

## SPATIAL MODELING VARIOUS TYPES OF SLOPE FAILURE USING ARTIFICIAL NEURAL NETWORK (ANN) IN PULAU PINANG, MALAYSIA

## PEMODELAN RUANGAN PELBAGAI JENIS KEGAGALAN CERUN MENGGUNAKAN RANGKAIAN SARAF BUATAN (ANN) DI PULAU PINANG, MALAYSIA

Nuriah Abd Majid<sup>a</sup>, Ruslan Rainis<sup>b</sup>, Wan Mohd Muhiyuddin Wan Ibrahim<sup>b</sup>

<sup>a</sup>Institut Alam Sekitar dan Pembangunan (LESTARI), Universiti Kebangsaan Malaysia, Bangi, Selangor, Malaysia

<sup>b</sup>Bahagian Geografi, Pusat Pengajian Ilmu Kemanusiaan, Universiti Sains Malaysia, Pulau Pinang, Malaysia

### Article history

Received

6 July 2017

Received in revised form

16 February 2018

Accepted

28 February 2018

Published online

3 June 2018

\*Corresponding author  
nuriah@ukm.edu.my

### Graphical abstract



### Abstract

This paper discusses the modeling of various types of slope failure using the artificial neural network (ANN) in Penang. Slope failure areas identified by field trips. However, the existing models do not categorize the various types of slope failure, therefore the model to be developed will categorize a variety of types of slope failure has occurred. The objective of the study is to model various types of slope failure using an artificial neural network (ANN). A total of 12 variables that influence the occurrence of slope failure is used to develop spatial model of slope failure. Among the factors are distant from slope failure to road, distant from slope failure to river, distant from slope failure to lineament, lithology, land use, soil series, average annual rainfall, slope aspect, slope steepness, topographic elevation (DEM), the curvature of the slope and vegetation index. The results of this study show a satisfactory performance in which the accuracy of the original model is 76.63%. The performance of the model is evaluated using independent data set of 20%, and the accuracy of 73.85%.

*Keywords:* Slope Failure, Artificial Neural Network (ANN), GIS, spatial model, Pulau Pinang

### Abstrak

Kertas kerja ini membincangkan pemodelan pelbagai jenis kegagalan cerun menggunakan aplikasi rangkaian saraf buatan (ANN) di Pulau Pinang. Kawasan kegagalan cerun dikenal pasti berdasarkan lawatan lapangan. Walau bagaimanapun model yang sedia ada tidak mengkategorikan pelbagai jenis kegagalan cerun, oleh yang demikian model yang akan dibangunkan akan mengkategorikan pelbagai jenis kegagalan cerun yang telah berlaku. Objektif kajian adalah memodelkan pelbagai jenis kegagalan cerun menggunakan rangkaian saraf buatan (ANN). Sebanyak 12 faktor pembolehubah yang mempengaruhi kejadian kegagalan cerun digunakan untuk membangunkan model ruang kegagalan cerun. Antaranya faktor tersebut ialah jarak kegagalan cerun ke jalan, jarak kegagalan cerun ke sungai, jarak kegagalan cerun ke lineamen, jenis litologi, jenis gunatanah, siri tanah, purata hujan tahunan, aspek cerun,

kecuraman cerun, ketinggian topografi (DEM), kelengkungan cerun dan indeks tumbuhan. Hasil kajian ini menunjukkan pencapaian yang memuaskan di mana model asal menunjukkan peratusan kejadian kegagalan cerun yang diramalkan tepat ialah sebanyak 76.63%. Pencapaian model dinilai dengan menggunakan set data bebas sebanyak 20% dari kejadian kegagalan cerun. Penilaian ketepatan adalah sebanyak 73.85%.

*Kata kunci:* Kegagalan cerun, Rangkaian saraf buatan (ANN), GIS, model ruangan, Pulau Pinang

© 2018 Penerbit UTM Press. All rights reserved

## 1.0 PENGENALAN

Kegagalan cerun telah menyumbang kepada kerugian harta benda, infrastruktur, kehilangan nyawa dan kemusnahan alam sekitar melibatkan kos berjuta dolar di seluruh dunia (Raghuvanshi *et al.*, 2014; Pradhan dan Lee, 2010; Kanungo *et al.*, 2006; Crozier dan Glade, 2005; Dai *et al.*, 2002).

Kegagalan cerun merupakan suatu proses yang kompleks yang menyebabkan perubahan parameter dalaman dan luaran yang mencetuskan proses kegagalan cerun. Parameter dalaman yang mengawal keadaan kestabilan cerun adalah faktor geologi (seperti litologi atau jenis tanah, ketakselajaran struktur, kekuatan ricih bahan dan air bawah tanah), geometri cerun (seperti kecuraman cerun, aspek, ketinggian dan kelengkungan), penggunaan tanah dan litupan tanah (Raghuvanshi *et al.*, 2014; Wang and Niu, 2009; Ayalew *et al.*, 2004). Menurut Tjia (1987) kegagalan cerun ditakrifkan sebagai pergerakan jisim tanah dan puing batuan yang besar menuruni bukit akibat tindakan graviti. Ia melibatkan jisim bahan yang besar berlaku dengan amat pantas menyebabkan bahaya kerana kerosakan besar yang boleh berlaku terhadap harta benda dan nyawa. Justeru, peningkatan kejadian kegagalan cerun akan mengundang kepada pelbagai masalah ekoran kawasan tanah tinggi menjadi tumpuan pemaju untuk dibangunkan seperti kajian Nuriah (2017); Kannan *et al.*, (2013); Sharma *et al.*, (2013); dan Alimohammadlou *et al.*, (2013); Hal ini kerana kegagalan cerun merupakan suatu fenomena yang kompleks dalam ruang masa hasil daripada interaksi faktor seperti geologi, geomorfologi, fizikal dan manusia (Varnes, 1978; Cruden & Varnes, 1996; Knapen *et al.*, 2006; dan Goetz *et al.*, 2011). Antara parameter yang mencetuskan ketidakstabilan cerun adalah seismik (Bommer *et al.*, 2002; Keefer, 2000; Parise dan Jibson, 2000), hujan (Dahal *et al.*, 2006; Dai dan Lee, 2001; Collison *et al.*, 2000) dan aktiviti buatan manusia (Wang dan Niu, 2009).

Sejak beberapa tahun yang lalu, para penyelidik telah melakukan penilaian risiko kegagalan cerun,

ramalan dan penzonan kegagalan cerun menerusi pelbagai pendekatan. Antara pendekatan yang digunakan dalam penilaian bencana kegagalan cerun adalah penilaian kepakaran, kaedah statistik dan penilaian deterministik (Leroi, 1997; Guzzetti *et al.*, 2004; Fall *et al.*, 2006; Kanungo *et al.*, 2006).

Teknik penilaian pakar boleh diklasifikasikan kepada dua iaitu pemetaan inventori dan pendekatan heuristik (Fall *et al.*, 2006). Pemetaan inventori adalah kaedah yang mudah di mana kejadian kegagalan cerun direkodkan bagi lokasi dan ukuran masing-masing (Dai *et al.*, 2002; Fall *et al.*, 2006). Kelemahan kaedah ini adalah menunjukkan kecenderungan bagi kawasan-kawasan kegagalan cerun yang telah diperhatikan. Walau bagaimanapun, ia mungkin tidak memberikan maklumat mengenai kecenderungan kejadian kegagalan cerun bagi kawasan-kawasan yang mungkin mempunyai potensi kegagalan cerun untuk masa depan (Casagli *et al.*, 2004).

Kaedah statistik digunakan untuk menilai kestabilan cerun berdasarkan hubungan antara faktor-faktor penyebab (Carrara *et al.*, 1992). Dalam pendekatan ini, penilaian bencana kegagalan dibuat secara tidak langsung menggunakan kaedah statistik dengan memberi sumbangan relatif kepada parameter ketidakstabilan kegagalan cerun (Westen, 1994). Dai dan Lee (2001) menyimpulkan kegagalan cerun dapat dinilai dengan menggunakan pemberat bagi setiap faktor pembolehubah. Kelemahan utama kaedah statistik berkaitan dengan kualiti dan kekerapan data kejadian kegagalan cerun dan faktor-faktor berkaitan yang terlibat dalam menghasilkan korelasi statistik (Fall *et al.*, 2006).

Pendekatan deterministik menyediakan analisis bahaya dalam bentuk faktor keselamatan atau kebarangkalian. Ia menyediakan hasil kuantitatif bagi bencana kegagalan cerun digunakan secara langsung dalam reka bentuk kejuruteraan. Pendekatan deterministik memerlukan data geoteknik terperinci, geometri cerun, geologi, dan data geoteknik boleh digunakan pada skala yang besar sahaja (Barredo *et al.*, 2000). Kaedah deterministik memerlukan analisis terperinci dan

hanya boleh digunakan bagi cerun tunggal (Fall *et al.*, 2006). Setiap satu pendekatan ini mempunyai kekuatan dan kelemahan tersendiri (Raghuvanshi *et al.*, 2014; Fall *et al.*, 2006; Kanungo *et al.*, 2006; Casagli *et al.*, 2004; Guzzetti *et al.*, 1999; Leroi, 1997). Semua kaedah mempunyai tahap ketepatan tertentu kerana parameter dipertimbangkan berdasarkan data yang diproleh (Carrara *et al.*, 1995).

Kebanyakan teknik yang digunakan bagi penilaian kegagalan cerun memerlukan jumlah data yang besar mengenai pelbagai penyebab. Jenis data yang diperlukan bergantung kepada skala kajian dan teknik yang digunakan bagi penilaian bahaya kegagalan cerun. Bagi tujuan analisis yang besar jumlah data dan analisis sistem maklumat geografi diperlukan (GIS) (Lan *et al.*, 2004; Carrara *et al.*, 1995). Banyak kajian telah dijalankan dalam penilaian bahaya kegagalan cerun menggunakan GIS seperti yang telah digunakan oleh Nuriah, 2017; Peng *et al.*, (2012); Kanungo *et al.*, (2006); Ayalew dan Yamagishi, (2004); Sarkar dan Kanungo, (2004); Lee & Min, (2001); dan Carrara *et al.*, (1995). Guzzetti *et al.*, (1999) meringkaskan kajian penilaian bahaya kegagalan cerun. Kajian digunakan dengan menggunakan model kebarangkalian (Akgun *et al.*, 2008; Dahal *et al.*, 2008; Clerici *et al.*, 2002; Lee dan Talib 2005; Lee dan Pradhan 2006). Model regresi logistik juga telah digunakan untuk pemetaan bahaya kegagalan cerun (Akgun dan Bulut 2007; Tunusluoglu *et al.*, 2008; Lamelas *et al.*, 2008; Wang dan Sassa 2005; Atkinson dan Massari 1998; Suzen dan Doyuran 2004; Dai dan Lee 2002) di kawasan yang berlainan di dunia. Model geoteknikal dan model faktor keselamatan juga telah digunakan oleh ramai penyelidik (Gokceoglu *et al.*, 2000; Romeo (2000); Rece dan Capolongo (2002); Carro *et al.*, 2003; Zhou *et al.*, 2003; Youssef *et al.*, 2009). Penilaian kegagalan cerun menggunakan GIS, termasuk menggunakan fuzzi logik, dan model ANN telah digunakan di kawasan lain (Ercanoglu dan Gokceoglu 2002; Lee dan Pradhan 2007; Pradhan *et al.*, 2009; Choi *et al.*, 2010).

Kegagalan cerun kerap berlaku di Malaysia disebabkan oleh hujan lebat terutama pada musim tengkujuh disebabkan oleh Monsun Barat Daya dari akhir Mei hingga September, dan monson Timur Laut dari bulan November hingga Mac. Menurut Tay *et al.*, (2014) kegagalan cerun adalah sukar diramalkan, namun demikian kegagalan cerun dapat dikelaskan kepada beberapa kategori. Oleh yang demikian, mengenalpasti kawasan berisiko tinggi adalah penting dalam ramalan kegagalan cerun.

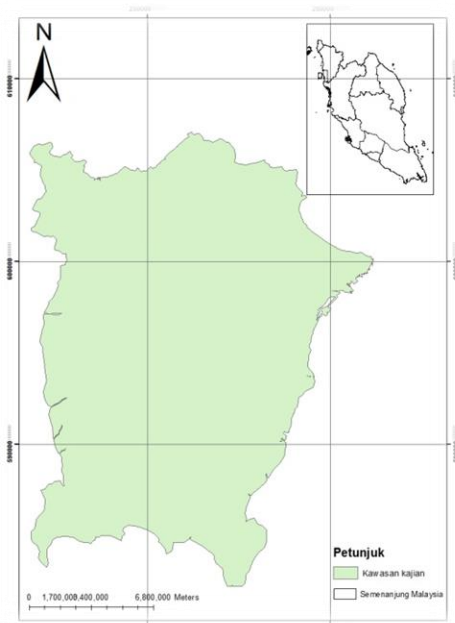
Sebelum ini, tidak begitu banyak kajian kegagalan cerun di Pulau Pinang. Lee dan Pradhan (2007) membuat kajian berkaitan dengan bencana dan risiko kegagalan cerun menggunakan model nisbah kekerapan, kaedah logistik regresi dan rangkaian saraf buatan (ANN). Walau

bagaimanapun kajian yang dilakukan lebih bersifat agregat iaitu kejadian kegagalan cerun tanpa mengambilkira jenis kegagalan cerun yang berlaku. Oleh yang demikian kajian ini mengambil inisiatif untuk menilai kejadian pelbagai jenis kegagalan cerun. Hal ini kerana jenis kegagalan cerun yang berbeza mempunyai ciri-ciri berbeza serta risiko dan langkah pencegahan adalah berbeza. Tujuan kajian ini adalah menghasilkan peta kebolehtahanan kegagalan cerun berdasarkan pelbagai jenis kegagalan cerun yang berbeza di Pulau Pinang dengan menggunakan kaedah ANN. Untuk tujuan ini, data dikumpulkan berdasarkan parameter yang digunakan bagi mengkaji kegagalan cerun di kawasan kajian. Seterusnya pengiraan nisbah kekerapan dilakukan bagi setiap pembolehubah dan pelbagai jenis kegagalan cerun. Akhirnya, peta kebolehtahanan kegagalan cerun pelbagai jenis dihasilkan dan ketepatannya dibincangkan.

## 2.0 METODOLOGI

### 2.1 Kawasan kajian

Pulau Pinang terletak di Selat Melaka pada garis lintang latitud  $5^{\circ} 8' \text{ U} - 5^{\circ} 35' \text{ U}$  dan longitud  $100^{\circ} 8' \text{ B} - 100^{\circ} 32' \text{ B}$ . Menurut Banci Penduduk 2010 (Jabatan Perangkaan Malaysia, 2013), jumlah penduduk di Negeri Pulau Pinang seramai 1.6 juta orang iaitu 5.7% dari anggaran jumlah penduduk Malaysia. Kepadatan penduduk di Pulau Pinang seramai 1,505 orang bagi setiap km persegi. Rajah 1 menunjukkan kawasan kajian. Pulau Pinang adalah antara kawasan perbandaran terawal di Malaysia yang pesat membangun. Purata kadar pertumbuhan penduduk tahunan adalah 2.0 peratus. Hampir 50 peratus daripada Pulau Pinang adalah tanah tinggi. Penduduk yang bertambah meningkatkan permintaan dan projek pembangunan bagi menampung keperluan penempatan penduduk. Menurut Jabatan Meteorologi pada 2015 suhu Pulau Pinang adalah antara minimum  $24^{\circ} \text{ C}$  hingga maksimum  $30^{\circ} \text{ C}$ . Pulau Pinang mempunyai suhu yang seragam, kelembapan yang tinggi dan hujan yang banyak. Terdapat pelbagai jenis guna tanah di Pulau Pinang, diantaranya adalah pertanian, pembangunan, penempatan, perindustrian, kemudahan, pendidikan dan banyak lagi. Geologi Pulau Pinang sebahagian besarnya terdiri daripada granit dan kuaternari.



Rajah 1 Kawasan kajian

## 2.2 Model Ruangan

Model ini menghubungkan kegagalan cerun dengan faktor ruangnya. Setiap faktor dan justifikasi kepentingan setiap pemboleh ubah yang dipertimbangkan dalam kajian ini akan dinyatakan secara terperinci pada perbincangan yang seterusnya.

$$C_m = f (F_1, F_2, F_3, F_4, F_5, F_6, F_7; L_1, L_2, L_3; P; M) \dots\dots (3.3)$$

di mana =  $C_m$  = Kegagalan cerun mengikut jenis cerun  $m$

$F_1$  = Siri tanah

$F_2$  = Kelengkungan cerun

$F_3$  = Aspek cerun

$F_4$  = Kecuraman cerun

$F_5$  = Litologi batuan

$F_6$  = Ketinggian topografi

$F_7$  = Indeks Tumbuhan

$L_1$  = Kegagalan cerun ke jalan

$L_2$  = Jarak kegagalan cerun ke sungai

$L_3$  = Jarak kegagalan cerun ke lineamen

$P$  = Purata hujan tahunan

$M$  = Jenis gunatanah

Menurut Hutchinson (1995), kegagalan cerun adalah hasil daripada evolusi atau pembangunan progresif melampau yang berlaku ke atas permukaan bumi dan yang nyata disebabkan oleh tindakan geologi, geomorfologi dan proses iklim tetapi juga kesan negatif daripada aktiviti manusia.

Menurut Mwaniki *et al.*, (2015) kegagalan cerun dan luluhawa tanah adalah sebahagian daripada permukaan proses geomorfologi yang memberi

kesan kepada rupa bumi yang berbeza-beza pada keadaan iklim menyebabkan anjakan penduduk dan kesan negatif ke atas alam sekitar (Ali mohammadlou *et al.*, 2013). Maklumat kejadian kegagalan cerun wujud dalam bentuk terperinci inventori dan peta bencana manakala di kawasan kegagalan cerun sering berlaku di mana tiada maklumat sedemikian wujud, penduduk terdedah kepada risiko cerun yang tidak stabil (Taherynia *et al.*, 2014). Bahaya kegagalan cerun masa depan mempunyai kebarangkalian yang tinggi berulang di bawah keadaan pencetus sama, oleh itu ia adalah penting untuk memetakan kegagalan cerun terdahulu, syarat dan proses yang menggalakkan ketidakstabilan dalam usaha untuk meramal dan menganggarkan kejadian masa depan (Guzzetti *et al.*, 2012). Walau bagaimanapun, kegagalan cerun boleh berlaku di kawasan-kawasan yang tidak mempunyai sejarah aktiviti kegagalan cerun disebabkan oleh aktiviti manusia, perubahan topografi dan atau keadaan hidrologi (Highland & Bobrowsky, 2008). Pemetaan kegagalan cerun terjejas dan kawasan tanah terhakis oleh itu langkah keselamatan (Lee & Pradhan, 2006), dan juga bantuan penggunaan efisien mencukupi sumber berasaskan tanah oleh itu meningkatkan produktiviti sumber tanah.

Kajian ini bertujuan membina satu model kegagalan cerun yang pelbagai jenis. Oleh itu ia memerlukan satu kaedah yang mampu menyediakan keupayaan tersebut. Terdapat beberapa kaedah yang sesuai digunakan bagi memodelkan pelbagai jenis seperti analisis diskriminan, logistik regresi dan ANN, dan kajian ini menggunakan kaedah ANN kerana ia mampu mengendalikan 4 jenis, disamping kelebihan-kelebihan lain.

Kajian ini menggunakan kaedah ANN. Hal ini kerana kelebihan model ANN adalah berasaskan model fizikal dan berkemampuan untuk belajar hubungan set data yang kompleks (Lin *et al.*, 2009). ANN tidak perlu pendefinisian sistem, ANN bergantung pada parameter fizikal. Kaedah statistik memerlukan model fizikal atau matematik bagi menunjukkan pergantungan fungsi terhadap model output (Neaupane & Achet, 2004). Kaedah fizikal berdasarkan formula matematik yang meliputi analisis kestabilan cerun dengan menggunakan ANN bagi menghasilkan peta yang kompleks (Liu *et al.*, 2006). Choi *et al.*, (2009) pula menggunakan model ANN dalam pemetaan kegagalan dan pengujian model menggunakan data kegagalan cerun.

Selain itu ANN dapat membina model dengan meramal hasil dari input (Pradhan, 2011). ANN juga berkemampuan berhadapan dengan data yang tidak berstruktur, tidak lengkap dan tidak mempunyai pertalian yang jelas (Lee *et al.*, 2004). Menurut Maier & Dandy (2001), kaedah memproses data yang terdapat dalam model ANN juga membezakan model ini dengan model lain. Model

ANN adalah termasuk dalam kumpulan komputer berselari yang membenarkan pemprosesan maklumat berlaku secara serentak (Maier & Dandy, 1996; Dayhoff, 1990). Data-data ini diproses oleh sejumlah elemen pemprosesan yang saling berkaitan antara satu dengan yang lain. Model ANN boleh memproses saiz data yang besar dalam masa yang sangat singkat (Maier & Dandy, 2001).

ANN menggunakan contoh daripada corak data latihan ini untuk menentukan corak data yang baru dan membuat penyelesaian terhadap masalah yang dihadapi (Caniani *et al.*, 2007). ANN boleh belajar sendiri pengkorelasi tersembunyi dan sesuai untuk menyelesaikan masalah yang kompleks (Cai *et al.*, 1998). Analisis ANN boleh dijalankan dalam keadaan data yang lompong dan ANN bebas daripada pengedaran statistik data, dan tidak ada keperluan khusus parameter statistik (Lee *et al.*, 2004) dan Lee, (2009).

Hubungan antara neuron di dalam setiap lapisan telah menghubungkan berat, yang secara berulung diselaraskan oleh algoritma latihan untuk mengurangkan kesilapan dan menyediakan ramalan yang tepat, (IBM, 2012). ANN merupakan rangkaian saraf biologi yang meniru sistem otak manusia dan menggunakan fungsi matematik nonlinear (Turban & Aronson, 2001); dan Abdul Ghani, (2005). Penggunaan kaedah ini dapat mengenalpasti hubungan antara pembolehubah kompleks dalam statistik. ANN adalah mekanisme komputer yang boleh memaparkan, mengira dan memetakan pelbagai maklumat seperti kajian Garrett (1994); Paola & Schowengerdt, (1995) dan Atkinson & Tatnall, (1997). Metod ANN dapat membezakan kelas antara data berdasarkan statistik oleh Pradhan & Lee, (2010b). Penentuan parameter bagi setiap lapisan nod tersembunyi, jumlah nod di lapisan tersembunyi yang berkaitan dengan ANN secara tidak langsung untuk mendapatkan hasil yang optimum. Menurut Paliwal & Kumar, (2009) kaedah ANN adalah proses yang sangat memakan masa. ANN merupakan sistem pemprosesan selari yang berupaya menyimpan pengetahuan latihan (Gopal, 1998). ANN terdiri daripada nod-nod dan elemen pemprosesan yang saling berkait menggunakan algoritma untuk belajar dan menyimpan pengetahuan dalam nod tersembunyi untuk pemprosesan dalam latihan oleh Abdul Ghani Sarip, (2005); Pradhan, (2011). Perisian ini berkemampuan untuk membina sebuah model, kaedah yang memperbaiki ketepatan model yang dengan menyesuaikan algoritma menurut Elder *et al.*, (2003); Pearl & Bar-Or, (2009). ANN ini dibangunkan dengan menggunakan model matematik, ANN adalah sistem yang fleksibel yang semakin digunakan dalam model ramalan.

Setiap neuron memproses elemen dan memberi respon pada input dari nod-nod lain oleh Poudyal *et al.*, (2010); Atkinson & Tatnall, (1997). Input-input yang dilatih adalah proses untuk meramal hasil (Poudyal *et*

*al.*, 2010). Corak latihan dapat menunjukkan interaksi dalam *feed forward* untuk menghasilkan hasil dan menunjukkan kesalahan dalam rangkaian (Poudyal *et al.*, 2010). Data ujian mestilah berbeza dari data latihan bagi mendapatkan ketepatan yang baik (Pradhan *et al.*, 2010).

ANN menggunakan struktur seni bina *Multilayer perceptron* (MLP) terdiri daripada lapisan input, atau lebih lapisan tersembunyi dan lapisan hasil. Data dimasukkan ke dalam lapisan input dan diubah oleh pemberat dan neuron seperti yang mengalir melalui rangkaian. Hasil rangkaian transformasi keputusan yang membentuk hubungan antara neuron dan pemberat.

Model ANN telah diaplikasi dalam pelbagai bidang, tidak ketinggalan juga dalam bidang kegagalan cerun. ANN dalam kegagalan cerun sudah tidak asing lagi bagi mendapatkan model ramalan yang baik. Terdapat ramai pengkaji menggunakan aplikasi ANN dalam kajian mereka. Antara pengkaji yang menggunakan ANN dalam kajian mereka adalah Gomez & Kavzoglu, (2005); Lee & Pradhan, (2007); Pradhan & Pirasteh, (2010); Conforti *et al.*, (2014); Nuriah, (2017); Ercanoglu & Gokceoglu, (2002); Pistocchi *et al.*, (2002); Lee *et al.*, (2004); Tangestani, (2004); Lee (2007); Pradhan *et al.*, (2009); Pradhan & Lee, (2010b); Poudyal *et al.*, (2010); Choi *et al.*, (2010); Chauhan *et al.*, (2010); Lin *et al.*, (2009); dan Kawabata *et al.*, (2009).

Pengkaji menggunakan pembolehubah yang berlainan dalam kawasan kajian yang berbeza. Hal ini kerana pemodelan menggunakan ANN mampu menghasilkan dan meramal kawasan yang bakal berlakunya kegagalan cerun di masa akan datang. Choi *et al.*, (2010) telah menggunakan model ANN dalam pemetaan kerentanan kegagalan cerun pengesahan model dilakukan menggunakan data kegagalan cerun yang sedia ada. Choi *et al.*, (2010) mencapai ramalan ketepatan (81.36%). Selain itu Nefeslioglu *et al.*, (2008) menunjukkan bahawa ANN memberi penilaian yang lebih optimis terhadap kerentanan kegagalan cerun daripada analisis regresi logistik, manakala Melchiorre *et al.*, (2008) meningkat keupayaan ramalan dan keteguhan ANN dengan memperkenalkan analisis kelompok. Selain itu, Kanungo *et al.*, (2006) menunjukkan bahawa peta kegagalan cerun berasal dari ANN digabungkan dan prosedur fuzzy adalah yang terbaik di kalangan teknik pemberat lain.

Penilaian kerentanan kegagalan cerun menggunakan GIS dan ANN telah digunakan oleh penyelidik di negara-negara yang berbeza Pistocchi *et al.*, (2002); Lee *et al.*, (2004); Pradhan *et al.*, (2009) telah digunakan dengan tapak latihan yang berbeza bagi kegagalan dan analisis risiko di Pulau Pinang di Malaysia. Pradhan dan Lee (2007) telah menghasilkan peta kerentanan kegagalan cerun dan analisis risiko untuk Pulau Pinang menggunakan nisbah kekerapan dan model regresi logistik. Model-model ini tidak memberikan pemberat kepada

parameter penyebab kegagalan cerun. Penentuan pemberat boleh dilakukan melalui ANN.

Selain itu, kajian baru-baru ini di universiti tempatan telah mendedahkan bahawa lebih banyak kajian diperlukan untuk pembangunan model baru untuk mendapatkan keputusan terbaik ketepatan dalam analisis bahaya kegagalan cerun. Oleh itu, terdapat keperluan untuk menentukan pemberat bagi parameter penyebab menggunakan data yang ada dan membangunkan model itu untuk menguji dalam suasana Malaysia.

### 2.3 Pengumpulan Data

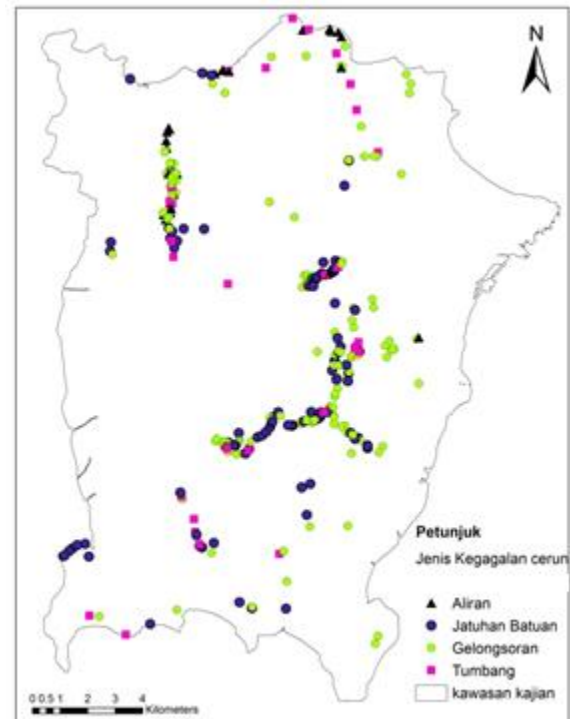
Kawasan kajian adalah antara lokasi yang sering berlaku bencana kegagalan cerun. Sebanyak 323 titik kegagalan cerun telah dikenalpasti di kawasan kajian. Rajah 3a, b, c, dan d menunjukkan contoh-contoh kegagalan cerun di kawasan lapangan. Pemetaan kawasan kegagalan cerun di lapangan dilakukan dengan menggunakan alat Sistem Pertetakan Global (GPS). Koordinat longitud dan latitud bagi setiap kegagalan cerun direkodkan untuk memetakan lokasinya. Kejadian sebenar di lapangan diwakili dengan titik.

Untuk keperluan permodelan dan analisis seperti yang lazim dipraktikkan dalam literatur kejadian sebenar harus diimbangi dengan lokasi yang tiada kegagalan cerun untuk kajian ini (Ballabio & Sterlaechini, 2012; Pourtaghi & Poughasemi, 2014; Sharma *et al.*, 2014; dan Hong *et al.*, 2016). Jumlah data kegagalan cerun rawak yang mewakili (iaitu tiada kegagalan cerun) mestilah sama dengan jumlah kegagalan cerun sebenar seperti kajian (Wan Mohd Muhiyuddin, 2005). Titik-titik ini mewakili kawasan spesifik yang merekodkan keadaan fizikal tertentu yang akan dianalisis bagi membangunkan model ruangan kegagalan cerun di kawasan lapangan. Oleh itu, sebanyak 323 titik yang mewakili lokasi tiada kegagalan cerun dipilih secara rawak. Manakala titik random diperolehi dari analisis *Randomise* yang dilakukan menggunakan perisian *Idrisi 32 for Window, Release 2*. Titik tiada kegagalan cerun dikategori sebagai status 0, manakala titik sebenar diwakili berdasarkan jenis kegagalan cerun.

Dalam pembangunan pangkalan data, hasil titik yang digabungkan antara titik jenis kegagalan cerun dengan titik tiada kegagalan cerun akan ditukarkan kepada format raster. Format raster, saiz piksel atau unit terkecil dalam imej yang selalunya berbentuk segi empat tepat ialah 30m x 30m. Jadual 1 menunjukkan taburan jenis kegagalan cerun dan tiada kegagalan cerun. Manakala Rajah 2 menunjukkan taburan kes jenis kegagalan cerun dan tiada kegagalan cerun. Manakala Rajah 3a, b, c, dan d menunjukkan contoh jenis kegagalan cerun yang berlainan yang terdapat di kawasan kajian.

Jadual 1 Taburan jenis kegagalan cerun

Jenis kegagalan cerun	Perwakilan	Bilangan
Aliran	1	30
Runtuhan Batuan	2	102
Gelongsoran	3	161
Tumbang	4	30
Tiada Kegagalan cerun	0	323
Jumlah		646



Rajah 2 Taburan kes kegagalan cerun



(a) Kegagalan cerun translasi



(b) Kegagalan cerun Batuan



(c) Kegagalan cerun aliran



(d) Kegagalan cerun tumbang

**Rajah 3** Contoh-contoh kegagalan cerun di kawasan lapangan

Terdapat banyak faktor yang mempengaruhi kegagalan cerun. Namun kajian ini hanya menggunakan 12 faktor pembolehubah. Pemilihan faktor pembolehubah sangat penting dalam pembangunan model ruangan kegagalan cerun. Persamaan 3.3 menunjukkan fomulasi umum model ruangan kegagalan cerun yang dibangunkan bagi faktor pembolehubah tersebut boleh dikategorikan kepada 4 kumpulan: fizikal (F), Lokasi (L), hujan (P) dan gunatanah (M).

Dalam kajian ini 12 faktor kegagalan cerun seperti dalam persamaan 3.3.

### 3.0 HASIL DAN PERBINCANGAN

Model ruangan kegagalan cerun mengambilkira pelbagai jenis kegagalan cerun. Pemilihan model adalah berdasarkan satu siri analisis sensitiviti yang dilakukan. Setelah beberapa siri analisis dijalankan, model yang menunjukkan ketepatan yang terbaik akan dipilih sebagai model akhir.

Analisis sensitiviti dijalankan adalah dengan menggunakan jumlah sampel yang berlainan pada lokasi yang sama. Jumlah sampel data digunakan adalah sama bilangannya diantara kes kegagalan cerun dan tiada kegagalan cerun. Walau bagaimanapun kombinasi sampel kes kegagalan cerun dengan tiada kegagalan cerun adalah berlainan dari hasil model asal yang dipilih secara rawak. **Jadual 5** adalah ringkasan hasil dari pengujian sensitiviti yang dijalankan.

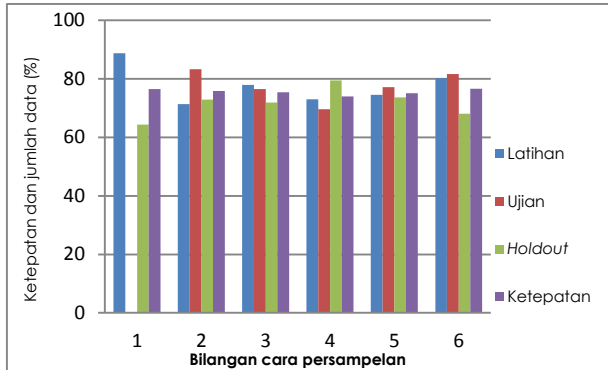
**Jadual 5** Analisis sensitiviti dengan kombinasi sample yang berbeza

Bil	Agihan data (%)			Ketepatan (%)			Keseluruhan
	Latihan	Ujian	Holdout	Latihan	Ujian	Holdout	
1	95	0	5	88.7	-	64.3	76.50
2	85	5	10	71.4	83.3	72.9	75.86
3	75	10	15	77.9	76.5	71.9	75.43
4	65	15	20	73	69.6	79.4	74.00
5	55	20	25	74.5	77.1	73.7	75.10
6	50	20	30	80.2	81.6	68.1	76.63
7	45	25	30	75.7	78.8	72.1	75.53
8	35	30	35	76.3	75.3	73.3	74.96

Jadual 5 menunjukkan ketepatan model paling tinggi diperolehi hasil dari gabungan 50% latihan, 20% ujian dan 30 holdout. Model ini mencapai ketepatan pembangunan model sebanyak 76.63 % dan ketepatan pengujian model adalah sebanyak 73.84 % malah model ini mencapai ketepatan keseluruhan yang baik. Bilangan pembolehubah yang signifikan adalah 12 pembolehubah yang digunakan dalam kajian ini.

Rajah 4 pula menunjukkan graf hasil analisis sensitiviti berdasarkan kombinasi sampel yang berbeza. Apabila data pemodelan ditingkatkan dan data ujian dikurangkan didapati peratusan ketepatan model dan peratusan ketepatan ujian hampir sama. Hal ini menunjukkan ketepatan keseluruhan yang hampir sama. Oleh yang demikian dapat dirumuskan bahawa model yang dihasilkan adalah tidak sensitif terhadap perubahan sampel apabila kombinasi sampel model dan ujian berlainan. Terdapat hanya sedikit perubahan pada

jumlah pembolehubah yang signifikan apabila perubahan dilakukan pada kombinasi sampel yang berlainan, ini menunjukkan model yang dihasilkan adalah stabil.



Rajah 4 Graf ketepatan analisis sensitiviti dengan kombinasi sampel yang berlainan

Ketepatan model paling tinggi diperolehi hasil dari gabungan 50% latihan, 20% ujian dan 30 holdout. Ketepatan model ruangan kegagalan cerun dapat ditunjukkan berdasarkan keputusan

klasifikasi yang memaparkan peratus yang betul bagi setiap kategori. Taburan ralat ini sepadan dengan taburan ralat pemodelan asal.

Jadual 6 menunjukkan ketepatan hasil model bagi latihan adalah sebanyak 80.2%, manakala ralat adalah sebanyak 19.8%. Hasil klasifikasi menunjukkan bagi kategori 0, sebanyak 139 kes sebagai 0, manakala 2 kes dikelaskan dalam kategori 1, sebanyak 13 kes dikategorikan dalam kelas 2, 68 kes dikelaskan dalam kelas 3 dan 1 kes dikelaskan dalam kelas 4.

Manakala ketepatan ujian pula adalah sebanyak 81.6%. Ralat sebanyak 18.4% disebabkan oleh hanya 53 kes dikelaskan sebagai kes 0. 1 kes pula dikelaskan sebagai kelas 7. Sebanyak 23 kes dikelaskan sebagai kelas 3 dan tiada kes dikelaskan sebagai kelas 4.

Bagi kes holdout iaitu pengujian yang dilakukan didalam model itu sendiri menggunakan sebanyak 30% data. Ketepatan bagi kes holdout iaitu 68.1%. Ralat sebanyak 31.9% disebabkan oleh sebanyak 59 kes dikelaskan sebagai 0, 1 kes dikelaskan sebagai kelas 1, 4 kes pula dikelaskan kelas 2. Sebanyak 28 kes dikelaskan sebagai kelas 3, manakala tiada kes dikelaskan sebagai kelas 4.

Jadual 6 Ketepatan model ANN

Sample	Kegagalan cerun Sebenar		Kegagalan Cerun Ramalan				Peratus betul
	0	1	2	3	4		
Training	0	139	0	0	0	0	100.0%
	1	0	2	0	8	0	20.0%
	2	0	0	13	32	0	28.9%
	3	0	1	7	68	0	89.5%
	4	0	0	2	5	1	12.5%
	Keseluruhan peratus	50.0%	1.1%	7.9%	40.6%	0.4%	80.2%
Testing	0	53	0	0	0	0	100.0%
	1	1	1	0	4	0	16.7%
	2	0	1	7	5	0	53.8%
	3	0	1	3	23	0	85.2%
	4	0	0	0	4	0	0.0%
	Keseluruhan peratus	52.4%	2.9%	9.7%	35.0%	0.0%	81.6%
Holdout	0	59	0	0	1	0	98.3%
	1	0	1	2	5	0	12.5%
	2	0	0	4	23	0	14.8%
	3	0	0	5	28	0	84.8%
	4	0	1	0	6	0	0.0%
	Keseluruhan peratus	43.7%	1.5%	8.1%	46.7%	0.0%	68.1%

Nota: Kod kegagalan cerun 0 – tiada kegagalan cerun, 1 – kegagalan cerun batuan, 2- kegagalan cerun gelongsoran, 3- kegagalan cerun Tumbang, 4- kegagalan cerun aliran

Jadual 7 menunjukkan ringkasan model yang memaparkan peratus peramalan. Cross entropy error dipaparkan dalam jadual menunjukkan hasil menggunakan softmax activation function. Fungsi cross entropy error adalah untuk meminimumkan

ralat semasa latihan dijalankan. Peratusan peramalan betul adalah sebanyak 80.2 %, manakala yang tidak betul iaitu sebanyak 19.8 % bagi latihan, manakala peratus 81.6 % betul dan tidak betul bagi ujian adalah 18.4 % dan 31.9 % tidak betul bagi



holdout. Secara keseluruhannya model yang dihasilkan adalah baik.

Jadual 7 Ringkasan Operasi Model

<b>Training</b>	<b>Cross Entropy Error</b>	<b>126.103</b>
	Percent Incorrect Predictions	19.8%
	Stopping Rule Used	1 consecutive step(s) with no decrease in error <sup>a</sup>
	Training Time	0:00:00.30
<b>Testing</b>	<b>Cross Entropy Error</b>	<b>51.841</b>
	Percent Incorrect Predictions	18.4%
<b>Holdout</b>	<b>Percent Incorrect Predictions</b>	<b>31.9%</b>

Dependent Variable: class\_type

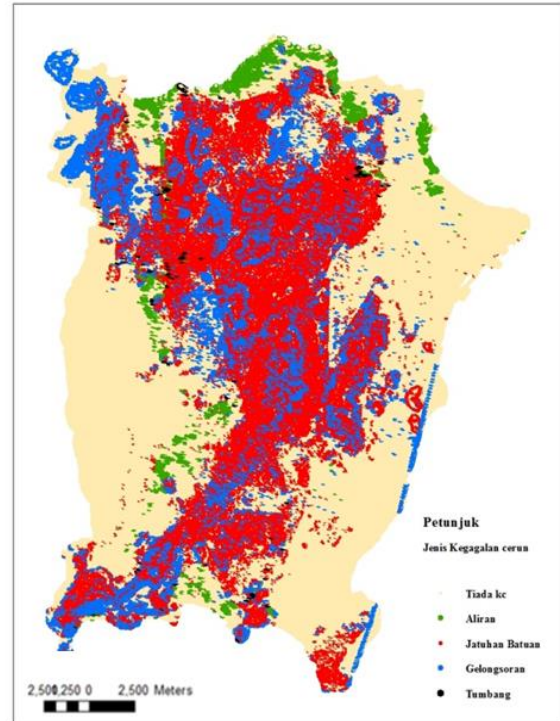
a. Error computations are based on the testing sample

Langkah terakhir dalam pembangunan model adalah penilaian ketepatan model terpilih dalam meramal 20% sampel bebas yang telah diasingkan untuk tujuan tersebut. Jadual 8 menunjukkan penilaian ketepatan model meramal sampel bebas. Penilaian ketepatan model menggunakan *scoring wizard*, bagi mendapatkan *scoring model*. Sebanyak 96 kes daripada 130 kes pengkelasan adalah betul. Oleh itu ketepatan keseluruhan penilaian model adalah sebanyak 73.85 %. Ralat sebanyak 26.15 % adalah disebabkan hasil ketidapausahaan model meramal kegagalan cerus jenis 1, 2 dan 4 dengan baik, masing-masing mempunyai ketepatan hanya 16.7%, 17.6% dan 0%. Lima (5) kes daripada 6 kes jenis 1, 14 kes daripada 17 kes jenis 2 dan kesemua kes jenis 4 tidak diramal dengan tepat.

Rajah 5 menunjukkan model pelbagai jenis kegagalan cerun dihasilkan. Terdapat beberapa jenis kegagalan cerun iaitu aliran, batuan, tumbang, gelongsoran dan tiada kegagalan cerun, manakala Jadual 9 pula menunjukkan nilai ramalan berdasarkan sel yang dihasilkan bagi setiap jenis kegagalan cerun berkenaan.

Jadual 8 Penilaian Ketepatan model Meramal Sampel Bebas

Kelas Kegagalan cerun asal	Kelas yang di ramalkan					Peratus
	0	1	2	3	4	
0	72	0	0	0	0	100.0
1	0	1	1	4	0	16.7
2	0	0	3	14	0	17.6
3	0	1	5	20	0	76.9
4	0	0	0	11	0	0.0
<b>Jumlah</b>						<b>73.85</b>



Rajah 5 Peta ramalan kejadian pelbagai jenis kegagalan cerun

Jadual 9 Nilai ramalan berdasarkan sel

		Frekuensi	Peratus	Peratus Kumulatif
Valid	.00	221971	67.3	67.3
	1.00	4433	1.3	68.7
	2.00	86472	26.2	94.9
	3.00	16713	5.1	100.0
	4.00	151	.0	100.0
Total		329740	100.0	

#### 4.0 KESIMPULAN

Kajian ini telah berjaya menghasilkan satu model ruangan pelbagai jenis kegagalan cerun menggunakan kaedah ANN. Hasil ketepatan model asal adalah baik, manakala penilaian model juga baik. Kajian ini juga dapat menunjukkan tahap kepentingan pemboleh ubah dan sumbangan setiap pemboleh ubah. Hal ini secara tidak langsung dapat memberi maklumat tentang tahap kepentingan sesuatu faktor dalam mempengaruhi kejadian berlakunya kegagalan cerun. Kelebihan kajian ini terletak kepada keupayaan memodelkan pelbagai jenis runtuh kegagalan cerun yang sebelum ini tidak pernah dilaksanakan. Sebelum ini tiada pengkaji mengambil kira jenis runtuh yang berbeza dalam pemodelan ruangan kegagalan cerun. Dengan terhasilnya model ini ramalan dan langkah-langkah pencegahan yang lebih terperinci dapat dilaksanakan.

Terdapat dua belas pembolehubah bebas yang diambil kira dalam kajian ini. Analisis ANN ini menunjukkan 12 pembolehubah yang mempunyai tahap signifikan  $< 0.1$  iaitu jarak jalan ke kegagalan cerun, jarak lineamen ke kegagalan cerun, jarak sungai ke kegagalan cerun, purata hujan tahunan, kecuraman cerun, aspek cerun, kelengkungan cerun, siri tanah, indeks tumbuhan, litologi dan jenis gunatanah.

Penggunaan kaedah ini menunjukkan pencapaian yang memuaskan di mana model asal menunjukkan peratusan kejadian kegagalan cerun yang diramalkan tepat ialah sebanyak 76.63%. Hal ini adalah kerana kegagalan cerun juga dipengaruhi oleh faktor bukan ruangan lain seperti seperti kaedah mitigasi cerun dan pihak yang terlibat dalam pengurusan kegagalan cerun serta faktor ruangan lain seperti faktor geomekanik seperti faktor ricihan batuan, hidrologi seperti air bawah tanah dan bioteknikal seperti tanaman yang sesuai sebagai tutup bumi.

## Penghargaan

Penulis ingin merakamkan penghargaan kepada Kementerian Pengajian Tinggi Malaysia dan Universiti Kebangsaan Malaysia (DPP-2018-008) yang turut memberikan sokongan penuh daripada segi sistem serta ruang untuk menjalankan kajian ini.

## Rujukan

- [1] Abdul Ghani Sarip. 2005. Integrating Artificial Neural Networks and GIS for Single-property Valuation. *Proceedings of the 11th Annual Conference of the Pacific Rim Real Estate Society (PRRES)*.
- [2] Alimohammadlou, Y., Najafi, A., & Yalcin, A. 2013. Landslide Process and Impacts: A Proposed Classification Method. *Catena*. 104: 219e232.
- [3] Atkinson & Tatnall, A. R. L. 1997. Introduction Neural Networks in Remote Sensing. *International Journal of Remote Sensing*. 18(4): 699-709.
- [4] Ayalew, L., Yamagishi, H., & Ugawa, N. 2004. Landslide Susceptibility Mapping using GIS-based Weighted Linear Combination, The Case in Tsugawa area of Agano River, Niigata Prefecture, Japan. *Landslides*. 1: 73-81.
- [5] Ballabio, C., & Sterlacchini, S. 2012. Support Vector Machines for Landslide Susceptibility Mapping: The Staffora River Basin Case Study, Italy. *Math. Geosci.* 44(1): 47-70.
- [6] Bommer, J. J., Rodri'guez, C. E. 2002. Earthquake-induced Landslides in Central America. *Eng. Geol.* 63: 189-220.
- [7] Cai, J. G., Zhao, J. & Hudson, J. A. 1998. Computerization of Rock Engineering Systems Using Neural Networks with an Expert System. *Rock Mech. Rock Eng.* 31(3): 135-152.
- [8] Caniani, D., Pascale, S., Sdao, F. & Sole, A. 2007. Neural Networks and Landslide Susceptibility: A Case Study of the Urban Area of Potenza. *Natural Hazards*: 45: 55-72.
- [9] Carrara, A., Cardinali, M., & Guzzetti, F. 1992. Uncertainty in Assessing Landslide Hazard and Risk. *ITC J.* 2: 172-183.
- [10] Casagli, N., Catani, F., Puglisi, C., Delmonaco, G., Ermini, L., & Margottini, C. 2004. An Inventory-based Approach to Landslide Susceptibility Assessment and Its Application to the Virginio River Basin, Italy. *Environ. Eng. Geosci.* 10(3): 203-216.
- [11] Chauhan, S., Sharma, M., Arora, M. K., & Gupta, N. K. 2010. Landslide Susceptibility Zonation through ratings derived from Artificial Neural Network. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*. 12(5): 340-350.
- [12] Choi, J., Oh, H. J., Won, J. S. & Lee, S. 2010. Validation of an Artificial Neural Network Model for Landslide Susceptibility Mapping. *Environ Earth Sci.* 60: 473-483.
- [13] Collison, A., Wade, S., Griffiths, J., & Dehn, M. 2000. Modelling the Impact of Predicted Climate Change on Landslide Frequency and Magnitude in SE England. *Eng. Geol.* 55: 205-218
- [14] Conforti, M., Pascale, S., Robustelli, G., & Sdao, F. 2014. Evaluation of Prediction Capability of the Artificial Neural Networks for Mapping Landslide Susceptibility in the Turbolo River Catchment (Northern Calabria, Italy). *Catena*. 113: 236-250
- [15] Crozier, M. J., & Glade, T. 2005. Landslide Hazard and Risk: Issues, Concepts, and Approach. In: Glade, T., Anderson, M., Crozier, M. (Eds.). *Landslide Hazard and risk*. Wiley, Chichester. 1-40
- [16] Cruden, D. M. & Varnes, D. J. 1996. Landslide Types and Processes, Special Report, Transportation Research Board. *National Academy of Sciences*. 247: 36-75.
- [17] Dahal, R. K., Hasegawa, S., Masuda, T., & Yamanaka, M. 2006. Roadside Slope Failures in Nepal during Torrential Rainfall and their Mitigation. *Disaster Mitigation of Debris Flows, Slope Failures and Landslides*. 503-514
- [18] Dai, F. C., & Lee, C. F. 2001. Terrain-based Mapping of Landslide Susceptibility Using a Geographical Information System: A Case Study. *Can. Geotech. J.* 38: 911-923.
- [19] Dai, F. C., Lee, C. F., & Ngai, Y. Y. 2002. Landslide Risk Assessment and Management: An Overview. *Eng. Geol.* 64: 65-87.
- [20] Dayhoff, J.E. 1990. *Neural Network Architectures: An Introduction*. New York: Van Nostrand Reinhold Press.
- [21] Elder, J.P. 2003. Reaching out to America's Immigrants: Community Health Advisors and Health Communication. *American Journal of Health Behavior*, 27, S196-S205.
- [22] Ercanoglu, M., & Gokceoglu, C. 2002. Assessment of Landslide Susceptibility for a Landslide-Prone Area (North of Yenice, NW Turkey) by Fuzzy Approach. *Environmental Geology*. 41: 720-730.
- [23] Ermini, L., Catani, F., & Casagli, N. 2005. Artificial Neural Networks Applied to Landslide Susceptibility Assessment. *Geomorphology*. 66: 327-343.
- [24] Fall, M., Azzam, R., & Noubactep, C. 2006. A Multi-method Approach to Study the Stability of Natural Slopes and Landslide Susceptibility Mapping. *Eng. Geol.* 82: 241-263.
- [25] Garrett, J. 1994. Where and Why Artificial Neural Networks are Applicable in Civil Engineering. *J. Comput. Civil Eng.* 8: 129-130.
- [26] Gimblett, R. H., Ball, G. L., & Guisse, A. W. 1994. Autonomous Rule Generation and Assessment for Complex Spatial Modeling. *Landscape Urban Plann.* 30: 13-26.
- [27] Goetz, J. N., Guthrie, R. H., & Brenning, A. 2011. Integrating Physical and Empirical Landslide Susceptibility Models Using Generalized Additive Models. *Geomorphology*. 129(3-4): 376-386.
- [28] Gomez, H., & Kavzoglu, T. 2005. Assessment of Shallow Landslide Susceptibility Using Artificial Neural Networks in Jabonosa River Basin, Venezuela. *Eng Geol.* 78(1-2): 11-27.
- [29] Gopal, S. 1998. Artificial Neural Networks for Spatial Data Analysis, NCGIA Core Curriculum in GIScience.
- [30] Guzzetti, F., Carrara, A., Cardinali, M., & Reichenbach, P. 1999. Landslide Hazard Evaluation: A Review of Current Techniques and Their Application in a Multi-Scale Study, Central Italy. *Geomorphology*. 31(1-4): 181-216.
- [31] Guzzetti, F., Mondini, A.C., Cardinali, M., Fiorucci, F., Santangelo, M., & Chang, K.T. 2012. Landslide Inventory

- Maps: New Tools for an Old Problem. *Earth-Sci. Rev.* 112(42): 66.
- [32] Highland, L. M., & Bobrowsky, P. 2008. The Landslide Handbook- A Guide to Understanding Landslides. Version 1.0. *Geological Survey of Canada*.
- [33] Hong, H., Pourghasemi, H. R. & Pourtaghi, Z. S. 2016. Landslide Susceptibility Assessment in Lianhua County (China): A Comparison between a Random Forest Data Mining Technique and Bivariate and Multivariate Statistical Models. *Geomorphology*. 259: 105-118.
- [34] Hutchinson, J. N. 1995. Keynote Paper: Landslide Hazard Assessment. Proceedings 6th International Symposium on Landslides, Christchurch. Balkema, Rotterdam. 1805-1841.
- [35] IBM SPSS. 2012. Neural Networks, New Tool for Building Predictive Models. (online) 11 Dec 2015, <http://www.dynelytics.com/fr/logiciels/22/pdf/>.
- [36] Kannan, M., Saranathan, E., & Anabalagan, R. 2013. Landslide Vulnerability Mapping using Frequency Ratio Model: A Geospatial Approach in Bodi-Bodimettu Ghat Section, Theni District, Tamil Nadu, India. *Arabian Journal of Geosciences*. 6(8): 2901-2913.
- [37] Kanungo, D. P., Arora, M. K., Sarkar, S., & Gupta, R. P. 2006. A Comparative Study of Conventional, ANN Black Box, Fuzzy and Combined Neural and Fuzzy Weighting Procedures for Landslide Susceptibility Zonation in Darjeeling Himalayas. *Engineering Geology*. 85: 347-366.
- [38] Kanungo, D. P., Arora, M. K., Sarkar, S., Gupta, R. P. 2006. A Comparative Study of Conventional, ANN Black Box, Fuzzy and Combined Neural and Fuzzy Weighting Procedures for Landslide Susceptibility Zonation in Darjeeling Himalayas. *Eng. Geol.* 85: 347-366.
- [39] Kawabata, D., & Bandibas, J. 2009. Landslide Susceptibility Mapping Using Geological Data, a DEM from ASTER Images and an Artificial Neural Network (ANN). *Geomorphology*. 113(1-2): 97-109.
- [40] Keefer, D.V. 2000. Statistical Analysis of an Earthquake-Induced Landslide Distribution – The 1989 Loma Prieta, California Event. *Eng. Geol.* 58: 231-249.
- [41] Knapen, A., Kitutu, M.G, Poesen, J., Breugelmans, W., D, & Muwanga, A. 2006. Landslides in a Densely Populated County at the Footholds of Mount Elgon Uganda, Characteristics and Causal Factors. *Geomorphol.* 73(1-2): 149-165.
- [42] Lee, S., & Pradhan, B. 2007. Landslide Hazard Mapping at Selangor, Malaysia Using Frequency Ratio and Logistic Regression Models. *Landslides*. 4: 33-41.
- [43] Lee, S., Choi, J., & Oh, H. 2009. Landslide Susceptibility Mapping Using a Neuro-Fuzzy. *AGU Fall Meeting Abstracts*. 1: 1075.
- [44] Lee, S., & Min, K. 2001. Statistical Analysis of Landslide Susceptibility at Yongin, Korea. *Environ. Geol.* 40: 1095-1113. <http://dx.doi.org/10.1007/s002540100310>.
- [45] Lee, S., Ryu, J. H., Won, J. S., & Park, H. J. 2004. Determination and Application of the Weights for Landslide Susceptibility Mapping Using an Artificial Neural Network. *Eng. Geol.* 71: 289-302.
- [46] Lin, H. M., Chang, S. K., Wu, J. H., & Juang, C. H. 2009. Neural Network-Based Model for Assessing Failure Potential of Highway Slopes in the Alishan, Taiwan Area: Pre- and Post-Earthquake Investigation. *Engineering Geology*. 104(3-4): 280-289.
- [47] Liu, C. S., Schnurle, P., Wang, Y., Chung, S. H., Chen, S. C & Hsuan, T. H. 2006. Distribution and Characters of Gas Hydrate Offshore of Southwestern Taiwan. *Terr. Atmos. Ocean. Sci.* 17: 615-644.
- [48] Maier, H. R., & Dandy, G. C. 2001. Neural Network Based Modelling of Environmental Variables: A Systematic Approach. *Mathematical and Computer Modeling*. 33: 669-682.
- [49] Maier, H. R. & Dandy, C. G. 1996. The Use of Artificial Neural Network for the Prediction of Waterquality Parameters. *Water Resources Research*. 32(4): 1013-1022.
- [50] Melchiorre, C., Matteucci, M., Azzoni, A., & Zanchi, A. 2008. Artificial Neural Networks and Cluster Analysis in Landslide Susceptibility Zonation. *Geomorphology*. 94: 379-400.
- [51] Mwanika, M. W., Agutu, N. O., Mbaka, G. J, Ngigi, G. T, & Waitthaka, H. E. 2015. Landslide Scar/Soil Erodibility Mapping Using Landsat TM/ETM + Bands & and 3 Normalised Difference Index: A Case Study of Central Region of Kenya. *Applied Geography*. 64(2015): 108-120.
- [52] Neaupane, K. M., & Achet, S. H. 2004. Use of Back Propagation Neural Network for Landslide Monitoring: a Case Study in the Higher Himalaya. *Eng Geol.* 74: 213-226.
- [53] Nefeslioglu, H. A., Duman, T. Y. & Durmaz, S. 2008. Landslide Susceptibility Mapping for a Part of Tectonic Kelkit Valley (Easten Black Sea Region of Turkey). *Geomorphology*. 94: 401-418
- [54] Nuriah, A. M. 2017. *Pembangunan Model Ruangan Kegagalan Cerun di Pulau Pinang, Malaysia*. Tesis Doktorat, Universiti Sains Malaysia. Tidak diterbitkan.
- [55] Openshaw, S. & Openshaw, C. 1997. *Artificial Intelligence in Geography*. Chichester: John Wiley & Sons.
- [56] Pachauri, A. K., & Pant, M. 1992. Landslide Hazard Mapping Based on Geological Attributes. *Eng. Geol.* 32: 81-100.
- [57] Paliwal, M., & Kumar, U.A. 2009. Neural Networks and Statistical Techniques: A Review of Applications. *Expert Systems with Applications*. 36: 2-17.
- [58] Paola, J. D. & Schowengerdt, R. A. 1995. A Review and Analysis of Back Propagation Neural Networks for Classification of Remotely Sensed Multi-spectral Imagery. *Int. J. Rem. Sens.* 16: 3033-3058.
- [59] Parise, M., Jibson, R.W. 2000. A Seismic Landslide Susceptibility Rating of Geologic Units Based on Analysis of Characteristics of Landslides Triggered by the 17 January, 1994 Northridge, California Earthquake. *Eng. Geol.* 58: 251-270.
- [60] Pearl, A., & Bar- Or, D. 2009. Using Artificial Neural Networks to Predict Potential Complications during Trauma Patients' Hospitalization Period. *Medical Informatics in a United and Healthy Europe*. 3: 610-614.
- [61] Peng, S. H., Shieh, M., & Fan, S. Y. 2012. Potential Hazard Map for Disaster Prevention using GIS-based Linear Combination Approach and Analytic Hierarchy Method. *J. Geogr. Info. Sys.* 4: 403-411.
- [62] Pistocchi, A., Luzi, L., & Napolitano, P. 2002. The Use of Predictive Modeling Techniques for Optimal Exploitation of Spatial Databases: A Case Study in Landslide Hazard Mapping with Expert System-Like Methods. *Environmental Geology*. 41: 765-775.
- [63] Poudyal, C. P., Chang, C., Hyun-Jo, & Lee, S. 2010. Landslide Susceptibility Maps Comparing Frequency Ratio And Artificial Neural Networks: A case Study from the Nepal Himalaya. *Environ Earth Sc.* 61: 1049-1064.
- [64] Pourtaghi, Z. S., & Pourghasemi, H. R. 2014. GIS-based Groundwater Spring Potential Assessment and Mapping in the Birjand Township, Southern Khorasan Province, Iran. *Hydrogeol. J.* 22(3): 643-662.
- [65] Pradhan, B., Lee, S., & Buchroithner, M. F. 2009. Use of Geospatial Data for the Development of Fuzzy Algebraic Operators to Landslide Hazard Mapping: A Case Study in Malaysia. *Appl Geomatics*. 1: 3-15.
- [66] Pradhan, B., Sezer, E., Gokceoglu, C., & Buchroithner M. F. 2010. Landslide Susceptibility Mapping by Neuro-Fuzzy Approach in a Landslide Prone Area (Cameron Highland, Malaysia). *IEEE T Geosci Remote.* 48(12): 4164-4177.
- [67] Pradhan, B. 2011. An Assessment of the Use of an Advanced Neural Network Model with Five Different Training Strategies for the Preparation of Landslide Susceptibility Maps. *Journal of Data Scienc.* 9: 65-81.
- [68] Pradhan, B., & Lee, S. 2010b. Delineation of Landslide Hazard Areas on Penang Island, Malaysia, by Using Frequency Ratio, Logistic Regression, and Artificial Neural Network Models. *Environ Earth Sci.* 60: 1037-1054.

- [69] Pradhan, B., & Pirasteh, S. 2010. Comparison between Prediction Capabilities of Neural Network and Fuzzy Logic Techniques for L And Slide Susceptibility Mapping. *Disaster Advances*. 3(3): 26-34.
- [70] Raghuvanshi, T. K., Ibrahim, J., Ayalew, D. 2014. Slope Stability Susceptibility Evaluation Parameter (SSEP) Rating Scheme – An Approach for Landslide Hazard Zonation. *J. Afr. Earth Sci.* 99: 595-612.
- [71] Sarkar, S., Kanungo, D.P., Mehrotra, G.S. 1995. Landslide Hazard Zonation: A Case Study in Garhwal Himalaya, India. *Mount. Res. Dev.* 15(4): 301-309.
- [72] Sharma, L. P., Nilanchal, P., Ghose, M. K., & Debnath, P. 2013. Synergistic Application of Fuzzy Logic and Geo-Informatics for Landslide Vulnerability Zonation-A Case Study in Sikkim Himalayas, India. *Appl Geomat.* 5: 271-284.
- [73] Sharma, L. P., Patel, N., Ghose, M. K., & Debnath, P. 2014. Application of Frequency Ratio and Likelihood Ratio Model for Geo-Spatial Modelling of Landslide Hazard Vulnerability Assessment and Zonation: A Case Study from the Sikkim Himalayas in India. *Geocarto International.* 29(2): 128-146.
- [74] Taherynia, M. H., Mohammadi, M., & Ajalloeian, R. 2014. Assessment of Slope Instability and Risk Analysis of Road Cut Slopes in Lashotor Pass. *Iran. J. Geol. Res.* 2014,1e12.
- [75] Tangestani, M. H. 2004. Landslide Susceptibility Mapping Using the Fuzzy Gamma Approach in A GIS, Kakan Catchment Area, Southwest Iran. *Aust J Earth Sci.* 51: 439-450
- [76] Tay, L. T., Lateh, H., Hossain, M. K., & Kamil, A. A. 2014. Landslide Hazard Mapping Using a Poisson Distribution: A Case Study in Penang Island, Malaysia. *Landslide Science for a Safer Geoenvironment.* Springer International Publishing. 521-525.
- [77] Tjja, H. D. 1987. *Geomorfologi*. Kuala Lumpur: Dewan Bahasa Dan Pustaka.
- [78] Turban, E., & Aronson, J. E. 2001. *Decision Support Systems and Intelligent Systems*. New Jersey: Prentice-Hall.
- [79] Vanes, C. J. 1994. GIS in Landslide Hazard Zonation: A Review, with Examples from the Andes of Colombia. In: Price, M. F., Heywood, D.I. (Eds.). In: *Mountain Environments and Geographic Information Systems*. Taylor and Francis Publishers. 135-165.
- [80] Varnes, C. J. 1978. Slope Movement Types and Processes. (Dlm). Schuster, R.L & Krizek, R.J. (pnyt.). *Landslide Analysis and Control*, Special Report 176. Washington D.C: National Acad. Of Sciences. 11-33.
- [81] Wang, X., & Niu, R. 2009. Spatial Forecast of Landslides in Three Gorges Based on Spatial Data Mining. *Sensors.* 9: 2035-2061.