

Simulating spatial distribution of snow depth using artificial intelligence and linear regression based on feature reduction (Case study: Chalgerd watershed)

Mostafa Asefi¹, Ali Fathzadeh^{2*}

¹ Graduated M.Sc. Student, Nature Engineering Department, Faculty of Agriculture and Natural Resources, Ardakan University, Ardakan, Iran

² Associate Professor, Nature Engineering Department, Faculty of Agriculture and Natural Resources, Ardakan University, Ardakan, Iran

Extended Abstract

Introduction

Snow monitoring and estimation of runoff from snow melting play an important role in controlling and managing watersheds and reservoirs and flood warning systems more efficiently. Given that the Koohrang area is found to be one of the snowy mountains in the country, and thanks to the high volume of runoff from precipitation, and snow melt, it plays a vital role in water supply for drinking, industry, and agriculture, neighboring provinces and even Iran as a whole so that it meets 10 % of total water demands in Iran. Accurate estimation of runoff from snowmelt entails spatial distribution of snow so that spatial variability of snow depth is measured via measuring snow depth in close resolution. On the other hand, the non-availability of gauge stations and extreme sampling conditions in snowy watersheds have caused researchers to think of simple and indirect strategies including regression techniques, interpolation methods, artificial intelligence, data mining, and also the use of satellite images, especially the use of radar interferometric method. Given the importance of snow depth variations and accurate estimation, although many methods have been used, there is an urgent need for more precise calculation and strategic position in this area requires procedures that are more accurate and more effective variables that are used in snow depth estimation. Study of artificial intelligence techniques and linear regression analysis and principal component analysis (PCA) along with geomorphometry parameters and inputs as well as satellite images were used to estimate the snow depth and the results were compared. Therefore, in this study, unlike previous studies used much more variables to model snow depth, and also, the digital elevation model with the higher spatial resolution was used to model snow depth in a more accurate manner.

Methods and Materials

Koohrang region is located in the west and Chaharmahal and Bakhtiari Province with an area of over 3700 km². It is characterized by unique climatology, hydrology, and topography. Climatic characteristics of the region include an average annual temperature of 8.5 C, rainfall of 1430 mm, a frost period of 130 days, and a winter rainfall regime. In this research, using the hypercube technique, first, 100 points were selected for sampling in the Chalgerd area. In addition to these points, 195 other points were randomly collected from the study area. To obtain the data required for this research in field work, sampling was done over three days by the Monte-Rose model sampler. After the collection of snow samples, auxiliary data required for zoning, which includes data related to satellite images and variables derived from the digital elevation model, was extracted in the Saga software environment. The artificial neural network (ANN) was chosen as a new computing system and method to estimate snow depth using morphometric and climatic information related to snow depth. After extraction of the auxiliary variables in the study, between 32 input variables and snow depth, multiple linear regression analysis was conducted to test this model is 295 points. In order to fit the multiple regression equations, snow depth data as the dependent variable and physical variables as independent variables were considered. After obtaining an equation relating to the model was tested on regression test data (20% of data) to determine the accuracy of the model to predict the snow depth. In this study, in order to reduce the number of input data to the ANN and linear regression models, the PCA method was used, and finally, the number of components was chosen to be eight. For model evaluation, the predicted snow depth was evaluated using a linear regression model and ANN followed by calculating RMSE and R².

Results and Discussion

By trial and error, we found that a multi-layer neural network with a sigmoid activation function and a hidden layer of snow 1-6-32 for the optimal structure for the network as well as the number of repetitions and the coefficient of torque and 0.7 and 1000 was found. To evaluate and compare the performance of ANN, test data (20%) were used. ANN output values were compared with the corresponding observational values and details on the correlation coefficient were extracted. So as can be seen in the results, ANN and regression accounted for snow depth variation of 62 and 46% respectively and this regression model was significant at a probability level of 5%. The results of the PCA are to reduce the number of entries after the model of 32 to 8, the values in the model ANN and linear regression coefficient was reduced and root mean square error (RMSE) increases, and the 55 and 45 % variations in snow depth have been able to properly modeled. The less R^2 and RMSE, the more accurate model is. Thus, according to the error criteria value, the ANN model outperforms other ones. According to the results obtained of all variables used in ANN, the most important variables affecting the spatial variability of snow depth in the study area in order of importance, include profile longitudinal curvature, general curvature, gradient, transverse profile curvature, watershed gradient, slope middle position, wind, normalized elevation, geographical directions, and snow normalized difference index. It is worth noting that additional variables with negligible contributions were neglected. Given that prevalent winds blow in west and southwest directions and most of the highlands are nestled in these directions, much more snow accumulation can be found in this direction than those north, east and southward directions.

Conclusion

In the present research, to estimate the spatial distribution of the snow, the four models of ANNs, linear regression, PCA, and neural network were considered. After reviewing the methods according to the statistical criteria, the lowest error rate was attributed to ANN (RMSE, 19.57), followed by PCA using ANN (RMSE, 20.86), then linear regression (RMSE, 21.09), and the highest error rate on PCA using linear regression (RMSE, 21.59). Of all variables used in ANN, the most important variables affecting the spatial variability of snow depth in the study area in order of importance, include profile longitudinal curvature, general curvature, gradient, transverse profile curvature, watershed gradient, slope middle position, wind, normalized elevation, geographical directions, and snow normalized difference index. Therefore, digital elevation models with different resolutions in modeling can be used. However, here, variables such as vegetation, geology, solar radiation were not used and therefore it is recommended to use these variables in similar studies and different time resolutions. However, in future research, the most effective variables mentioned here can be promising for accurate zonation of snow depth in snowy watersheds.

Keywords: Neural Network, PCA, Remote Sensing, Spatial Distribution, Snow Depth

Article Type: Research Article

*Corresponding Author, E-mail: fat@ardakan.ac.ir

Citation: Asefi, M., & Fathzadeh, A. (2023). Simulating the spatial distribution of snow depth using artificial intelligence and linear regression based on feature reduction (Case study: Chalgerd watershed). *Water and Soil Management and Modeling*, 3(4), 29-43.

DOI: 10.22098/mmws.2022.11560.1141

DOR: 20.1001.1.27832546.1402.3.4.4.8

Received: 21 September 2022, Received in revised form: 05 November 2022, Accepted: 05 November 2022, Published online: 05 November 2022

Water and Soil Management and Modeling, Year 2023, Vol. 3, No. 4, pp. 29-43

Publisher: University of Mohaghegh Ardabili

© Author(s)





شبیه‌سازی توزیع مکانی عمق برف با استفاده از هوش مصنوعی و رگرسیون خطی مبتنی بر کاهش ویژگی‌ها (مطالعه موردی: حوزه آبخیز چلگرد)

مصطفی آصفی^۱، علی فتح‌زاده^{۲*}

^۱ دانش‌آموخته کارشناسی ارشد، گروه مهندسی طبیعت، دانشکده کشاورزی و منابع طبیعی، دانشگاه اردکان، اردکان، ایران
^۲ دانشیار، گروه مهندسی طبیعت، دانشکده کشاورزی و منابع طبیعی، دانشگاه اردکان، اردکان، ایران

چکیده

دستیابی به توزیع مکانی عمق برف باید از راه مشاهده‌ای و در مقیاسی فشرده صورت گیرد. بنابراین به دلیل محدودیت‌های عملی، جمع‌آوری اطلاعات به‌ویژه در مقیاس‌های مذکور، دشوار و گاهی غیرممکن است. اما با توجه به مشکلات موجود در مناطق مرتفع، استفاده از روش‌های غیرمستقیم توصیه می‌شود. در این پژوهش کارایی شبکه عصبی مصنوعی و رگرسیون خطی در مدل‌سازی عمق برف و همچنین اثر کاهش ویژگی‌ها با تحلیل مؤلفه اصلی در منطقه چلگرد واقع در چهارمحال و بختیاری ایران بررسی شد. به همین منظور ابتدا با استفاده از روش هایپرکیوب، محل ۱۰۰ نقطه مشخص و طی یک عملیات صحرایی داده‌های عمق برف در نقاط مورد نظر و همچنین در ۱۹۵ نقطه دیگر به صورت تصادفی و با نمونه‌برداری مدل فدرال برداشت شد. سپس با استفاده از مدل رقمی ارتفاع، ۲۵ متغیر ژئومورفومتری استخراج و همراه با شش باند تصاویر ماهواره لندست ۸ و شاخص NDSI به‌عنوان ورودی‌های مدل‌ها انتخاب شد. نتایج حاصل از این پژوهش نشان داد که مدل شبکه عصبی مصنوعی با آرایش ۱، ۶ و ۳۲، ضریب تبیین ۰/۶۲ و میانگین مربعات خطا برابر با ۱۹/۵۷ توانسته است با دقت بهتری تغییرات عمق برف را مورد شبیه‌سازی قرار دهد. همچنین کاهش ویژگی‌های ورودی با PCA در مدل‌سازی عمق برف تأثیر نداشته است. بنابراین، پیشنهاد می‌شود از سایر روش‌های کاهش ویژگی جهت دستیابی به مهم‌ترین متغیرهای مؤثر در عمق برف استفاده شود.

واژه‌های کلیدی: تحلیل مؤلفه‌های اصلی، توزیع مکانی، سنجش از دور، شبکه عصبی، عمق برف

نوع مقاله: پژوهشی

*مسئول مکاتبات، پست الکترونیکی: fat@ardakan.ac.ir

استاد: آصفی، مصطفی، و فتح‌زاده، علی (۱۴۰۲). شبیه‌سازی توزیع مکانی عمق برف با استفاده از هوش مصنوعی و رگرسیون خطی مبتنی بر کاهش ویژگی‌ها (مطالعه موردی: حوزه آبخیز چلگرد). *مدل‌سازی و مدیریت آب و خاک*، ۳(۴)، ۲۹-۴۳.

DOI: 10.22098/mmws.2022.11560.1141

DOR: 20.1001.1.27832546.1402.3.4.4.8

تاریخ دریافت: ۱۴۰۱/۰۶/۳۰، تاریخ بازنگری: ۱۴۰۱/۰۸/۱۴، تاریخ پذیرش: ۱۴۰۱/۰۸/۱۴، تاریخ انتشار: ۱۴۰۱/۰۸/۱۴

مدل‌سازی و مدیریت آب و خاک، سال ۱۴۰۲، دوره ۳، شماره ۴، صفحه ۲۹ تا ۴۳

© نویسندگان

ناشر: دانشگاه محقق اردبیلی



۱- مقدمه

پوشش برف به‌عنوان یکی از متغیرهای مهم هیدرولوژیکی و اقلیمی برای پیش‌بینی رواناب‌های سطحی در طی فصل ذوب حوزه‌های آبخیز برفی، تعیین شرایط مرزی دقیق در مدل‌سازی اتمسفر سطحی، هیدرولوژیکی و اکولوژیکی استفاده می‌شود (Zhou et al., 2005). پایش برف و برآورد رواناب ناشی از ذوب آن، می‌تواند نقش مهمی در کنترل و مدیریت آب حوزه آبخیز و نیز برنامه‌ریزی و مدیریت مؤثر مخازن و سیستم‌های هشدار سیل ایفا کند (Gupta et al., 2005; Kuras et al., 2008; Martinec et al., 2008). علاوه بر این، منابع برفی حدود یک‌سوم آب موردنیاز آبیاری و فعالیت‌های کشاورزی را در سرتاسر جهان تأمین می‌کند (Rango et al., 2000). با عنایت به این‌که منطقه کوه‌رنگ یکی از مناطق کوهستانی و برف‌گیر کشور ایران است و با توجه به حجم بالای نزولات آسمانی و همچنین رواناب ناشی از ذوب برف، نقش مهمی در تأمین آب موردنیاز جهت شرب، صنعت و کشاورزی شهرستان، استان‌های هم‌جوار و حتی کشور ایران را دارد. به‌طوری‌که ۱۰ درصد از کل آب کشور ایران را تأمین می‌کند.

برآورد دقیق رواناب حاصل از ذوب برف به پراکنش و توزیع مکانی برف نیاز دارد که دسترسی به دگرگونی‌های مکانی عمق برف از طریق داده‌های اندازه‌گیری نقطه‌ای عمق برف، در معیاری مترکام انجام می‌شود (Cline et al., 1998). از طرفی صعب‌العبور بودن ایستگاه‌های برف‌سنجی و شرایط سخت نمونه‌برداری از این حوزه‌ها سبب شده تا پژوهشگران به فکر راه‌حل‌های ساده و غیرمستقیم باشند که از جمله آن‌ها روش‌های رگرسیونی، درون‌یابی، فن‌آوری‌های مبتنی بر هوش مصنوعی و داده‌کاوی (Balk and Elder, 2000; Sharifi et al., 2007) و همچنین تصاویر ماهواره‌ای به‌خصوص استفاده از روش تداخل‌سنجی راداری (Seifi and Feizizadeh, 2019; Patil et al., 2019; Asghari Saraskanroud and Modirzadeh, 2020; Asghari Saraskanroud et al., 2022) است.

شیوه اصلی پراکندگی داده‌های پوشش برف، اندازه‌گیری عمق برف در بعضی مکان‌ها و برقراری رابطه بین عمق برف و ویژگی‌های زمین و نسبت دادن تغییرات ویژگی برف، به عوامل مؤثر بر آن (Cline et al., 1998; Elder and Dozier, 1990)، در این نواحی و سپس تعیین عمق برف در مکان‌های اندازه‌گیری نشده بر اساس ویژگی‌های زمین است. از عوامل مؤثر می‌توان به خصوصیات توپوگرافی شامل ارتفاع، شیب و جهت اشاره کرد. در زمینه بررسی چگونگی وابستگی هر یک از متغیرها با عمق برف، مطالعاتی صورت گرفته که تحت شرایط منطقه‌ای مختلف، نتایج متفاوتی به‌دست داده است. مثلاً رابطه عمق برف با ارتفاع، گاهی

خطی (Bloschl et al., 1991)، و در برخی موارد غیرخطی (Elder et al., 1995; Balk and Elder, 2000) ارائه شده است. در موارد دیگر، همبستگی مثبت عمق برف با ارتفاع (Shaban et al., 2004; Sharifi et al., 2008)، به رابطه‌ای معکوس تبدیل شده است (Erickson et al., 2005). توپوگرافی، تأثیر شدیدی بر پراکندگی برف دارد؛ اما به‌تنهایی یک عامل سبب شونده نیست (McKay and Gray, 1981; Pomeroy and Gray, 1995). به‌طوری‌که پراکندگی مکانی پوشش برف، مربوط به تعدادی از فرآیندهای مختلفی است که در مقیاس‌های گوناگون عمل می‌کنند. مقادیر بارش و پوشش برف یک محل به‌شدت تحت تأثیر تعامل زمین با آب‌وهوا، اقلیم و متغیرهای جوی یک محل است (Daly et al., 1994; Choularton and Perry, 1986; Beniston et al., 2003; Mott et al., 2013; Monjazeb Marvdashti et al., 2021). همچنین باد نقش مهمی در رسوب و پراکندگی مجدد برف دارد (McKay and Gray, 1981; Pomeroy and Gray, 1995; Essery et al., 1999; Trujillo et al., 2007; Lehning et al., 2008). به‌طوری‌که تأثیر معنادار باد بر ضخامت برف توسط Winstral et al. (2002)؛ Elder et al. (1991) و Molotch et al. (2005) نیز مورد تأیید قرار گرفته است. در طی سال‌های اخیر پژوهشگران در بسیاری از پژوهش‌ها سعی کرده‌اند الگو و ساختار تغییرات مکانی عمق برف را با روش‌های مختلفی مدل‌سازی کنند، به‌طوری‌که (Haghizadeh et al., 2017). در مطالعه‌ای کارایی روش‌های زمین آماری را به‌منظور برآورد توزیع مکانی عمق و چگالی برف در مناطق کوهستانی مورد ارزیابی قرار دادند و بر اساس آماره جذر میانگین مربعات خطا، روش‌های کوکریجینگ ساده و کوکریجینگ ساده کم‌ترین میزان خطا را به میزان ۰/۵۱۸ و ۰/۲۳ به‌ترتیب برای عمق برف و چگالی برف تشخیص دادند.

با توجه به اهمیت فراوان تغییرات عمق برف و برآورد دقیق آن اگرچه تاکنون از روش‌های زیادی استفاده شده است؛ اما ضرورت محاسبه دقیق‌تر آن و موقعیت راهبردی منطقه مورد مطالعه می‌طلبد که از روش‌هایی که از دقت بالاتری برخوردارند و نیز متغیرهایی که تأثیر بیشتری در عمق برف دارند و همچنین روش نمونه‌برداری مناسب که (Ganjkanlo et al., 2020)، روش هایپرکیوب را بهتر دانستند استفاده شود؛ بنابراین در این پژوهش از روش‌های هوش مصنوعی و رگرسیون خطی و تحلیل مؤلفه اصلی و همچنین متغیرهای ژئومورفومتری و تصاویر ماهواره‌ای به‌عنوان ورودی‌ها در برآورد عمق برف بهره گرفته شده و نتایج مقایسه شد؛ بنابراین، در پژوهش حاضر بر خلاف مطالعات گذشته سعی شد از تعداد متغیرهای بیشتری که به‌نظر می‌رسد در مدل‌سازی عمق برف تأثیر داشته باشد و همچنین از

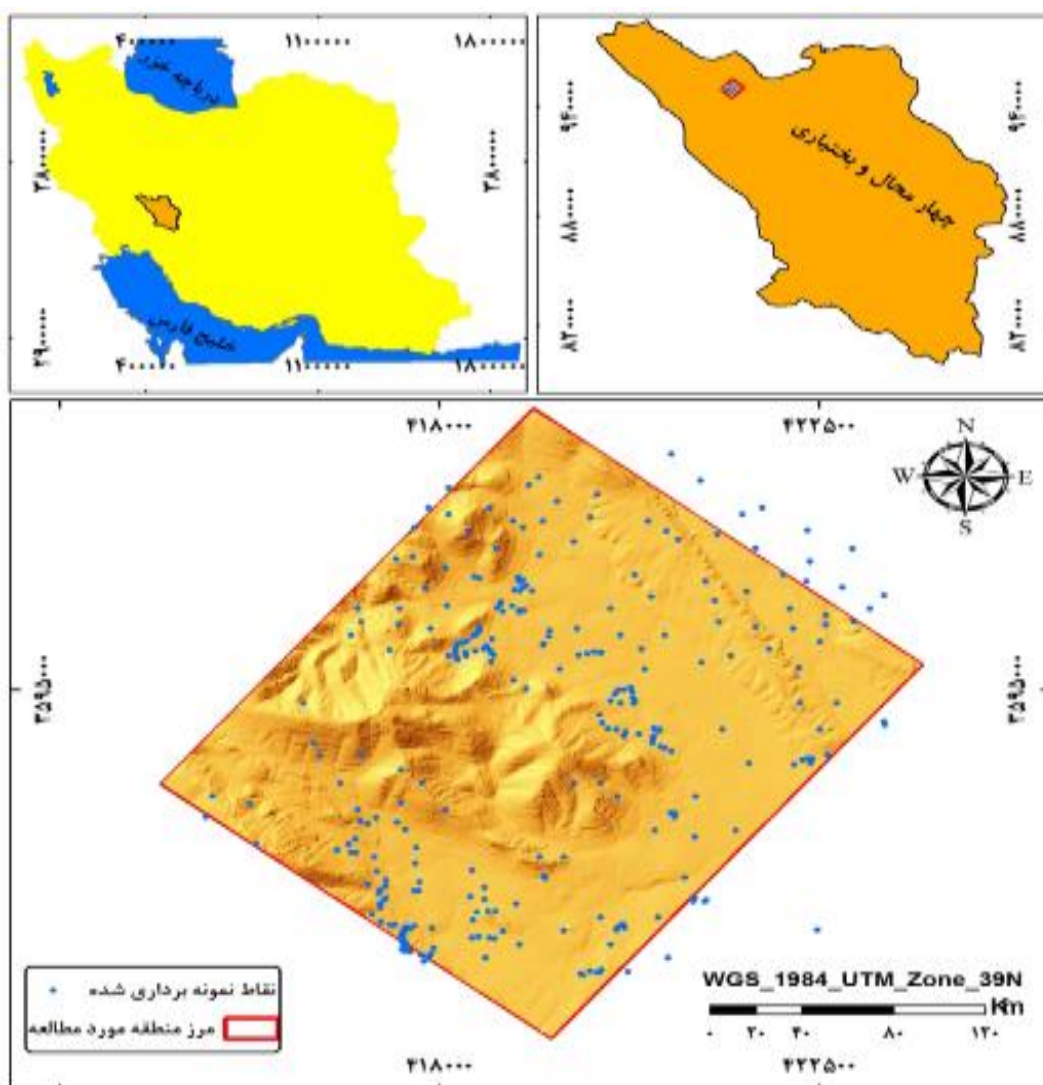
سانتی‌گراد، بارش ۱۴۳۰ میلی‌متر، طول دوره یخبندان ۱۳۰ روزه، مقدار رطوبت نسبی ۴۶/۵ درصد، رژیم بارش زمستانه و اقلیم خیلی مرطوب است. مشخصات ارتفاعی منطقه به این صورت است که طبقات ارتفاعی ۲۲۵۲-۲۴۱۷/۵ بیش‌ترین درصد و مساحت منطقه را به‌ترتیب با مقادیر ۵۹/۹۲ درصد و ۲۹/۹۲ هکتار به خود اختصاص داده است. هم‌چنین شیب‌های صفر تا ۲۰ به‌ترتیب ۵۳/۶ درصد و ۲۴/۱ هکتار از منطقه را تشکیل داده است.

مدل رقومی ارتفاع با قدرت تفکیک مکانی بالاتر استفاده شد تا مدل‌سازی عمق برف با دقت بهتری انجام شود.

۲- مواد و روش‌ها

۲-۱- منطقه مورد مطالعه

منطقه کوه‌رنگ (چلگرد) با مساحتی معادل ۳۷۰۰ کیلومترمربع در غرب کشور ایران و استان چهارمحال و بختیاری واقع شده که در شکل ۱ قابل مشاهده است؛ لذا منطقه مورد مطالعه ویژگی‌های اقلیمی، هیدرولوژی و توپوگرافی منحصربه‌فردی در کشور ایران دارد. این منطقه دارای متوسط دمای سالانه ۸/۵ درجه



شکل ۱- موقعیت مکانی منطقه مورد مطالعه و نقاط نمونه‌برداری شده
Figure 1- Location of the studied area and sampled points

۲-۲- نمونه برداری صحرائی

دیگر دارد به کار می‌رود به گونه‌ای که با بهره‌گیری از یک متغیر می‌توان دیگری را برآورد کرد (Bahrami et al., 2016). پس از آماده‌سازی متغیرهای کمکی در نقاط نمونه‌برداری شده (۲۹۵ نقطه)، بین ۳۲ متغیر ورودی و عمق برف، رگرسیون چندمتغیره خطی برقرار شد. جهت اجرای معادله رگرسیون خطی چندمتغیره، داده‌های عمق برف به‌عنوان متغیر پاسخ و متغیرهای فیزیکی به‌عنوان متغیر محرک انتخاب شد. بعد از به‌دست آوردن رابطه رگرسیونی مرتبط، این مدل بر روی داده‌های آزمون (۲۰ درصد داده‌ها) آزمایش شد تا دقت این مدل برای پیش‌بینی عمق برف مورد نظر مشخص شود. (Sharifi (2007) کاربرد تحلیل خوشه‌ای به منظور تخمین عمق برف را با استفاده از رگرسیون خطی و تحلیل تشخیص فیشر مورد بررسی قرار دادند.

جدول ۱- متغیرهای کمکی به کار رفته در مدل
Table 1- Auxiliary variables used in the model

ردیف	متغیر	ردیف	متغیر
۱	تراکم جریان (کیلومتر در کیلومتر مربع)	۱۴	مساحت اصلاح شده حوزه آبخیز (کیلومتر مربع)
۲	شیب (متر به متر)	۱۵	طول شیب
۳	جهات جغرافیایی	۱۶	شاخص قدرت آبراهه
۴	شاخص همگرایی	۱۷	نیمرخ عرضی انحناء
۵	سطح ویژه حوزه آبخیز (کیلومتر مربع)	۱۸	نیمرخ طولی انحناء
۶	شاخص رطوبتی توپوگرافی	۱۹	انحناء عمومی
۷	فاکتور طول شیب	۲۰	اثر باد
۸	سطح اساس شبکه زهکشی (متر)	۲۱	شیب حوضه آبخیز (متر به متر)
۹	بندهای (2.3.4.5.6.7)	۲۲	ارتفاع حوضه آبخیز (متر)
۱۰	ارتفاع شیب	۲۳	ارتفاع استاندارد شده (متر)
۱۱	موقعیت میانی شیب	۲۴	شاخص همواری قله
۱۲	شاخص تفاوت نرمال شده برف	۲۵	شاخص همواری دره
۱۳	ارتفاع نرمال شده مدل رقومی ارتفاع	۲۶	عمق چاله‌ها

۲-۵- تحلیل مؤلفه اصلی^۴

تحلیل مؤلفه اصلی، روش آماری چندمتغیره است که از آن برای کاهش پیچیدگی تحلیل متغیرها و تفسیر بهتر اطلاعات در مواردی که با حجم زیادی از اطلاعات روبه‌رو هستیم استفاده می‌شود (Camdevyren et al., 2005). با اعمال این روش متغیرهای اولیه به مؤلفه‌های اصلی و مستقل از یکدیگر تبدیل

در این پژوهش با بهره‌گیری از روش هایپرکیوب، ابتدا، محل ۱۰۰ نقطه جهت نمونه‌برداری در حوزه آبخیز چلگرد انتخاب شد. این روش، یک طرح اتفاقی رده‌بندی شده‌ای است که به‌وسیله آن می‌توان نمونه‌برداری مناسبی به کمک توزیع چند متغیر ایجاد نمود. روش هایپرکیوب^۱ یا ابر مربع لاتین شامل نمونه‌برداری n مقدار از توزیع تشریح شده هر متغیر است. توزیع تجمعی هر متغیر به n فاصله با احتمال مساوی تقسیم می‌شود و یک مقدار از هر فاصله به‌طور تصادفی انتخاب می‌شود. سپس، n مقدار به‌دست آمده برای هر متغیر با متغیرهای دیگر جفت می‌شود. این روش یک پوشش کاملی از هر متغیر را ایجاد می‌کند (Minasny and McBratney, 2006). علاوه بر این نقاط، تعداد ۱۹۵ نقطه دیگر نیز به‌طور تصادفی در تاریخ ۲۷، ۲۸ و ۲۹ اسفند ۱۳۹۲ از منطقه مورد مطالعه جمع‌آوری شد. برای به‌دست آوردن داده‌های مورد نیاز این پژوهش در یک کار میدانی، نمونه‌برداری طی سه روز به‌وسیله نمونه‌بردار مدل مونت-رز انجام شد. بعد از برداشت نمونه‌های برف، داده‌های کمکی مورد نیاز برای پهنه‌بندی که شامل داده‌های مرتبط با تصاویر ماهواره‌ای و متغیرهای مشتق شده از مدل رقومی ارتفاع است، در محیط نرم‌افزار ساگا^۲ استخراج و در جدول ۱ آورده شده است.

۲-۳- مدل‌سازی به روش شبکه عصبی مصنوعی

شبکه عصبی مصنوعی^۳ به‌عنوان یک سیستم و روش محاسباتی نوین جهت برآورد عمق برف با استفاده از اطلاعات مورفومتری و اقلیمی مرتبط با عمق برف انتخاب شد. طراحی اجزاء تشکیل‌دهنده یک شبکه عصبی منجر به توسعه آن می‌شود. به‌منظور رسیدن به اهداف تعیین شده از روش سعی و خطا استفاده می‌شود تا مناسب‌ترین شبکه با پایین‌ترین میزان خطا برآزش شود. یک شبکه عصبی مصنوعی از سه لایه ورودی، لایه برآزش و لایه خروجی تشکیل شده است و می‌تواند دارای چندین لایه پنهان باشد؛ اما نتایج مطالعات نشان داده که یک لایه پنهان نیز می‌تواند هر تابع پیچیده و غیرخطی را تخمین زند (Bahrami et al., 1989; Cybenko, 1989; et al., 2016; Zhang et al., 2020).

۲-۴- مدل رگرسیون خطی چندمتغیره

رگرسیون یک مدل آماری است که برای سنجش ارزش یک متغیر عددی با توجه به رابطه‌ای که با یک یا چند متغیر عددی

^۱Hypercube

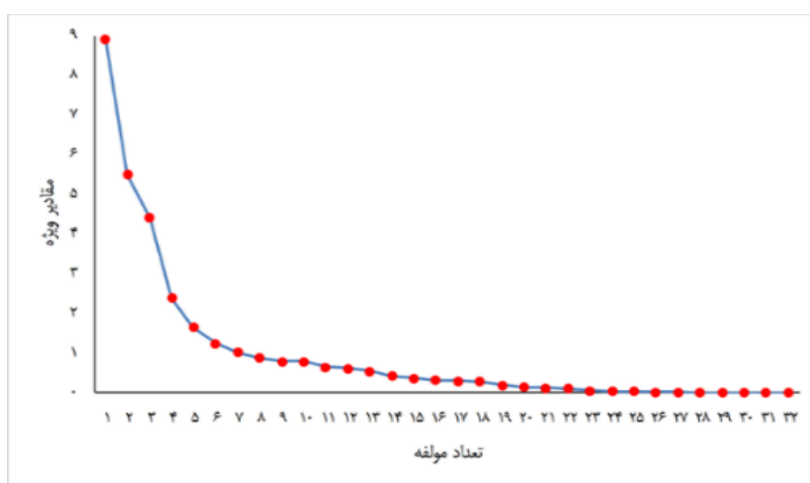
^۲System for Automated Geoscientific Analyses

^۳Artificial Neural Network

^۴Principal Component Analysis

متغیرها زیاد بود به همین علت تعداد ۸ مؤلفه انتخاب شد.

می‌شوند. در این روش با توجه به شکل ۲، چون از مؤلفه هشتم به بعد شیب تغییرات مؤلفه‌ها تقریباً محسوس و همبستگی بین



شکل ۲- تعیین تعداد مؤلفه‌ها

Figure 2- Determining the number of components

در این روابط، X_i و Y_i به ترتیب مربوط به مقادیر اندازه‌گیری شده و برآورد شده است. \bar{X} و \bar{Y} به ترتیب میانگین مقادیر مشاهداتی و برآوردی هستند و n تعداد داده‌ها را نشان می‌دهد.

۳- نتایج و بحث

۳-۱- خلاصه آماری داده‌ها

در جدول ۲ خلاصه آماری داده‌های عمق برف آورده شده است. میانگین، انحراف معیار و دامنه تغییرات داده‌های عمق برف به ترتیب برابر ۳۹/۷۹، ۲۸/۱۱ و ۱۲۹ سانتی‌متر است؛ و همچنین حداکثر و حداقل متغیر عمق برف نیز به ترتیب برابر ۱۳۰ و ۱ است.

جدول ۲- خلاصه آماری داده‌های عمق برف

Table 2- Statistical summary of snow depth data

عامل	میانگین	انحراف معیار	کمینه	بیشینه	دامنه تغییرات	کشیدگی	چولگی	واریانس
عمق برف (سانتی‌متر)	39.79	28.11	1	130	129	3.38	0.98	790.22

به منظور ارزیابی و مقایسه عملکرد شبکه عصبی مصنوعی از داده‌های آزمون (۲۰ درصد) استفاده شد. مقادیر خروجی شبکه عصبی مصنوعی با مقادیر مشاهده متناظر آن مقایسه و جزئیات آن بر اساس ضریب همبستگی استخراج شد؛ بنابراین، با توجه به شکل ۳، شبکه عصبی ۶۲ درصد و مدل رگرسیونی ایجاد شده برای داده‌های آزمون نیز تنها ۴۶ درصد از تغییرات عمق برف را توانست به درستی مورد شبیه‌سازی قرار دهد و این مدل رگرسیونی در سطح پنج درصد معنادار شد.

۲-۶- ارزیابی مدل

بدین منظور با کمک دو مدل رگرسیون خطی و شبکه عصبی مصنوعی ایجاد شده، عمق برف در نقاط مورد نظر بررسی شد و سپس جذر میانگین مربعات خطا (RMSE) و ضریب تبیین (R^2) در رابطه‌های ۱ و ۲ محاسبه شده‌اند.

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - x_i)^2} \quad (1)$$

$$r^2 = \frac{\sum (x_i - \bar{x})^2 (y_i - \bar{y})^2}{\sqrt{\sum (x_i - \bar{x})^2 \sum (y_i - \bar{y})^2}} \quad (2)$$

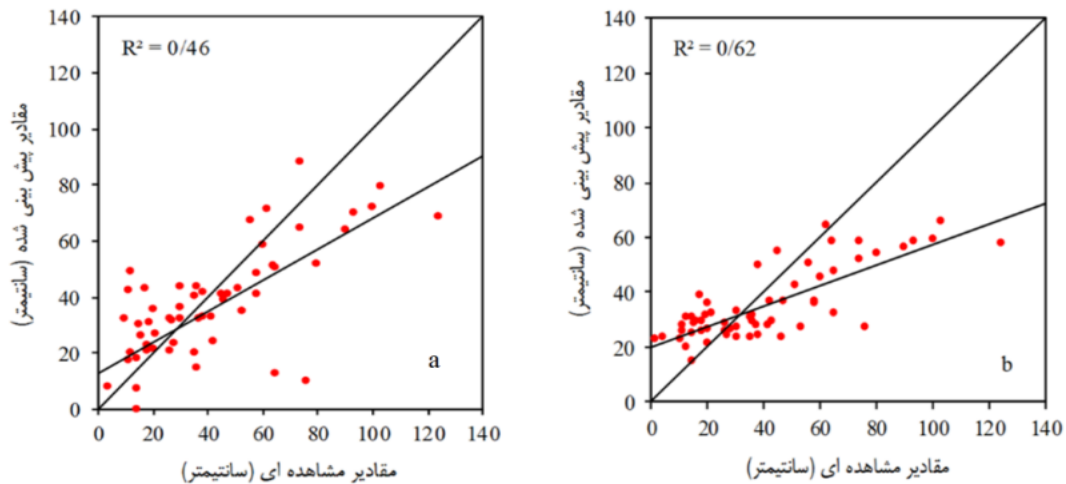
۲-۳- نتایج مدل‌سازی شبکه عصبی مصنوعی و رگرسیون خطی

توپولوژی بهترین شبکه با سعی و خطا مشخص شد و هیچ روند خاصی جهت تعیین بهترین شبکه از لحاظ تعداد لایه پنهان یا تعداد نرون‌های لایه پنهان وجود ندارد. با سعی و خطا مشخص شد که شبکه عصبی پرسپترون چندلایه با تابع فعالیت سیگموئید و یک لایه پنهان ۱-۶-۳۲ برای عمق برف دارای ساختار بهینه است. همچنین تعداد تکرار و ضریب گشتاور برای بهترین شبکه به ترتیب ۱۰۰۰ و ۰/۷ به دست آمد.

تحلیل مؤلفه اصلی به این صورت است که پس از کاهش تعداد ورودی‌های مدل از ۳۲ به هشت عدد، مقادیر ضریب تبیین در مدل شبکه عصبی مصنوعی و هم رگرسیون خطی کاهش پیدا کرده و جذر میانگین مربعات خطا نیز افزایش پیدا کرده است و به ترتیب ۵۵ و ۴۵ درصد از تغییرات عمق برف را توانسته‌اند به درستی مدل کنند (شکل ۴).

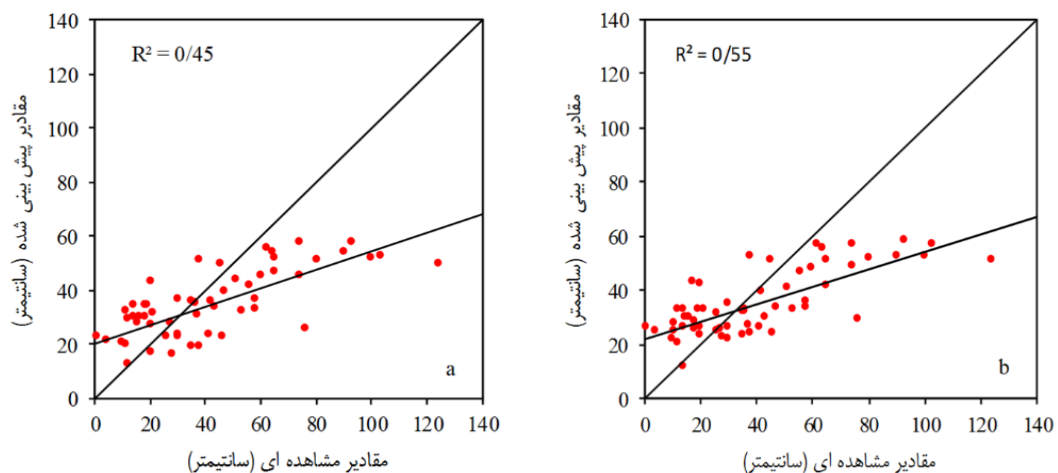
۳-۳- نتایج مدل‌سازی و تحلیل مؤلفه اصلی

در این روش متغیرهای اولیه به طور مستقیم استفاده نمی‌شوند؛ بلکه ابتدا به مؤلفه‌هایی تبدیل شده و سپس این مؤلفه‌ها به جای متغیرهای اولیه استفاده می‌شوند. هم‌چنین از آن‌جا که در تشکیل مؤلفه‌ها از تمام متغیرها استفاده می‌شود، بنابراین اطلاعات متغیرهای اولیه با کم‌ترین تلفات توسط مؤلفه‌های حاصل ارائه می‌شود (Johnson and Wichern, 1982). نتایج حاصل از



شکل ۳- پراکنش نقاط برآوردی و مشاهده‌ای عمق برف به روش رگرسیون خطی (الف) و شبکه عصبی مصنوعی (ب)

Figure 3- Estimated and observed snow depth plot using a) linear regression method and b) artificial neural network



شکل ۴- پراکنش نقاط برآوردی و مشاهده‌ای عمق برف به روش تحلیل مؤلفه اصلی در رگرسیون خطی (الف) و شبکه عصبی مصنوعی (ب)

Figure 4- Estimated and observed snow depth plot using a) principal component analysis method in linear regression and b) artificial neural network

آورده شده است، نشان می‌دهد که مدل شبکه عصبی مصنوعی بهتر از سایر مدل‌های به کار رفته است.

۳-۴- مقایسه نتایج مدل‌ها

هرچه ضریب تبیین و ضریب همبستگی بیش‌تر و مقدار مجذور مربعات خطا کم‌تر باشد، نشان‌دهنده دقت بالاتر مدل است؛ بنابراین با توجه به جدول ۳ که در آن میزان معیارهای خطا

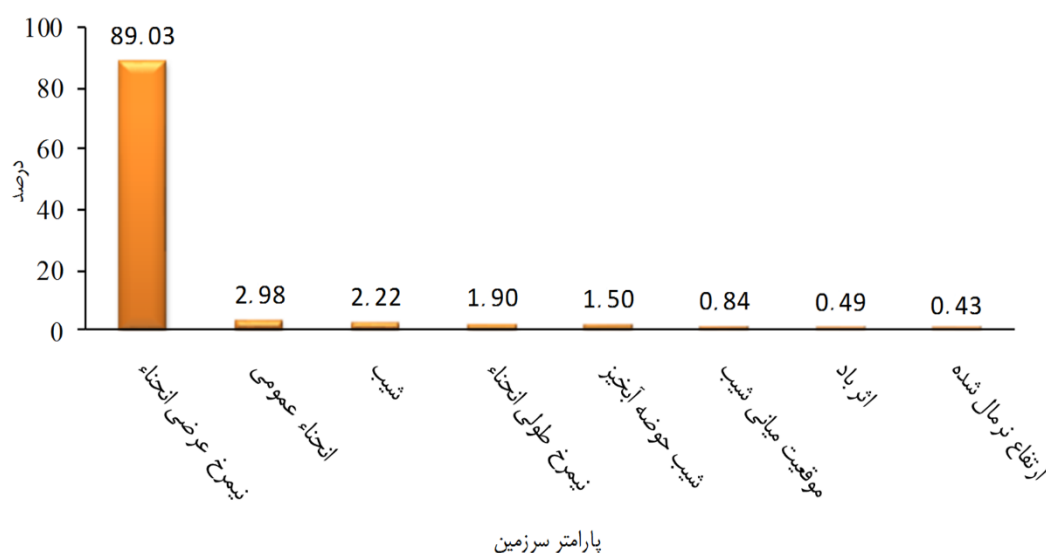
۳-۵- تعیین مؤثرترین عوامل در عمق برف

با استفاده از تحلیل حساسیت که در محیط نرم‌افزار نروسولوشن انجام شد از بین کلیه متغیرهای ورودی شبکه عصبی مصنوعی مؤثرترین متغیرها در عمق برف انتخاب شد. در شکل ۵ مؤثرترین عوامل در عمق برف و همچنین اهمیت این متغیرها بر حسب درصد نشان داده شده است. با توجه به شکل ۵، از بین کلیه متغیرهای به کار رفته در شبکه عصبی مصنوعی، مهم‌ترین

متغیرهای مؤثر بر تغییرات مکانی عمق برف در محدوده مورد مطالعه به ترتیب اهمیت، نیمرخ عرضی انحناء، انحناء عمومی، شیب، نیمرخ طولی انحناء، شیب حوزه آبخیز، موقعیت میانی شیب، اثر باد، ارتفاع نرمال شده، جهات جغرافیایی و شاخص تفاوت نرمال شده برف است. لازم به ذکر است که به دلیل تأثیر بسیار کم سایر متغیرها از نمایش آن‌ها چشم‌پوشی شده است.

جدول ۳- مقایسه نتایج مدل‌ها
Table 3- Comparison of the results of the models

RMSE (cm)	R ²	R (%)	معیارهای آماری
			مدل
19.57	0.62	78.8	شبکه عصبی مصنوعی
20.86	0.55	74.6	آنالیز مؤلفه اصلی به روش شبکه عصبی مصنوعی
21.09	0.46	67.8	رگرسیون خطی
21.59	0.45	67.0	آنالیز مؤلفه اصلی به روش رگرسیون خطی



شکل ۵- نتایج اهمیت متغیرهای فیزیکی در پیش‌بینی عمق برف (بر حسب درصد)

Figure 5- The results of the importance of physical variables in predicting snow depth (in percentage)

طولی انحناء^۱ است؛ بنابراین، با توجه به شکل ۶، a و b که نشان می‌دهد در ارتفاعات و قله‌ها میزان نیمرخ عرضی انحناء و انحناء عمومی بیش‌تر و در سمت پایین دامنه‌ها میزان آن‌ها کم‌تر است، اما در مناطقی که نیمرخ عرضی انحناء و انحناء عمومی بیش‌تر است، عمق برف کم‌تر است که نشان از رابطه معکوس عمق برف و انحناء عرضی و عمومی در ارتفاعات بالا است. به‌طوری‌که (Sharifi et al. (2008، نیز به رابطه معکوس و غیرمعمادار بودن عمق برف در ارتفاعات بالا پی بردند که علت کم بودن عمق برف در منطقه مورد مطالعه می‌تواند به سبب قرار

با توجه به این‌که جهت بادهای غالب منطقه غربی و جنوب غربی است و بیش‌تر ارتفاعات نیز در این جهت قرار دارند؛ بنابراین، میزان انباشت برف در این جهت به دلیل وجود ارتفاعات زیاد و همچنین شیب بالا نسبت به جهات شمال، شرق و جنوب منطقه بیش‌تر است. اما آن چیزی که در ارتفاعات و دامنه‌ها در تله‌اندازی و تجمع برف تأثیرگذار است متغیر انحناء^۱ است که شامل انحنای مسطح یا نیمرخ عرضی انحناء^۲ و قائم یا نیمرخ

^۱Curvatuer

^۲Plan Curvatuer

^۱Profile Curvatuer

کم‌تر و جهت‌های غربی به علت بادپناهی عمق برف بیش‌تری دارند. این نتیجه موافق با نتیجه‌ای است که (Marchand and Killingtveit, 2001)، در منطقه مورد مطالعه خود واقع در نروژ، منتشر نموده‌اند. آن‌ها ذکر نموده‌اند که در شیب‌های رو به باد، همبستگی بیش‌تری بین عمق برف و جهت شیب برقرار است؛ بنابراین، علت وجود اختلاف‌ها در نتایج پژوهش‌ها در زمینه برف، همانند آن‌چه در بالا ذکر شد، این فرضیه را قوت می‌بخشد که تأثیر عوامل توپوگرافی، به‌عنوان بخشی از عواملی که قابلیت توصیف تغییرات مکانی خصوصیات برف را دارند، بر تغییرات برف انباشته، تابع شرایط اقلیمی و جغرافیایی بوده و در مناطق مختلف، متفاوت است؛ لذا بررسی روابط مزبور در شرایط مختلف آب و هوایی که مقدمه مبحث توزیع مکانی برف در هر منطقه به شمار می‌آید، ضروری است.

با توجه به این‌که از بین مدل‌های به‌کار رفته، مدل شبکه عصبی مصنوعی نتایج بهتری را در مدل‌سازی عمق برف ارائه کرده است؛ لذا نقشه پهنه‌بندی عمق برف با استفاده از مدل شبکه عصبی مصنوعی ترسیم شد (شکل ۷). جهت کارایی مدل شبکه عصبی مصنوعی اقدام به مقایسه این مدل با یکی از روش‌های زمین‌آمار معمول در مدل‌سازی عمق برف یعنی مدل کریجینگ معمولی شد که برتری این مدل در نشان دادن تغییرات تدریجی عمق برف نسبت به همبستگی خطی توسط Sharifi et al. (2007)، مورد تأیید قرار گرفته است و در جدول ۴ مشخصات واریوگرام بهترین روش کریجینگ معمولی و در شکل ۷ الف، نقشه پهنه‌بندی عمق برف با مدل کریجینگ معمولی مشاهده می‌شود. همچنین تفاوت اختلاف میانگین مدل کریجینگ معمولی و مدل شبکه عصبی مصنوعی برابر با ۳/۰۹- شد که به‌نظر می‌رسد حاکی از توانایی مدل شبکه عصبی مصنوعی در مدل‌سازی تغییرات عمق برف است. در نهایت از تفاوت خروجی مدل شبکه عصبی مصنوعی و کریجینگ معمولی یک نقشه تهیه شد (شکل ۸) که می‌توان برداشت نمود که توانایی شبکه عصبی مصنوعی در مدل‌سازی عمق برف در مناطق مسطح و دارای شیب کم بیش‌تر از مناطق مرتفع و دارای شیب‌های زیاد است.

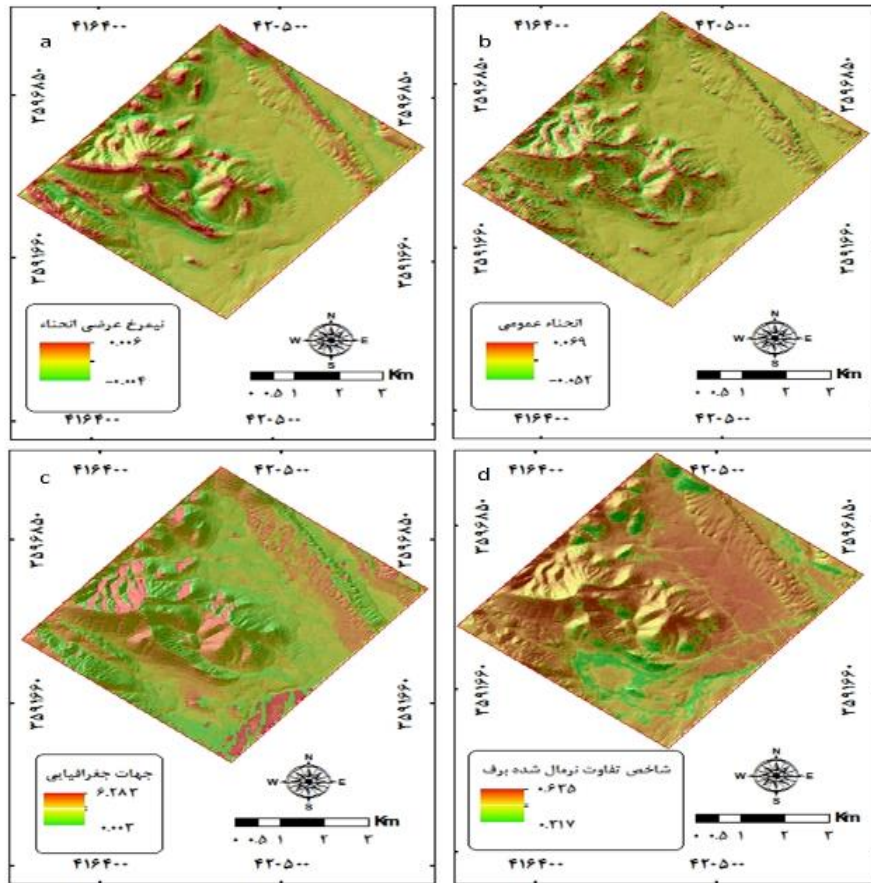
جدول ۴- مشخصات واریوگرام کریجینگ معمولی

Table 4- Specifications of ordinary kriging variogram

RMSE	Partial Sill	Nugget	Model	Type
18.78	0.61	0.30	Exponential	O.K

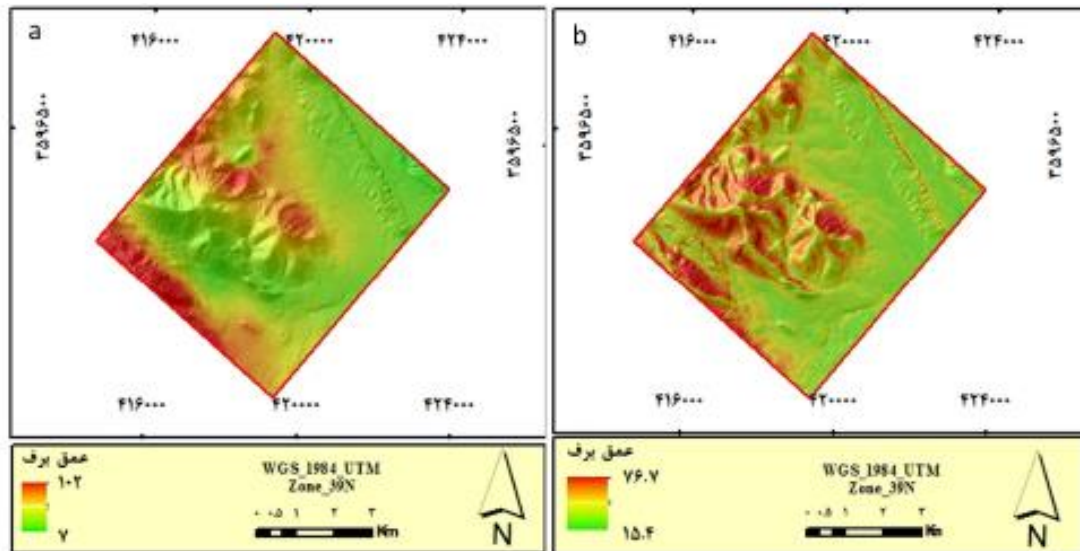
گرفتن در معرض تابش نور خورشید باشد که باعث ذوب برف و کاهش عمق آن می‌شود. اما نیمرخ طولی انحناء، برخلاف نیمرخ عرضی انحناء و انحناء عمومی که در ارتفاعات مقدارشان حداکثر بود، مقدار این متغیر در ارتفاعات حداقل و در دره‌ها و مسیبه‌های حرکت آب میزانش حداکثر است که این مناطق جهت انباشت برف مساعد است؛ اما با توجه به نقشه پهنه‌بندی عمق برف با مدل شبکه عصبی مصنوعی در شکل ۷ ب، میزان عمق برف در این مناطق نیز کم است که علت آن می‌تواند رواناب ناشی از ذوب برف در مناطق بالادست باشد. رابطه عمق برف با ارتفاع در محدوده مورد مطالعه، تحت تأثیر ترازهای ارتفاعی است. به‌طوری‌که در ارتفاعات پایین، عمق برف کم و در ارتفاعات بالاتر عمق برف بیش‌تر است. اما در دامنه‌های جنوبی و شرقی عمق برف کم است که علت آن می‌تواند تأثیر باد و تابش خورشید باشد این نتیجه از آن جهت مورد اهمیت است که در مطالعاتی نظیر (Marchand and Bloschl et al., 1991; Asghari Saraskanroud and Killingtveit, 2001; Modirzadeh, 2020)، معنادار بودن رابطه خطی عمق برف با ارتفاع به اثبات رسیده است. هر چند در خصوص ارتباط بین عمق برف و ارتفاع نتایج متفاوتی نیز ارائه شده است. به‌طوری‌که برخی آن را اساساً مستقیم (Shaban et al. (2004)، برخی معکوس (Erickson et al. (2005) و پژوهشگرانی چون Sharifi et al. (2008)، تا ارتفاع ۲۷۸۰ مستقیم و ارتفاعات بالاتر را معکوس ذکر کرده‌اند.

با توجه به ارتباط مستقیم عمق برف با شیب در این مطالعه و مقایسه با نتایج برخی از محققین نظیر Bloschl et al. (1991) و Shaban et al. (2004)، که رابطه عمق برف با زاویه شیب را معکوس، برخی دیگر مستقیم (Erickson et al., 2005) و Marchand and Killingtveit, 2001) و Sharifi et al. (2008)، همبستگی عمق برف با زاویه شیب در بازه ۳/۸ تا ۱۴/۸۵ را معکوس و غیرمعنادار در سطح ۵ درصد و رابطه مستقیم و غیرمعنادار را در زوایای بیش‌تر از ۱۴/۸۵ به‌دست آوردند، می‌توان گفت که رابطه عمق برف با زاویه شیب، تحت تأثیر شرایط منطقه‌ای قرار دارد. به‌نظر می‌رسد برف در محدوده مورد مطالعه تحت تأثیر ذوب و اثر باد قرار گرفته است. تأثیر جهت روی عمق برف به‌ازاء بازه‌های مختلف جهت، متفاوت است. بر اساس نتایج حاصل، صرفاً جهت‌هایی از شیب با عمق برف رابطه دارند که از موقعیت بادپناهی بیش‌تری برخوردار بودند؛ بنابراین، جهت‌های شرقی به علت بادروبی، عمق برف



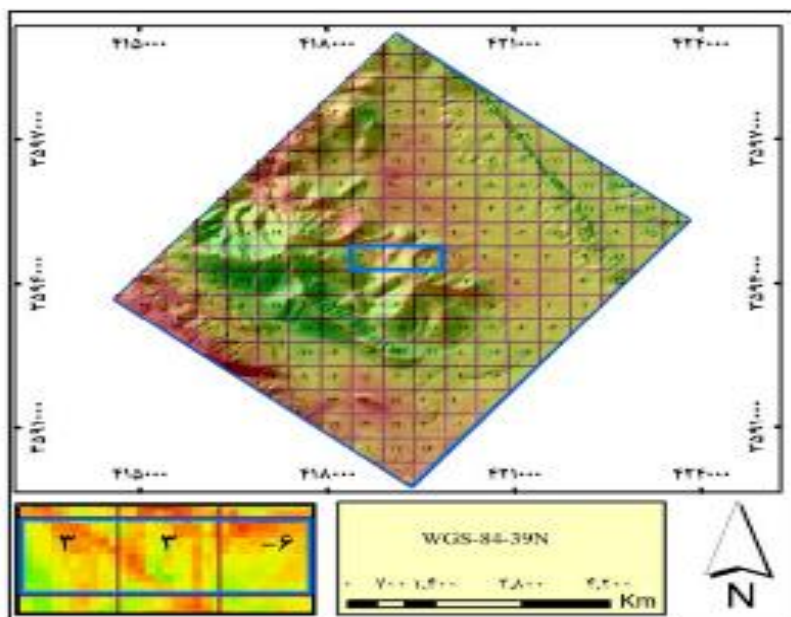
شکل ۶- نمونه‌ای از تأثیرگذارترین (a,b) و کم تأثیرترین (c,d) متغیرها در مدل‌سازی عمق برف

Figure 6- An example of the most influential (a, b) and least influential (c, d) variables in snow depth modeling



شکل ۷- نقشه پهنه‌بندی عمق برف با استفاده از کریجینگ معمولی (الف) و مدل شبکه عصبی مصنوعی (ب)

Figure 7- Snow depth zoning map using ordinary kriging (a) and artificial neural network model (b)



شکل ۸- تفاوت ارزش رقومی مدل شبکه عصبی مصنوعی و کریجینگ معمولی

Figure 8- The difference between the digital value of the artificial neural network model and ordinary kriging

۴- نتیجه‌گیری کلی

در این پژوهش به منظور برآورد توزیع مکانی عمق برف، از چهار مدل شبکه عصبی مصنوعی، رگرسیون خطی، تجزیه و تحلیل مؤلفه اصلی به روش شبکه عصبی و تجزیه و تحلیل مؤلفه اصلی به روش رگرسیون خطی استفاده شد. پس از بررسی روش‌های مذکور با توجه به معیارهای آماری در نظر گرفته شده، کم‌ترین میزان خطا مربوط به مدل شبکه عصبی مصنوعی (RMSE برابر با ۱۹/۵۷)، پس از آن تجزیه و تحلیل مؤلفه اصلی به روش شبکه عصبی مصنوعی (RMSE برابر با ۲۰/۸۶)، سپس رگرسیون خطی (RMSE برابر با ۲۱/۰۹) و در آخر بیش‌ترین میزان خطا مربوط به تجزیه و تحلیل مؤلفه اصلی به روش رگرسیون خطی (RMSE برابر با ۲۱/۵۹) است. نتایج تجزیه و تحلیل حساسیت نشان داد که از ۳۲ متغیر استفاده شده جهت ورودی مدل‌ها، بیش‌ترین تأثیر را بر اساس اهمیت به‌ترتیب متغیرهای نیمرخ طولی انحناء، انحناء عمومی، شیب، نیمرخ عرضی انحناء، شیب

حوزه آبخیز، موقعیت میانی شیب، اثر باد، ارتفاع نرمال شده، جهات جغرافیایی و شاخص تفاوت نرمال شده برف داشته است. در پژوهش حاضر سعی شد از مدل رقومی ارتفاع با قدرت تفکیک بالا (۱۰ متر) و همچنین از تصاویر ماهواره لندست هشت (قدرت تفکیک ۳۰ متر) استفاده شود تا مدل‌سازی تغییرات عمق برف با دقت مناسبی انجام شود اگرچه ممکن است قدرت تفکیک تأثیری در مدل‌سازی نداشته باشد. صعب‌العبور بودن و شرایط بسیار دشوار نمونه‌برداری از مهم‌ترین محدودیت‌های مطالعات برف می‌باشد. در این پژوهش از متغیرهایی چون پوشش گیاهی، کاربری اراضی و تابش خورشیدی استفاده نشده است، همچنین، جهت کاهش ویژگی تنها از روش تجزیه و تحلیل مؤلفه اصلی استفاده شده است. بنابراین پیشنهاد می‌شود در سایر مطالعات از متغیرهای مذکور و همچنین سایر روش‌های کاهش ویژگی استفاده شود و نتایج مورد تحلیل قرار گیرد.

منابع

- راداری. تحقیقات منابع آب ایران، (۱)۱۶، ۳۹۴-۴۰۷.
 doi:20.1001.1.17352347.1399.16.1.26.0
- بهرامی، مهناز، فتحزاده، علی، تقی‌زاده مهرجردی، روح‌الله، و زارع چاهوکی، محمدعلی (۱۳۹۵). بررسی مقیاس پارامترهای ژئومورفومتری بر پیش‌بینی پراکنش مکانی عمق برف. *هیدروژئومورفولوژی*، ۳(۶)، ۹۵-۱۱۳.
 doi:20.1001.1.23833254.1395.3.6.6.0
- حقی‌زاده، علی، کیانی، آرمان، و کیانی، میلاد. (۱۳۹۶). ارزیابی کارایی روش‌های زمین آماری به‌منظور برآورد توزیع مکانی عمق و چگالی برف در مناطق کوهستانی (مطالعه موردی: حوضه اصغری سراسکانرود، صیاد، صفری، شیوا، و ملانوری، الهام (۱۴۰۰). اندازه‌گیری عمق برف و ارزیابی ارتباط مؤلفه دما با ویژگی‌های برف در حوزه آبخیز لیتوان. *نشریه پژوهش‌های حفاظت آب و خاک*، ۲۸(۴)، ۱۸۷-۲۰۶.
 doi:10.22069/jwsc.2022.19570.3502
- اصغری سراسکانرود، صیاد، و مدیرزاده، ریحانه (۱۳۹۹). برآورد تغییرات عمق برف در سطح شهرستان اردبیل و سرعتین با استفاده از داده‌های ماهواره Sentinel1 با روش تداخل‌سنجی

شریفی، محمدرضا، آخوندعلی، علی محمد، پرهمت، جهانگیر، و محمدی، جهانگرد (۱۳۸۶). بررسی تأثیر ارتفاع، جهت و تندی شیب بر عمق برف در حوضه صمصامی. *تحقیقات منابع آب ایران*، ۳(۳)، ۶۹-۷۲.

شریفی، محمدرضا، آخوندعلی، علی محمد، پرهمت، جهانگیر، و محمدی، جانگرد (۱۳۸۶). کاربرد تحلیل خوشه‌ای به منظور تخمین عمق برف (مطالعه موردی: حوضه صمصامی). *پژوهش کشاورزی: آب، خاک و گیاه در کشاورزی*، ۷(۴)، ۲۵-۳۷. منجذب مرودشتی، شهربانو، مزیدی، احمد، امیدوار، کمال، و مظفری، غلامعلی (۱۴۰۰). بررسی تأثیر پارامترهای جوی بر پوشش برف حوضه آبخیز کوه‌رنگ. *نیوار*، ۴۵(۱۱۲-۱۱۳)، ۵۶-۶۶. doi:10.30467/nivar.2021.263731.1175

References

- Asghari Saraskanroud, S., & Modirzadeh, R. (2020). Estimation of snow depth changes in Ardabil and Sarein cities using Sentinel 1 satellite data with radar interferometric method. *Iran-Water Resources Research*, 16(1), 394-407. doi:10.1001.1.17352347.1399.16.1.26.0 [In Persian]
- Asghari Saraskanroud, S., Safari, S.H., & Mollanuri, E. (2022). Measuring snow depth and evaluating the relationship between temperature component and snow characteristics in the Liqvan watershed. *Journal of Water and Soil Conservation*, 28(4), 187-206. doi:10.22069/jwsc.2022.19570.3502 [In Persian]
- Bahrami, M., Fathizadeh, A., Zaree Chahooki, M.A., & Taghizadeh Mehrjerdi, R. (2016). Scale effect geomorphometric parameters of spatial pattern of snow depth. *Hydrogeomorphology*, 3(6), 95-113. doi:10.1001.1.23833254.1395.3.6.6.0 [In Persian]
- Balk, B., & Elder, K. (2000). Combining binary decision tree and geostatistical methods to estimate snow distribution in a mountain watershed. *Water Resources Research*, 36(1), 13-26. doi:10.1029/1999wr900251
- Beniston, M., Keller, F., & Goyette, S. (2003). Snow pack in the Swiss Alps under changing climatic conditions: an empirical approach for climate impacts studies. *Theoretical and Applied Climatology*, 74, 19-31. doi:10.1007/s00704-002-0709-1
- Bloschl, G., Kirnbauer, R., & Gutknecht, D. (1991). Distributed Snowmelt Simulations in an Alpine Catchment: 1. Model Evaluation on the Basis of Snow Cover Patterns. *Water Resources Research*, 27(12), 171-179. doi:10.1029/91wr02250
- Camdevyren, H., Demyr, N., Kanik, A., & Kesky, S. (2005). Use of principal component scores in multiple linear regression models for prediction of Chlorophyll-a in reservoirs. *Ecological*

آبخیز گوش بالا مشهد). *هیدروژئومورفولوژی*، ۴(۱۲)، ۴۵-۶۶. doi:10.1001.1.23833254.1396.4.12.3.6

سیفی هوشنگ، و فیضی‌زاده، بختیار (۱۳۹۸). کاربرد روش تداخل‌سنجی و تصاویر سنجش از دوری رادار در برآورد عمق برف و آب قابل استحصال از آن در حوضه آبریز یامچی. *تحقیقات منابع آب ایران*، ۱۵(۱)، ۳۴۱-۳۵۵. doi:10.1001.1.17352347.1398.15.1.25.2

شریفی، محمدرضا، آخوندعلی، علی محمد، پرهمت، جهانگیر، و محمدی، جهانگرد (۱۳۸۶). ارزیابی دو روش معادله همبستگی خطی و کریجینگ معمولی به‌منظور برآورد توزیع مکانی عمق برف در حوزه آبخیز صمصامی. *علوم و مهندسی آبخیزداری*، ۱۱(۱)، ۲۴-۳۸.

Modelling, 181(4), 581-589. doi:10.1016/j.ecolmodel.2004.06.043

- Choularton, T.W., & Perry, S.J. (1986). A model of the orographic enhancement of snowfall by the seeder-feeder mechanism. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, 112(472), 335-345. doi:10.1256/smsqj.47203
- Cline, D.W., Bales, R.C., & Dozier, J. (1998). Estimating the spatial distribution of snow in mountain basins using remote sensing and energy balance modeling. *Water Resources Research*, 34(5), 1275-1285. doi:10.1029/97wr03755
- Cybenko, G. (1989). Approximation by superposition of a sigmoidal function. *Mathematics of Control, Signals and Systems*, 2(4), 303-314.
- Daly, C., Neilson, R.P., & Phillips, D.L. (1994). A statistical topographic model for mapping climatological precipitation over mountainous terrain. *Journal of Applied Meteorology*, 33, 140-158. doi:10.1175/1520-0450(1994)033<0140:astmfm>2.0.co;2
- Elder, K., Dozier, J., & Michaelsen, J. (1991). Snow accumulation and distribution in an Alpin Watershed. *Water Resources Research*, 27(7), 1541-1552. doi:10.1029/91wr00506
- Elder, K., & Dozier, J. (1990). Improving methods for measurement and estimation of snow storage in alpine watersheds, Hydrology in Mountainous Regions. *I- Hydrological Measurements; the Water Cycle, IAHS*, 193, 147-156.
- Elder, K., Rosenthal, R., & Davis, R.E. (1995). Estimating the spatial distribution of snow water equivalent in a mountain watershed. *Hydrology Processes*, 12, 3627-3649. doi:10.1002/(sici)1099-1085(199808/09)12:10/11<1793::aid-hyp695>3.0.co;2-k
- Erickson, T.A., Williams, M.W., & Winstral, A. (2005). Persistence of topographic controls on the spatial distribution of snow in rugged

- mountain, Colorado, United States. *Water Resources Research*, 41, 1-17. doi:10.1029/2003wr002973
- Essery, R., Martin, E., Douville, H., Fernandez, A., & Brun, E. (1999). A comparison of four snow models using observations from an alpine site. *Climate Dynamics*, 15(8), 583-593. doi:10.1007/s003820050302
- Ganj Khanlo, H., Vafakhah, M., Zeinivand, H., & Fathzadeh, A. (2020). The effect of different sampling schemes on estimation precision of snow water equivalent (SWE) using geo statistics techniques in a semi-arid region of Iran. *Geocarto International*, 35(16), 1-14. doi:10.1080/10106049.2019.1581267
- Gupta, R.P., Haritashya, U.K., & Singh, P. (2005). Mapping Dry/Wet Snow Cover in the Indian Himalayas Using IRS Multispectral Imagery. *Remote Sensing of Environment*, 97(4), 458-469. doi:10.1016/j.rse.2005.05.010
- Haghizadeh, A., Keiani, A., & Keiani, M. (2017). Evaluating the efficiency of geostatistical methods in order to estimate the spatial distribution of snow depth and density in mountainous areas (case study: Gosh Bala watershed of Mashhad). *Hydrogeomorphology*, 4(12), 45-66. doi:10.1001.1.23833254.1396.4.12.3.6 [In Persian]
- Hornik, K., Stinchcombe, M., & White, H. (1989). Multilayer feedforward networks are universal approximators. *Neural Networks*, 2(5), 359-366. doi:10.1016/0893-6080(89)90020-8
- Johnson, R.A., & Wichern, D.W. (1982). *Applied multivariate statistical analysis*. 3rd Ed., Prentice-Hall Inc., Englewood Cliffs, USA.
- Kuras, P.K., Weiler, M., & Alila, Y. (2008). The spatiotemporal variability of runoff generation and groundwater dynamics in a snow-dominated catchment. *Hydrology*, 352(1-2), 50-66. doi:10.1016/j.jhydrol.2007.12.021
- Lehning, M., Lowe, H., Ryser, M., & Raderschall, N. (2008). Inhomogeneous precipitation distribution and snow transport in steep terrain. *Water Resources Research*, 44(7), 1-19. doi:10.1029/2007wr006545
- Marchand, W.D., & Killingtveit, A. (2001). Analyses of the relation between spatial snow distribution and terrain characteristics. 58th Eastern Snow Conference Ottawa, Ontario, Canada.
- Martinez, J., Rango, A., & Roberts, R. (2008). *The Snowmelt Runoff Model (SRM) User's Manual*. Edited by Enrique Gómez-Landesa & Max P, Bleiweiss, Updated Edition for Windows, WinSRM Version 1.11, USDA Jornada Experimental Range, New Mexico State University, Las Cruces, NM 88003, U.S.A.
- Minasny, B., & McBratney, A.B. (2006). A conditioned Hypercube method for sampling in the presence of ancillary information. *Computers and Geosciences*, 32(9), 1378-1388. doi:10.1016/j.cageo.2005.12.009
- McKay, G.A., & Gray, D.M. (1981). The distribution of the snow cover. In: *Handbook of Snow*, edited by: Gray, D. and Hale, D., Pergamon Press Canada Ltd., 153-190.
- Molotch, N.P., Colee, M.T., Bales, R.C., & Dozier, J. (2005). Estimating the spatial distribution of snow water equivalent in an alpine basin using binary regression tree models: the impact of digital elevation data independent variable selection. *Hydrological Processes*, 19(7), 1459-1479. doi:10.1002/hyp.5586
- Monjazebe Marvdashti, S.H., Mazidi, A., Omidvar, K., & Mozafari, G.H.A. (2021). Investigation of the effect of atmospheric parameters on the snow cover of Koohrang watershed. *Nivar*, 45(112-113), 56-66. doi:10.30467/nivar.2021.263731.1175 [In Persian]
- Mott, R., Scipion, D., Schneebeli, M., Dawes, N., Berne, A., & Lehning, M. (2013). The effect of airflow dynamics on small-scale snow-fall patterns in mountainous terrain. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, in revision.
- Patil, A., Singh, G., Rudiger, C.H. (2019). A novel approach for the retrieval of snow water equivalent using SAR data. IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium, Yokohama, Japan, 3233-3236.
- Pomeroy, J.W., & Gray, D.M. (1995). Snowcover Accumulation, Relocation and Management. National Hydrology Research Institute Science Report No. 7, Environment Canada, Saskatoon.
- Rango, A., Walker, A., & Goodinson, B. (2000). *Remote Sensing in Hydrology and Water Management* (eds by Schultz G & Ergman E), Springer Berlin Heidelberg.
- Seifi, H., & Feizizadeh, B. (2019). Application of interferometric method and radar remote sensing images in estimating snow depth and extractable water in Yamchi watershed. *Iran-Water Resources Research*, 15(1), 341-355. doi:10.1001.1.17352347.1398.15.1.25.2 [In Persian]
- Shaban, A., Faour, G., Khawlie, M., & Abdallah, C. (2004). Remote sensing application to estimate the volume of water in the form of snow on Mount Lebanon. *Hydrological Sciences Journal*, 49(4), 643-653. doi:10.1623/hysj.49.4.643.54432
- Sharifi, M.R., Akhoondali, A.M., Porhemmat, J., & Mohammadi, J. (2007). Evaluation of two methods of linear correlation equation and normal kriging in order to estimate the spatial distribution of snow depth in Samsami

- watershed. *Iran-Watershed Management Science & Engineering*, 1(1), 24-38. [In Persian]
- Sharifi, M.R., Akhoondali, A.M., Porhemmat, J., & Mohammadi, J. (2007). Application of Cluster Analysis for Estimating Snow Depth(Case Study: Samsami Basin). *Journal of Agricultural Research*, 7(4), 25-37. [In Persian]
- Sharifi, M.R., Akhoondali, A.M., Porhemmat, J., & Mohammadi, J. (2008). Effect of elevation and aspect on snow depth at samsami basin. *Iran-Water Resouces Reserarch*, 3(3), 69-72. [In Persian]
- Trujillo, E., Ramirez, J.A., & Elder, K.J. (2007). Topographic, meteorologic, and canopy controls on the scaling characteristics of the spatial distribution of snow depth fields. *Water Resources Research*, 43, 1-17. doi:10.1029/2006wr005317
- Winstral, A., Elder, K., & Davis, R.E. (2002). Spatial snow modeling of wind-redistributed snow using terrain based parameters. *Journal of Hydrometeorology*, 3, 524-538. doi:10.1175/1525-7541(2002)003<0524:ssmowr>2.0.co;2
- Zhang, H., Zhang, F., Che, T., & Wang, S. (1998). Comparative evaluation of VIIRS daily snow cover product with MODIS for snow detection in China based on ground observations. *Science of The Total Environment*, 138-156. doi:10.1016/j.scitotenv.2020.138156
- Zhoua, X., Xie, H., & Hendrickx, J.M.H. (2005). Statistical evaluation of remotely sensed snow-cover products with constraints from streamflow and snotel measurements. *Elsevier Remote Sensing of Environment*, 94(2), 214-231. doi:10.1016/j.rse.2004.10.007