

کلید واژه‌ها: *SVM*, *ANFIS*, *ANN*، باررسوب

مقدمه

فرسایش خاک یک مشکل جهانی است که به طور جدی منابع طبیعی را تهدید می‌کند [۱۹]. یکی از مهم‌ترین مسائل زیست محیطی، کشاورزی و تولید غذا در جهان است که در سال‌های اخیر با افزایش جمعیت و دگرگونی فعالیت‌های انسانی شدت یافت، به گونه‌ای که هر ساله ۷۵ میلیارد تن خاک از اراضی فرسایش می‌یابد [۳، ۱۲ و ۵]؛ فرسایش پاشمانی اولین مرحله در فرآیند فرسایش شناخته شده [۲۰، ۱۳، ۱۴ و ۲۵]؛ که نتیجه‌ی بمباران سطح خاک بوسیله‌ی قطرات باران است. یکی از متغیرهای مهم و قابل بررسی در رخداد فرسایش ویژگی‌های خاک است. برداشت ذرات خاک توسط فرآیند پاشمان، متأثر از چسبندگی، ویژگی‌های خاک مثل ماده‌آلی و بافت می‌باشد [۲۵]. یکی از روش‌های مبارزه با فرسایش خاک استفاده از تثبیت کننده‌های خاک مانند پلیمرهای شیمیایی است. پلیمرها به عنوان بهبود دهنده‌ی خاک، با بهبود ساختار خاک باعث افزایش رشد گیاه، کاهش فرسایش آبی و بادی و افزایش نگهداشت آب می‌شوند. پلیمرهای جاذب رطوبت انواع مختلف داشته و از نظر شیمیایی در سه دسته‌ی کوپلیمرهای نشاسته اکریلات، پلی‌اکریل‌آمیدها و پلی‌واینیل‌الکل‌ها دسته‌بندی می‌شوند [۴]. پلی‌اکریل‌آمیدها، پلی‌مرهایی با وزن مولکولی بالایی هستند که در کاهش فرسایش خاک استفاده می‌شوند [۲۲]. پلی‌اکریل‌آمیدها محدوده وسیعی از وزن‌های مولکولی و اشکال متنوعی هستند که می‌توانند به آنیون، کاتیون و غیر آنیونی تبدیل شوند. پلی‌اکریل‌آمیدهای آنیونی حلال در آب که شامل ۱۵۰۰۰۰ مونومر برای هر مولکول، در کنترل فرسایش خاک و رواناب استفاده می‌شود [۱۸]. در مقایسه با دیگر پلی‌مرها، پلی‌اکریل‌آمید بهترین اصلاح کننده خاک است زیرا مقدار پلی‌اکریل‌آمید مورد نیاز برای رسیدن به نتایج مشابه و حتی بهتر در حفاظت خاک ۱۰ تا ۱۰۰ برابر کمتر است [۱۷]. با توجه به خسارات فرسایش استفاده از روش‌هایی که بتواند مقاومت خاک را در برابر فرسایش افزایش دهد از اهمیت زیادی برخوردار است. بدین منظور در این تحقیق با استفاده از باران ساز مصنوعی تأثیر مقادیر مختلف پلی‌اکریل‌آمید (۰/۲، ۰/۴ و ۰/۶ گرم بر متر مربع) بر میزان فرسایش پاشمانی خاک در شدت‌های ۶۰، ۹۰ و ۱۲۰ میلی‌متر بر ساعت در سه بازه زمانی (۱۰، ۲۰ و ۳۰ دقیقه) مورد بررسی قرار گرفت [۴]. در قسمتی دیگر از این تحقیق قابلیت سه مدل جعبه سیاه در مدل سازی میزان خاک حمل شده

 مدل‌سازی فرسایش پاشمانی تولید شده در
 شبیه‌ساز باران با استفاده از سه روش شبکه عصبی
 مصنوعی، نوروفازی و ماشین بردار پشتیبان

مهدی بروغنی^۱، سمیه سلطانی^۲، ابوالحسن فتح‌آبادی^۳، نفیسه قزل‌سفلو^۴، سیما پورهاشمی^۵

تاریخ دریافت: ۱۳۹۴/۰۴/۱۰ تاریخ پذیرش: ۱۳۹۴/۱۲/۰۳

چکیده

فرسایش پاشمانی باران به عنوان اولین رویداد در فرسایش خاک، حرکت ذرات و کلوخه‌های خاک را سبب می‌شود و یک فرآیند مهم در فرسایش محسوب می‌شود. با توجه به پیچیدگی این فرآیند در طبیعت یکی از راه‌های شناخت و مدل‌سازی این فرآیند استفاده از شبیه‌ساز باران و مطالعه آن در آزمایشگاه می‌باشد. بدین منظور در این تحقیق اقدام به شبیه سازی مقدار مواد حمل شده در شدت‌های بارش ۶۰، ۹۰ و ۱۲۰ میلی‌متر بر ساعت و به ازای مقادیر ۰/۲، ۰/۴ و ۰/۶ گرم بر مترمربع پلی‌اکریل‌آمید گردید. پس از اندازه‌گیری مقدار مواد حمل شده در دوام‌های و مقادیر مختلف پلی‌اکریل‌آمید، با استفاده از روش‌های شبکه عصبی مصنوعی، نوروفازی و ماشین بردار پشتیبان مدل سازی مواد حمل شده صورت گرفت. نتایج نشان داد در بین سه روش مورد استفاده بهترین مقادیر معیارهای ارزیابی مربوط به روش ماشین بردار پشتیبان و سپس نوروفازی می‌باشد. در بین سه دوام مورد بررسی نیز بهترین نتایج مربوط به آزمایش با دوام ۳۰ دقیقه بوده است. نتایج این تحقیق نشان داد در روش نوروفازی با توجه به داده‌های در دسترس با افزایش تعداد توابع عضویت بیش برآزشی اتفاق می‌افتد. جهت کاهش پیچیدگی مدل و احتمال وقوع بیش برآزشی برخی از قوانین تعریف شده در مدل حذف گردید. نتایج نشان داد با حذف این قوانین از مدل عملکرد مدل در برآورد مقدار فرسایش بهبود یافت.

- ۱- نویسنده مسئول و دکتری آبخیزداری دانشکده منابع طبیعی نور، دانشگاه تربیت مدرس. نویسنده مسئول mboroghani@yahoo.com
- ۲- استادیار گروه آبخیزداری دانشگاه اردکان یزد
- ۳- استادیار گروه آبخیزداری دانشگاه گنبد
- ۴- دانش آموخته آبخیزداری دانشگاه اردکان یزد
- ۵- دانشجوی دکتری ژئومرفولوژی دانشگاه حکیم سبزواری

در شدت‌های مختلف بارش و مقادیر مختلف پلی اکریل امید مطالعه گردید.

مواد و روش‌ها

نورو- فازی^۱

منطق فازی اولین بار ۱۹۶۵ توسط زاده معرفی گردید. منطق فازی راه حل مناسبی برای حل سیستم‌هایی که به صورت غیر خطی بوده و کمتر شناخته شده، می‌باشد. با توجه به مشکلاتی که در هر یک از دو روش منطق فازی (عدم آموزش، عدم وجود یک الگوریتم مشخص برای تعیین پارامترها، بعنوان مثال شکل توابع عضویت و مشکل بودن بهینه سازی پارامترهای توابع عضویت) و شبکه عصبی (مشکل بودن طراحی بهینه شبکه، جعبه سیاه بودن و عدم وجود روش مستقیم و ساده ای برای وارد کردن دانش قبلی و بیرون آوردن قوانین) وجود داشته محققین به فکر ترکیب روش‌های شبکه عصبی و سیستم فازی به منظور استفاده از مزایای هر دو روش و اجتناب از معایب آنها افتادند [۱ و ۱۵]. بر این اساس یکی از متداول ترین سیستم‌های نورو-فازی سیستم ANFIS توسط ژانگ [۱۲] معرفی گردید. این مدل یک سیستم فازی سوگنو را در یک ساختار عصبی اجرا می کند و برای فرآیند آموزش از ترکیبی از روش‌های آموزش پس انتشار خطا و حداقل مربعات خطا استفاده می کند. در این روش هر epoch از دو قسمت پیشرو و پسرو تشکیل شده است در مسیر پیش رو سیگنال‌های عملگر پیشرو تا لایه ۴ پیش رفته و در حالی که پارامترهای قسمت شرط ثابت می باشند، پارامترهای بخش تالی (مجموعه پارامترهای S_۲) با استفاده از روش حداقل مربعات تعیین می شوند. در مسیر برگشت خطای محاسبه شده در لایه آخر به سمت لایه اول انتشار یافته و پارامترهای قسمت شرط (مجموعه پارامترهای S_۱) با استفاده از روش شیب گرادیانی اصلاح می شوند. در این قسمت نیز پارامترهای بخش تالی ثابت می‌باشند [۱۰].

روش ماشین بردار پشتیبان (SVM)

یکی از روش‌های کارآمد جهت مدل سازی داده پیوسته و گسسته مبتنی بر آموزش آماری روش ماشین بردار پشتیبان است. در روش SVM داده‌هایی که در بعد پایین غیر خطی هستند با استفاده از تابع کرنل به بعد بالاتر انتقال و در این بعد قابل مدل سازی به صورت خطی می‌باشند.

در منابع مختلف روش SVM برای کلاسه بندی تشریح شده است بنابراین در این تحقیق فقط مدل بردار پشتیبان رگرسیونی توضیح داده می‌شود. فرض می‌شود که تعداد N سری داده آموزشی $\{(x_i, d_i)\}_i^N$ موجود باشد. معادله رگرسیونی خطی که در فضای ویژگی با بعد بالا به داده‌ها برازش داده می‌شود به صورت رابطه (۱) است.

$$y_i = f(x) = \langle w_i \cdot \Phi(x) \rangle + b \quad (1)$$

در اینجا w_i و b ضرایب رابطه در فضای ویژگی در بعد بالا و $\Phi(x)$ تابعی است که داده‌ها را از فضای ورودی به فضای ویژگی افراز می‌کند. مانند هر مدل دیگر جهت تخمین پارامترهای این مدل باید یک معیار خطا در نظر گرفته شود، در این رابطه توابع خطای مختلف مثل خطی، کوادراتیک، توانی و غیره استفاده شده است. در این تحقیق از معیار ϵ -Vapnik'S که به صورت رابطه (۲) ارائه شده است، جهت بهینه سازی پارامترهای مدل بالا استفاده می‌شود.

$$L_\epsilon(v, g(u)) = \begin{cases} 0 & \text{for } |v - g(u)| \leq \epsilon \\ |d - g(u)| - \epsilon & \text{otherwise} \end{cases} \quad (2)$$

با در نظر گرفتن این معیار خطا، تخمین پارامترهای رابطه رگرسیونی به مسئله بهینه سازی Convex تبدیل که به صورت روابط (۳ و ۴) بیان می‌شود.

$$\min \frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_{i=1}^n (\xi_i + \xi_i^*) \quad (3)$$

$$\text{subject to } \begin{cases} v_i - (w \cdot \Phi(u_i) + b) \leq \epsilon + \xi_i \\ (w \cdot \Phi(u_i) + b) - v_i \leq \epsilon + \xi_i^* \\ \xi_i, \xi_i^* \geq 0, \quad i = 1, 2, \dots, n \end{cases} \quad (4)$$

در این روابط ξ_i و ξ_i^* ضرایب کمبود^۳ که حد بالا و پایین خطای آموزش را تعیین می کند، C پارامتر تنظیم کننده^۴ و ϵ حد بالای خطای خروجی هستند. با در نظر گرفتن ضرایب لاگرانژ و شرایط خان تاکر فرم دوگانه مسئله بهینه سازی بالا تبدیل به مسئله بهینه سازی برنامه ریزی کوادراتیک می‌شود که با بهینه سازی آن ضرایب لاگرانژ \bar{a}_i ، \bar{a}_i و بردار وزن‌های بهینه ابر صفحه رگرسیون محاسبه و در نهایت برای بردارهای پشتیبان رابطه رگرسیون به صورت رابطه (۵) بیان می‌شود.

$$g(x) = \sum_{i=1}^n (\bar{a}_i - \bar{a}_i) K(\Phi(x_i), \Phi(x_j)) + b \quad (5)$$

در این رابطه n نشان دهنده تعداد بردار پشتیبان است. در رابطه‌ها (۵) ضرب داخلی در فضای ویژگی توسط تابع کرنل صورت می‌گیرد. یعنی چنانچه دو بردار $\Phi(x_i)$ و $\Phi(x_j)$ وجود داشته باشد ضرب داخلی آنها به وسیله تابع کرنل بصورت رابطه صورت می‌گیرد. هر تابعی که در شرایط Mercer صدق کند می تواند به عنوان تابع کرنل مورد استفاده قرار گیرد [۲۱]. از توابع کرنل متداول می‌توان به تابع‌های کرنل خطی، چندجمله‌ای، گوسی (رابطه ۶)) نام برد که در این تحقیق از تابع گوسی استفاده گردید.

$$K(x_i, x_j) = \exp(-\|x_i - x_j\|^2 / 2\sigma^2) \quad (6)$$

روش تحقیق

باران‌ساز

در این تحقیق از باران‌ساز FEL3 با ارتفاع ۲/۶۵ متر، عرض ۲/۳

3- Slack Variables

4- Regularization Parameter

5- Dual

1- Neuro-fuzzy

2- Support Vector Regression

متر و طول ۱/۶ متر که واقع در مرکز تحقیقات آبخیزداری کل کشور استفاده شد. به منظور انجام آزمایشات پاشمان از کاسه‌های پاشمان استفاده گردید که بر اساس کاسه‌های پاشمان مورگان که دارای ارتفاع ۲/۵ سانتی‌متر و قطر ۱۰ سانتی‌متر و مساحت ۷۸/۵ سانتی‌متر مربع می‌باشند طراحی و ساخته شده اند [۴]. خاک مورد استفاده در این تحقیق از نوع ماری می‌باشد که از منطقه طالقان تهیه شده است. پس از کالیبره کردن باران‌ساز جهت انجام آزمایشات، نمونه خاک‌های تیمار شده به غلظت‌های مختلف ماده‌ی پلی‌اکریل‌امید در زیر باران شبیه‌سازی شده با شدت‌های ۶۰، ۹۰ و ۱۲۰ میلی‌متر بر ساعت و برای مدت ۱۰، ۲۰ و ۳۰ دقیقه قرار گرفتند. پس از اتمام بارش نمونه‌ها را در آون با دمای ۱۰۵ درجه‌ی سانتی‌گراد خشک کرده و وزن ثانویه را محاسبه می‌کنیم.

روش محاسبه‌ی نرخ پاشمان

بنابه تعریف لاک و کای (۱۹۹۰)، میزان فرسایش پاشمانی در واحد زمان و واحد سطح را، نرخ فرسایش پاشمانی می‌نامند و بر اساس رابطه‌ی (۷) محاسبه می‌شود [۱۴]:

$$S = \frac{Dt_2 - Dt_1}{(t_2 - t_1)A} \quad (7)$$

S = نرخ پاشمان بر حسب گرم بر دقیقه در مترمربع،

Dt_1 و Dt_2 = رسوب تولید شده در بین زمان‌های t_1 و t_2 بر حسب گرم

t_1 و t_2 = زمان بارش بر حسب دقیقه،

A = سطح کاسه‌ی پاشمان به مترمربع.

میزان فرسایش پاشمانی در هر نمونه بر اساس رابطه‌ی لاک محاسبه، و نرخ فرسایش پاشمانی برای هر تیمار، از میانگین سه تکرار آزمون شده برای آن تیمار، بدست آمد. پس از اندازه‌گیری مقادیر پاشمان تولید شده در مقادیر شدت‌های بارش و درصد نانوهای مختلف با استفاده از سه روش شبکه عصبی مصنوعی، نوروفازی و ماشین برداری رگرسیون اقدام به مدل‌سازی مقدار رسوب تولید شده گردید. چنانچه مقیاس داده‌های ورودی به شبکه متفاوت باشند هر یک از ورودی‌ها تأثیر متفاوتی گذاشته به طوری که به عنوان مثال در شبکه عصبی ممکن است برخی از نرون‌ها به حد آتش رسیده و برخی دیگر از نرون‌ها حتی تحریک نشده باشند. لذا نیاز است تا قبل از ورود داده‌ها به مدل داده‌ها در یک دامنه عددی خاصی قرار گیرند بدین منظور در این تحقیق با استفاده از رابطه (۸) تمام داده‌های ورودی در دامنه ۰/۰۵ تا ۰/۹۵ قرار گرفتند.

$$Y = 0.9 * \left(\frac{Y - Y_{min}}{Y_{max} - Y_{min}} \right) + 0.05 \quad (8)$$

در این رابطه Y_{min} کوچکترین داده مشاهده‌ای، Y_{max} بزرگترین داده مشاهده‌ای و Y مقدار استانداردسازی شده هستند. پس از استانداردسازی نیاز است که داده‌های آموزش، اعتبارسنجی و تست انتخاب گردید. با توجه به تعداد داده برداشتی در این تحقیق (که برای هر متغیر ۳۶ داده بود) از رویکرد اعتبارسنجی متقابل

استفاده گردید. در این رویکرد تمام داده‌های مشاهده‌ای به شش دسته تقسیم بندی شدند. در هر اجرای مدل ۴ دسته برای آموزش، یک دسته برای اعتبارسنجی و یک دسته برای تست استفاده گردید. در این حالت طبقات آموزش، اعتبارسنجی و تست طوری انتخاب می‌شوند که هر دسته حداقل یک بار به عنوان تست و اعتبارسنجی استفاده گردند. در شبکه عصبی ساختار شبکه شامل تعداد لایه‌های مخفی، تعداد نرون‌های لایه‌های مخفی، نوع تابع فعال‌سازی و الگوریتم آموزش است. هورنیک [۹] بیان کرده که یک شبکه با یک لایه مخفی و تعداد کافی نرون در لایه مخفی می‌تواند با هر درجه صحتی ارتباط بین داده‌های ورودی و خروجی را تعیین کند. بنابراین در این تحقیق برای شبکه عصبی مصنوعی فقط یک لایه مخفی که تابع فعال‌سازی آن سیگموئید بود و تعداد نرون‌های آن به صورت سعی و خطا تعیین می‌گردید مورد بررسی قرار گرفت. همچنین برای آموزش شبکه از روش لونیگ مارگوات به دلیل کارایی و سرعت زیاد استفاده گردید. در روش نوروفازی ANFIS پارامترهای مدل شامل نوع، تعداد و شکل توابع عضویت برای ورودی‌ها و خروجی‌ها می‌باشند، نوع توابع عضویت (که در این تحقیق سه تابع عضویت گوسی، مثلثی و زنگوله در نظر گرفته شد) و تعداد توابع عضویت برای ورودی‌ها و خروجی‌ها (تعداد توابع عضویت ۲ تا ۵ تابع عضویت در نظر گرفته شد) به روش سعی و خطا تعیین می‌گردد. در روش ماشین بردار پشتیبانی پارامترهای مدل شامل مقادیر C ، e و پارامترهای تابع کرنل آن هستند. جهت تعیین این پارامترهای الگوریتم مشخصی وجود ندارد بدین منظور از روش سعی و خطا و به صورت جستجوی شبکه ای مقادیر بهینه این پارامترها تعیین گردید. در روش جستجوی شبکه ای به دلیل اینکه هیچ الگوریتم بهینه‌سازی جهت دار برای بهینه‌سازی پارامترها استفاده نمی‌گردد نیاز است تا مدل به تعداد خیلی زیاد اجرا گردد بدین جهت برای رفع این مشکل از الگوریتم جستجوی شبکه ای دو مرحله ای استفاده گردید. در این الگوریتم در اولین گام جستجوی مقادیر پارامترها در دامنه بزرگتر اما با دقت کمتری انجام می‌گیرد در دومین مرحله جستجوی به صورت جزئی تر و در قسمتی از فضای پارامترها که در مرحله قبل بهتر جواب داده صورت می‌گیرد [۲۶]. به منظور انتخاب ساختار بهینه هر یک از مدل‌ها و مقایسه مدل‌های مختلف در هر مرحله از معیارهای ارزیابی، $RMSE$ رابطه (۹)، RSE رابطه (۱۰)، ناش ساتکلیف^۳ رابطه (۱۱) و $MARE$ رابطه (۱۲)، ضریب همبستگی رابطه (۱۳) استفاده شد.

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (Q_i^o - Q_i^c)^2} \quad (9)$$

$$NS = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (Q_i^o - Q_i^c)^2}{\sum_{i=1}^n (Q_i^o - Q_i^0)^2} \quad (10)$$

1- Hornik

2- Root Mean Square Error

3- Nash-Sutcliffe

مورد نظر تفاوت معنی داری نسبت به تیمار شاهد نشان نمی دهد. به طور کلی نتایج نشان داد که مقدار ۰/۶ گرم بر متر مربع پلی اکریل امید بهترین تأثیر را در کنترل نرخ پاشمان در شدتها و مدت های بارندگی مورد نظر در این تحقیق داشته است. در جدول (۲) خصوصیات آماری داده های مشاهداتی برای پاشمان ها با دوام های مختلف آورده شده است. با توجه به این جدول ملاحظه می شود بیشترین مقادیر پاشمان مربوط به آزمایش با تداوم ۳۰ دقیقه است.

پس از پیش پردازش و وارد کردن داده ها به مدل های مختلف با استفاده از داده های آموزش و اعتبار سنجی پارامترهای مدل های مختلف برآورد گردیدند و با استفاده از داده های آزمایشی عملکرد مدل های مختلف ارزیابی گردید. در نمودارهای شکل (۱) مقادیر RMSE, MARE و ضریب همبستگی برای ساختارهای مختلف شبکه عصبی ارائه شده است. با توجه به این نمودارها ملاحظه می شود برای حالتی که مدت زمان آزمایش ده و بیست دقیقه باشد شبکه با دو نرون در لایه مخفی و برای آزمایش با دوام ۳۰ دقیقه شبکه با چهار نرون در لایه مخفی بهترین عملکرد را داشته اند. با توجه به این نمودارها مشاهده می شود بهترین عملکرد شبکه عصبی به ترتیب مربوط به آزمایشهای با تداوم ۲۰ و ۳۰ دقیقه هستند.

در روش ANFIS در ابتدا برای آزمایشها با دوام های مختلف حالتی که تمام قوانین ساخته شده توسط ANFIS در مدل سازی وارد شوند، مورد بررسی قرار گرفت. در این حالت مشاهده گردید با افزایش تعداد توابع عضویت با توجه به داده های در دسترس نوعی بیش برآزشی اتفاق افتاده است. در روش های هوش مصنوعی بیش

$$MARE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{Q_i^o - Q_i^f}{Q_i^o} \right| * 100 \quad (11)$$

$$R = \frac{\sum_{i=1}^n (Q_i^c - \bar{Q}_c)(Q_i^o - \bar{Q}_o)}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (Q_i^c - \bar{Q}_c)^2 * \sum_{i=1}^n (Q_i^o - \bar{Q}_o)^2}} \quad (12)$$

در این روابط Q_i^o مقدار رسوب مشاهداتی، Q_i^c مقدار رسوب برآوردی، n تعداد داده های مشاهداتی، \bar{Q}_o مقادیر متوسط رسوب مشاهداتی و \bar{Q}_c مقادیر متوسط رسوب برآوردی هستند.

نتایج و بحث

در جدول (۱) نتایج حاصل از تجزیه و تحلیل آماری مقادیر مختلف میزان پاشمان در خاک مارنی با شدت های بارندگی ۶۰، ۹۰ و ۱۲۰ میلی متر در ساعت و زمان های ۱۰، ۲۰ و ۳۰ دقیقه ارائه شده است. با توجه به این جدول ملاحظه می شود بین شدت های مختلف بارندگی و زمان های مورد نظر از لحاظ افزایش میزان پاشمان اختلاف معنی دار آماری در سطح ۰/۰۵ وجود دارد. در حالی که اثر متقابل دو فاکتور شدت و مدت بر میزان پاشمان اختلاف معنی داری را نشان نمی دهد.

نتایج بیان کننده آن است که مقادیر مختلف پلی اکریل امید (۰/۲، ۰/۴ و ۰/۶ گرم بر متر مربع) در کنترل فرسایش پاشمانی در شدت های ۶۰، ۹۰ و ۱۲۰ میلی متر بر ساعت و زمان های بارش ۱۰، ۲۰ و ۳۰ دقیقه نسبت به تیمار شاهد تفاوت معنی داری را نشان می دهد اما مقدار ۰/۲ گرم بر متر مربع این ماده در هر سه شدت و زمان بارش

جدول ۱ - نتایج آنالیز واریانس دو طرفه روی دو فاکتور شدت و مدت های مختلف بارندگی

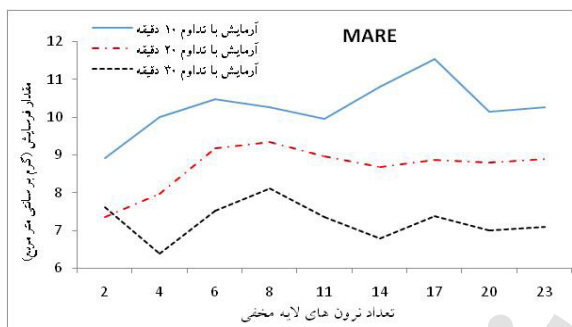
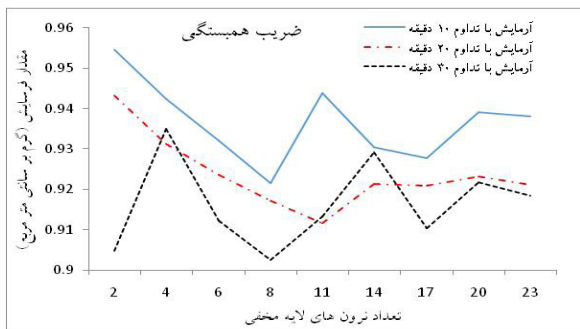
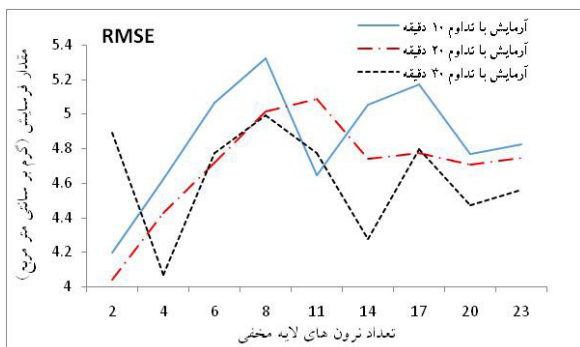
Table 1. The results of two-way analysis of variance on two factors of the intensity and duration of precipitation

منابع تغییرات	Sources of changes	مجموع مربعات	درجه آزادی (df)	مربعی داری میانگین مربعات	F
		Sum of squares	Degrees of freedom (df)	Mean square	Sig
شدت بارش	Rainfall intensity	2023.041	2	1011.520	0.00
مدت بارش	Duration of rainfall	1945	2	174.360	0.01
شدت بارش × مدت بارش	rainfall intensity × rainfall duration	0.541	4	6.136	0.830
خطا	Error	16.784	18	302.106	-

جدول ۲ - پارامترهای آماری داده های مشاهداتی برای پاشمان ها با دوام های مختلف

Table 2. Statistical parameters of observation data for the splashes with different durations

		تداوم ۱۰ دقیقه	تداوم ۲۰ دقیقه	تداوم ۳۰ دقیقه
		Duration of 10 minutes	Duration of 20 minutes	Duration of 30 minutes
میانگین	Mean	47.96	50.88	57.12
انحراف معیار	Standard deviation	13.89	12.28	11.63
حداقل	Minimum	16.49	23.12	32.84
حداکثر	Maximum	71.39	73.18	79.41



شکل ۱- نتایج ساختارهای مختلف شبکه عصبی مصنوعی
Fig 1. The results of the different structures of ANN

برازشی زمانی رخ می دهد که ساختار مدل پیچیده باشد و یا فرآیند آموزش طولانی گردد. با توجه به اینکه در این تحقیق از داده‌های اعتبار سنجی در فرآیند آموزش استفاده گردید می توان گفت بیش برازشی در نتیجه ساختار پیچیده مدل است. بنابراین به منظور ساده تر کردن مدل، هر یک از ساختارهای ANFIS با تعداد توابع عضویت مختلف بررسی و با حذف برخی از قوانین ساختار بهینه که بهترین برازش را به داده‌های مشاهداتی داشت به صورت سعی و خطا تعیین گردید. قابل ذکر است که در این قسمت بدلیل عملکرد بهتر تابع عضویت گوسی، فقط تابع عضویت گوسی مورد بررسی قرار گرفت. در جدول (۳) نتایج ANFIS در حالتی که برخی از قوانین آن حذف شده ارائه شده است. در بررسی ساختار مختلف در هر سه آزمایش و در تمام تعداد توابع عضویت مورد بررسی، بهترین نتایج مربوط به حالتی بود که تعداد قوانین حداقل یعنی برابر با دو بود و به نوعی می توان گفت ساده ترین ساختارها بهترین عملکرد را داشتند. در تحقیق Wang و همکاران [۲۳] مشاهده کردند مدل ANFIS در مقایسه با مدل‌های شبکه عصبی، SVM، genetic programming، ARMA در آموزش عملکرد بهتری داشته است اما در قسمت آزمون عملکرد مدل‌های دیگر بهتر بوده است که این نشان دهنده این مسئله است که در مدل ANFIS احتمال بیش برازشی نسبت به مدل‌های دیگر بیشتر است. در تحقیق He و همکاران [۸] نیز بهترین عملکرد مربوط به حالت بود که تعداد توابع عضویت برابر با ۲ و ۳ بودند. در روش SVM مهمترین پارامترها شامل مقادیر C ، ϵ و پارامترهای توابع کرنل هستند. C پارامتر تنظیم کننده است که مقدار خطای آموزش را با توجه باند تعیین می کند. مقادیر کم C منجر به خطای بالای آموزش و مقادیر بزرگ C منجر به بیش برازش می گردد [۱۱ و ۷]. Wang و همکاران [۲۴] بیان کردند که نتایج مدل کمتر به مقادیر C حساس هستند. به طور مشابه برای پارامتر γ هم چنانچه مقادیر آن کم باشد بدلیل در نظر نگرفتن تعداد زیادی از بردارهای پشتیبان خطای آموزش کم بوده و مدل فاقد

جدول ۳- نتایج ANFIS در حالت حذف برخی قوانین

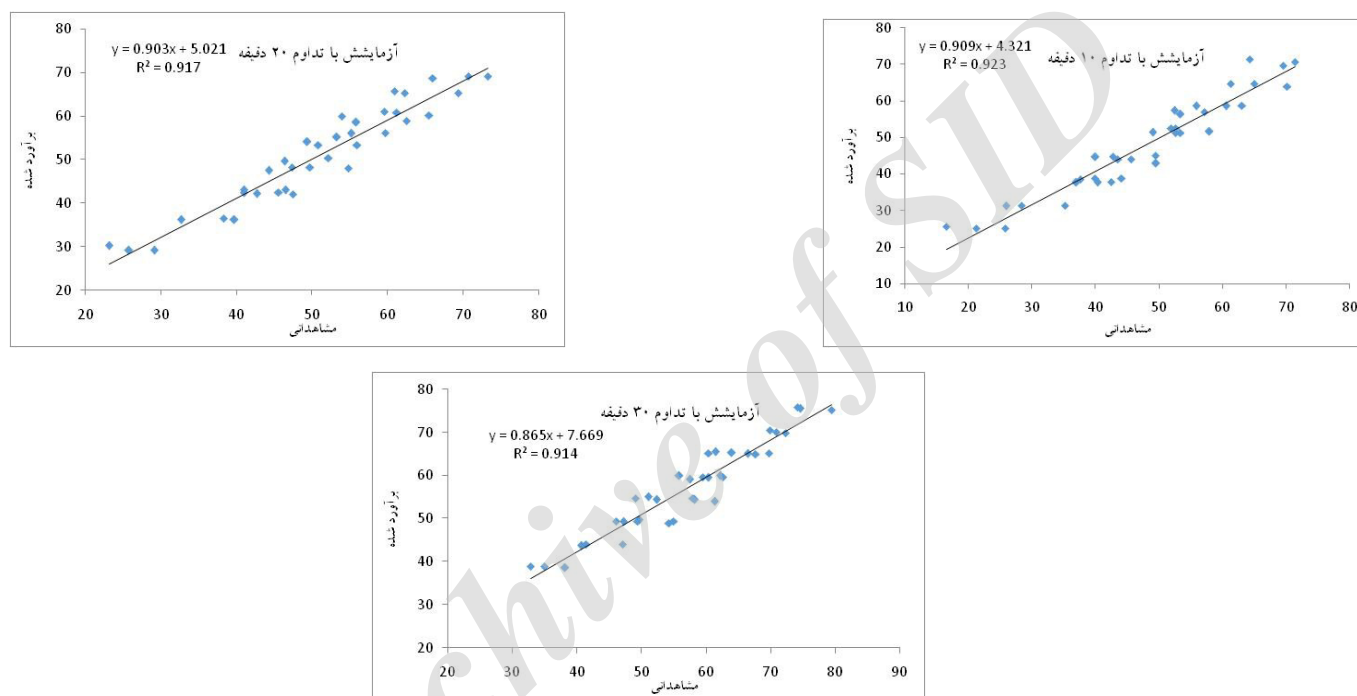
Table 3. The results of ANFIS when some of the rules eliminated

		آزمایش با تداوم ۱۰ 10 of duration with Testing minutes				آزمایش با تداوم ۲۰ of duration with Testing 20minutes				آزمایش با تداوم ۳۰ of duration with Testing 30minutes			
تعداد توابع عضویت	The of number membership functions	2	3	4	5	2	3	4	5	2	3	4	5
		RMSE	RMSE	4.266	4.269	3.944	3.861	4.383	4.532	4.076	3.959	3.970	3.728
RSE	RSE	0.089	0.089	0.082	0.081	0.086	0.089	0.080	0.078	0.070	0.065	0.071	0.068
R	R	0.951	0.951	0.958	0.960	0.933	0.929	0.942	0.945	0.938	0.946	0.935	0.941
MARE	MARE	8.821	8.805	8.738	8.252	8.227	8.393	7.836	7.513	6.171	5.688	6.584	6.068

جدول ۴- نتایج معیارهای ارزیابی مدل‌های مختلف

Table 4. The final results of the different models

	ANN			ANFIS			SVM		
	تداوم ۱۰ Duration of 10	تداوم ۲۰ Duration of 20	تداوم ۳۰ Duration of 30	تداوم ۱۰ Duration of 10	تداوم ۲۰ Duration of 20	تداوم ۳۰ Duration of 30	تداوم ۱۰ Duration of 10	تداوم ۲۰ Duration of 20	تداوم ۳۰ Duration of 30
RMSE	4.195	4.038	4.068	3.861	3.959	3.728	3.796	3.476	3.411
RSE	0.087	0.084	0.071	0.081	0.078	0.065	0.079	0.068	0.060
R	0.955	0.943	0.935	0.960	0.945	0.946	0.961	0.958	0.956
MARE	8.923	7.351	6.390	8.252	7.513	5.688	7.777	6.449	5.386
NS	0.906	0.889	0.874	0.921	0.893	0.894	0.923	0.918	0.912



شکل ۲- دیاگرام پراکنش مقادیر مشاهداتی و برآورد شده با مدل SVM

Fig 2. Diagram of the distribution of observed and estimated values by SVM model

قبول است. در این ارتباط He و همکاران [۸] مشاهده کردند مقدار ناش ساتکلیف مدل‌های جعبه سیاه مانند شبکه عصبی، ANFIS و SVM در پیش‌بینی مقادیر دبی ماهانه بیشتر از ۰/۸۲ بوده است. در این تحقیق با توجه به این جدول (۴) ملاحظه می‌شود برای تمام مدل‌ها و تمام آزمایشها مقدار معیار ناش ساتکلیف بیشتر از ۰/۸۵ است که حاکی از عملکرد مناسب این مدل‌ها است. با توجه به جدول (۴) ملاحظه می‌شود بیشترین مقدار ناش ساتکلیف و کمترین مقادیر RMSE، RSE و MARE مربوط به روش SVM است. در این مدل مقادیر MARE نزدیک به صفر هستند نشان دهنده این مسئله است که در این مدل مقادیر برآوردی نزدیک به مقادیر مشاهداتی برآورد شده است و به نوعی نشان دهنده این مطلب است که در این مدل

پیچیدگی لازم برای مدل سازی داده‌ها است با افزایش مقدار آن نیز پیچیدگی مدل زیاد شده و امکان بیش برآزشی بیشتر می‌شود [۷ و ۱۱]. در این رابطه در این تحقیق از روش جستجوی شبکه ای [۲۶] جهت پیدا کردن مقادیری از این پارامترها که بهترین نتیجه را دهند استفاده گردید. که در نهایت برای آزمایش با تداوم ۱۰ دقیقه مقادیر بهینه پارامترهای C، E و Y به ترتیب برابر با ۹۶/۵، ۰/۰۹ و ۸ ، برای آزمایش با تداوم ۲۰ دقیقه به ترتیب برابر با ۵، ۰/۰۸۰۱ و ۲ و برای آزمایش با تداوم ۳۰ دقیقه به ترتیب مقادیر ۵۳۷، ۰/۰۷ و ۲۳ بدست آمدند. نتایج مدل‌های مختلف برای آزمایشها با تداوم مختلف در جدول (۴) آورده شده است. Shu و Ouarda [۱۶] بیان کردند زمانی که مقدار ناش ساتکلیف بیشتر از ۰/۸ باشد برآورد مدل قابل

بارش نسبت به تیمار شاهد داشته است. پس از بدست آوردن مقدار فرسایش در شدت‌های مختلف با استفاده از سه رویکرد هوش مصنوعی شامل شبکه عصبی مصنوعی، ANFIS و SVM و با در نظر گرفتن دو ورودی شدت بارش و مقدار پلیاکریلامید، مقدار پاشمان تولید شده مدل سازی گردید. نتایج نشان داد در ANFIS با توجه به تعداد کم داده‌های مشاهداتی با افزایش تعداد توابع عضویت نوعی بیش برآزشی اتفاق افتاده است و بهترین نتایج مربوط به حالتی است که تعداد توابع عضویت کم هستند. برای حل مشکل بیش برآزشی در ANFIS برخی قوانین حذف و مدل دوباره اجرا گردید نتایج نشان داد با ساده تر کردن ساختار ANFIS عملکرد مدل بهتر گردید. در بین تمام مدل‌های مورد بررسی بهترین نتایج مربوط به مدل SVM و بعد ANFIS بوده است. در این تحقیق بهترین نتایج در حالتی بدست آمد که تداوم آزمایش برابر با ۱۰ دقیقه بود. روش SVM قادر بوده مقادیر فرسایش را طوری مدل سازی کند که حداقل اختلاف بین داده‌های مشاهداتی و برآورد شده وجود داشته باشد. در این روش مسئله مهم تعیین مقادیر بهینه پارامترهای C ، ϵ و γ به نحوی می‌باشد که کمترین اختلاف بین مقادیر مشاهداتی و برآورد شده وجود داشته باشد. بدین منظور در این تحقیق از روش جستجوی شبکه ای به منظور یافتن پارامترهای بهینه استفاده گردید در این روش تمام فضای پارامترها به منظور یافتن پارامترهای بهینه جستجو می‌گردد از مشکلات این روش با توجه به ابعاد مسئله زمان بر بودن آن است. با استفاده از روش‌های بهینه سازی مثل الگوریتم ژنتیک با اجرای جستجوی جهت دار می‌توان این زمان را کاهش داد و مقادیری از پارامترها که به ازای آنها مدل بهترین عملکرد را داشته باشد پیدا کرد.

منابع

1. Abraham, A. and Nath, B. 2001. Hybrid intelligent systems de-sign - A review of a decade of research. Technical Report (5/2000). Gippsland School of Computing and Information Technology. Monash University. Australia.
2. Akbarzadeh, A. Taghizadeh Mehrjardi, R. Rouhipour, H. Gorji, M. and Refah H.G. 2009. Estimating of Soil Erosion Covered with Rolled Erosion Control Systems Using Rainfall Simulator (Neuro-fuzzy and Artificial Neural Network Approaches). Journal of Applied Sciences Research, 5(5): 505-514. (In Persian)
3. Bayramin, I.O., Baskan, D. and Parlak, M. 2003. Soil erosion assessment with CONA model: case study Beypazri area. Turk Journal of Agriculture. (27): 105-116 pp.
4. Boroghani, M. Hayavi, F. and Noor, H. 2012. Affectability of splash erosion by Polyacrylamide application and rainfall intensity. Soil and water research, 7: 4: 159-165.

کمتر بیش و کم برآوردی اتفاق افتاده است. با توجه به جدول (۴) می‌توان دید در تمام مدل‌ها با توجه به مقادیر RMSE، RSE و MARE بهترین نتایج مربوط به آزمایش با تداوم ۳۰ دقیقه است. مدل‌های SVM و ANFIS مقادیر آزمایش با تداوم ۱۰ را بهتر از مقادیر آزمایش با تداوم ۲۰ محاسبه کرده‌اند در حالی شبکه عصبی در مدل‌سازی مقادیر بدست آمده از آزمایش با تداوم ۱۰ عملکرد بهتری داشته است. در تمام آزمایش‌ها عملکرد مدل SVM از نظر تمام معیارهای ارزیابی بهتر از مدل‌های دیگر بوده است. پس از مدل SVM که بهترین عملکرد را در بین تمام مدل‌ها داشته است مدل ANFIS در مرتبه دوم قرار می‌گیرد. در تحقیق اکبر زاده و همکاران [۲] در مدل سازی رواناب و پاشمان مدل ANFIS عملکرد بهتری نسبت به شبکه عصبی داشت. در تحقیق He و همکاران [۸] در پیش بینی دبی رودخانه Pailugou چین مدل SVM عملکرد بهتری نسبت به مدل‌های ANFIS و شبکه عصبی داشت.

در تحقیق Wang و همکاران [۲۳] در پیش بین ماهانه دبی دو رودخانه در چین با استفاده از ۷ مدل مختلف مشاهده کردند مدل SVM عملکرد بهتری نسبت به دو مدل ANFIS و شبکه عصبی مصنوعی داشته است. در برآورد رسوب معلق با استفاده از روش‌های شبکه عصبی و SVM، کاکایی لخدانی و همکاران [۱۱] به این نتیجه رسیدند که مدل SVM عملکرد بهتری نسبت به شبکه عصبی مصنوعی داشت است. در تحقیق Cimen [۶] در پیش بینی مقدار رسوب معلق روش SVM عملکرد بهتری نسبت به روش‌های سیستم استنتاج فازی و شبکه عصبی مصنوعی داشت. در نمودارهای گراف (۲) دیگرام پراکنش مربوط به نتایج SVM آورده شده است. با توجه به نتایج جدول (۴) مشاهده شد در حالی که مقادیر RMSE، RSE و MARE برای آزمایش با تداوم ۱۰ دقیقه نسبت به آزمایش با تداوم ۳۰ دقیقه کمتر بود اما مقدار ضریب همبستگی آزمایش با تداوم ۱۰ دقیقه نسبت به مقدار ضریب همبستگی آزمایش با تداوم ۳۰ دقیقه بیشتر بود. که این مسئله را می‌توان در الگوی پراکنش داده‌های مشاهداتی و پیش بینی شده در شکل (۲) مشاهده کرد. با توجه به این نمودارهای این شکل ملاحظه می‌شود در آزمایش با تداوم ۱۰ دقیقه یک نوع تقارن بین داده‌های کم و بیش برآورده شده وجود دارد اما فاصله برخی نقاط نسبت به خط برازش داده شده بیشتر است که این مسئله باعث شده که در حالی که مقدار ضریب همبستگی بین داده‌های مشاهداتی و برآورد شده و معیار ناش سانتکلیف برای این داده‌ها بالا است اما مقادیر سایر معیارهای خطا برای این داده‌ها مناسب نباشد.

نتیجه گیری

در این تحقیق اقدام به بررسی تاثیر مقادیر مختلف پلی اکریل امید در مقدار فرسایش در شدت‌ها و دوام‌ها مختلف در باران ساز گردید. نتایج نشان داد که مقدار ۰/۶ گرم پلی اکریل امید بیشترین تاثیر را در کاهش فرسایش پاشمانی در سه شدت و مدت‌های مختلف

16. Shu, C. Ouarda, T.B.M.J. 2008. Regional flood frequency analysis at ungauged sites using the adaptive neuro-fuzzy inference system. *J. Hydrol.* 349, 31–43.
17. Sojka, RE. 2006 PAM Research Project. <http://kimberly.ars.usda.gov/pampage.shtml>. Cited 2 Jan2008
18. Sojka RE, Orts WJ. and Entry JA. 2004. Soil physics and hydrology: conditioners. In: Hillel D (ed) *Encyclopedia of soil science*. Elsevier, Oxford UK, pp 301–306
19. Tripathi, R.P. and Singh, H.P. 2001. *Soil erosion and conservation*. New Delhi: New Age International Limited Publication, India, 210 pp.
20. Vandijk, A. I. J. M. Bruijnzeel, L. A. and Eisma, E. H. 2003. A methodology to study rain splash and wash processes under natural rainfall, *Hydrol. Process*, 17: 153–167.
21. Vapnik, V. 1995. *The Nature of Statistical Learning Theory*. Springer, New York .
22. Wallace, A., and Wallace, GA .1986. Effects of soil conditioners on emergence and growth of tomato, cotton, and lettuce seedlings. *Soil Sci* 141:313–316
23. Wang, W.C. Chau, K.W. Cheng, C.T. and Qiu, L. 2009. A comparison of performance of several artificial intelligence methods for forecasting monthly discharge time series. *J. Hydrol.* 374, 294–306.
24. Wang, W.J. Xu, Z.B. Lu, W.Z. and Zhang, X.Y. 2003. Determination of the spread parameter in the Gaussian kernel for classification and regression. *Neurocomputing* 55, 643–663
25. Wuddivira, M.N. Stone, R.J. and Ekwue, E.I. 2009. Clay, organic matter and wetting effects on splash detachment and aggregate breakdown under intense rainfall, *Soil Science Society of American Journal*, 73(1): 226-232.
26. Yu, P.S. Chen, S.T. and Chang, I.F. 2006. Support vector regression for real-time flood stage forecasting. *Journal of Hydrology* 328 (3–4), 704–716.
5. Brown, A.G. and Quine, T.A.. 1999. *Fluvial processes and environmental change*, John Wiley and Sons Publications, 413 pp.
6. ÇIMEN, M .2008. Estimation of daily suspended sediments using support vector machines, *Hydrological Sciences Journal*, 53:3, 656-666, DOI: 10.1623/hysj.53.3.656.
7. Han, D. Chan, L. and Zhu, N. 2007. Flood forecasting using support vector machines. *J.Hydroinform.* 9 (4). 267–276. <http://dx.doi.org/10.2166/hydro.2007.027..>
8. He, Z. Wen, X. Liu, H. and Du, J. 2014. A comparative study of artificial neural network, adaptive neuro fuzzy inference system and support vector machine for forecasting river flow in the semiarid mountain region. *Journal of Hydrology* 509: 379–386.
9. Hornik, K. Stinchcombe, M. and White, H. 1989. Multilayer feedforward networks are universal approximators. *Neural Networks*. Volume 2 Issue 5. Pages 359-366.
10. Jang ,J.S.R. 1993. ANFIS: Adaptive-network-based fuzzy inference systems. *IEEE Trans Systems Man Cybernet* 23, 665D685.
11. KakaeiLafdani, E. MoghadamNea, A. Ahmadi, Azadeh. And ,Ebrahimi, H. 2014. Pre evaluate the effect of the input variables to the model of support vector machine to predict the amount of suspended sediment gamma test. *Journal of Rangeland and Watershed* 67(2): 289-303. (In Persian)
12. Lafen, J. M. and Roose, E. J. 1998. Methodologies for assessment of soil degradation dueto water erosion. In: Law R.: Balum, W. E. and Valentine, C. ((Eds.), *Soil degrading*, CRC press, Bo Ca Ration. 320 pp
13. Leguedois, S. Plannchon, O. Legout, C. and Bissonnais, Y.L. 2005. Splash projection distance for aggregated soils:theory and experiment, *Soil Science Society of American Journal*, 69: 30-37.
14. Qinjuan, C. Qiangguo, C. and Wenjun, M. 2008. Comparative study on rain splash erosion of representative soils in China, *Chin. Geogra. Science*, 18 (2): 155-161.
15. Schildt,G.,1998.A Distributed User Adaptive Neuro-fuzzy controller Application for home Automation. Foundation research project. Vienna University of Technology Institute of Automation Austria.

Abstract

The Modeling of Splash Erosion Produced in Rain-Simulator Using Three Methods of Artificial Neural Network, Neuro-fuzzy, and Support Vector Machine

M. Boroghani¹, S. Soltani², H. Fathabadi³, N. Ghezelseflu⁴ and S. Pourhashemi⁵

Received: 2015/07/01 Accepted: 2016/02/22

Splash rain erosion, as the first event in soil erosion, causes the movement of soil particles and lumps, and it is considered as an important process in erosion. Given the complexity of this process in nature, one way of identifying and modeling the process is to use a rain simulator and to study it in the laboratory. For this purpose, in the present study the simulation of the amount of material transported in the various intensities of rainfall and for different amounts of poly-acryl-amide was carried out. After measuring the amount of material transported in different durations and amounts of poly-acryl-amide, using artificial neural networks, ANFIS and SVM, the modeling of transported materials was done. The results showed that among the three methods used, the best values of evaluation criteria are related to SVM and ANFIS, respectively. Among the three studied durations, also the best results are related to the experiment with duration of 30 minutes. The results showed that, based on available data, by increasing the number of membership functions, extra-fitting happens in the ANFIS method. To reduce the complexity of the model and the likelihood of extra-fitting, some of the rules was eliminated. The results showed that the performance of the model was improved by eliminating some rules.

Keywords: ANN, ANFIS, SVM, Sediment Load

-
1. PhD department of Natural Resources Noor, TarbeatModares University, Corresponding Author Email: mboroghani@yahoo.com
 2. Assistant Professor department of watershed management Ardakan University.
 3. Assistant Professor department of watershed management Gonbad University
 4. Graduated department of watershed management Ardakan University
 5. PhD student Hakim Sabzevari University