

Model Regresi Logistik dan Rangkaian Neural: Suatu Perbandingan dalam Mengukur Kerugian Koperasi

Nor Bazilah Safiar
Sabri Ahmad
Jusoh Yacob
Mustafa Man

Universiti Malaysia Terengganu

ABSTRACT

Currently, The use of statistical models to predict business failures have been noticed. However, very few studies have been conducted to predict the loss of a co-operative business. The objective of this study to construct the Logistic Regression model (LR) and Neural Network (NN), to compare and to identify the best model (LR and NN) and identify important variables in forecasting losses cooperative. Data from 2009 until 2011 were obtained from the Department of Cooperatives Commission of Malaysia (CCM) Terengganu branch were analyzed using SPSS Clementine version 12.0 Results shown that the Prune method in the NN model gave the highest value of testing 82.77%, the sensitivity of 82.90%, the specificity of 75% and minimum error (MSE) of 17%. Capital was the most variable influence towards the cooperative loss due to the highest value of 0.23(23%).

Keywords: *Cooperative, Cooperative loss, Logistic Regression and Neural Network*

ABSTRAK

Penggunaan model statistik untuk meramalkan kegagalan perniagaan telah mendapat perhatian pada masa kini. Walau bagaimanapun, sangat sedikit kajian telah dijalankan untuk meramalkan kerugian dalam perniagaan sesebuah koperasi. Objektif kajian ialah untuk membina model Regresi Logistik (RL) dan Rangkaian Neural (RN), membandingkan dan mengenalpasti model ramalan terbaik (RL dan RN) serta mengenalpasti pembolehubah penting dalam peramalan kerugian koperasi. Data 2009 sehingga 2011 diperolehi daripada Jabatan Suruhanjaya Koperasi Malaysia (SKM) cawangan Terengganu di analisis menggunakan SPSS Clementine versi 12.0. Hasil kajian mendapati bahawa kaedah Prun di dalam model RN memberikan nilai pengujian yang paling tinggi iaitu 82.77%, nilai kepekaan

iaitu 82.90%, nilai ketentuan iaitu 75% dan kadar ralat (MSE) terendah iaitu 17%. Modal menjadi pembolehubah yang paling mempengaruhi kerugian koperasi kerana mempunyai nilai yang paling tinggi iaitu 0.23(23%).

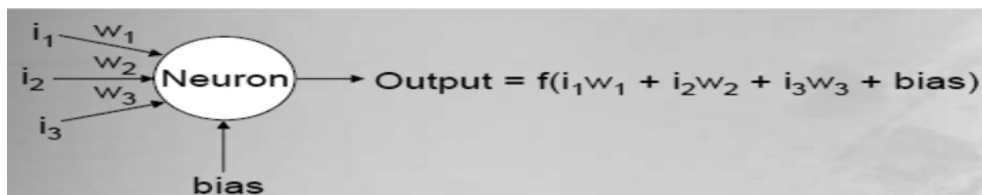
Kata Kunci : Koperasi, Kerugian Koperasi, Regresi Logistik dan Rangkaian Neural.

PENDAHULUAN

Kepentingan gerakan koperasi dalam pembangunan ekonomi dan kekurangan penyelidikan mengenai koperasi di Malaysia telah mendorong kajian untuk membina dan mencari model ramalan yang terdiri daripada perlombongan data seperti model Regresi Logistik (RL) dan model Rangkaian Neural (RN) berdasarkan kepada kriteria kepekaan, ketentuan dan kadar ralat terendah dan untuk mengenalpasti faktor-faktor yang paling menyumbang kepada kerugian di kalangan koperasi. Kajian ini akan membangunkan satu model peramalan kerugian koperasi dan mengenal pasti model peramalan yang terbaik menggunakan perisian SPSS Clementine versi 12.0.

Rangkaian Neural (RN) telah banyak digunakan oleh penyelidik kerana penggunaannya lebih menyamai kepada struktur otak. Dalam analogi kepada otak, unit adalah sebuah entiti yang saling berhubungan dengan saraf (neuron). RN dibina berdasarkan hubungan di antara unit yang akan memberi tindak balas secara selari untuk setiap isyarat masukan yang diberikan kepadanya (Russell, 1996). RN telah muncul sebagai alat perlombongan data yang popular dalam kes-kes di mana teknik-teknik lain tidak boleh menghasilkan model ramalan yang memuaskan (Liberatore & Coghlan, 2008).

Neuron keluaran terhasil apabila hasil darab wajaran dengan masukan ditambah dengan pincang (*bias*), seperti yang ditunjukkan dalam rajah 1:



Rajah 1: Aliran proses Rangkaian Neural

Fungsi pengaktifan pula akan menggunakan hasil tambahan wajaran dengan masukan ini untuk menghasilkan keluaran. Majoriti Rangkaian Neural menggunakan fungsi sigmoid kerana lancar dan bersambungan. Wajaran adalah faktor yang paling penting dalam menentukan fungsi untuk Rangkaian Neural. Ianya akan mengubahsuai data untuk mendapatkan keluaran yang diinginkan. Jenis latihan yang digunakan adalah pembelajaran terselia yang mana akan memberikan masukan dan keluaran yang diinginkan kepada Rangkaian Neural. Apabila keluaran yang diinginkan tidak tepat, maka wajaran akan memperbetulkannya dengan menggunakan persamaan (1) (Cheung, 2002). Persamaan (1) di bawah menunjukkan persamaan untuk pembelajaran terselia.

$$W_{\text{baru}} = W_{\text{lama}} + \alpha (\text{diinginkan} - \text{keluaran}) * \text{masukan} \quad (1)$$

Di mana α adalah kadar pembelajaran dan W adalah wajaran

SPSS Clementine versi 12.0 adalah perisian aplikasi model perlombongan data dari IBM yang digunakan untuk membina model ramalan. Ia mempunyai visual gambaran yang membolehkan pengguna untuk memanfaatkan algoritma perlombongan statistik dan data tanpa pengaturcaraan. SPSS Clementine telah digunakan dalam industri seperti analisis pelanggan dan pengurusan perhubungan pelanggan, pengesanan penipuan dan pencegahan, mengoptimumkan tuntutan insurans, pengurusan risiko dan lain-lain lagi. Setiap kaedah mempunyai kekuatan tertentu dan paling sesuai untuk masalah yang tertentu (IBM Corp, 2008).

Terdapat 6 kaedah latihan untuk membina Rangkaian Neural iaitu Cepat, Dinamik, Pelbagai, Prun, Fungsi Asas Jejarian Neural (FAJN) dan Prun habisan. Perbezaan di antara keenam-enam kaedah ini diperolehi melalui SPSS Clementine Algorithms Guide versi 12.0. Namun kajian ini hanya menggunakan kaedah Cepat, Dinamik, Prun dan FAJN. Kaedah Cepat menggunakan peraturan ibu jari dan ciri-ciri data untuk memilih bentuk yang sesuai. Kaedah Dinamik pula mewujudkan topologi awal tetapi mengubah topologi dengan menambah dan atau mengeluarkan unit tersembunyi sebagai latihan. Kaedah Prun bermula dengan rangkaian yang besar dan membuang unit prun paling lemah dalam lapisan tersembunyi dan lapisan masukan sebagai hasil latihan. Kaedah FAJN pula menggunakan teknik yang sama terhadap K-bermakna berkelompok untuk sebahagian data berdasarkan nilai bidang sasaran.

Regresi Logistik (RL) adalah di mana sifat pembolehubah bersandarnya adalah dikotomi iaitu biasanya terdiri hanya atas dua nilai, mewakili berlaku atau tidak berlaku sesuatu kejadian yang biasanya diberi angka 0 atau 1. RL sebenarnya sama

dengan regresi linear berganda cuma bezanya adalah pembolehubah bersandar berbentuk pembolehubah patung, 0 dan 1. Sebagai contoh, keluaran kajian ini akan memberi nilai samada 0 atau 1 di mana 0 adalah koperasi untung (kurang berisiko untuk rugi) manakala 1 mewakili koperasi rugi (berisiko untuk rugi). RL juga tidak memerlukan andaian kenormalan data (Olis & Stk, 2002).

Persamaan (2) Regresi Logistik model untuk meramal hasil dikotomi ($y=1$) adalah seperti berikut:

$$P(y = 1) = \frac{1}{1 + e^{-z}} \quad (2)$$

Yang mana $z = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \dots + \beta_k x_k$

Setelah data dianalisis, nilai β , Eks (β) (juga dikenali sebagai nisbah had), dan nilai-p akan diterangkan. Pembolehubah dan nilai pekali akan didapati pada langkah yang terakhir setelah melalui prosedur untuk membuat peramalan.

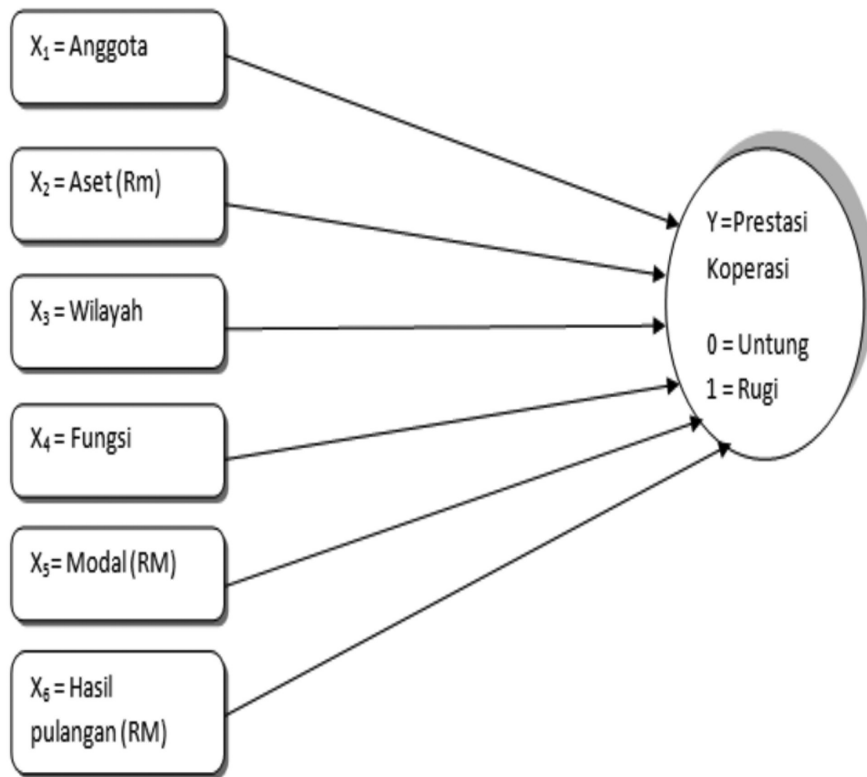
Tujuan kajian adalah untuk membina model peramalan RN dan RL, membuat perbandingan di antara dua model bagi mendapatkan model peramalan terbaik di antara model RN dan model RL berdasarkan kepada nilai kepekaan, ketentuan dan kadar ralat serta menentukan faktor-faktor yang mempengaruhi kerugian sesebuah koperasi.

KAEDAH KAJIAN

Data mengandungi satu pembolehubah bersandar (prestasi pendapatan) dan enam pembolehubah tidak bersandar (anggota, aset, wilayah, fungsi, modal dan hasil pulangan) merangkumi sebanyak 666 buah koperasi bermula dari tahun 2009, 2010 dan 2011 (3 tahun). Kajian untuk peramalan hendaklah melibatkan dokumen penyata kewangan yang telah diaudit untuk tempoh tiga tahun terakhir (Kaur & Singh, 2010). Laporan tahunan koperasi Terengganu mendapati daripada 666 buah koperasi ini, 84.2% (561) adalah 'untung' dan 15.8% (105) adalah 'rugi'. *Flag* digunakan untuk data yang mempunyai dua nilai yang berbeza seperti ya dan tidak, atau 1 dan 2. Data mungkin akan diwakili sebagai teks, nombor integer, nombor nyata, atau tarikh. Set aturan digunakan untuk menerangkan data yang mempunyai pelbagai nilai dan mengikut urutan. Sebagai contoh, kategori gaji, tahap kepuasan dan lain-lain. Set pula adalah untuk menerangkan pembolehubah yang sama ciri-ciri dengannya. Contohnya telefon yang mempunyai pelbagai jenis model tetapi di bawah satu jenama iaitu Samsung. Rajah 2 menunjukkan hubungan di antara pembolehubah bersandar dengan pembolehubah tidak bersandar.

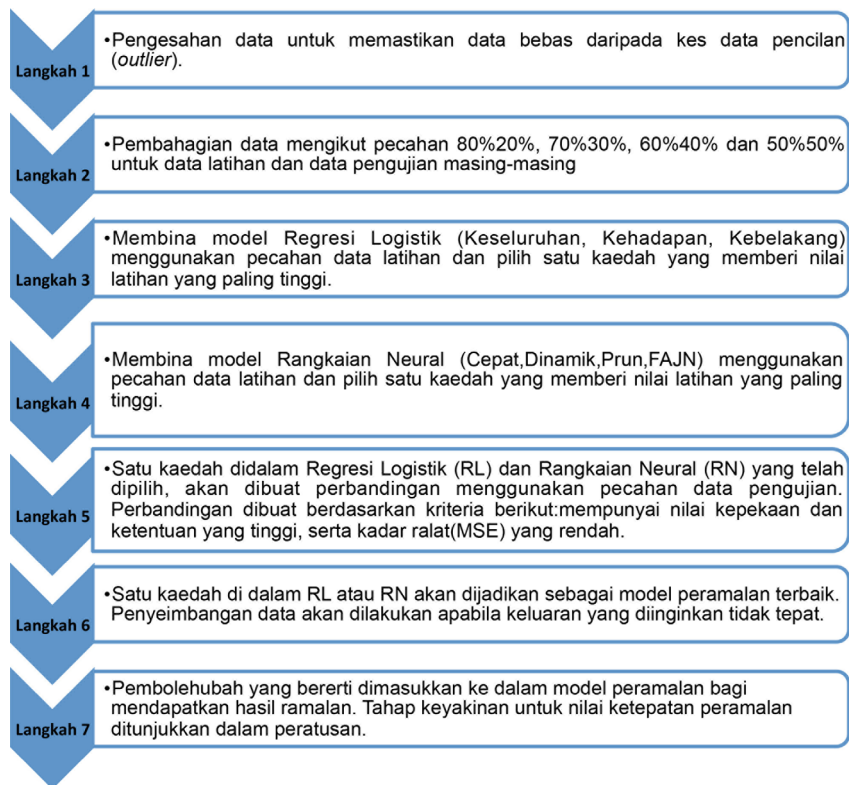
Jadual 1: Senarai pembolehubah yang terlibat dalam kajian

Bil.	Tahap Pengukuran	Ciri-ciri	Pewakilan Pembolehubah	Penerangan
1	<i>Flag</i> (keluaran)	Keluar	Y	Prestasi Koperasi : 0 = Untung 1 = Rugi
2	Set aturan (masukan)	Masuk	X_1	Anggota: 1 = 50-300 2 = 301-551 3 = 552-800 4 = 801-1051 5 = 1052-1302 6 = 1303-1502 7 = 1503 dan ke atas
3	Set aturan (masukan)	Masuk	X_2	Aset (RM) : 1 = 500-10500 2 = 10501-20501 3 = 20502-30502 4 = 30503-40503 5 = 40504-50504 6 = 50505-60505 7 = 60506-5000000
4	Set (masukan)	Masuk	X_3	Wilayah : 1 = Utara 2 = Selatan 3 = Negeri 4 = Tengah
5	Set (masukan)	Masuk	X_4	Fungsi : 1 = Pengguna 2 = Pertanian 3 = Perkhidmatan
6	Set aturan (masukan)	Masuk	X_5	Modal (RM) : 1 = 500-10500 2 = 10501-20501 3 = 20502-30502 4 = 30503-40503 5 = 40504-50504 6 = 50505-60505 7 = 60506-3700000
7	Set aturan (masukan)	Masuk	X_6	Hasil Pulangan (RM) : 1 = Mikro : 0-199999 2 = Kecil: 200000 - 999999 3 = Sederhana : 1 juta – 4 4999999 juta 5 = Besar : >= 5 juta



Rajah 2: Hubungan di antara pembolehubah dalam kajian

Rajah 3 menerangkan mengenai proses kajian ini dijalankan. Sebelum model peramalan dibangunkan, terdapat beberapa langkah yang harus diambil bagi mengenalpasti kesesuaian dan ketepatan model sejajar dengan ramalan yang hendak dilakukan. Data akan disaring terlebih dahulu bagi memastikan tidak terdapat data pencilan (*outlier*). Data pencilan yang didapatkan dihilangkan dari data yang ada agar tidak mengganggu ramalan keluaran. Oleh sebab itu, kajian telah menguji data menggunakan kedua-dua kaedah iaitu dengan data pencilan dan tanpa data pencilan dengan mengambil kira nilai ketepatan sebagai perbandingan. Proses pembahagian data merupakan salah satu proses utama dalam sebarang analisa kajian melibatkan peramalan. Ini kerana untuk mendapatkan model ramalan yang terbaik, aspek pembahagian data harus ditekankan supaya model mendapat data latihan yang secukupnya dan data pengujian dapat digunakan untuk menguji model tersebut. Bilangan data yang kurang untuk proses latihan akan menyebabkan model mungkin tidak dapat mempelajari taburan data dan pertaliannya dengan baik. Manakala data yang terlalu banyak untuk proses latihan akan melambatkan proses penumpuan (*convergence*) serta menyebabkan masalah *overtraining* yang akan menyebabkan model cenderung untuk menghafal



Rajah 3: Ringkasan metodologi kajian

data yang diberikan. Data terlebih dahulu dipecahkan kepada 2 bahagian iaitu data latihan dan data pengujian mengikut nilai pecahan yang berikut: 80% latihan dan 20% pengujian (Scoot, 1999), 70% latihan dan 30% pengujian (Abdul Halim, 2002), 60% latihan dan 40% pengujian (Fayyad et al, 1996) serta 50% latihan dan 50% pengujian (SPSS, 1995). Sampel data telah dilatih beberapa kali untuk mencari berapakah nisbah pecahan yang sepatutnya digunakan untuk membina model. Langkah itu dilakukan untuk mencari kaedah yang sesuai di dalam model Regresi Logistik dan Rangkaian Neural. Nisbah pecahan dipilih berdasarkan kepada nilai latihan yang tinggi untuk setiap model. Selepas itu, barulah model dibina mengikut nilai pecahan dan kaedah yang sesuai. Model peramalan yang terbaik diuji menggunakan data pengujian bagi mendapatkan nilai kadar ralat (MSE). Penny dan Chesney (2005) menjelaskan bahawa Regresi Logistik yang dianalisis menggunakan data yang lengkap kerap digunakan di dalam bidang perubatan, namun adalah tidak sesuai jika diuji dengan menggunakan data yang sama untuk membina model akhir. Oleh sebab itu, data telah diasingkan kepada dua pecahan.

Kesilapan dalam klasifikasi biasanya akan ditunjukkan di dalam matrik kesekenaan (menggunakan istilah matrik kekeliruan oleh sesetengah pengkaji). Matrik ini akan menunjukkan bilangan kes yang diklasifikasi dengan betul dan yang salah (Olson & Delen, 2008). Carta perolehan akan menunjukkan rumusan secara visual maklumat penting yang diberikan dalam jadual klasifikasi untuk menganggar pembolehubah bersandar. Carta perolehan untuk Regresi Logistik dan Rangkaian Neural dihasilkan melalui SPSS Clementine untuk data latihan dan data pengujian. Garis yang tertinggi terutama di sebelah kiri carta adalah model yang terbaik (Fakhr & Elsayad, 2012).

HASIL KAJIAN

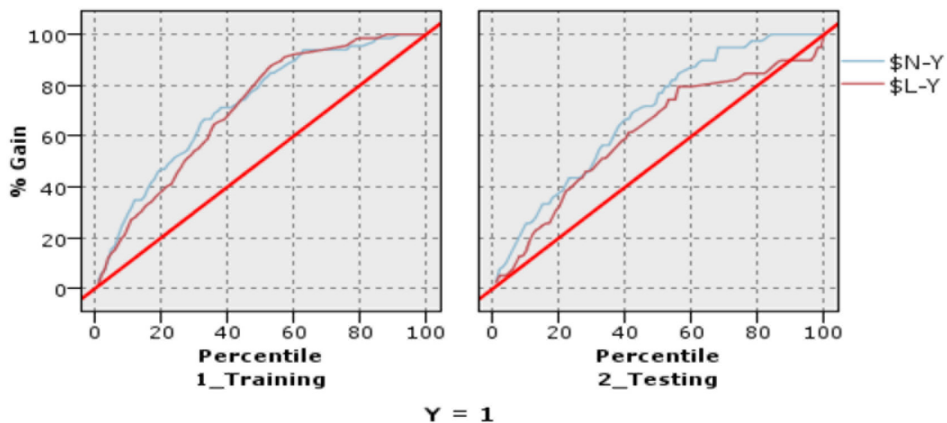
Nilai latihan paling tinggi adalah pada nilai pecahan 60% latihan dan 40% pengujian untuk kesemua kaedah berbanding pecahan 80% latihan dan 20% pengujian, 70% latihan dan 30% pengujian dan 50% latihan dan 50% pengujian. Oleh sebab itu, nilai tersebut ditetapkan sebagai pecahan untuk nilai latihan dan pengujian di dalam kajian ini. Sebanyak 399 (60%) daripada 666 data koperasi akan dijadikan sebagai latihan untuk model, manakala baki data sebanyak 267 (40%) dijadikan sebagai data pengujian untuk menguji model peramalan yang dipilih. Setelah mendapatkan nilai pecahan yang sesuai, data di analisis sekali lagi dengan menggunakan pecahan yang telah ditetapkan tersebut untuk mendapatkan kaedah yang paling sesuai untuk RN dan RL. Hasil perbandingan nilai latihan untuk pemilihan kaedah terbaik RN dan RL menunjukkan bahawa kaedah Prun (RN) dan kaedah Kebelakang (RL) adalah kaedah yang terbaik untuk membuat peramalan kerana mempunyai nilai latihan yang tertinggi.

Kedua-dua kaedah daripada Rangkaian Neural (Prun) dan Regresi Logistik (Kebelakang) dianalisis sekali lagi untuk mendapatkan kaedah peramalan yang terbaik. Data ujian sebanyak 267 (40%) digunakan untuk menguji kesahihan model. Kaedah yang memberi nilai pengujian paling tinggi dipilih menjadi model peramalan yang terbaik. Kriteria-kriteria pemilihan model ini didapati daripada matrik kesekenaan yang terhasil daripada nod analisis. Kadar ralat (MSE), nilai kepekaan dan ketentuan akan diperolehi daripada matrik kesekenaan tersebut (Wijadani & Suhartano, 2012). Jadual 2 dibawah menunjukkan rumusan perbandingan nilai untuk kaedah Prun dan Kebelakang. Kaedah prun di dalam Rangkaian Neural mempunyai nilai alfa = 0.9, permulaan eta = 0.3, eta merosot = 30, eta tinggi = 0.1 dan eta rendah = 0.01. Kadar ralat (MSE) adalah kriteria yang paling popular untuk melatih Rangkaian Neural (Deniz et al., 2003). Kaedah Prun mempunyai nilai kadar ralat yang rendah disamping mempunyai nilai kepekaan dan ketentuan yang tinggi berbanding dengan kaedah Kebelakang dalam Regresi Logistik. Garisan untuk

carta perolehan seperti dalam rajah 3 juga menunjukkan Rangkaian Neural dengan kaedah Prun memiliki nilai keyakinan yang lebih tinggi berbanding Regresi Logistik dengan kaedah Kebelakang. Ini mengukuhkan lagi hasil kajian bahawa Rangkaian Neural dengan kaedah Prun merupakan yang terbaik. Seterusnya, model peramalan Rangkaian Neural dengan kaedah Prun digunakan untuk menjadi model peramalan kerugian koperasi seperti dalam rajah 4.

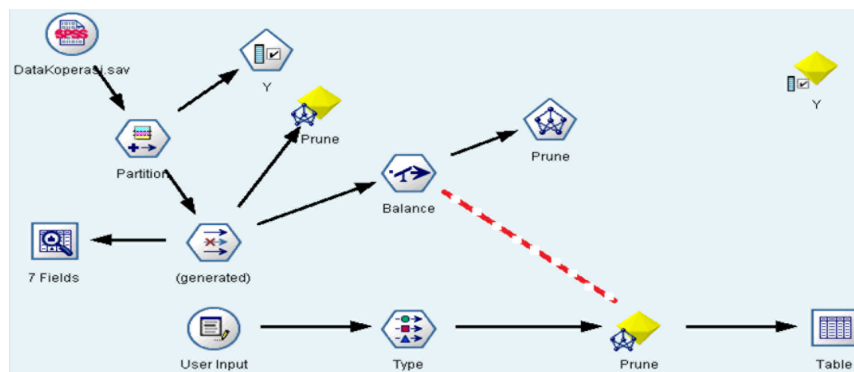
Jadual 2: Rumusan perbandingan nilai kadar ralat, kepekaan dan ketentuan untuk RN dan RL

Kaedah	Kadar Ralat (MSE)	Kepekaan	Ketentuan	Nilai Ujian
Prun	0.17 (17%)	0.829 (82.90%)	0.750 (75.00%)	0.8277 (82.77%)
Kebelakang	0.19 (19%)	0.826 (82.60%)	0.375 (37.50%)	0.8127 (81.27%)



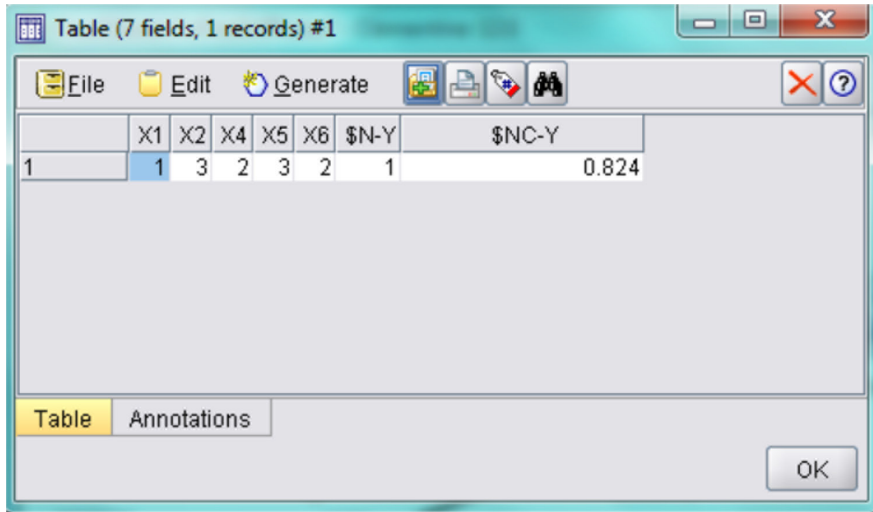
Rajah 3: Carta Perolehan untuk perbandingan antara kaedah Prun dengan Kebelakang

Catatan : \$L-Y mewakili Regresi Logistik
\$N-Y mewakili Rangkaian Neural

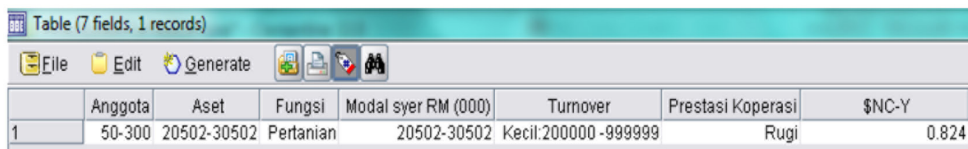


Rajah 4: Model peramalan terbaik Rangkaian Neural (Prun)

Rajah 5 menunjukkan contoh model peramalan untuk koperasi yang akan mengalami kerugian. Setelah beberapa nilai dimasukkan ke dalam pembolehubah tidak bersandar ($X_1=1, X_2=3, X_4=2, X_5=3, X_6=2$) model mengeluarkan keluaran rugi ($\#NY=1$) dengan nilai keyakinan sebanyak 0.824 (82.40%) berada di antara julat nilai keyakinan iaitu (0.024 - 0.96. Maka model ini terbukti sesuai untuk dijadikan model peramalan (SPSS Clementine versi 12.0: *Guideline*).



	X1	X2	X4	X5	X6	\$N-Y	\$NC-Y
1	1	3	2	3	2	1	0.824



	Anggota	Aset	Fungsi	Modal syer RM (000)	Turnover	Prestasi Koperasi	\$NC-Y
1	50-300	20502-30502	Pertanian	20502-30502	Kecil:200000-999999	Rugi	0.824

Rajah 5: Ramalan keluaran koperasi akan rugi

KESIMPULAN

Berdasarkan kepada keputusan model Rangkaian Neural, kajian telah menemui bahawa kaedah Prun merupakan kaedah yang terbaik berbanding Cepat, Dinamik dan FAJN. Hidayanto et al., (2010) menjelaskan bahawa kebanyakan kajian yang lepas mendapati kaedah Prun di dalam Rangkaian Neural adalah yang terbaik untuk mengesan sesuatu kes. Rangkaian Neural terus popular dan banyak digunakan di dalam perlombongan data. Ini diakui oleh Luk et al., (2000) yang menyatakan bahawa Rangkaian Neural merupakan satu alat pengiraan yang telah dibuktikan sangat berkuasa dan berjaya di dalam pengecaman corak dan penganggaran fungsi. Regresi Logistik mempunyai kelemahannya yang tersendiri dan menurut kajian oleh Roliana (2001), kekurangannya ialah seperti taburan data mesti diketahui terlebih dahulu.

Seperti yang telah disebutkan dalam bahagian kaedah kajian sebelum ini, matrik kesekenaan digunakan untuk mengira tahap keupayaan untuk meramal terhadap model peramalan. Rangkaian Neural dengan kaedah Prun telah dipilih sebagai model peramalan kerugian koperasi kerana mempunyai nilai ketepatan yang tinggi, nilai kepekaan yang tinggi serta kadar ralat (MSE) yang rendah (Penny dan Chesney, 2005).

Rangkaian Neural terbukti menjadi model peramalan yang terbaik jika dibandingkan dengan model Regresi Logistik (Fakhr dan Elsayad, 2012). Ianya memerlukan latihan yang kurang formal statistik, selain berkeupayaan untuk mengesan hubungan linear kompleks antara pembolehubah bersandar dan tidak bersandar. Rangkaian Neural dimodelkan berasaskan fungsi otak manusia dan dibina oleh nod-nod yang disusun dalam lapisan strukturnya bergantung kepada jenis dan kekompleksan Rangkaian Neural. Rangkaian Neural menyediakan pendekatan alternatif untuk pelbagai penyelesaian terhadap masalah kejuruteraan yang sukar diselesaikan oleh pendekatan konvensional (Luk et al., 2000). Namun, Rangkaian Neural mempunyai beberapa kekurangan. Rangkaian Neural adalah seperti kotak hitam yang mana kita tidak dapat mengetahui proses dalamannya. Walaupun Rangkaian Neural terpilih menjadi model terbaik untuk peramalan ini, namun ia tidak semestinya menjadi yang terbaik untuk menyelesaikan masalah yang lain. Rangkaian Neural masih terhad apabila digunakan untuk menyelesaikan sesuatu masalah. Menurut Toth et al., (2000), senibina dan ciri-ciri untuk rangkaian yang optima sangat bersandar kepada masalah dan tiada satu pun metodologi yang telah ditakrifkan untuk menyelesaikan masalah permodelan di dalam Rangkaian Neural.

Pembolehubah modal menjadi faktor yang paling penting dalam kerugian koperasi kerana mempunyai nilai pembolehubah penting yang paling tinggi iaitu 0.23 (23%). Dapatan ini disokong oleh Scott et al., (2007) yang juga menemui pembolehubah modal sebagai faktor penting yang menyumbang kepada kerugian koperasi.

CADANGAN

Untuk kajian masa hadapan, beberapa penambahbaikan boleh dibuat kepada kajian yang serupa dengan memasukkan lebih banyak pembolehubah peramal yang berkaitan dengan koperasi. Koperasi yang berisiko untuk mengalami kerugian haruslah lebih bekerja kuat dan memperbaiki struktur kepimpinan organisasi supaya dapat mengelak daripada berlakunya kerugian. Pihak berwajib perlu melakukan lebih banyak promosi supaya dapat menarik minat orang ramai untuk menyertai koperasi. Fungsi koperasi seperti dalam bidang pengguna, perkhidmatan dan pertanian perlu dipelbagaikan lagi supaya koperasi dapat berkembang. Selain itu, bilangan pemerhatian perlu

dipertingkatkan lagi dalam penyelidikan yang akan datang supaya peratusan keseimbangan antara berisiko dan tidak berisiko untuk mengalami kerugian dapat dikawal.

Sampel yang besar akan memberikan jawapan yang lebih tepat setelah di analisis. Kajian ini hanya menggunakan data koperasi yang berada di kawasan negeri Terengganu sahaja dan tidak melibatkan negeri lain kerana masalah kewangan dan masa. Kajian mencadangkan supaya data di ambil untuk seluruh Malaysia supaya mendapat keputusan yang lebih tepat.

Kajian juga melibatkan data sekunder sahaja. Kaedah pengumpulan data boleh dipelbagaikan lagi seperti dengan menggunakan borang soal kaji selidik. Di samping itu, bilangan pembolehubah tidak bersandar perlu diperbanyakkan lagi untuk mengetahui sama ada pembolehubah tersebut mempengaruhi kerugian pendapatan koperasi ataupun tidak.

Kajian untuk meramal prestasi sesebuah syarikat yang mempunyai pembolehubah bersandar jenis kategori boleh dijalankan dengan menggunakan teknik-teknik lain yang lebih seperti Mesin Sokongan Vektor, Senarai Keputusan dan lain-lain lagi (Fayyad et al., 1996).

RUJUKAN

- Abdul Halim, N. (2002). "Perbandingan antara Kaedah Box-Jenkins dan Kaedah Rangkaian Neural; Kajian Kes: Peramalan Permintaan dan Penawaran Nenas Di Syarikat Lee Pineapple." Fakulti Sains Komputer dan Sistem Maklumat, Universiti Teknologi Malaysia: Tesis Ijazah.
- Cheung, V. (2002). Parameter Sensitivity Analysis of Artificial Neural Network. *World Academic of Science, Engineering and Technology*, (70) 2012
- Deniz, E., Rao, A. N., & Principe, J. C. (2003). *Recursive Least Squares for an Entropy Regularized MSE Cost Function*. European Symposium on Artificial Neural Networks. Bruges (Belgium), pp.451-456.
- Fakhr, M., & Elsayad, A. M. (2012). *Steel Plates Faults Diagnosis with Data Mining Models*. Department of Computers and Systems, Electronics Research Institute, 12622 Bohoth St., Dokki, Geza, Egypt, 8(4), 506–514.
- Fayyad, U., Gregory, P., & Padhraic, S. (1996). *From Data Mining To Knowledge Discovery In Databases. Advances in knowledge discovery and data mining*. American Association for Artificial Intelligence Press, Calif, USA, pp. 1-34.
- Hidayanto, A. N., Hapsari, I. C., & Jiwanggi, M. A. (2010). *Penyakit Kanker*. Unpublished thesis. Universitas Indonesia, Depok, Jawa Barat.
- IBM, corp. (2008). *SPSS Modeler* - Wikipedia, the free encyclopedia. Accessed on 15 March 2011.
- Kaur, T., & Singh, R. (2010). *Faktor-Faktor Yang Mempengaruhi Kemajuan Koperasi Sekolah Di Daerah Kota Setar*. Accessed on 3 April 2011 from www.medc.com.my/medc/journals/volume5.pdf.
- Liberatore, M. J., & Coghlan, T. (2008). Business Intelligence: A Managerial Approach Section, Chapter 6: Neural Networks for Data Mining. Accessed on 8 June 2011 from http://www.villanova.edu/matthew.liberatore/Mgt2206/turban_online_ch06.pdf.
- Luk, K. C., Ball, J. E., & Sharma, A. (2000). A Study of Optimal Model Lag and Spatial Inputs to Artificial Neural Network for Rainfall Forecasting. *Journal of Hydrology*, 227, 56-65
- Olis (2002). *Analisis Regresi Logistik (Logistic Regression)*. Accessed on 12 October 2012 from <http://freepdfdb.com/pdf/analisis-regresi-logistik-logistic-regression-48366455.html>,1–7.
- Olson, D., & Delen, D. (2008). *Data Mining Process*. Accessed on 19 February 2011 from www.researchfor.me/pdf/354769161_mining_technique.pdf.
- Penny, K. I., & Chesney, T. (2005). *Imputation Methods to Deal with Missing Values when Data Mining Trauma Injury Data Motor vehicle crash*, International Conference Information Technology Interfaces (ITI) 2006, Cavtat, Croatia.

- Roliana Ibrahim (2001). “*Carian Corak Kelas Data Indeks Komposit BSKL Dalam Perlombongan Data menggunakan Model Rambatan balik*,” Universiti Teknologi Malaysia: Tesis Sarjana.
- Rumelhart, D. E., Hilton, G. E., & Williams, R. J. (1986). *Learning Internal Representation By Error Propagation*. Accessed on 18 November 2011 from www.dl.acm.org/citation.cfm.
- Russell, I. (1996). *Brief History of Neural Networks*. Accessed on 2 January 2012 from web.hartford.edu/compsci/neural-networks-history.html.
- Scott, B., Michael, B., Kevin, D., & David, B. (2007). Devolved Government and Public Sector Pay Reform: Considerations of Equity and Efficiency. *Journal of Agricultural and Applied Economics*, 39(4), 519-539.
- Toth, E., Brath, A., & Montanari, A. (2000). Comparison of short-term rainfall prediction models for real-time flood forecasting. *Journal of Hydrology*, 239, 132-147.
- Westgaard, S., & Wijst, N. V. D. (2001). Default Probabilities in A Corporate Bank Portfolio: A Logistic Model Approach, *Journal of Operational Research*, 135(2), 338–349.
- Wijdani, A. H., & Suharto. (2012). Pemodelan Faktor-Faktor yang Mempengaruhi Prestasi Mahasiswa Pasca Sarjana ITS dengan Regresi Logistik dan Neural Network. *Jurnal Sains dan Seni ITS*, 1(1).

LATAR BELAKANG PENULIS

Nor Bazilah binti Safiar merupakan seorang pensyarah matematik di Mara Ketengah International College (MKIC) Dungun, Terengganu. Mendapat pendidikan awal di Sekolah Rendah Kebangsaan Teluk Pasu, Kuala Terengganu (1993-1998). Seterusnya pendidikan peringkat menengah di Sekolah Menengah Kebangsaan Manir (1999-2003). Beliau menerima tawaran mengikuti Diploma Sains Kuantitatif di UITM Perak selama tiga tahun (2004-2007). Selepas itu, melanjutkan pengajiannya di peringkat Ijazah Sarjana Muda Statistik di UITM Kota Bharu (2007-2010). Beliau telah melanjutkan pelajaran ke peringkat Ijazah Sarjana Sains Matematik pada Januari 2011 di Universiti Malaysia Terengganu. Beliau memilih untuk membuat penyelidikan yang tertumpu kepada 'Perbandingan Model Regresi Logistik Dan Rangkaian Neural Bagi Mengukur Kerugian Pendapatan Koperasi' di bawah seliaan PM Dr. Sabri bin Ahmad. Berpengalaman sebagai pensyarah separuh masa sepenuh masa di UITM Mukah, Sarawak dalam subjek Matematik Algebra dan Matematik Perniagaan selama satu semester.