

قبل از انتشار

ارزیابی توانایی شبکه‌های عصبی آگاه از فیزیک در تسریع **شبیه‌سازی سیلاب** با استفاده از نرم‌افزار STE

رضا تیموری^۱، امیراحمد دهقانی^{۲*} و مهدی مفتاح هلقی^۳

^۱ دانشجوی دکتری گروه علوم و مهندسی آب، دانشگاه علوم کشاورزی و منابع طبیعی گرگان، R.Teimourey@gau.ac.ir

^۲ استاد گروه علوم و مهندسی آب، دانشگاه علوم کشاورزی و منابع طبیعی گرگان، A.Deighani@gau.ac.ir

^۳ دانشیار گروه علوم و مهندسی آب، دانشگاه علوم کشاورزی و منابع طبیعی گرگان، Meftah@gau.ac.ir

تاریخ دریافت: ؛ تاریخ پذیرش:

چکیده

سابقه و هدف: وقوع سیل موجب خسارات **قابل توجه قابل توجهی** به مناطق شهری و روستایی می‌شود. تحلیل سریع و مشاهده پهنه سیلاب در زمان وقوع سیل برای شناسایی مناطق مورد تهدید و ارزیابی خسارات احتمالی، ضروری است. یکی از مهم‌ترین ضرورت‌های **مدل‌سازی سیلاب** سریع سیلاب، امکان پیش‌بینی دقیق و به‌موقع نقاط مورد تهدید سیلاب است. این پیش‌بینی‌ها می‌توانند به مقامات مسئول و ساکنان مناطق در معرض خطر هشدار دهند تا اقدامات لازم برای کاهش خسارات جانی و مالی انجام شود. در زمان وقوع سیلاب، داشتن مدل‌های دقیق و سریع به مسئولان کمک می‌کند تا تصمیمات بهتری در زمینه امداد و نجات، تخلیه مناطق و تخصیص منابع اتخاذ کنند. برای **مدل‌سازی سیلاب** سیل تحقیقات گسترده‌ای انجام شده و مدل‌های هیدرولیکی، هیدرولوژیکی و تجربی زیادی ارائه و **مورد بررسی** قرار گرفته است. **بر خلاف** انجام تحقیقات متعدد هنوز نرم‌افزار و مدلی که بتواند در زمان وقوع سیل، پهنه‌بندی سریع سیلاب را انجام دهد وجود ندارد، لذا در این تحقیق اقدام به کدنویسی و توسعه بخش دوبعدی نرم‌افزار STE **به منظور** **مدل‌سازی سیلاب** دقیق و سریع سیلاب با استفاده از روش‌های هوش مصنوعی و معادلات دوبعدی آب **کم عمق** شده است.

مواد و روش‌ها: در این تحقیق با توسعه بخش **دوبعدی** نرم‌افزار STE اقدام به ارزیابی توانایی دو ساختار متفاوت از شبکه‌های عصبی مصنوعی پرسپترون با نام شبکه‌های عصبی آگاه از فیزیک، در **مدل‌سازی سیلاب** سریع سیلاب در رودخانه ایودلو کریک، در منطقه سانشاین کوست، کوئینزلند، کشور استرالیا شده است. در این تحقیق، تعلیم شبکه‌های عصبی آگاه از فیزیک با استفاده از الگوریتم هوشمند ژنتیک انجام گرفته و **به منظور** آزمون شبکه‌های تعلیم یافته و ارزیابی توانایی آن‌ها در **مدل‌سازی سیلاب** سریع سیلاب به مقایسه نتایج با روش حل عددی تفاضل‌های محدود پرداخته شده است. برای انجام **مدل‌سازی** از هیدروگراف سیل دریافت شده از سایت هواشناسی کشور استرالیا برای ایستگاه هیدرومتری بالادست رودخانه **مورد مطالعه** استفاده شده است.

یافته‌ها: مقایسه نتایج **به دست آمده** از شبکه‌های عصبی آگاه از فیزیک با نتایج **به دست آمده** از روش تفاضل‌های محدود نشان داد، شبکه‌های عصبی آگاه از فیزیک قادر هستند ۵۰ تا ۷۰ درصد زمان لازم جهت اتمام **مدل‌سازی** را با حفظ میزان **قابل توجه قابل توجهی** از دقت و پایداری **آن** کاهش دهند. افزایش ضریب بتا در هر دو شبکه عصبی باعث افزایش سرعت

* ایمیل نویسنده مسئول A.Deighani@gau.ac.ir

Formatted: Font: 12 pt

Formatted: Font: 12 pt, Complex Script Font: Times New Roman, (Complex) Persian

Formatted: Not Highlight

Formatted: Font: 12 pt, Complex Script Font: Times New Roman, (Complex) Persian, Not Highlight

Formatted: Not Highlight

Formatted: Not Highlight

Formatted: (Complex) Persian, Not Highlight

Formatted: Not Highlight

Formatted: Font: Complex Script Font: Times New Roman, (Complex) Persian, Not Highlight

Formatted: Not Highlight

مدل‌سازی یعدلسازی در مقابل کاهش دقت **آن‌یعدلسازی** شده است. شبکه‌های عصبی آگاه از فیزیک پیچیده قادر به حفظ میزان بیشتری از دقت و پایداری **مدل‌سازی یعدلسازی** مخصوصاً **مورد مطالعه** در گام‌های زمانی **بزرگ‌تر بررگر** و ضریب بتا بیشتر هستند و ضمن کاهش زمان لازم جهت اتمام **مدل‌سازی یعدلسازی**، خطای کمتری وارد محاسبات کرده و نتایج را نزدیک‌تر به حل عددی ارائه می‌دهند. افزایش ضریب بتا خطای **قابل توجه قابل توجهی** را در مقابل کاهش اندک زمان اتمام **مدل‌سازی یعدلسازی** به همراه خواهد داشت که بر این اساس می‌توان نتیجه گرفت ضریب بهینه بتا برای منطقه **مورد مطالعه مورد مطالعه** و شبکه‌های عصبی آگاه از فیزیک پیچیده مقدار ۸ **هستی باشد**. شبکه‌های عصبی آگاه از فیزیک پیچیده در ارائه نحوه تغییرات عمق جریان و پهنه سیلابی در طول زمان نیز با دقت قابل قبولی عمل کرده و برای **مدل‌سازی یعدلسازی** سریع سیلاب، **مشخص‌سازی یعدلسازی** پهنه سیلاب و مناطق مورد تهدید، مدیریت بحران و کاهش خسارات سیل مناسب **است می باشد**.

نتیجه گیری: روش‌های هوش مصنوعی **مورد بررسی مورد بررسی** در این تحقیق، ضمن افزایش سرعت **مدل‌سازی یعدلسازی** و کاهش زمان لازم جهت اتمام **مدل‌سازی یعدلسازی** و پهنه‌بندی سیل از دقت مناسبی برخوردار بوده و می‌تواند ابزار مناسبی برای **مدل‌سازی یعدلسازی** سریع سیلاب باشد که استفاده از این شبکه‌ها به **مشخص‌سازی یعدلسازی** سریع‌تر مناطق مورد تهدید سیل، **اطلاع‌رسانی اطلاع‌رسانی** و تخلیه **به موقع به موقع** مناطق در معرض خطر و کاهش خسارات جانی و مالی کمک خواهد کرد.

واژه‌های کلیدی: **مدل‌سازی یعدلسازی** سریع سیلاب، شبکه‌های عصبی آگاه از فیزیک، دسته معادلات آب **کم عمق کم عمق**، نرم‌افزار STE.

مقدمه

مصنوعی امروزه امکان پیش‌بینی و ارزیابی سریع سیلاب‌ها را فراهم کرده‌اند. این فناوری‌ها به مدیریت بحران، تخلیه **به موقع به موقع** مناطق در معرض خطر و کاهش خسارات جانی و مالی کمک می‌کنند. بنابراین، توسعه و به‌کارگیری مدل‌های پیشرفته برای **مدل‌سازی یعدلسازی** و پهنه‌بندی سریع سیلاب **نه تنها تنها** یک نیاز فنی بلکه یک ضرورت اجتماعی و زیست‌محیطی است. با این رویکرد، می‌توان از توانایی‌های علمی و فناوری برای حفظ ایمنی و رفاه جوامع و حفاظت از **محیط زیست محیط زیست** بهره‌مند شد. در زمان وقوع سیل مشکلات و **سؤال‌الات** متعددی مطرح خواهند شد که نیاز به رسیدگی سریع، **به موقع به موقع** و **مؤثر مؤثر** خواهند داشت و اگر زمان از دست برود خسارات حد اکثر شده و مشکلات **بی‌نهایتی نهایت** خواهند شد. برای پاسخگویی و رسیدگی **به موقع به موقع** به مشکلات، **سؤال‌الات** و چالش‌های زمان وقوع بحران سیل نیاز به آگاهی از شرایط دقیق پیشرو اعم از شدت **آب گرفتگی آب گرفتگی**، ناحیه

مدل‌سازی یعدلسازی و پهنه‌بندی سریع سیل یکی از مهم‌ترین ابزارهای مدیریت ریسک و کاهش خسارات ناشی از بلایای طبیعی است. سیلاب‌ها می‌توانند تأثیرات مخربی بر زیرساخت‌ها، **محیط زیست محیط زیست** و جوامع انسانی داشته باشند. با توجه به تغییرات اقلیمی و افزایش فراوانی و شدت رویدادهای سیلابی، اهمیت **مدل‌سازی یعدلسازی** دقیق و سریع این پدیده‌ها **بیش از پیش از پیش** نمایان شده است. **مدل‌سازی یعدلسازی** سریع سیلاب موجب شناسایی سریع مناطق آسیب‌پذیر و مورد تهدید شده و این اطلاعات برای برنامه‌ریزی‌های شهری، تصمیم‌گیری‌ها در زمان بحران، طراحی زیرساخت‌های مقاوم و اتخاذ تدابیر پیشگیرانه بسیار حیاتی است. از سوی دیگر، پهنه‌بندی سیل به شناسایی مناطقی کمک می‌کند که در معرض خطر بیشتری قرار دارند و نیازمند توجه ویژه‌ای هستند. فناوری‌های پیشرفته مانند تصاویر ماهواره‌ای، داده‌های **حس گرهای حس گرهای** هوشمند و روش‌های هوش

مورد تهدید، پهنه سیلاب، عمق و سرعت جریان آب، ساختمان‌ها، جاده‌ها، پل‌ها و مناطق مسکونی و مورد تهدید و همچنین کلیه نقاط بحرانی برای عبور سیلاب استعی باشد که با مدل‌سازی عددی سریع سیلاب می‌شود به این مهم رسیده و از آن‌چهار آن‌چه پیش رو است آگاهی داشت تا اقدامات لازم خیلی سریع‌تر و به موقع موقع انجام شود. برای این منظور مطالعات گسترده‌ای انجام شده‌اند و مدل‌های هیدرولیکی، هیدرولوژیکی و تجربی زیادی ارائه و مورد بررسی بررسی قرار گرفته‌اند. مدل‌ها و روش‌های موجود جهت مشخص‌سازی مشخص پهنه سیلاب اغلب هیدرولیکی بوده که بار محاسباتی سنگینی داشته و زمان زیادی را صرف محاسبات می‌کنند و یا هیدرولوژیکی یا تجربی بوده که از دقت و بعضاً سرعت مطلوبی برخوردار نبوده و نمی‌توانند پهنه سیل گرفتنی را با دقت و در زمان مناسب ارائه دهند.

نیل و همکاران (۲۰۱۱) اقدام به مقایسه حل عددی سه دسته معادلات دویعدی: آب کم عمق (دینامیک کامل)، آب کم عمق (تقریب اینرسی محلی) و موج دیفیوژن در حالت صریح پرداخته‌اند. در این تحقیق برای مقایسه بهتر هر سه مدل اقدام به کدنویسی هر سه مدل در یک محیط برنامه‌نویسی نویسی شده است. نتایج این تحقیق نشان داد که مدل موج دیفیوژن زمان بسیار بیشتری را برای اتمام مدل‌سازی نیاز دارد درحالی‌که مدل تقریب اینرسی محلی سریع‌تر مدل در این تحقیق بوده است. برای جریان‌هایی که در راستای زمان، تدریجی تغییر می‌کنند حل معادلات دینامیک کامل ضروری نبوده و معادلات ساده شده‌اند قادر به مدل‌سازی دقیق جریان فوق بحرانی نبوده‌اند (۱).

Formatted: Not Highlight

Formatted: Not Highlight

Formatted: Not Highlight

Formatted: Not Highlight

دی آلمیدا و بیتس (۲۰۱۳) به مقایسه نتایج دسته معادلات آب کم عمق با تقریب اینرسی محلی با حل تحلیلی معادلات آب کم عمق (دینامیک کامل) در مدل‌های آزمایشگاهی مورد بررسی تحقیق

پرداخته‌اند. نتایج این تحقیق نشان داده است توافق خوبی بین نتایج به دست آمده است از معادلات ساده شده‌اند با نتایج به دست آمده از معادلات دینامیک کامل مخصوصاً در جریان‌های زیر بحرانی و مقادیر عدد فرود کمتر از ۰/۵ وجود دارد (۲).

تاناکا و توشیوکا (۲۰۱۷) به بررسی پایداری حل عددی دسته معادلات آب کم عمق با تقریب اینرسی محلی پرداخته‌اند. در این تحقیق شرایط پایداری حل عددی معادلات آب کم عمق در حالت نیمه ضمنی مورد بررسی قرار گرفته و حالت ضمنی حل عددی این معادلات ارائه و برتری‌های آن مورد بحث و بررسی قرار گرفته است (۳).

جمالی و همکاران (۲۰۲۱) به منظور کاهش زمان لازم جهت مدل‌سازی سیلاب، اقدام به بررسی روش‌های مختلف یادگیری ماشین کرده‌اند. در این تحقیق حل عددی دسته معادلات آب کم عمق در حالت تقریب محلی اینرسی مورد استفاده قرار گرفته است و از روش‌های یادگیری ماشین برای جایگزینی بخشی از معادلات روش تفاضل محدود استفاده شده است. یکی از روش‌های مورد استفاده در این تحقیق شبکه‌های عصبی مصنوعی بوده است. در این تحقیق استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی با ساختار معمولی نشان داد این شبکه‌ها با ساختار معمولی قادر به مدل‌سازی گسترش سیل و سرعت بخشیدن به مدل‌سازی نمی‌باشند. همچنین نتایج این تحقیق نشان داده است استفاده از دیگر روش‌های یادگیری ماشین می‌تواند زمان لازم جهت مدل‌سازی سیلاب را کاهش دهد (۴).

کیان و همکاران (۲۰۱۹) با استفاده از روش‌های یادگیری عمیق شبکه‌های عصبی مصنوعی با تکیه بر فیزیک مسئله به تخمین سریع گسترش سیلاب در منطقه شهری توسط دسته معادلات آب کم عمق پرداختند. هدف از انجام این تحقیق رسیدن به یک

جونگ و همکاران (۲۰۲۳) به بررسی دقت شبکه‌های عصبی فیزیک آموخته برای حل دسته معادلات آب **کم عمق کم عمق یک بعدی یک بعدی** پرداختند. نتایج این تحقیق نشان داد شبکه‌های عصبی فیزیک آموخته از دقت بسیار بالایی در مقایسه با حل تحلیلی برخوردار هستند و این شبکه‌ها بسیار **قوی ترقی تر** از شبکه‌های عصبی معمولی عمل می‌کنند (۸).

بررسی سوابق تحقیق نشان می‌دهد **برخلاف برخلاف** انجام تحقیقات متعدد در رودخانه‌های مختلف با استفاده از روش‌های تجربی، هیدرولیکی و هوشمند هنوز نرم‌افزار و مدلی که بتواند در زمان وقوع سیل با دقت بالا و سرعت مناسب، جهت پهنه‌بندی سریع سیلاب و هشدار خسارات و آسیب‌های احتمالی پیشرو، محاسبات و **مدل سازی های مدل سازی های** لازم را با استفاده از داده‌های موجود و شرایط جوی **پیش بینی شده پیش بینی شده** انجام داده و به مراجع ذی‌ربط در مدیریت بحران و نجات جان و مال مردم کمک کند وجود نداشته و با توجه به افزایش شدت تغییرات آب هوایی در دهه‌های اخیر نیاز به چنین نرم‌افزار و فناوری، **بیش از پیش از پیش** احساس می‌شود. لذا در این تحقیق اقدام به کدنویسی و توسعه بخش دوبعدی نرم‌افزار STE **به منظور به منظور** **مدل سازی های مدل سازی های** دقیق و سریع سیلاب با استفاده از روش‌های هوش مصنوعی و معادلات دوبعدی آب **کم عمق کم عمق** شده است.

روش سریع **دوبعدی یک بعدی بر اساس اساس** قوانین فیزیک برای **شبیه سازی شبیه سازی** سیل در مناطق شهری بوده و نتایج نشان داده است که این شبکه‌ها قادرند دقت بالایی را در تخمین گسترش سیلاب ارائه دهند (۵).

ماهش و همکاران (۲۰۲۲) **به منظور به منظور** افزایش دقت شبکه‌های عصبی مصنوعی اقدام به تعلیم فیزیک به این شبکه‌ها **به منظور به منظور** پیش‌بینی سیل در مقیاس مکانی زمانی **بر اساس اساس** معادلات سنت و نانت کرده اند. در **این برای این** تحقیق تعلیم شبکه‌های عصبی فیزیک آموخته با استفاده از نتایج حل عددی دسته معادلات سنت و نانت **انجام شده انجام شده** و نتایج نشان داده است دقت شبکه‌های عصبی مصنوعی فیزیک آموخته بیشتر از شبکه‌های عصبی مصنوعی معمولی بوده و برای تخمین عمق آب مناسب هستند (۶).

نظری و همکاران (۲۰۲۲) به بررسی کارایی شبکه‌های عصبی مصنوعی فیزیک آموخته در یک محیط **شبیه سازی شده شبیه سازی شده** توسط دسته معادلات سنت و نانت برای **مدل سازی های مدل سازی های** جریان آب در رودخانه پرداختند. هدف از انجام تحقیق ایجاد مدلی مناسب با دقت بالا و مطمئن **به منظور به منظور** استفاده **به صورت به صورت** پیش‌بینی در زمان واقعی بوده است. این تحقیق نتایج امیدوارکننده‌ای را برای این نوع **مدل سازی های مدل سازی های** نشان داد و جایگزین‌هایی را برای حل چالش‌های اصلی موجود در روش‌های **استفاده شده استفاده شده** ارائه کرد (۷).

مواد و روش‌ها روش‌ها

به منظور به منظور مدل سازی های جریان آب سطحی **به صورت به صورت** دوبعدی یک بعدی معادلاتی که **مورد مورد** بررسی **بررسی** قرار می‌گیرند با در نظر گرفتن فرضیاتی مستخرج از معادلات **ناویناویا** استوکس هستند و با نام دسته معادلات آب

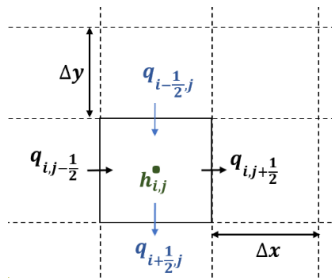
کم عمق کم عمق شناخته شده‌اند که مجموعه‌ای از معادلات دیفرانسیل هذلولوی با مشتقات جزئی (یا سهموی در صورت در نظر گرفتن تنش برشی لزج) است که جریان **تحت فشار تحت فشار** در یک سیال را توصیف می‌کند. این معادلات از معادلات ناویه استوکس انتگرال‌گیری شده در

$$\frac{\partial h}{\partial t} + \frac{\partial q_x}{\partial x} + \frac{\partial q_y}{\partial y} = 0 \quad (۴)$$

$$\frac{\partial q_x}{\partial t} + gh \frac{\partial(h+z)}{\partial x} + \frac{gn^2 \|q\| q_x}{h^{7/3}} = 0 \quad (۵)$$

$$\frac{\partial q_y}{\partial t} + gh \frac{\partial(h+z)}{\partial y} + \frac{gn^2 \|q\| q_y}{h^{7/3}} = 0 \quad (۶)$$

حل عددی دسته معادلات آب کم عمق با تقریب اینرسی محلی به روش تفاضل محدود^۱: برای حل معادلات مورد بررسی در این تحقیق لازم است تا شبکه‌بندی زیر بازه‌ها و گره‌های حل مطابق شکل ۱ انجام شود. در این حالت سلول‌هایی مستطیل شکل با فواصل Δx و Δy از هم که مقدار عمق آب در وسط سطح سلول و مقدار دبی در واحد عرض در اضلاع سلول محاسبه خواهند شد.



شکل ۱- طرح شبکه‌بندی استفاده شده در حل عددی و شبکه‌های عصبی آگاه از فیزیک مورد بررسی

Figure 1. The staggered grid used in the numerical scheme and PANN models

یکی از مهمترین مراحل برای حل دسته معادلات آب کم عمق به روش تفاضل‌های محدود حل معادله پیوستگی دو بعدی (رابطه ۴) است که با استفاده از این معادله مقدار عمق آب در زمان بعدی مطابق رابطه ۷ بدست خواهد آمد.

$$h_{ij}^{t+\Delta t} = h_{ij}^t + \left(\frac{q_{i+1/2,j}^{t+\Delta t} - q_{i-1/2,j}^{t+\Delta t}}{\Delta y} + \frac{q_{i,j+1/2}^{t+\Delta t} - q_{i,j-1/2}^{t+\Delta t}}{\Delta x} \right) \Delta t \quad (۷)$$

که در این رابطه t اندیس زمان، i اندیس مکان در جهت x ، j اندیس مکان در جهت y ، h عمق آب، q دبی در واحد عرض و Δt گام زمانی می‌باشد.

Finite Difference (FD)^۱

عمق، در شرایطی که مقیاس افقی بسیار بزرگ‌تر از مقیاس عمودی باشد، استخراج شده‌اند. معادله اصلی مورد استفاده در این تحقیق مجموعه‌ای از معادلات دیفرانسیل استخراج شده است. استخراج شده از معادلات آب کم عمق عمق دو بعدی و بعدی است که بقای جرم و مومنتوم جریان آب کم عمق را توصیف می‌کند. در حالت دو بعدی و بعدی این معادلات به صورتی صورت روابط شماره ۱ تا ۳ می‌باشند.

$$\frac{\partial h}{\partial t} + \frac{\partial q_x}{\partial x} + \frac{\partial q_y}{\partial y} = 0 \quad (۱)$$

$$\frac{\partial q_x}{\partial t} + \frac{\partial(uq_x)}{\partial x} + \frac{\partial(vq_y)}{\partial y} + gh \frac{\partial(h+z)}{\partial x} + \frac{gn^2 \|q\| q_x}{h^{7/3}} = 0 \quad (۲)$$

$$\frac{\partial q_y}{\partial t} + \frac{\partial(vq_y)}{\partial y} + \frac{\partial(uq_x)}{\partial x} + gh \frac{\partial(h+z)}{\partial y} + \frac{gn^2 \|q\| q_y}{h^{7/3}} = 0 \quad (۳)$$

که در روابط ۱ تا ۳ زمان بر حسب ثانیه، h عمق آب بر حسب متر، q_x دبی جریان در واحد عرض در جهت x ، q_y دبی جریان در واحد عرض در جهت y ، $\|q\|$ برای دو بردار q_x و q_y (تمامی مقادیر مربوط به دبی جریان بر حسب متر مربع بر ثانیه هستند) و u سرعت جریان در جهت x ، v سرعت جریان در جهت y ، z تراز کف بر حسب متر، g شتاب گرانش زمین بر حسب متر بر مجذور ثانیه و n ضریب زبری مائینگ می‌باشد.

کلید ساده‌سازی ساده‌سازی این معادلات به صورتی تقریب اینرسی محلی براساس فرض ناچیز بودن ترم شتاب انتقالی نسبت به ترم‌های دیگر در دو رابطه ۲ و ۳ می‌باشد. بنابراین از ترم مذکور در جریان‌های زیر بحرانی‌تر بحرانی می‌توان چشم‌پوشی‌ها پوشی کرده و معادلات ساده‌سازی شده با نام تقریب اینرسی محلی را به صورتی صورت روابط ۴ تا ۶ نوشت (۲).

Formatted: Font: Bold, Complex Script Font: Bold

Formatted: Font: 15 pt, Complex Script Font: B Nazanin, 15 pt

Formatted: Font:

Formatted: Font:

Formatted: Font:

Formatted: Font: Complex Script Font: Bold

Formatted: Font: Complex Script Font: Bold

Formatted: Font: Complex Script Font: Bold

Formatted: Font: Complex Script Font: Bold

Formatted: Font:

Formatted: Highlight

Formatted: Highlight

Formatted: Font: Italic, Complex Script Font: Not Italic, Highlight

Formatted: Highlight

Formatted: Font: Italic, Complex Script Font: Not Italic, Highlight

Formatted: Highlight

Formatted: Font: Italic, Complex Script Font: Not Italic, Highlight

Formatted: Font: (Default) B Nazanin, 10 pt, Complex Script Font: 10 pt, (Complex) Persian, English (Australia)

Formatted: Font: Italic, Complex Script Font: Not Italic, Highlight

Formatted: Highlight

Formatted: Font: (Complex) Persian

Formatted: Font: (Complex) Persian

Formatted: Font: (Complex) Persian

Formatted: Highlight

تنظیم برای شرط پایداری است که در این تحقیق مطابق توصیه دی آلمیدا و بیتس از مقدار ۰/۷ استفاده شده است (۲).

تسریع مدل‌سازی با استفاده از شبکه‌های عصبی

مصنوعی: در حل عددی معادله آب کم عمق با تقریب اینرسی محلی به روش تفاضل محدود، مقدار گام زمانی و تعداد سلول‌های موجود در دامنه حل از موثرترین موارد در تعیین زمان لازم جهت اتمام مدل‌سازی و مشخص سازی پهنه سیلابی می‌باشند. تعداد سلول‌های موجود در دامنه حل تابع دقت مکانی و اندازه دامنه مدل‌سازی است. به منظور مدل‌سازی سیل در دقیق‌ترین حالت ممکن لازم است تا اندازه سلول‌های شبکه برابر با سلول‌های فایل رستری نقشه توپوگرافی منطقه باشد. در این حالت با توجه به شرایط پایداری حل عددی دسته معادلات آب کم عمق (رابطه ۱۵)، مدل‌سازی با سلول‌های محاسباتی کوچک، گام زمانی محاسباتی کوچکتری نیاز دارد. لذا زمان لازم برای اتمام مدل‌سازی بسیار طولانی است. یکی از راه‌های تسریع مدل‌سازی سیلاب با استفاده از این دسته معادلات، افزایش گام زمانی می‌باشد. با توجه به رابطه شماره ۷ در صورتی که مقدار حجم آب خروجی از سلول بیشتر از مقدار حجم آب موجود در سلول به علاوه حجم آب ورودی به سلول محاسبه شود، خطای محاسباتی وارد شده و اصطلاحاً حجم گم‌شده یا حجم اضافه وارد مدل‌سازی می‌شود که بوجود آمدن این خطا در حل عددی ناشی از بزرگ بودن مقدار گام زمانی بوده و در صورت افزایش میزان این خطا محاسبات ناپایدار خواهد شد. در این تحقیق به منظور افزایش گام زمانی بدون ایجاد ناپایداری در حل و خطای محاسباتی از شبکه‌های عصبی مصنوعی پرسپترون با نام شبکه‌های عصبی آگاه از فیزیک به جای حل عددی معادلات مونتوم آب کم عمق استفاده شده است. این شبکه‌ها با

معادلات مونتوم آب کم عمق با تقریب اینرسی محلی به سه حالت صریح، نیمه ضمنی و ضمنی قابل حل است که در این تحقیق از حالت نیمه ضمنی آن به دلیل پایداری بیشتر در حل و استفاده از پارامتر برآیند برداری دبی جریان که به تعلیم بهتر شبکه‌های عصبی کمک خواهد کرد استفاده شده است. با در نظر گرفتن مقدار

$$\frac{gn^2 \left\| q_{ij+\frac{1}{2}}^t \right\| q_{ij+\frac{1}{2}}^{t+\Delta t}}{h_f^{7/3}}$$

برای ترم اصطکاکی رابطه شماره ۵ و یا ۶ جایگذاری و حل برای رابطه شماره ۵ مقدار $q_{ij+\frac{1}{2}}^{t+\Delta t}$ مطابق روابط ۸ تا ۱۴ قابل محاسبه است.

$$q_{ij+\frac{1}{2}}^{t+\Delta t} = \frac{T1 + T2}{T3} \quad (8)$$

$$T1 = \theta q_{ij+\frac{1}{2}}^t + (1 - \theta) \frac{q_{ij-\frac{1}{2}}^t + q_{ij-\frac{3}{2}}^t}{2} \quad (9)$$

$$T2 = gh_f \Delta t S \quad (10)$$

$$T3 = 1 + g \Delta t n^2 \left\| q_{ij+\frac{1}{2}}^t \right\| / h_f^{7/3} \quad (11)$$

$$h_f = \max(h_{ij}^t + z_{ij}, h_{ij+1}^t + z_{ij+1}) - \max(z_{ij}, z_{ij+1}) \quad (12)$$

$$S = \frac{(h_{ij}^t + z_{ij}) - (h_{ij+1}^t + z_{ij+1})}{\Delta x} \quad (13)$$

$$\left\| q_{ij+\frac{1}{2}}^t \right\| = \sqrt{\left(q_{ij+\frac{1}{2}}^t \right)^2 + \frac{\left(q_{i+\frac{1}{2}}^t + q_{i-\frac{1}{2}}^t + q_{i+\frac{1}{2}+1}^t + q_{i-\frac{1}{2}-1}^t \right)}{4}} \quad (14)$$

که در این روابط S شیب سطح آب، h_f عمق آب موثر در ضلع سلول، θ ضریب مشخص کننده وزن جریان‌های بالادستی و پایین دستی (در این تحقیق مطابق توصیه دی آلمیدا و بیتس از مقدار ۰/۹ استفاده شده است (۲)) و $\left\| q_{ij+\frac{1}{2}}^t \right\|$ برآیند برداری دبی جریان در سلول $i, j + \frac{1}{2}$ می‌باشد.

شرط پایداری حل عددی طبق استاندارد کورانت-فردیش-لوی^۱ برای گام زمانی محاسبات برابر رابطه ۱۵ می‌باشد.

$$\Delta t_{FD} \leq \alpha \frac{\min(\Delta x, \Delta y)}{\sqrt{g \times h_{max}}} \quad (15)$$

که در این رابطه Δt_{FD} گام زمانی روش تفاضل محدود، h_{max} عمق حداکثر جریان در دامنه حل و α یک ضریب

¹ Courant-Friedrichs-Lewy (CFL)

Formatted: Font:

Formatted

Formatted

Formatted

Formatted

Formatted: Font:

Formatted: Font: Complex Script
Font: Bold

Formatted

Formatted: Font:

Formatted: Font:

Formatted: Font: Complex Script
Font: Bold

Formatted

Formatted: Font: Complex Script
Font: Bold

Formatted

Formatted: Font:

Formatted: Font:

Formatted

Formatted: Font: Complex Script
Font: Bold

Formatted

Formatted: Font:

Formatted

Formatted: Font:

Formatted: Font:

Formatted

Formatted

Formatted

Formatted

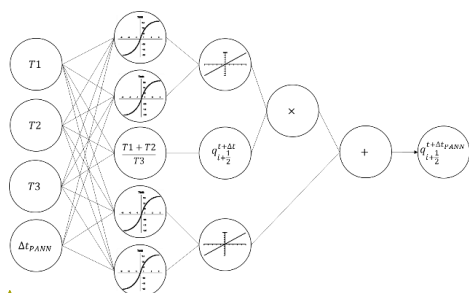
Formatted: Font:

Formatted: Font:

Formatted: Font:

Formatted

Formatted



شکل ۳- ساختار شبکه عصبی آگاه از فیزیک پیچیده

Figure 3. The architecture of Complex Physics-Aware Neural Networks

تعلیم شبکه‌های عصبی مصنوعی آگاه از فیزیک: برای تعلیم این شبکه‌ها لازم است تا یک بار منطقه مورد مطالعه توسط روش تفاضل محدود برای بخشی و یا کل یک هیدروگراف ورودی مدلسازی شود سپس با استفاده از نتایج بدست آمده به تعداد داده‌های آموزش در نقاط مکانی و زمانی که به صورت تصادفی با توزیع یکنواخت انتخاب می‌شوند، دبی جریان خروجی از سلول با توجه به گام زمانی مطلوب به صورت ضربی از گام زمانی روش تفاضل محدود مطابق روابط ۱۶ و ۱۷ محاسبه و به همراه ورودی‌های شبکه آماده فرایند تعلیم شوند.

$$\Delta t_{PANN} = \beta \times \Delta t_{FD} \quad (16)$$

$$q_{i+1/2}^{t+\Delta t_{PANN}} = \frac{\sum_{t=1}^{\beta} q_{i+1/2}^{t+\Delta t_{FD}}}{\beta} \quad (17)$$

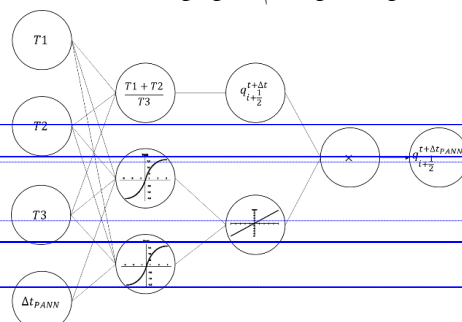
که در این روابط Δt_{PANN} گام زمانی خواسته شده از شبکه‌های عصبی آگاه از فیزیک، Δt_{FD} گام زمانی روش تفاضل محدود، $q_{i+1/2}^{t+\Delta t_{PANN}}$ مقدار دبی جریان اصلاح شده برای زمان بعدی با توجه به گام زمانی مطلوب، β ضریب گام زمانی روش تفاضل محدود و $q_{i+1/2}^{t+\Delta t_{FD}}$ دبی جریان محاسبه شده توسط روش تفاضل محدود برای زمان بعدی مطابق با گام زمانی روش تفاضل محدود می‌باشد.

در این تحقیق تعلیم شبکه‌ها با استفاده از الگوریتم هوشمند ژنتیک کد نویسی شده در نرم‌افزار STE انجام شده است. سعی و خطا در تعلیم شبکه‌های عصبی آگاه از فیزیک نشان داده است، این شبکه‌ها به شدت حساس به بیش برازش بوده و با افزایش تعداد نوروها و یا لایه‌های شبکه دچار بیش برازش شده و در زمان مدلسازی دچار

دریافت مقادیر T_1, T_2, T_3 و گام زمانی مطلوب مقدار $q_{i+1/2}^{t+\Delta t}$ یا $q_{i+1/2}^{t+\Delta t}$ را مطابق با گام زمانی خواسته شده محاسبه کرده و از ایجاد ناپایداری و خطای محاسباتی جلوگیری می‌کنند. با توجه به نتایج بدست آمده از تحقیق انجام گرفته توسط جمالی و همکاران (۲۰۲۱)، شبکه‌های عصبی مصنوعی چندلایه با ساختار معمولی موفق به تسریع مدلسازی سیل نمی‌شوند، لذا در این تحقیق دو نوع شبکه عصبی آگاه از فیزیک با ساختار و معماری متفاوت مورد بررسی قرار گرفته است (۴).

۱- شبکه عصبی آگاه از فیزیک ساده^۱

این شبکه عصبی از یک لایه عصبی و یک لایه فیزیکی تشکیل شده است که وظیفه لایه عصبی کنترل مقدار دبی جریان محاسبه شده برای زمان بعدی توسط حل عددی معادلات مومنتوم (رابطه ۸) با توجه به شرایط هیدرولیکی، هندسی و گام زمانی می‌باشد.



شکل ۲- ساختار شبکه عصبی آگاه از فیزیک ساده

Figure 2. The architecture of Simple Physics-Aware Neural Networks

۲- شبکه عصبی آگاه از فیزیک پیچیده^۲

این شبکه عصبی از دو لایه عصبی و یک لایه فیزیکی تشکیل شده است که یک لایه عصبی وظیفه کنترل مقدار خروجی از لایه فیزیکی را داشته و دیگری وظیفه اصلاح خروجی و جلوگیری از افزایش و یا کاهش بیش از حد دبی جریان در شرایط مختلف را دارد.

¹ Simple Physics-Aware Neural Network (SPANN)

² Complex Physics-Aware Neural Network (CPANN)

منحصر به فردی را در محاسبه، مدل‌سازی و جانمایی پهنه‌های سیلابی، هیدرولیک جریان، تحلیل‌های هیدرولوژیکی و برآورد رسوب ارائه دهند، به همین منظور در این تحقیق اقدام به توسعه و کدنویسی بخش دوبعدی نرم افزار STE با نام افزونه STEGIS شده است که وظیفه تحلیل‌های جغرافیایی و انجام تمامی عملیات جی آی اسی و محاسبات دو بعدی را بر عهده گرفته و نتایج را ارائه و تحلیل کند. در توسعه این افزونه سعی شده است تا تمامی ابزارهای مورد نیاز کاربر بگونه‌ای کدنویسی و در افزونه قرار گیرد تا کاربر در زمان انجام مدل‌سازی‌ها و تحلیل‌های هیدرولیکی، هیدرولوژیکی و غیره نیازی به نرم‌افزارهای متفرقه مانند QGIS، Arcmap، HEC-RAS، HEC-HMS و غیره نداشته باشد. لذا سعی شده است تا تمامی ابزارهای مورد نیاز جهت کار با فایل‌های رستری، برداری و جغرافیایی و همچنین انجام محاسبات و تحلیل‌های هیدرولیکی، هیدرولوژیکی و توپوگرافی، تعلیم شبکه‌های عصبی مصنوعی آگاه از فیزیک و استفاده از این شبکه‌ها به منظور مدل‌سازی سریعتر سیلاب در این افزونه در دسترس کاربر بوده و به راحتی قابل استفاده باشد. (اطلاعات بیشتر در سایت www.ste.hwstr.ir).

منطقه مورد مطالعه: با توجه به در دسترس بودن داده‌های ایستگاه‌های هیدرومتری کشور استرالیا از طریق سایت اداره هواشناسی این کشور با آدرس www.bom.gov.au/waterdata و دسترسی به نقشه‌های توپوگرافی با دقت بالای این کشور از طریق آدرس elevation.fsd.org.au، برای ارزیابی شبکه‌های عصبی آگاه از فیزیک در این تحقیق، رودخانه ایودلو کریک^۳ در منطقه سانشاین‌کوست^۴، کوئینزلند^۵ کشور استرالیا انتخاب

ناپایداری در مدل‌سازی سیل خواهند شد. لذا مطابق شکل‌های ۲ و ۳ آرایش شبکه‌های عصبی مورد استفاده ۲-۴ بوده است و به منظور جلوگیری از بیش برآزش از روش رگولاریزاسیون^۱ L2 استفاده شده است.

در این تحقیق به منظور بررسی توانایی شبکه‌های عصبی آگاه از فیزیک در مدل‌سازی سریع سیلاب اقدام به تعلیم یک شبکه عصبی مجزا برای هر ضریب بتا (β) برابر ۸۶،۴ و ۱۰ با استفاده از داده‌های بدست آمده از مدل‌سازی هیدروگراف ثابت با عمق جریان ۲/۵ متر به مدت ۱۰۰۰ دقیقه (سیلاب با دوره بازگشت ۱۰۰ ساله) شده است و سپس اقدام به آزمون شبکه‌ها و مدل‌سازی هیدروگراف سیل سال ۲۰۲۲ (شکل ۶) شده و نتایج بدست آمده با نتایج بدست آمده از حل عددی مورد مقایسه و ارزیابی قرار گرفته است.

نرم افزار توسعه یافته STE^۲ و افزونه STEGIS: بخش یک بعدی نرم‌افزار برآورد گر بار رسوبی در رودخانه‌ها توسط تیموری و دهقانی (۲۰۲۰) توسعه داده شد (۹ و ۱۰). این نرم‌افزار روش‌های مختلف برآورد بار رسوب اعم از ۹۲ روش هیدرولیکی، روش‌های مختلف هیدرولوژیکی و روش‌های هوشمند جهت برآورد باربستر، معلق و بار کل مطالعه و کد نویسی شده است. در این نرم‌افزار روش‌های مختلف محاسبه سرعت سقوط ذرات، تنش برشی، آستانه حرکت ذرات و دیگر پارامترهای هیدرولیکی در دسترس و قابل استفاده هستند و همچنین روش‌های مختلف و موثری جهت بهینه سازی، هوشمند سازی، کالیبراسیون و افزایش دقت در برآورد بار رسوبی توسعه داده شده است.

با توجه به اینکه اخیرا پردازشگرها و سامانه اطلاعات جغرافیایی پیشرفت خوبی داشته و می‌توانند امکانات

Eudlo Creek^۳
Sunshine Coast^۴
Queensland^۵

L2 Regularization^۱
Sediment Transport Estimator^۲

Formatted: Not Highlight

Formatted: Font: 10 pt, (Complex)
Persian, English (Australia)

Formatted: Font: 10 pt, (Complex)
Persian, English (Australia)

Formatted: Font: 10 pt, (Complex)
Persian, English (Australia)

Formatted: Font: 10 pt, (Complex)
Persian, English (Australia)

Formatted: Font: 10 pt, (Complex)
Persian, English (Australia)

Formatted: Font: 10 pt, (Complex)
Persian, English (Australia)

Formatted: Font: 10 pt, (Complex)
Persian, English (Australia)

Formatted: Font: 10 pt, (Complex)
Persian, English (Australia)

Formatted: Font: 10 pt, (Complex)
Persian, English (Australia)

Formatted: Font: 10 pt, (Complex)
Persian, English (Australia)

Formatted: Font: 10 pt, (Complex)
Persian, English (Australia)

Formatted: Font: 10 pt, (Complex)
Persian, English (Australia)

Formatted: Font: 10 pt, (Complex)
Persian, English (Australia)

Formatted: Font: 10 pt, (Complex)
Persian, English (Australia)

Formatted: Font: 10 pt, (Complex)
Persian, English (Australia)

Formatted: Font: 10 pt, (Complex)
Persian, English (Australia)

Formatted: Font: 10 pt, (Complex)
Persian, English (Australia)

Formatted: Font: 10 pt, (Complex)
Persian

Formatted: Font: 10 pt, (Complex)
Persian, English (Australia)

Formatted ...

Formatted ...

Formatted ...

Formatted ...

Formatted ...

Formatted ...

Formatted ...

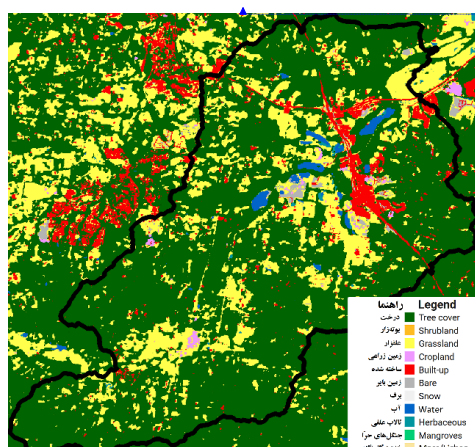
Formatted ...

Formatted ...

Formatted ...

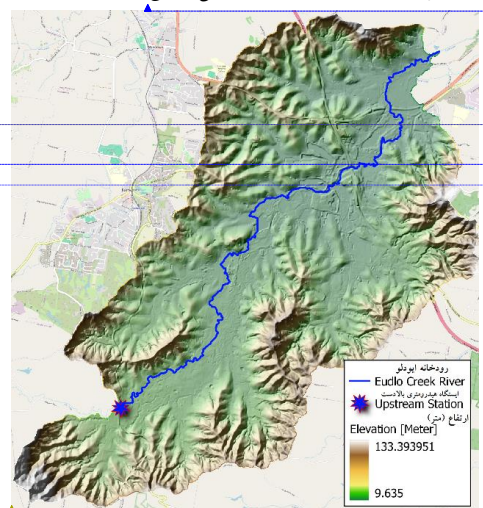
Formatted ...

نقشه پوشش زمین ESA WorldCover v200 با دقت مکانی ۱۰ متر مطابق شکل ۵ برای منطقه مورد مطالعه با استفاده از قابلیت اسکریپت نویسی نرم افزار STE از سامانه گوگل ارث انجین دریافت و از این نقشه برای تنظیم مقادیر ضریب زبری مانینگ در مدلسازی‌ها استفاده شده است.



شکل ۵- نقشه پوشش زمین منطقه مورد مطالعه
Figure 5. Land cover map of the study area

شده است که از اهمیت بسیار بالایی برای مدلسازی سریع سیلاب و مشخص سازی مناطق مورد تهدید به دلیل وجود مناطق مسکونی، جمعیت بالا و متراکم در این منطقه برخوردار است. این رودخانه از کنار شهر روستایی پالم‌وودز^۱ می‌گذرد و پس از عبور از شهر سانشاین کوست به دریا می‌ریزد. به دلیل شرایط جغرافیایی و آب و هوایی منطقه، این رودخانه به طور منظم در معرض خطر سیل قرار دارد. مدلسازی سریع سیلاب در این رودخانه می‌تواند به پیش‌بینی دقیق‌تر و مدیریت بهتر سیلاب کمک کند. استفاده از تکنولوژی‌های مدرن در مدلسازی و شبیه‌سازی سیلاب می‌تواند به کاهش خسارات و حفظ جان و مال ساکنین محلی منجر شود. نقشه توپوگرافی برای منطقه مورد مطالعه با دقت مکانی ۱۰ متر دریافت شده و مطابق شکل ۴ می‌باشد.



شکل ۴- نقشه توپوگرافی منطقه مورد مطالعه
Figure 4. Digital elevation map of the study area

Formatted: Font: 10 pt, (Complex) Persian, English (Australia)

Formatted: Font: 10 pt, (Complex) Persian, English (Australia)

Formatted: Font: 10 pt, (Complex) Persian, English (Australia)

Formatted: Font: 10 pt, (Complex) Persian, English (Australia)

Formatted: Font: 10 pt, (Complex) Persian, English (Australia)

Formatted: Font: 10 pt, (Complex) Persian

Formatted: Font: 10 pt, (Complex) Persian, English (Australia)

Formatted: Font: (Default) B Nazanin, 10 pt, Complex Script Font: B Nazanin, 10 pt, (Complex) Persian, English (Australia)

Formatted: Font: (Default) B Nazanin, 10 pt, Complex Script Font: B Nazanin, 10 pt

Formatted: Not Highlight

Formatted: Font: 10 pt, (Complex) Persian, English (Australia)

Formatted: Font: 10 pt, (Complex) Persian, English (Australia)

Formatted: Font: 10 pt, (Complex) Persian

Formatted: Font: 10 pt, (Complex) Persian

Formatted: Font: 10 pt, (Complex) Persian

Formatted: Font: (Default) B Nazanin, 10 pt, Complex Script Font: B Nazanin, 10 pt

Formatted: Font: (Default) B Nazanin, 10 pt, Complex Script Font: 10 pt, (Complex) Persian, English (Australia), Not Highlight

Formatted: Not Highlight

Formatted: Font: (Complex) Persian, English (Australia), Not Highlight

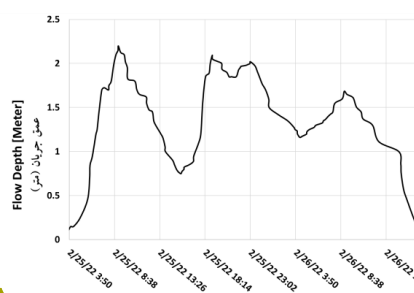
Formatted: Font: (Default) B Nazanin, 10 pt, Complex Script Font: 10 pt, (Complex) Persian, English (Australia)

Formatted: Font: (Complex) Persian, English (Australia)

نام سیستم عامل	Microsoft Windows 10 Pro
نگارش سیستم عامل	10.0.19045-Build 19045
OS Version	Version 6.78
STE	

در این تحقیق به منظور بررسی توانایی شبکه‌های عصبی آگاه از فیزیک در مدل‌سازی سریع سیلاب اقدام به تعلیم یک شبکه عصبی مجزا برای هر ضریب بتا (β) برابر ۸،۶،۴ و ۱۰ با استفاده از داده‌های بدست آمده از مدل‌سازی هیدروگراف ثابت با عمق جریان ۲/۵ متر به مدت ۱۰۰۰ دقیقه (سیلاب با دوره بازگشت ۱۰۰ ساله) شده است و سپس اقدام به آزمون شبکه‌ها و مدل‌سازی هیدروگراف سیل سال ۲۰۲۲ (شکل ۶) شده و نتایج بدست آمده با نتایج بدست آمده از حل عددی مورد مقایسه و ارزیابی قرار گرفته است. پس از تنظیم هندسه، ضرایب زبری مانینگ و مشخص سازی سطح مقطع ایستگاه هیدرومتری به عنوان شرط مرزی در بالادست و عمق نرمال به عنوان شرط مرزی پایین دست در نرم‌افزار STE، اقدام به انجام مدل‌سازی با سلول‌های محاسباتی ۱۰ متری و برابر با نقشه توپوگرافی با قابلیت گام‌زمانی متغیر (آلفا α) برابر ۰/۷ و بتا (β) برابر ۱، توسط حل عددی نیمه ضمیمه دسته معادلات آب کم عمق با تقریب اینرسی محلی شده و سه نقشه عمق و سرعت جریان و پهنه سیلابی در حالت حداکثر برای ارزیابی دقت شبکه‌های عصبی آگاه از فیزیک در نظر گرفته شده است. مراحل اجرای تحقیق به صورت یک نمودار گردشی در شکل ۷ مشخص شده است.

هیدروگراف سیل ثبت شده از تغییرات عمق جریان برای ایستگاه هیدرومتری بالادست رودخانه مورد مطالعه از ۲۰۲۲/۲/۲۵ ساعت ۳:۵۰ تا ۲۰۲۲/۲/۲۶ ساعت ۱۳:۳۰ مطابق شکل ۶ از طریق سایت اداره هواشناسی کشور استرالیا دریافت شده است. همچنین در این سامانه عمق سیلابی جریان با دوره بازگشت‌های مختلف محاسبه و ارائه شده است. برای ایستگاه بالادست منطقه مورد مطالعه عمق جریان ۲/۵ متر به عنوان عمق جریان سیلابی با دوره بازگشت ۱۰۰ ساله با توزیع لوگ پیرسون^۱ محاسبه شده و از این مقدار برای تعلیم شبکه‌های عصبی آگاه از فیزیک استفاده شده است.



شکل ۶- هیدروگراف سیل ثبت شده در سال ۲۰۲۲ از تغییرات عمق جریان برای ایستگاه هیدرومتری بالادست رودخانه ایودلو کریک

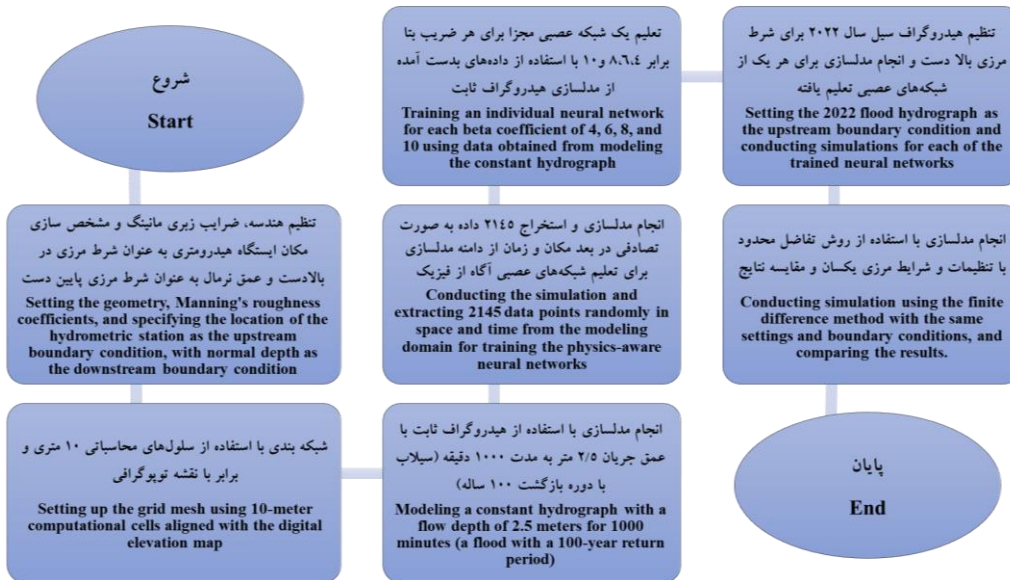
Figure 6. The recorded 2022 flood hydrograph of flow depth variations for the upstream hydrometric station of Eudlo Creek.

برای انجام تحقیق از نوت‌بوک Y700 برند Lenovo با مشخصات سخت‌افزاری و نرم‌افزاری مطابق جدول ۱ استفاده شده است.

جدول ۱- مشخصات سخت‌افزاری و نرم‌افزاری دستگاه استفاده شده برای انجام تمامی مدل‌سازی‌ها

Table 1. Hardware and software specifications of the device used for the simulations	
پردازنده	Intel(R) Core(TM) i7-6700HQ
Processor	CPU 2.60GHz up to 3.5GHz 4 Cores, 8 Logical Processors
حافظه موقت	16GB DDR4
RAM	

Log-Pearson^۱



شکل ۷- نمودار گردش مراحل اجرای تحقیق
Figure 7. Flowchart of the research implementation steps

پارامترهای ارزیابی: باتوجه به اینکه برای منطقه مورد مطالعه در زمان وقوع سیل، تصاویر ماهواره‌ای مناسب جهت مشخص سازی دقیق پهنه آبرفتگی بر روی زمین و مقایسه آن با نتایج وجود نداشت در این تحقیق اقدام به مقایسه نتایج بدست آمده از شبکه‌های عصبی ارائه شده با نتایج مدل‌سازی حل عددی به روش تفاضل محدود شده است که مقادیر عمق جریان، سرعت جریان و پهنه سیلابی در مقابل زمان لازم برای اتمام مدل‌سازی مورد توجه قرار گرفته است.

نمره^۱
این پارامتر میزان توانایی مدل در تخمین درست پهنه سیلابی را مشخص می‌کند به نحوی که به ازای تخمین درست سلول‌های پهنه سیل (مقدار مشاهده شده و محاسبه شده هر دو ۱ هستند) یک نمره مثبت و به ازای سلول‌هایی که به اشتباه پهنه سیل مشخص شده‌اند (مقدار

محاسبه شده ۱ ولی مقدار مشاهده شده ۰ است) یک نمره منفی در نظر گرفته می‌شود. هر چه نمره بیشتر باشد نشان دهنده دقت بیشتر مدل است.

درصد نمره^۲
با تقسیم نمره بدست آمده بر تعداد کل سلول‌های پهنه سیل مشاهداتی (تمامی مقادیر مشاهده شده دارای مقدار ۱) ضرب در ۱۰۰، مقدار درصد نمره بدست خواهد آمد. هرچه این مقدار نزدیک‌تر به ۱۰۰ باشد دقت مدل بیشتر است.

جذر میانگین مربعات خطا^۳
این معیار متوسط اختلاف میان مقدار پیش‌بینی شده توسط مدل و مقدار مشاهده شده را ارائه می‌دهد. از این معیار برای مقایسه نقشه‌های عمق و سرعت جریان استفاده شده است.

Formatted: Font: (Default) B Nazanin, 10 pt, Complex Script Font: 10 pt, (Complex) Persian, English (Australia), Not Highlight

Formatted: Not Highlight

Formatted: Font: (Complex) Persian, English (Australia), Not Highlight

Formatted: Font: 10 pt, (Complex) Persian, English (Australia)

Formatted: Font: 10 pt, (Complex) Persian, English (Australia)

Formatted: Font: 10 pt, (Complex) Persian, English (Australia)

Formatted: Font: 10 pt, (Complex) Persian, English (Australia)

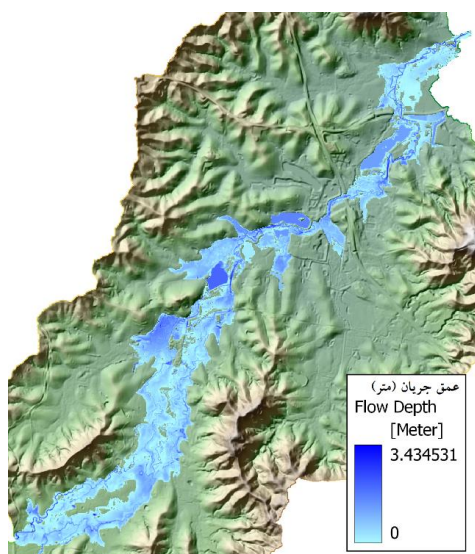
Formatted: Font: 10 pt, (Complex) Persian, English (Australia)

Formatted: Font: 10 pt, (Complex) Persian, English (Australia)

Formatted: Font: 10 pt, (Complex) Persian, English (Australia)

^۲ Point Percentage (Point%)
^۳ Root Mean Square Error (RMSE)

^۱ Point



شکل ۸- نقشه پهنه سیلابی و عمق جریان هیدروگراف سیل سال ۲۰۲۲
مدلسازی شده توسط حل عددی (مساحت کل پهنه بدست آمده برابر ۵۴۷/۲۶ هکتار)

Figure 7. The flood extent map and flow depth of the 2022 flood hydrograph modeled by numerical solution (The total area of the resulting flood extent is 547.26 hectares)

پس از تعلیم شبکه‌ها، هیدروگراف سیل سال ۲۰۲۲ برای شرط مرزی بالا دست تنظیم شده و مدلسازی برای هر یک از شبکه‌های عصبی تعلیم یافته انجام شده است. زمان لازم برای اتمام مدلسازی و ارائه نتایج توسط روش‌های عصبی بر حسب دقیقه مطابق جدول ۳ می‌باشد. در آخر برای مقایسه نتایج و صحت سنجی، با تنظیمات و شرایط مرزی یکسان با روش‌های عصبی اقدام به مدلسازی هیدروگراف سیل سال ۲۰۲۲ با استفاده از روش تفاضل محدود شده است. مدلسازی با گام زمانی متوسط ۱/۱۱ ثانیه (بتا برابر ۱) پس از گذشت ۲۴/۱۳ دقیقه به اتمام

$$RMSE = \sqrt{1/n \sum_{i=1}^n (Y_i - \hat{Y}_i)^2} \quad (18)$$

که در رابطه ۱۸ مقدار محاسبه شده توسط مدل، $\hat{Y}_i$ مقدار مشاهده شده و n تعداد کل داده می‌باشد.

نتایج و بحث

ابتدا مدلسازی مربوط به استخراج داده‌های آموزش با استفاده از هیدروگراف ثابت با عمق جریان ۲/۵ متر به مدت ۱۰۰۰ دقیقه (سیلاب با دوره بازگشت ۱۰۰ ساله) برای شرط مرزی بالا دست تنظیم شده و مدلسازی با گام زمانی متوسط ۱/۱۱ ثانیه (بتا برابر ۱) و پس از گذشت ۶/۵۶ دقیقه به اتمام رسیده است در این مدلسازی تعداد ۲۱۴۵ داده به صورت تصادفی در بعد مکان و زمان از دامنه مدلسازی استخراج شده است. با استفاده از ۲۱۴۵ داده استخراج شده اقدام به تعلیم شبکه‌های آگاه از فیزیک ساده و پیچیده برای ضرایب بتا ۴، ۶، ۸ و ۱۰ شده و شرط پایان فرآیند تعلیم عدم بهبود شبکه پس از ۱۰۰۰ تکرار پیاپی در نظر گرفته شده است.

جدول ۲- گام زمانی متوسط مدلسازی (برحسب ثانیه)

Table 2. The average time step used in the simulations (in seconds)

β	SPANN	CPANN	FD
4	5.2	5.19	×
6	7.9	7.8	×
8	10.52	10.43	×
10	×	13.06	×

با توجه به جدول ۳ و ۴ شبکه‌های عصبی آگاه از فیزیک قادر هستند ۵۰ تا ۷۰ درصد زمان لازم جهت اتمام مدل‌سازی را با حفظ میزان قابل توجهی از دقت و پایداری مدل‌سازی کاهش دهند. با توجه به شکل ۹ و ۱۰ افزایش ضریب بتا در هر دو شبکه عصبی باعث افزایش سرعت مدل‌سازی در مقابل کاهش دقت مدل‌سازی شده است. بخش زیادی از کاهش دقت مدل‌سازی با توجه به افزایش ضریب بتا به دلیل غیر خطی بودن تغییرات دبی جریان در طول زمان و وابستگی شدید آن به تغییرات شرایط هیدرولیکی در سلول‌های مجاور می‌باشد. با مقایسه میزان خطا و زمان لازم جهت اتمام مدل‌سازی شبکه‌های عصبی آگاه از فیزیک ساده و پیچیده می‌توان نتیجه گرفت، استفاده از دو لایه عصبی در شبکه‌های عصبی آگاه از فیزیک پیچیده باعث بالا رفتن بار محاسباتی بر روی پردازنده در زمان مدل‌سازی شده و زمان لازم جهت اتمام مدل‌سازی را تا حدود ۱۵ درصد نسبت به شبکه‌های عصبی آگاه از فیزیک ساده افزایش داده است. این در حالی است که شبکه‌های عصبی آگاه از فیزیک پیچیده قادر به حفظ میزان بیشتری از دقت و پایداری مدل‌سازی مخصوصاً در گام‌های زمانی بزرگتر و ضریب بتا بیشتر هستند و ضمن کاهش زمان لازم جهت اتمام مدل‌سازی، خطای کمتری وارد محاسبات کرده و نتایج را نزدیک‌تر به حل عددی ارائه می‌دهند. شبکه‌های عصبی آگاه از فیزیک ساده قادر به حفظ پایداری مدل‌سازی با استفاده از ضریب بتا برابر ۱۰ نبوده‌اند و مدل‌سازی با استفاده از شبکه عصبی تعلیم داده شده برای ضریب بتا ۱۰ ناپایدار شده و شکست خورده است. از طرفی شبکه عصبی آگاه از فیزیک پیچیده ضمن حفظ پایداری مدل‌سازی با استفاده از ضریب بتا ۱۰، دقت بیشتری را در ارائه نتایج نسبت به شبکه‌های عصبی ساده نشان داده است.

رسیده و نقشه عمق جریان و پهنه سیلابی بدست آمده مطابق شکل ۸ می‌باشد. با توجه به اینکه در منطقه و سیل مورد مطالعه تحقیق، حداکثر عدد فرود بدست آمده از نتایج مدل‌سازی با روش تفاضل محدود مقدار ۰/۷۷ بوده و جریان زیر بحرانی می‌باشد، لذا استفاده از معادلات آب کم عمق با تقریب اینرسی محلی دقتی برابر با دسته معادلات آب کم عمق (دینامیک کامل) خواهد داشت.

جدول ۳- زمان لازم جهت اتمام مدل‌سازی (بر حسب دقیقه)

Table 3. The time required to complete the simulations (in minutes)

β	SPANN	CPANN	FD
4	11.33	13.31	×
6	6.88	8.49	×
8	5.55	6	×
10	×	5.06	×

مطابق جدول ۲ و ۳ روش حل عددی قادر به انجام مدل‌سازی با ضریب بتا بیش از ۱ نبوده و نمی‌تواند با گام زمانی بیشتر از مقدار بدست آمده از رابطه ۱۵ پایداری مدل‌سازی را حفظ کند.

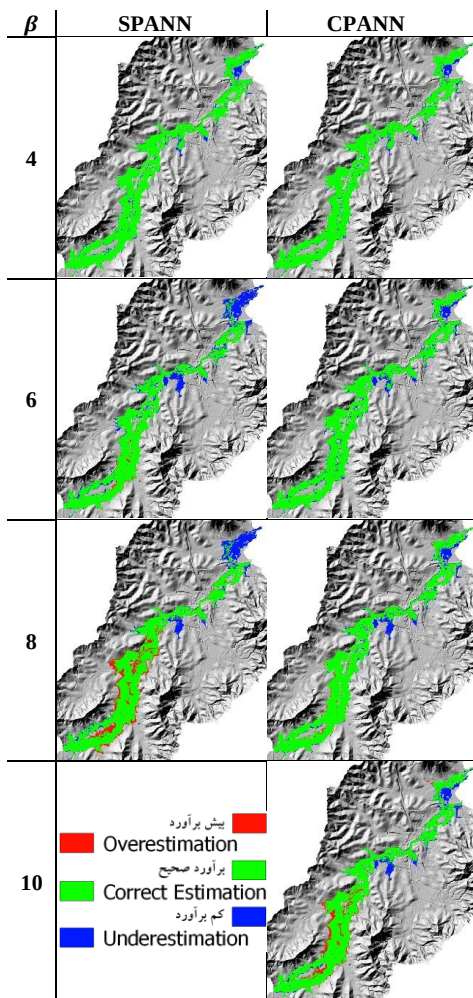
افزایش گام زمانی علاوه بر افزایش سرعت پیشروی مدل‌سازی در بعد زمان، تعداد دفعاتی که لازم است تا پردازش بر روی تمامی سلول‌های محاسباتی انجام شود تا مدل‌سازی به پایان برسد را کاهش داده و بار محاسباتی مدل‌سازی را کمتر خواهد کرد. لذا مطابق جدول ۳ با افزایش ضریب بتا و گام زمانی شبکه عصبی، زمان لازم جهت اتمام مدل‌سازی کاهش پیدا خواهد کرد.

جدول ۴- خطای مدل‌سازی شبکه‌های عصبی در نقشه حداکثر (عمق و سرعت جریان بر حسب RMSE و پهنه سیلاب بر حسب درصد نمره)

Table 4. The PANN error in simulating maximum maps (depth and flow velocity in terms of RMSE, and flood extent in terms of Point%)

β	SPANN			CPANN		
	پهنه	عمق	سرعت	پهنه	عمق	سرعت
	Extent	Depth	Velocity	Extent	Depth	Velocity
4	92.3	0.15	0.04	92.4	0.14	0.03
6	76.7	0.36	0.13	87.7	0.21	0.06
8	70.9	0.67	0.14	86.5	0.24	0.09
10	×	×	×	81.2	0.57	0.1

در حفظ دقت مدل‌سازی در برابر افزایش گام زمانی و سرعت مدل‌سازی دارند.



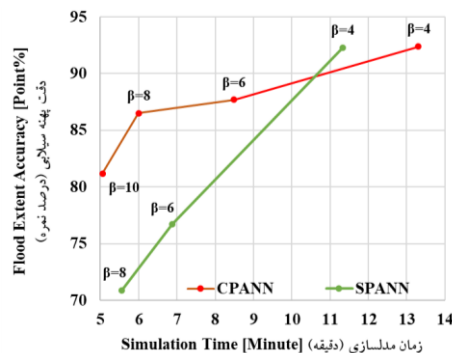
شکل ۱۱- اختلاف پهنه محاسبه شده توسط شبکه‌های عصبی آگاه از فیزیک در مقایسه با حل عددی

Figure 10. The difference in the flood extent calculated by physics-aware neural networks compared to the numerical solution.

جدول ۵- درصد اختلاف مساحت پهنه محاسبه شده توسط

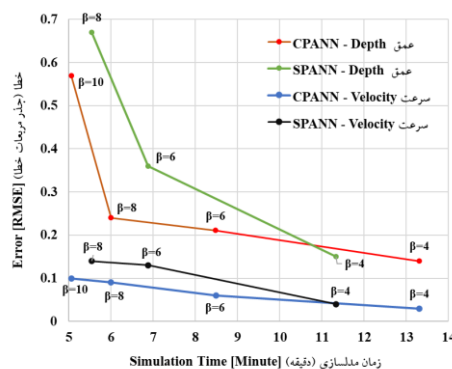
شبکه‌های عصبی آگاه از فیزیک در مقایسه با حل عددی

Table 5. The percentage difference in the flood extent area calculated by physics-aware neural networks compared to the numerical solution.



شکل ۹- زمان لازم جهت اتمام مدل‌سازی در مقابل دقت پهنه سیلاب

Figure 8. The time required to complete the simulations versus the flood extent accuracy



شکل ۱۰- زمان لازم جهت اتمام مدل‌سازی در مقابل میزان خطای عمق و سرعت جریان

Figure 9. The time required to complete the simulations versus the error in flow depth and flow velocity

با توجه به جدول ۵ و شکل ۱۱ با افزایش ضریب بتا و گام زمانی لایه فیزیکی میزان دبی خروجی خود را افزایش داده و لایه‌های عصبی به منظور حفظ پایداری سعی در کاهش مقدار دبی خروجی از شبکه خواهند داشت، لذا در هر دو شبکه میزان قابل توجهی از خطا به صورت کم برآورد محاسبه شده است. از بررسی میزان درصد اختلاف مساحت پهنه محاسبه شده نیز می‌توان نتیجه گرفت، شبکه‌های عصبی آگاه از فیزیک پیچیده توانایی بیشتری

Formatted: Font:

Formatted: Font:

Formatted: Font: (Complex) Persian

Formatted: Font: (Complex) Persian, English (Australia)

Formatted: Font: (Complex) Persian

Formatted: Font: (Complex) Persian, English (Australia)

Formatted: Font:

Formatted: Font: (Complex) Persian

Formatted: Font: (Complex) Persian, English (Australia)

Formatted: Font: (Complex) Persian

Formatted: Font: (Complex) Persian, English (Australia)

Formatted: Font: (Complex) Persian, Not Highlight

Formatted: Font: (Complex) Persian, Not Highlight

Formatted: Not Highlight

Formatted: Font: (Complex) Persian, English (Australia), Not Highlight

Formatted: Font: (Complex) Persian, Not Highlight

Formatted: Font: (Complex) Persian, English (Australia), Not Highlight

Formatted: Not Highlight

Formatted: Font: (Complex) Persian, English (Australia), Not Highlight

Formatted: Font: (Complex) Persian, Not Highlight

Formatted: Font: (Complex) Persian, English (Australia), Not Highlight

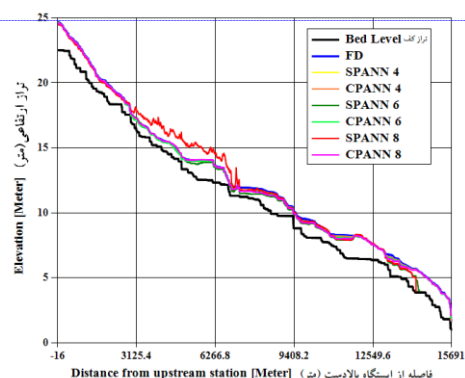
Formatted: Not Highlight

منطبق بر مقادیر بدست آمده از مدلسازی با استفاده از حل عددی می‌باشد. شبکه‌های عصبی مصنوعی آگاه از فیزیک ساده نیز با ضریب بتا ۴ تراز سطح آب در طول مجرای اصلی رودخانه را با دقت خوب و منطبق بر نتایج حل عددی مدلسازی کرده است ولی این شبکه‌ها در مدلسازی با ضریب بتا ۸ خطای زیادی را در مدلسازی تراز سطح آب در پایین دست رودخانه و وسط رودخانه که دارای شیب به نسبت تندتر می‌باشد، داشته است. خطای بوجود آمده در وسط رودخانه بدلیل شیب تند، بالا رفتن سرعت جریان و عدم توانایی شبکه عصبی در حفظ پایداری مدلسازی بوده است و خطای بوجود آمده در پایین دست جریان به دلیل سعی شبکه در کاهش مقدار خروجی خود (مقدار دبی جریان در واحد عرض) به منظور کاهش خطای شبکه و حفظ پایداری مدلسازی در برآورد دبی‌های بزرگ بوده که باعث ایجاد خطا و کمتر برآورد کردن دبی‌های کوچک و غالب جریان نسبت به واقعیت شده و نهایتاً جریان با سرعت کمتری پیشروی داشته و دیرتر از واقعیت به پایین دست رسیده است.

با توجه به نتایج بدست آمده شبکه عصبی آگاه از فیزیک پیچیده با ضریب بتا برابر ۸ ضمن ارائه سرعت بالا در مدلسازی و کاهش زمان لازم جهت اتمام مدلسازی از دقت مناسبی برخوردار است. با توجه به جدول ۳ و ۴ افزایش ضریب بتا خطای قابل توجهی را در مقابل کاهش اندک زمان اتمام مدلسازی به همراه خواهد داشت که بر این اساس می‌توان نتیجه گرفت ضریب بهینه بتا برای منطقه مورد مطالعه و شبکه‌های عصبی آگاه از فیزیک پیچیده مقدار ۸ می‌باشد. لذا عمق جریان مدلسازی شده توسط این روش و حل عددی در ۴ مرحله در طول زمان مطابق شکل ۱۳ ارائه شده است. از مقایسه مقادیر عمق جریان و پهنه سیلابی مدلسازی شده در طول زمان با نتایج حل عددی می‌توان نتیجه گرفت شبکه‌های عصبی آگاه از فیزیک پیچیده در ارائه نحوه تغییرات عمق جریان و پهنه سیلابی در طول زمان نیز با دقت قابل قبولی عمل کرده و برای مدلسازی سریع سیلاب، مشخص سازی پهنه

	کم برآورد		برآورد صحیح		بیش برآورد	
β	Under		Correct		Over	
	Estimation		Estimation		Estimation	
	SPANN	CPANN	SPANN	CPANN	SPANN	CPANN
4	0.02	0.13	92.29	92.31	7.69	7.56
6	2.22	0.25	76.31	87.62	21.47	12.12
8	20.34	2.97	66.69	85.37	12.97	11.65
10	X	13.62	X	76.91	X	9.46

با افزایش ضریب بتا، تک لایه عصبی شبکه‌های عصبی آگاه از فیزیک ساده سعی در کاهش مقدار خروجی خود (مقدار دبی جریان در واحد عرض) به منظور کاهش خطای شبکه و حفظ پایداری مدلسازی در برآورد دبی‌های بزرگ خواهد داشت که این امر باعث ایجاد خطا و کمتر برآورد کردن دبی‌های کوچک و غالب جریان نسبت به واقعیت و نهایتاً کمتر برآورد کردن پهنه سیلابی مخصوصاً در پایین دست منطقه مورد مطالعه خواهد شد که این مسئله در شبکه‌های عصبی آگاه از فیزیک پیچیده به دلیل اصلاح مقدار خروجی شبکه توسط لایه عصبی دوم خیلی کمتر دیده شده و نتایج این شبکه عصبی، پهنه سیلابی را نزدیک‌تر به پهنه سیلابی بدست آمده از حل عددی برآورد کرده است.



شکل ۱۲- تراز سطح آب محاسبه شده توسط روش‌های مورد بررسی در طول مجرای اصلی رودخانه
Figure 11. The water level predicted by the examined models along the main channel of the river

مطابق شکل ۱۲ شبکه‌های عصبی مصنوعی آگاه از فیزیک پیچیده در تمامی ضرایب بتا با دقت بسیار خوبی تراز سطح آب را در طول مجرای اصلی رودخانه مورد مطالعه مدلسازی کرده و مقادیر بدست آمده از این روش‌ها

به‌منظور به‌منظور اقدام به‌موقع به‌موقع و کاهش خسارات ناشی از سیل در این تحقیق با توسعه بخش دوبعدی نرم‌افزار توسعه یافته STE به ارزیابی توانایی شبکه‌های عصبی آگاه از فیزیک با دو ساختار ساده و پیچیده به‌منظور به‌منظور حل سریع‌تر دسته معادلات آب کم عمق عمق پرداخته شده و میزان مقاومت هر یک از روش‌ها در حفظ دقت و پایداری مدل‌سازی نسبت به افزایش گام زمانی مورد بررسی قرار گرفته است. در این تحقیق با استفاده از عمق جریان سیلاب با دوره بازگشت ۱۰۰ ساله اقدام به تعلیم شبکه‌های عصبی آگاه از فیزیک شده و با استفاده از مدل‌سازی هیدروگراف سیل ثبت شده در ایستگاه هیدرومتری بالادست رودخانه مورد مطالعه توسط حل عددی دسته معادلات آب کم عمق عمق شبکه‌های عصبی تعلیم یافته یافته مورد ارزیابی، بحث و بررسی قرار گرفته‌اند. به‌صورت خلاصه نتایج این تحقیق نشان داد:

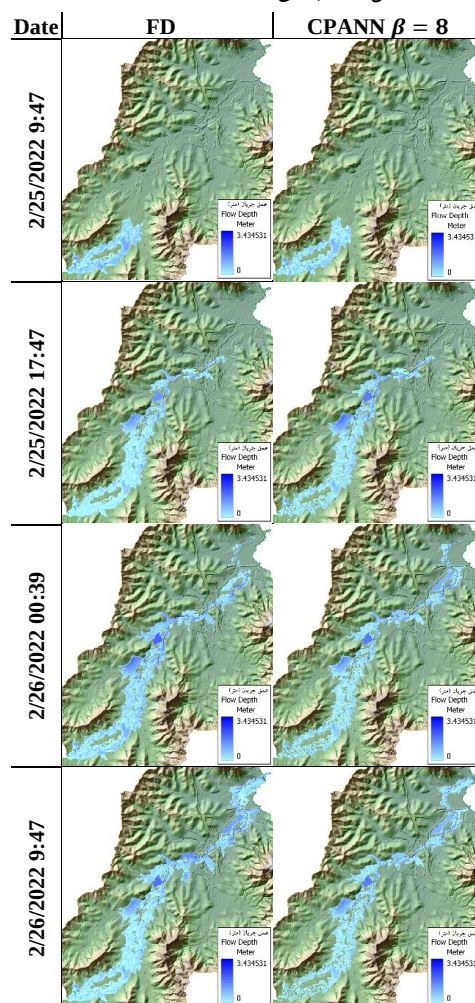
(۱) شبکه‌های عصبی آگاه از فیزیک قادر هستند ۵۰ تا ۷۰ درصد زمان لازم جهت اتمام مدل‌سازی را با حفظ میزان قابل توجه از دقت و پایداری مدل‌سازی کاهش دهند.

(۲) افزایش ضریب بتا در هر دو شبکه عصبی باعث افزایش سرعت مدل‌سازی در مقابل کاهش دقت مدل‌سازی شده است.

(۳) استفاده از شبکه‌های عصبی آگاه از فیزیک پیچیده به دلیل استفاده از دولایه عصبی در ساختار خود باعث بالا رفتن بار محاسباتی بر روی پردازنده در زمان مدل‌سازی شده و زمان لازم جهت اتمام مدل‌سازی را تا حدود ۱۵ درصد نسبت به شبکه‌های عصبی آگاه از فیزیک ساده افزایش خواهد داد.

(۴) شبکه‌های عصبی آگاه از فیزیک پیچیده قادر به حفظ میزان بیشتری از دقت و پایداری مدل‌سازی

سیلاب و مناطق مورد تهدید، مدیریت بحران و کاهش خسارات سیل مناسب می‌باشند.



شکل ۱۳- نقشه عمق جریان مدل‌سازی شده توسط حل عددی و شبکه عصبی آگاه از فیزیک پیچیده با بتا برابر ۸ در طول زمان

Figure 12. The simulated flow depth map by numerical solution and the complex physics-aware neural network with a beta value of 8 over time

نتیجه گیری کلی

با توجه به اهمیت مدل‌سازی سریع سیلاب و مشخص سازی پهنه‌های دقیق سیلابی

Formatted: Font:

Formatted: Font: (Complex) Persian

Formatted: Font: (Complex) Persian, English (Australia)

Formatted: Font: (Complex) Persian

Formatted: Font: (Complex) Persian, English (Australia)

Formatted: Font: (Complex) Persian

Formatted: Font: (Complex) Persian, English (Australia)

شده که توضیحات تکمیلی ضمن درج لینک دسترسی به منبع در متن مقاله ارائه شده است.

تعارض منافع

در این مقاله تضاد منافی وجود ندارد و این مسئله مورد تایید همه نویسندگان است.

مشارکت نویسندگان

نویسنده اول: طرح تحقیق و روش شناسی، برنامه نویسی و توسعه برنامه، آماده سازی داده‌ها، انجام محاسبات، مدلسازی و شبیه سازی، تهیه پیش نویس مقاله، تهیه نقشه‌ها و اطلاعات مکانی، اصلاح و نهایی سازی مقاله نویسنده دوم: طرح تحقیق و روش شناسی، اصلاح و نهایی سازی مقاله، مشارکت در آنالیزها، نظارت تحقیق نویسنده سوم: بازبینی مقاله، مشارکت در آنالیزها، نظارت تحقیق

اصول اخلاقی

اصول اخلاقی در انجام و انتشار این اثر عملی رعایت شده است و این موضوع مورد تایید تمامی نویسندگان می باشد.

حمایت مالی

این تحقیق با حمایت مالی دانشگاه علوم کشاورزی و منابع طبیعی گرگان در قالب رساله دکتری نویسنده اول با عنوان "شبیه سازی سریع گسترش سیلاب و برآورد رسوب با استفاده از روش های هوشمند" صورت گرفته است.

مخصوصاً مخصوصاً در گام‌های زمانی **بزرگ‌تر بزرگتر** و ضریب بتا بیشتر هستند و ضمن کاهش زمان لازم جهت اتمام **مدل‌سازی پیدایشی**، خطای کمتری وارد محاسبات کرده و نتایج را نزدیک‌تر به حل عددی ارائه می‌دهند. (۵) شبکه عصبی آگاه از فیزیک پیچیده با ضریب بتا برابر ۸ ضمن ارائه سرعت بالا در **مدل‌سازی پیدایشی** و کاهش زمان لازم جهت اتمام **مدل‌سازی پیدایشی** از دقت مناسبی برخوردار است.

(۶) افزایش ضریب بتا خطای **قابل توجه قابل توجهی** را در مقابل کاهش اندک زمان اتمام **مدل‌سازی پیدایشی** به همراه خواهد داشت که بر این اساس می‌توان نتیجه گرفت ضریب بهینه بتا برای منطقه **مورد مطالعه مورد مطالعه** و شبکه‌های عصبی آگاه از فیزیک پیچیده مقدار ۸ **استعی باشد**.

(۷) شبکه‌های عصبی آگاه از فیزیک پیچیده در ارائه نحوه تغییرات عمق جریان و پهنه سیلابی در طول زمان نیز با دقت قابل قبولی عمل کرده و برای **مدل‌سازی پیدایشی** سریع سیلاب، **مشخص‌سازی مشخص سازی** پهنه سیلاب و مناطق مورد تهدید، مدیریت بحران و کاهش خسارات سیل مناسب **استعی باشد**.

تقدیر و تشکر

این تحقیق مستخرج از **رساله پایان نامه** دکتری تحت حمایت دانشگاه علوم کشاورزی و منابع طبیعی گرگان صورت گرفته است و نویسندگان مقاله مراتب سپاس و قدردانی خود را از این دانشگاه اعلام می‌دارند.

داده ها و اطلاعات

داده‌های مورد استفاده در این تحقیق از منابع آنلاین و رایگان که در دسترس عموم قرار گرفته است، استفاده

منابع مورد استفاده

1. Neal, J., Villanueva, I., Wright, N., Willis, T., Fewtrell, T., & Bates, P. (2012). How much physical complexity is needed to model flood inundation?. *Hydrological Processes*, 26(45), 2264-2282.
2. De Almeida, G. A., & Bates, P. (2013). Applicability of the local inertial approximation of the shallow water equations to flood modeling. *Water Resources Research*, 49(8), 4833-4844.
3. Tanaka, T., & Yoshioka, H. (2017). Numerical stability analysis of the local inertial equation with semi-and fully implicit friction term treatments: assessment of the maximum allowable time step. *Journal of Advanced Simulation in Science and Engineering*, 4(2), 162-175.
4. Jamali, B., Haghighat, E., Ignjatovic, A., Leitão, J. P., & Deletic, A. (2021). Machine learning for accelerating 2D flood models: Potential and challenges. *Hydrological Processes*, 35(4), e14064.
5. Qian, K., Mohamed, A., & Claudel, C. (2019). Physics informed data driven model for flood prediction: Application of deep learning in prediction of urban flood development. *arXiv preprint arXiv:1908.10312*.
6. Mahesh, R. B., Leandro, J., & Lin, Q. (2022). Physics informed neural network for spatial-temporal flood forecasting. In *Climate Change and Water Security: Select Proceedings of VCDRR 2021*. (pp. 77-91). Springer Singapore.
7. Nazari, L. F., Camponogara, E., & Seman, L. O. (2022). Physics-informed neural networks for modeling water flows in a river channel. *IEEE Transactions on Artificial Intelligence*, 5(3), 1001-1015.
8. Jung, S., An, H., & Lee, G. (2023). Exploring the power of physics-informed neural networks for accurate and efficient solutions to 1D shallow water equations. *Journal of Korea Water Resources Association*, 56(12), 939-953.
9. Teimourey, R., & Dehghani, A. A. (2021). Assessment of bed load transport formula by using developed applied software (STE)(Case study: Chehel-chai, Khormaloo and Soosara rivers in Golestan province). *Amirkabir Journal of Civil Engineering*, 52(11), 2743-2760.
10. Teimourey, R., & Dehghani, A. A. (2020). Comparison of Different Methods for Estimating Bed Load using developed software of STE (case study: Babolroud River). *Journal of Water and Soil Conservation*, 27(1), 229-236.

Formatted: Highlight

Formatted: Not Highlight

Formatted: Not Highlight

Formatted: Not Highlight

Formatted: Not Highlight

Formatted: Not Highlight

Formatted: Not Highlight

Formatted: Not Highlight

Formatted: Not Highlight

Formatted: Not Highlight

Formatted: Not Highlight

Evaluation of the Capability of Physics-Aware Neural Networks in Accelerating Flood Simulation Using STE Software

Reza Teimourey¹ , *Amir Ahmad Dehghani² , Mahdi Meftah Halaghi³ .

¹ Ph.D. Candidate Department of Water Engineering, Gorgan University of Agricultural Sciences and Natural Resources, Golestan, Iran. R.Teimourey@gau.ac.ir

² Professor, Department of Water Engineering, Gorgan University of Agricultural Sciences and Natural Resources, Golestan, Iran. A.Dehghani@gau.ac.ir

³ Associate Professor, Department of Water Engineering, Gorgan University of Agricultural Sciences and Natural Resources, Golestan, Iran. Meftah@gau.ac.ir

Received: ; Accepted:

Coresspoanding author * A.Dehghani@gau.ac.ir

Abstract

Background and objectives: Floods cause significant damage to urban and rural areas. Rapid analysis and visualization of floodplains during a flood event are essential for identifying threatened areas and assessing potential damages. One of the most critical aspects of rapid flood modeling is the ability to accurately and promptly predict areas at risk. These predictions can warn authorities and residents in vulnerable areas, allowing for timely measures to reduce casualties and financial losses. During a flood, having precise and fast models helps officials make better decisions regarding rescue operations, evacuation, and resource allocation. Extensive research has been conducted on flood modeling, and numerous hydraulic, hydrological, and empirical models have been developed and reviewed. Despite numerous studies, there is still no software or model capable of rapid flood modeling during a flood event. Therefore, this research aims to develop the 2D module of the STE software to achieve accurate and rapid flood modeling using artificial intelligence methods and 2D shallow water equations.

Materials and methods: In this study, the 2D module of the STE software was developed to evaluate the capabilities of two different architectures of Perceptron artificial neural networks, named physics-aware neural networks, in rapid flood modeling in the Eudlo Creek, located in the Sunshine Coast region of Queensland, Australia. The physics-aware neural networks were trained using a genetic algorithm. To test the trained networks and evaluate their ability for rapid flood modeling, their results were compared with those obtained from the finite difference numerical solution. The flood hydrograph used for modeling was obtained from the Australian Bureau of Meteorology for the upstream hydrometric station of the studied river.

Results: The comparison of results obtained from physics-aware neural networks (PANNs) with those from the finite difference method showed that PANNs can reduce the time required for modeling by 50 to 70 percent while maintaining significant accuracy and stability. Increasing the beta parameter in both neural networks enhanced the modeling speed but reduced accuracy. Complex PANNs preserved higher levels of accuracy and stability, especially with larger time steps and higher beta values, resulting in less computational error and outcomes closer to the numerical solution. Increasing the beta parameter significantly increased errors while slightly reducing the modeling completion time. Hence, the optimal beta value for the study area and complex PANNs was determined to be 8. Complex PANNs also demonstrated acceptable accuracy in depicting changes in flow depth and floodplain over time, making them suitable for rapid flood modeling, floodplain mapping, identifying threatened areas, crisis management, and reducing flood damage.

Conclusion: The AI methods examined in this study demonstrated the ability to increase modeling speed and reduce the time required for flood modeling and floodplain mapping while maintaining adequate accuracy. These methods can serve as effective tools for rapid flood modeling, enabling quicker identification of flood-prone areas, timely notifications, and evacuations of at-risk regions, thereby helping to save lives and reduce financial losses.

Keywords: *Rapid Flood Modeling, Physics-Aware Neural Networks, Shallow Water Equations, STE Software.*

Formatted: Not Highlight