

تهیه نقشه حساسیت زمین لغزش با استفاده از کشف قوانین طبقه‌بندی توسط الگوریتم بهینه‌سازی کلونی مورچه و GIS

محمد کریمی^{1*}، محمدعرب امیری²، عباس علیمحمدی سراب³

- 1- استادیار سیستم‌های اطلاعات مکانی، دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی، تهران، ایران
- 2- دانشجوی کارشناسی ارشد سیستم‌های اطلاعات مکانی، دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی، تهران، ایران
- 3- دانشیار سیستم‌های اطلاعات مکانی، دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی، تهران، ایران

دریافت: 92/1/11 پذیرش: 92/7/17

چکیده

تهیه نقشه حساسیت زمین لغزش ابزاری ضروری برای مدیریت بحران است. هدف این پژوهش، تهیه نقشه حساسیت زمین لغزش با استفاده از کشف قوانین طبقه‌بندی (CRD) توسط بهینه‌سازی کلونی مورچه (ACO) است. این روش مدل‌سازی برای ارزیابی حساسیت زمین لغزش در شهرستان جواهرود استان کرمانشاه به کار گرفته شد. برای این منظور، لایه‌های موضوعی شامل شیب، فاصله از گسل‌ها، فاصله از آبراهه، بارندگی، کاربری و بافت خاک استفاده شدند. در این تحقیق روش یکی در یک زمان (OAT) به عنوان روش تحلیل حساسیت برای به دست آوردن وابستگی خروجی‌های مدل به پارامترهای ورودی استفاده شد. سپس، عملکرد الگوریتم ارائه شده از راه مقایسه با الگوریتم درخت تصمیم‌گیری C5 - که یک روش کشف قوانین طبقه‌بندی شناخته شده است - اعتبارسنجی شد. برای سنجش صحت نقشه حساسیت زمین لغزش به دست آمده، این نقشه با توزیع زمین لغزش‌های مشاهده شده ارزیابی شد. نقشه به دست آمده نشان می‌دهد قدرت پیش‌بینی مدل بسیار بالاست. به طور کلی، حدود 20 درصد از منطقه مورد مطالعه در طبقات حساس و بسیار حساس قرار می‌گیرد و اغلب زمین لغزش‌های پیشین (81.25 درصد) در این طبقات رخ داده‌اند. براساس نتایج این پژوهش، این مدل را می‌توان به گونه‌ای کارآمد، در تهیه نقشه‌های حساسیت زمین لغزش به کار برد.

واژه‌های کلیدی: بهینه‌سازی کلونی مورچه، کشف قوانین طبقه‌بندی، حساسیت زمین لغزش، جواهرود، GIS.



1- مقدمه

زمین لغزش یکی از مهم ترین بلایای طبیعی با خسارت های فراوان است؛ بنابراین ارزیابی خطر وقوع زمین لغزش یکی از مهم ترین مسائلی است که مسئولان برای برنامه ریزی کاربری و حفاظت از محیط زیست با آن روبه رویند. به گفته وارنز¹ (12: 1978)، برای تعریف زمین لغزش، حرکات جرم مانند خاک ها، آوارها، سنگ ها و جریان آوار در کلمه زمین لغزش گنجانده شده است. همچنین، براساس تعریفی دیگر از وارنز (54: 1984)، خطر زمین لغزش در یک ناحیه احتمال وقوع یک زمین لغزش بالقوه ویرانگر در یک بازه زمانی مشخص است. از آنجا که تهیه نقشه حساسیت زمین لغزش به طور چشمگیری برنامه ریزی کاربری را بهبود می بخشد، می توان از آن به عنوان روشی کارآمد برای کاهش خسارت های مالی و جانی ناشی از زمین لغزش ها استفاده کرد؛ بنابراین تهیه نقشه حساسیت زمین لغزش گامی مهم برای مدیریت خطر زمین لغزش به منظور امنیت زندگی و حرفه انسان ها، توسعه زیرساخت ها و حفاظت از محیط زیست است (Neuhauser & Terhorst, 2007: 12).

تاکنون، برای تهیه نقشه حساسیت زمین لغزش با روش های ابتکاری، قطعی و آماری پژوهش های زیادی انجام شده است. روش ابتکاری روشی مستقیم یا کیفی است که به طور کامل بر مشاهدات و دانش اولیه کارشناس استوار است؛ بنابراین تخصیص ارزش ها و وزن ها به متغیرها به صورت ذهنی، و نتایج تکرارناپذیر است (Gorsevski Et al., 2006; Wati Et al., 2010). درمقابل، روش های قطعی براساس تحلیل ثبات دامنه است و فقط زمانی که شرایط زمین در سراسر منطقه مورد مطالعه به نسبت همگن و انواع لغزش ها شناخته شده باشند، قابل اجرایند (Dahal Et al., 2008; Wu & Sidle, 1995; Gokceoglu & Aksoy, 1996). از سوی دیگر، روش های آماری غیرمستقیم اند و تاحدودی مبتنی بر مشاهدات و دانش اولیه کارشناس و محاسبات آماری وزن یا احتمالات وقوع زمین لغزش هستند. هر دو روش آماری دومتغیره و چندمتغیره در این مورد استفاده شده است (Van Westen, 2000; Atkinson & Massari, 1998; Neuhauser & Terhorst, 2007).

1. Varnes

در تحقیقات انجام شده در این ناحیه، علائی طالقانی و همکاران (1390) با استفاده از هشت لایه اثرگذار در وقوع لغزش و به کمک مدل آماری دومتغیره تراکم سطح، حساسیت دامنه‌ها به لغزش در حوضه آبخیز جوانرود را پهنه‌بندی کردند که قسمتی از منطقه مورد مطالعه تحقیق حاضر (جنوب شرقی) را شامل می‌شود. براساس این تحقیق، 65 درصد از زمین‌های حوضه جوانرود دارای پتانسیل لغزش با خطر زیاد و خیلی زیاد هستند. همچنین، بیشترین تراکم لغزشی تا شعاع 200 متری جاده‌ها و بستر زهکش‌ها واقع شده بود. علائی طالقانی و رحیم‌زاده (1390) در پژوهشی دیگر در همین حوضه، نقشه پهنه‌بندی شده خطر وقوع زمین لغزش را با استفاده از هفت عامل اثرگذار و به کمک مدل تحلیل سلسله‌مراتبی و با تأکید بر ویژگی‌های مورفولوژی تهیه کردند. براساس نتایج تحقیق ایشان، در این پهنه‌بندی حدود 58 درصد از این منطقه در معرض خطر زیاد و خیلی زیاد از نظر وقوع لغزش شناسایی شد.

در داده‌کاوی، برخلاف آمار کلاسیک، هدف کشف دانشی است که هم صحیح باشد و هم برای کاربر قابل درک (Fayyad Et al., 1996: 2). زمانی که تصمیم‌گیرنده برای پشتیبانی از تصمیمش از دانش کشف شده استفاده می‌کند، درک‌پذیر بودن این دانش مهم می‌شود؛ زیرا اگر دانش کشف شده درک‌پذیر نباشد، کاربر به دانش کشف شده اطمینان نخواهد کرد؛ در نتیجه قادر به تفسیر و ارزیابی آن نخواهد بود و این کار به تصمیم نادرست منجر خواهد شد (Parpinelli Et al., 2002a: 322). برای داده‌کاوی چندین هدف وجود دارد که شامل طبقه‌بندی، رگرسیون، خوشه‌بندی، مدل‌سازی وابستگی و غیره است (Freitas & Lavington, 1998). بنابراین، نخستین گام برای طراحی الگوریتم داده‌کاوی، تعریف هدف الگوریتم است (Parpinelli Et al., 2002a: 321). این مقاله یک الگوریتم را برای داده‌کاوی با هدف طبقه‌بندی برای تهیه نقشه حساسیت زمین لغزش به کار می‌گیرد. طبقه‌بندی قاعده‌مبنا یکی از توابع کلیدی سامانه قاعده‌مبناست که اغلب برای حل مسائل پیچیده به شیوه مناسب به کار می‌رود. به طور کلی، طبقه‌بندی تبدیل دانش عملی انسان به شکل اگر-آنگاه است. بنابراین، طبقه‌بندی قاعده‌مبنا فرایند کشف قوانین طبقه‌بندی است.

یکی از الگوریتم‌هایی که برای این مسئله استفاده می‌شود، بهینه‌سازی کلونی مورچه است. این الگوریتم یکی از پیشرفته‌ترین روش‌های بهینه‌سازی تقریبی است. الگوریتم کلونی مورچه روشی فراابتکاری از نوع سازنده است که با الهام از رفتار مورچه‌های طبیعی، برای حل مسائل



بهینه‌یابی ترکیبی استفاده می‌شود. الگوریتم کلونی مورچه یکی از الگوریتم‌های هوش تجمعی جمعیت‌مبناست (سپهری و رحیمی مقدم، 1387). الگوریتم مورچه اولیه (سیستم مورچه)¹ را نخست دوریگو² (1992) مطرح کرد؛ سپس تایلارد³ و گامباردلا⁴ (1997) تنوع زیادی روی الگوریتم اولیه ایجاد کردند. اولین الگوریتم بهینه‌سازی کلونی مورچه برای طبقه‌بندی مبتنی بر قوانین را که الگوریتم مورچه کاشف⁵ نامیده می‌شد، پارپینلی⁶ و همکاران (2002a & 2002b) مطرح کردند. در ادامه، چندین روش کشف قوانین طبقه‌بندی براساس مورچه کاشف طراحی شد (Liu Et al., 2002; Liu Et al., 2004; Jiang & Xu, 2005; Roostmand & Zamanifar, 2008). اگرچه این روش‌ها عملکرد الگوریتم مورچه کاشف را در حل مسائل غیرمکانی بهینه کردند، کاربرد آن‌ها در حل مسائل مکانی با دو عامل ورود و خروج داده‌های مکانی و حجیم بودن داده‌های مکانی محدود می‌شد.

کشف قوانین طبقه‌بندی در تهیه نقشه حساسیت زمین لغزش با عنوان فرایند کشف دانش مکانی در نظر گرفته می‌شود؛ زیرا تهیه نقشه حساسیت زمین لغزش مسئله‌ای مکانی است. یکی از مزایای کشف دانش مکانی، کشف دانشی است که در حجم و محدوده عظیمی از داده‌های مکانی پنهان است (Miller & Han, 2009). این مزیت یکی از دلایل استفاده از کشف قوانین طبقه‌بندی در تهیه نقشه حساسیت زمین لغزش است. در نتیجه، در این مقاله الگوریتم بهینه‌سازی کلونی مورچه و کشف قوانین طبقه‌بندی را برای تهیه نقشه حساسیت زمین لغزش در یک چارچوب تلفیق می‌کنیم.

2- مبانی نظری تحقیق

به‌طور کلی، ساختار قوانین طبقه‌بندی به‌شکل اگر-آنگاه است؛ یعنی اگر مقدم برقرار باشد، آنگاه تالی برقرار می‌شود. بخش مقدم قانون شامل چندین شرط است که معمولاً با عملگر منطقی AND به هم متصل می‌شوند. بخش تالی قانون نیز نتیجه طبقه‌بندی را نشان می‌دهد.

-
1. Ant System
 2. Dorigo
 3. Taillard
 4. Gambardella
 5. Ant-miner
 6. Parpinelli

برای ساخت مسیرهای مصنوعی توسط مورچه‌های مصنوعی از ساختار گره-مسیر استفاده می‌شود. مورچه از لانه مصنوعی شروع به حرکت کرده، مقداری از هر ویژگی را انتخاب می‌کند. پس از آنکه از تمام ویژگی‌ها عبور کرد، مقداری را برای کلاس انتخاب می‌کند؛ سپس میزان غذای مصنوعی (فرومون) تعیین می‌شود. مقادیر ویژگی‌های انتخاب‌شده بخش مقدم را تعیین می‌کنند و مقدار کلاس بخش تالی را تشکیل می‌دهد. برای کشف یک قانون باید از این موضوع که مورچه‌های کافی از آن مسیر گذشته‌اند، اطمینان پیدا کرد.

میان قوانین طبقه‌بندی کشف‌شده به‌وسیله مورچه‌های مصنوعی و مسیرهای ساخته‌شده توسط مورچه‌های واقعی تفاوت‌هایی وجود دارد. برای مثال، حرکات مورچه‌های مصنوعی انتقال از وضعیت‌های گسسته به گسسته است؛ درحالی که مورچه‌های واقعی به‌صورت پیوسته حرکت می‌کنند. همچنین، حرکت در مسیر و به‌روزرسانی فرومون در مورچه‌های واقعی هم‌زمان است؛ اما مورچه‌های مصنوعی این تحقیق فقط پس از اینکه یک قانون ایجاد شد، فرومون را به‌روزرسانی می‌کنند. در ادامه، نظریه الگوریتم مورچه‌کاشف را به‌اختصار توضیح می‌دهیم (سپهری و رحیمی مقدم، 1387؛ Parpinelli Et al., 2002a; Parpinelli Et al., 2002b).

2-1- تعریف فرومون

مقدار اولیه فرومون که روی هر مسیر گذاشته می‌شود، با تعداد مقادیر تمام ویژگی‌ها متناسب است و با معادله زیر تعریف می‌شود:

$$\tau_{ij}(t = 0) = \frac{1}{\sum_{i=1}^a b_i} \quad \text{رابطه 1}$$

a تعداد کل ویژگی‌ها و b_i تعداد مقادیر در دامنه ویژگی i ام است.

2-2- قانون انتقال

اگر ترم ij به‌شکل $A_i = V_{ij}$ قسمتی از یک قانون شرطی باشد که A_i ویژگی i ام و V_{ij} مقدار j ام از دامنه A_i باشد، احتمالی که ij برای اضافه شدن به قانون جاری انتخاب شود، با معادله زیر محاسبه می‌شود:



$$P_{ij} = \frac{\eta_{ij}^{\beta} \tau_{ij}^{\alpha}}{\sum_{i=1}^a \sum_{j=1}^{b_i} \eta_{ij}^{\beta} \tau_{ij}^{\alpha}}, \forall i \in I \quad \text{رابطه 2}$$

α و β دو پارامتر قابل تعدیل اند که به ترتیب، مقادیر وزن نسبی فرومون و ابتکاری را کنترل می کنند. η یک مقدار ابتکاری برای ij است که به مسئله وابسته است و از راه تابع ابتکاری تعریف شده به دست می آید. τ_{ij} مقدار فرومونی است که در تکرار l ام روی گره V_{ij} است. I مجموعه ویژگی هایی است که هنوز توسط مورچه جاری استفاده نشده است.

3-2- تابع ابتکاری

تابع ابتکاری تئوری اطلاعات نرمال شده که در این تحقیق به کار رفته است، به صورت زیر تعریف می شود:

$$\eta_{ij} = \frac{\log_2 k - H(W|A_i = V_{ij})}{\sum_{i=1}^a \sum_{j=1}^{b_i} (\log_2 k - H(W|A_i = V_{ij}))} \quad \text{رابطه 3}$$

مقدار η_{ij} اندازه گیری آنتروپی (یا مقدار اطلاعات) است که با ترم ij ارتباط دارد. برای هر ترم ij به شکل $A_i = V_{ij}$ که A_i ویژگی l ام و V_{ij} مقدار l ام متعلق به دامنه A_i است، آنتروپی آن برابر است با:

$$H(W|A_i = V_{ij}) = - \sum_{n=1}^k (P(W|A_i = V_{ij}) \cdot \log(W|A_i = V_{ij})) \quad \text{رابطه 4}$$

W ویژگی کلاس (یعنی ویژگی ای که دامنه آن شامل کلاس هایی است که باید پیش بینی شوند) است. k تعداد کلاس ها و $P(W|A_i = V_{ij})$ احتمال تجربی کلاس مورد نظر مشروط به انتخاب $A_i = V_{ij}$ است.

2-4- اصلاح قانون

اصلاح قانون فرایندی ضروری برای جلوگیری از برآزش بیش از حد¹ به داده‌های آموزشی دارای نویز است. اصلاح فهم و صحت قانون را افزایش می‌دهد. فرایند اصلاح قانون تا زمانی تکرار می‌شود که قانون فقط یک ترم داشته باشد یا هیچ ترم دیگری وجود نداشته باشد که حذف آن به افزایش کیفیت قانون منجر شود و در هر مرحله ترمی را که حذفش به افزایش حداکثر در کیفیت قانون می‌انجامد، حذف می‌کند. کیفیت قانون با معادله زیر تعریف می‌شود:

$$Q = \frac{TP}{TP + FN} + \frac{TN}{TN + FP} = \text{sensitivity} * \text{specificity} \quad \text{رابطه 5}$$

در معادله بالا، Q کیفیت قانون است که بین صفر و یک است و هرچه مقدارش بیشتر باشد، کیفیت قانون بالاتر می‌رود. TP تعداد نمونه‌های تحت پوشش قانون است که کلاس پیش‌بینی شده قانون را دارد. FP تعداد نمونه‌های تحت پوشش قانون است که کلاسی متفاوت با کلاس پیش‌بینی شده قانون دارد. FN تعداد نمونه‌هایی است که تحت پوشش قانون قرار نگرفته است و کلاس پیش‌بینی شده قانون را دارد. TN هم تعداد نمونه‌هایی است که تحت پوشش قانون قرار نگرفته است و کلاس پیش‌بینی شده قانون را ندارد. حساسیت² صحت میان نمونه‌های مثبت است و اختصاصیت³ صحت میان نمونه‌های منفی.

2-5- قانون به‌روزرسانی فرومون

زمانی که قانونی به‌وسیله مورچه ساخته و اصلاح می‌شود، مقدار فرومون در همه بخش‌های مسیرها باید به‌روز شود. به‌روزرسانی فرومون برای یک ترم ij براساس معادله زیر انجام می‌شود:

$$\tau_{ij}(t+1) = \tau_{ij}(t) + \tau_{ij}(t)Q, i, j \in R \quad \text{رابطه 6}$$

R مجموعه ترم‌هایی است که در قانونی که مورچه در تکرار t ام ساخته است، رخ می‌دهد و Q کیفیت قانون است. معادله بالا فقط فرومون ترم‌هایی را که در قانون رخ می‌دهند، اضافه

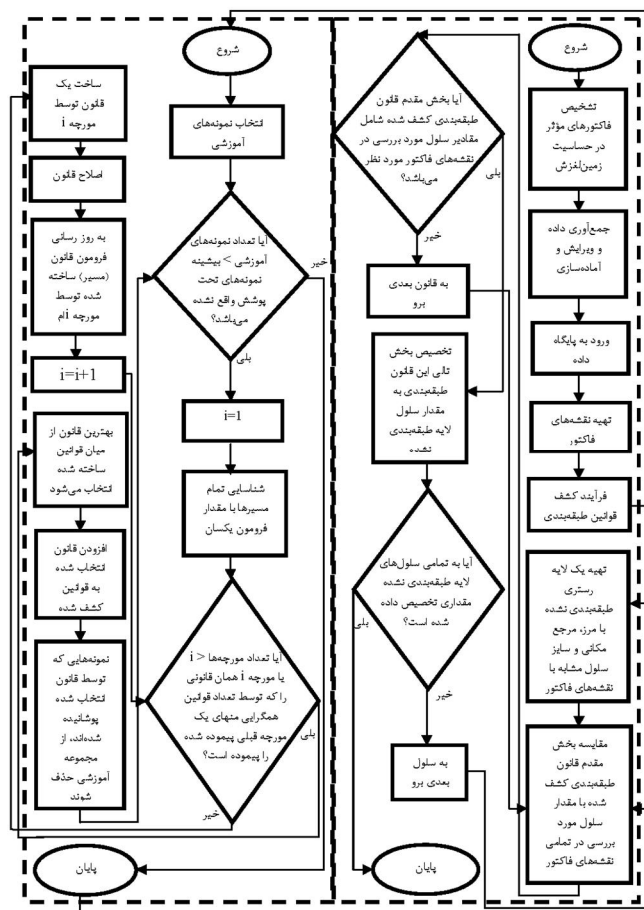
1. overfitting
2. sensitivity
3. specificity



می‌کند. برای افزودن اثر تبخیر، مقدار فرومون (τ) در پایان روند به‌روزرسانی نرمال می‌شود؛ به این ترتیب که τ_{ij} برای هر ترم تقسیم بر مجموع τ_{ij} ها می‌شود.

3- پیاده‌سازی مدل برای تهیه نقشه حساسیت زمین لغزش

برای تهیه نقشه حساسیت زمین لغزش به کمک الگوریتم بهینه‌سازی کلونی مورچه، از نقشه‌های فاکتور رستری استفاده می‌شود. برای نقشه‌های فاکتور باید یک مقیاس جغرافیایی، مرز، اندازه سلول و مرجع مکانی استاندارد تهیه شود؛ سپس براساس حد آستانه‌ای که کارشناس تعریف کرده است، به کلاس‌های مختلف طبقه‌بندی شود. زمانی که تمام نقشه‌های فاکتور وارد شدند، نمونه‌هایی در مکان‌های مختلف برای ساخت مجموعه آموزشی جمع‌آوری می‌شوند. دانش کارشناس نقشی کلیدی در این فرایند دارد. از سوی دیگر، به دلیل اینکه ساخت مجموعه آموزشی به‌طور مستقیم بر کیفیت و دقت قوانین طبقه‌بندی کشف‌شده اثر می‌گذارد، اهمیت بسیار دارد. برای تعریف یک مجموعه آموزشی مناسب باید دو شرط برقرار شود: وجود تعداد کافی نمونه‌های آموزشی و تعداد کافی نمونه‌های آموزشی که مقدار کلاس‌های متفاوتی دارند. در این تحقیق، از نمونه‌های تصادفی برای ساخت مجموعه آموزشی استفاده می‌شود. مقادیر سلول‌های نمونه‌برداری‌شده در نقشه‌های فاکتور و نظر کارشناسی به ترتیب بخش مقدم و تالی قوانین را برای نمونه‌های آموزشی تعریف می‌کند. فلوچارت کلی روند تحقیق در شکل شماره یک آمده است.



شکل 1. فلوچارت کلی روند تحقیق

در این الگوریتم، کاربر چهار پارامتر را تعریف می‌کند: تعداد مورچه‌ها، کمینه نمونه‌ها به‌ازای هر قانون، بیشینه نمونه‌های تحت پوشش قرارنگرفته در نمونه‌های آموزشی و تعداد قوانین همگرایی. تعداد مورچه‌ها برابر با بیشینه تعداد قوانین در هر تکرار است. گفتنی است در هر تکرار از میان قوانین برگزیده، بهترین آن‌ها انتخاب و به‌عنوان قانون کشف‌شده در نظر گرفته می‌شود. همچنین، قرار دادن مقداری برای کمینه نمونه‌ها به‌ازای هر قانون موجب



جلوگیری از برازش بیش از حد به نمونه‌ها می‌شود؛ زیرا باعث می‌شود هر قانون کمترین تعداد نمونه را پوشش دهد. از سوی دیگر، تعریف مقداری برای بیشینه نمونه‌های تحت پوشش قرارنگرفته در نمونه‌های آموزشی باعث می‌شود فرایند کشف قوانین به‌طور مکرر تا زمانی که تعداد نمونه‌های تحت پوشش قرارنگرفته در نمونه‌های آموزشی کمتر از مقدار حد آستانه تعریف شده شوند، تکرار شود. تعداد قوانین همگرایی نیز باعث می‌شود اگر قانون تعریف شده توسط یک مورچه با تعداد قوانین همگرایی منهای یک مورچه قبلی آن یکسان باشد، سیستم بفهمد که مورچه‌ها به یک قانون (مسیر) همگرا شده‌اند و در نتیجه، این تکرار تمام شده است و تکرار بعدی شروع شود. در این پژوهش، تعداد مورچه‌ها برابر با 3000، کمینه نمونه‌ها به‌ازای هر قانون برابر با 10، بیشینه نمونه‌های تحت پوشش قرارنگرفته در نمونه‌های آموزشی برابر با 10 و تعداد قوانین همگرایی نیز برابر با 10 در نظر گرفته شدند (Parpinelli Et al., 2002a).

پس از ورود مجموعه آموزشی و کشف قوانین، یک لایه رستری طبقه‌بندی نشده که تمام مقادیر سلول‌های خالی و آماده تخصیص‌اند، تهیه می‌شود (این لایه رستری دارای مرز، مرجع مکانی و اندازه سلول مشابه با نقشه‌های فاکتور است). مقادیر سلول‌های نقشه‌های فاکتور در یک مکان با بخش مقدم قوانین کشف شده مقایسه می‌شود. اگر بخش مقدم قانونی شامل مقادیر نقشه‌های فاکتور سلولی باشد، مقدار کلاس این قانون به مقدار سلول لایه طبقه‌بندی نشده در همان مکان تخصیص داده می‌شود. زمانی که به تمام سلول‌های لایه طبقه‌بندی نشده مقداری تخصیص داده شود، نقشه حساسیت زمین لغزش تولید و فرایند کامل می‌شود.

3-1- ویژگی‌های منطقه مورد مطالعه

شهرستان جوانرود در شمال غربی استان کرمانشاه واقع شده است. این شهرستان در عرض جغرافیایی 34 درجه و 39 دقیقه تا 35 درجه و 6 دقیقه و طول جغرافیایی 45 درجه و 55 دقیقه تا 46 درجه و 35 دقیقه قرار دارد و ارتفاع متوسط آن از سطح دریا 1280 متر است. مساحت شهرستان 772 کیلومتر مربع است. این شهرستان در ناحیه‌ای کوهستانی با کوه‌ها و ارتفاعات متعدد واقع شده است. از مشکلات این منطقه، وقوع زمین لغزش‌هایی است که خسارت‌های جانی و مالی زیادی به‌بار می‌آورد.

3-2- تهیه نقشه‌های فاکتور

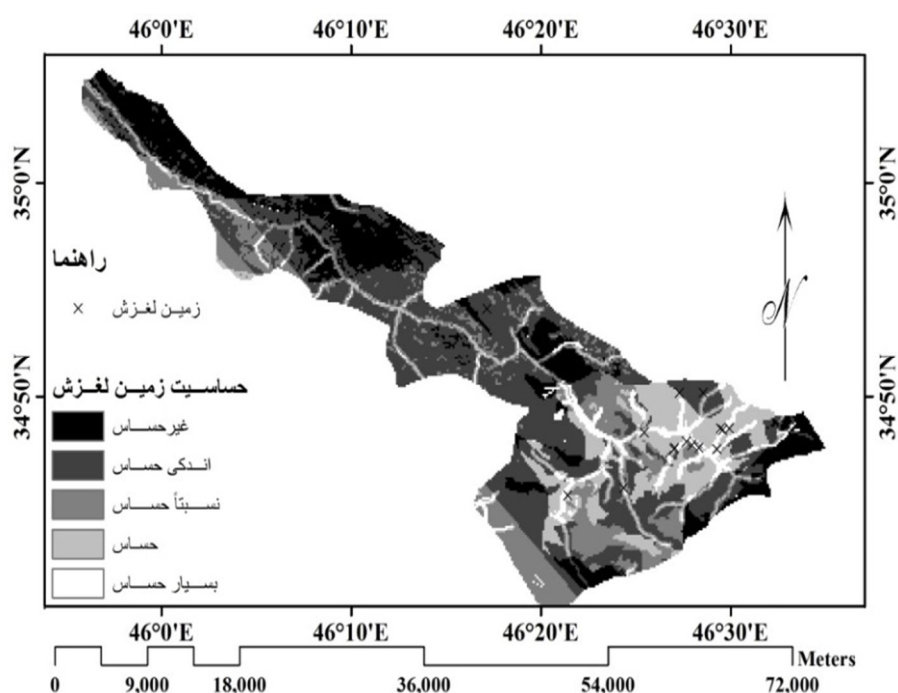
معیارهای به کار رفته در این تحقیق براساس پژوهش‌های پیشین در این مورد شناسایی شدند (Van Westen Et al., 2003; Concha-Dimas Et al., 2007; Neuhauser & Terhorst, 2007; Dahal Et al., 2008). پس از تهیه داده‌های ورودی و ویرایش و آماده‌سازی، این داده‌ها آماده ورود به پایگاه داده می‌شوند. در نهایت، با طبقه‌بندی مجدد داده‌های ورودی نقشه‌هایی تهیه می‌شوند. برای تهیه نقشه‌های فاکتور، این نقشه‌ها به فرمت رستری با اندازه پیکسل 100 متر در 100 متر تبدیل می‌شوند. براساس حد آستانه‌های جدول شماره یک که براساس مطالعات پیشین و نظرهای کارشناس به دست می‌آید، لایه‌های رستری ارزش‌های عددی 5، 4، 3، 2 و 1 می‌گیرند که پنج سطح بسیار حساس (VS)، حساس (S)، به نسبت حساس (MS)، اندکی حساس (SS) و غیرحساس (N) را نشان می‌دهد.

جدول 1 طبقه‌بندی نقشه‌های فاکتور مطابق با وضعیت‌های مورد نظر در الگوریتم

معیار D_i	وضعیت	بارندگی (کلاس)	
شیب (%)		1	1
<15	1	2	3
15-25	2	3	5
25-35	3	بافت خاک	
35-45	4	رسی - خاک‌های شور - سنگ	1
>45	5	شنی - لومی - شنی رسی	3
فاصله از گسل‌های اصلی (متر)		لومی رسی - لایه‌های سخت در عمق c	5
<500	5	کاربری	
1500-500	4	منطقه مسکونی	5
1500-3000	3	زراعت آبی و باغات	4
3000-6000	2	بیرون‌زدگی سنگی	3
>6000	1	جنگل تنک	3
فاصله از آبراهه‌ها (متر)		جنگل نیمه‌انبوه	2
<50	5	مراتع کم‌تراکم	2
50-100	4	زراعت دیم	2
100-150	3	مراتع نیمه‌متراکم	1
150-200	2	جنگل انبوه	1
>200	1	سطوح آبی	1

با توجه به کیفیت قوانین کشف‌شده در جدول شماره دو، درمی‌یابیم که با افزایش تعداد فاکتورهای دخیل در قوانین کشف‌شده، میزان کیفیت قانون کشف‌شده زیاد می‌شود؛ اما لزوماً این امر صحیح نیست. همچنین، قوانین 19، 22، 25، 6 و 20 با کیفیت بالای 0.8، به‌ترتیب بیشترین کیفیت را دارند. این قوانین حداقل چهار و حداکثر هر شش فاکتور را در قسمت مقدم قانون مورد نظر وارد کرده‌اند. از سوی دیگر، قوانین کشف‌شده دیگر نیز کیفیت قابل قبولی دارند و همه این قوانین در کنار یکدیگر به کارایی الگوریتم ذکرشده می‌انجامند.

در مرحله بعد، این 25 قانون پس از اعتبارسنجی - که در بخش بعدی بیان شده است - به همان ترتیبی که کشف شدند و با استفاده از روشی که در بخش سه این مقاله بیان شد، برای کل منطقه مطالعه به‌کار گرفته شدند. نقشه تهیه‌شده در شکل شماره دو و نتایج این طبقه‌بندی در جدول شماره سه آمده است.



شکل 2 نقشه حساسیت زمین لغزش تولیدشده



جدول 3 نتایج طبقه‌بندی حساسیت زمین لغزش

کلاس	مساحت به درصد	درصد زمین لغزش
غیر حساس	20.15	0
اندکی حساس	39.43	6.25
به نسبت حساس	20.05	12.5
حساس	15.12	18.75
بسیار حساس	5.25	62.5

3-4- بحث و بررسی

3-4-1- تحلیل حساسیت

یک روش رایج در تحلیل حساسیت، تغییر هر فاکتور ورودی در یک زمان برای مشاهده اثر آن بر خروجی است که به روش OAT شناخته می‌شود (Daniel, 1973: 353). در این روش، هر تغییری که در خروجی مشاهده می‌شود، به‌وضوح به‌علت تغییر یک فاکتور است. با تغییر یک فاکتور، تمام فاکتورهای دیگر می‌توانند ثابت نگه داشته شوند و این قابلیت مقایسه نتایج را بالا می‌برد. علاوه بر این، OAT به‌سادگی قابل اجرا و محاسبه است.

برای تحلیل حساسیت معیارها سه روش رایج وجود دارد: تغییر مقادیر معیارها، تغییر وضعیت اهمیت نسبی معیارها و تغییر وزن معیارها. در این پژوهش، از روش تغییر وضعیت اهمیت نسبی معیارها به‌منظور بررسی پیش طبقه‌بندی انجام‌شده نقشه‌های فاکتور استفاده می‌شود. به این ترتیب که با تغییر وضعیت معکوس کلاس‌های هر نقشه فاکتور و با ثابت نگه داشتن وضعیت سایر فاکتورها، صحت طبقه‌بندی الگوریتم سنجیده می‌شود. برای مثال، وضعیت 5 شیب به 1، 4 به 2، 2 به 4 و 1 به 5 تغییر پیدا می‌کند. نتایج این تحلیل در جدول شماره چهار آمده است.

جدول 4 نتایج تحلیل حساسیت

صحت کلی (%)	صحت (%)					فاکتور تغییر یافته
	بسیار حساس	حساس	به نسبت حساس	اندکی حساس	غیر حساس	
83.21	78.33	80.78	89.25	80.68	78.68	شیب
79.33	70.78	72.45	80.33	81.36	79.45	فاصله از گسل
73.54	63.46	70.33	78.88	68.34	72.55	فاصله از آبراهه
78.64	69.63	78.66	85.24	72.43	74.49	بارندگی
75.94	69.44	76.54	80.24	77.89	74.36	بافت خاک
81.45	75.25	78.89	86.43	77.88	76.65	کاربری

با توجه به جدول شماره چهار، فاصله از آبراهه، بافت خاک، بارندگی و فاصله از گسل به ترتیب حساس ترین معیارها هستند که به تغییر چشمگیر در کلاس های خروجی منجر می شوند. کاربری و شیب نیز در میان تمام معیارها کمترین حساسیت را دارند. از سوی دیگر، با تغییر وضعیت نسبی تمام معیارها، صحت کلی عملکرد مدل کاهش می یابد؛ بنابراین وضعیت همه معیارها برای این مسئله، یعنی تهیه نقشه حساسیت زمین لغزش در شهرستان جوانرود، به درستی تعیین و پیش طبقه بندی شده است.

3-4-2- بررسی پایداری پارامترها

در میان چهار پارامتر به کاررفته در این الگوریتم، مهم ترین آنها کمینه نمونه ها به ازای هر قانون و بیشینه نمونه های تحت پوشش قرارنگرفته در مجموعه آموزشی هستند. برای تحلیل اثر این دو پارامتر بر عملکرد مدل، مقادیر متفاوتی برای این دو پارامتر انتخاب شدند. برای این کار 300 نمونه تست برگزیده شد. پس از پیاده سازی - همان طور که مشاهده می شود - صحت الگوریتم طبقه بندی با تغییر پارامترها پایدار¹ است (جدول 5). به عبارت دیگر، مقدار پارامترها رو باست² است.

1. stable
2. robust



جدول 5 صحت طبقه‌بندی الگوریتم (درصد) با تغییر دو پارامتر طبقه‌بندی

صحت (%)					بیشینه نمونه‌های تحت پوشش قرار گرفته	کمینه نمونه‌ها به‌ازای هر قانون
بسیار حساس	حساس	به‌نسبت حساس	اندکی حساس	غیرحساس		
98.24	99.43	95.25	97.45	92.68	5	5
98.24	98.75	95.25	97.45	91.90	10	5
97.65	98.75	94.78	96.86	91.90	5	10
98.24	99.43	95.25	97.45	92.68	10	10

3-4-3- اعتبارسنجی قوانین

به‌منظور اعتبارسنجی قوانین کشف‌شده، عملکرد الگوریتم کلونی مورچه در کشف قوانین در مقایسه با الگوریتم درخت تصمیم‌گیری C5- که روشی معروف برای دسته‌بندی و کشف قوانین طبقه‌بندی است و پیش‌بینی خود را در قالب قوانین توضیح می‌دهد- ارزیابی شد. الگوریتم C5 را کوینلان¹ (2007) گسترش داد. این الگوریتم قادر به اصلاح پسین قانون و مدیریت ویژگی‌های پیوسته است. به‌دلیل نبود تفاوت چشمگیر در کشف قوانین توسط دو الگوریتم، می‌توان مقایسه معنادار میان آن‌ها انجام داد. در این پژوهش، نرم‌افزار 12 SPSS CLEMENTINE برای اجرای الگوریتم C5 براساس همان مجموعه آموزشی که در الگوریتم کلونی مورچه استفاده شد، به‌کار رفت. برای مقایسه صحت طبقه‌بندی دو الگوریتم، از 300 نمونه تست استفاده شد. نتایج مقایسه دو الگوریتم در جدول شماره شش آمده است.

جدول 6 صحت طبقه‌بندی و تعداد قوانین کشف‌شده توسط دو الگوریتم

تعداد قوانین کشف‌شده	صحت (%)					الگوریتم
	بسیار حساس	حساس	به‌نسبت حساس	اندکی حساس	غیرحساس	
25	98.24	99.43	95.25	97.45	92.68	الگوریتم مورچه
40	98.18	99.54	96.35	98.66	96.74	الگوریتم C5

1. Quinlan

با توجه به جدول شماره شش، صحت طبقه‌بندی دو الگوریتم برای طبقات بسیار حساس و حساس تقریباً یکسان است؛ درحالی که این صحت برای طبقات به‌نسبت حساس، اندکی حساس و به‌ویژه طبقه غیر حساس در الگوریتم کلونی مورچه پایین‌تر است. از سوی دیگر، تعداد قوانین کشف‌شده توسط الگوریتم C5 بیشتر از قوانین کشف‌شده توسط الگوریتم کلونی مورچه است؛ بنابراین الگوریتم کلونی مورچه ساده‌تر و قابل فهم‌تر است. ساده بودن قوانین به‌دلیل قابل فهم‌تر کردن دانش کشف‌شده و پیدا کردن ویژگی‌های ضروری در طبقه‌بندی حساسیت زمین‌لغزش، اهمیت دارد.

4- نتیجه‌گیری

پس از تهیه نقشه حساسیت زمین‌لغزش به کمک روش ارائه‌شده، 62.5 درصد از زمین‌لغزش‌های پیشین در مناطق بسیار حساس و 18.75 درصد در مناطق حساس طبقه‌بندی شدند؛ درحالی که مناطق حساس و بسیار حساس در مجموع حدود 20 درصد از منطقه مورد مطالعه را شامل می‌شوند. با توجه به شکل شماره دو، بیشتر مناطقی که در این نقشه به طبقات حساس و بسیار حساس طبقه‌بندی شدند، در جنوب شرقی شهرستان جوانرود قرار دارند. جنوب شرقی شهرستان جوانرود نیز بارندگی و تراکم آبراهه‌های بیشتری دارد؛ همچنین مناطق بسیار حساس در مجاورت زهکشی اصلی این منطقه که رودخانه ليله است و در تمام سال آب دارد، واقع شده است. علاوه بر این، بافت خاک در بخش‌های حساس سست‌تر از نواحی دیگر این شهرستان است. از مقایسه نقشه به‌دست‌آمده با نقشه زمین‌شناسی منطقه درمی‌یابیم که غالب مناطق حساس و بسیار حساس در نقشه به‌دست‌آمده با مارن‌های خاکستری و شیلی سازند گورپی و مواد چرتی، شیلی، آهک سیلیسی و توده‌های بازالتی رادیولاریت کرمانشاه که در معرض هوازدهی قرار گرفته‌اند، منطبق‌اند. در تحقیق علائی طالقانی و همکاران (1390) و علائی طالقانی و رحیم‌زاده (1390) نیز مناطق با خطر بالا و بسیار بالا بر سازندهای گورپی و رادیولاریت کرمانشاه واقع شده‌اند. از سوی دیگر، هوازدهی شیمیایی باعث افزایش عناصر رس و لای در میان این سازندها شده است و وقتی بارندگی شود یا آب در مجاورت این سازندها قرار گیرد، سنگین‌تر و در نتیجه لغزنده می‌شوند. همچنین، وقوع 600 میلی‌متر بارندگی در سال و وجود زهکشی اصلی این منطقه (رودخانه ليله) در آن مناطق نقش بسیار مهمی در این زمینه دارد. شکل زمین در مناطق



حساس به صورت کوه‌های کم‌ارتفاع گنبدی و تپه ماهوری است که خطر سقوط توده‌ها را در روی دامنه‌ها بیشتر می‌کند (علائی طالقانی و رحیم‌زاده، 1390: 69). بنابراین، تطابق خوبی میان این ویژگی‌ها و نقشه طبقه‌بندی شده دیده می‌شود.

محدودیت مدل به‌کاررفته در تحقیق حاضر این است که نقشه‌های فاکتور باید پیش طبقه‌بندی شوند. این کار با روش گسسته یا دانش کارشناس انجام می‌شود و در این پژوهش، نقشه‌های فاکتور به وسیله دانش کارشناس طبقه‌بندی شده‌اند. در تحقیقات آینده، راه حل این محدودیت، به کار بردن الگوریتم طبقه‌بندی بهینه‌سازی کلونی مورچه است که می‌تواند با ویژگی‌های پیوسته کار کند.

5- منابع

- سپهری، محمد مهدی و محمد رحیمی مقدم، الگوریتم مورچگان و کاربردهای آن، تهران: فرهنگ منهای، 1387.
- علائی طالقانی، محمود و زهرا رحیم‌زاده، «شبیه‌سازی احتمال وقوع لغزش در حوضه آبخیز جوانرود با مدل تحلیل سلسله‌مراتبی (AHP) با تأکید بر ویژگی‌های مورفولوژی»، جغرافیا و برنامه‌ریزی محیطی، ج 22، ش 4، صص 53-72، 1390.
- علائی طالقانی، محمود، زهرا رحیم‌زاده و عباس امینی، «پهنه‌بندی حساسیت دامنه‌ها به ناپایداری (لغزش) در حوضه آبخیز جوانرود با استفاده از مدل آماری دومتغیره تراکم سطح»، جغرافیا و توسعه، ج 9، ش 22، صص 57-72، 1390.
- Atkinson, P.M. & R. Massari, "Generalized Linear modelling of Landslide Susceptibility in the Central Apennines, Italy", *Computer Geoscience*, 24, Pp. 373- 385, 1998.
- Concha-Dimas, A., M. Campos-Vargas & C. Lopez-Miguel, "Comparing Heuristic and Bivariate GIS-based Methods for Refining Landslide Susceptibility Maps in Northern Mexico City", *Environmental & Engineering Geoscience*, 13, Pp. 277- 287, 2007.

- Dahal, R.K., S. Hasegawa, A. Nonomura, M. Yamanaka, S. Dhakal & P. Paudyal, "Predictive Modelling of Rainfall-induced Landslide Hazard in the Lesser Himalaya of Nepal Based on Weights-of-evidence", *Geomorphology*, 102, Pp. 496- 510, 2008.
- Daniel, C., "One-at-a-time-plans", *Journal of the American Statistical Association*, 68, Pp. 353-360, 1973.
- Dorigo, M., *Optimization, Learning and Natural Algorithms*, Ph.D. Thesis, Politecnico di Milano, Milano, Italy, 1992.
- Fayyad, U.M., G. Piatetsky-Shapiro & P. Smyth, "From Data Mining to Knowledge Discovery: An overview" in U.M. Fayyad, G. Piatetsky-Shapiro, P. Smyth & R. Uthurusamy (Eds.), *Advances in Knowledge Discovery & Data Mining*, Cambridge, MA: AAAI/MIT, Pp. 1-34, 1996.
- Freitas, A.A. & S.H. Lavington, *Mining Very Large Databases with Parallel Processing*, London, UK: Kluwer, 1998.
- Gökçeoglu, C. & H. Aksoy, "Landslide Susceptibility Mapping of the Slopes in the Residual Soils of the Mengen Region (Turkey) by Deterministic Stability Analyses and Image Processing Techniques", *Engineering Geology*, 44, Pp. 147- 161, 1996.
- Gorsevski, P.V., P. Jankowski & P.E. Gessler, "Heuristic Approach for Mapping Landslide Hazard Integrating Fuzzy Logic with Analytic Hierarchy Process", *Control and Cybernetics*, Vol. 35, No. 1, Pp. 121-146, 2006.
- Jiang, W., Y. Xu & Y. Xu, "A Novel Data Method Based on ant Colony Algorithm", *Lecture Notes in Computer Science*, 3584, Pp. 284- 290, 2005.



- Liu, B., H.A. Abbass & B. McKay, "Classification Rule Discovery with Ant Colony Optimization", *IEEE Computational Intelligence Bulletin*, Vol. 3, No.1, Pp. 31- 35, 2004.
- Liu, B., H.A. Abbass & B. McKay, "Density-based Heuristic for Rule Discovery with Ant-Miner" in *The 6th Australia- Japan Joint Workshop on Intelligent and Evolutionary System*, Pp. 180- 184, Australia, Canberra , 2002.
- Miller, H.J. & J. Han, *Geographic Data Mining and Knowledge Discovery*, 2nd Ed., Boca Raton, FL, USA: Chapman & Hall/CRC Press Inc., 2009.
- Neuhauser, B. & B. Terhorst, "Landslide Susceptibility Assessment Using "Weights-of-evidence" Applied to a Study Area at the Jurassic Escarpment (SW- Germany)", *Geomorphology*, 86, Pp. 12- 24, 2007.
- Parpinelli, R.S., H.S. Lopes & A.A. Freitas, "Data Mining with an Ant Colony Optimization Algorithm", *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, Vol.6, No. 4, Pp. 321- 332, 2002a.
- Parpinelli, R.S., H.S. Lopes & A.A. Freitas, "An Ant Colony Algorithm for Classification Rule Discovery" in H.A. Abbass, R.A. Sarker, & C.S. Newton (Eds.), *Data Mining: A Heuristic Approach*, London: Idea Group Publishing, Pp. 191- 208, 2002b.
- Quinlan, J.R. "C5" in <http://rulequest.com>, 2007.
- Roostmand, O. & K. Zamanifar, "Parallel Ant Miner 2" in L. Rutkowski Et al. (Eds.), *Artificial Intelligence and Soft Computing- ICAISC 2008, Lecture Notes in Computer Science*, Pp. 681- 692, Berlin: Springer, 2008.

- Taillard, E.D. & L.M. Gambardella, "Adaptive Memories for the Quadratic Assignment Problem", Technical Rep, No. IDSIA-87-97, IDSIA, Lugano, Switzerland, 1997.
- Van Westen, C.J., N. Rengers & R. Soeters, "Use of Geomorphological Information in Indirect Landslide Susceptibility Assessment", *Natural Hazards*, 30, Pp. 399- 419, 2003.
- Van Westen, C.J., "The Modelling of Landslide Hazards Using GIS", *Survey in Geophysics*, 21, Pp. 241- 255, 2000.
- Varnes, D.J., "Landslide Hazard Zonation: A Review of Principles and Practice", Commission on Landslides of the IAEG, UNESCO, *Natural Hazards*, 3, 1984.
- Varnes, D.J., "Slope Movement Types and Process" in R.L. Schuster & R.J. Krizek, (Eds.), *Landslides: Analysis and Control, Transportation Research Board*, Pp. 11- 33, 1978.
- Wati, S., T. Hastuti, S. Wijoyo & F. Pinem, "Landslide Susceptibility Mapping with Heuristic Approach in Mountainous Area, A Case Study in Tawangmangu Sub District, Central Java, Indonesia", *Int Arch Photo RS Spat InfSci*, Vol. 38, No. 8, Pp. 248-253, 2010.
- Wu, W.M. & R.C. Sidle, "A Distributed Slope Stability Model for Steep Forested Basins", *Water Resources Research*, 31, Pp. 2097- 2110, 1995.