu besar akan menyebabkan pergerakan terlalu cepat sehingga ada kemungkinan terdapat beberapa penyelesaian yang tidak diambil kira. Pemalar momentum bagi pemberat dan nilai ambang diberikan sebagai;

$$\begin{aligned}\Delta w_{ij}^k(t) &= \eta_w \rho_k^i(t) x_j^{k-p}(t) + \lambda_w \Delta w_{ij}^k(t-p), \\ \Delta b_i^k(t) &= \eta_b \rho_k^i(t) + \lambda_b \Delta b_i^k(t-p)\end{aligned}\quad (6)$$

Dalam kajian ini, pemilihan reka bentuk rangkaian neural adalah berdasarkan kepada nilai jumlah kuasa dua ralat (SSE) kerana pengiraannya adalah mudah dan ringkas. Kami juga menggunakan pekali penentuan  $R^2$  dan purata ralat perbandingan MRE untuk menentukan kebagusan reka bentuk neural yang digunakan. Julat nilai  $R^2$  adalah di antara 0 dan 1. Sekiranya ia menghampiri nilai 0, maka model rangkaian neural yang dibina tidak dapat mewakili data. Jika ia menghampiri nilai 1, maka model rangkaian neural yang digunakan dapat mewakili data dengan baik. Manakala MRE pula, melihat perbezaan mutlak di antara nilai sebenar dengan nilai jangkaan berbanding dengan julat perbezaan di antara nilai terbesar dengan nilai terkecil.

Nilai pekali penentuan  $R^2$  dihitung menggunakan rumus berikut;

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (y_{oi} - y_{ei})^2}{\sum_{i=1}^n (y_{oi} - \bar{y})^2}, \quad (7)$$

dengan  $y_{oi}$  adalah cerapan sebenar yang ke- $i$ ,  $y_{ei}$  adalah cerapan jangkaan yang ke- $i$  dan  $\bar{y}$  adalah purata bagi  $\bar{y}$ .

Satu lagi sukatan untuk mengukur kebolehan prestasi rangkaian neural adalah purata ralat perbandingan (MRE) pula diberikan sebagai

$$MRE = \frac{\sum_{i=1}^n |y_{oi} - y_{ei}|}{n(y_{(max)i} - y_{(min)i})} \quad (8)$$

dengan  $n$  adalah bilangan cerapan,  $y_{oi}$  adalah cerapan sebenar yang ke- $i$ ,  $y_{ei}$  adalah cerapan jangkaan yang ke- $i$ ,  $y_{(max)i}$  adalah nilai cerapan yang maksimum dan  $y_{(min)i}$  adalah nilai cerapan yang terkecil.

Analisis rangkaian neural telah dijalankan menggunakan pakej Matlab V5.1 melalui prosedur *trainbpx*, iaitu kaedah latihan rangkaian neural menggunakan kaedah rambatan balik. Dalam analisis rangkaian neural, data dibahagikan kepada tiga bahagian; bahagian pertama digunakan untuk tujuan latihan, bahagian kedua untuk pengesahan dan bahagian ketiga untuk pengujian. Sebanyak 144 data telah digunakan untuk sesi latihan, 50 data untuk sesi pengesahan dan 22 data untuk sesi pengujian.

Sebelum analisis rangkaian neural dilakukan data-data harga minyak sayuran tersebut telah dipiawaikan supaya ia berada dalam julat antara 0 dan 1 dengan menggunakan rumus berikut;

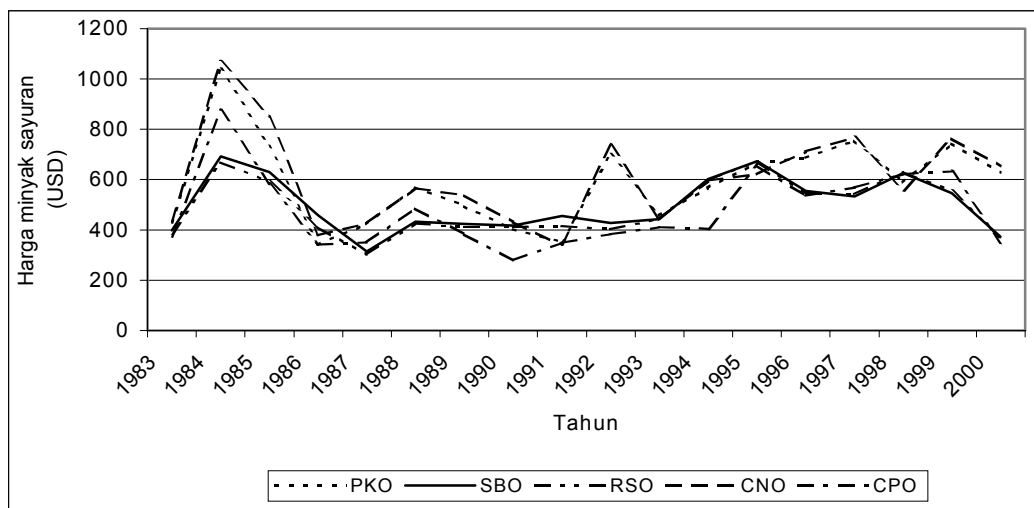
$$x_i^* = \frac{x_i - x_{min}}{x_{maks} - x_{min}}, \quad (9)$$

dengan  $x_i$  adalah cerapan yang ke- $i$ ,  $x_{min}$  adalah nilai cerapan yang terendah dan  $x_{maks}$  adalah nilai cerapan yang tertinggi.

Analisis dilakukan dengan menggunakan dua model; pertama model *NN1* yang terdiri daripada 3 nod input iaitu PKO, CNO dan RSO dan satu nod output iaitu CPO. Model ini digunakan setelah mengambilkira model dalam kajian [1] yang tidak mengandungi pemboleh ubah SBO. Manakala model kedua iaitu *NN2* pula terdiri daripada 4 nod input iaitu SBO, PKO, CNO dan RSO dan satu nod output iaitu CPO. Tujuan memperkenalkan *NN1* dan *NN2* adalah untuk melihat prestasi rangkaian neural dalam menangani masalah multikolineariti dalam data harga minyak dunia.

#### 4.0 Keputusan Kajian

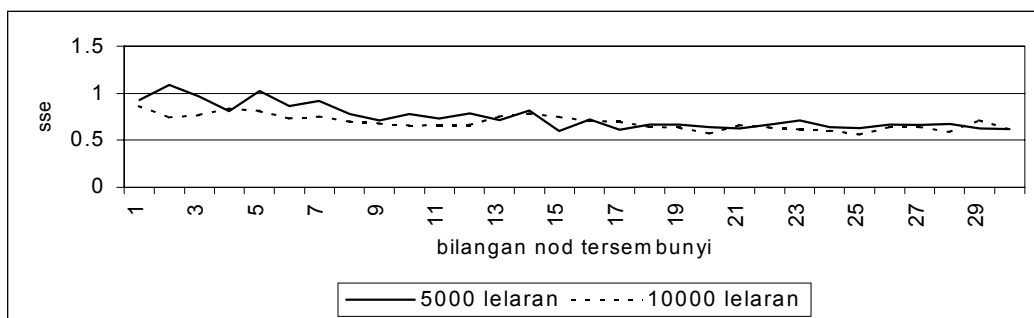
Rajah 2 menunjukkan tren perubahan harga mengikut masa. Jelas sekali harga-harga minyak tersebut mempunyai tren yang agak sama. Jika berlaku kenaikan, harga minyak-minyak lain juga akan turut berubah. Catatan menunjukkan bahawa harga minyak mencapai tahap paling tinggi sekitar tahun 1984 iaitu pada bulan Januari, Februari, Mac dan April. Kemudian harganya kelihatan menurun sehingga pertengahan tahun 1987. Kelihatan seperti terdapat tren turun naik di sepanjang tempoh kajian. Kegawatan ekonomi yang melanda Malaysia, turut memberi kesan terhadap harga minyak sawit mentah.



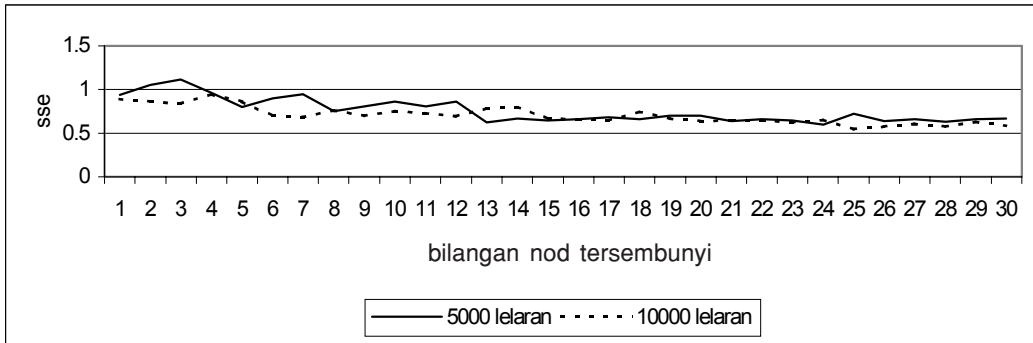
**Rajah 2** Harga minyak sayuran dunia dari tahun 1983 hingga tahun 2000

Bermula tahun 1996, harga minyak sawit mentah menunjukkan tren menurun sehingga pertengahan tahun 1997. Kemudian harganya meningkat semula sehingga bulan September 1998 pada harga \$703 per tan. Selepas bulan September, harga minyak mencatatkan penurunan yang agak serius sehingga pada bulan Disember 2000, harga yang dicatatkan adalah \$265 per tan. Namun begitu fenomena ini bukan hanya melibatkan harga minyak sawit mentah sahaja, malah ia juga dialami oleh harga-harga minyak sayuran yang lain. Hal ini selari dengan kajian yang telah dibuat oleh [1], bahawa harga-harga minyak sayuran adalah sangat berkorelasi antara satu sama lain. Hasil daripada pemilihan langkah demi langkah dalam analisis regresi berganda mendapati bahawa pemboleh ubah SBO terkeluar daripada model tetapi analisis korelasi menunjukkan bahawa SBO memberikan sumbangan yang bererti kepada harga CPO. Oleh yang demikian, kami mencadangkan agar pemodelan kedua-dua model tersebut dilakukan dengan menggunakan analisis rangkaian neural disebabkan ia tidak memerlukan sebarang andaian asas iaitu setiap pemboleh ubah tak bersandar adalah bebas.

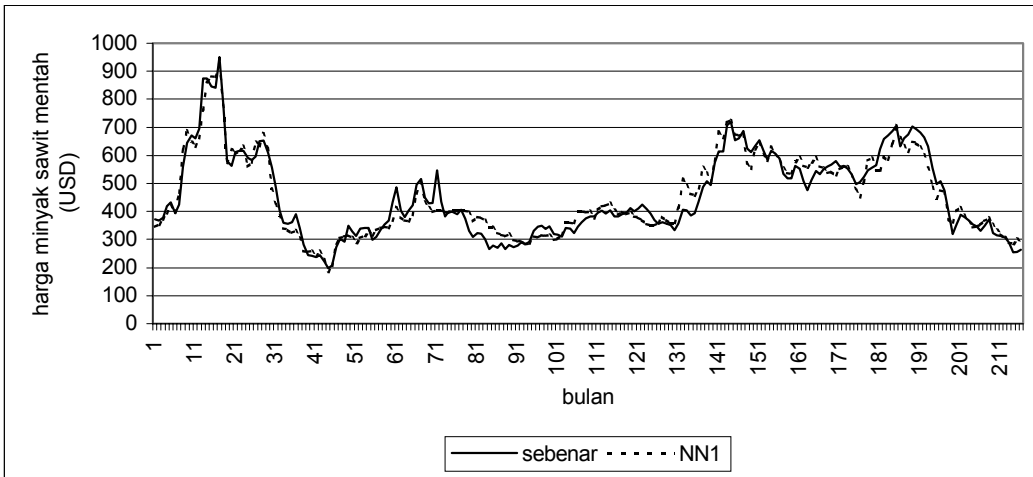
Kami mempertimbangkan hanya satu aras tersembunyi dan latihan dilakukan terhadap data untuk mendapatkan bilangan nod tersembunyi yang dapat meminimumkan *SSE*. Bagi setiap data set, latihan dimulakan dengan satu nod tersembunyi hingga bilangan nod mencapai 30 dan nilai *SSE* dicatatkan. Kami juga telah melakukan latihan *NN* sebanyak 5,000 dan 10,000 lelaran dengan menetapkan kadar pembelajaran pada 0.05 dan kadar momentum 0.75. Hasil daripada latihan yang telah dijalankan, kami mendapati dengan latihan lelaran maksimum sebanyak 10,000 lelaran, nilai *SSE* adalah lebih rendah berbanding dengan 5000 lelaran (Rajah 3 dan Rajah 4). Selepas mencapai nilai *SSE* yang terendah, model dengan bilangan nod 25 telah digunakan untuk menganggarkan harga minyak sawit mentah. Hasil untuk model *NN1* dan *NN2* ditunjukkan dalam Rajah 5 dan Rajah 6. Didapati bilangan nod tersembunyi yang optimum adalah 25.



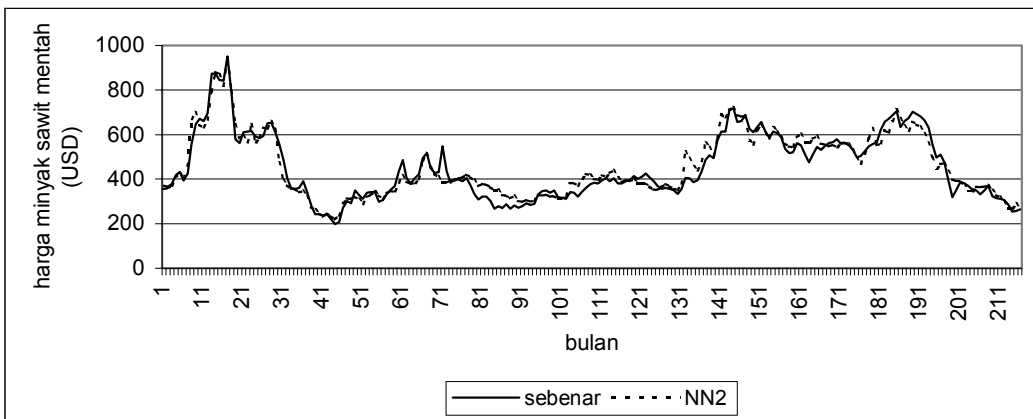
**Rajah 3** Nilai *SSE* bagi setiap nod tersembunyi bagi 5000 lelaran dan 10000 lelaran untuk model *NN1*



**Rajah 4** Nilai SSE bagi setiap hidden nod bagi 5000 lelaran dan 10000 lelaran untuk model NN2



**Rajah 5** Harga minyak sawit mentah dan nilai ramalan dengan 1 aras tersembunyi, 25 nod tersembunyi dan 10000 lelaran bagi model NN1



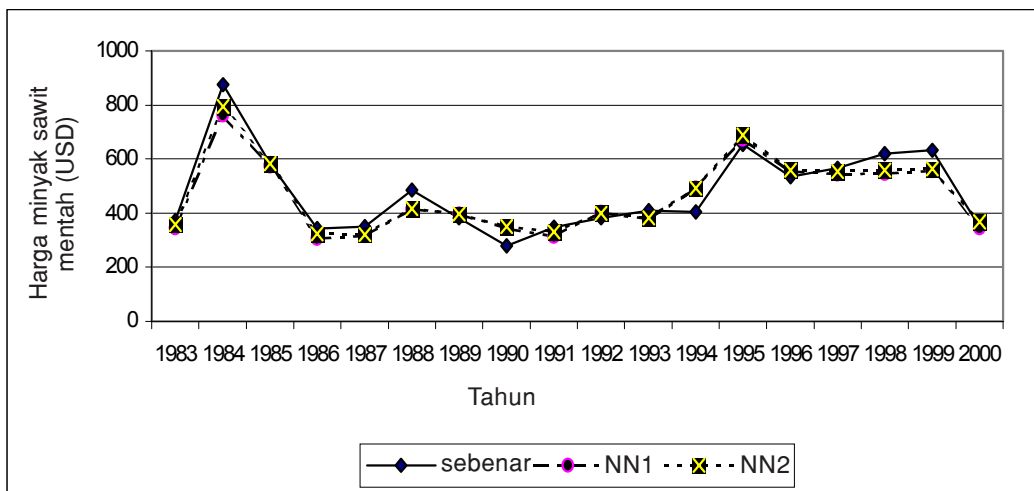
**Rajah 6** Harga minyak sawit mentah dan nilai ramalan dengan 1 aras tersembunyi, 25 nod tersembunyi dan 10000 lelaran bagi model NN2

Daripada pemerhatian yang dilakukan terhadap Rajah 5 dan Rajah 6, kami membuat kesimpulan bahawa kedua-dua model rangkaian neural telah dapat dipadankan dengan baik sekali. Kelihatan kedua-dua model tersebut sesuai digunakan bagi memerihalkan kelakuan harga minyak sawit mentah.

Rajah 7, memaparkan nilai sebenar, nilai anggaran daripada model  $NN1$  dan  $NN2$ . Secara pemerhatian ke atas gambar rajah tersebut, boleh dikatakan bahawa prestasi model  $NN1$  dan model  $NN2$  adalah baik. Kedua-dua model telah dapat memerihalkan kelakuan harga minyak sawit mentah mengikut pola data asal, kecuali apabila berlaku kenaikan atau penurunan secara mendadak.

Hasil daripada analisis menunjukkan bahawa kedua-dua model mencatatkan nilai pekali penentuan agak tinggi iaitu  $R^2_{NN1} = 0.9343$  dan  $R^2_{NN2} = 0.9326$  berbanding dengan 0.887 dalam regresi berganda. Ini menunjukkan bahawa model rangkaian neural dapat menjelaskan bahawa pemboleh ubah tak bersandar dapat menerangkan sebanyak 93% ubahan dalam harga minyak sawit mentah.

Hasil analisis mencatatkan  $MRE_{NN1} = 0.03915$  dan  $MRE_{NN2} = 0.03833$ . Secara relatifnya kedua-dua model telah mencatatkan purata ralat relatif yang cukup kecil. Sukatan terakhir yang digunakan adalah sukatan ketepatan. Setelah dihitung, didapati peratus ketepatan model  $NN1$  adalah 93.8%, manakala peratus ketepatan bagi model  $NN2$  adalah 94%.



**Rajah 7** Perbandingan prestasi di antara model  $NN1$  dan  $NN2$  berbanding dengan cerapan sebenar

## 5.0 PERBINCANGAN

Kajian ini bertujuan untuk membandingkan kebolehan rangkaian neural berbanding dengan kaedah analisis regresi berganda. Nilai pekali penentuan model  $NN1$  dan  $NN2$  adalah lebih tinggi berbanding dengan kaedah regresi berganda (0.887) seperti

yang dinyatakan dalam [1]. Model  $NN_2$ , telah memasukkan pemboleh ubah SBO yang telah terkeluar dalam kaedah regresi berganda, dan didapati prestasinya juga lebih baik daripada kaedah regresi berganda. Oleh itu boleh dikatakan bahawa analisis rangkaian neural mempunyai prestasi yang lebih baik daripada kaedah regresi berganda. Malah, model rangkaian neural telah berupaya meningkatkan nilai pekali penentuan sebanyak enam peratus. Secara umumnya analisis rangkaian neural boleh digunakan sebagai alternatif dalam menganalisis data yang melibatkan masalah multikolineariti.

## RUJUKAN

- [1] Azme Khamis, Zuhaimy Ismail, and Ani Shabri. 2002. "Pemodelan harga-harga minyak sayuran menggunakan analisis regresi linear berganda". Dibentangkan di Simposium Kebangsaan Sains Matematik ke-10, di Johor Bahru pada 23-24 Disember 2002.
- [2] Boussabaine, A. H., and A. P. Kaka. 1998. "A neural networks approach for cost flow forecasting". *Construction Management and Economics*. 16: 471-479.
- [3] Box, G. E. P., and G. M. Jenkins. 1970. *Time series analysis, forecasting and control*. San Francisco, CA: Holden-Day.
- [4] Box, G. E. P., G. M. Jenkins, and G. C. Reinsel. 1994. *Time series analysis, forecasting and control*. 3rd ed. Englewood Cliffs, NJ: Prentice-Hall.
- [5] Box, G. E. P., and G. C. Tiao. 1975. "Intervention analysis with application to economic and environmental problems". *Journal of American Statistical Association*. 70: 70-92.
- [6] Chen, C. L., D. B. Kaber, and P. G. Dempsey. 2000. "A new approach to applying feedforward neural networks to the prediction of musculoskeletal disorder risk". *Applied Ergonomics*. 31: 269-282.
- [7] Come, S., P. Kneale, S. Openshaw, and L. See. 1998. The use and evaluation of artificial neural networks in flood forecasting. [Http://www.ccg.leeds.ac.uk/simon/maff98.htm](http://www.ccg.leeds.ac.uk/simon/maff98.htm)
- [8] Faraway, J., and C. Chatfield. 1998. "Time series forecasting with neural networks: A case study". *Journal of the Royal Statistic: Series C*. 47: 231-250
- [9] Fatimah Mohd Arshad, and Zainalabidin Mohamed. 1994. "Price Discovery through Crude Palm Oil Futures: An Economic Evaluation. Proceedinds in Third Annual Congress on Capitalising the Potentials of Globalisation - Strategis and Dynamics of Business. 73-92.
- [10] Franses, P. H., and P. V. Homelen. 1998. "On forecasting exchange rate using neural networks". *Applied Financial Economics*. 8: 589-596.
- [11] Garcia, R., and R. Gency. 2000. "Pricing and hedging derivative securities with neural networks and a homogeneity hint". *Journal of Econometrics*. 94: 93-115.
- [12] Hsieh, W. W., and B. Tang. 1998. "Applying neural network models to prediction and data analysis in meteorology and oceanography". *Bulletin of the American Meteorology Society*. 79(9): 1855-1870.
- [13] Hykin, H. 1999. *Neural Networks: A Comprehensive Foundation*. 2<sup>nd</sup> Edition. New Jersey: Prentice Hall. Inc.
- [14] Indro, D. C., C. X. Jiang, B. E. Patuwo, and G. P. Zhang. 1999. "Predicting mutual fund performance using artificial neural networks". *Omega, Int. J. Mgmt. Sci.* 27: 373-380.
- [15] Klein, B. D., and D. F. Rossin. 1999. "Data quality in neural network models: effect of error rate and magnitude of error on predictive accuracy". *Omega, Int. J. Mgmt. Sci.* 27: 569-582.
- [16] Lalang Buana. 1999. "Modelling and Forecasting of Palm Oil Prices using Disturbance Analysis and Combined Forecast". Unpublished PhD thesis, Faculty of Science, Universiti Kebangsaan Malaysia, Malaysia.
- [17] Law, R. 2000. "Back-propagation learning in improving the accuracy of neural networks-based tourism demand forecasting". *Tourism Management*. 21: 331-340.
- [18] Law, R., and Au, Norman. 2000. "A neural network model to forecast Japanese demand for travel to Hong Kong". *Tourism Management*. 20: 89-97.
- [19] Mad Nasir Shamsudin, and Fatimah Mohd Arshad. 2000. *Short Term Forecasting of Malaysian Crude Palm Oil Prices*. <http://www.econ.upm.edu.my/~fatimah/pi.poc.html>

- [20] Malaysian Oil Palm Statistics. *Monthly prices of selected Oils and fats: 1995-2000*. MPOB.
- [21] Navone, H. D., and H. A. Ceccatto. 1994. "Predicting Indian monsoon rainfall: a neural networks approach". *Climate Dynamics*. 10: 305-312.
- [22] Patterson, D. W. 1996. *Artificial Neural Networks: Theory and Applications*. Singapore: Prentice Hall.
- [23] Tkacz, G., and S. Hu. 1999. "Forecasting GDP growth using artificial neural networks". *Working Paper 99-3*. Bank of Canada.
- [24] Wong, B. K., and Y. Selvi. 1998. "Neural network application in finance: A review and analysis of literature (1990-1996)". *Information & Management*. 34: 129-139.
- [25] Yao, J., Y. Li, and C. L. Tan. 2000. "Option price forecasting using neural networks". *Omega, Int. J. of Mgmt. Sci.* 28: 455-466.
- [26] Zuhaimy Haji Ismail, and Azme Khamis. 2001. "A review on combining neural network and genetic algorithm". *Laporan Teknik/M. Bil.* 5.
- [27] Zuhaimy Ismail, and Azme Khamis. 2002. "A review on neural networks and its application in forecasting". *Laporan Teknik/M. Bil.* 3.