تأثیر پارامترهای موثر بر روی ضریب پایداری شیروانی سد خاکی با استفاده از شبکه عصبی

علی یوسفی سمنگانی[۱]، جعفر بلوری بزاز[۲]، محمد حسین طالب پور[۳]، حسن جامی[٤]

کارشناس ارشد عمران، دانشگاه آزاد اسلامی واحد تربت جام[۱]

دانشیار، دانشکده مهندسی، گروه عمران، دانشگاه فردوسی مشهد[۲]

دانشجوی دکترا سازه، دانشکده عمران و معماری، دانشگاه صنعتی شاهرود[۳]

استاد، گروه عمران، دانشگاه آزاد اسلامی واحد تربت جام[٤]

Aliyosefi90@yahoo.com

چکیده

در این تحقیق سعی شده است که دو موضوع علمی روز یعنی پایداری شیروانی و شبکه عصبی بحث شود و ضریب پایداری شیروانی سد خاکی با شبکه عصبی تعیین و با خروجی‌های نرم افزار المان محدود Plaxis مقایسه می‌شود. برای آموزش شبکه عصبی از اطلاعات به‌دست آمده از ۱۵۰ مدل سد خاکی در نرم افزار المان محدود Plaxis استفاده شده است. در تحلیل پایداری شیروانی‌ها، محاسبه ضریب اطمینان برای سطح لغزش معین، سابقه‌ای بیش از ۷۰ سال دارد. در این تحقیق نشان داده شده که چه الگوی آموزشی در شبکه عصبی با چه تعداد لایه و چه تعداد سلول و چه نوع تابع تحریک بهترین یادگیری را داراست و همچنین سعی شده است تأثیر پارامترها موثر بر روی ضریب پایداری شیروانی سد خاکی تعیین شود. ٦ پارامتر مهم و تأثیرگذار در پایداری سد خاکی در نظرگرفته شده است که این پارامترها عبارتند از ارتفاع سد (H)، عرض تاج سد (B)، شیب دامنه سد (Θ)، ضریب اصطکاک داخلی(φ)، وزن مخصوص خاک(γ) و ضریب چسبندگی خاک (C) هستند.

کلمات کلیدی: ***سد خاکی، پایداری شیروانی، شبکه عصبی، برنامه PLAXIS و برنامه Matlab.***

مقدمه

به دلیل قرار گرفتن ایران در منطقهٔ خشک جهان و نیاز رو به رشد بودن کشور به آب، سیاست‌های بهره‌وری در صنعت آب در اولویت کارهای کشور قرار دارد و یکی از بهترین راه برای ذخیره‌سازی آب و بهره‌وری مناسب از آن احداث سد خاکی می‌باشد. سد خاکی به علت منعطف بودن و ارزان‌تر بودن آن بسیار مناسب برای دره‌های گسله کشورمان می‌باشد. با وجود عملیات‌های عمرانی کشور و کمبود منابع مالی، طراحی بهینه و سریع می‌تواند صرفه‌جویی بسیار مناسب در منابع مالی و زمانی برای کشور به وجود آورد. طراحی بهینه و مناسب خاکریز بدنه سد خاکی باعث کاهش عملیات خاکریزی و کاهش هزینه زمان ساخت می‌شود. در این تحقیق سعی شده است که دو موضوع علمی روز یعنی پایداری شیروانی و شبکه عصبی بحث شود. این سه موضوع از موضوعات روز جهان می‌باشد و مطالب جدیدی در ارتباط با آن منتشر می‌شود.

شبکه‌های عصبی در شاخه‌های مختلفی از مهندسی ژئوتکنیک کاربرد دارند. مروری بر مقالات که تا امروز در این زمینه به چاپ رسیده است گویای این حقیقت است که موفقیت‌های زیادی در حال شکل‌گیری است و افق‌های وسیع تری نیز نمایان است. در این میان شبکه‌های عصبی در مباحث مربوط به تحلیل سدها، شیروانی‌ها و شیب‌ها نیز بکار رفته‌اند. برای پایداری سدهای خاکی (همگن و یا ناهمگن) و شیب‌ها روش‌های تعادل حدی و عددی از دیر باز موجود بوده است. روش‌های تعادل حدی بدلیل سهولت و سادگی کاربرد بیشتری در میان روش‌های موجود دارند. در حالی که فرضیات ساده کننده آنها دقت را تا حد قابل توجهی پایین می‌آورد که این مشکل توسط روش‌های عددی برطرف می‌شود.

اما باید توجه داشت که برای استفاده از این روش‌ها ضمن آگاهی از دانش اجزا محدود و نرم افزارهای موجود می‌بایست زمان قابل توجهی را صرف آماده‌سازی داده‌ها و اطلاعات ورودی کرد[6,5,1]. ضمن این که، بسیاری از نرم افزارهای موجود استفاده در این زمینه بدلیل حجیم بودن اطلاعات، جهت تحلیل کامپیوتری خود زمان قابل توجهی را صرف می‌کنند. پس استفاده از شبکه عصبی مصنوعی می‌تواند جایگزینی مناسبی برای روش‌های موجود است. چرا که شبکه‌های عصبی با انعطاف پذیری بالا در یادگیری مسائل، علاوه بر این که مزایای روش‌های تعادل حدی و روش‌های تعادل عددی را بطور همزمان دارند معیب و محدودیت‌های آنها را نیز مرتفع می‌کنند.

شبکه‌های عصبی این قابلیت را دارند که با گذشت زمان و افزوده شدن نتایج و داده‌های جدید خود را نوسازی کرده و پاسخ‌های بهتری ارائه کنند. بررسی شبکه‌های عصبی مصنوعی برای کنترل پایداری سدهای خاکی همگن اخیراً همگن مورد توجه قرار گرفته و در این زمینه مطالعاتی صورت گرفته است. در این تحقیق بجای تربیت شبکه مورد نظر تعداد ۱۳۰ نوع سد خاکی با برنامهPLAXIS آنالیز گردیده و مناسب‌ترین مدل شبکه عصبی به‌دست آمده و سپس به بهینه‌ترین مقدار ممکن دست یافته‌ایم. ارزیابی مدل ایجاد شده در شبیه‌سازی پایداری سد نشان می‌دهد که زمان تحلیل با شبکه عصبی و خیلی سریع‌تر از روش‌های کامپیوتری موجود است.

شبکه عصبی

ساختار کلی شبکه عصبی مصنوعی از شبکه بیولوژیکی انسان الهام گرفته و قادر به انجام عملیات، همانند سیستم‌های طبیعی عصبی هستند. این سیستم‌ها با پردازش روی داده‌های تجربی قانون نهفته در ورای داده‌ها را به ساختار شبکه منتقل می‌کنند و به همین خاطر به این سیستم‌ها هوشمند گفته می‌شود چرا که بر اساس محاسبات ورودی روی داده‌های عددی یا مثال‌ها، قوانین کلی را فرا می‌گیرند. دستگاه عصبی انسان شامل هزاران نرون یافته عصبی که نرون نامیده می‌شود، است[۲,3].

هر نرون با هزاران نرون دیگر در ارتباط بوده و از آنها سیگنال‌هایی دریافت نموده و خود نیز سیگنال‌های خارجی می‌کند.

قسمت‌های اصلی شبکه عصبی

۱- ساختار(Structure) یا معماری(Architecture)

۲- مکانیزم آموزش(Training Mechanism) یا الگوریتم یادگیری(Learning Algorithm)

۳- مکانیزم تست یا مکانیزم فراخوانی

ساختار(Structure) یا معماری(Architecture)

در برخورد با هر شبکه عصبی اولین چیزی که به چشم می‌خورد ساختار آن است ساختار یا معماری، تجسم فیزیکی شبکه عصبی را نشان می‌دهد. ساختار یک شبکه عصبی شمای ظاهری و ارتباطات داخلی این سیستم هوشمند را مشخص می‌کند. از نظر کاربردی این جنبه از شبکه عصبی وسیله ذخیره اطلاعات آن است. به طور دقیقی اطلاعات آن مربوط به نگاشت این سیستم هوشمند ضمنی در ساختار آن ذخیره می‌شود علاوه بر این در زمان پاسخگویی به سئوالات کاربران شبکه عصبی اطلاعات مورد نیاز را از ساختار بازیابی می‌کند[2,3].

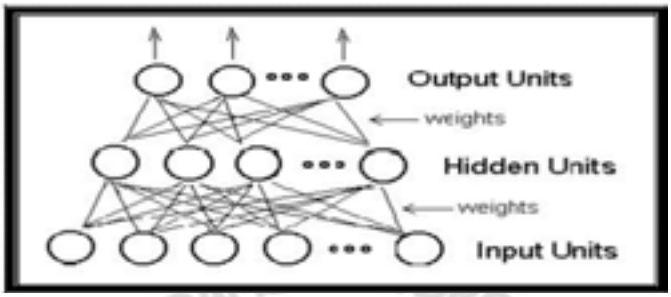
مکانیزم آموزش(Training Mechanism) یا الگوریتم یادگیری(Learning Algorithm)

مکانیزم آموزش با بررسی نمونه‌های فاز آموزشی نگاشتی را برای شبکه عصبی تشکیل می‌دهد که تخمینی از نگاشت واقعی سیستم مسئله است. مکانیزم آموزش اطلاعات مربوط به این نگاشت را که از نمونه‌های فاز آموزشی به دست می‌آورد در ساختار شبکه‌های عصبی به این نمونه‌ها نمونه‌های آموزش یا الگوریتم یادگیری می‌گویند.

مکانیزم تست یا مکانیزم فراخوانی

مکانیزم تست یا مکانیزم فراخوانی شبکه عصبی از اطلاعاتی که مکانیزم آموزش یا الگوریتم یادگیری استخراج کرده استفاده نموده و به سئوالات کاربران پاسخ می‌دهد مکانیزم تست اطلاعات را از ساختار شبکه عصبی بازیابی می‌کند. در واقع ساختار شبکه عصبی نقش یک نوع حافظه را در این سیستم هوشمند به عهده دارد[3].

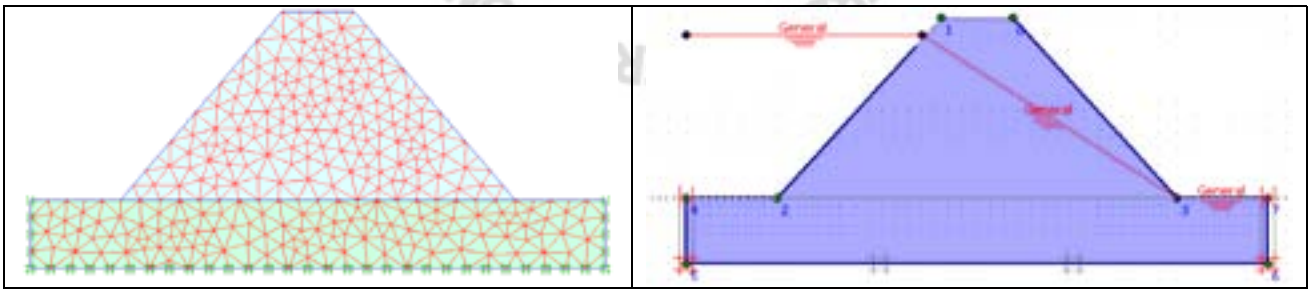
شکل(۱): ساختار یک شبکه عصبی مصنوعی



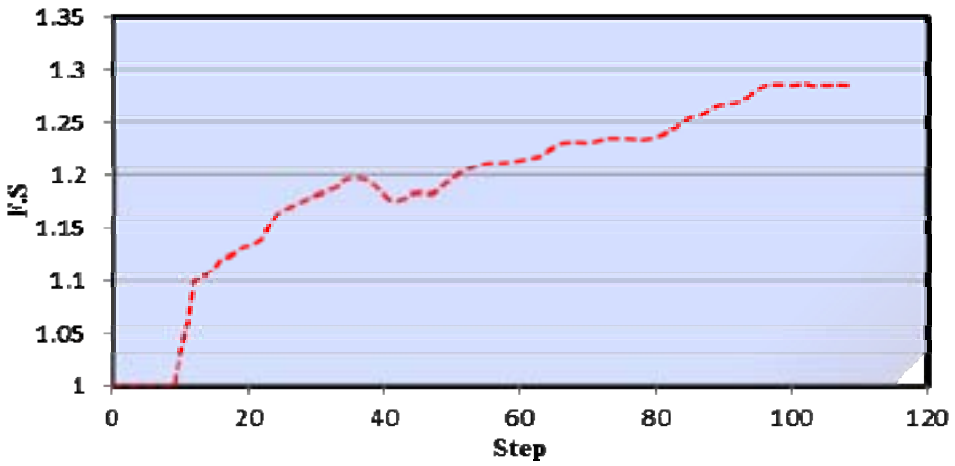
پارامترها و مشخصات مهم در پایداری شیروانی

در این تحقیق ٦ پارامتر مهم و تأثیرگذار در پایداری سد خاکی در نظر گرفته شده است که این پارامترها عبارتند از ارتفاع سد H))، عرض تاج سد B))، شیب دامنه سد (θ)، ضریب اصطکاک خاکی (ϕ)، وزن مخصوص خاک (γ) و ضریب چسبندگی خاک C)) هستند.

شکل(۲): نحوه مدلسازی و مش بندی در نرم افزار Plaxis



شکل(۳): نمونه‌ای از ضریب اطمینان به دست آمده از نرم افزار Plaxis



ارتفاع سدهای مدل شده در Plaxis برابر با ۲۰ و ۳۰ و ٤۰ متر هستند و سدهای مدل شده دارای ۳ قسمت هستند.

جدول(۱): مشخصات لازم برای مدل کردن سد

ارتفاع سد	20 m , 30 m , 40 m
عرض تاج سد	5 m , 10 m
شیب دامنه سد (θ)	18. 43 , 26. 6 , 45
ضریب چسبندگی خاک (C)	15 ,20 , 25 KN/m^2
ضریب اصطکاک خاکی (ϕ)	20 , 27 , 35
وزن مخصوص خاک (γ)	17 , 19 , 21
عمق پی	برابر با انتخاب ارتفاع سد
ارتفاع آب مخزن پشت سد	۵ متر کمتر از انتخاب ارتفاع سد

با توجه به جدول(۱) ارتفاع سدهای مدل شده در Plaxis برابر با ۲۰ و ۳۰ و ٤۰ متر هستند و سدهای مدل شده دارای ۳ قسمت هستند. ۱- بدنه سد که از خاکی با نفوذپذیری m/day ۲. ۰ و با ضریب اصطکاک داخلی و وزن مخصوص و چسبندگی متغیر تشکیل شده است. ۲- فیلتر که از خاک ماسه‌ای با ضریب نفوذپذیری m/day ۱۰ تشکیل شده است.

فنداسیون سد که از خاکی با نفوذپذیری m/day ۰/٤ تشکیل شده است.

چسبندگی خاک‌های مدل شده برای این تحقیق مقادیر ۱۵ و ۲۰ و ۲۵ kN/m2 می‌باشد و وزن مخصوص خشک خاک ۱۷ و ۱۹ و ۲۱ kN/m3 انتخاب شده است و مدل‌ها با شیب‌های ۳-۱، ۲-۱ و ۱-۱ با عرض تاج ۵ و ۱۰ متر مدل شده‌اند.

ضریب اطمینان

ضریب اطمینان معمولاً نسبت سربار لازم برای ایجاد حالت گسیختگی به سربار اعمال تعریف می‌شود. این تعریف بیشتر برای پی‌ها مناسب است ولی برای خاکریزها و دیوارهای حائل مناسب نیست. برای این موارد از پارامترهای مکانیکی خاک استفاده می‌شود و عبارت است که نسبت مقاومت برش بسیج شده به حداقل مقاومت برشی مورد نیاز تعادل و برنامه Plaxis براساس این تعریف ضریب اطمینان را محاسبه می‌کند. بدین صورت با استفاده از گزینه کاهش چسبندگی و زاویه اصطکاک خاک یا Phi – c Reduction قابل محاسبه است. این ضریب اطمینان به صورت رابطه (1) تعریف می‌شود:

$$S.F = \frac{S_{\max}\left(avaibable\right)}{S\left(needed\ \ for\ equilibrium\right)} \qquad (۱)$$

S. F = (مقاومت حداکثر قابل حصول) / (مقاومت مورد نیاز برای تعادل)

که در آن S مقاومت برشی است. ثبت مقاومت واقعی به مقاومت حداقل محاسبه شده لازم برای تعادل ضریب اطمینانی است که معمولاً در مکانیک خاک به کار می‌رود. با معرفی شرط کولمب استاندارد ضریب اطمینان به صورت رابطه (۲) تعریف می‌شود:

$$F \cdot S = \frac{C + \sigma_n \tan\varphi}{C_r + \sigma_n \tan\varphi_r} \qquad (۲)$$

که در آن φ, C پارامترهای مقاومتی ورودی و σ_n مولفه تنش قائم خاک و Cr و φ_r پارامترهای مقاومتی کاهش یافته هستند به اندازه‌ای که تعادل باقی بماند. در این روش چسبندگی و تانژانت زاویه اصطکاک داخلی با نسبتی یکسان کاهش می‌یابد:

$$\sum MSF = \frac{\tan\varphi}{\tan\varphi_r} = \frac{C}{C_r} \qquad (۳)$$

کاهش پارامترهای مقاومتی توسط ضرب کننده کلی $\sum MSF$ کنترل می‌شود. این پارامتر در یک روند گام به گام افزایش می‌یابد تا گسیختگی اتفاق بیفتد و سپس ضریب اطمینان به صورت مقداری $\sum MSF$ در گیسختگی تعریف می‌شود. که در گیسختگی یک مقدار کم و بیش ثابت مشخص می‌شود که برای قسمتی از گامهای متوالی به‌دست می‌آید[1,4].

نتایج پایداری شیروانی

در جدول(۲) خروجی برنامه Plaxis برای انواع مختلف سدها نشان داده شده است. در این جدول ارتفاع هر سد، عرض تاج، شیب خاکریز سد و مشخصات خاک هر مدل و مقدار ضریب پایداری و نام مدل Plaxis آن آورده شده است. در تحقیق حاظر ۱۵۰ مدل به صورت دینامیکی مورد آنالیز قرار گرفته است. ضریب اطمینان قابل قبول در تحلیل پایداری سدهای خاکی بین ۱ الی ۱/۵ است که در مقایسه با ضریب اطمینان مورد استفاده در سازه‌های بتنی یا فولادی کمتر است.

جدول(۲): پارامترهای خروجی از نرم افزار **Plaxis** به **Excel**

MODEL NO	(H)m	(B)m	Θ	Φ	γ	C	FS
1	20	5	45	20	17	25	1. 15
3	20	5	45	20	21	20	0. 96
6	30	5	26. 6	20	19	25	1. 39
8	30	5	26. 6	27	21	25	1. 54
11	40	5	45	35	19	20	1. 07
12	40	5	45	35	21	15	0. 96

جدول(۳): جدول مربوط به بیشترین وکمترین ضریب اطمینان به‌دست آمده از **Plaxis**

(H)m	(B)m	Θ	Φ	γ	C	FS
20	5	18. 4	27	21	15	2. 71
20	5	45	20	21	20	0. 96

پس از محاسبه ضریب اطمینان پایداری شیب سد خاکی توسط برنامه Plaxis به صورت ۱۵۰ نمونه با پارامترهای متغییر مدل‌سازی وآنالیز شد با توجه به اینکه تعداد مدل‌ها برای نتیجه‌گیری و بهینه‌سازی بسیار کم هستند بنابراین نیاز به افزایش بیشتر آنالیزها شد و چون مدل کردن و آنالیز سد خاکی با Plaxis حدود ٦٠ دقیقه طول می‌کشد، برای افزایش آنالیزها مثلاً به ۱۰۰۰ آنالیز، نیاز به ۱۰۰۰ ساعت زمان داریم تا بتوانیم مدل‌سازی و آنالیز در Plaxis را انجام دهیم که مدت زمان بسیار زیادی است، بنابراین برای افزایش مدل‌ها از شبکه عصبی استفاده شد در واقع شبکه عصبی برای یافتن ارتباط منطقی بین ورودی‌ها و خروجی‌ها به کار گرفته می‌شود تا با آموزش دیدن شبکه بدون مراجعه مستقیم به نرم افزار Plaxis بتوانیم محاسبات را انجام دهیم. برنامه شبکه عصبی در نرم افزار MATLAB نوشته شد، برای آموزش شبکه نیاز به تعدادی داده ورودی و داده خروجی داریم که این کار با ۱۵۰ مدل در نرم افزار Plaxis آنالیز شد تأمین می‌شود البته از ۱۳۰ داده برای آموزش و ۲۰ داده برای تست شبکه استفاده می‌کنیم تا صحت عملکرد شبکه را بتوانیم بسنجیم.

بردار ورودی شبکه عصبی

در این تحقیق از ورودی جدول زیر برای آموزش شبکه عصبی استفاده شده است. این ورودی‌ها به ترتیب از ارتفاع سد (H)، عرض تاج سد(B)، شیب دامنه طرفین سد (θ)، ضریب اصطکاک خاکی (ϕ)، وزن مخصوص خاک (γ)، ضریب چسبندگی خاک C))، تهیه شده است. برای آموزش شبکه، بردار ورودی به صورت «تصادفی» مرتب شده است. این عمل کمک می‌کند تا شبکه عصبی ورودی‌ها را حفظ نکند بلکه آنها را یاد بگیرد.

جدول(٤): تعدادی از پارامترهای مربوط به فایل ورودی شبکه عصبی

H(m)	B(m)	Θ	Φ	γ	C	FS
30	5	26. 6	20	19	15	1. 24
20	10	45	20	19	25	1. 18
30	5	18. 4	27	21	20	2. 05
40	10	18. 4	27	21	25	2. 03
30	5	45	35	19	20	1. 12
20	5	18. 4	35	19	25	2. 69

معرفی بردار آزمون برای شبکه عصبی

در تعریف شبکه تعداد کافی از مدل‌ها برای آموزش دیدن شبکه وجود داشته باشد و چند مدل را هم برای تست کردن شبکه کنار بگذاریم. در اینجا از مجموع 150 مدل موجود 130 مدل را برای آموزش و ۲۰ مدل را برای آزمایش شبکه در نظر گرفته و در ابتدای برنامه مشخص می‌کنیم. بردار زیر مجموعه‌ای است که از خروجی برنامه Plaxis برای آزمایش شبکه عصبی تهیه شده است، این مجموعه به صورت تصادفی از داده‌های به دست آمده از Plaxis انتخاب شده است.

مقایسه خروجی‌های شبکه و Plaxis

انواع مختلف توابع وجود دارد که می‌تواند در شبکه عصبی مورد استفاده قرار گیرد و همچنین تعداد لایه‌های پنهان شبکه و تعداد نرون‌های داخلی هر لایه از پارامترهایی هستند که در میزان دقت شبکه تأثیر زیادی دارند. برای پیدا کردن تابع مناسب در مسائل گوناگون قاعده کلی وجود ندارد و پارامترهای مناسب با سعی و خطا به‌دست می‌آیند. در برنامه مورد استفاده ٦ ورودی شامل مشخصات خاک و شیروانی سد و یک خروجی یعنی ضریب اطمینان وجود دارد و همانطور که گفته شد ۲۰ مدل را برای تست شبکه انتخاب کرده‌ایم. یعنی بعد از آموزش شبکه به عنوان نتیجه کار ۲۰ ضریب اطمینان را برای ما نمایش می‌دهد که توسط خود شبکه و با آموزش دیده شده از ۱۳۰ مدل موجود به‌دست آورده است و متناظر با ۲۰ مدلی هستند که برای تست شبکه در نظر گرفته شده بود. بدین ترتیب با مقایسه این نتایج می‌توان به دقت شبکه پی برد. برای انجام بهتر این مقایسه دستوری در برنامه نوشته میشود که درصد خطای هر ۲۰ خروجی شبکه را نسبت به خروجی معرفی شده به برنامه محاسبه کرده و مقدار ماکزیمم آنرا چاپ می‌کند. بدین ترتیب با تغییر پارامترهای شبکه (نوع تابع مورد استفاده، تعداد لایه‌های پنهان و تعداد نرون هر لایه) و اجرای برنامه، شبکه آموزش می‌بینند و خروجی‌ها را محاسبه می‌کند و حداکثر خطای ممکن را محاسبه می‌کند. با تکرار این عمل و استفاده از توابع مختلف، بهترین حالت ممکن را که ماکزیمم خطای ۲ درصد در محاسبات را داشت دست یافتیم که با توجه به مقدار خطا و این موضوع که خطای اعلام شده حداکثر خطای موجود در ۲۰ مدل است قابل قبول است و سپس شبکه را با یک نام دیگر ذخیره می‌کنیم. در جدول(۵) مقادیر به‌دست آمده از شبکه عصبی با مقادیر به‌دست آمده از نرم افزار Plaxis برای ضریب اطمینان با هم مقایسه شده‌اند.

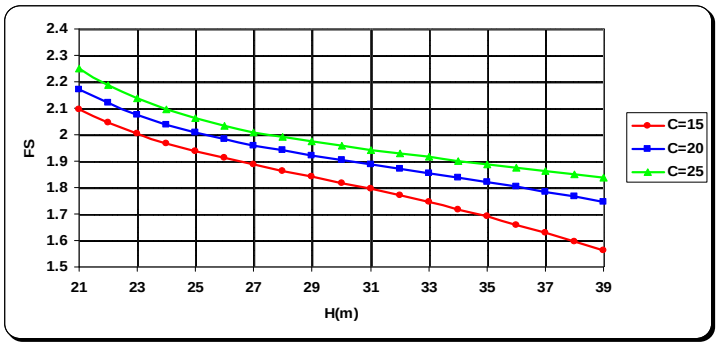
جدول(۵): مقایسه خروجی‌های شبکه وPlaxis

PLAXIS	1. 21	2. 2	1. 13	1. 18	1. 04	1. 3	1. 78	2. 04	1. 05
MATLAB	1. 21	2. 24	1. 14	1. 15	1. 01	1. 27	1. 79	2	1. 03

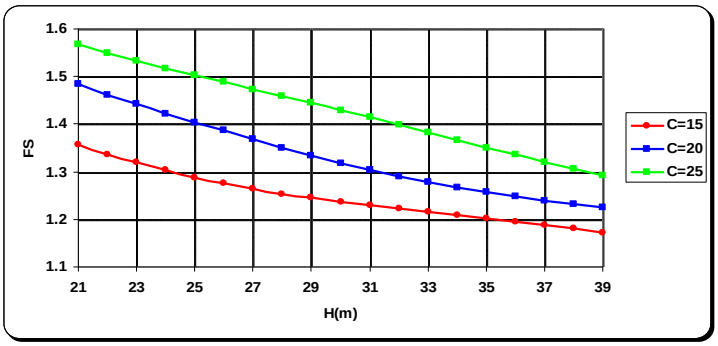
کاربرد شبکه عصبی در این تحقیق

حال با توجه به خطای ۲ درصدی که از آموزش شبکه عصبی در قسمت قبل حاصل گردید، می‌توان مدل‌های با شبکه عصبی ایجاد نمود که دارای خطای ۲ درصد نسبت به مدل زدن با Plaxis هستند. مدل‌های ایجاد شده توسط شبکه عصبی را می‌توان به صورت گرافی بیان کرد که کاربر با مراجعه به این گراف‌ها بتواند با سریع‌ترین زمان ضریب اطمینان پایداری سد را در حالت‌های مختلف تعیین کند.

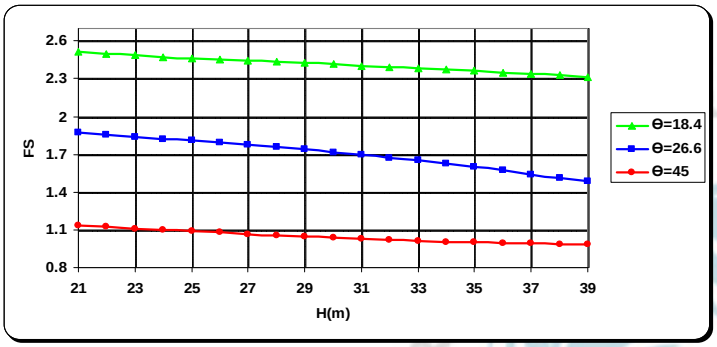
شکل(٤): گراف‌های تعیین ضریب اطمینان سد خاکی برای حالت‌های مختلف نوع خاک وارتفاع وعرض تاج سد در محدوده ی آموزش شبکه عصبی



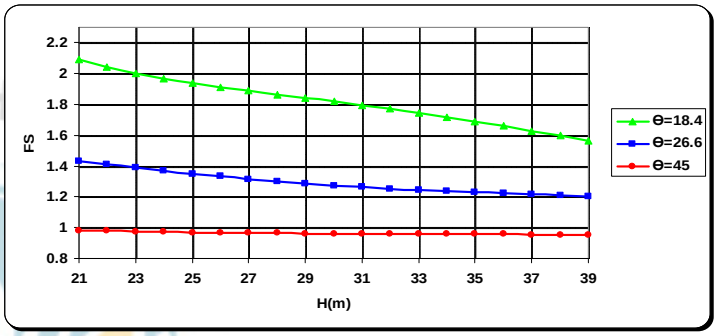
شکل ۵-۲: B=5, Θ=18. 4,Φ=20, γ=17



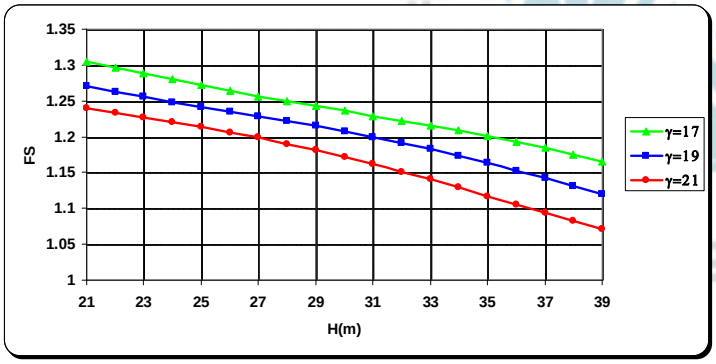
شکل ۵-۳: B=5,Θ=26. 6,Φ=27, γ=19



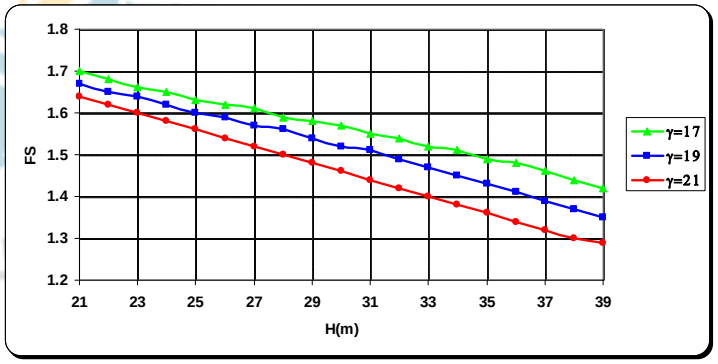
شکل ۵-۷: B=5,Φ=35, γ=27,c=25



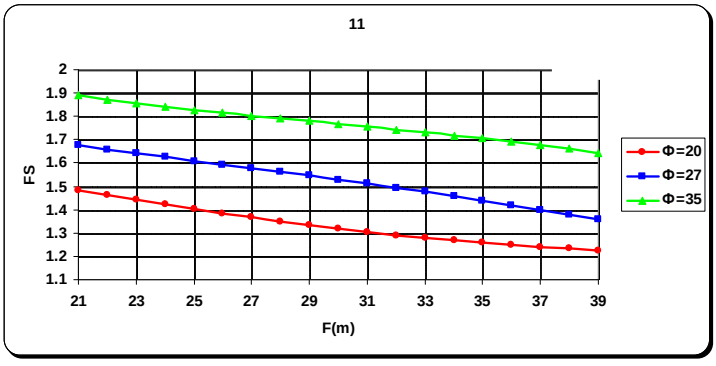
شکل ۵-۵: B=5,Φ=20, γ=17,c=15



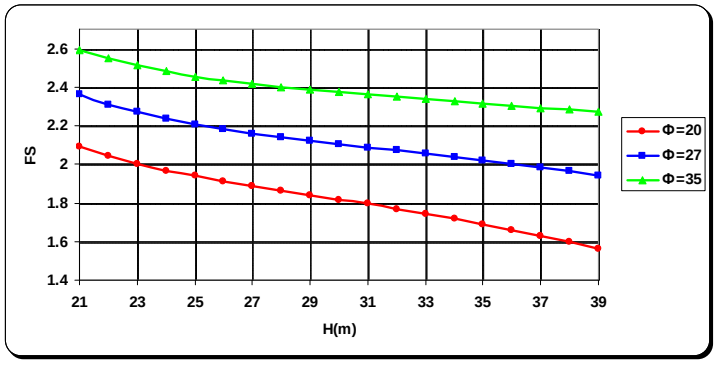
شکل ۵-۱۰: B=5,Θ=45,Φ=35,c=25



شکل ۵-۹: B=5,Θ=26. 6,Φ=27,C=20



شکل ۵-۱۲: B=5,Θ=26. 6, γ=19,c=20



شکل ۵-۱۱: B=5,Θ=18. 4, γ=17,c=15

نتیجه‌گیری

در این تحقیق از دو لایه شبکه ۳ لایه پرسپترون با ۵ و ۲۳ نرون پنهان برای پیش بینی ضریب اطمینان و شعاع دایره سطح لغزش استفاده شده است.

مهمترین نتایجی که می‌توان از این تجزیه و تحلیل به دست آورد به شرح زیر است:

۱- در این تحقیق سعی شد که گراف‌های جامع برای به‌دست آوردن ضریب اطمینان سد ارائه شود تا مهندسان و کاربران بتوانند بدون مراجعه به برنامه ضریب اطمینان و ابعاد بهینه سد را به‌دست آورند.

۲- نتایج به‌دست آمده از برنامه با نتایج به‌دست آمده ازPlaxis مقایسه شدند و حداکثر خطا حدود ۲٪ به‌دست آمد.

۳- می‌توان گفت شبکه عصبی قابلیت تعیین ضریب پایداری شیروانی برای سد خاکی را داراست و می‌نواند با خطای ۲ درصد ضریب پایداری را برای مجموعه‌ای از شیب‌ها به‌دست آورد.

٤- با توجه به بزرگ بودن ضریب اطمینان در تعیین ضریب شیروانی و تقریبی بودن روش‌های کلاسیک تعیین ضریب شیروانی، می‌توان گفت که شبکه‌های عصبی دقت قابل قبول و بسیار خوبی دارند.

۵- شواهد موجود حاکی این مطلب است که استفاده از این شبکه‌ها در طراحی و برآوردهای اولیه سدهای خاکی به‌جای استفاده از روش‌های عددی و تعادل حدی قابل اعتماد است.

٦- شبکه عصبی مصنوعی جهت آموزش، نیازمند سری طولانی مدت و صحیح از داده‌های ورودی و خروجی است.

۷- استاندارد نمودن داده‌ها قبل از مراحل آموزش و تست از موارد اساسی و اجتناب ناپذیر در بحث شبکه‌های عصبی است.

۸- فرایند کالیبراسیون و تایید مدل شبکه عصبی نسبت به سایر مدل‌های فیزیکی و محاسباتی کم هزینه‌تر و مستلزم زمان کمتری است.

۹- در حالت دو لایه پنهان عمدتاً خطا خیلی کم بوده و ضریب نکویی برازش بالا است. جهت حصول به نتیجه مطلوب باید تعداد کره‌های لایه اول همیشه بزرگتر از لایه دوم باشد.

مرجع‌ها

[1] Saravut,J. somchai ,c. ,chusak ,L. &Rittisak ,J. ,"Neural Networks: a tool for the Slope Stability Analysis",3th International conference on Landslides, slope stability and safety of infrastructures, 11-12 July 2002, Singapore .

[2] Demuth ,Howard. ,Beale, Mark. ,(2002),Neural Network Toolbox User's Guide For Use With MATLAB. , Version 4. ,Release13 .

[۳] آر. بیل وتی. جکسون: «آشنایی با شبکه‌های عصبی» ترجمه دکتر محمود البرزی انتشارات دانشگاه شریف ۱۳۸۰.

[4] Ameskamp M. , (1997) "Three dimensional rule-based continuous soil modeling", PhD dissertation, Tech. Rep. 9701, Faculty of Engineering, Kiel University, Kiel, Germany .

[5] Banimahd M. , Prediction of Undrained behavior of fine sands using Artificial Neural Networks, Master's dissertation, Tarbiat Modarres University, Tehran, Iran 2002 .

[6] Cal Y., (1995) "Soil Classification by Neural Networks", Advances in Engineering Software 22 (1995), Elsevier Science Publications, pp. 95-97 .