



دانشکده مهندسی عمران

گروه سازه‌های هیدرولیکی

پایان نامه کارشناسی ارشد

پیش‌بینی عمق آبشستگی اطراف پایه پل با استفاده از هوش مصنوعی

ایمان نعمتی

اساتید راهنما :

دکتر احمد احمدی

دکتر امیرعباس عابدینی

بهمن‌ماه ۱۳۹۲

بِسْمِ اللَّهِ الرَّحْمَنِ الرَّحِيمِ

چکیده:

پل‌ها از جمله مهمترین سازه‌های رودخانه‌ای هستند. یکی از مؤثرترین عوامل تخریب پل‌ها، آبشستگی موضعی اطراف پایه پل می‌باشد. همه ساله پل‌های زیادی در سراسر جهان به دلیل در نظر نگرفتن نقش عوامل هیدرولیکی تخریب می‌شوند. بر این اساس برای یک طراحی مطمئن، تخمین دقیق عمق آبشستگی در اطراف پایه‌های پل ضروری به نظر می‌رسد. تا کنون مطالعات زیادی برای تخمین عمق چاله آبشستگی اطراف پایه پل انجام شده است و روابط تجربی زیادی برای تخمین حداکثر عمق چاله آبشستگی اطراف پایه ارائه شده است. اما این روابط دارای خطا می‌باشند. پیچیدگی مدلسازی فرایند آبشستگی سبب شده است تا از روش‌هایی نظیر داده‌کاوی برای تخمین عمق آبشستگی اطراف پایه پل استفاده شود. پیش از این، از شبکه‌های عصبی مصنوعی به عنوان شناخته شده‌ترین روش داده‌کاوی، برای تخمین عمق آبشستگی اطراف پایه پل استفاده شده است. اما تا کنون عملکرد روش داده‌کاوی شبکه‌وزن دار شعاع‌مبنا و ترکیب شبکه‌های عصبی مصنوعی چندلایه مورد ارزیابی قرار نگرفته است. در تحقیق حاضر، عملکرد این دو روش در تخمین عمق چاله آبشستگی اطراف پایه پل مورد بررسی قرار گرفته و نتایج حاصله با نتایج حاصل از روش شبکه-عصبی مصنوعی، شبکه با تابع شعاع مبنا و روابط تجربی مقایسه شده است. بررسی‌ها نشان داده است که نتایج حاصل از روش ترکیب شبکه‌های عصبی مصنوعی چند لایه از دقت بالاتری نسبت به سایر روش‌ها برخوردار است. نتایج حاصل از مطالعات، همچنین نشان داده است که دقت روش‌های داده‌کاوی به مراتب بیشتر از دقت روابط تجربی است. داده‌های مورد نیاز برای آموزش شبکه‌های عصبی شامل عمق جریان (Y)، سرعت جریان (U)، عرض (قطر) پایه پل (D)، قطر ذرات بستر (D_{50})، سرعت بحرانی (U_C) و تنها خروجی این بخش شامل عمق آبشستگی پایه پل (d_{se}) در دراز مدت می‌باشد. تحقیقات گذشته در مورد مقایسه نتایج حاصل از روابط تجربی و مقدار واقعی اندازه‌گیری شده نشان می‌دهد روابط فروهلیچ (۱۹۹۶) و شن (۱۹۹۵) عمق آبشستگی را کمتر از مقدار واقعی برآورد می‌کنند، ریچاردسون مقادیر قابل قبولی ارائه می‌دهد و روابط جین - فیشر (۱۹۷۷)، ملویل - ساترلند (۱۹۸۸) و لارسن و تاچ عمق آبشستگی را بیشتر از مقدار واقعی برآورد می‌کنند.

واژه‌های کلیدی: عمق آبشستگی، پایه پل، هوش مصنوعی، روبرط تجربی

فهرست مطالب

۱	فصل ۱: مقدمه
۲	۱-۱ مقدمه
۴	۲-۱ اهمیت بررسی پدیده آبستگی
۵	۳-۱ هدف از انجام مطالعه حاضر
۵	۴-۱ ساختار پایان نامه
۷	فصل ۲: پدیده آبستگی در محل پایه‌های پل و مدل‌های عددی مربوطه
۸	۱-۲ مقدمه
۹	۲-۲ آبستگی پایه پل
۱۰	۱-۲-۲ آبستگی عمومی
۱۱	۲-۲-۲ آبستگی ناشی از تنگ‌شدگی
۱۳	۳-۲-۲ آبستگی پایه کناری پل
۱۴	۴-۲-۲ آبستگی موضعی پایه‌های پل
۱۵	۳-۲ مکانیزم آبستگی
۱۷	۴-۲ عمق آبستگی متعادل
۲۰	۵-۲ بررسی متغیرهای مؤثر بر آبستگی محلی پایه پل
۲۲	۶-۲ تخمین آبستگی موضعی در اطراف پایه‌های پل
۲۳	۱-۶-۲ روابط تجربی آبستگی
۳۷	۲-۶-۲ مدل‌های عددی آبستگی و مروری بر تحقیقات گذشته
۳۷	۳-۶-۲ مقدمه
۳۷	۴-۶-۲ مدل شبه دو بعدی BRI-STARS
۳۹	۵-۶-۲ مدل یک بعدی HEC-RAS
۴۰	۶-۶-۲ مدل سه بعدی FLUENT
۴۱	۷-۶-۲ مدل سه بعدی SSIIM
۴۲	۷-۲ روش‌های آماری و هوش مصنوعی

فصل ۳: روش تحقیق و معرفی روش‌های جدید

۴۶

۱-۳	مقدمه	۴۶
۲-۳	معماری شبکه‌های عصبی	۴۷
۱-۲-۳	شبکه‌های پس انتشار	۴۸
۲-۲-۳	معماری شبکه‌های پس انتشار	۴۹
۳-۲-۳	شبکه‌های Feedforward	۵۰
۴-۲-۳	الگوریتم Levenberg - Marquardt	۵۰
۳-۳	شبکه‌های شعاع مبنا	۵۳
۱-۳-۳	توابع شعاع مبنا	۵۴
۲-۳-۳	معماری شبکه‌های شعاع مبنا	۵۵
	معرفی شبکه وزن دار شعاع مبنا و ترکیب شبکه‌های عصبی مصنوعی چند لایه	۵۶
۴-۳	شبکه وزن دار شعاع مبنا	۵۶
۵-۳	ترکیب شبکه‌های عصبی مصنوعی چند لایه (MLPENs)	۵۸
۱-۵-۳	دلیل استفاده از روش‌های ترکیبی	۵۸
۲-۵-۳	دلیل آماری	۵۹
۳-۵-۳	دلیل محاسباتی	۵۹
۴-۵-۳	دلیل نمایشی	۶۰

فصل ۴: داده‌ها، ساخت مدل شبکه‌های عصبی و مقایسه نتایج

۶۴

۱-۴	مشخصات داده‌های آزمایشگاهی	۶۴
۲-۴	آمار و اطلاعات صحرایی	۶۵
۳-۴	ساخت مدل و مقایسه نتایج	۶۶
۱-۳-۴	نحوه انتخاب داده‌های آموزش	۶۶
۲-۳-۴	نحوه اعمال پارامترهای ورودی به شبکه	۶۷
۳-۳-۴	ارزیابی عملکرد شبکه‌های WRBF و MLPENs	۷۱
۴-۴	نرم افزار مورد استفاده	۷۱
۵-۴	استفاده از داده‌های آزمایشگاهی	۷۲
۱-۵-۴	پیش‌بینی با استفاده از داده‌های آزمایشگاهی	۸۰
۶-۴	استفاده از آمار و اطلاعات صحرایی	۸۲

۹۰..... ۴-۶-۱ پیش‌بینی با استفاده از آمار و اطلاعات صحرایی

فصل ۵: جمع‌بندی، نتیجه‌گیری و پیشنهادات ۹۴

۹۴..... ۵-۱ جمع‌بندی

۹۴..... ۵-۲ نتیجه‌گیری

۹۵..... ۵-۳ پیشنهادات

۱۰۲..... پیوست آ: داده‌های آزمایشگاهی

۱۰۸..... پیوست ب: آمار و اطلاعات میدانی

۱۰۸..... داده‌های صحرایی فروهلیچ

۱۱۰..... آمار مربوط به پل‌های آمریکا

۱۱۸..... اطلاعات پل‌های منطقه نیوهمپشایر

فهرست جداول و اشکال

۴..... شکل ۱-۱ آبشستگی در محل پل

۱۱..... شکل ۱-۲ گذرگاه پل

۱۳..... شکل ۲-۲ آبشستگی ناشی از تنگ شدگی

۱۴..... شکل ۳-۲ آبشستگی پایه کناری پل

۱۶..... شکل ۴-۲ سیستم گردابی در محل پایه پل

۱۸..... شکل ۵-۲ تغییرات عمق آبشستگی با سرعت جریان بالادست

۱۹..... شکل ۶-۲ آستانه حرکت ذرات بستر

۲۹..... شکل ۷-۲ شکل پایه‌های پل

۲۹..... جدول ۱-۲ ضریب تصحیح نوع پایه پل K_1

۳۰..... جدول ۲-۲: ضریب تصحیح زاویه جریان k_2 (عرض پایه پل و L طول پایه پل)

۳۲..... جدول ۳-۲ ضریب تصحیح برای شرایط بستر K_3

۴۶..... شکل ۱-۳: نحوه عملکرد شبکه‌های عصبی

۴۷..... شکل ۲-۳: یک شبکه تک لایه

۴۸..... شکل ۳-۳: نمایش خلاصه از یک شبکه تک لایه

۴۹..... شکل ۴-۳: یک نورون ساده با R ورودی

شکل ۳-۵: توابع انتقال مورد استفاده در شبکه‌های BP	۴۹
شکل ۳-۶: یک شبکه دو لایه Feedforward	۵۰
شکل ۳-۷: شمایی از یک شبکه شعاع مبنا	۵۴
شکل ۳-۸: تابع گوسی	۵۴
شکل ۳-۹: معماری شبکه‌های شعاع مبنا	۵۵
شکل ۳-۱۰: جمع سه تابع گوسی، دارای وزن زیاد	۵۶
شکل ۳-۱۱: ساختار سنتی شبکه با تابع شعاع مبنا	۵۷
شکل ۳-۱۲: دلیل آماری برای کارایی ترکیب یادگیرها	۵۹
شکل ۳-۱۴: دلیل نمایی برای کارایی ترکیب یادگیرها	۶۱
شکل ۴-۱: نمایش عمق آبستگي پایه پل	۶۴
جدول ۴-۱: محدوده پارمترهای داده‌های آزمایشگاهی	۶۵
جدول ۴-۲: محدوده پارمترهای داده‌های میدانی	۶۵
شکل ۴-۲: انتخاب فضای منتخب در فضای داده‌ها	۶۷
۴-۳: ارزیابی شبکه با استفاده از پارامترهای با بعد	۶۹
۴-۴: ارزیابی شبکه با استفاده از پارامترهای بدون بعد	۷۰
شکل ۴-۵: نحوه اعمال ورودی به شبکه	۷۰
جدول ۴-۳: نتایج حاصل از آموزش و ارزیابی دو شبکه وزن دار شعاع مبنا و ترکیب شبکه‌های چندلایه	۷۲
شکل ۴-۶: آموزش ترکیب شبکه‌های چند لایه	۷۳
شکل ۴-۷: ارزیابی ترکیب شبکه‌های چند لایه	۷۳
شکل ۴-۸: آموزش شبکه وزن دار شعاع مبنا	۷۴
شکل ۴-۹: ارزیابی شبکه وزن دار شعاع مبنا	۷۴
شکل ۴-۱۰: آموزش شبکه چند لایه	۷۵
شکل ۴-۱۱: ارزیابی شبکه چندلایه	۷۵
شکل ۴-۱۲: آموزش شبکه شعاع مبنا	۷۶
شکل ۴-۱۳: ارزیابی شبکه شعاع مبنا	۷۶
جدول ۴-۵: نتایج حاصل از ۵ رابطه تجربی منتخب	۷۶
شکل ۴-۱۴: مقایسه مقادیر پیش‌بینی شده توسط رابطه بروزرس با مقادیر واقعی	۷۷
شکل ۴-۱۵: مقایسه مقادیر پیش‌بینی شده توسط رابطه ریچاردسون با مقادیر واقعی	۷۷

شکل ۴-۱۶: مقایسه مقادیر پیش‌بینی شده توسط رابطه هانکو با مقادیر واقعی	۷۸
شکل ۴-۱۷: مقایسه مقادیر پیش‌بینی شده توسط رابطه لارسن و تاج با مقادیر واقعی	۷۸
شکل ۴-۱۸: مقایسه مقادیر پیش‌بینی شده توسط رابطه شن با مقادیر واقعی	۷۹
جدول ۴-۶: مقایسه کلی تمام شبکه‌ها و روابط تجربی مورد استفاده	۷۹
شکل ۴-۱۹: مقایسه رابطه Richardson و شبکه MLPENS	۸۰
جدول ۴-۷: نتایج حاصل از آموزش ترکیب شبکه‌های چند لایه با کل داده‌ها	۸۰
شکل ۴-۲۰: آموزش ترکیب شبکه‌های چند لایه با کل داده‌ها	۸۱
جدول ۴-۸: مقایسه مقادیر پیش‌بینی شده توسط رابطه تجربی و ترکیب شبکه‌های چند لایه با مقادیر واقعی	۸۱
شکل ۴-۲۱: ترسیم نموداری مقادیر پیش‌بینی شده و مقادیر واقعی	۸۲
جدول ۴-۹: نتایج حاصل از آموزش و ارزیابی دو شبکه وزن‌دار شعاع‌مبنا و ترکیب شبکه‌های چندلایه	۸۲
شکل ۴-۲۲: آموزش ترکیب شبکه‌های چند لایه	۸۳
شکل ۴-۲۳: ارزیابی ترکیب شبکه‌های چند لایه	۸۳
شکل ۴-۲۴: آموزش شبکه وزن‌دار شعاع‌مبنا	۸۴
شکل ۴-۲۵: ارزیابی شبکه وزن‌دار شعاع‌مبنا	۸۴
جدول ۴-۱۰: نتایج حاصل از دو شبکه شعاع‌مبنا و چندلایه	۸۵
شکل ۴-۲۶: آموزش شبکه چند لایه	۸۵
شکل ۴-۲۷: ارزیابی شبکه چندلایه	۸۵
شکل ۴-۲۸: آموزش شبکه شعاع‌مبنا	۸۶
شکل ۴-۲۹: ارزیابی شبکه شعاع‌مبنا	۸۶
جدول ۴-۱۱: نتایج حاصل از ۴ رابطه تجربی منتخب	۸۶
شکل ۴-۳۰: مقایسه مقادیر پیش‌بینی شده توسط رابطه فروهلیچ با مقادیر واقعی	۸۷
شکل ۴-۳۱: مقایسه مقادیر پیش‌بینی شده توسط رابطه ریچاردسون با مقادیر واقعی	۸۷
شکل ۴-۳۲: مقایسه مقادیر پیش‌بینی شده توسط رابطه لارسن و تاج با مقادیر واقعی	۸۸
شکل ۴-۳۳: مقایسه مقادیر پیش‌بینی شده توسط رابطه شن با مقادیر واقعی	۸۸
جدول ۴-۱۲: مقایسه کلی تمام شبکه‌ها و روابط تجربی مورد استفاده	۸۹
شکل ۴-۳۴: مقایسه رابطه Richardson و شبکه MLPENS	۸۹
جدول ۴-۱۳: نتایج حاصل از آموزش ترکیب شبکه‌های چند لایه با کل داده‌ها	۹۰

- شکل ۴-۳۵: آموزش ترکیب شبکه‌های چند لایه با کل داده‌ها ۹۰
- جدول ۴-۱۴: مقایسه مقادیر پیش‌بینی شده توسط رابطه تجربی و ترکیب شبکه‌های چند لایه با مقادیر واقعی ۹۱
- شکل ۴-۳۶: ترسیم نموداری مقادیر پیش‌بینی شده و مقادیر واقعی ۹۱
- جدول ۱: مجموعه داده‌های آزمایشگاهی ۱۰۲
- جدول ۲: داده‌های جمع‌آوری شده توسط فروهلیچ ۱۰۹
- دنباله جدول ۲: آمار جمع‌آوری شده توسط فروهلیچ ۱۱۰
- جدول ۳: نام تعدادی از پل‌های مورد استفاده در این تحقیق ۱۱۱
- دنباله جدول ۳: نام تعدادی از پل‌های مورد استفاده در این تحقیق ۱۱۲
- جدول ۴: آمار آبشستگی پل‌های آمریکا ۱۱۳

فصل اول

۱-۱ مقدمه

رودخانه‌ها از اجزاء مهم طبیعت محسوب می‌شوند و زندگی بشر و سایر موجودات زنده وابسته به این منبع طبیعی می‌باشد. امروزه مهندسين رودخانه، سازه‌هایی را با استفاده از سیستم آب‌های جاری طراحی می‌کنند. احداث سازه‌های آبی در یک سیستم متعادل طبیعی که طی میلیون‌ها سال شکل گرفته است، تغییراتی را در جریان اعمال می‌کند. یکی از مواردی که تحت تأثیر ایجاد سازه‌های آبی در فرآیند طبیعی سیستم‌های آبی ظهور پیدا می‌کند، انواع مختلفی از فرسایش‌های القایی است که می‌توان آن را ناشی از دخالت بشر در یک نظام هماهنگ تلقی کرد. این تغییرات معمولاً باعث افزایش ظرفیت انتقال رسوب در سیال شده و در نهایت منجر به ایجاد پدیده‌ی آبستگي^۱ خواهد شد. اگرچه چنین تغییراتی در اثر ایجاد سازه‌های آبی رخ می‌دهند، لیکن با وقوع آن‌ها ادامه بهره‌برداری و یا حتی پایداری سازه‌های مذکور می‌تواند در خطر قرار گیرند.

آبستگي پدیده‌ای است که در اثر جریان آب در رودخانه‌ها و نهرها اتفاق می‌افتد. سازه‌های هیدرولیکی، رژیم یکنواخت جریان و حمل رسوب را به هم می‌زنند. در پایاب این سازه‌ها، سرعت جریان به جهت تنگ شدن مجرا افزایش می‌یابد. سپس در مقطعی که سرعت جریان افزایش پیدا می‌کند، ظرفیت آبستگي قویتری مطرح می‌گردد. تجربه در موارد کثیری نشان داده است که آبستگي می‌تواند به‌طور پیوسته زیر فونداسیون سازه‌ها را خالی کرده، موجبات تخریب سازه را فراهم آورد. دیوارهای ساحلی، موج‌شکن‌ها، اسکله‌ها، پل‌ها و آب‌شکن‌ها از جمله سازه‌هایی هستند که تحت تأثیر پدیده‌ی آبستگي قرار می‌گیرند.

پل‌ها از جمله مهمترین و پرکاربردترین سازه‌های رودخانه‌ای هستند که در راهسازی از اهمیت زیادی برخوردارند. آبستگي یکی از دلایل اصلی شکست پل‌ها محسوب می‌شود. بر اساس تحقیقات شیرهال و هلت^۲ (۱۹۹۱)، در سی سال گذشته بیش از ششصد هزار پل فرو ریخته و حدوداً ۶۰ درصد

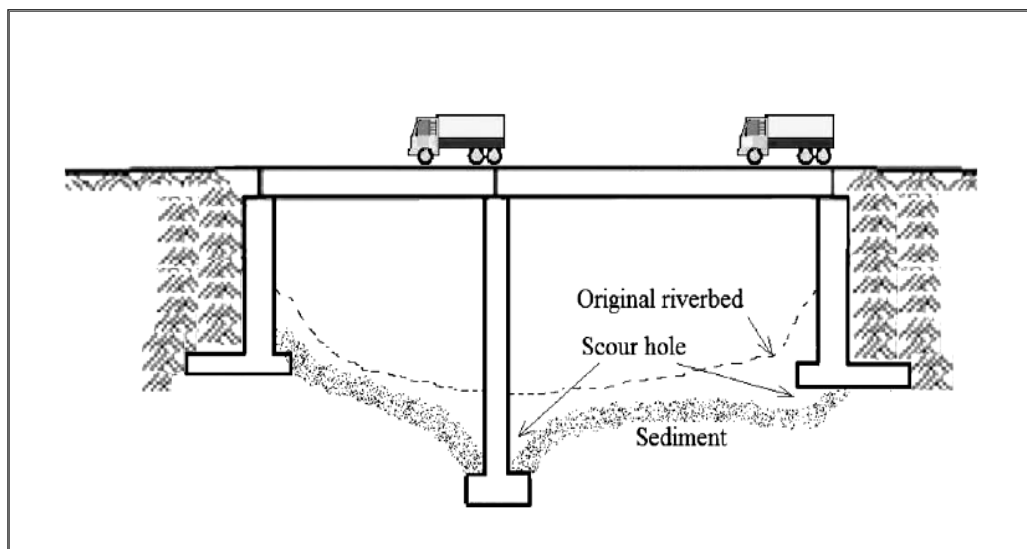
^۱-scouring

^۲-Shirhole and Holt (1991)

تخریب این پل‌ها به آبشستگی فونداسیون پل بستگی دارد. آبشستگی نتیجه عمل فرسایش جریان آب می‌باشد که مواد بستر و کناره‌های رودخانه، اطراف پایه‌ها و دیواره‌ی کناری پل را شسته و با خود حمل می‌کند (شکل ۱-۱). آبشستگی پدیده دینامیکی است که تحت تأثیر پارامترهای زیادی از قبیل عمق جریان، زاویه برخورد جریان به جلو پایه، عرض و شکل پایه و دیوار کناری پل، ویژگی‌های ذرات رسوب و ... می‌باشد. بطور کلی سه نوع آبشستگی وجود دارد که عبارتند از: آبشستگی موضعی، آبشستگی همگرا و آبشستگی ناشی از فرسایش کف رودخانه. آبشستگی موضعی، برداشت رسوبات از اطراف پایه‌ها و دیواره کناری پل می‌باشد. عبور جریان آب در اطراف پایه‌ها و دیواره کناری پل ممکن است چاله‌ای در این محل حفر کند که چاله آبشستگی^۱ نامیده می‌شود (شکل ۱-۱). آبشستگی همگرا ناشی از شتاب جریان در تنگ‌شدگی‌های رودخانه است. در محل احداث پل معمولاً عرض رودخانه نسبت به عرض طبیعی آن کاهش یافته و این عمل موجب افزایش سرعت جریان و در نتیجه افزایش ظرفیت حمل رسوب می‌شود. آبشستگی ناشی از فرسایش کف رودخانه، برداشت کلی رسوبات از بستر رودخانه بوسیله جریان می‌باشد. برداشت رسوبات و گود شدن تدریجی کف رودخانه فرآیندهای طبیعی هستند، اما ممکن است با گذشت زمان مقدار زیادی رسوب از کف برداشته شود (دنگ و کای^۲، ۲۰۱۰).

^۱-Scour hole

^۲-Deng & Cai (2010)



شکل ۱-۱ آبشستگی در محل پل

۲-۱ اهمیت بررسی پدیده آبشستگی

همه ساله پل‌های بسیاری در اثر سیلاب‌هایی که در رودخانه‌ها رخ می‌دهند، درست در زمانی که بیشترین نیاز به آن‌ها وجود دارد، تخریب می‌گردند و دسترسی و امداد رسانی به مناطق سیل زده را با مشکل مواجه می‌سازد که بیانگر اهمیت بررسی این پدیده می‌باشد. با توجه به اینکه تخمین دقیق عمق آبشستگی اطراف پایه‌های پل، برای یک طراحی مطمئن ضروری می‌باشد، در چند دهه اخیر تحقیقات زیادی در زمینه پدیده آبشستگی در محل پایه‌های پل انجام شده است، ولی به دلیل پیچیدگی اندرکنش موج - جریان، تاکنون روش‌های تحلیلی و تئوری دقیقی جهت محاسبه‌ی آبشستگی در مجاورت پل‌های واقع بر رودخانه‌ها ارائه نشده و بیشتر تأکید روی نتایج آزمایشگاهی و تجربی استوار بوده است، این در حالی است که با استفاده از مدل‌های عددی می‌توان به طور دقیق‌تری میزان آبشستگی را تخمین زد و به میزان تأثیر احداث یک سازه‌ی ساحلی بر روی میزان آبشستگی پی برد (قوامی و همکاران ۱۳۸۵). تعیین عمق آبشستگی از این جهت دارای اهمیت است که اولاً بیان‌گر میزان پتانسیل تخریب جریان در اطراف سازه بوده و ثانیاً در طراحی ابعاد پی سازه‌هایی که در معرض برخورد آب قرار دارند نقش بسیار مهمی را ایفا می‌نماید. به‌طور کلی می‌توان روش‌های پیش‌بینی آبشستگی را به دو دسته طبقه‌بندی کرد: (۱) پیش‌بینی میزان آبشستگی با استفاده از معادلات تجربی. (۲) پیش‌بینی آبشستگی با استفاده از روش‌هایی چون شبکه

عصبی و منطق فازی. همچنین در چند دهه اخیر به دلیل پیچیدگی اندرکنش جریان در اطراف پایه‌ها و بستر فرسایش‌پذیر اطراف آن، مدل‌های عددی برای مطالعه آبشستگی توسعه یافته‌اند (دنگ و کای، ۲۰۱۰).

۳-۱ هدف از انجام مطالعه حاضر

در این تحقیق، عملکرد شبکه‌های عصبی مصنوعی برای پیش‌بینی آبشستگی در محل پایه‌های پل مورد بررسی و ارزیابی قرار می‌گیرد. هوش مصنوعی علمی نو و تازه پا می‌باشد و توسعه روز افزون آن غیر قابل انکار است. از آنجایی که روش‌های مختلف شبکه‌های عصبی مصنوعی در زمینه آبشستگی پایه پل مورد ارزیابی قرار گرفته است، تصمیم گرفته شد تا روش‌های جدید و توسعه یافته آن مورد بررسی قرار گیرند.

۴-۱ ساختار پایان‌نامه

این پایان‌نامه شامل پنج فصل است که به شرح زیر می‌باشد:

- فصل اول، مقدمه و هدف بوده و در آن اهمیت تحقیق به طور خلاصه مورد بررسی قرار گرفته است.
- فصل دوم، پدیده آبشستگی و بویژه آبشستگی موضعی در محل پایه‌های پل مورد بحث قرار خواهد گرفت. در این فصل شرایط جریان در اطراف پایه‌های پل و مکانیزم آبشستگی در این محل بررسی می‌شود. در ادامه، معادلات تجربی برآورد عمق آبشستگی با در نظر گرفتن پارامترهای مؤثر بر آن توضیح داده خواهد شد و به معرفی تعدادی از مدل‌های عددی در زمینه آبشستگی که بیشتر مورد استفاده قرار می‌گیرد، پرداخته است. همچنین پاره‌ای از تحقیقات انجام شده با استفاده از این مدل‌ها در ادامه این فصل آمده است.
- فصل سوم، به معرفی ساختار شبکه‌های عصبی، انواع آن و الگوریتم‌های آموزش اختصاص داده شده است، در ادامه معرفی دو شبکه جدید وزن‌دار شعاع مبنا و ترکیب شبکه‌های عصبی مصنوعی چند لایه اختصاص داده شده است.

- در فصل چهارم به معرفی داده‌های مورد استفاده در این تحقیق، نتایج حاصل از مدل‌های شبکه‌های عصبی، مقایسه آنها با یکدیگر و روابط تجربی پرداخته شده است.
- در فصل پنجم، جمع بندی کارهای انجام شده در این تحقیق، شامل ارزیابی مدل‌های توسعه یافته هوشمند، بررسی روابط تجربی و مقایسه این مدل‌ها و روابط با استفاده از داده‌های آزمایشگاهی و آمار صحرایی و همچنین پیشنهاداتی برای ادامه این تحقیق ارائه شده است.

فصل دوم

فصل دوم پدیده‌ی آبشستگی در محل پایه‌های پل و مدل‌های عددی مربوطه

۱-۲ مقدمه

سازه‌های آبی که الگوی جریان را در اطراف خود تغییر می‌دهند، ممکن است موجب بروز آبشستگی محلی شوند، زیرا تغییر ویژگی‌های جریان (سرعت و یا آشفتگی) به تغییر ظرفیت حمل رسوب می‌انجامد که این خود به عدم تعادل بین ظرفیت واقعی حمل رسوب و ظرفیتی که جریان رسوب را حمل می‌کند، منجر می‌شود. نهایتاً به دنبال شرایط هیدرولیکی تطبیق یافته با آشفتگی، ممکن است تعادل جدیدی بوجود آید. به‌طور کلی آبشستگی به موارد زیر اطلاق می‌شود:

- فرسایش بستر و کناره آبراهه در اثر عبور جریان
- فرسایش بستر در پایین دست سازه‌های هیدرولیکی به علت شدت جریان زیاد
- فرسایش بستر در اثر بوجود آمدن جریان‌های متلاطم موضعی

عمق ناشی از فرسایش بستر به بستر اولیه را عمق آبشستگی می‌نامند. از آنجایی که مکانیزم عمل آبشستگی در مکان‌های مختلف متفاوت می‌باشد، از این رو آبشستگی را به دو نوع تقسیم می‌کنند، نوع اول را آبشستگی همگرا^۱ می‌نامند. این نوع آبشستگی در مکان‌هایی رخ می‌دهد که سرعت جریان به دلایلی افزایش می‌یابد، به طور مثال کاهش مقطع رودخانه در محل پل‌ها. نوع دیگر آبشستگی، آبشستگی موضعی^۲ می‌باشد که در پایین دست سازه‌های هیدرولیکی، در محل پایه‌های پل و به‌طور کلی هر مکانی که شدت جریان‌های متلاطم بطور موضعی افزایش یابد، بوجود می‌آید.

در مطالعات آبشستگی از دو اصطلاح آب زلال^۳ و بستر متحرک^۴ استفاده می‌شود. اصطلاح اول به

^۱-Contraction Scour

^۲-Local Scour

^۳-Clear water scour

^۴-Live-bed scour

شرایطی اطلاق می‌شود که حرکت رسوب از بالادست محل آبشستگی وجود ندارد، به عبارت دیگر شرایط جریان در رودخانه و یا فلوم آزمایشگاهی کمتر از شرایط آستانه حرکت می‌باشد، لذا رسوب منتقل نمی‌شود. در شرایط بستر متحرک شرایط انتقال رسوب از بالادست فراهم بوده، به‌طوری‌که این رسوبات از بستر رودخانه در بالادست تأمین می‌شود و یا در بالادست محل آبشستگی، رسوب تزریق می‌گردد، این شرایطی است که بیشتر در فلوم‌های آزمایشگاهی مشاهده می‌شود. در این شرایط بخشی از رسوبات بالادست وارد حفره‌ی آبشستگی شده و در نتیجه عمق آبشستگی نسبت به زمان کم و یا زیاد می‌شود. اصولاً حداکثر عمق آبشستگی در شرایط آب زلال بیشتر از شرایط بستر متحرک می‌باشد. از این رو در جهت ضریب اطمینان اکثر مطالعات آزمایشگاهی در خصوص عمق آبشستگی، در شرایط آب زلال انجام می‌شود؛ مگر اینکه شرایط بستر زنده (متحرک) تأکید شود (شفاعی، ۱۳۸۷).

۲-۲ آبشستگی پایه پل

مهندسين رودخانه بنا به دلايل زير به گذرگاه‌های پل‌ها اهميت می‌دهند:

- ۱- انتخاب سنجیده موقعیت پل جهت به حداقل رسانیدن هزینه‌های کل آن.
 - ۲- حفاظت در برابر شکست‌های احتمالی سازه به خاطر آبشستگی خاکریزها و پایه‌ها.
- محل تقاطع پل با رودخانه باید ترجیحاً در بازه‌های مستقیم و یا در خم‌های پایدار بدون مهاجرت جانبی انتخاب شود. مکان‌هایی با سیلابدشت کم عرض، رخنمون‌های سنگی^۱ و یا پرتگاه‌های بلند موقعیت‌های مناسبی برای عبور پل‌ها هستند. مسیرهای مستقیم بیشتر به جهت اجتناب از مسائلی نظیر مهاجرت‌های جانبی و آبشستگی عمیق در خم‌ها انتخاب می‌شوند.

حفاظت از خاکریزها و پایه‌های پل در برابر آبشستگی مستلزم در نظر گرفتن مسائل زیر است:

۱- آبشستگی عمومی^۲

^۱-Rock outcrops

^۲-General scour

۲- آبشستگی ناشی از تنگ‌شدگی^۱

۳- آبشستگی پایه کناری^۲

۴- آبشستگی پایه پل^۳

انواع آبشستگی مختصراً توضیح داده خواهد شد.

۲-۲-۱ آبشستگی عمومی^۴

افزایش یا کاهش تراز فزاینده را می‌توان به تغییرات رژیم رودخانه در نتیجه فرآیندهای طبیعی و یا فعالیت‌های انسانی در رودخانه و یا حوضه آبریز نسبت داد. عوامل مؤثر در تغییرات بستر رودخانه عبارتند از:

۱- مخازن و سدها در بالادست و یا پایین‌دست موقعیت پل

۲- تغییرات در کاربری حوضه‌ی آبریز نظیر جنگل‌زدایی و توسعه شهری

۳- تثبیت و اصلاح رودخانه

۴- احداث میانبرهای مصنوعی و طبیعی در خم یک پیچانرود

۵- تغییرات تراز مبنا در پایین‌دست بازه پل از جمله ایجاد خندق‌ها

۶- استخراج شن از بستر رودخانه

۷- انحراف آب به داخل و یا خارج از رودخانه

۸- مهاجرت جانبی خم رودخانه

۹- جا به جایی خط‌القعر در یک رودخانه شریانی

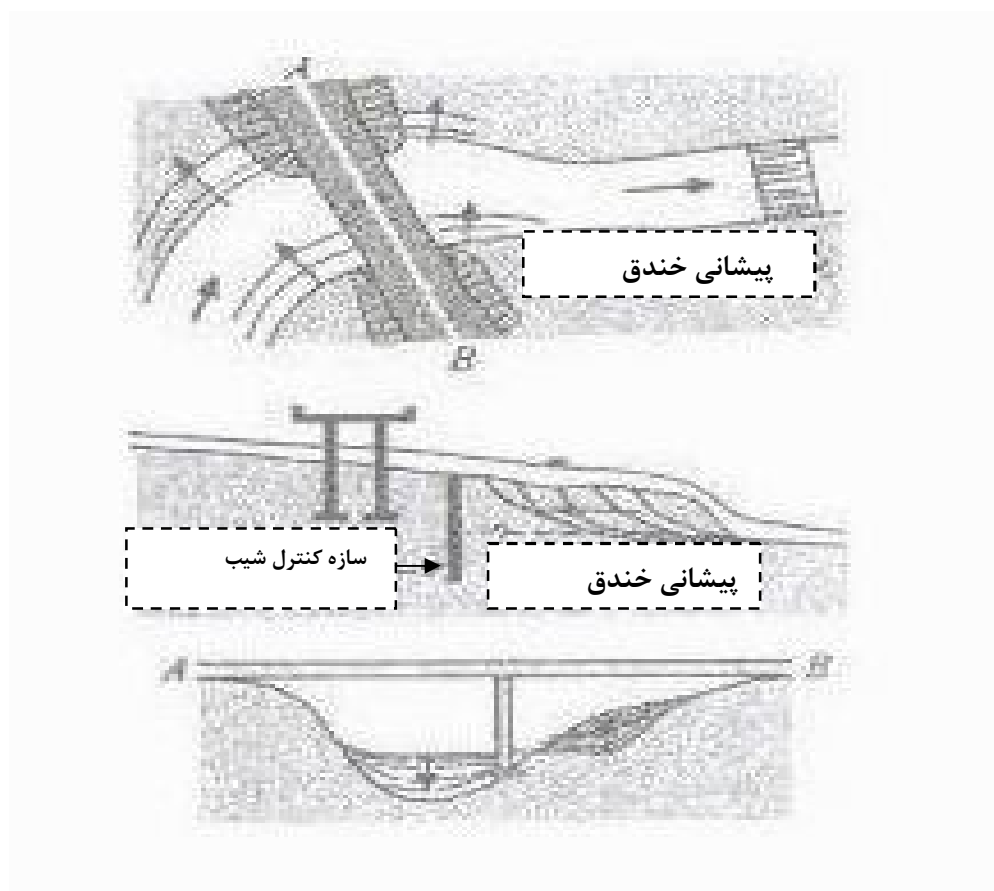
¹-Contaction scour

²-Abutment scour

³-Pier scour

⁴-General scour

هنگامی که آبشستگی عمومی مهم به نظر می‌رسد، اغلب بهتر است که یک سازه کنترل شیب در پایین دست تقاطع با پل احداث شود. هدف این سازه، تنظیم تراز بستر در محل پل و حفاظت جناحین و پایه‌های پل می‌باشد (شکل ۱-۲).



شکل ۱-۲ گذرگاه پل

۲-۲-۲ آبشستگی ناشی از تنگ‌شدگی^۱

در محل احداث پل، معمولاً عرض رودخانه کاهش می‌یابد. این عمل باعث افزایش سرعت جریان و در نتیجه اضافه شدن ظرفیت حمل رسوب خواهد شد. افزایش ظرفیت حمل رسوب سبب می‌شود سطح مقطع جریان آنقدر افزایش یابد تا ظرفیت حمل رسوب کاهش یافته و برابر با ظرفیت حمل رسوب در مقاطع بالادست محل پل گردد. در این حالت فرسایش در این محل متوقف می‌گردد. این نوع آبشستگی ناشی از شتاب جریان در تنگ‌شدگی‌های رودخانه است. اگر عرض مقطع رودخانه W_1 ، عمق جریان نزدیک

^۱-Contaction scour

به تنگ‌شدگی h_1 ، سرعت متوسط جریان v_1 و نرخ انتقال رسوب در واحد عرض qs_1 باشد، مقدار دبی کل انتقال رسوب w_1qs_1 و دبی کل جریان $Q_1 = W_1q_1$ می‌شود. با نوشتن معادله پیوستگی بین مقطع ۱ و مقطع تنگ شده ۲ مقدار دبی در واحد عرض مقطع تنگ‌شده بدست می‌آید:

$$q_2 = \frac{w_1}{w_2} q_1 \quad (1-2)$$

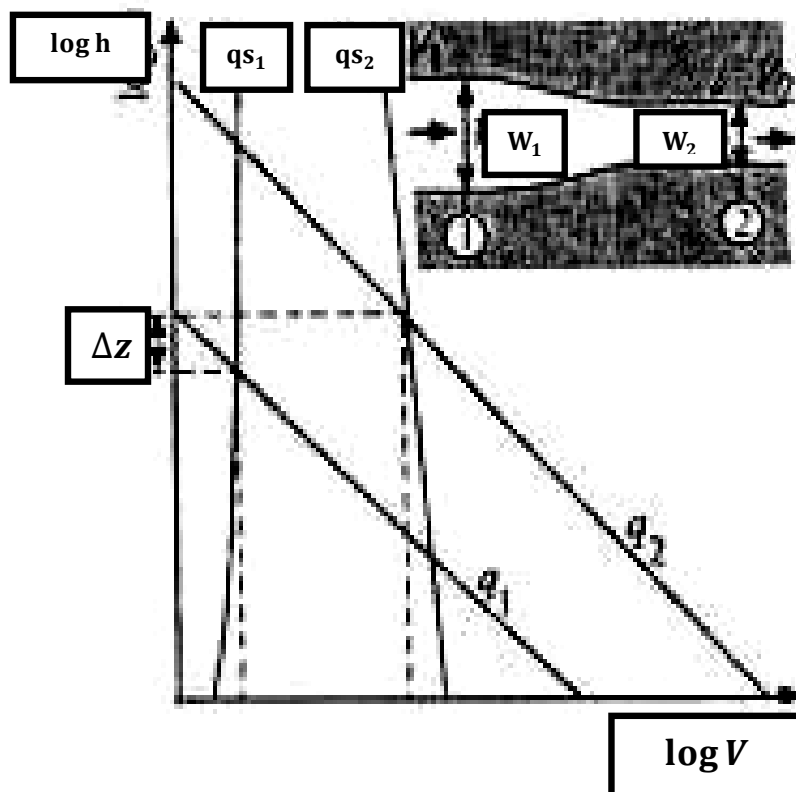
که در آنجا $q_1 = h_1 v_1$ و $q_2 = h_2 v_2$ است. نرخ انتقال رسوب نیز در مقطع تنگ‌شده پس از رسیدن به حالت تعادل بدست می‌آید:

$$qs_2 = \frac{w_1}{w_2} qs_1 \quad (2-2)$$

با مراجعه به شکل ۲-۲ عمق آبشستگی ناشی از تنگ‌شدگی، ΔZ ، برابر است با:

$$\Delta Z = h_2 - h_1 \quad (3-2)$$

از رابطه (۳-۲) متوسط عمق آبشستگی در عرض مقطع تنگ‌شده‌ی متقارن بدست می‌آید. هنگامی که تنها یک طرف مقطع تنگ می‌شود باید از رابطه آبشستگی پایه پل استفاده کرد.



شکل ۲-۲ آبشستگی ناشی از تنگ شدگی

۳-۲-۲ آبشستگی پایه کناری پل^۱

پایه‌های کناری پل همچون آب‌شکن‌ها می‌توانند اشکال مختلفی داشته باشند و با زوایای متفاوتی نسبت به جهت جریان احداث شوند. مطابق شکل ۳-۲ معمولاً لبه پایه‌های کناری خاکی یا پاره‌سنگی شیب‌دار^۲ هستند. فرسایش موضعی در پایه‌های کناری، به مقدار جریانی بستگی دارد که در برخورد با پایه کناری قرار می‌گیرد. عمق تعادلی آبشستگی بستر فعال، در مجاورت پایه کناری شیب‌دار، در جریان زیر-بحرانی عبارت است از (جعفر زاده، ۱۳۸۷) :

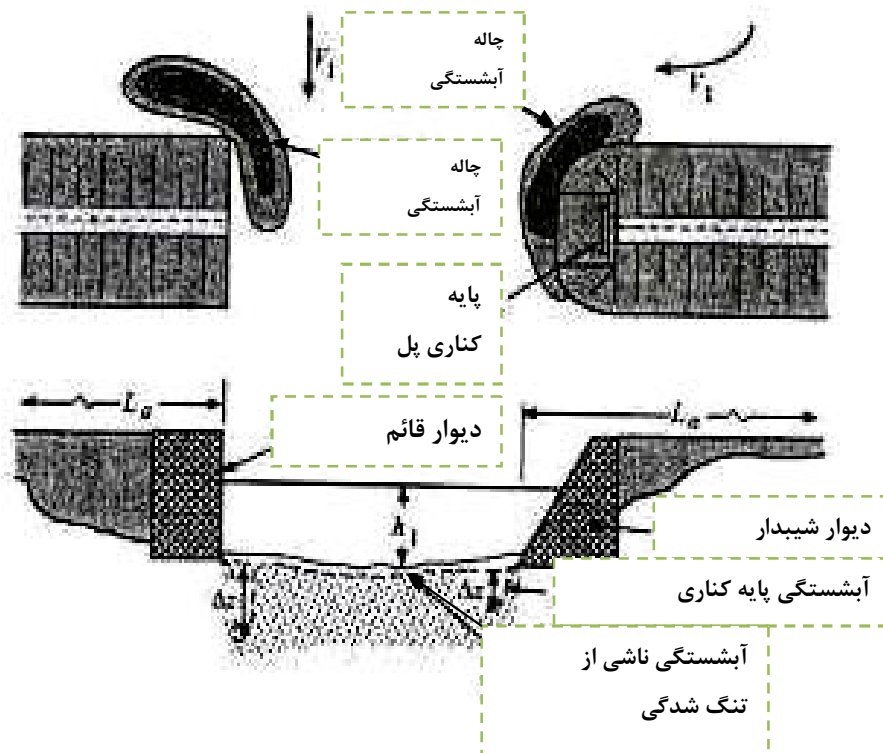
$$\frac{\Delta z}{h_1} = 1.1 \left(\frac{L_a}{h_1} \right)^{0.4} Fr_1^{0.33} \quad (۴-۲)$$

Δz عمق آبشستگی، h_1 عمق متوسط جریان در بالادست، L_a طول پایه کناری یا خاکریز، عمود بر

^۱-Abutment scour

^۲-Spillthrough

ساحل رودخانه تا محل تلاقی سیل طرح تا ساحل و $Fr_1 = \frac{V_1}{\sqrt{gh_1}}$ عدد فرود در بالادست است.



شکل ۲-۳ آبستگي پایه کناری پل

در صورتی که دیوارهای پایه کناری در جهت‌های موازی و عمود بر جریان باشند، چاله آبستگي تقریباً دو برابر فرمول (۲-۴) می‌شود (جعفر زاده، ۱۳۸۷).

$$\frac{\Delta z}{h_1} = 2.15 \left(\frac{L_a}{h_1} \right)^{0.4} Fr_1^{0.33} \quad (2-5)$$

۲-۲-۴ آبستگي موضعي پایه‌های پل^۱

پایه‌های پل موجب فشردگی افقی جریان در رودخانه می‌شوند که مشابه تأثیر تکیه‌گاه‌ها می‌باشد. اگر پایه‌ای بطور عمودی در بستر رودخانه قرار گرفته باشد جریان آب در اطراف آن متلاطم شده، یک سلسله جریان‌های گردابی را ایجاد می‌کند. این سیستم‌های گردابی^۲ عامل اصلی آبستگي به حساب می‌آیند که در

^۱-Pier scour

^۲-Vortex system

دراز مدت باعث ایجاد حفره در محل پایه پل شده و ممکن است موجب ریزش پل گردد. آبشستگی در اطراف یک پایه پل معمولاً فرآیندی نسبتاً سریع می‌باشد. بسته به نوع پایه و شرایط جریان، سیستم گردابی ممکن است ترکیبی از یک یا چند نوع از سیستم‌های زیر باشد (شفاعی، ۱۳۸۷).

۱- سیستم گردابی نعل اسبی^۱

۲- سیستم گردابی شیاری^۲

۳- سیستم گردابی دنباله‌دار^۳

۴- سیستم گردابی رو به پایین^۴

۵- سیستم گردابی موج کمائی^۵

۲-۳ مکانیزم آبشستگی

عامل اولیه‌ی آبشستگی موضعی پایه‌ی پل جریان رو به پایینی است که نظیر یک جت عمودی عمل می‌کند و مواد کناره پایه پل را بلند کرده و جریان معمولی آب آن را می‌شوید. سیستم اصلی گردابی که به تشکیل حفره‌های آبشستگی کمک می‌کند، از برخورد جریان به جلو پایه و انحراف آن به طرف پایین ایجاد می‌شود. جریان رو به پایین پس از برخورد به بستر رودخانه در جلو پایه گودالی را حفر می‌کند که در داخل این گودال جریان چرخشی ایجاد شده و به تدریج عمق حفره اضافه می‌شود. جریان چرخشی در جلو پایه به دو طرف پایه نیز امتداد می‌یابد و شکلی به خود می‌گیرد که در پلان شبیه نعل اسب است (شکل ۲-۴)، از این رو به آن گرداب نعل اسبی گفته می‌شود (زراتی، ۱۳۸۱).

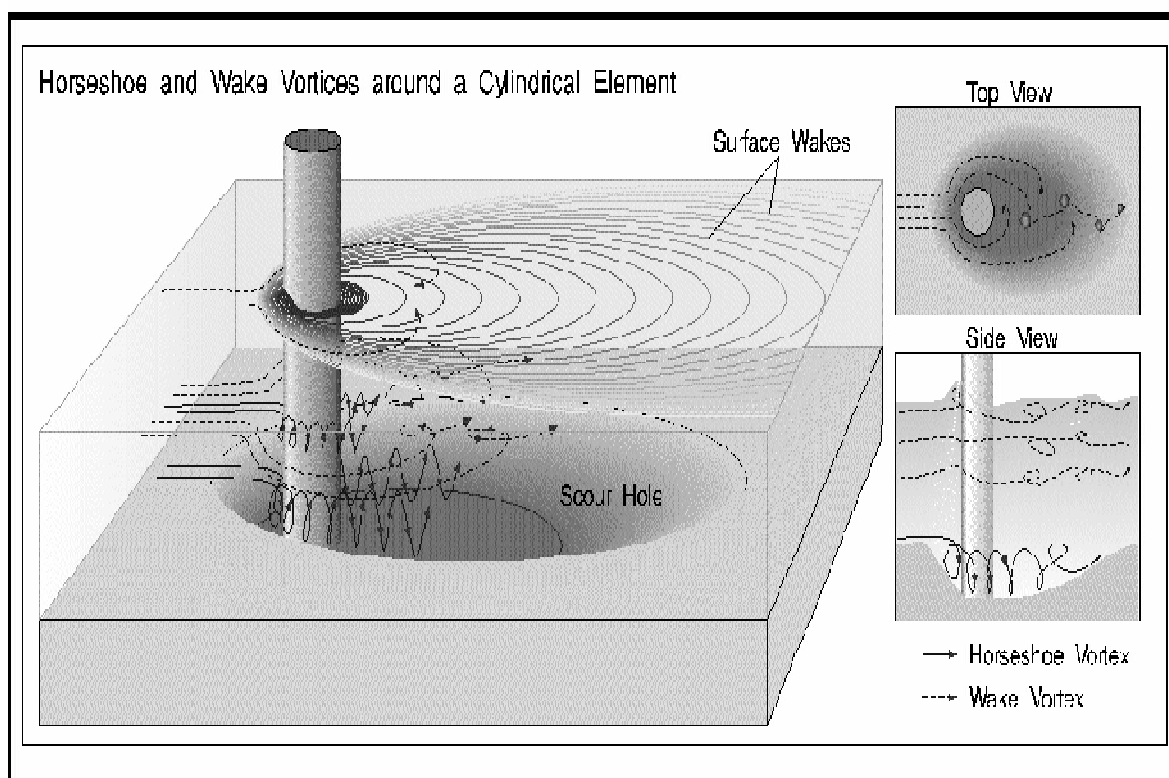
^۱-Horsehoe vortex

^۲-Wake vortex

^۳-Trailing vortex

^۴-Down flow

^۵-Down wave



شکل ۲-۴ سیستم گردابی در محل پایه پل

طبق نظر بعضی از محققین، این سیستم در ابتدا کوچک و قدرت آن‌ها ضعیف است ولی پس از تشکیل حفره آبشستگی سیستم جریان نعل اسبی از لحاظ اندازه و قدرت رشد می‌کند. با افزایش عمق آبشستگی (گود شدن حفره)، مقدار جریان رو به پایین در نزدیکی کف حفره کاهش یافته و زمانی که قدرت نیروهای محرک تقریباً برابر با قدرت نیروهای مقاوم (وزن اشباع ذره) گردید، آبشستگی متوقف می‌شود. اندازه و قدرت سیستم‌های گردابی به شکل پایه و سرعت آب بستگی دارد. در پایه‌هایی که به صورت آئروپنماتیکی ساخته می‌شوند، جداسازی جریان و در نتیجه میزان آبشستگی موضعی به شدت کاهش می‌یابد. در حالی که در پایه‌های مستطیل شکل میزان آبشستگی موضعی از همه بیشتر است، زیرا میزان سطح گردابی شیار به علت افزایش جداسازی خطوط جریان زیاد می‌شود. بنابراین می‌توان گفت که آبشستگی محلی در اطراف پایه‌های پل شدیداً به هندسه پایه بستگی دارد. آبشستگی در اطراف پایه‌های پل معمولاً فرآیند نسبتاً سریعی می‌باشد. از این روست که اغلب پژوهشگران به تعیین عمق آبشستگی در مرحله تعادل متمایل هستند (شفاعی، ۱۳۸۷).

۲-۴ عمق آبشستگی متعادل^۱

عمق حفره آبشستگی تا رسیدن به وضعیت تعادل افزایش می‌یابد. عمق تعادل حفره‌ی آبشستگی

به شرایط زیر بستگی دارد:

الف) آبشستگی در آب صاف، در این حالت حرکت بستر فقط در اطراف پایه‌ها وجود داشته و هیچ‌گونه رسوبی در داخل رودخانه حمل نمی‌شود. در این حالت عمق تعادل زمانی ایجاد می‌شود که تنش‌های روی سطح حفره قادر به حرکت دادن دانه‌ها نباشد.

ب) آبشستگی با حمل رسوب، در این حالت جریان در رودخانه حاوی رسوب بوده و عمق تعادل زمانی ایجاد می‌شود که میزان رسوب ورودی به حفره آبشستگی برابر با میزان رسوب خروجی از آن باشد، یعنی نرخ انتقال رسوب ورودی و خروجی چاله آبشستگی برابر شود.

حداکثر عمق آبشستگی زمانی بوجود می‌آید که بستر رودخانه در آستانه حرکت باشد، این حالت مرز بین حالت آب صاف و حمل رسوب می‌باشد. آستانه حرکت ذرات بستر در شرایطی ایجاد می‌شود که سرعت متوسط جریان در بالادست محل پل برابر سرعت آستانه حرکت ذرات بستر U_0 باشد (شکل ۲-۵). برای اینکه معلوم شود آیا بستر رودخانه در حال حرکت است و یا جریان آب صاف در آن وجود دارد می‌توان از شکل ۲-۶ استفاده کرد. این منحنی رابطه بین عدد رینولدز دانه‌های بستر و عدد حرکت دانه‌ها^۲ یا فاکتور حمل که اولین بارتوسط شیلدز^۳ بدست آمده است را نشان می‌دهد. این منحنی بعداً توسط ایکرز و وایت^۴ کامل شد. چنانچه نقطه معرف شرایط جریان در زیر منحنی قرار گیرد، بستر رودخانه ثابت است ولی اگر نقطه در بالای منحنی قرار گرفت، حمل رسوب در رودخانه وجود خواهد داشت. شرایط جریان در روی منحنی نشان دهنده آستانه حرکت ذرات بستر می‌باشد. عدد حرکت دانه‌ها F_E به صورت رابطه (۲-۶) تعریف می‌شود:

^۱-Equilibrium depth of scour

^۲-Particle entrainment function

^۳-Sheilds

^۴-Ackerc & White

$$F_E = \frac{RS}{D(s-1)} \quad (6-2)$$

که R شعاع هیدرولیکی به متر، S شیب کف، D نماینده اندازه ذرات (معمولاً D_{50}) به متر و s چگالی نسبی ذرات بستر می‌باشد. برای آبراهه‌های عریض می‌توان این رابطه را به تقریبی زیر نوشت:

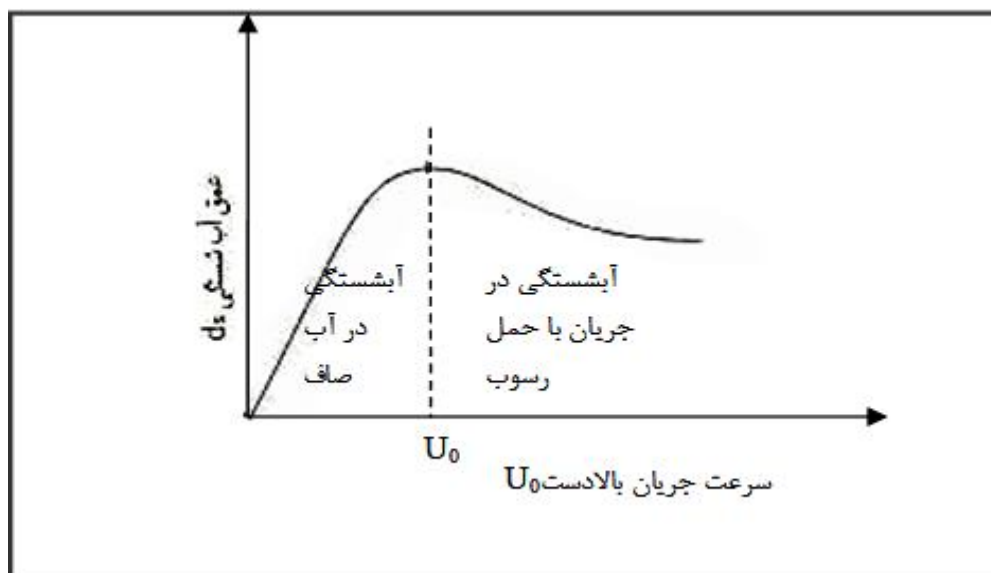
$$F_E = \frac{\gamma S}{D(s-1)} \quad (7-2)$$

که عمق جریان است. عدد رینولدز دانه‌های بستریه صورت زیر تعریف می‌شود:

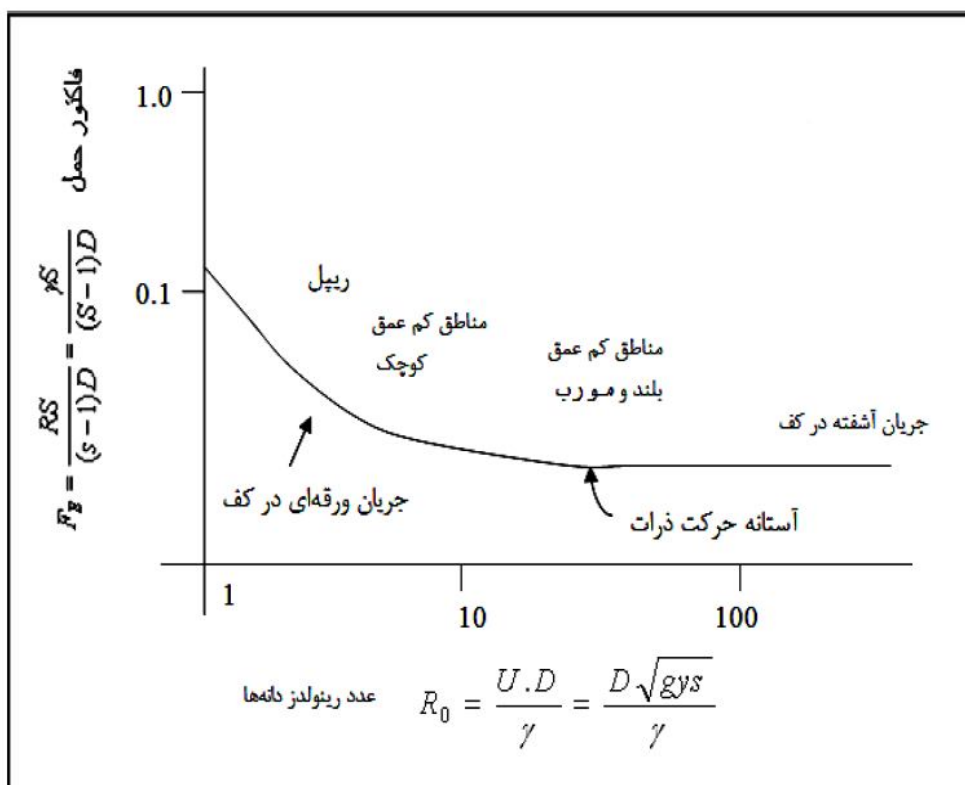
$$R_* = \frac{U_* D}{\nu} \quad (8-2)$$

که در این رابطه U_* سرعت برشی بر حسب متر بر ثانیه و ν لزجت سینماتیک بر حسب مترمربع بر ثانیه است. در آبراهه‌های عریض می‌توان رابطه بالا را به صورت زیر تقریب زد (زراتی، ۱۳۸۱):

$$R_* = \frac{D\sqrt{gys}}{\nu} \quad (9-2)$$



شکل ۵-۲ تغییرات عمق آبشستگی با سرعت جریان بالادست



شکل ۲-۶ آستانه حرکت ذرات بستر

تأثیر شالوده پایه^۱ و یا زیرسری شمع^۲ بر مقدار آبشستگی موضعی پایه دقیقاً مشخص نشده است. تحت شرایط خاصی فونداسیون ممکن است از شدت گردابه‌های نعل اسبی کم کرده، عمق آبشستگی را کاهش دهد. در سایر حالاتی که فونداسیون از بستر رودخانه بیرون زده و در جریان آب قرار گرفته باشد، عرض مؤثر پایه پل کاهش یافته، به عمق آبشستگی محلی اضافه می‌شود. معمولاً اگر شالوده پایه کمی بالاتر و یا پایین‌تر از بستر باشد، عرض پایه ملاک محاسبات قرار می‌گیرد. از عرض شالوده هنگامی که کاملاً بالاتر از بستر رودخانه باشد و یا آبشستگی عمومی در بستر رودخانه رخ دهد، استفاده می‌شود.

به عنوان یک قانون تخمین کلی، عمق آبشستگی دو برابر عرض پایه پل است. در رودخانه‌های مملو از مواد واریزه‌ای و هنگامی که احتمال یخ‌گرفتگی^۳ مسیر در محدوده‌ی پل وجود دارد، آبشستگی موضعی واقعی بسیار بیشتر از مقادیر محاسباتی می‌شود. یخ و واریزه‌ها، فشارهای دینامیکی و استاتیکی تا

^۱-Pier footing

^۲-Pier cap

^۳-Ice jam

۲۰۰ پاسکال بر پایه پل وارد می‌کنند. این نیروها بیشتر از نیروهای دینامیکی و استاتیکی هستند که از عبور و مرور وسایط نقلیه بر پل و یا عبور جریان آب بر پایه پل اعمال می‌شوند. در صورتی که اطراف پایه پل با سنگ پوشش شود، از عمق آبشستگی کم می‌شود. ضخامت پوشش سنگریزه، باید دو برابر قطر ذرات باشد و سطح پوشش باید به اندازه‌ی ۱/۵ تا ۶ برابر عرض پایه گسترش پیدا کند (جعفرزاده، ۱۳۸۷).

۲-۵ بررسی متغیرهای مؤثر بر آبشستگی محلی پایه پل

در طراحی پی پایه پل، پیش‌بینی حداکثر عمق آبشستگی ضروری است. پارامترهای زیادی بر الگوی جریان و فرآیند آبشستگی محلی در اطراف پایه‌های پل مؤثرند. متغیرهای مؤثر بر روی آبشستگی محلی را می‌توان به چهار گروه تقسیم کرد (مولیناس، ۱۹۸۸).

۱- پارامترهای مربوط به سیال:

دانسیته سیال (ρ) و لزجت سینماتیک (ν)

۲- عوامل هیدرولیکی جریان :

عمق جریان در بالادست (d_0) و سرعت متوسط جریان (u_0)

۳- متغیرهای پل:

- ابعاد پایه (قطر پایه (b) یا عرض پایه عمود بر جریان آب، طول پایه (L) در جهت جریان آب)
- شکل پایه (شکل پایه در برش افقی: گرد، مربعی، مستطیلی، بیضوی و دیگر شکل‌ها، شکل پایه در برش قائم: منشوری، هرمی، مخروطی)
- جهت پایه نسبت به جریان نزدیک شونده (زاویه محور پایه با جهت جریان (θ))
- تعداد و فضای خالی بین پایه‌ها (تک پایه و یا گروه پایه)
- سطح پایه (زبری و صافی آن)
- حفاظت پایه‌های پل

۴- پارامترهای مربوط به رسوب :

قطر و شکل ذرات (D_{50})، جرم واحد حجم مواد کف بستر (ρ_s) و توزیع دانه‌بندی مواد کف بستر (σ)

دانه‌بندی مصالح بستر را می‌توان با انحراف معیار هندسی آن (σ_g) مشخص ساخت ($\sigma_g = \frac{D_{84}}{D_{50}}$).

دانه‌بندی مصالح بستر، تعیین کننده شکل‌گیری لایه مسلح کننده (لایه جوشنی) است.

• ویژگی‌های چسبندگی (زاویه ایستایی (Φ) و ...)

مطالعه تأثیر تمامی این متغیرها بر روی آبشستگی، بطور همزمان، بسیار مشکل و حتی غیر ممکن است؛ لذا به منظور ایجاد رابطه‌ای کاربردی، عمق آبشستگی به عنوان تابعی از تعدادی از پارامترهای فوق در نظر گرفته شده و بصورت زیر نوشته می‌شود:

$$d_s = f(\rho, \mu, g, d_0, D_{50}, V_0, b, \sigma) \quad (10-2)$$

با بکار بردن نظریه باکینگهام، رابطه (۱۱-۲) برای تعیین عمق آبشستگی ارائه شده است

(بیات، ۱۳۷۹) :

$$\frac{d_s}{b} = f\left(\frac{u_* D_{50}}{d_0}, \frac{V_0^2}{g(G_s - 1)D_{50}}, \frac{d_0}{b}, \frac{D_{50}}{B}, \frac{V_0}{\sqrt{gd_0}}, \sigma\right) \quad (11-2)$$

در بررسی پارامترهای مؤثر بر فرآیند آبشستگی محلی در اطراف پایه‌های پل توجه به نکات زیر

ضروری به نظر می‌رسد:

• تأثیر خواص سیال بر فرآیند آبشستگی معمولاً بسیار کم اهمیت‌تر از تأثیر ویژگی‌های جریان می‌باشد.

- اندازه ذرات مصالح بستر در دامنه دانه‌بندی ماسه، تأثیر اندکی بر عمق آبشستگی دارد. ذرات بستر با اندازه بزرگتر که بوسیله جریان به حرکت درآیند، تأثیری بر عمق آبشستگی متعادل نخواهند داشت ولی بر زمان رسیدن به تعادل تأثیر دارند.
- در رودخانه‌هایی که فرم بستر تشکیل می‌شود، زبری بوجود آمده تعیین کننده عمق جریان و پروفیل قائم سرعت می‌باشد.
- سرعت جریان نیز بر فرآیند آبشستگی تأثیر دارد. هر چه سرعت بیشتر باشد، عمق آبشستگی بیشتر خواهد بود. در شرایط بستر فعال (آبشستگی با حرکت رسوب)، عمق آبشستگی بطور قابل ملاحظه‌ای با افزایش سرعت، اضافه نمی‌شود، زیرا تعادلی پویا بین خارج شدن رسوب از گودال و وارد شدن به آن، وجود دارد (بیات، ۱۳۷۹).

۲-۶ تخمین آبشستگی موضعی در اطراف پایه‌های پل

اندر کنش بین جریان و بستر رودخانه در اطراف پایه‌های پل بسیار پیچیده است. این موضوع نظر محققین بسیاری را به خود جلب کرده و عده زیادی تلاش کرده‌اند با استفاده از نتایج آزمایشگاهی و مطالعات صحرایی، معادلات تجربی و نیمه تجربی برای تخمین حداکثر عمق آبشستگی بدست آورند.

از جمله این معادلات می‌توان به معادلات لارسن و تاچ (۱۹۵۶)، نیل (۱۹۶۴)، شن و همکاران (۱۹۶۹)، جین و فیشر (۱۹۷۹)، بروزرز (۱۹۷۷)، ملویل و ساترلند (۱۹۸۸)، فروهلیچ (۱۹۸۹)، ریچاردسون و دیویس (۱۹۹۵)، ملویل (۱۹۹۷)، شپارد و میلر (۲۰۰۶)، لای و همکاران (۲۰۰۸)، (دنگ و کای ۲۰۱۰). و... اشاره نمود. در ادامه تعدادی از معادلات آبشستگی بطور خلاصه معرفی می‌شود.

۲-۶-۱ روابط تجربی آبشستگی

لارسن و تاچ^۱ در سال ۱۹۵۶ با استفاده از داده‌های آزمایشگاهی بدست آمده رابطه زیر را پیشنهاد دادند:

$$\frac{d_s}{b} = 1.5 \left(\frac{y}{b} \right)^{0.3} \quad (12-2)$$

که در آن:

d_s : عمق آبشستگی نسبت به تراز کف بستر (m) ، y : عمق جریان در بالادست پایه (m) ، b : عرض پایه (m) .

بلنچ و اینگلیس^۲ در سال ۱۹۶۲ رابطه زیر را ارائه نمودند:

$$y_s = 1.8b^{0.25}y_0^{0.75} - y_0 \quad (13-2)$$

y_0 عمق جریان بالادست پایه پل است، y_s : عمق آبشستگی پایه پل و b : قطر پایه پل می‌باشد. (مولر و واگنر، ۲۰۰۵).

نیل^۳ در سال ۱۹۶۴ معادله زیر را که شکل توسعه یافته معادله لارسن و تاچ است، ارائه داد:

$$\frac{y_{se}}{D} = 1.35 \left(\frac{b}{D} \right)^{0.70} \quad (14-2)$$

در این معادله y_{se} عمق آبشستگی، D عمق متوسط جریان، b عرض پایه پل می‌باشد (جانسون، ۱۹۹۵).

شن^۴ و همکاران سال ۱۹۶۹ آبشستگی پایه پل در آب صاف را با فرض اینکه نیروی گردابه‌های

نعل اسبی تابعی از Ub/v است، به عدد رینولدز پایه نسبت دادند:

^۱-Laursen and Toch

^۲-Blench-Inglis equation (1962)

^۳-Neil(1969)

^۴-Shen equation (1969)

$$y_s = 0.00073 v^{-0.619} V_0^{0.619} b^{0.619} \quad (15-2)$$

۵: لزجت سینماتیک آب است، b : قطر پایه پل و V_0 سرعت جریان می باشد (گريد و همکاران، ۱۹۹۸).

هانکو^۱ در سال ۱۹۷۱ دو رابطه را برای محاسبه عمق آبشستگی موضعی ارائه کرد. رابطه اول که به Hancue-I مشهور است، که این رابطه هم برای شرایط بستر زنده و هم شرایط آب زلال کاربرد دارد.

$$\frac{d_s}{b} = 3.3 \left(\frac{d}{b} \right)^{0.2} \left(\frac{y}{b} \right)^{0.13} \quad (16-2)$$

که در آن، y : عمق جریان در بالادست پایه پل (m)، b : قطر پایه پل (m)، d : قطر ذرات بستر (mm) و d_s : عمق آبشستگی پایه پل می باشد (m).

رابطه دوم به Hancu-II مشهور است که این رابطه هم برای شرایط بستر زنده و هم شرایط آب زلال کاربرد دارد.

$$\frac{d_s}{b} = 2.42 \left(2 \frac{v}{v_c} - 1 \right) \left(\frac{v}{gb} \right)^{\frac{1}{3}} \quad (17-2)$$

v_c : سرعت بحرانی برای آغاز حرکت ذرات بستر ($\frac{m}{s}$)، g : شتاب ثقل ($\frac{m}{s^2}$) و b : عرض پایه (m).

هانکو مطالعات خود را بر روی پایه های دایره ای با قطر ۲ سانتیمتر تا ۲۰ سانتیمتر در یک بستر درشت دانه ($D_{50}=5mm$) انجام داد. رابطه Hancu-II زمانی اعتبار دارد که $\left(\frac{v_c^2}{gb} = 0.05 - 0.6 \right)$ باشد.

هانکو در سال (۱۹۷۱) رابطه زیر را برای محاسبه سرعت بحرانی و یا سرعتی که تحت آن ذره در حال حرکت می باشد ارائه نموده است.

^۱-Hancu

$$v_c = 1.2 \cdot g \cdot D_{50} \cdot \left(\frac{\rho_s - \rho}{D_{50}} \right)^{0.2} \quad (18-2)$$

طبق نظر هانکو، عمق آبشستگی تا کمی بالاتر از سرعت بحرانی (V_c) ثابت است. ولی در سرعت‌های کم یک رابطه خطی بین سرعت و آبشستگی وجود دارد. ضمناً اگر $\frac{y}{b} > 1$ باشد، تاثیر عمق آب ناچیز بوده و مقدار d_s به میزان رسوبات افزایش می‌یابد.

بروزرز در سال ۱۹۷۷ معادله زیر را برای برآورد عمق آبشستگی در محل پایه‌های پل ارائه داد:

$$y_s = bf \left(K_1 K_2 2 \tanh \left(\frac{y_0}{b} \right) \right)$$

$$f = 0 \text{ for } V/V_c \geq 0.5$$

$$f = 2(V/V_c) - 1 \text{ for } 0.5 < V/V_c \leq 1$$

$$f = 1 \text{ for } V/V_c > 1 \quad (19-2)$$

V_c در روابط فوق از رابطه (۲۰-۲) بدست می‌آید.

$$V_c = 1.2 \sqrt{g D_{50} [(\rho_s - \rho) / \rho]} (y / D_{50})^{0.2} \quad (20-2)$$

جین و فیشر^۱ در سال ۱۹۷۹ معادلاتی را برای آبشستگی در محل پایه‌های پل ارائه دادند که اساس آن تجربه‌های آزمایشگاهی می‌باشد (احمد، ۲۰۰۵). این معادلات عبارتند از:

اگر $Fr_1 - Fr_c > 2.0$ آنگاه برای محاسبه عمق آبشستگی از رابطه زیر استفاده می‌شود:

$$d_{se} = 2.0b (Fr_1 - Fr_c)^{0.25} \left(\frac{y}{b} \right)^{0.5} \quad (21-2)$$

اگر $Fr_1 - Fr_c < 0$ ، عمق آبشستگی برابر است با:

$$d_s = 1.85b \left(\frac{y}{b} \right)^{0.3} (Fr_c)^{0.25} \quad (22-2)$$

¹-Jain and Fisher equation (1979)

در صورتیکه $0 < Fr_1 - Fr_c < 2.0$ باشد، از دو مقدار فوق هر کدام بزرگتر بود به عنوان عمق آبشستگی در نظر گرفته می‌شود.

در این معادلات d_{se} : عمق آبشستگی، b : عرض پایه پل، y : عمق جریان در بالادست پایه پل، Fr_c : عدد فرود برای سرعت بحرانی می‌باشد.

فروهلچ^۱ در سال ۱۹۸۸ با استفاده از آمار صحرایی یک رابطه ارائه نمود، این معادله حاصل آنالیز داده‌های آبشستگی چند پل می‌باشد که از تحقیقات مختلف بدست آمده است. معادله فروهلچ به شکل زیر تعریف می‌گردد:

$$y_s = 0.32b\phi Fr_1^{0.2} \left(\frac{b_e}{b}\right)^{0.62} \left(\frac{y_0}{b}\right)^{0.46} \left(\frac{b}{D_{50}}\right)^{0.08} \quad (23-2)$$

y_0 و b ، y_s قبلاً تعریف شده‌اند.

ϕ : ضریب تصحیح بدون بعد است که با توجه به شکل دماغه پایه مشخص می‌شود، این ضریب برای دماغه مربعی $1/3$ ، برای دماغه گرد ۱ و برای دماغه تیز 0.7 در نظر گرفته می‌شود.

Fr_1 : عدد فرود در بالادست پایه پل و بدون بعد می‌باشد.

b_e : عرض پایه پل که برای جریان نزدیک شونده به پایه طراحی می‌شود و برحسب فوت می‌باشد.

D_{50} : اندازه ذره‌ای که ۵۰٪ ذرات بستر از آن کوچکترند و بر حسب فوت می‌باشد.

ملویل و ساترلند^۲ در سال ۱۹۸۸ رابطه‌ای را برای برآورد عمق آبشستگی در محل پایه‌های استوانه‌ای پل ارائه دادند. این رابطه بر اساس متغیرهای آزمایشگاهی گسترده‌ای استوار است که عبارتند از سرعت و

^۱-Froehlich equation (1988)

^۲-Melville and Sutherland (1988)

عمق جریان، اندازه ذرات رسوب، دانه‌بندی ذرات، اندازه و شکل پایه پل و جهت‌گیری جریان نسبت به پایه پل.

$$d_s = K_I K_d K_y K_a K_s b \quad (24-2)$$

K_I فاکتور شدت جریان، K_d فاکتور اندازه ذرات رسوب، K_y ضریب تصحیح عمق جریان، K_s ضریب مربوط به شکل پایه، K_a ضریب مربوط به زاویه تراز پایه، d_s عمق آبشستگی و b عرض پایه پل می‌باشد. مقادیر همه ضرایب با استفاده از معادلات و گراف‌های ارائه شده توسط ملویل و ساترلند بدست می‌آید (ملویل و ساترلند، ۱۹۸۸).

رابطه چینی اصلاح شده^۱ در سال ۱۹۹۳، این معادله آبشستگی پایه پل، بر اساس داده‌های صحرایی و آزمایشگاهی چین می‌باشد. با توجه به شرایط آبشستگی (آبشستگی در بستر متحرک و یا آبشستگی آب زلال) شکل معادله تغییر می‌کند. معادله چینی اصلاح شده برای آبشستگی با آب صاف به شکل زیر تعریف می‌شود (چایس و هولنیک، ۲۰۰۴):

$$y_s = 1.141 K_s b^{0.6} y_0^{0.15} D_m^{-0.07} \left(\frac{V_0 - V_{ic}}{V_c - V_{ic}} \right) \quad (25-2)$$

y_s : عمق آبشستگی

K_s : ضریب تصحیح شکل پایه پل که به صورت زیر در نظر گرفته می‌شود:

$K_s = 1.0$ پایه استوانه‌ای

$K_s = 0.8$ پایه‌هایی با دماغه گرد

$K_s = 0.66$ پایه‌هایی با دماغه تیز

^۱-Simplified chinese equation (1993)

b : عرض پایه پل بر حسب فوت، y_0 : عمق جریان در بالادست پایه پل، D_m : اندازه میانه ذرات بستر بر حسب فوت (می توان به جای آن از D_{50} استفاده کرد)، V_0 : سرعت نزدیک شدن جریان به پایه پل بر حسب فوت بر ثانیه و V_c : سرعت بحرانی و یا سرعت آستانه حرکت بر حسب فوت بر ثانیه.

اگر چگالی آب ۶۲/۴ پوند بر فوت مکعب و چگالی ویژه ذرات بستر ۲/۶۵ فرض شود، V_c به صورت زیر بیان می گردد:

$$V_c = 3.28 \left(\frac{y_0}{D_m} \right)^{0.4} \left(8.85 D_m + 6.05 E^{-7} \left[\frac{10 + 0.3048 y_0}{(0.3048 D_m)^{0.72}} \right] \right)^{0.5} \quad (2-26)$$

V_{ic} : سرعت نزدیک شدن به پایه پل بر حسب فوت بر ثانیه متناظر با سرعت بحرانی در پایه پل که به صورت زیر تعریف می شود:

$$V_{ic} = 0.645 \left(\frac{D_m}{b} \right)^{0.053} V_c \quad (2-27)$$

معادله چینی اصلاح شده برای بستر متحرک وقتی $V_0 > V_c$ باشد، به فرم زیر می باشد:

$$y_s = 1.141 K_s b^{0.6} y_0^{0.15} D_m^{-0.07} \left(\frac{V_0 - V_{ic}}{V_c - V_{ic}} \right)^c \quad (2-28)$$

توان c با استفاده از معادله زیر محاسبه می شود:

$$c = \left(\frac{V_c}{V_0} \right)^{8.20 + 2.23 \log D_m} \quad (2-29)$$

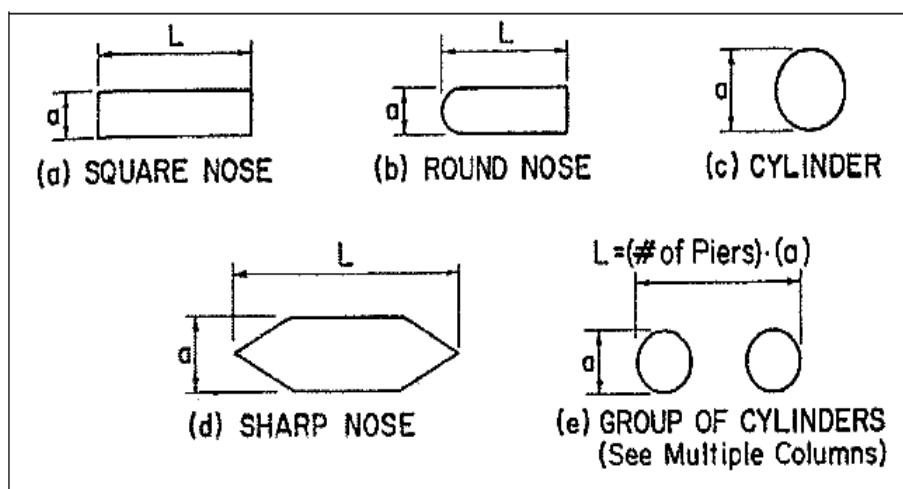
رابطه CSU حاکم بر آبشستگی ناشی از جریان در سال ۱۹۹۳ ارائه شد، این رابطه یکی از معروفترین معادلات محاسبه عمق آبشستگی می باشد، که توسط دانشگاه ایالتی کلرادو ارائه شده است. این معادله به صورت زیر ارائه شده است:

$$y_s = 2.0 y_0 K_1 K_2 \left(\frac{a}{y_0} \right)^{0.65} Fr_1^{0.43} \quad (2-30)$$

y_0 و y_s قبلاً تعریف شده اند.

a عرض پایه پل، K_1 ضریب تصحیح برای شکل پایه (شکل ۲-۷)، K_2 ضریب تصحیح برای زاویه

برخورد جریان با پایه و Fr_1 عدد فرود در بالادست پایه می‌باشد. ضرایب تصحیح k_1, k_2 در جداول جدول ۱-۲ و جدول جدول ۲-۲ آورده شده است.



شکل ۲-۷ شکل پایه‌های پل

جدول ۱-۲ ضریب تصحیح نوع پایه پل K_1

ضریب تصحیح K_1 بر اساس شکل دماغه پایه	
K_1	شکل دماغه پل
1.1	دماغه مستطیلی
1.0	دماغه گرد
1.0	پایه استوانه‌ای
1.0	گروه پایه استوانه‌ای
0.9	دماغه تیز

جدول ۲-۲: ضریب تصحیح زاویه جریان k_2 (a عرض پایه پل و L طول پایه پل)

L/a=12	L/a=8	L/a=4	زاویه برخورد
1.0	1.0	1.0	0
2.5	2.0	1.5	15
3.5	2.75	2.0	30
4.3	3.3	2.3	45
5.0	3.9	2.5	90

(اگر $L/a > 12$ باشد، مقدار L/a ، ۱۲ در نظر گرفته می‌شود.)

$$k_2 = [\cos \theta + (L/a) \sin \theta]^{0.65} \text{ و یا}$$

هنگامی که ذرات بستر در کف رودخانه حرکت می‌کنند، به متوسط عمق آبشستگی باید به اندازه-ی نصف ارتفاع تلماسه^۱ اضافه شود. در این صورت در رابطه CSU تغییرات کمی داده می‌شود تا اثرات فرم بستر تلماسه‌ای و کاهش آبشستگی به خاطر ایجاد لایه محافظ در کف منظور شود (جعفرزاده، ۱۳۸۷).

معادله HEC-18 در سال ۱۹۹۳ توسط جونز ارائه شد. مولر^۲ در سال ۱۹۹۶ ضریب تصحیح k_4 را برای معادله HEC-18 جونز نیز بصورت زیر پیشنهاد کرد:

$$K_4 = 0.4 \left(\frac{V_0 - V_{i50}}{V_{c50} - V_{i95}} \right)^{0.15} \quad (31-2)$$

که در آن V_{i95} سرعت نزدیک شدن به پایه‌های پل بر حسب متر بر ثانیه برای آبشستگی اولیه در محل پایه‌های پل و اندازه ذرات D_{95} می‌باشد.

مولر معادله‌ای برای تعیین سرعت بحرانی یا سرعت آستانه حرکت اندازه ذرات (D_{50}) ارائه داد که با معادله HEC-18 جونز کاملاً متفاوت است.

$$V_{c50} = 12.21 y_0^{1.6} D_{50}^{1.3} \quad (32-2)$$

^۱-Dune

^۲-HEC-18/Mueller equation (1995)

پارامتر V_{i95} مشابه V_{i50} در معادله (۳۳-۲) برآورد می‌گردد:

$$V_{i95} = 0.645 \left(\frac{D_{95}}{b} \right)^{0.053} V_{c95} \quad (33-2)$$

پارامتر V_{c95} مشابه در V_{c50} معادله (۳۴-۲) برآورد می‌گردد:

$$V_{c95} = 12.21 y_0^{1.6} D_{95}^{1.3} \quad (34-2)$$

بر اساس نظریه مولر و واگنر^۱ برای محاسبه D_{95} می‌توان از فرمول زیر استفاده نمود:

$$D_{95} = D_{50} \left(\frac{D_{84}}{D_{50}} \right)^{1.645} \quad (35-2)$$

ریچاردسون و دیویس (۲۰۰۱) مینیمم مقدار ضریب تصحیح K_4 در $HEC-18$ مولر را ۴/۰ پیشنهاد کردند. بر اساس نظریه استرلینگ جونز (۲۰۰۲) مقایسه مقادیر آبشستگی اندازه‌گیری شده با مقادیر آبشستگی محاسبه شده تنها زمانی صورت می‌گیرد که سرعت نزدیک شدن به پایه پل از ۴۰ درصد V_{i50} بیشتر باشد زیرا از لحاظ تئوری، ذرات بستر در سرعت‌های کوچکتر از این مقدار دچار آبشستگی نمی‌شوند (چایس و هولنیک، ۲۰۰۴).

در سال ۱۹۹۵ جونز^۲ معادله $HEC-18$ را به سبک دیگری ارائه نمود. اساس این معادله، رابطه ارائه شده توسط دانشگاه ایالتی کلرادو (CSU) می‌باشد (ریچاردسون و همکاران ۱۹۹۳). معادله $HEC-18$ جونز، ضریب تصحیح k_3 و k_4 را برای محاسبه آبشستگی در خود جای می‌دهد. ریچاردسون و دیویس^۳ (۱۹۹۵) معادله $HEC-18$ جونز را به شکل زیر ارائه دادند:

^۱-Mueller and Wagner

^۲-HEC-18/Jones equation(1995)

^۳-Richarson and Davis

$$y_s = 2.0y_0 K_1 K_2 K_3 K_4 \left(\frac{a}{y_0} \right)^{0.65} Fr_1^{0.43} \quad (2-36)$$

y_0 و y_s قبلا تعریف شده‌اند.

a عرض پایه پل، K_1 ضریب تصحیح برای شکل پایه، K_2 ضریب تصحیح برای زاویه برخورد جریان با پایه، K_3 ضریب تصحیح برای شرایط بستر (پستی و بلندی)، K_4 ضریب تصحیح برای ذرات بستر زبر، و Fr_1 عدد فرود در بالادست پایه می‌باشند. ضرایب تصحیح k_1, k_2 قبلا معرفی شده‌اند. مقادیر k_3 در جدول ۲-۳ آورده شده است. K_4 ضریب تصحیح برای ذرات درشت دانه بستر بوده و بدون بعد می‌باشد.

$$k_4 = \left[1 - 0.89(1 - V_R)^2 \right]^{0.5} \quad (2-37)$$

V_R نسبت سرعت است که بدون بعد بوده و به صورت زیر تعریف می‌شود:

$$V_R = \left(\frac{V_0 - V_{i50}}{V_{c90} - V_{i50}} \right) \quad (2-38)$$

V_0 قبلا تعریف شده است.

جدول ۲-۳ ضریب تصحیح برای شرایط بستر K_3

K_3	ارتفاع تلماسه (متر)	شرایط بستر
1.1	N/A	آبشستگی آب زلال
1.1	N/A	بستر صاف و پاد تلماسه
1.1	$0.6 \leq H < 3$	تلماسه‌های کوتاه
1.1-1.2	$3 \leq H < 9$	تلماسه‌های متوسط
1.3	$H \geq 9$	تلماسه‌های بزرگ

V_{i50} سرعت نزدیک شدن به پایه پل بر حسب فوت بر ثانیه برای آبخستگی اولیه و اندازه ذرات D_{50} و

برابر است با:

$$V_{i50} = 0.645 \left(\frac{D_{50}}{b} \right)^{0.053} V_{c50} \quad (39-2)$$

V_{C50} سرعت بحرانی بر حسب فوت بر ثانیه برای آستانه حرکت اندازه ذرات D_{50}

$$V_{c50} = 11.21 y_0^{1.6} D_{50}^{1.3} \quad (40-2)$$

V_{C95} سرعت بحرانی بر حسب فوت بر ثانیه برای آستانه حرکت اندازه ذرات D_{90}

$$V_{c90} = 11.21 y_0^{1.6} D_{90}^{1.3} \quad (41-2)$$

D_{90} اندازه ذره‌ای است که ۹۰ درصد ذرات بستر از آن کوچکتر هستند و بر حسب فوت می‌باشد.

بر اساس نظریه مولر و واگنر^۱ در مکان‌هایی که تنها D_{50} و D_{84} موجود می‌باشد، می‌توان D_{90} را از رابطه زیر تعیین کرد:

$$D_{90} = D_{50} \left(\frac{D_{84}}{D_{50}} \right)^{1.282} \quad (42-2)$$

که نسبت $\frac{D_{84}}{D_{50}}$ به ضریب دانه‌بندی برمی‌گردد (مولر، ۱۹۹۶).

تحقیقات نشان می‌دهد هنگامی که سرعت نزدیک شدن جریان به پایه پل در بالادست برای به حرکت درآوردن اندازه ذرات مواد بستر بسیار کم باشد، عمق آبخستگی کاهش می‌یابد (ریچاردسون و دیویس^۲، ۱۹۹۵).

^۱-Mueller and Wagner

^۲-Richarson and Davis

در معادله (۲-۱۵) اگر $V_{C95} > V_0$ باشد، K_4 کمتر از یک خواهد شد. بر اساس توصیه ریچاردسون و دیویس (۱۹۹۵) مینیمم مقدار ضریب تصحیح K_4 در معادله $HEC-18$ جونز ۰/۷ در نظر گرفته می‌شود. همچنین نشان دادند هنگامی که نسبت سرعت V_R از ۱ بیشتر شود، ضریب K_4 برابر با ۱ فرض می‌گردد. معادله $HEC-18$ جونز تنها برای مکان‌هایی که D_{50} بزرگتر از ۶۰ میلیمتر است، بکار گرفته می‌شود (هولنیک و چایس، ۲۰۰۴).

ملویل^۱ در سال ۱۹۹۷ معادله (۲-۴۳) برای برآورد عمق آبستگی موضعی در محل پایه و یا دیوار کناری پایه پل ارائه داد:

$$d_s = K_{yw} K_I K_d K_s K_\theta K_G \quad (۲-۴۳)$$

K_{yw} ضریب تصحیح عمق، K_I فاکتور شدت جریان، K_d فاکتور اندازه ذرات رسوب، K_s ضریب مربوط به شکل پایه و یا شکل دیوار کناری پل، K_θ ضریب مربوط جهت‌گیری پایه و یا دیوار کناری پل، K_G ضریب تصحیح هندسه کانال و d_s عمق آبستگی می‌باشد. مقادیر همه ضرایب در معادلات و جداول ارائه شده توسط ملویل آمده است (ملویل، ۱۹۹۷).

مولیناس^۲ در سال ۱۹۹۸ رابطه‌ای را برای برآورد عمق آبستگی در محل پایه‌های پل در خاک‌های رسی ارائه داد. آزمایشات برای رس مونتموریلونیت^۳ انجام شده است.

$$\frac{d_s}{b} = 0.0288(IWC)^{1.14} (Fr - Fi)^{0.6} \quad (۲-۴۴)$$

^۱-Melville (1997)

^۲-Molinas (1998)

^۳-Montmorillonite

$$F_i = \frac{35}{(IWC)^2} \quad (45-2)$$

در این رابطه IWC رطوبت اولیه موجود در خاک، F_i عدد فرود آبخستگی اولیه پایه و Fr عدد فرود جریان نزدیک شونده به پایه می‌باشد. هنگامی که $F_r < F_i$ باشد عمق آبخستگی صفر است. برای جریان فوق بحرانی مقدار ثابت تجربی 0.288 به 0.131 تغییر می‌یابد (مولیناس، ۲۰۰۳).

جانسون^۱ در سال ۱۹۹۶ رابطه‌ای ارائه نمود، این رابطه تنها برای مواردی که $\frac{y_0}{B} < 0.8$ و $Fr < 0.8$ اعتبار دارد و به شکل زیر تعریف می‌شود:

$$d_s = 2.08 k_1 k_2 k_3 k_4 \left(\frac{b}{y}\right)^{0.504} (Fr)^{0.639} \quad (46-2)$$

پارامترهای رابطه فوق قبلاً تعریف شده است.

محمودیان و طهماسبی (۱۳۸۴) با استفاده از داده‌های صحرایی و تحلیل آماری به کمک نرم‌افزار *SPSS*، رابطه جدیدی جهت تخمین عمق آبخستگی موضعی اطراف پایه‌های پل ارائه دادند. دراستخراج رابطه جدید، از آمار جمع‌آوری شده ۲۷۹ پایه متعلق به ۳۵ پل استفاده شده است. درجه رگرسیون این رابطه غیر خطی $R = 0.64$ می‌باشد که برای رابطه‌ای بر مبنای داده‌های صحرایی مقدار خوب و قابل قبولی است.

$$d_s = 0.636 k_s k_\sigma \left(\frac{b_e}{b}\right)^{-0.53} \left(\frac{y_0}{b}\right)^{0.69} (Fr)^{-0.05} \quad (47-2)$$

K_s ضریب شکل پایه که مقدار آن برای پایه‌های نوک تیز 0.8 ، پایه‌های نوک گرد و استوانه‌ای ۱ و پایه‌های مستطیلی $1/2$ در نظر گرفته می‌شود.

k_σ ضریبی است که تأثیر غیریکنواختی مصالح بستر (انحراف معیار مصالح بستر) را در آبخستگی دخالت می‌دهد و از رابطه زیر بدست می‌آید:

^۱-Johnson (1996)

$$k_{\sigma} = \left(\frac{D_{84}}{D_{50}} \right)^{-0.52} \quad (48-2)$$

b_e عرض مؤثر پایه پل می‌باشد که برابر است با:

$$b_e = b \cos \theta + L \sin \theta \quad (49-2)$$

که در آن L طول پایه و θ زاویه بین جهت جریان و پایه می‌باشد. سایر پارامترها قبلاً در رابطه (23-2) تعریف شده‌اند.

شپارد و میلر^۱ در سال ۲۰۰۶ معادلاتی را برای محاسبه عمق آبستگي در محل پایه پل ارائه دادند. این معادلات عبارتند از:

اگر، آبستگي در شرایط آب صاف باشد از رابطه (50-2) بدست می‌آید:

$$\frac{d_{se}}{D^*} = 2.5 f_1 \left(\frac{y_0}{D^*} \right) f_2 \left(\frac{D^*}{D_{50}} \right) \left\{ 1 - 1.75 \left[\ln \left(\frac{V}{V_c} \right) \right]^2 \right\} \quad (50-2)$$

اگر، آبستگي در شرایط بستر متحرک باشد از رابطه (51-2) بدست می‌آید:

$$\frac{d_{se}}{D^*} = f_1 \left(\frac{y_0}{D^*} \right) \left[2.2 \left(\frac{V/V_c - 1}{V_{lp}/V_c - 1} \right) + 2.5 f_2 \left(\frac{D^*}{D_{50}} \right) \left(\frac{V_{lp}/V_c - V/V_c}{V_{lp}/V_c - 1} \right) \right] \quad (51-2)$$

که در این معادلات f_1 و f_2 به صورت زیر تعریف می‌شود:

$$f_1 \left(\frac{y_0}{D^*} \right) \equiv \tanh \left[\left(\frac{y_0}{D^*} \right)^{0.4} \right] \quad (52-2)$$

$$f_2 \left(\frac{D^*}{D_{50}} \right) \equiv \frac{D^*/D_{50}}{0.4(D^*/D_{50})^{1.2} + 10.6(D^*/D_{50})^{-0.13}} \quad (53-2)$$

2- Sheppard and Miller (2006)

لازم به ذکر است که در معادلات فوق $D^* = b$ می‌باشد (شیپارد - میلر، ۲۰۰۶).

لی و استرم^۱ در سال ۲۰۰۹، اثر اندازه ذرات رسوب را در مدلسازی فیزیکی آبشستگی در پایه پل بررسی کردند. مدلسازی بوسیله سه نوع ذرات رسوب غیریکنواخت و سه نوع پایه پل با هندسه متفاوت انجام شد و در نهایت داده‌ها در دو دسته زیر طبقه‌بندی شدند:

$$\left(\frac{d_s}{b}\right) = 5.0 \log\left(\frac{b}{D_{50}}\right) - 4 \quad 6 \leq b/D_{50} \leq 25 \quad (54-2)$$

$$\left(\frac{d_s}{b}\right) = \frac{1.8}{(0.02 b/D_{50} - 0.2) + 1} \quad 25 < b/D_{50} \quad (55-2)$$

۲-۶-۲ مدل‌های عددی آبشستگی و مروری بر تحقیقات گذشته

۲-۶-۲-۳ مقدمه

خصوصیات جریان در اطراف پایه‌های پل پیچیده بوده و گردابه‌هایی که در این مناطق شکل می‌گیرد، منجر به حرکت مصالح و نهایتاً ایجاد حفره آبشستگی می‌شوند. از این رو در اکثر کارها و پروژه‌ها جهت طراحی نیاز به ساخت مدل احساس می‌شود. ساخت مدل‌های فیزیکی اصولاً وقت، هزینه و فضای زیادی را می‌طلبد و مدل ساخته شده فقط برای یک پدیده خاص کاربرد دارد. بنابراین استفاده از مدل‌های عددی که قابلیت تعمیم به سایر پدیده‌ها را نیز دارند، ترجیح داده می‌شود. در این فصل به معرفی تعدادی از مدل‌های عددی که در زمینه مباحث آبشستگی در اطراف پایه‌های پل وجود دارد، می‌پردازیم.

۲-۶-۲-۴ مدل شبه دو بعدی BRI-STARS^۲

مدل BRI-STARS توسط مولیناس در سال ۲۰۰۳ برای اداره حمل و نقل آمریکا تهیه شد. این مدل نسخه بالاتر مدل G-STARS است که قابلیت محاسبه پارامترهای آبشستگی در محل پایه‌های پل را

^۱ - Lee – Sturm (2009)

^۲ - Bridge Stream Tube Model for Alluvial River Simulation (BRI-STARS)

دارد. مدل BRI-STARS در سه مرحله توسعه یافته است. در مرحله اول، مدل جریان برای کانال‌های آبرفتی با عرض ثابت ارائه شده است. این مدل برای شبیه‌سازی آبشستگی موضعی و فرآیند تغییر شکل در رودخانه می‌سی‌سی‌پی^۱ با موفقیت به کار گرفته شد. در مرحله دوم توسعه، تئوری حداقل سرعت پراکندگی انرژی یا شکل ساده شده آن، حداقل قدرت جریان، با دخالت دادن عرض کانال به عنوان یک پارامتر ناشناخته متغیر ارائه شد. در مرحله آخر هیدرولیک پل و جزئیات آبشستگی موضعی در محل پایه پل به آن اضافه شده است. برخی از توانایی‌های مدل عبارتند از:

- ۱- محاسبه پارامترهای هیدرولیکی برای کانال‌های رو باز با بستر ثابت و نیز مرزهای متحرک.
 - ۲- محاسبه پروفیل سطح آب برای شرایط زیربحرانی، فوق بحرانی و ترکیبی از هر دو جریان بدون انقطاع.
 - ۳- محاسبه و شبیه‌سازی شرایط هیدرولیکی و رسوب در جهات عرضی و طولی.
 - ۴- محاسبه و شبیه‌سازی تغییرات پروفیل سطح آب و شکل هندسی کانال‌های آبرفتی صرفنظر از اینکه عرض کانال ثابت باشد یا متغیر.
 - ۵- محاسبه تغییرات کانال در حضور جریان‌هایی با بار رسوبی سنگین و ...
- به طور خلاصه می‌توان گفت مدل BRI-STARS یک مدل شبه دو بعدی آب و رسوب است که توانایی تحلیل آبشستگی یا ته‌نشست مواد رسوبی را در شرایط زیر بحرانی، فوق بحرانی و یا ترکیبی از جریان‌های فوق بحرانی و زیر بحرانی دارا می‌باشد. همچنین این برنامه قادر است تغییرات عرضی رودخانه را شبیه‌سازی کند. مدل BRI-STARS که در واقع مدلی جهت روندیابی رسوب در رودخانه‌های آبرفتی است، قابلیت خوبی در تخمین و تعیین پارامترهای آبشستگی دارد و از معادلات پیوستگی و انتقال رسوب برای شبیه‌سازی آبشستگی عمومی در بستر رودخانه استفاده می‌کند. این مدل نیمه دو بعدی برای شبیه‌سازی فرسایش و رسوب در رودخانه‌هایی که اطلاعات محدود دارند، استفاده می‌شود.

¹-Mississippi

۲-۶-۵ مدل یک بعدی HEC-RAS^۱

نرم افزار HEC-RAS توسط مهندسين ارتش آمريكا ارائه شده و توانايي شبیه‌سازی جریان در حالت‌های جریان دائم و غیر دائم را دارد. نرم افزار HEC-RAS برای مدل‌سازی یک بعدی کانال‌های طبیعی و مصنوعی طراحی شده است. از توانایی‌های این مدل می‌توان به موارد زیر اشاره کرد:

- محاسبات پروفیل سطح آب برای جریان ماندگار: این جزء از سیستم مدل‌سازی به منظور محاسبه پروفیل سطح آب برای جریان متغیر تدریجی ماندگار استفاده می‌شود. مدل قادر به مدل‌سازی جریان فوق بحرانی، زیر بحرانی و یا ترکیبی از هر دو رژیم جریان می‌باشد. محاسبات بر اساس حل معادله انرژی در یک بعد انجام می‌شود. اثر سازه‌های هیدرولیکی مختلف در مسیر جریان از قبیل سریز، کالورت، پل و ... نیز در مدل‌سازی گنجانده شده است.
- شبیه‌سازی جریان غیرماندگار: این بخش از برنامه قادر است جریان یک بعدی غیرماندگار را برای شبکه‌ای از کانال‌های روباز شبیه‌سازی کند. محاسبات برای جریان زیر بحرانی انجام شده و تأثیر سازه‌های هیدرولیکی مد نظر قرار می‌گیرد.
- محاسبات انتقال رسوب مرز متحرک: یکی از کاربردهای این نرم‌افزار مدل‌سازی یک بعدی برای محاسبات انتقال رسوب است که منجر به آبشستگی و تغییر شکل در کانال جریان و بستر می‌شود. همچنین پیش‌بینی تغییر شکل منابع آب، تأثیر لایروبی بر روی سرعت تغییر شکل، ماکزیمم عمق آبشستگی در هنگام وقوع سیل و رسوبگذاری در کانال‌هایی با بستر ثابت از دیگر کاربردهای این مدل است.
- تحلیل کیفیت آب: برخی مشخصه‌های کیفی که HEC-RAS قادر به مدل‌سازی آن‌هاست، عبارتند از: اکسیژن محلول، فسفات، نیتрат آمونیوم، ترکیب‌های آلی نیتروژن دار، نیترات و نیتريت.
- برنامه HEC-RAS از برنامه‌هایی است که توانایی محاسبه عمق آبشستگی موضعی در محل پایه-

^۱-Hydrologic Engineering center's River Analysis System (HEC – RAS)

های پل، تکیه‌گاه‌ها و آبشستگی ناشی از تنگ شدگی مقطع جریان را دارا می‌باشد. برای تحلیل آبشستگی، ابتدا کاربر باید بازه‌ای از رودخانه مورد نظر را که پل در آن واقع است مدل کند. مشخصات هندسی، مقاطع عرضی رودخانه، ضریب زبری مانینگ و... از جمله اطلاعات لازم برای مدل‌سازی با این نرم‌افزار می‌باشد. این مدل دارای مقاطع عرضی زیادی در پایین دست می‌باشد. تعداد این مقاطع و همچنین فاصله آخرین مقطع تعریف شده از پل باید به گونه‌ای باشد که شرایط مرزی پایین دست تعریف شده بوسیله کاربر، ویژگی‌های هیدرولیکی در پایین دست و بالادست پل را تحت تأثیر قرار ندهد. همچنین برای ارزیابی اثرات بلند مدت پل بر روی سطح آب بالادست، طول مناسبی از بازه‌ی بالادست پل نیز باید در مدل گنجانده شود.

۲-۶-۶ مدل سه بعدی FLUENT

FLUENT یک نرم‌افزار کامپیوتری چند منظوره است که برای مدل‌سازی جریان سیال، انتقال حرارت و واکنش شیمیایی بکار می‌رود و امکان تحلیل سریع برای جریان‌های پیچیده را فراهم می‌کند. این نرم‌افزار با زبان برنامه نویسی C نوشته شده و از تمامی توان و قابلیت انعطاف این زبان بهره می‌گیرد. FLUENT از روش‌های شبیه‌سازی کامپیوتری برای تحلیل مسائل طراحی عملی استفاده می‌کند، که مبتنی بر اصول اساسی دینامیک سیال محاسباتی (CFD) مانند بقای جرم، مومنتم و انرژی می‌باشد. مدل CFD سه بعدی FLUENT، معادلات ناویر استوکس را در مقیاس واقعی حل می‌کند، که مزیت آن نسبت به مدل‌سازی فیزیکی مرسوم، اطمینان از ارضاء تشابه رینولدزی و فرودی می‌باشد.

مدل‌های آشفتگی زیر در نرم‌افزار FLUENT در دسترس می‌باشند:

مدل اسپالارت آلمارس، مدل تنه رینولدزی (RMS)، مدل شبیه‌ساز گردابه‌های بزرگ (LES)، مدل‌های $k-\omega$: مدل استاندارد $k-\omega$ و مدل انتقال تنش برشی $k-\omega$ (SST)، مدل‌های $k-\epsilon$: مدل

استاندارد $k-\epsilon$ ، مدل Realizable $k-\epsilon$ و مدل Renormalization group (RNG) $k-\epsilon$.

این نرم‌افزار قابلیت مدل‌سازی جریان‌های دو و سه بعدی را داراست. با توجه به محیط مناسب نرم‌افزار

جهت تعریف مساله، شرایط پیچیده و تعریف شرایط مرزی گوناگون، تأثیر پدیده‌های مختلف به کمک این نرم‌افزار قابل بررسی می‌باشد. FLUENT برای آنالیز و حل مسایل طراحی خاص، روش‌های شبیه‌سازی کامپیوتری متفاوتی را بکار می‌برد. این نرم‌افزار بر پایه روش حجم محدود که یک روش بسیار قوی و مناسب در روش‌های دینامیک سیالات محاسباتی می‌باشد، بنا شده است. برای راحتی کار، تعریف مساله، محاسبه و دیدن نتایج، منوهای مختلفی در نظر گرفته شده است.

۲-۶-۷ مدل سه بعدی SSIIM

مدل عددی SSIIM در ابتدا برای شبیه‌سازی انتقال رسوب در کانال و رودخانه نوشته شده و سپس استفاده از این نرم‌افزار برای موضوعات دیگر مهندسی هیدرولیک مانند مدلسازی سرریز، افت هد در تونل‌ها، روابط دبی-اشل در رودخانه‌ها و جریان‌ات غلیظ و... توسعه داده شده است. اصلی‌ترین ویژگی SSIIM در مقایسه با دیگر برنامه‌های محاسبات دینامیک سیال (CFD)، توانایی انتقال رسوب در بستر متحرک همراه با ژئومتری پیچیده می‌باشد. این برنامه فرآیند روسازی، بار بستر، بار معلق، فرم بستر و تأثیر بسترهای شیب‌دار را در نظر می‌گیرد. SSIIM سال‌ها برای مطالعات زیستگاه‌ها در رودخانه‌ها مورد استفاده قرار گرفته است. در جریان آشفته معادلات ناویر - استوکس برای تعیین سرعت جریان به صورت سه بعدی حل می‌شوند. مدل SSIIM معادلات ناویر - استوکس را در سه بعد و با روش گسسته‌سازی حجم محدود حل می‌کند. برای گسسته‌سازی از یک حجم کنترلی و یک روش توانی که یک روش مرتبه اول بالادست می‌باشد استفاده می‌کند. برای محاسبه لزجت گردابه‌ای مدل آشفتگی $k-\epsilon$ بکار می‌رود. در این مدل انتقال رسوب به صورت بار بستر و بار معلق محاسبه شده است. برای بار معلق معادلات انتقال-پخش برای غلظت رسوب حل شده‌اند. ضریب پخش مساوی ویسکوزیته گردابی بدست آمده از مدل آشفتگی است. SSIIM معادلات Convection-Diffusion (انتقال - پخشیدگی) را به صورت سه بعدی حل می‌کند. در این مدل با در نظر گرفتن حالت جریان انتقالی و حل همزمان جریان و محاسبات رسوب می‌توان آبشستگی در اطراف گروه شمع را مدلسازی کرد (بهشتی و عطایی آشتیانی، ۱۳۸۷). قابلیت‌های نمایشی مدل عبارتند از: ترسیم خطوط تراز، نیم‌رخ طولی، نیم‌رخ مقاطع، نقشه سه بعدی و مقایسه نیم‌رخ و نقشه محاسبه شده با مقادیر

برداشت شده. برتری دیگر این مدل نسبت به سایر مدل‌ها توانایی آن برای شبیه‌سازی مشکلاتی مانند پر شدن مخازن و آبراهه‌ها می‌باشد (شفاعی، ۱۳۸۷).

۷-۲ روش‌های آماری و هوش مصنوعی

همانگونه که واضح و مشخص است با گذشت زمان علم نیز پیشرفت می‌کند، هر چه به جلو تر می‌رویم روش‌های جدیدتر و بهتر مورد استفاده قرار می‌گیرد. علم امروز نسبت به دیروز جدیدتر است. روش‌های جدید علمی در پی کشف محدودیت‌های روش‌های قدیمی ایجاد می‌شود و از آنجایی که روش‌های آماری جزء روش‌های قدیمی Data mining محسوب می‌شوند، از این قاعده کلی که دارای محدودیت هستند مستثنی نیستند. داشتن فرض اولیه در مورد داده‌ها، یکی از این موارد است. تکنیک‌های داده کاوی و تکنیک‌های آماری در مباحثی چون تعریف مقدار هدف برای پیش‌گویی، ارزشیابی خوب و داده‌های دقیق (clean data) خوب عمل می‌کنند، همچنین این موارد در جاهای یکسان برای انواع یکسانی از مسایل (پیش‌گویی، کلاس بندی و کشف) استفاده می‌شوند، روش‌های کلاسیک داده کاوی از قبیل شبکه‌های عصبی، تکنیک نزدیک ترین همسایه روش‌های قوی تری برای داده‌های واقعی به ما می‌دهند و همچنین استفاده از آنها برای کاربرانی که تجربه کمتری دارند راحت تر است و بهتر می‌توانند از آن استفاده کنند. بطور کلی روش‌های آماری روش‌های قدیمی تری هستند که به حالت‌های احتمالی مربوط می‌شوند. mining Data جایگاه جدید تری دارد که به هوش مصنوعی یادگیری ماشین سیستم‌های مدیریت (MIS) اطلاعات و متدلوژی Database مربوط می‌شود.

روش‌های آماری بیشتر زمانی که تعداد داده‌ها کمتر است و اطلاعات بیشتری در مورد داده‌ها می‌توان بدست آورد استفاده می‌شوند به عبارت دیگر این روش‌ها با مجموعه داده‌های کوچک تر سر و کار دارند همچنین به کاربران ابزارهای بیشتری برای امتحان کردن داده‌ها با دقت بیشتر فهمیدن ارتباطات بین داده ها می‌دهد. بر خلاف روش‌هایی از قبیل شبکه عصبی که فرآیند مبهمی دارد. پس به طور کلی این روش در محدوده مشخصی از داده های ورودی بکار می‌رود. بکار بردن این روشها برای مجموعه داده‌های زیاد احتمال خطا در این روش‌ها را زیاد می‌کند. چون در داده‌ها احتمال noise و خطا بیشتر می‌شود و نیز روشهای آماری معمولاً به حذف noise می‌پردازند، بنابراین خطای محاسبات در این حالت زیاد می‌شود.

روشهای آماری چون پایه ریاضی دارند نتایج دقیق تری نسبت به دیگر روشهای Data mining ارائه می‌دهند ولی استفاده از روابط ریاضی نیازمند داشتن اطلاعات بیشتری در مورد داده‌ها است. با توجه به توضیحات ارائه شده و همچنین در دسترس بودن میزان قابل قبولی از داده‌های صحرائی و آزمایشگاهی که توسط محققین متعددی جمع آوری و تولید شده است، در سال‌های اخیر محققین بر آن شدند تا با استفاده

از این ابزار(هوش مصنوعی) و داده‌های موجود مدل‌هایی را توسعه و عملکرد آن‌ها را با روابط تجربی که بر پایه روش‌های آماری استوارند مورد قیاس قرار دهند، که در زیر به چند مورد از آنها اشاره خواهد شد:

لی و همکاران، شبکه‌های عصبی مصنوعی چند لایه را با الگوریتم گرادیان نزولی خطا مورد ارزیابی قرار دادند و نتایج آن را با مقادیر واقعی و روابط تجربی مقایسه نمودند و اعلام داشتند که هوش مصنوعی (ANN/BP) با $CC=0.9559$ و $RMSE=0.1393$ در مقایسه با روابط تجربی ($CC=0.7119$, $RMSE=0.5994$) از دقت بالاتری برخوردار می‌باشد (Lee et al,2007).

باتنی و همکاران با استفاده از روش‌های هوش مصنوعی، سه شبکه هوشمند، نرو فازی (ANFIS)، شبکه‌های عصبی مصنوعی پیشخور چند لایه (MLP) و شبکه عصبی مصنوعی شعاع مبنا (RBF) را با مجموعه داده‌های آزمایشگاهی، آموزش و ارزیابی قرار دادند و نتایج حاصل از آنها را با روابط تجربی و مقادیر واقعی مورد مقایسه قرار دادند و بیان نمودند که بهترین نتایج در مرحله آموزش شبکه‌ها مربوط به نرو فازی ($RMSE=0.0164$, $R^2=0.9516$) و شبکه شعاع مبنا ($RMSE=0.0052$, $R^2=0.9948$) و در مرحله پیش‌بینی مربوط به شبکه عصبی مصنوعی چند لایه ($RMSE=0.0078$, $R^2=0.9879$) و منطق فازی می‌باشد همچنین نتایج حاصل از این مدل‌ها بمراتب از روابط تجربی دقیقتر و قابل اعتمادتر می‌باشد (Batani et al,2007).

محموت فیرات و همکاران رگرسیون تعمیم یافته شبکه‌های عصبی مصنوعی (GRNN) و شبکه‌های عصبی پیشخور (MLP) را برای تخمین عمق آبشستگی اطراف پایه‌های پل مورد ارزیابی و مقایسه قرار دادند و به این نتیجه رسیدند که GRNN با $CC=0.884$ و $RMSE=0.04912$ در مقایسه با MLP با $CC=0.809$ و $RMSE=0.06044$ نتایج قابل اعتمادی برای تخمین عمق آبشستگی پایه‌های دایره‌ای شکل ارائه می‌دهد (Mahmut firat et al,2009).

آبدین کایا، شبکه‌های عصبی مصنوعی و دو رابطه ارائه شده توسط سازمان راه آمریکا را مورد مقایسه قرار داده و بیان نمود که شبکه‌های عصبی با $R^2=0.854$ و $RMSE=0.53$ قابل اعتمادتر از روابط تجربی هستند (Abdin kaya,2010).

نجف‌زاده و بارانی (۲۰۱۱)، روش برخورد گروهی با داده‌ها (GMDH) را با استفاده از برنامه‌سازی ژنتیک (GP) و الگوریتم گرادیان نزولی خطا (BP) برای پیش‌بینی حداکثر عمق آبشستگی اطراف پایه پل، با داده‌های آزمایشگاهی مورد ارزیابی و مقایسه با روابط تجربی قرار داده و نتایج آن‌ها حاکی از عملکرد بهتر شبکه GMDH/BP با $R=0.93$ و $RMSE=0.23$ در مقایسه با دو روش مذکور می‌باشد.

ماهش پال و همکاران (Mahesh pall et al,2011)، رگرسیون بردار پشتیبان (SVR) را مورد ارزیابی قرار داده و نتایج آن را با شبکه‌های عصبی مصنوعی (MLP)، روابط تجربی و مقادیر اندازه‌گیری شده واقعی

مقایسه نمودند. نتایج آنها حاکی از عملکرد بهتر SVR ($R^2=0.85$, $RMSE=0.426$) نسبت به MLP و همچنین روابط تجربی می باشد.

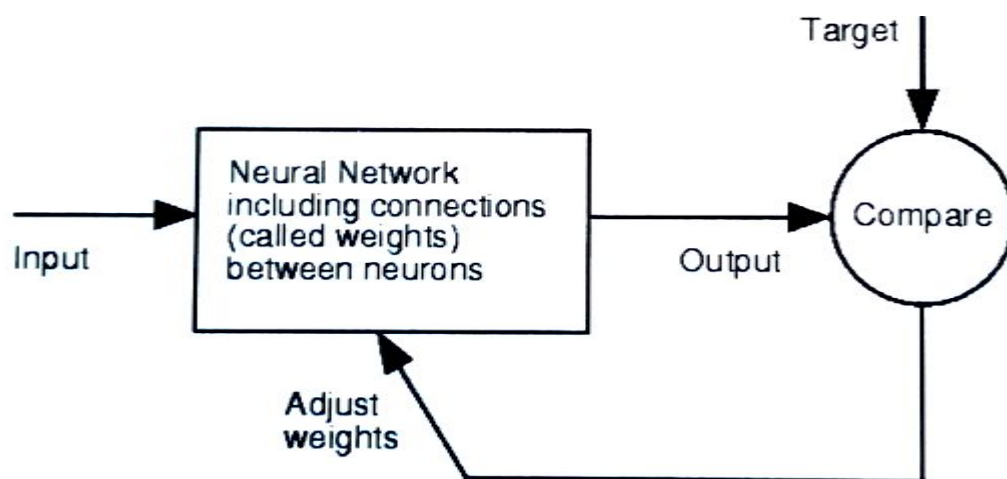
سبزیان پور و همکاران (۱۳۸۷) با استفاده از درختهای رگرسیونی و الگوریتم کارت و استفاده از ۱۱ سری داده آزمایشگاهی در شرایط آب زلال عمق آبشستگی در پایه های استوانه ای شکل را پیش بینی نمودند و در مقایسه با روابط تجربی به این نتیجه رسیدند که درخت های رگرسیونی ($R=0.823$, $RMSE=0.0326$) از دقت بالا تری برخوردار هستند.

فصل سوم

فصل سوم روش تحقیق و معرفی شبکه وزن دار شعاع مبنا و ترکیب شبکه‌های عصبی مصنوعی چند لایه

۱-۳ مقدمه

شبکه‌های عصبی از عناصر عملیاتی ساده‌ای ساخته می‌شوند که به صورت موازی در کنار هم عمل می‌کنند. این عناصر از سیستم‌های عصبی زیستی الهام گرفته شده‌اند. در طبیعت، عملکرد شبکه‌های عصبی از طریق نحوه اتصال بین اجزا تعیین می‌شود. بنابراین ما می‌توانیم یک ساختار مصنوعی به تبعیت از شبکه‌های طبیعی بسازیم و با تنظیم مقادیر هر اتصال، تحت عنوان وزن اتصال، نحوه ارتباط بین اجزای آن را تعیین کنیم. پس از تنظیم یا همان آموزش شبکه عصبی، با اعمال یک ورودی خاص به آن منجر به دریافت پاسخ خاصی می‌شود. همان‌طور که در شکل ۱-۳ دیده می‌شود، شبکه بر مبنای تطابق و همجنسی بین ورودی و هدف سازگار می‌شود تا اینکه خروجی شبکه و خروجی مورد نظر ما (هدف) بر هم منطبق گردند. عموماً تعداد زیادی از این زوج‌های ورودی و خروجی به کار گرفته می‌شوند تا در این روند که از آن تحت عنوان یادگیری نظارت شده^۱ یاد می‌شود، شبکه آموزش داده می‌شود.



شکل ۱-۳: نحوه عملکرد شبکه‌های عصبی

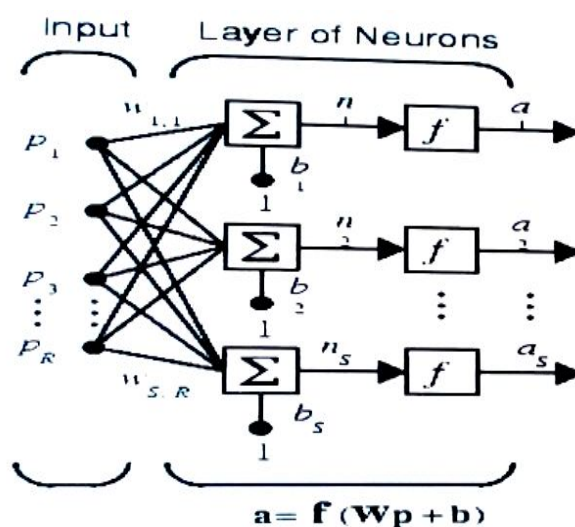
از شبکه‌های عصبی برای پیاده سازی توابع پیچیده در زمینه‌های مختلف از جمله تشخیص الگو،

^۱-Supervised Learning

تشخیص هویت، طبقه بندی، پردازش صحبت، تصویر و سیستم‌های کنترلی استفاده می‌شود. امروزه شبکه‌های عصبی را برای حل مسائل پیچیده‌ای که حل آنها با روش‌های معمول دشوار می‌باشد، استفاده می‌کنند. عموماً برای آموزش شبکه‌های عصبی از روش‌های نظارت شده استفاده می‌شود اما می‌توان شبکه‌ها را با روش‌های آموزش غیر نظارتی آموزش داد که کاربرد آنها عموماً در تشخیص خوشه‌های داده‌ای^۱ می‌باشد.

۲-۳ معماری شبکه‌های عصبی^۲

یک یا چند نرون در کنار هم یک لایه از شبکه را تشکیل می‌دهند. یک شبکه می‌تواند از یک یا چند لایه این چینی تشکیل شود. در شکل ۲-۳ یک شبکه تک لایه با R ورودی و S نرون نشان داده شده است:



شکل ۲-۳: یک شبکه تک لایه

در این شبکه اعضای بردار ورودی P به همان نرون‌ها اعمال می‌شوند و پس از ضرب در بردار وزن‌ها و جمع بایاس به تابع انتقال اعمال شده و خروجی حاصل می‌گردد. خروجی شبکه بالا یک بردار خواهد بود. توجه شود که هیچ لزومی ندارد تعداد ورودی‌ها (R) با تعداد نرون‌ها (S) برابر باشد. می‌توان با استفاده از توابع انتقال متفاوت در یک شبکه تک لایه، یک شبکه تک لایه مرکب ساخت. در شبکه تک لایه بالا ماتریس

^۱-Data Clustrig

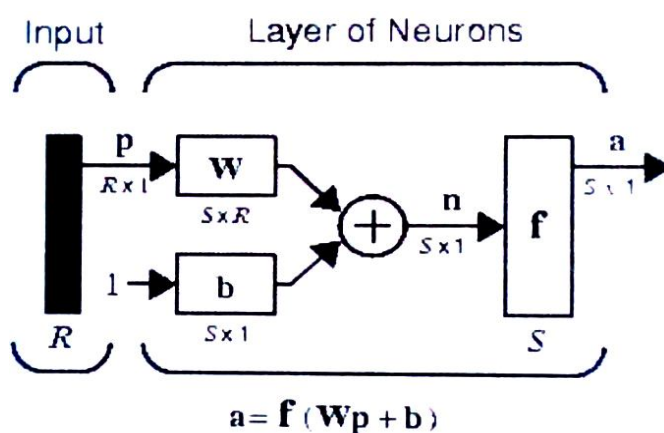
^۲-Network Architecture

وزن‌ها (W) یک ماتریس با اندازه $S \times R$ خواهد بود.

در این ماتریس $W_{n,m}$ نماینده وزن مربوط به ورودی m روی نرون n می‌باشد.

$$W = \begin{bmatrix} W_{1,1} & W_{1,2} & \cdots & W_{1,R} \\ W_{2,1} & W_{2,2} & \cdots & W_{2,R} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ W_{S,1} & W_{S,2} & \cdots & W_{S,R} \end{bmatrix} \quad (1-3)$$

یک شبکه تک لایه با S نورون و R ورودی به صورت خلاصه در شکل ۳-۳ نمایش داده می‌شود:



شکل ۳-۳: نمایش خلاصه از یک شبکه تک لایه

۳-۲-۱ شبکه‌های پس انتشار

شبک پس انتشار (BP)، یک شبکه چند لایه با تابع انتقال غیر خطی و قاعده یادگیری ویدرو- هوف می‌باشد. یک شبکه (BP) با دارا بودن بایاس، یک لایه sigmoid و یک لایه خروجی خطی توانایی تخمین زدن هر تابعی با تعداد نقاط ناپیوستگی محدود را داراست. BP استاندارد یک الگوریتم با کاهش شیب^۱ می‌باشد که در آن وزن‌های شبکه در جهت خلاف شیب تابع کارایی^۲ حرکت می‌کنند. لغت پس‌انتشار به رفتار شبکه BP در محاسبه شیب در شبکه‌های غیر خطی چند لایه اشاره دارد. الگوریتم‌های مختلفی وجود دارند که بر مبنای این الگوریتم استاندارد عمل می‌کنند. از جمله این الگوریتم‌ها می‌توان به الگوریتم گرادیان توام (Conjugate Gradient) و روش‌های نیوتن اشاره کرد.

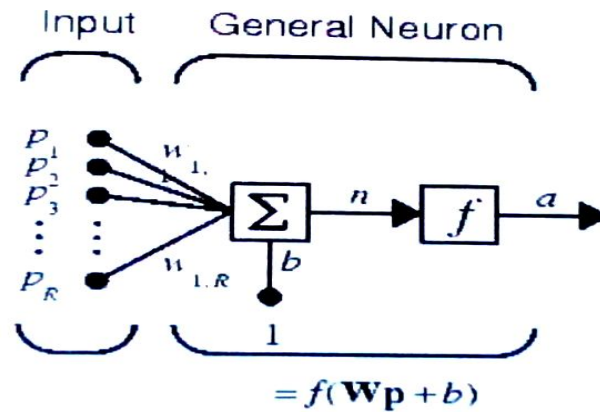
^۱-Gradient Descent Algorithm

^۲-Performance Function

۲-۲-۳ معماری شبکه‌های پس انتشار

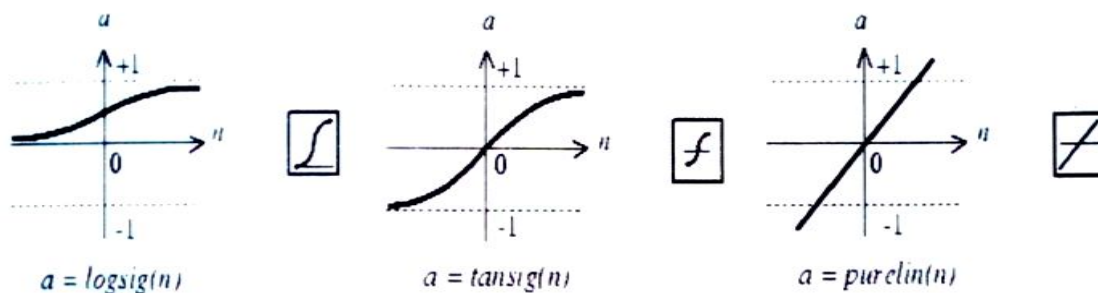
مرسوم‌ترین معماری شبکه‌های پس انتشار^۱ (BP) یعنی شبکه‌های چند لایه feed forward می‌باشند.

یک نورون ساده با R ورودی در شکل ۴-۳ نشان داده شده است:



شکل ۴-۳: یک نورون ساده با R ورودی

در شبکه‌های چند لایه اغلب از تابع انتقال logsig استفاده می‌شود. این تابع به ازای ورودی دریافتی در بازه $(-\infty, +\infty)$ خروجی بین ۰ و ۱ تولید می‌کند. گاهی اوقات از تابع انتقال tansig در شبکه‌های چند لایه استفاده می‌گردد. در بعضی موارد نیز از تابع انتقال خطی در شبکه‌های BP استفاده می‌شود. این توابع در شکل ۵-۳ قابل مشاهده می‌باشند.



Log-Sigmoid Transfer Function Tan-Sigmoid Transfer Function Linear Transfer Function

شکل ۵-۳: توابع انتقال مورد استفاده در شبکه‌های BP

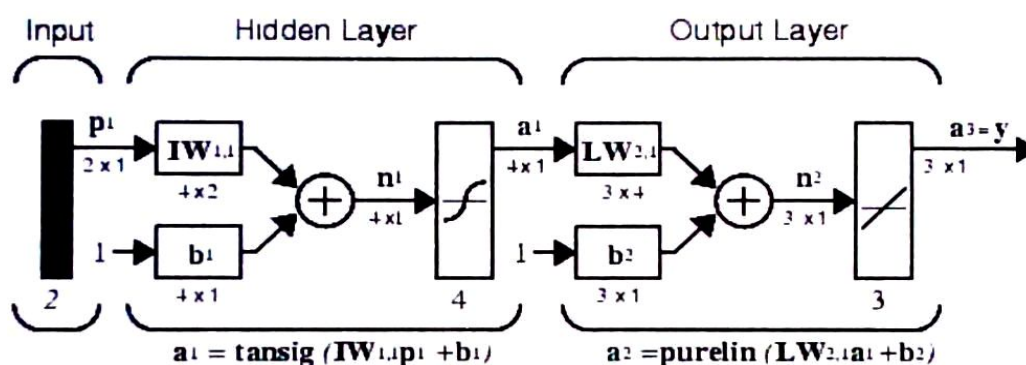
اگر آخرین لایه از یک شبکه چند لایه دارای نورون‌های sigmoid باشد خروجی شبکه به یک محدوده کوچک محدود می‌شود در حالی که اگر شامل نورون‌های خطی باشد خروجی می‌تواند هر مقداری

^۱-Back Propagation

را اختیار کند. در الگوریتم‌های یادگیری BP این مسئله بسیار مهم است که بتوانیم مشتقات تابع انتقال مورد استفاده را محاسبه کنیم. هر یک از توابع انتقال یاد شده یک تابع مشتق متناظر به نام‌های dlogsig, dtansig و dpureline دارند.

۳-۲-۳ شبکه‌های Feedforward

شبکه‌های Feedforward (شکل ۶-۳) اغلب دارای یک یا چند لایه مخفی از نورون‌های sigmoid بوده و از یک لایه پایانی خطی استفاده می‌کنند. وجود چند لایه از نورون‌ها با یک تابع انتقال غیر خطی به شبکه اجازه می‌دهد که توانایی یادگیری رابطه خطی و غیر خطی را بین ورودی‌ها و خروجی‌ها داشته باشد.



شکل ۶-۳: یک شبکه دو لایه Feedforward

می‌توان از این شبکه برای تقریب زدن هر تابع با تعداد محدود ناپیوستگی استفاده کرد.

۴-۲-۳ الگوریتم Levenberg - Marquardt

با یک فرم خاصی از روش نیوتن که شاخص کارایی آن مجموع مربعات است کار آغاز می‌شود. روش نیوتن برای بهینه‌سازی شاخص کارایی $F(x)$ بصورت زیر است:

$$X_{K+1} = X_K - A_K^{-1}g_K \quad (۲-۳)$$

که:

$$\begin{aligned} A_K &\equiv \nabla^2 F(x)|_{X = X_K} \\ g_k &\equiv \nabla F(x)|_{X = X_K} \end{aligned} \quad (۳-۳)$$

با فرض اینکه $F(x)$ تابع مجموع مربعات باشد، داریم:

$$F(x) = \sum_{i=1}^N V_i^2(x) = v^T(x)v(x) \quad (4-3)$$

آنگاه زامین عنصر از گرادیان بصورت زیر خواهد بود:

$$[VF(x)]_j = \frac{\partial F(x)}{\partial x_j} = 2 \sum_{i=1}^N v_i(x) \frac{\partial v_i(x)}{\partial x_j} \quad (5-3)$$

بنابراین می‌توان گرادیان را به فرم ماتریسی نوشت:

$$VF(x) = 2j^T(x)v(x) \quad (6-3)$$

که:

$$J(x) = \begin{bmatrix} \frac{\partial v_1(x)}{\partial x_1} & \frac{\partial v_1(x)}{\partial x_2} & \dots & \frac{\partial v_1(x)}{\partial x_n} \\ \frac{\partial v_2(x)}{\partial x_1} & \frac{\partial v_2(x)}{\partial x_2} & \dots & \frac{\partial v_2(x)}{\partial x_n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{\partial v_N(x)}{\partial x_1} & \frac{\partial v_N(x)}{\partial x_2} & \dots & \frac{\partial v_N(x)}{\partial x_n} \end{bmatrix} \quad (7-3)$$

$J(x)$ ماتریس ژاکوبین^۱ نامیده می‌شود.

حال نوبت به یافتن ماتریس Hessian می‌رسد. عنصر J_{kj} از ماتریس Hessian بصورت زیر خواهد بود:

^۱-Jacobian Matrix

$$[\nabla^2 F(x)]_{k,j} = \frac{\partial^2 F(x)}{\partial x_k \partial x_j} = 2 \sum_{i=1}^N \left\{ \frac{\partial v_i(x)}{\partial x_k} \frac{\partial v_i(x)}{\partial x_j} + v_i(x) \frac{\partial^2 v_i(x)}{\partial x_k \partial x_j} \right\} \quad (۸-۳)$$

ماتریس Hessian را در فرم ماتریسی می توان بصورت زیر نوشت:

$$\nabla^2 F(x) = 2J^T(x)J(x) + 2S(x) \quad (۹-۳)$$

که:

$$S(x) = \sum_i^N v_i(x) \nabla^2 v_i(x) \quad (۱۰-۳)$$

اگر فرض کنیم $S(x)$ کوچک باشد می توان ماتریس Hessian را بصورت زیر تقریب زد:

$$\nabla^2 F(x) = 2J^T(x)J(x) \quad (۱۱-۳)$$

با جایگزینی معادله بالا در معادله مربوط به روش نیوتن، روشی مرسوم به روش گاوس- نیوتن ایجاد

می شود:

$$x_{k+1} = x_k - [2J^T(x_k)J(x_k)]^{-1} 2J^T(x_k)v(x_k) = x_k - [J^T(x_k)J(x_k)]^{-1} J^T(x_k)v(x_k)$$

توجه داشته باشید که مزیت روش گاوس- نیوتن نسبت به روش استاندارد نیوتن در عدم نیاز آن به

محاسبه مشتقات دوم می باشد. یکی از مشکلات روش گاوس- نیوتن این است که ماتریس $H=J^T J$ ممکن

است معکوس پذیر نباشد. برای رفع این مشکل ماتریس Hessian را بصورت زیر تخمین می زنیم:

$$G = H + \mu I \quad (۱۲-۳)$$

این تغییرات منجر به شکل گیری الگوریتم Levenberg-Marquardt می شود:

$$\begin{aligned}x_{k+1} &= x_k - [J^T(x_k)J(x_k) + \mu_k I]^{-1} J^T(x_k)v(x_k) \\ \Delta x_k &= -[J^T(x_k)J(x_k) + \mu_k I]^{-1} J^T(x_k)v(x_k)\end{aligned}\tag{۱۳-۳}$$

این الگوریتم دارای یک مزیت عمده می‌باشد و آن این است که با افزایش مقدار μ_k الگوریتم تبدیل به الگوریتم بیشترین کاهش با سرعت یادگیری کوچک می‌شود. در واقع برای μ_k بزرگ داریم:

$$x_{k+1} \cong x_k - \frac{1}{\mu_k} J^T(x_k)v(x_k) = x_k - \frac{1}{2\mu_k} \nabla F(x)\tag{۱۴-۳}$$

در صورت کاهش مقدار μ_k تا صفر، این الگوریتم تبدیل به الگوریتم گaus- نیوتن می‌شود.

عموما در مسائل تخمین تابع با پارامترهای شبکه کمتر از ۱۰۰ عدد، الگوریتم LM کارایی بالایی از خود نشان می‌دهد و سرعت بالایی دارد و البته دقت بالای آن کاملا برجسته است. زیرا در بسیاری از موارد این الگوریتم به حداقل خطا رسیده است. در مقابل در مسائل تشخیص الگو LM اصلا کارایی مناسبی ندارد.

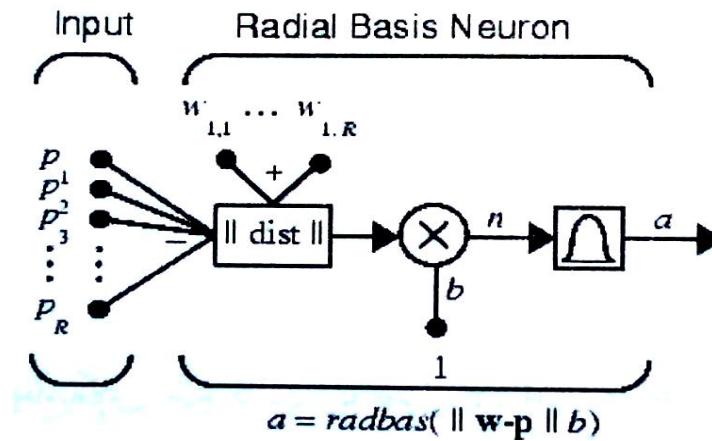
۳-۳ شبکه‌های شعاع مبنا^۱

شبکه شعاع مبنا یک مورد خاص از شبکه‌های عصبی مصنوعی می‌باشد، با این تفاوت که نیاز به نورون‌های بیشتری دارند اما حسن آن‌ها در زمان طراحی کوتاه‌تر آن‌ها، نسبت به شبکه‌های استاندارد پس‌انتشار می‌باشد.

^۱-Radial Basis Function (RBF)

۳-۳-۱ توابع شعاع مبنا

یک شبکه شعاع مبنا با R ورودی در شکل ۳-۷ نشان داده شده است:

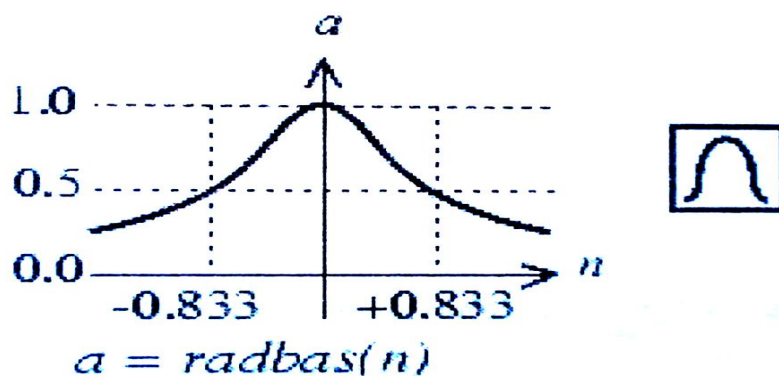


شکل ۳-۷: شمایی از یک شبکه شعاع مبنا

در اینجا ورودی تابع انتقال radbas بردار فاصله بین بردار وزن های $\mathbf{w}$ و بردار ورودی $\mathbf{p}$ که در یک بایاس b ضرب شده است می باشد (جعبه $\| \text{dist} \|$ که در شکل ۳-۷ نشان داده شده است بردار ورودی $\mathbf{p}$ و یک ردیف از ماتریس وزن های $\mathbf{W}$ را در هم ضرب نقطه ای می کند). تابع انتقال نورون شعاع مبنا به صورت زیر است:

$$\text{radbas}(n) = e^{-n^2} \quad (۳-۱۵)$$

این تابع در شکل (شکل ۳-۸) نشان داده شده است :

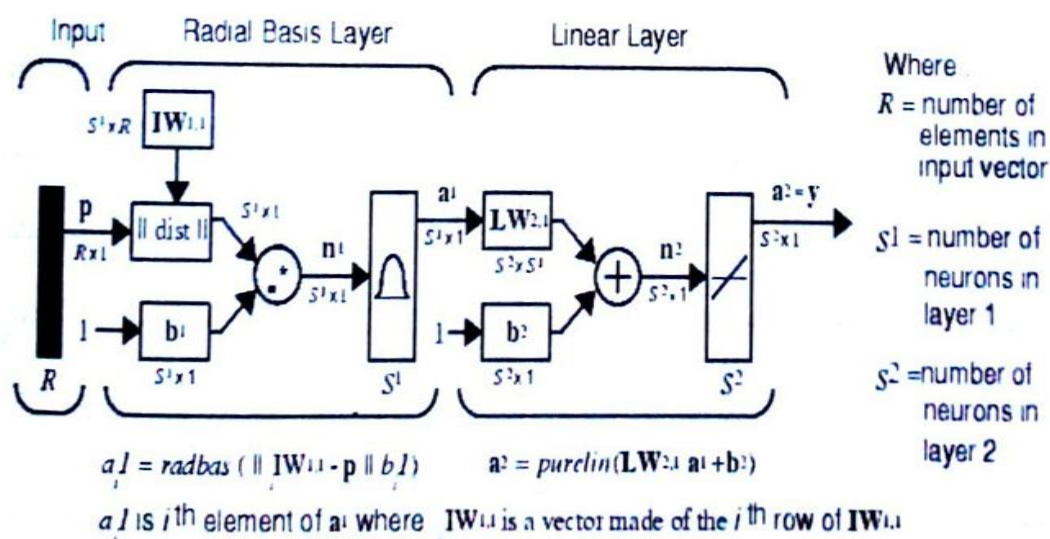


شکل ۳-۸: تابع گوسی

این تابع با ورودی صفر دارای حداکثر مقدار خود یعنی ۱ می‌باشد. به این ترتیب با کاهش فاصله بین w و p خروجی تابع radbas افزایش می‌یابد. بنابراین نورون شعاع مبنا به عنوان یک تشخیص دهنده یکسان شدن w و p عمل می‌کند. به این معنی که، زمانی که w و p یکسان شوند radbas خروجی ۱ را تولید می‌کند. مقدار بایاس b تنظیم میزان حساسیت نورون radbas را میسر می‌سازد. به عنوان مثال اگر یک نورون دارای مقدار بایاس $0/1$ باشد خروجی نورون به ازای فاصله $8/326$ بین w و p برابر $0/5$ خواهد بود. زیرا با ضرب بایاس در فاصله $8/326 \times 0/1$ مقدار $0/8326$ حاصل می‌شود که خروجی تابع radbas برای آن $0/5$ می‌باشد. حال اگر مقدار بایاس به $0/2$ تغییر یابد به ازای فاصله $4/163$ خروجی $0/5$ حاصل می‌شود و به این معنی است که حساسیت نورون بیشتر شده است.

۳-۳-۲ معماری شبکه‌های شعاع مبنا

شبکه‌های شعاع مبنا از دولایه تشکیل شده‌اند. معماری این نوع شبکه‌ها در شکل ۳-۹ نشان داده شده است. لایه مخفی دارای S^1 نورون و لایه خروجی دارای S^2 نورون می‌باشد. $\| \text{dist} \|$ بردار ورودی p و بردار وزن‌های ورودی $IW^{1,1}$ را به عنوان ورودی دریافت کرده و یک بردار با S_1 عنصر تولید می‌کند. سپس خروجی $\| \text{dist} \|$ و بردار b^1 با عملگر $*$ با هم ترکیب شده ((ضرب عنصر به عنصر)) و خروجی این لایه تولید می‌شود.

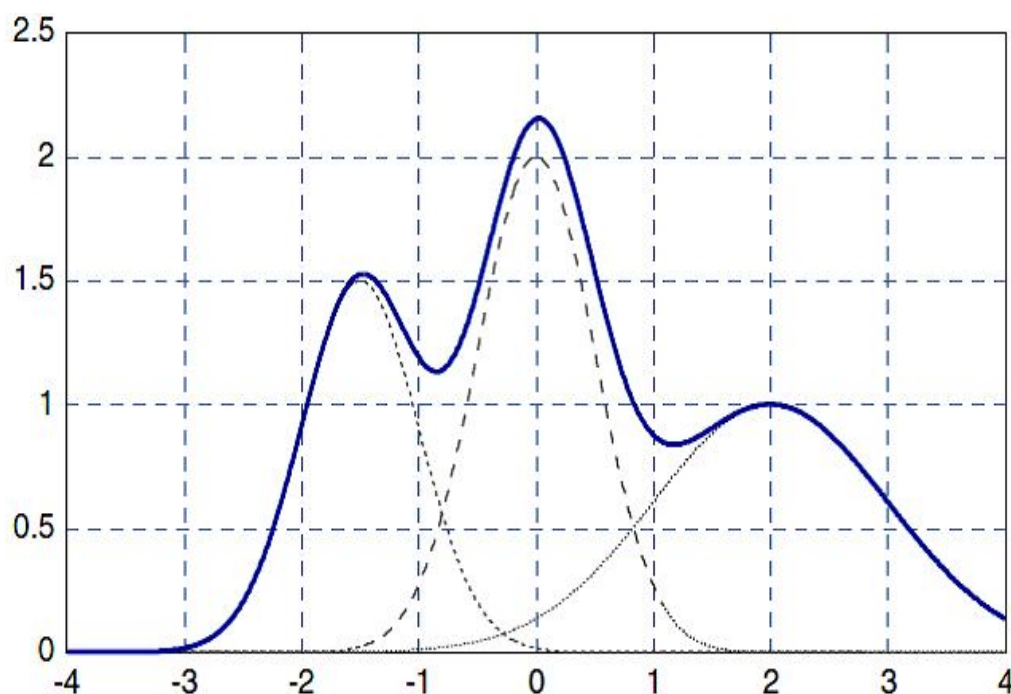


شکل ۳-۹: معماری شبکه‌های شعاع مبنا

معرفی شبکه وزن دار شعاع شبکه‌های عصبی مصنوعی چند لایه

۳-۴ شبکه وزن دار شعاع مبنا^۱

این شبکه، توسعه یافته شبکه شعاع مبنا می‌باشد (Hossein Khosravi, 2011). در این شبکه برخلاف حالت معمول از تعدادی وزن بین لایه ورودی و لایه پنهان استفاده شده است. این وزن‌ها از ضرب بردار ورودی در یک پارامتر و انجام یک نگاشت خطی حاصل می‌شوند، مزیت این کار افزایش پارامترهای آزاد شبکه است و از آنجایی که این وزن‌ها قابل تعیین می‌باشند عملکرد شبکه به طور قابل توجهی بهبود یافته است. طبق بردار وزن جدید، این ساختار، شبکه وزن دار شعاع مبنا نامیده می‌شود. تعیین این وزن‌ها با استفاده از الگوریتم پس انتشار^۲ که در بخش قبل به آن اشاره شد انجام می‌گیرد.



شکل ۳-۱: جمع سه تابع گوسی، دارای وزن زیاد

لایه خروجی در شبکه شعاع مبنا مشابه لایه خروجی در شبکه‌های چند لایه (MLP) می‌باشد، و در نورون‌های این لایه می‌توان از توابع محرکی همچون سیگموئید، خطی یا تانژانت‌هایپربولیک استفاده نمود. ارتباط بین لایه پنهان و لایه خروجی دارای تعدادی وزن می‌باشد، که پارامترهای آموزشی شبکه تابع شعاع مبنا را شامل می‌شود، به عبارتی دیگر مجموع وزن‌های توابع شعاع مبنا (شکل ۳-۱) در بردار ورودی برای لایه خروجی بکار گرفته شده‌اند. روش رایج برای آموزش این شبکه، گرادیان نزولی خطا^۳ می‌باشد که توسط

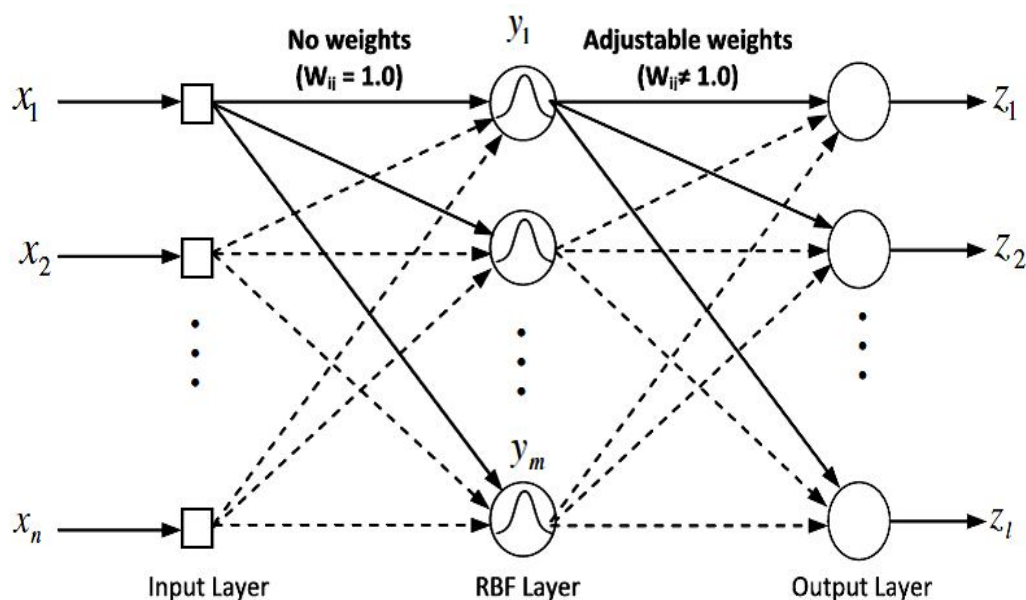
^۱-Weighted RBF

^۲-Back Propagation (BP)

^۳-Gradient descent

Werbos(1974) و Parker(1982) پیشنهاد شده است. بعد از آن پیشنهاداتی راجب به این نوع شبکه ارائه شد که برخی مربوط به تغییر الگوریتم آموزش و برخی مربوط به تغییر ساختار شبکه می‌باشد. در این تحقیق از ساختار جدید این شبکه استفاده شده است. با این تغییرات پارامترهای آزاد شبکه افزایش یافته و عملکرد شبکه بهبود می‌یابد.

در ساختار قدیمی شبکه شعاع مبنا، وزن‌های قابل تنظیم، در نورون‌های لایه پنهان می‌باشند. شبکه شعاع مبنا در مقایسه با پرسپترون چند لایه، نشان می‌دهد که در پرسپترون چند لایه، ارتباط بین لایه ورودی با لایه پنهان دارای وزن‌های قابل تعیین می‌باشد اما در شبکه شعاع مبنا چنین وزن‌هایی وجود ندارد و نورون‌های لایه ورودی به طور مستقیم و بدون هیچ تغییری به لایه پنهان شبکه شعاع مبنا متصل می‌شوند. به عبارتی دیگر، وزن این ارتباط برابر مقدار واحد می‌باشد.



شکل ۳-۱۱: ساختار سنتی شبکه با تابع شعاع مبنا

با ایجاد یک بردار وزن بر روی بردار ورودی و با انجام یک نگاشت خطی، شبکه شعاع مبنا به شبکه وزن‌دار با تابع شعاع مبنا تبدیل می‌شود و رابطه:

$$y_m = f_m(X) = \exp\left(-\frac{\|X - \mu_m\|^2}{2\sigma_m^2}\right) \quad (۳-۱۶)$$

به :

$$y_m = f_m(X) = \exp\left(-\frac{\|w_mx - \mu_m\|^2}{2\sigma_m^2}\right) \quad (17-3)$$

تبدیل می‌شود.

در اینجا $W_m = \{w_{1m}, w_{2m}, \dots, w_{nm}\}$ یک بردار وزن بین نورون m لایه پنهان و بردار ورودی می‌باشد. جهت این بردار همسو با جهت بردار ورودی می‌باشد. با اضافه کردن این بردار، اجازه داده می‌شود وزن‌ها نوسان داشته، همچنین در ویژگی‌های نگاشت مشارکت کنند. این وزن‌ها مقداری بین $0/6$ تا $1/4$ بخود می‌گیرند (Hossein Khosravi, 2011).

۳-۵ ترکیب شبکه‌های عصبی مصنوعی چند لایه (MLPENS)^۱

مقدمه

هیچ الگوریتم یادگیر تکی وجود ندارد که در مورد تمام مسائل بتواند بهترین جواب را در میان سایر یادگیرها تولید کند. هر الگوریتم یادگیر، مدلی را برای حل مسئله در نظر می‌گیرد که همراه با یک سری فرضیات است و اگر این فرضیات برای مسئله مورد نظر صدق نکند الگوریتم به جواب مناسبی دست نخواهد یافت. بنابراین پیدا کردن روش یادگیری مناسب برای مساله مورد نظر کار ساده‌ای نیست. برای از میان برداشتن این مشکلات می‌توان به جای استفاده از یک یادگیر، ترکیبی از آن‌ها را به کار برد که با این کار در بیشتر موارد، هم می‌توان دقت را بهبود داد و هم مقاومت آن را در مقابل نویز افزایش داد. اگر یک یادگیر تکی برای مساله‌ای وجود داشته باشد که دقت ۱۰۰ درصد داشته باشد دیگر توجیهی برای روش‌های ترکیبی نخواهیم داشت اما چنین یادگیری معمولاً وجود ندارد و یادگیرهای موجود مرتکب خطا می‌شوند، در نتیجه به دنبال یادگیرهای دیگری هستیم که بتوانند یادگیرهای فعلی را تکمیل کرده و یا مساله را ساده‌تر کنند تا دقت به دست آمده در مساله ارتقا داده شود.

۳-۵-۱ دلیل استفاده از روش‌های ترکیبی

سه دلیل اصلی را می‌توان برای استفاده از روش‌های ترکیبی بیان کرد (T. G. Dietterich, 2000):

- دلیل آماری^۲
- دلیل محاسباتی^۳

^۱-Ensemble using MLP as base classifier

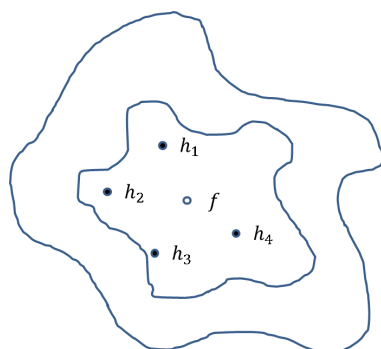
^۲-Statistical

^۳-Computational

• دلیل نمایشی^۱

۳-۵-۲ دلیل آماری

یک الگوریتم یادگیر را می‌توان به عنوان یک روش جستجو در فضای فرضیه^۲ H در نظر گرفت که به دنبال یافتن بهترین فرضیه است. مشکل آماری هنگامی به وجود می‌آید که تعداد داده‌های آموزشی نسبت به وسعت فضای فرضیه به صورت قابل توجهی کوچک‌تر باشد. در این صورت با توجه به کمبود تعداد داده‌های آموزشی، الگوریتم یادگیری می‌تواند فرضیه‌های متفاوتی را در فضای خصیصه بیابد که همگی دقت یکسانی روی داده‌های آموزشی^۳ دارند ولی روی داده‌های آزمون^۴ دقت‌های متفاوتی دارند. با ساختن یک یادگیر مرکب از چند یادگیر می‌توان به دقت بهتری دست یافت و به یادگیر بهینه نزدیک شد. در شکل ۳-۱۲ منحنی بیرونی فضای فرضیه و منحنی داخلی مجموعه فرضیه‌ها را نشان می‌دهد



شکل ۳-۱۲: دلیل آماری برای کارایی ترکیب یادگیرها

. منحنی بیرونی فضای فرضیه H را نشان می‌دهد، منحنی داخلی مجموعه‌ای از فرضیه‌ها را نشان می‌دهد که همگی دقت خوبی روی مجموعه داده آموزشی دارند و نقطه f فرضیه صحیح را که بهترین فرضیه ممکن است نشان می‌دهد. همان‌گونه که در این شکل قابل ملاحظه است می‌توان با ترکیب این فرضیه‌ها، تقریب خوبی از F را به دست آورد.

۳-۵-۳ دلیل محاسباتی

بسیاری از الگوریتم‌های یادگیری گونه‌ای از جستجوی محلی^۵ هستند که ممکن است در نقطه بهینه محلی^۶

^۱-Representational

^۲-Hypothesis

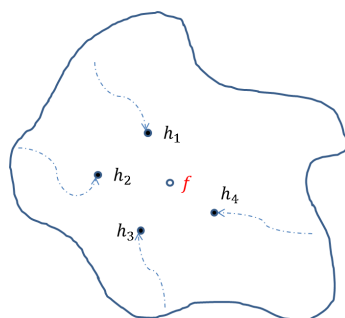
^۳-Train Set

^۴-Test Set

^۵-Local Search

^۶-Local Optimum

گیر بیفتند. به عنوان مثال الگوریتم‌های یادگیری شبکه عصبی گرادیان نزولی^۱ را برای کمینه کردن یک تابع خطا روی مجموعه داده آموزشی به کار می‌گیرد و الگوریتم‌های درخت تصمیم از یک قانون هرس کننده برای جداسازی در گره‌ها استفاده می‌کنند. در مواردی که تعداد داده‌های آموزشی برای یادگیری به اندازه کافی است، مشکل آماری وجود ندارد اما ممکن است از لحاظ محاسباتی برای الگوریتم یادگیری مشکل باشد که بتواند بهترین فرضیه را بیابد.



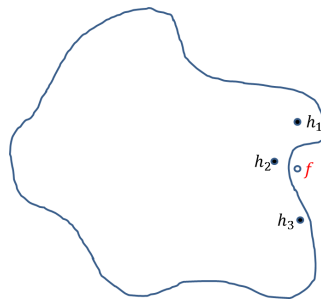
شکل ۳-۱۳: دلیل محاسباتی برای کارایی ترکیب یادگیرها

هر یادگیر با توجه به فرضیات متفاوتی که از یک مساله دارد و شرایط اولیه مخصوص به خود شروع به حل مساله می‌کند و به جواب خاصی در فضای فرضیه می‌رسد که معایب و مزایای خاص خود را دارد، در نتیجه با ترکیب این یادگیرها می‌توان به یادگیر بهتری رسید که مزایای یادگیرهای اولیه را به ارث برده و کامل‌تر شده است. شکل ۳-۱۳ این موضوع را نشان می‌دهد. ساخت یک یادگیر تکی بهینه از منظر محاسباتی بسیار مشکل است بنابراین می‌توان با ترکیب یادگیرها به کارایی بهتری دست یافت.

۳-۵-۴ دلیل نمایشی

در بسیاری مسائل یادگیری ماشین، راه‌حل واقعی مساله نمی‌تواند توسط هیچ یک از فرضیه‌های موجود در H نمایش داده شود. با ترکیب این یادگیرها امکان گسترش فضای فرضیه و نمایش فرضیه‌های بیشتری وجود خواهد داشت. شکل ۳-۱۴ این بحث را به نمایش می‌گذارد. این موضوع هنگامی که به تعداد محدود داده‌های آموزشی و اینکه الگوریتم‌های یادگیری نمی‌توانند تمام فضای آموزشی را جستجو کنند توجه کنیم، نمود بیشتری پیدا می‌کند. در نتیجه فضای نشان داده شده در شکل ۳-۱۴ را می‌توان فضای موثری دانست که الگوریتم در آن به جستجو می‌پردازد.

^۱-Gradient Descent



شکل ۳-۱۴: دلیل نمایشی برای کارایی ترکیب یادگیرها

بنابراین با توجه به دلایل فوق ترکیب یادگیرها منطقی به نظر می‌رسد. برای ترکیب یادگیرها روش‌های مختلفی وجود دارد که از آن جمله می‌توان به روش‌های بگینگ^۱ و بوستینگ^۲ اشاره کرد. در بگینگ (L. Breiman, 1996)، هر کدام از پیش‌بینی‌کننده‌ها با استفاده از یک مجموعه داده به اندازه m آموزش داده می‌شود که به صورت تصادفی و با جایگذاری از میان مجموعه داده اصلی انتخاب شده‌اند. چنین مجموعه داده‌ای یک تکرار بوتسترپ^۳ از مجموعه داده اصلی نامیده می‌شود. به طور میانگین هر بوتسترپ، حاوی حدود ۶۳ درصد از داده‌های اصلی، به همراه تعدادی زیادی از نمونه‌هاست که چندین بار تکرار شده‌اند. برای ترکیب خروجی رده‌بندها نیز از روش میانگین‌گیری استفاده می‌شود. با توجه به اینکه توزیع داده‌ها در یک بوتسترپ، بسیار نزدیک به داده‌های اصلی است بنابراین پیش‌بینی‌کننده‌های ایجاد شده توسط بگینگ دقت نسبتاً بالایی دارند. اما تنها عاملی که در این روش باعث ایجاد تنوع می‌شود تفاوتی است که میان داده آموزشی آن‌ها وجود دارد. این عامل موجب می‌شود تا بگینگ تنها بتواند از رده‌بندهای پایه‌ای استفاده کند که ناپایدار^۴ هستند یعنی تغییرات کوچک در مجموعه داده آموزشی، تغییرات قابل توجهی را در خروجی الگوریتم یادگیری ایجاد کند.

بوستینگ (Freund s, 1995) خانواده دیگری از روش‌هاست که در سال‌های اخیر توجه زیادی را به خود جلب کرده و نسخه‌های مختلفی از آن ارائه شده که معروف‌ترین عضو این خانواده آدابوست^۵ است. در این روش سعی می‌شود تا با ترکیب پیش‌بینی‌کننده‌های ضعیف^۶ یک مدل قوی ساخته شود. ایده اصلی در این روش، توجه بیشتر به نمونه‌هایی است که پیش‌بینی آن‌ها مشکل‌تر است. میزان توجه به وسیله وزنی مشخص می‌شود که به هر یک از نمونه‌ها نسبت داده می‌شود. در ابتدا تمامی نمونه‌ها وزن یکسانی دارند. در هر تکرار وزن نمونه‌هایی که به صورت صحیح‌تری پیش‌بینی شده‌اند کاهش پیدا کرده و وزن نمونه‌های دیگر افزایش

^۱-Bagging

^۲-Boosting

^۳-Bootstrap Replicate

^۴-Unstable

^۵-Adaboost

^۶-Weak

پیدا می‌کند. نتیجه این خواهد بود که یادگیر ضعیف مجبور می‌شود تا روی داده‌های سخت متمرکز شود. به هر پیش‌بینی‌کننده‌ی تولید شده نیز یک وزن نسبت داده می‌شود. این وزن نشان دهنده دقت آن‌ها روی تمامی نمونه‌های موجود در مجموعه آموزشی است و آن‌هایی که دقت بالاتری داشته باشند وزن بیشتری به خود اختصاص می‌دهند. این وزن‌ها برای کار با نمونه‌های جدید مورد استفاده قرار می‌گیرند. در این روش پیش‌بینی‌کننده‌ها به گونه‌ای ایجاد می‌شوند که بتوانند مکمل یکدیگر باشند.

فصل چہارم

فصل چهارم داده‌ها، ساخت مدل شبکه‌های عصبی و مقایسه نتایج

در تحقیق حاضر برای بررسی عملکرد دو روش داده‌کاوی، شبکه وزن دار شعاع مبنا و ترکیب شبکه‌های عصبی مصنوعی چند لایه در تخمین عمق چاله آبستگي اطراف پایه پل ازدو سري داده‌های آزمایشگاهی و داده‌های میدانی بطور جداگانه استفاده شده است.

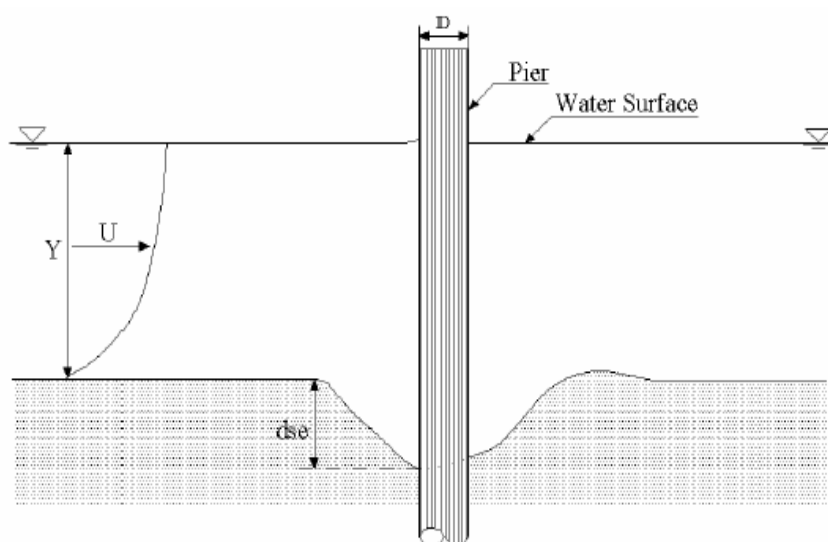
۱-۴ مشخصات داده‌های آزمایشگاهی

در مطالعه حاضر، برای بخشی از کار، از مجموعه داده‌های آزمایشگاهی که حاصل کار محققینی

همچون:

Chamber(1596), Chee(1982), Chiew(1984), Ettema(1980), Graf(1995), Hancu(1971), Jain(1980), Kandasamy, Kwan, Melville, prof.Oliveto's, Prof.Kothyari's, Prof.Bruce-W.Melville(1997), Faruque Mia and Hiroshi Nago(2001), Max Sheppard and William Miller(2004).

است، استفاده شده است. این داده‌ها (پیوست ۱) توسط (Bateni et al, 2007) جمع‌آوری شده است. همان‌طور که در شکل ۱-۴ مشاهده می‌شود متغیرهای آبستگي شامل، متوسط سرعت جریان (U)، متوسط سرعت بحرانی جریان (U_c)، متوسط سائز ذرات بستر (D_{50})، عمق جریان (Y)، عمق متعادل آبستگي (d_{se}) و قطر پایه پل (D) می‌باشد. محدوده این پارامترها در جدول ۱-۴ قابل مشاهده می‌باشد.



شکل ۱-۴: نمایش عمق آبستگي پایه پل

جدول ۴-۱: محدوده پارمترهای داده‌های آزمایشگاهی

پارامتر	محدوده
d_{50}	0.24 - 7.8(mm)
D	0.01-1 (m)
U	0.17 - 2.16(m/s)
Y	0.046 - 0.6 (m)
U_C	0.194 - 1.88(m/s)
d_{se}	0.01- 0.44(m)

۴-۲ آمار و اطلاعات صحرائی

این داده‌ها، آمار و اطلاعات صحرائی جمع‌آوری شده از پل‌ها، در نقاط مختلف هستند. چون بیشتر روابطی که در فصل‌های گذشته ذکر شده‌اند، با استفاده از داده‌های آزمایشگاهی بدست آمده‌اند، هدف آموزش مدل با هر دو نوع داده و مقایسه نتایج آنها با یکدیگر می‌باشد. این داده‌ها شامل داده‌های صحرائی فروهلیچ، داده‌های صحرائی منطقه نیوهمپشایر و داده‌های صحرائی پلهای مناطق مختلف آمریکا، سه دسته داده‌هایی هستند که از آنها استفاده شده است. لازم به ذکر است از میان این داده‌ها (پیوست ۲) تنها داده‌های متعلق به پل با پایه‌های دایره‌ای شکل استفاده شده است. این داده‌ها توسط سازمان نقشه‌برداری آمریکا^۱ جمع‌آوری شده است.

با توجه به مطالعات گذشته در مورد آنالیز حساسیت و نتایج شبیه‌سازی آزمایشگاهی تنها پارامترهای مورد استفاده برای آموزش شبکه با داده‌های میدانی d_{50} ، U ، D ، Y و d_{se} می‌باشد (شهراد فر و همکاران، ۱۳۸۷) که بترتیب: متوسط قطر ذرات بستر، سرعت جریان، عمق جریان در بالادست پایه پل، قطر پایه پل و مقدار آبستگي بلند مدت پایه پل می‌باشد. محدوده این پارامترها در جدول ۴-۲ قابل مشاهده می‌باشند.

جدول ۴-۲: محدوده پارمترهای داده‌های میدانی

پارامتر	محدوده
d_{50}	0.053-90(mm)
U	0.15-4.08(m/s)
Y	0.1524-18.8(m)
D	0.61-19.5(m)
d_s	0.1524-10.4(m)

^۱-U.S Geological survey(USGS)

۳-۴ ساخت مدل و مقایسه نتایج

۱-۳-۴ نحوه انتخاب داده‌های آموزش

پس از انتخاب داده‌ها و پارامترهای مورد نظر برای مدل‌سازی، در این مرحله نحوه انتخاب داده‌های آموزش و آزمایش در مطالعه حاضر، کار بدین صورت می‌باشد که در هر مرحله برای استفاده از روش‌های داده‌کاوی، مجموعه داده‌های مرحله آموزش و آزمایش به گونه‌ای انتخاب شده‌اند که از میان کل داده‌های موجود، ۸۰ درصد آنها برای آموزش شبکه و ۲۰ درصد آنها برای آزمایش شبکه مورد استفاده قرار گرفته است. از مجموعه داده‌های آموزش، برای ساخت مدل‌ها و از مجموعه داده‌های آزمایش نیز برای صحت‌سنجی هر یک از مدل‌ها استفاده شده است. نحوه انتخاب داده‌های آموزش نیز به گونه‌ای است که محدوده تمامی مجموعه داده‌ها را در بر گیرد. برای انجام این کار، ابتدا داده‌ها بر اساس میزان عمق آبشستگی به صورت نزولی مرتب و سپس داده‌های آموزشی به گونه‌ای انتخاب شده‌اند که محدوده مقادیر حداکثر، حداقل و متوسط را شامل شوند. تقریباً در تمام تحقیقات گذشته داده‌های مورد استفاده نتایج آزمایشگاهی بوده‌اند، به دلیل این‌که براحتی در دسترس بوده و همچنین از نظر اختلاف عددی تفاوت خیلی زیادی با یکدیگر ندارند، از اینرو برای آموزش شبکه محققان را کمتر دچار مشکل می‌سازد و نتایج بهتری از آن‌ها حاصل می‌شود. در مرحله اول از کار، شبکه‌ها و روابط تجربی با داده‌های آزمایشگاهی (پیوست ۱) مورد ارزیابی و مقایسه قرار می‌گیرند. در ابتدا شبکه ^۱MLPENS و ^۲WRBF مورد آموزش و ارزیابی قرار خواهند گرفت که نتایج آن در جدول ۳-۴ و گراف‌های (شکل ۴-۶ تا شکل ۴-۹) ارائه شده است. در ادامه ساختار سنتی آن‌ها و روابط تجربی برای مقایسه، مورد ارزیابی قرار خواهند گرفت. برای این بررسی اولیه از دو پارامتر خطا، میانگین قدر مطلق خطا^۳ و جذر مربع میانگین خطا^۴ در کنار پارامتر ضریب همبستگی استفاده شده است، این مقادیر با استفاده از روابط (۴-۱) تا (۴-۱۱) قابل محاسبه است.

$$MAE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |O_i - T_i| \quad (۴-۱)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (O_i - T_i)^2}{N}} \quad (۴-۲)$$

^۱-Ensemble using MLP as base classifier

^۲-Weighted RBF

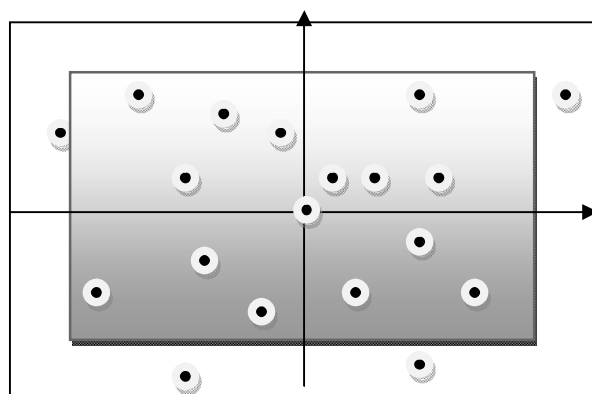
^۳-Mean-Absolute Error(MAE)

^۴-Root Mean Square Error(RMSE)

$$CC = \frac{\sum (T_i - \bar{T}_i)(O_i - \bar{O}_i)}{\sqrt{\sum (T_i - \bar{T}_i)^2 \sum (O_i - \bar{O}_i)^2}} \quad (3-4)$$

در روابط بالا، O معرف مقدار خروجی برای هر داده، T_i مقدار واقعی برای i امین خروجی، $\bar{O}_i$ میانگین خروجی‌ها، $\bar{T}_i$ میانگین مقادیر واقعی و N بیانگر تعداد کل نمونه‌ها می‌باشد.

قبل از آموزش شبکه لازم است تا داده‌ها نرمالایز شوند (توزیع نرمال) برای اینکار تنها کافی است در فضای داده‌ها یک فضای جدید با توزیع نرمال را انتخاب و با داده‌های منتخب شبکه آموزش و ارزیابی شود، روش کار به اینصورت می‌باشد:



شکل ۴-۲: انتخاب فضای منتخب در فضای داده‌ها

(انحراف معیار $\times 2$) + میانگین $\leq$ فضای منتخب $\leq$ میانگین - (انحراف معیار $\times 2$)

محل تلاقی دو محور نقطه میانگین در فضای داده‌ها می‌باشد، این روش تضمینی و بیان می‌دارد که بیشتر از ۹۵ درصد فضای نمونه‌های آموزشی حفظ و تنها نقاط پرت را حذف می‌کند، با این کار آموزش بهتر و میزان خطا کاهش می‌یابد (Patern Recognatin, 2009).

۴-۳-۲ نحوه اعمال پارامترهای وروی به شبکه :

برای این کار پارامترهای منتخب به عنوان ورودی به شبکه اعمال و مقادیر واقعی آبشستگی بعنوان بردار هدف برای شبکه تعریف می‌شود، هر قدر که میزان آبشستگی پیش‌بینی شده توسط شبکه به مقدار واقعی نزدیکتر باشد عملکرد آن شبکه بهتر می‌باشد. همانطور که در ابتدا بیان شد با استفاده از نظریه پی‌باکینگهام می‌توان پارامترهای موجود را بی‌بعد و به شبکه اعمال نمود ولی مطالعات گذشته نشان می‌دهد

این کار باعث کاهش دقت مدل‌ها می‌شود (Bateni et al, 2007). راه دوم این است که با استفاده از قوانین و روابط هیدرولیک انتقال رسوب پارامترهای بدون بعد که شامل عدد شیلدز، شیلدز بحرانی و نسبت عمق جریان به قطر پایه (y/D) را ساخته به مدل‌ها اعمال نمود. برای این کار ابتدا نیاز به محاسبه ضریب شزی می‌باشد:

$$C_z = \frac{1}{K} \ln \frac{H}{2D_{90}} \quad (4-4)$$

با توجه به این که D_{90} موجود نمی‌باشد می‌توان بعنوان یک تقریب مناسب از رابطه زیر استفاده نمود:

$$C_z = \frac{1}{K} \ln \frac{H}{3D_{50}} \quad (5-4)$$

که در آن $K=0.41$ ، H معادل عمق جریان و D_{50} معرف قطر ذرات بستر می‌باشد. بعد از آن نیاز به محاسبه سرعت برشی می‌باشد که از رابطه:

$$U_\tau = \frac{U}{C_z} \quad (6-4)$$

که در آن U سرعت و U_τ سرعت برشی می‌باشد. در ادامه عدد شیلدز به این صورت قابل محاسبه می‌باشد:

$$\tau^* = \frac{U_\tau^2}{gRD_{50}} \quad (7-4)$$

که در آن $g=9.81$ ، $R=1.65$ می‌باشد.

برای ساختن شیلدز بحرانی می‌توان از روابط قبل استفاده نمود و تنها بجای U از U_c (سرعت بحرانی) استفاده نمود و یا از رابطه زیر قابل محاسبه می‌باشد:

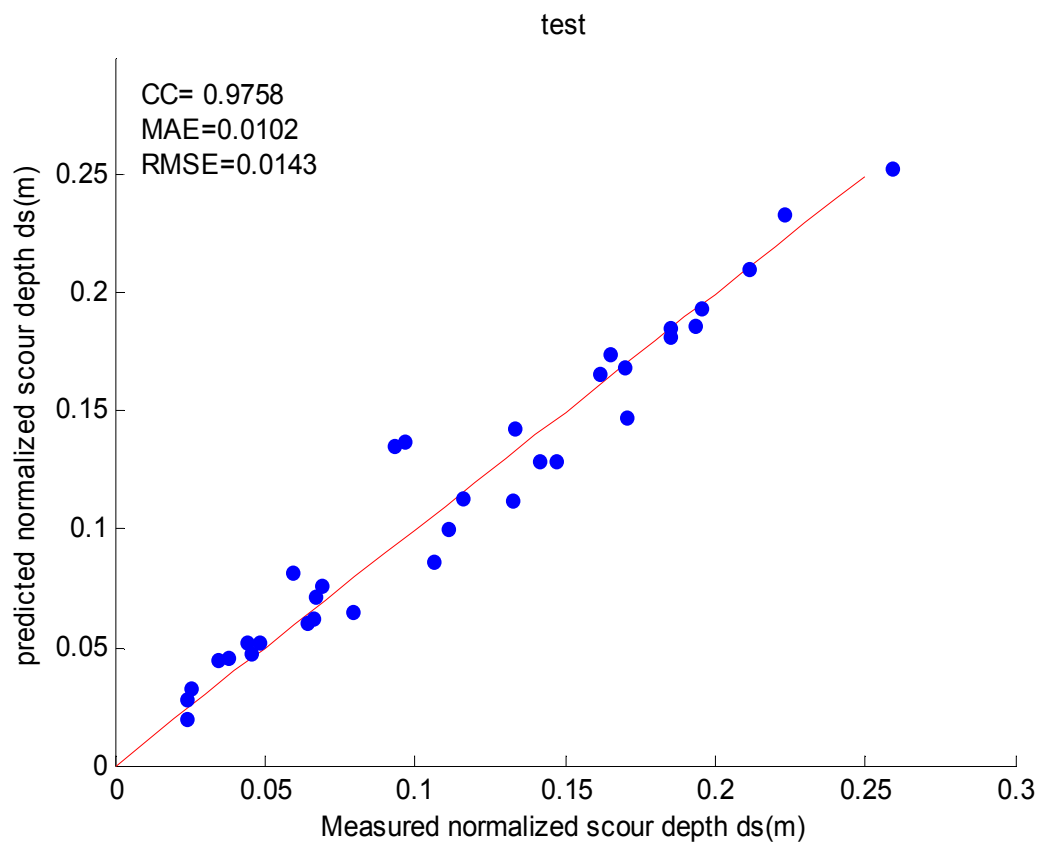
$$\tau_c^* = 0.5(2.2 Re_p^{-0.6} + 0.06 \times 10^{(-0.707 Re_p^{-0.6})}) \quad (8-4)$$

که در آن:

$$Re_p = \frac{\sqrt{RgD_{50}} D_{50}}{\gamma} \quad (9-4)$$

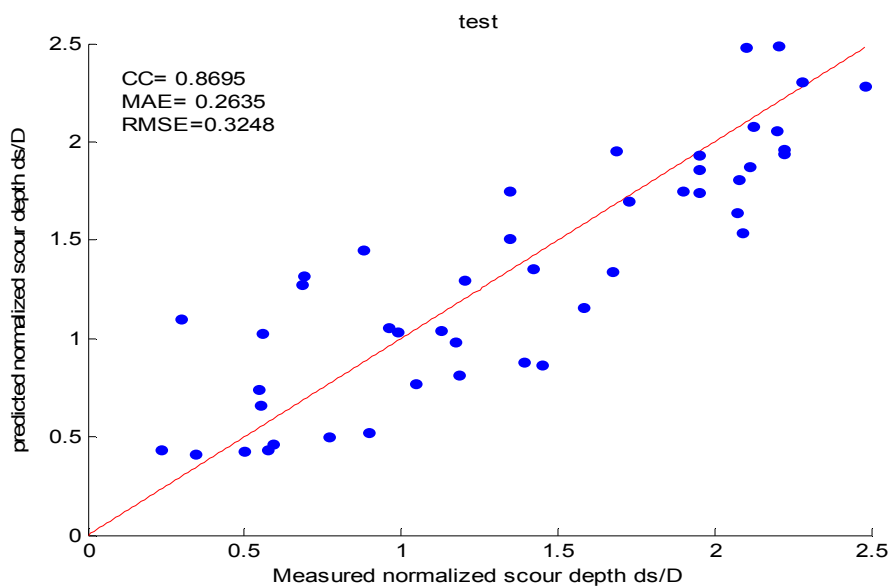
که: $\gamma = 1 \times 10^{-6} \frac{m^2}{s}$ و $g=9.81$ ، $R=1.65$ می‌باشد.

در شکل ۳-۴ و ۴-۴ ارزیابی ترکیب شبکه‌های عصبی مصنوعی چند لایه با استفاده از پارامترهای با بعد و بدون بعد ارائه شده است.



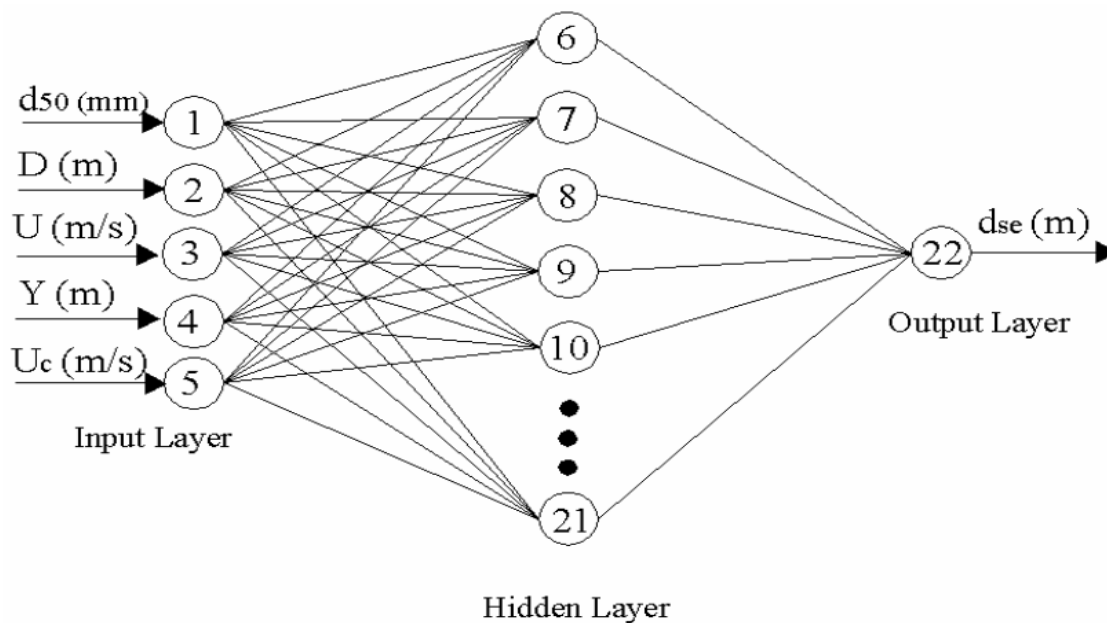
۳-۴: ارزیابی شبکه با استفاده از پارامترهای با بعد

نتایج شکل ۳-۴ با در نظر گرفتن، عمق جریان (y)، سرعت جریان (u)، سرعت بحرانی (u_c)، قطر پایه (D) و قطر ذرات بستر (D_{50}) و عمق آبستگي (d_{se}) می‌باشد.



۴-۴: ارزیابی شبکه با استفاده پارامترهای بدون بعد

نتایج شکل ۴-۴ با در نظر گرفتن پارامترهای بی بعد، عدد شیلدز (τ^*)، شیلدز بحرانی (τ_c^*) با استفاده از عدد رینولدز، نسبت عمق جریان به قطر پایه (y/D) و نسبت عمق آبستگي به قطر پایه (d_{se}/D) می باشد با توجه به نتایج بدست آمده از ارزیابی مدل با استفاده از پارامترهای با بعد و بدون بعد، مشخص می شود که مدل با پارامترهای با بعد خطای کمتری نسبت به مدل با پارامترهای بی بعد از خود نشان می دهد. پس میتوان آرایش ارائه شده در شکل ۴-۵ را بعنوان حالت بهینه برای اعمال پارامترهای مورد نظر به شبکه ها در نظر گرفت.



شکل ۴-۵: نحوه اعمال ورودی به شبکه

۴-۳-۳ ارزیابی عملکرد شبکه‌های MLPENS و WRBF

برای بررسی عملکرد نتایج بدست آمده از مرحله آزمایش مدل‌های MLPENS و WRBF می‌توان از شاخص‌های آماری متعددی استفاده نمود. با این وجود در مطالعه حاضر، از میان شاخص‌های آماری متعدد در دسترس، شاخص‌هایی برای ارزیابی صحت عملکرد دو مدل انتخاب شده‌اند که با استفاده از آن‌ها میزان خطای موجود در نتایج بدست آمده، میزان همبستگی داده‌ها، پراکندگی آنها و همچنین بالادست یا پائین دست بودن نتایج حاصله نسبت به مقادیر واقعی^۱ نشان داده شده و قابل ارزیابی باشد. بر این اساس، عملکرد مدل‌های MLPENS و WRBF با کمک پارامترهای آماری ضریب همبستگی، جذر مربع میانگین خطاها، شاخص پراکندگی^۲ و انحراف معیار مورد ارزیابی قرار گرفته است. ضریب پراکندگی نشان دهنده میزان خطا در نتایج بدست آمده که بصورت بدون بعد بوده و مقدار آن از رابطه (۴-۱۰) محاسبه می‌گردد.

$$SI = \frac{RMSE}{\overline{T_i}} \quad (۴-۱۰)$$

همچنین پارامتر بایاس بیانگر میزان اختلاف داده‌های خروجی و ورودی بوده و مقدار آن از رابطه (۴-۱۱) قابل محاسبه است.

$$Bias = \overline{O_i} - \overline{T_i} \quad (۴-۱۱)$$

با شاخص بایاس می‌توان بالادست یا پایین دست بودن مقادیر نتایج خروجی مدل را ارزیابی نمود، به این ترتیب که مقادیر مثبت این پارامتر بیانگر بالادست بودن نتایج بدست آمده و مقدار منفی آن بیانگر پایین دست بودن نتایج بدست آمده نسبت به مقادیر واقعی می‌باشد. با این توضیحات می‌توان گفت مدلی که نتایج مرحله آزمایش آن مقدار بیشترین ضریب همبستگی و کمترین مقدار پارامترهای خطا RMSE، Bias، SI را دارا باشد از عملکرد مناسبتری برخوردار است.

۴-۴ نرم‌افزار مورد استفاده

برای انجام این تحقیق از نرم‌افزار متلب ورژن ۱۲ استفاده شده است. این نرم‌افزار دارای قابلیت‌های زیادی در زمینه هوش مصنوعی می‌باشد. شبکه RBF و MLP در این نرم‌افزار موجود و براحتی با استفاده از نوار ابزار یا، فراخوانی توسط دستور نویسی قابل تنظیم و استفاده می‌باشد.

^۱-Target

^۲-Scatter Index(SI)

شبکه RBF مورد استفاده به ازای هر داده یک نورون در لایه پنهان قرار می‌دهد و قابلیت فیت شدن کامل به تمام داده‌ها را دارا می‌باشد.

شبکه MLP با تنها یک لایه و تعداد ۱۱ نورون در لایه پنهان به حالت بهینه خود رسیده است. این شبکه با استفاده از ساختار پس‌انتشار و الگوریتم لوببرگ مارکوات طراحی شده است. در تحقیقات گذشته از چنین ساختاری به عنوان حالت بهینه یاد شده است (غضنفری هاشمی و همکاران، ۱۳۹۰).

شبکه WRBF با الگوریتم کاهش خطا (BP) که توسعه یافته شبکه RBF می‌باشد در این نرم‌افزار موجود نمی‌باشد، برای انجام این تحقیق کد این شبکه توسط یک ام‌فایل (m.file) وارد محیط نرم‌افزار و مورد استفاده قرار گرفته است.

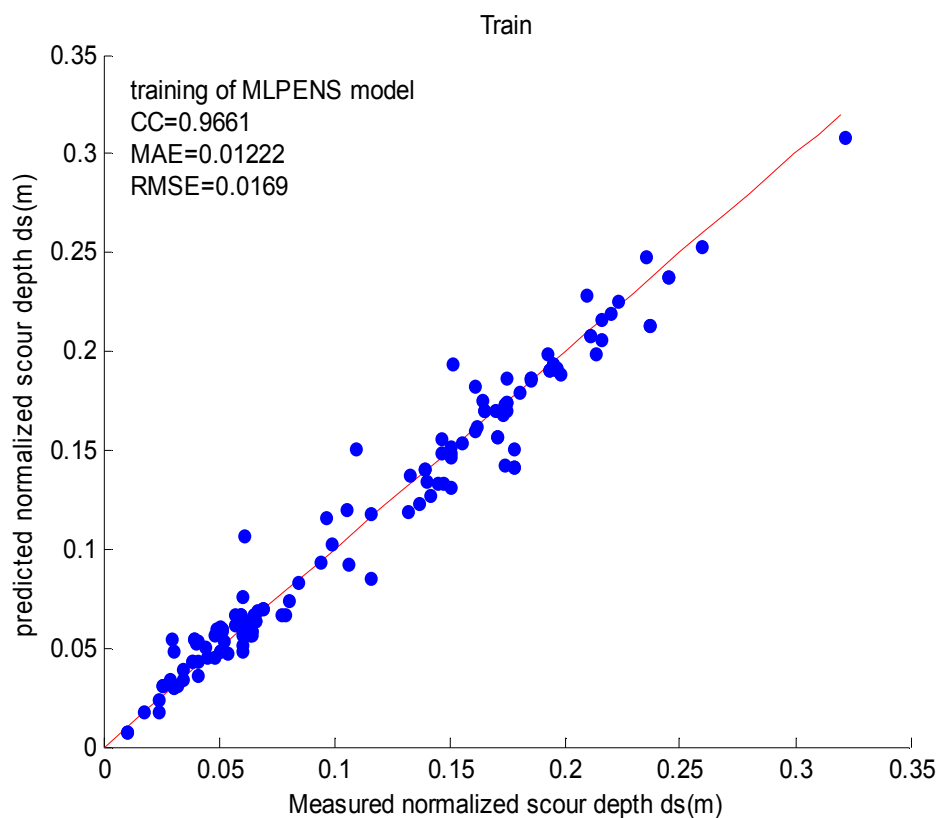
شبکه MLPENS که ترکیبی از چند شبکه MLP با دسته بندی کننده Baging (روشی برای تقسیم بندی داده‌ها، ترکیب شبکه‌ها و میانگین‌گیری مقادیر خروجی) می‌باشد، با استفاده از قابلیت‌های این نرم‌افزار طراحی و مورد استفاده قرار گرفته است.

۴-۵ استفاده از داده‌های آزمایشگاهی

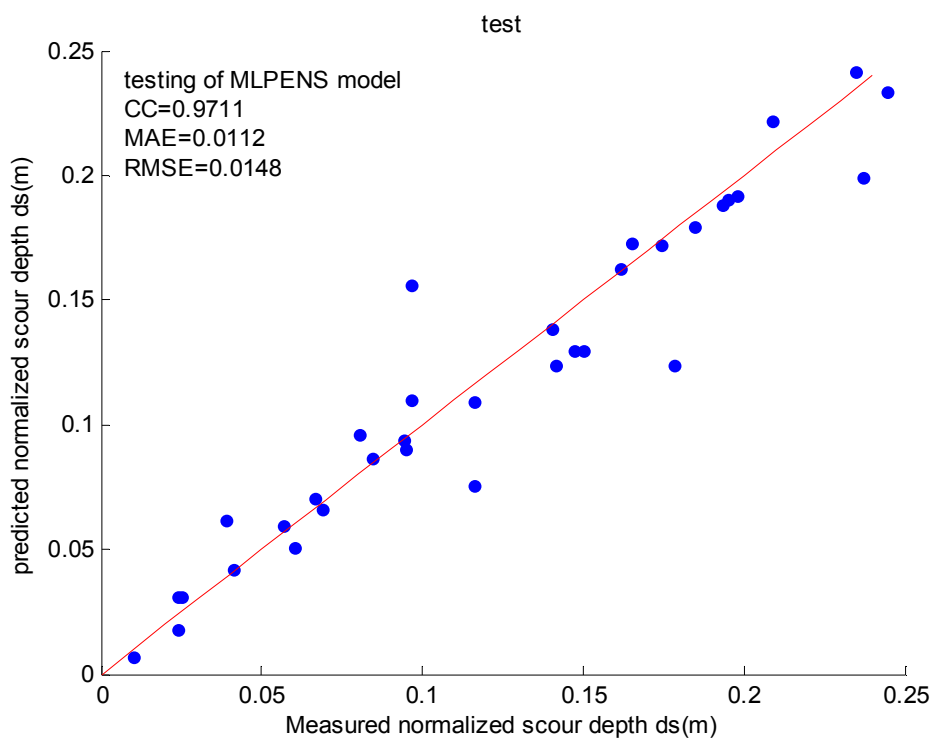
تقریباً در تمام تحقیقات گذشته داده‌های مورد استفاده، نتایج آزمایشگاهی بوده‌اند، به دلیل این‌که براحتی در دسترس بوده و همچنین از نظر اختلاف عددی تفاوت خیلی زیادی با یکدیگر ندارند، از اینرو برای آموزش شبکه محققان را کمتر دچار مشکل می‌سازد و نتایج بهتری از آن‌ها حاصل می‌شود. در این مرحله از کار شبکه‌ها و روابط تجربی با داده‌های آزمایشگاهی (پیوست ۱) مورد ارزیابی و مقایسه قرار می‌گیرند، در ابتدا شبکه MLPENS و WRBF مورد آموزش و ارزیابی قرار خواهند گرفت که نتایج آن در جدول ۳-۴ و گراف‌های (شکل ۴-۶ تا شکل ۴-۹) ارائه شده است. در ادامه ساختار سنتی آن‌ها و روابط تجربی برای مقایسه، مورد ارزیابی قرار خواهند گرفت.

جدول ۳-۴: نتایج حاصل از آموزش و ارزیابی دو شبکه وزن دار شعاع‌مبنا و ترکیب شبکه‌های چندلایه

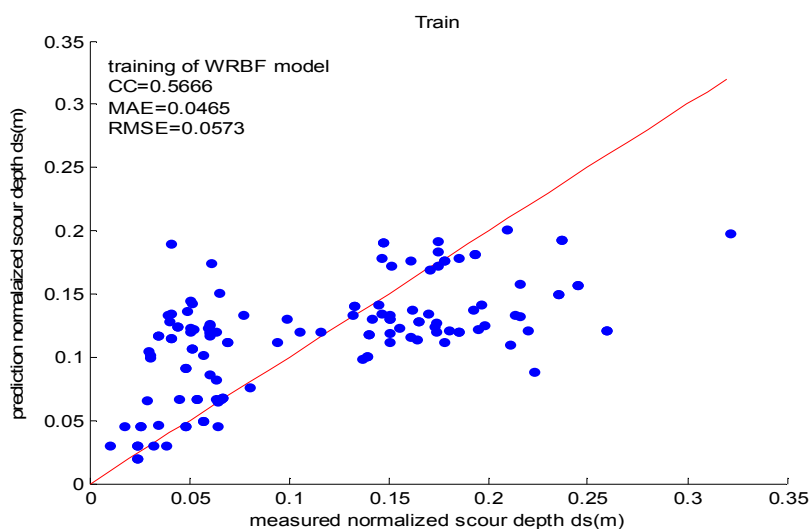
	Model	RMSE	MAE	BIAS	CC	SI
Train	MLPENS	0.0169	0.0122	0.0008	0.9661	0.1527
	WRBF	0.0573	0.0465	0.0039	0.5666	0.4982
Test	MLPENS	0.0148	0.0112	-0.0038	0.9711	0.1092
	WRBF	0.0524	0.0409	0.0012	0.6876	0.4740



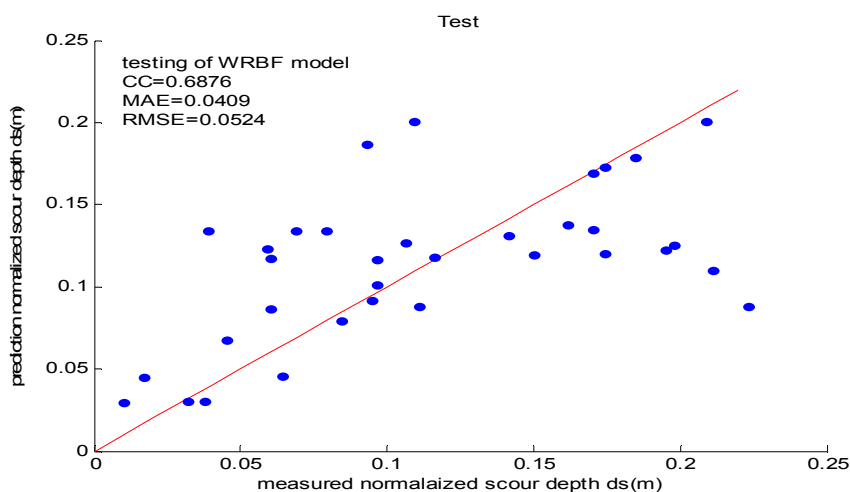
شکل ۴-۶: آموزش ترکیب شبکه‌های چند لایه



شکل ۴-۷: ارزیابی ترکیب شبکه‌های چند لایه



شکل ۴-۸: آموزش شبکه وزن دار شعاع مبنا

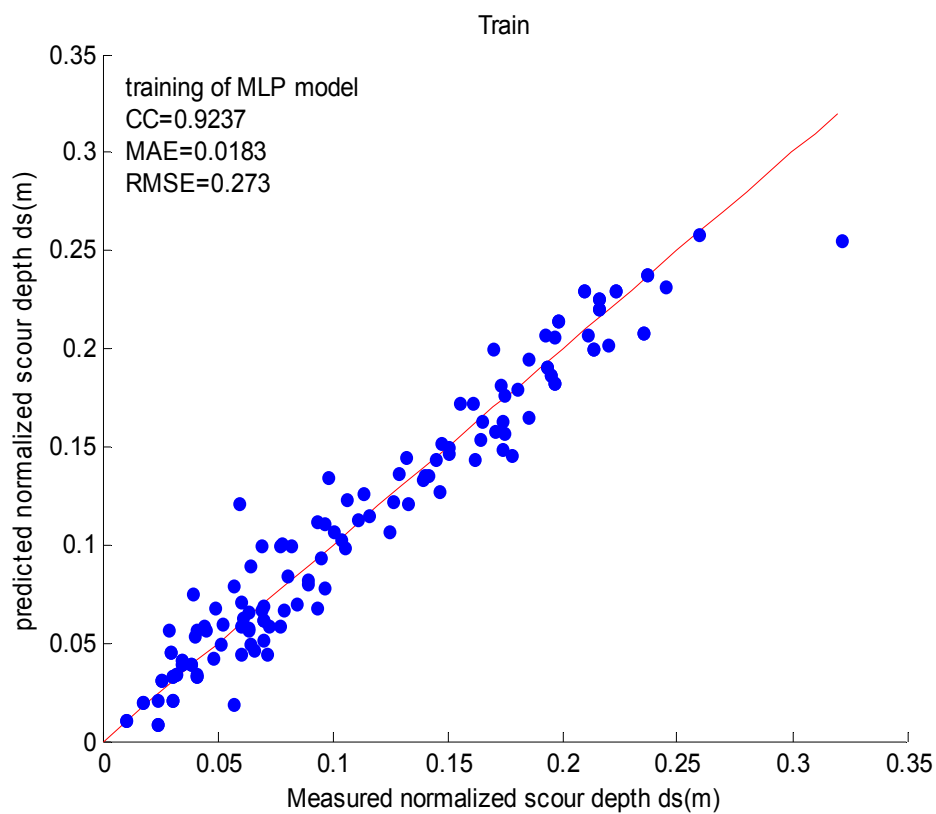


شکل ۴-۹: ارزیابی شبکه وزن دار شعاع مبنا

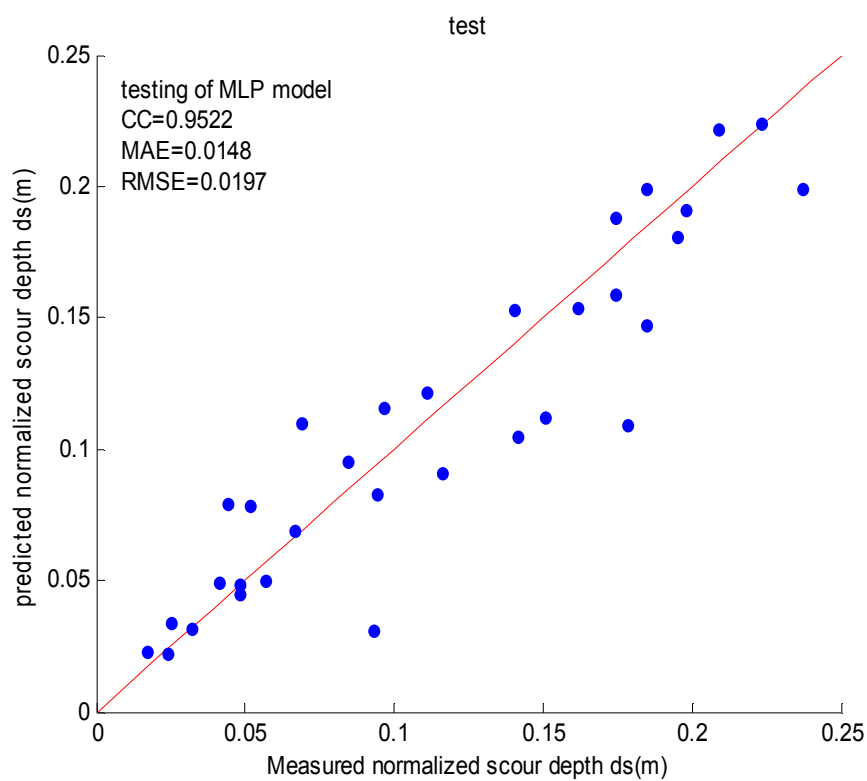
برای بررسی هرچه بهتر دو روش مذکور ساختار سنتی آن‌ها نیز مورد آموزش و ارزیابی قرار گرفته تا نتایج حاصل از آن‌ها نیز مورد مقایسه واقع شود. این نتایج در جدول ۴-۴ و همچنین گراف‌های (شکل ۴-۱۰ تا شکل ۴-۱۳) قابل مشاهده می‌باشند.

جدول ۴-۴: نتایج حاصل از دو شبکه شعاع مبنا و چندلایه (تکی)

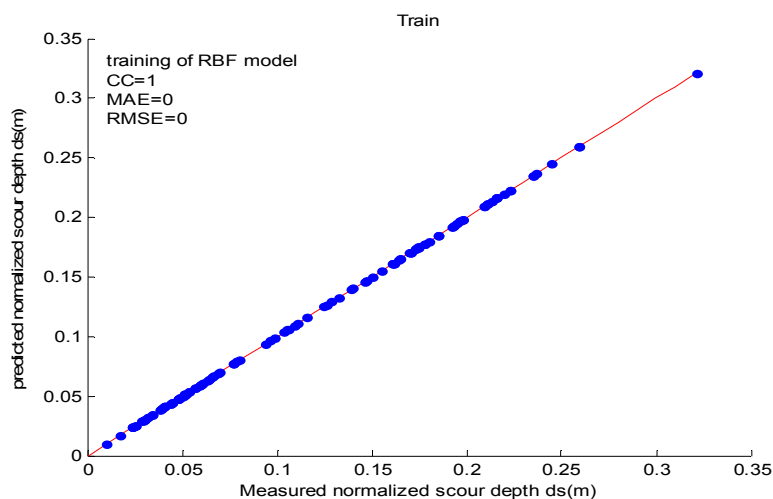
	Model	RMSE	MAE	BIAS	CC	SI
Train	RBF	0	0	0	1	0
	MLP	0.0273	0.0183	0.0000	0.9237	0.2409
Test	MLP	0.0197	0.0146	-0.0033	0.9522	0.1690
	RBF	0.0895	0.0676	-0.0656	0.5767	0.7386



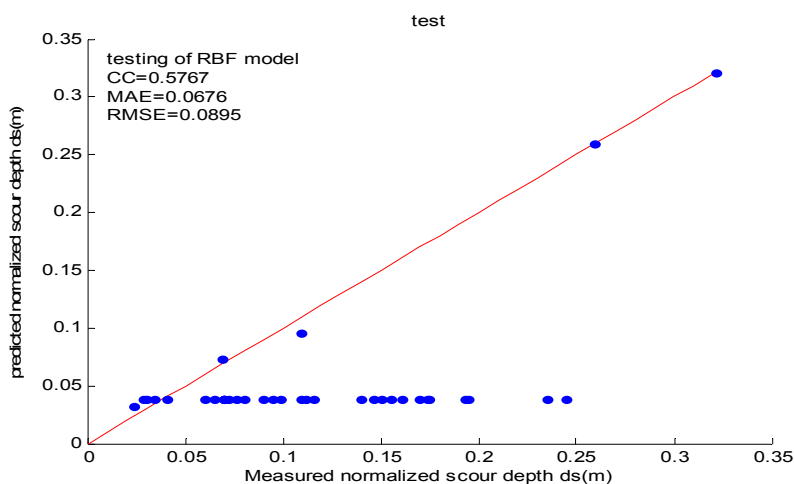
شکل ۴-۱۰: آموزش شبکه چند لایه



شکل ۴-۱۱: ارزیابی شبکه چند لایه



شکل ۴-۱۲: آموزش شبکه شعاع مبنا

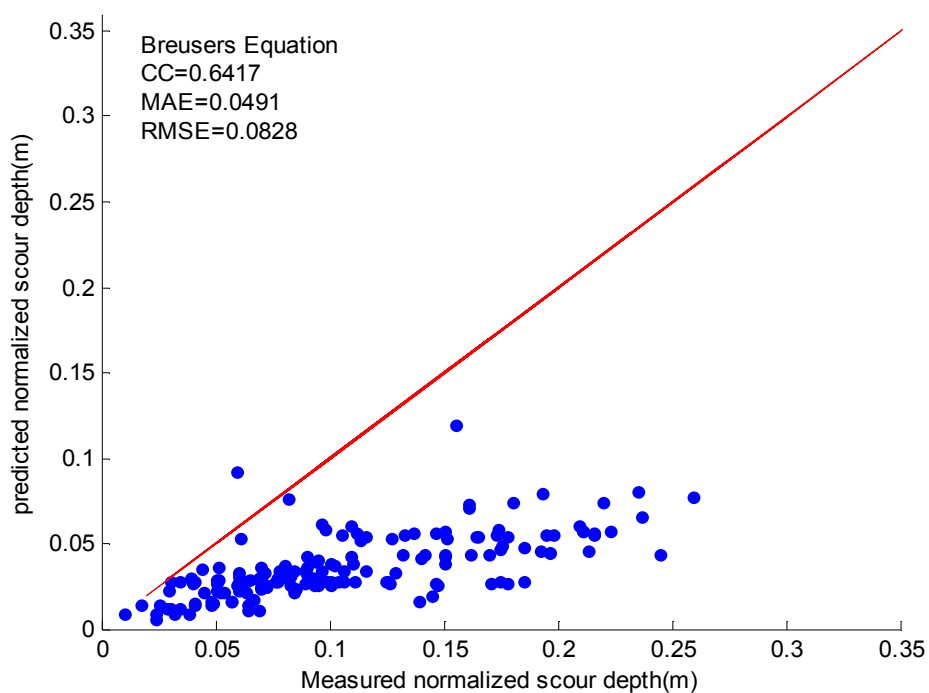


شکل ۴-۱۳: ارزیابی شبکه شعاع مبنا

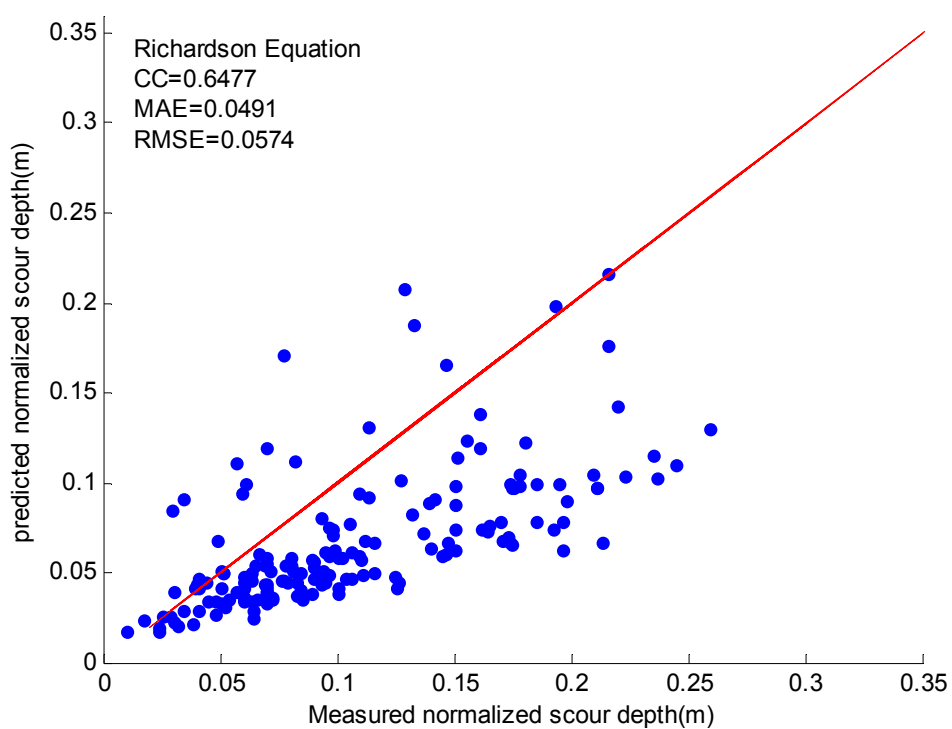
در این قسمت، از میان روابط تجربی متعدد ۵ رابطه انتخاب تا نتایج آن‌ها با شبکه‌های مذکور مورد قیاس واقع شوند. نتایج حاصل از این روابط در جدول ۴-۵ و همچنین گراف‌های (شکل ۴-۱۴ تا شکل ۴-۱۸) قابل مشاهده می‌باشند.

جدول ۴-۵: نتایج حاصل از ۵ رابطه تجربی منتخب

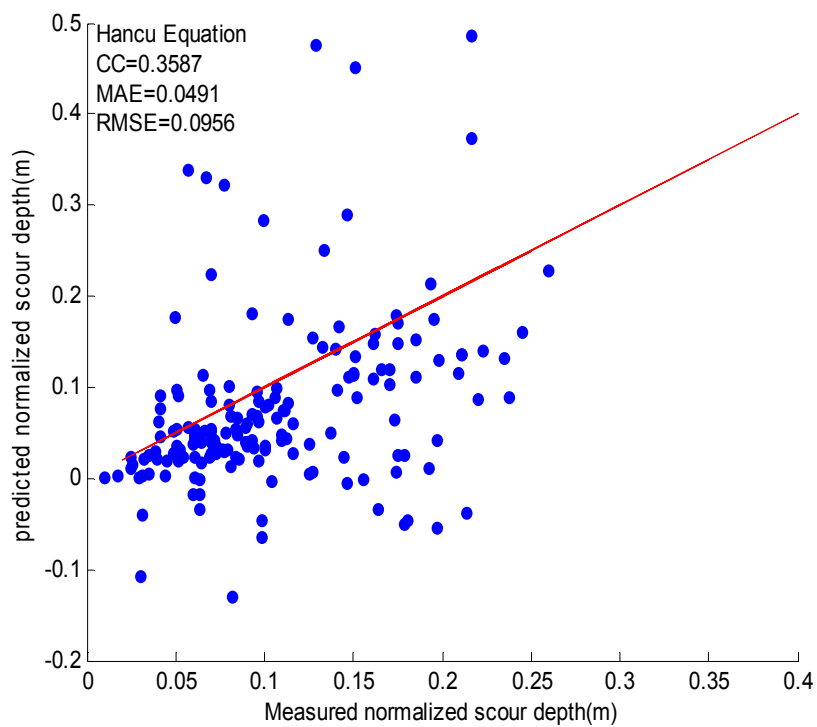
Equation	RMSE	MAE	BIAS	CC	SI
Breusers	0.0828	0.0491	-0.0688	0.6714	0.7860
US-DOT (Richardson)	0.0574	0.0491	-0.0381	0.6477	0.5443
Hancu	0.0956	0.0491	-0.0292	0.3587	0.9068
Laursen & Toch	0.0637	0.0491	0.0309	0.6372	0.6042
Shen	0.2588	0.1611	-0.2103	0.5946	0.7489



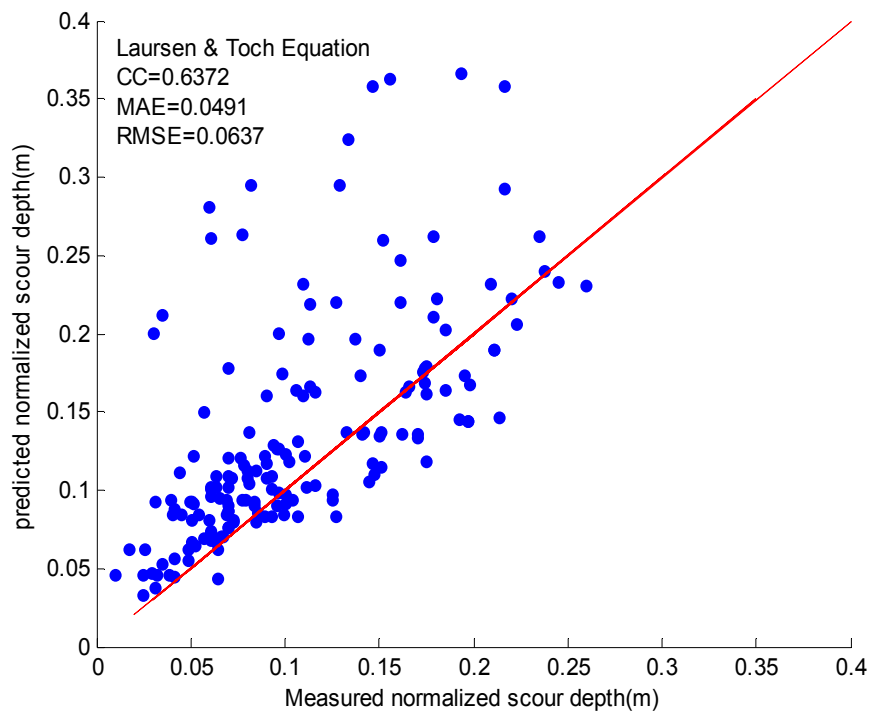
شکل ۴-۱۴: مقایسه مقادیر پیش‌بینی شده توسط رابطه بروزرس با مقادیر واقعی



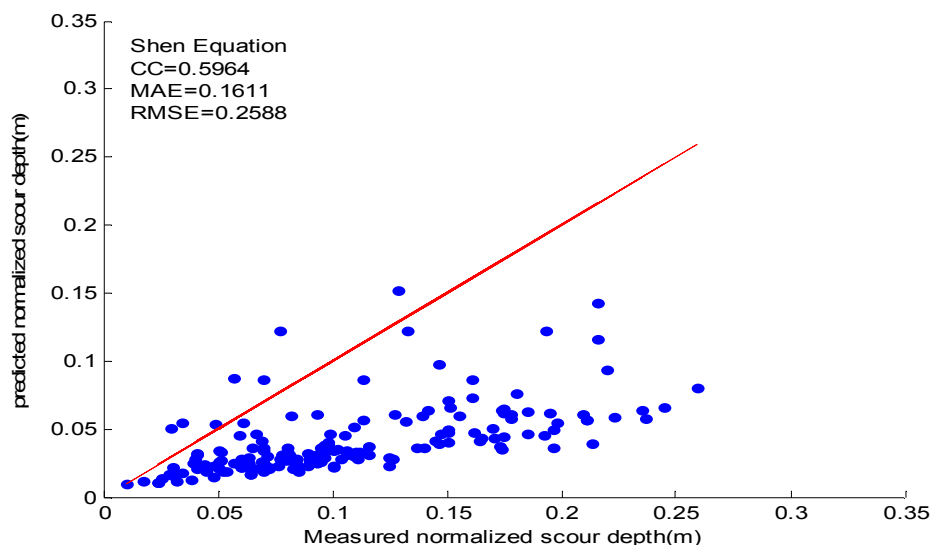
شکل ۴-۱۵: مقایسه مقادیر پیش‌بینی شده توسط رابطه ریچاردسون با مقادیر واقعی



شکل ۴-۱۶: مقایسه مقادیر پیش‌بینی شده توسط رابطه هانکو با مقادیر واقعی



شکل ۴-۱۷: مقایسه مقادیر پیش‌بینی شده توسط رابطه لارسن و تاچ با مقادیر واقعی



شکل ۴-۱۸: مقایسه مقادیر پیش‌بینی شده توسط رابطه شن با مقادیر واقعی

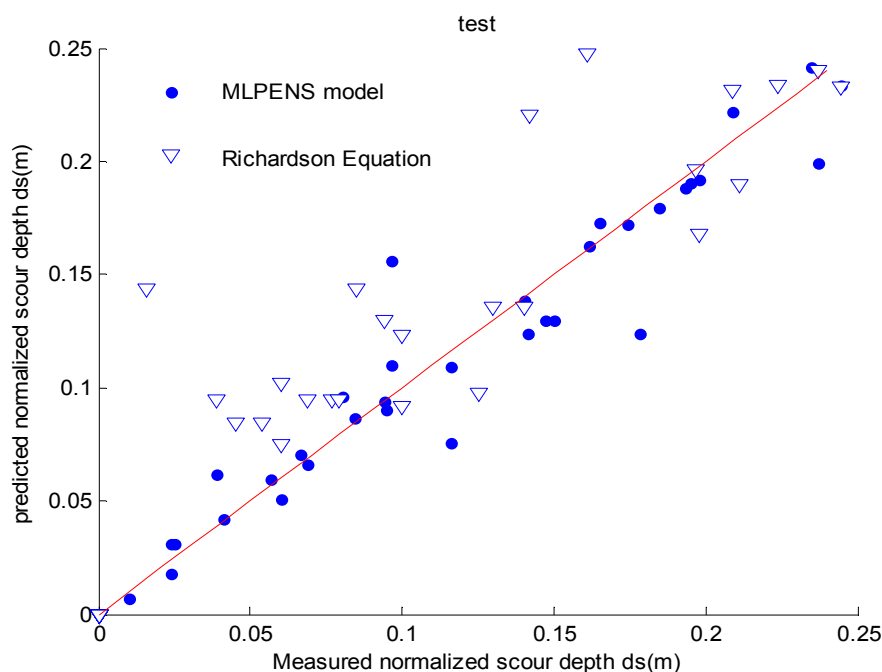
در پایان نتایج حاصل از تمامی مدل‌ها و روابط تجربی در جدول ۴-۶ ارائه شده است. همانطور که قبلاً اشاره شد نحوه تشخیص بهترین مدل و رابطه به این صورت می‌باشد که در هر کدام کمترین مقدار خطا (RMSE, MAE) و بالاترین ضریب همبستگی (CC) را دارا باشد آن رابطه یا شبکه بهترین عملکرد را دارا می‌باشد. در این جدول تمام نتایج بر اساس اولویت، کمترین مقدار خطا و بالاترین ضریب همبستگی ارائه شده است.

جدول ۴-۶: مقایسه کلی تمام شبکه‌ها و روابط تجربی مورد استفاده

	Model	RMSE	MAE	BIAS	CC	SI
Train	RBF	0	0	0	1	0
	MLPENS	0.0169	0.0122	0.0008	0.9661	0.1527
	MLP	0.0273	0.0183	0.0000	0.9237	0.2409
	WRBF	0.0573	0.0465	0.0039	0.5666	0.4982
Test	MLPENS	0.0148	0.0112	-0.0038	0.9711	0.1092
	MLP	0.0197	0.0146	-0.0033	0.9522	0.1690
	WRBF	0.0524	0.0409	0.0012	0.6876	0.4740
	RBF	0.0895	0.0676	-0.0656	0.5767	0.7386
	US-DOT (Richardsoon)	0.0574	0.0491	-0.0381	0.6477	0.5443
	Laursen & Toch	0.0637	0.0491	0.0309	0.6372	0.6042
	Breusers	0.0828	0.0491	-0.0688	0.6714	0.7860
	Hancu	0.0956	0.0491	-0.0292	0.3587	0.9068
	Shen	0.2588	0.1611	-0.2103	0.5946	0.7489

همانطور که قابل مشاهده می‌باشد از میان شبکه‌ها، در مرحله آموزش بهترین آموزش و یادگیری مربوط به شبکه RBF و پس از آن مربوط به شبکه MLPENS، همچنین بهترین نتایج در مرحله ارزیابی

مربوط به شبکه MLP و MLPENS می‌باشد که بیان کننده قدرت بالا و عملکرد مناسب این شبکه‌ها برای پیش‌بینی می‌باشد، همچنین در مرحله ارزیابی نتایج شبکه WRBF بطور قابل توجهی بهتر از ساختار سنتی آن RBF شده است. از میان روابط منتخب نیز بهترین نتیجه مربوط به رابطه Richardson می‌باشد. در شکل ۴-۱۹ رابطه Richardson و شبکه MLPENS در مرحله ارزیابی مورد مقایسه قرار گرفته‌اند.



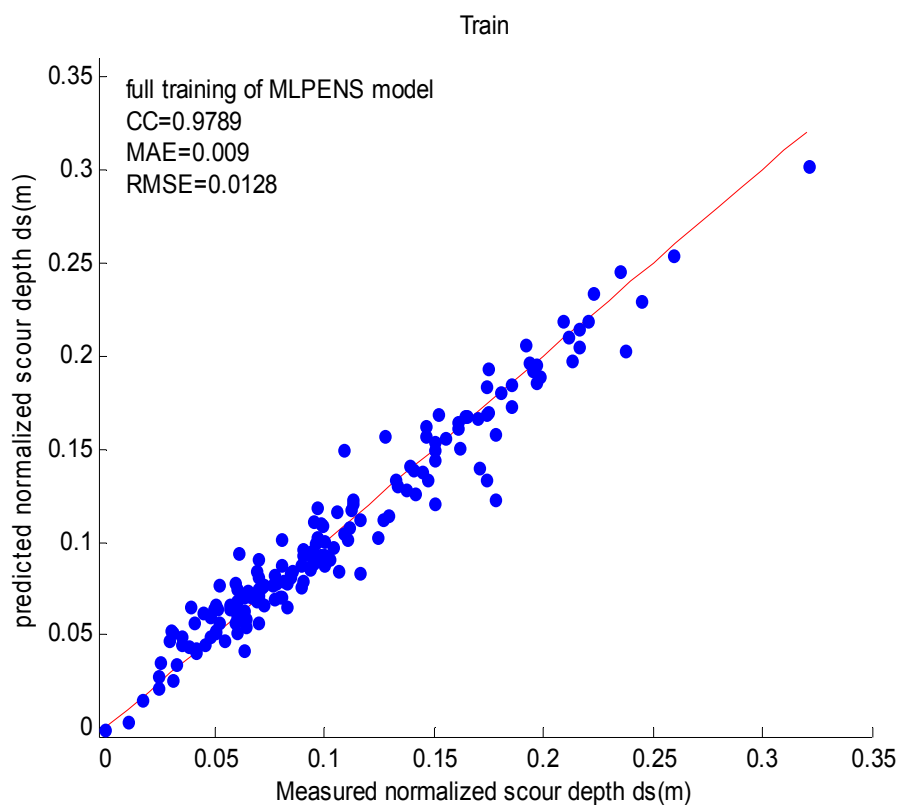
شکل ۴-۱۹: مقایسه رابطه Richardson و شبکه MLPENS

۴-۵-۱ پیش‌بینی با استفاده از داده‌های آزمایشگاهی

در این قسمت با توجه به شناسایی بهترین شبکه از نظر عملکرد و بهینه‌یابی خود شبکه (تعداد نورون، لایه پنهان، ... از تعداد کل داده‌ها) (نمونه‌های آموزش) ۱۰ داده (بصورت تصادفی و در بازه‌های متفاوت) را کنار گذاشته و با بقیه شبکه را آموزش مجدد و برای پیش‌بینی مورد استفاده قرار خواهیم داد. این امر باعث آموزش بهتر شبکه (تنظیم شدن بهتر وزن‌ها) و افزایش قابلیت پیش‌بینی خواهد شد. نتایج حاصل از آموزش کامل شبکه MLPENS در جدول ۴-۷ و شکل ۴-۲۰ ارائه شده است.

جدول ۴-۷: نتایج حاصل از آموزش ترکیب شبکه‌های چند لایه با کل داده‌ها

	RMSE	MAE	BIAS	CC	SI
MLPENS (full train)	0.0128	0.0090	0.0004	0.9789	0.1269

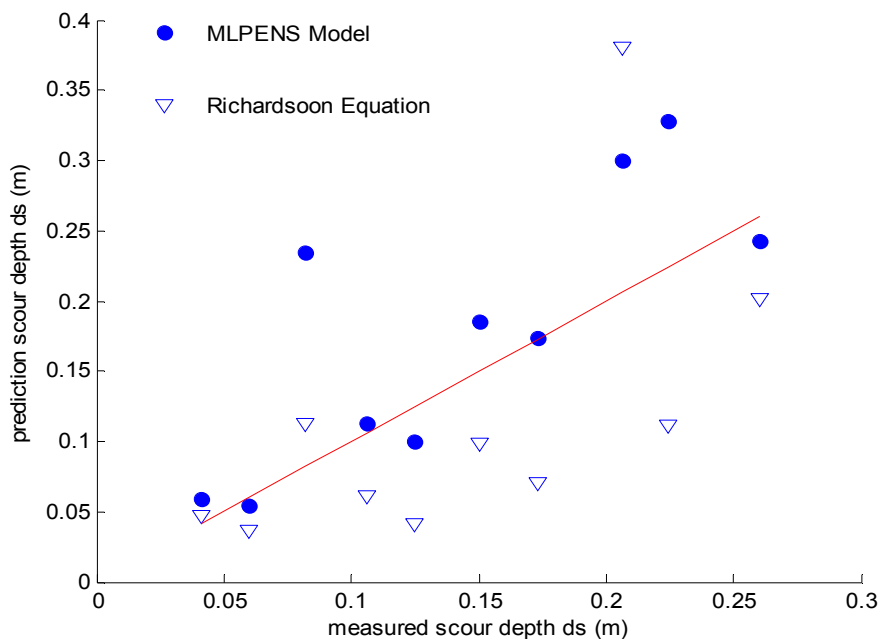


شکل ۴-۲۰: آموزش ترکیب شبکه‌های چند لایه با کل داده‌ها

بعد از آموزش شبکه با کل داده‌ها، داده‌هایی که شبکه در مرحله آموزش بخود ندیده را بر روی آن مورد ارزیابی قرار داده و نتایج آن را با مقادیر اندازه‌گیری شده واقعی و نتایج بهترین رابطه منتخب مقایسه و نتایج آن در جدول ۴-۸ ارائه شده است.

جدول ۴-۸: مقایسه مقادیر پیش‌بینی شده توسط رابطه تجربی و ترکیب شبکه‌های چند لایه با مقادیر واقعی

$D_{50}(mm)$	$D(mm)$	$U(m/s)$	$Y(mm)$	$U_C(m/s)$	dse (mm) (measured)	MLPENS Model(mm)	Richardson Equation(mm)
0.71	65	0.3	65	0.311	41	58.7	46.9
0.5	50	0.25	65	0.295	60	54.6	36.6
3.3	257	0.22	150	0.69	82	235	112.4
1.28	60	0.389	300	0.475	106	112.7	61.2
0.41	50	0.25	170	0.328	125	99.6	41.7
0.27	152	0.25	490	1.75	150	184.9	99
0.38	100	0.266	240	0.346	173	173.2	70.3
3.8	600	1.18	101.6	0.711	206	300	380.9
1.9	101.6	0.571	600	0.634	224	328.2	111.7
0.84	152	1.52	300	1.79	260	243.1	201.4



شکل ۴-۲۱: ترسیم نموداری مقادیر پیش‌بینی شده و مقادیر واقعی

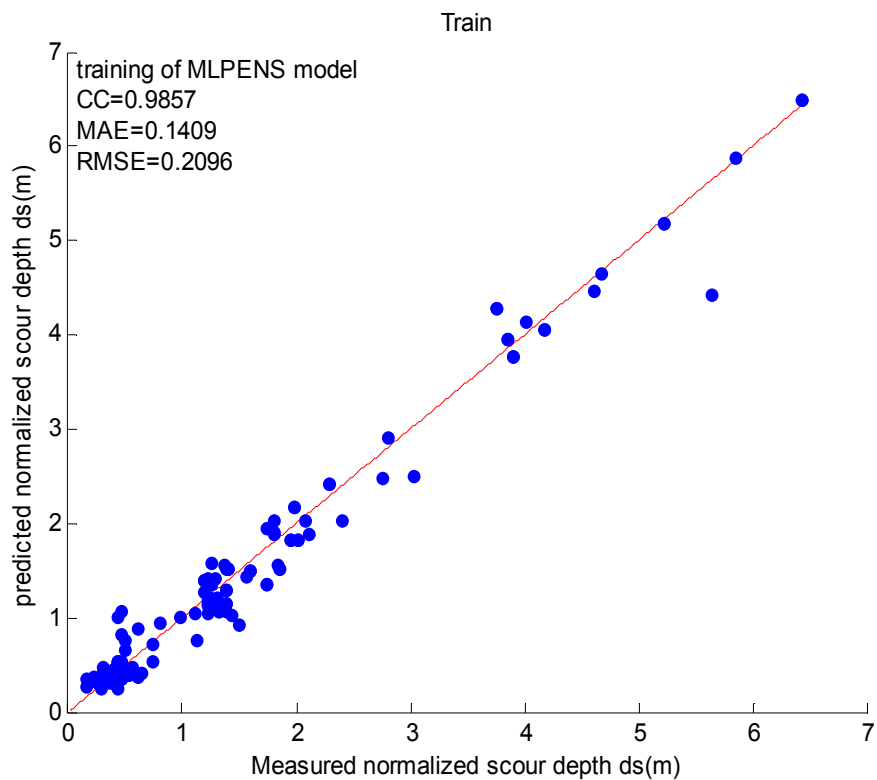
همانطور که از جدول ۴-۸ و شکل ۴-۲۱ قابل مشاهده می‌باشد مقادیر پیش‌بینی شده توسط ترکیب شبکه‌های چند لایه بمراتب بهتر از رابطه تجربی می‌باشد، همچنین مقادیر پیش‌بینی شده توسط شبکه در حد قابل قبولی بیشتر از مقدار واقعی می‌باشد که این خود باعث افزایش ضریب اطمینان می‌شود.

۴-۶ استفاده از آمار و اطلاعات صحرائی

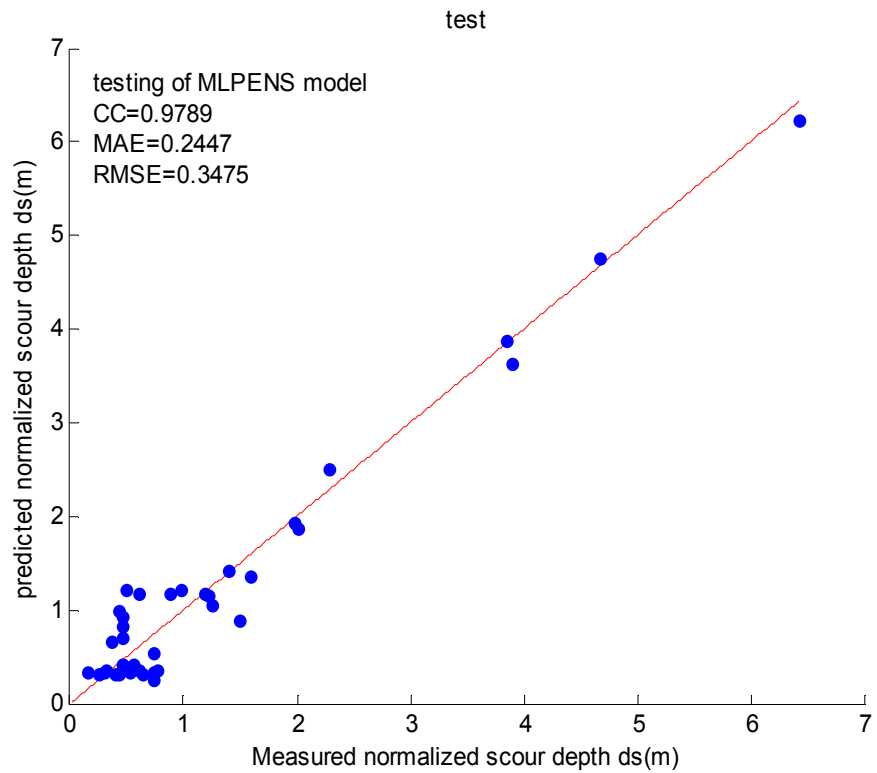
این آمار و اطلاعات تا کنون بندرت برای آموزش شبکه‌های هوشمند مورد استفاده قرار گرفته‌اند. در این مرحله از کار تصمیم بر آن شد تا شبکه‌ها و روابط تجربی را با آمار و اطلاعات صحرائی (پیوست ۲) مورد استفاده قرار گیرد، مشابه مرحله قبل در ابتدا شبکه MLPENS و WRBF مورد آموزش و ارزیابی قرار خواهند گرفت که نتایج آن در جدول ۴-۹ و گراف‌های (شکل ۴-۲۲ تا شکل ۴-۲۵) ارائه شده است. در ادامه ساختار سنتی آن‌ها و روابط تجربی برای مقایسه، مورد ارزیابی قرار خواهند گرفت.

جدول ۴-۹: نتایج حاصل از آموزش و ارزیابی دو شبکه وزن دار شعاع‌مبنا و ترکیب شبکه‌های چندلایه

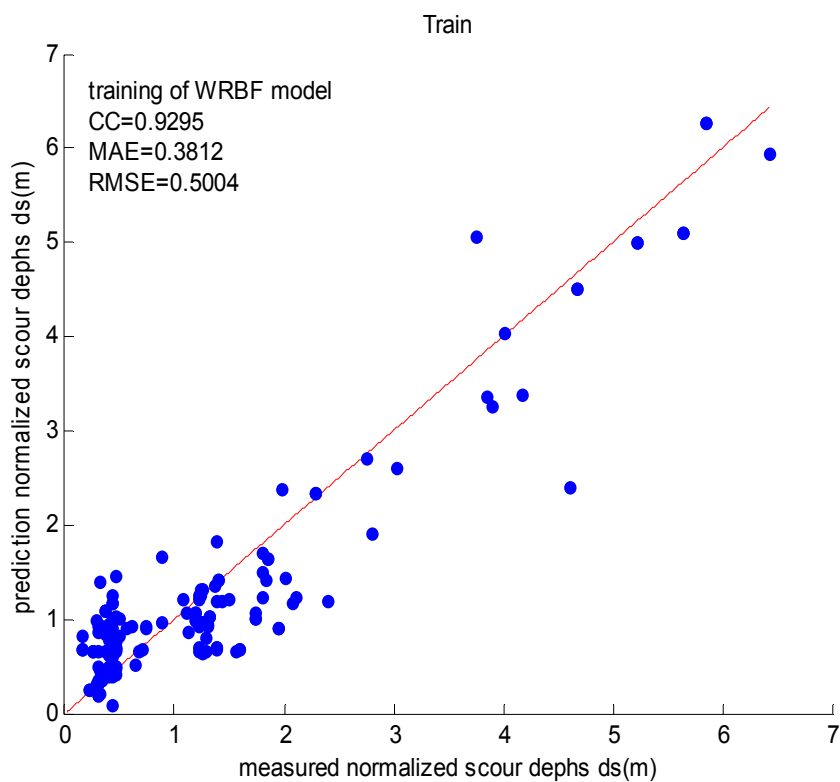
	Model	RMSE	MAE	BIAS	CC	SI
Train	MLPENS	0.2096	0.1409	-0.0005	0.9857	0.1746
	WRBF	0.5004	0.3812	-0.0067	0.9295	0.3866
Test	MLPENS	0.3475	0.2447	-0.0439	0.9789	0.2085
	WRBF	0.4635	0.3745	0.9398	0.9398	0.3621



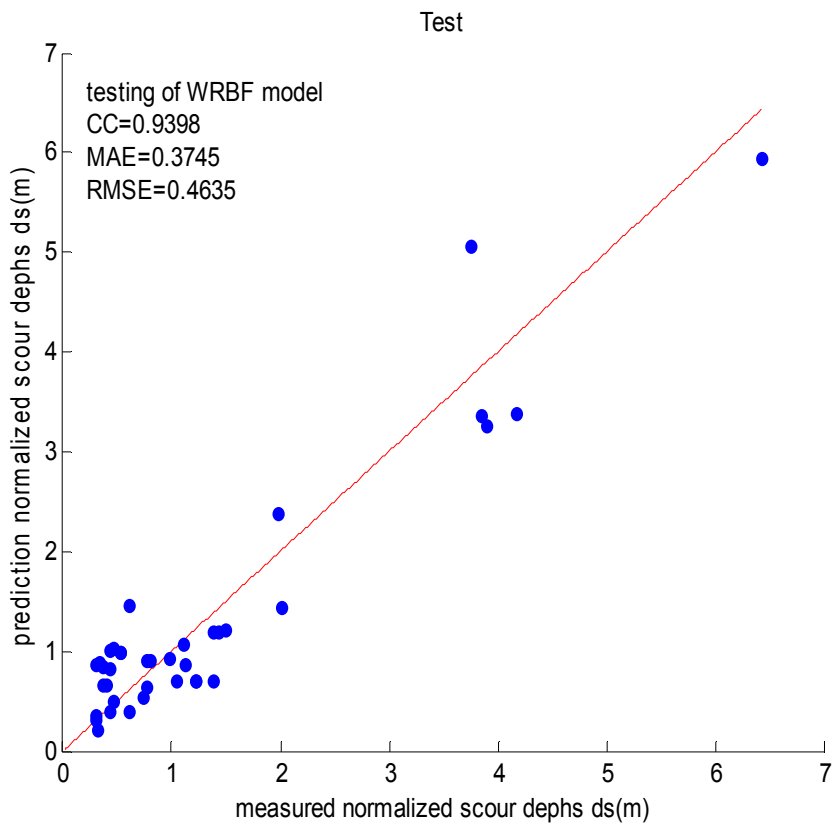
شکل ۴-۲۲: آموزش ترکیب شبکه‌های چند لایه



شکل ۴-۲۳: ارزیابی ترکیب شبکه‌های چند لایه



شکل ۴-۲۴: آموزش شبکه وزن دار شعاع مبنا

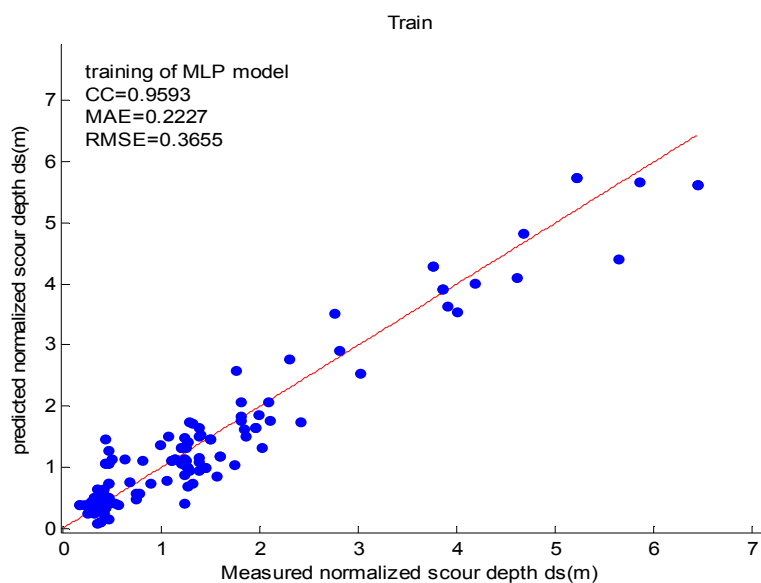


شکل ۴-۲۵: ارزیابی شبکه وزن دار شعاع مبنا

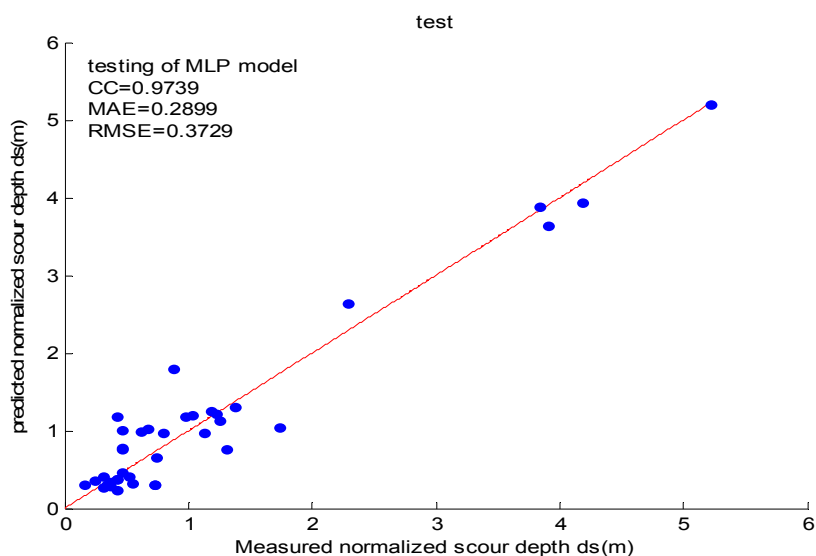
در این مرحله ساختار سنتی دو روش مذکور برای مقایسه مورد استفاده قرار گرفته است که نتایج آن در جدول ۴-۱۰ و گراف‌های (شکل ۴-۲۶ تا شکل ۴-۲۹) ارائه شده است.

جدول ۴-۱۰: نتایج حاصل از دو شبکه شعاع مبنا و چندلایه

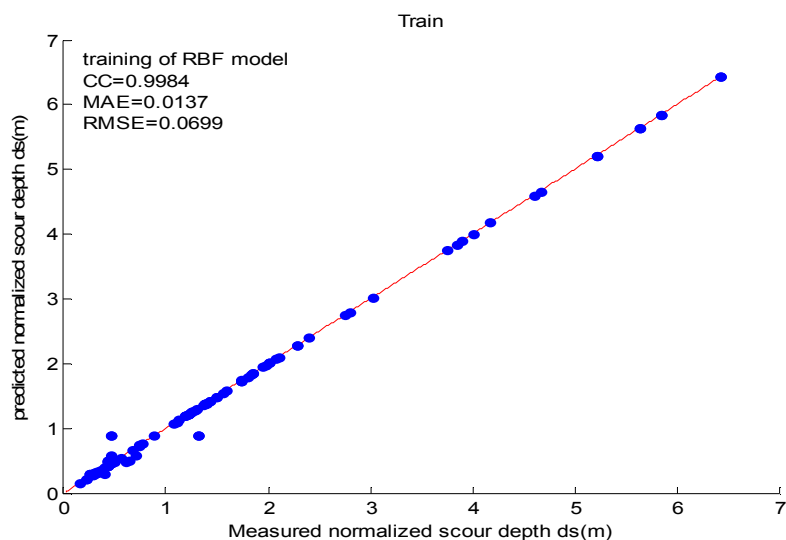
	Model	RMSE	MAE	BIAS	CC	SI
Train	RBF	0.0699	0.0137	0	0.9984	0.0571
	MLP	0.3655	0.2227	0	0.9593	0.2923
Test	MLP	0.3729	0.2899	0.0573	0.9617	0.3129
	RBF	1.4235	0.7379	0.7075	0.7398	0.9078



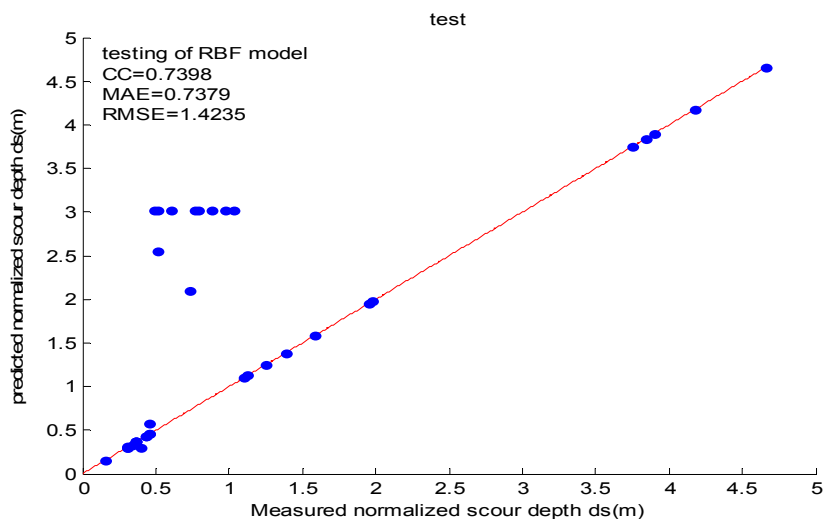
شکل ۴-۲۶: آموزش شبکه چند لایه



شکل ۴-۲۷: ارزیابی شبکه چندلایه



شکل ۴-۲۸: آموزش شبکه شعاع مبنا

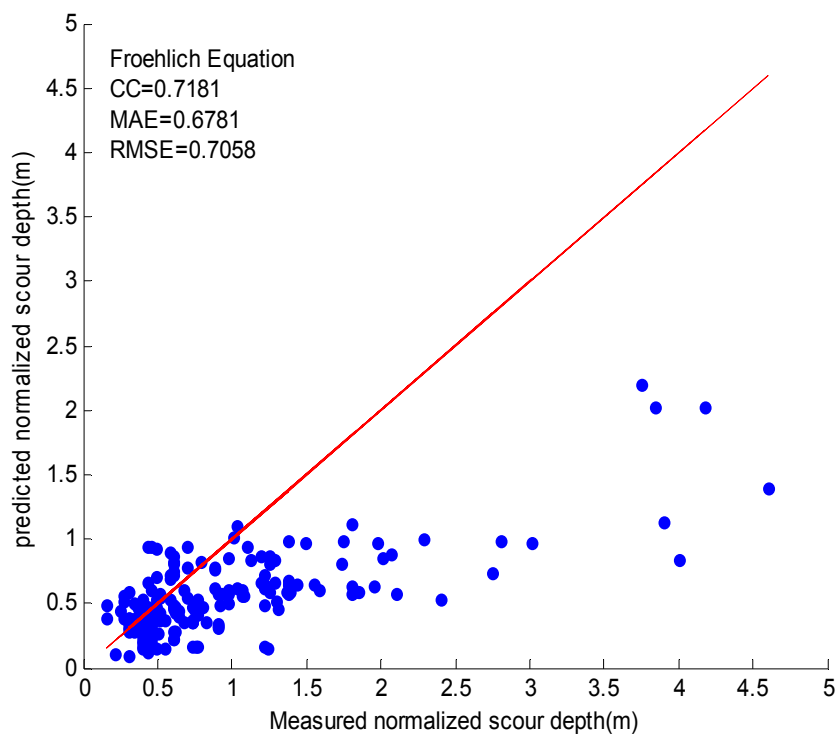


شکل ۴-۲۹: ارزیابی شبکه شعاع مبنا

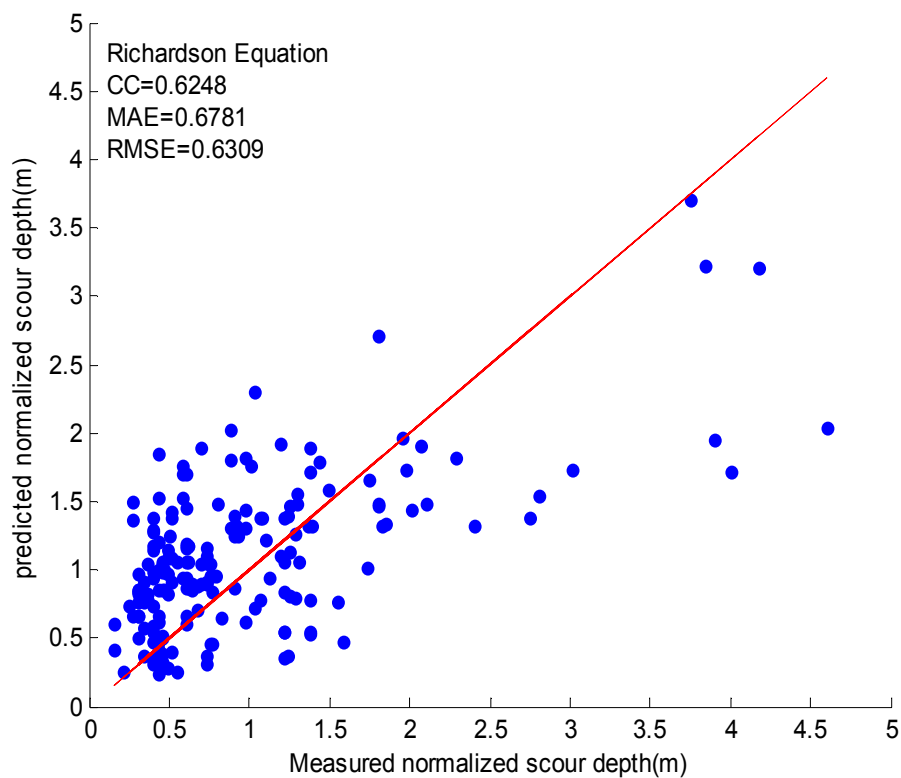
در ادامه از میان روابط تجربی موجود چهار رابطه برای مقایسه مورد استفاده قرار گرفته است که نتایج آن در جدول ۴-۱۱ و گراف‌های (شکل ۴-۳۰ تا شکل ۴-۳۳) ارائه شده است.

جدول ۴-۱۱: نتایج حاصل از ۴ رابطه تجربی منتخب

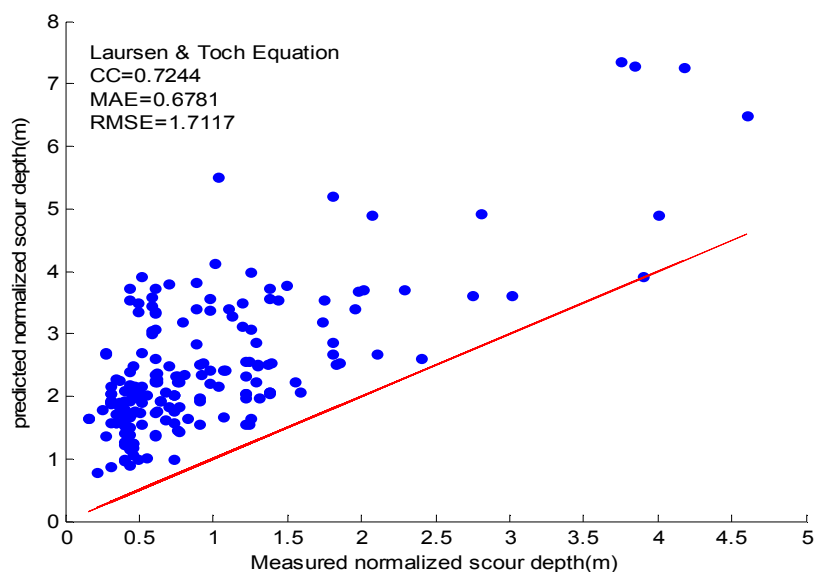
Equation	RMSE	MAE	BIAS	CC	SI
US-DOT (Richardson)	0.6309	0.6781	0.1620	0.6248	0.6750
Froehlich	0.7058	0.6781	-0.3801	0.7181	0.7551
Laursen & Toch	1.7117	0.6781	1.5284	0.7244	1.8313
Shen	2.6167	2.2241	-1.3817	0.5236	0.8535



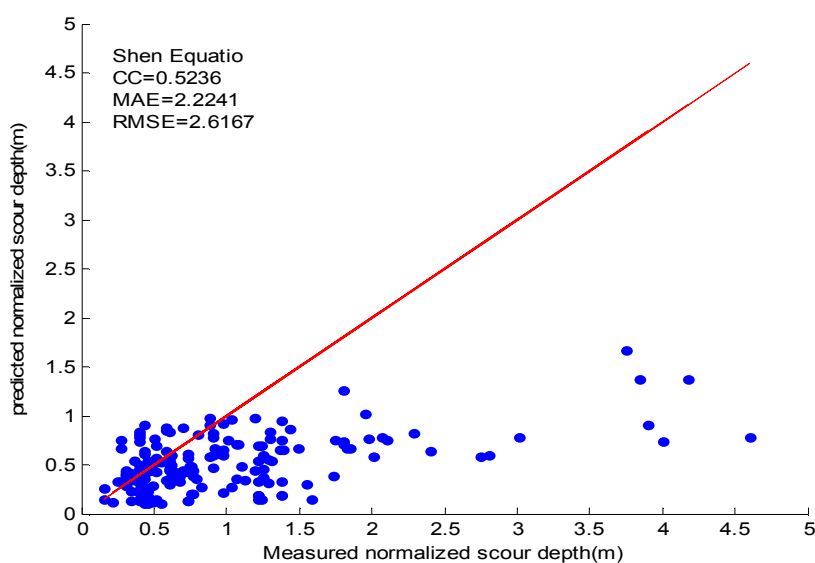
شکل ۴-۳: مقایسه مقادیر پیش‌بینی شده توسط رابطه فروهلیچ با مقادیر واقعی



شکل ۴-۳۱: مقایسه مقادیر پیش‌بینی شده توسط رابطه ریچاردسون با مقادیر واقعی



شکل ۴-۳۲: مقایسه مقادیر پیش‌بینی شده توسط رابطه لارسن و تاج با مقادیر واقعی



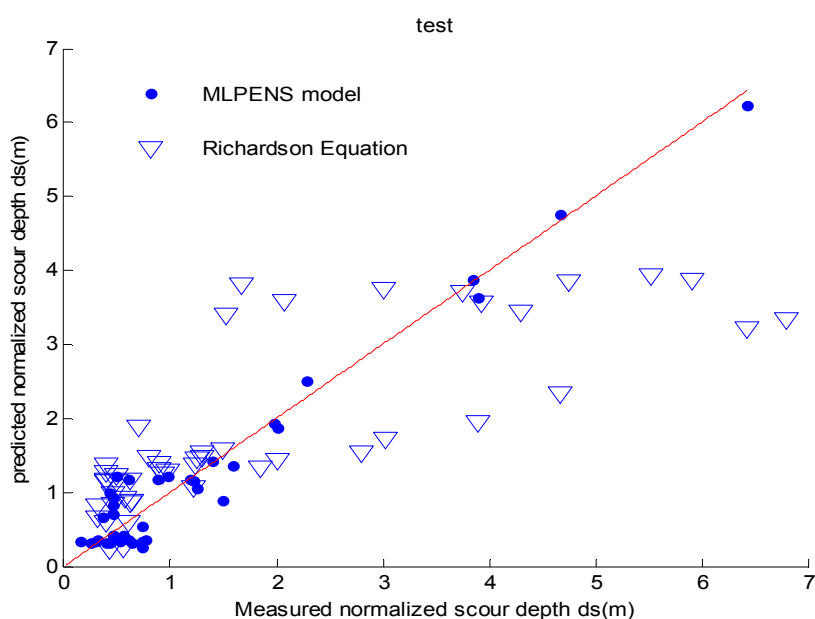
شکل ۴-۳۳: مقایسه مقادیر پیش‌بینی شده توسط رابطه شن با مقادیر واقعی

در پایان نتایج حاصل از تمام مدل‌ها و روابط تجربی در جدول ۴-۱۲ ارائه شده است. همانطور که قبلاً اشاره شد نحوه تشخیص بهترین مدل و رابطه به این صورت می‌باشد که در هر کدام کمترین مقدار خطا ($RMSE$, MAE) و بالاترین ضریب همبستگی (CC) را دارا باشد آن رابطه یا شبکه بهترین عملکرد را دارا می‌باشد. در این جدول تمام نتایج بر اساس اولویت، کمترین مقدار خطا و بالاترین ضریب همبستگی ارائه شده است. در این جدول نتایج تمامی مدل‌ها به ترتیب، کمترین مقدار خطا و بالاترین ضریب همبستگی آورده شده است.

جدول ۴-۱۲: مقایسه کلی تمام شبکه‌ها و روابط تجربی مورد استفاده

	Model	RMSE	MAE	BIAS	CC	SI
Train	RBF	0.0699	0.0137	0	0.9984	0.0571
	MLPENS	0.2096	0.1409	-0.0005	0.9857	0.1746
	MLP	0.3655	0.2227	0	0.9593	0.2923
	WRBF	0.5004	0.3812	-0.0067	0.9295	0.3866
Test	MLPENS	0.3475	0.2447	-0.0439	0.9789	0.2085
	MLP	0.3729	0.2899	0.0573	0.9617	0.3129
	WRBF	0.4635	0.3745	0.9398	0.9398	0.3621
	RBF	1.4235	0.7379	0.7075	0.7398	0.9078
	US-DOT (Richardson)	0.6309	0.6781	0.1620	0.6248	0.6750
	Froehlich	0.7058	0.6781	-0.3801	0.7181	0.7551
	Laursen & Toch	1.7117	0.6781	1.5284	0.7244	1.8313
	Shen	2.6167	2.2241	-1.3817	0.5236	0.8535

همانطور که قابل مشاهده می‌باشد از میان شبکه‌ها، در مرحله آموزش بهترین آموزش و یادگیری مربوط به شبکه RBF و پس از آن مربوط به شبکه MLPENS، همچنین بهترین نتایج در مرحله ارزیابی مربوط به شبکه MLPENS و MLP می‌باشد که بیان کننده قدرت بالا و عملکرد مناسب این شبکه برای پیش‌بینی می‌باشد، همچنین در مرحله ارزیابی نتایج شبکه WRBF بطور قابل توجهی بهتر از ساختار سنتی آن (RBF) شده است. از میان روابط منتخب نیز بهترین نتیجه مربوط به رابطه Richardson می‌باشد. در شکل ۴-۳۴ رابطه Richardson و شبکه MLPENS در مرحله ارزیابی مورد مقایسه قرار گرفته‌اند.



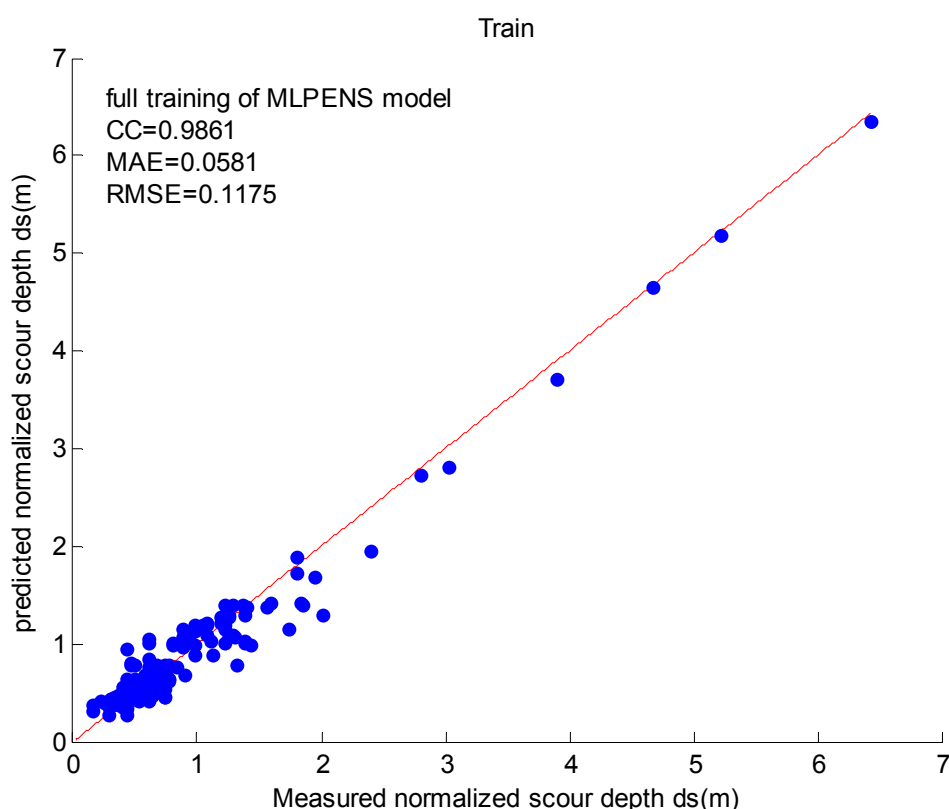
شکل ۴-۳۴: مقایسه رابطه Richardson و شبکه MLPENS

۱-۶-۴ پیش‌بینی با استفاده از آمار و اطلاعات صحرایی

در این قسمت با توجه به شناسایی بهترین شبکه از نظر عملکرد و بهینه‌یابی خود شبکه (تعداد نورون، لایه پنهان، ...) از تعداد کل داده‌ها (نمونه‌های آموزش) ۱۰ داده (بصورت تصادفی و در بازه‌های متفاوت) را کنار گذاشته و با بقیه شبکه را آموزش مجدد و برای پیش‌بینی مورد استفاده قرار خواهیم داد. این امر باعث آموزش بهتر شبکه (تنظیم شدن بهتر وزن‌ها) و افزایش قابلیت پیش‌بینی خواهد شد. این نتایج در جدول ۱۳-۴ و شکل ۳۵-۴ قابل مشاهده می‌باشند.

جدول ۱۳-۴: نتایج حاصل از آموزش ترکیب شبکه‌های چند لایه با کل داده‌ها

Model	RMSE	MAE	BIAS	CC	R ²	SI
MLPENS (full train)	0.1175	0.0581	0.0032	0.9861	0.9417	0.3079

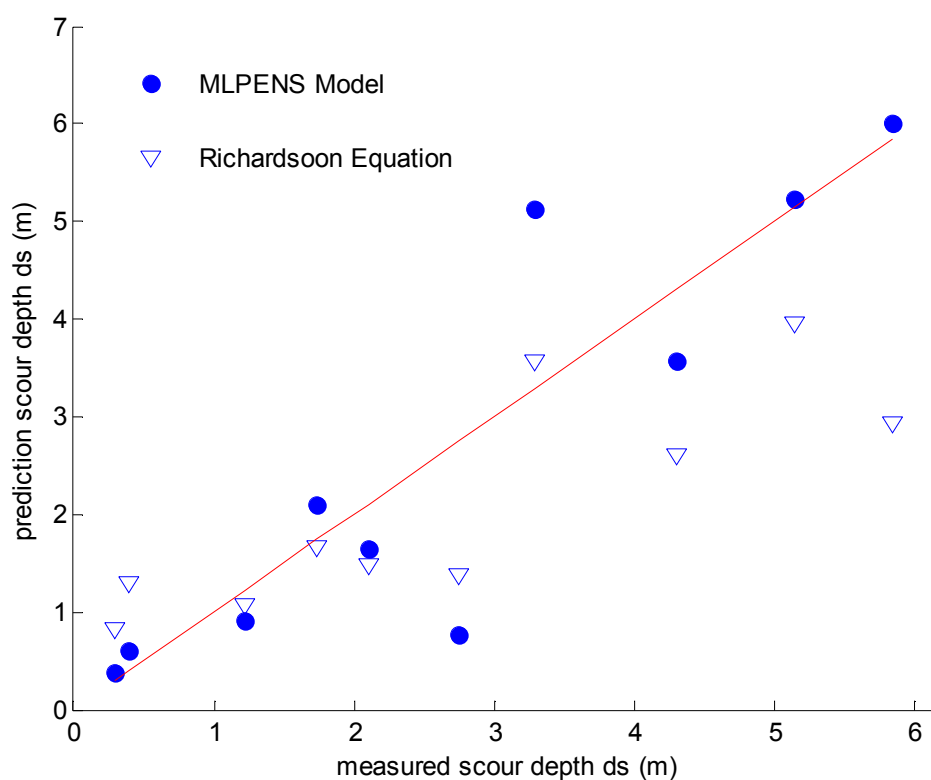


شکل ۳۵-۴: آموزش ترکیب شبکه‌های چند لایه با کل داده‌ها

بعد از آموزش کامل شبکه، مقادیر پیش‌بینی شده توسط آن با مقادیر ثبت شده واقعی و مقادیر پیش‌بینی شده توسط رابطه تجربی مورد مقایسه واقع شده است که نتایج آن در جدول ۱۴-۴ و شکل ۳۶-۴ ارائه شده است.

جدول ۱۴-۴: مقایسه مقادیر پیش‌بینی شده توسط رابطه تجربی و ترکیب شبکه‌های چند لایه با مقادیر واقعی

$D_{50}(\text{mm})$	$U(\text{m/s})$	$Y(\text{m})$	$D(\text{m})$	$d_{se}(\text{m})$ measured	MLPENS Model(m)	Richardson Equation(m)
0.5	0.76	1.5	1.52	0.3	0.3768	0.8296
20	2.56	0.9	1.5	0.4	0.6138	1.2942
0.6	1.7	2.32	1.2	1.22	0.9173	1.0668
0.5	1.8	5.39	1.92	1.74	2.0886	1.6628
14	2.22	3.7	1.52	2.1	1.6548	1.4860
0.78	0.96	3.45	2.4	2.75	0.7705	1.3813
0.3	2.56	10.82	4.267	3.292	5.1225	3.5724
60	0.61	4.3	8.2	4.3	3.5712	2.6023
0.3	3.17	11.674	4.267	5.15	5.2372	3.9564
0.32	2.143	5.487	4.072	5.852	6.0075	2.9287



شکل ۳۶-۴: ترسیم نموداری مقادیر پیش‌بینی شده و مقادیر واقعی

همانطور که از جدول ۱۴-۴ و شکل ۳۶-۴ قابل مشاهده می‌باشد مقادیر پیش‌بینی شده توسط ترکیب شبکه‌های چند لایه بمراتب بهتر و قابل اعتمادتر از رابطه تجربی می‌باشد.

فصل پنجم

فصل پنجم جمع‌بندی، نتیجه‌گیری و پیشنهادات

۵-۱ جمع‌بندی

همانطور که در فصل قبل بیان شد، روش‌های هوشمند بمراتب از دقت و توانایی بیشتری نسبت به روابط تجربی برخوردار هستند، همچنین نسبت به مدل‌های عددی و آزمایشگاهی ساده‌تر و کم‌هزینه‌تر می‌باشند، پس استفاده و توسعه این روش‌ها (روش‌های هوشمند) منطقی و مقرون به صرفه بنظر می‌رسند. با توجه به اهمیت پدیده آبشستگی در محل پایه‌های پل و مطالعات گذشته با استفاده از روش‌های هوش مصنوعی، در مطالعه حاضر تصمیم گرفته شد دو روش جدید را مورد بررسی قرار گیرد. این دو روش شامل ترکیب شبکه‌های عصبی مصنوعی چند لایه (MLPENS) و شبکه وزن‌دار شعاع مبنا (WRBF) می‌باشد. دلیل استفاده از دو روش مذکور این بود که ساختار قدیمی‌تر آن‌ها (RBF, MLP) توسط محققین مورد ارزیابی قرار گرفته بود و نتایج آن‌ها حاکی از این بود که این دو شبکه، هر کدام در مراحل آموزش و یادگیری و ارزیابی و صحت سنجی نتایج خوب و قابل قبول‌تری نسبت به روابط تجربی آبشستگی پایه پل ارائه می‌دهند. پس ساختار جدیدتر آن‌ها با استفاده از داده‌های آزمایشگاهی و آمار صحرایی مورد ارزیابی و مقایسه قرار گرفت.

۵-۲ نتیجه‌گیری

با توجه به نتایج حاصل، مشاهده می‌شود که در مرحله آموزش تمامی مدل‌های مورد استفاده در این تحقیق به خوبی توانسته‌اند فرآیند فیزیکی حاکم بر پدیده را فرا بگیرند. همچنین نتایج مدل‌های مبتنی بر هوش مصنوعی از نتایج روابط تجربی بهتر می‌باشد، و این نشان می‌دهد که مدل‌های مبتنی بر هوش مصنوعی قابلیت‌های بالایی در استخراج دانش و اطلاعات از داده‌های عددی دارند و بخوبی می‌توانند فرآیند والگوی فیزیکی حاکم بر پدیده را استنتاج نمایند.

با توجه به نتایج حاصل در فصل چهارم این تحقیق:

- شبکه شعاع مبنا (RBF) در مرحله آموزش دارای کمترین مقدار خطا و بیشترین مقدار همبستگی، ولی در مرحله ارزیابی نتایج آن قابل اعتماد بنظر نمی‌رسد.
- شبکه وزن‌دار شعاع مبنا (WRBF)، در مرحله ارزیابی بمراتب نتایج بهتری نسبت به شبکه شعاع مبنا بدست می‌دهد.
- شبکه عصبی مصنوعی چند لایه (MLP)، در هر دو مرحله آموزش و ارزیابی از نتایج خوب و قابل قبولی برخوردار می‌باشد.

- ترکیب شبکه‌های عصبی مصنوعی (MLPENS)، در مرحله آموزش نتایجی قابل قبول و در مرحله ارزیابی بهترین نتایج را نسبت به مدل‌های مذکور ارائه می‌دهد.
- نتایج تمام شبکه‌های هوشمند و روابط تجربی در مرحله استفاده از داده‌های آزمایشگاهی بطور قابل توجهی در مقایسه با استفاده از آمار صحرایی، دارای خطای کمتر و همبستگی بالاتری می‌باشد. دلیل این امر گستردگی و وجود اختلاف عددی زیاد بین آمار و اطلاعات صحرایی می‌باشد. وجود این اختلاف عددی زیاد، شبکه را در فرآیند آموزش و یادگیری دچار چالش نموده و منجر به افزایش خطا خواهد شد، از این رو محققین علاقه‌ای به استفاده از آمار و اطلاعات صحرایی ندارند.

۳-۵ پیشنهادات

بعنوان پیشنهاد میتوان ترکیب سایر روش‌های هوشمند، یا روش‌های آماری را برای پیش‌بینی آبشستگی پایه پل استفاده نمود و عملکرد آن‌ها را با مقادیر اندازه‌گیری شده واقعی و روابط تجربی مورد قیاس واقع نمود. از آن جمله می‌توان به:

- ترکیب درخت‌های تصمیم (درخت‌های رگرسیونی).
- آموزش منطق فازی با الگوریتم تجمع ذرات (PSO).
- آموزش شبکه وزن دار شعاع مبنا با الگوریتم ژنتیک (GP) یا تجمع ذرات (PSO) و ...
- با توجه به داده‌های موجود (آزمایشگاهی و صحرایی) و همچنین نرم‌افزارهای پیشرفته (MATLAB) می‌توان هر کدام از روابط تجربی ارائه شده را بررسی و میزان دقت آن‌ها را افزایش داد.
- با استفاده از روش مکان‌یابی معکوس بر روی گراف‌ها و در نظر گرفتن متغیرهای موثر بر روی پدیده آبشستگی پایه پل، می‌توان رابطه‌ای جدید و با دقت بالا بدست آورد.

منابع

- [۱] آریان‌فر، ع، شفاعی بجستان، م، خسروجردی، ا. (۱۳۸۷). "بررسی توزیع تنش برشی در محدوده پایه‌های پل شکافدار توسط مدل FLUENT"، هفتمین کنفرانس هیدرولیک ایران، دانشگاه صنعت آب و برق (شهید عباسپور).
- [۲] ابریشمی، ج، حسینی، م. (۱۳۸۲). "هیدرولیک کانال‌های باز"، انتشارات دانشگاه امام رضا(ع)، ۶۱۳ صفحه.
- [۳] اعتماد شهیدی، غضری هاشمی. پایان نامه کارشناسی ارشد(پیش‌بینی مشخصات آبستگي ناشی از امواج در اطراف یک گروه شمع با استفاده از روش ماشین‌های بردار پشتیبان(SVM) دانشگاه علم و صنعت ایران.
- [۴] بهشتی، ع، عطائی آشتیانی، ب. (۱۳۸۷). "بررسی عددی الگوی جریان و آبستگي در اطراف گروه شمع"، چهارمین کنگره ملی مهندسی عمران، دانشگاه تهران.
- [۵] بیات، ح. (۱۳۷۹). "اندرکنش سازه‌های آبی و فرسایش"، انتشارات دانشگاه صنعتی امیر کبیر، ۲۷۲ صفحه.
- [۶] توکلی زاده، ا. ر. (۱۳۸۵). "مدلسازی عددی هیدرودینامیکی و کیفی سیستم‌های رودخانه‌ای"، پایان نامه کارشناسی ارشد، دانشکده علوم آب، دانشگاه شهید چمران اهواز.
- [۷] جعفرزاده، م.ر. (مترجم) (۱۳۸۷). "مکانیک رودخانه"، انتشارات دانشگاه فردوسی مشهد، ۵۴۰ صفحه.
- [۸] زراتی، ا.ر. (مترجم) (۱۳۸۱). "نقش عوامل هیدرولیکی در طراحی پل ها"، انتشارات دانشگاه امیر کبیر، ۱۸۳ صفحه.
- [۹] شفاعی بجستان، م. (۱۳۸۷). "مبانی نظری و عملی هیدرولیک انتقال رسوب"، انتشارات دانشگاه شهید چمران اهواز، ۵۴۹ صفحه.
- [۱۰] صالحی نیشابوری، ع، آقاجانلو، ک. (۱۳۸۲). "شبیه سازی پدیده آبستگي در پایه‌های پل با مدل ریاضی BRI-STARS"، ششمین کنفرانس بین‌المللی مهندسی عمران، دانشگاه صنعتی اصفهان.

- [۱۱] طالب بیدختی، ن، اسدی آقبلاخی، م. (۱۳۸۵). "بررسی آبشستگی پایه پل‌ها با استفاده از نرم افزار BRI-STARS"، مجله ایرانی علوم و تکنولوژی، ص ۵۴۱-۵۵۴.
- [۱۲] طهماسبی بیرگانی، ی. (۱۳۸۴). "مقایسه روابط محاسبه آبشستگی در پایه پل‌ها با بکارگیری داده‌های اندازه‌گیری شده"، پایان نامه کارشناسی ارشد، دانشگاه شهید چمران اهواز.
- [۱۳] غزل، ا، منتصری، م، اسماعیلی، ع. (۱۳۸۸). "توسعه مدل نرم‌افزاری محاسبه عمق آبشستگی موضعی (SCP)"، هشتمین سمینار مهندسی رودخانه، اهواز.
- [۱۴] قوامی، ه، مهرداد، م، لشته‌نشایی، م. (۱۳۸۵). "بررسی پدیده آبشستگی در مجاورت پل‌های واقع در مصب رودخانه‌ها"، هفتمین سمینار مهندسی رودخانه، اهواز.
- [۱۵] محمودیان شوستری، م. (۱۳۸۵). "اصول جریان در مجاری باز"، انتشارات دانشگاه شهید چمران اهواز، جلد دوم، ۵۰۹ صفحه
- [۱۶] محمودیان (۱۳۸۵) شوستری، م. (۱۳۸۵). "اصول جریان در مجاری باز"، انتشارات دانشگاه شهید چمران اهواز، جلد اول، ۵۱۳ صفحه
- [۱۷] محمودیان شوستری، م، طهماسبی بیرگانی، ی. (۱۳۸۵). "مقایسه چهار رابطه تخمین عمق آبشستگی اطراف پایه‌های پل با استفاده از آمار صحرایی"، هفتمین سمینار مهندسی رودخانه، اهواز.
- [۱۸] موسوی جهرمی، ح، تقی‌زاده، ک. (۱۳۸۵). "تأثیر شکل و تعداد پایه‌های پل بر آبشستگی"، هفتمین سمینار مهندسی رودخانه، اهواز.
- [۱۹] موسوی جهرمی، ح، عمادی زاده، ک. (۱۳۸۸). "شبیه سازی عددی الگوی جریان در بستر شنی در محدوده پایه پل با استفاده از مدل FLUENT"، هشتمین سمینار مهندسی رودخانه، اهواز.
- [۲۰] غضنفری هاشمی، اعتماد شهیدی. پیش بینی عمق آب شستگی اطراف پایه پل با استفاده از ماشین های بردار پشتیبان (مجله علمی پژوهشی عمران مدرس، دوره دوازدهم، شماره ۲، تابستان ۹۲)
- [۲۱] رمضانی مقدم، حسامی کرمانی. تخمین عمق آبشستگی موضعی پایه پل بوسیله هوش مصنوعی (ششمین کنگره ملی مهندسی عمران ۶ و ۷ اردیبهشت ۱۳۹۰، دانشگاه سمنان، سمنان، ایران)

- [۲۲] شهرادفر و همکاران. بررسی کارائی شبکه های عصبی مصنوعی در پیش بینی عمق آبشستگی پایه های پل و مقایسه نتایج با مدل های ریاضی معتبر (چهارمین کنگره ملی مهندسی عمران، دانشگاه تهران، اردیبهشت ۱۳۸۷)
- [۲۳] شیخ الاسلامی، شفاعی بجستان. پایان نامه کارشناسی ارشد (بررسی پدیده آبشستگی در محل پایه های پل با استفاده از مدل FASTER) دانشگاه شهید چمران اهواز
- [۲۴] محمودیان و طحماسبی پایان نامه کارشناسی ارشد (مقایسه روشهای محاسبه آبشستگی در پایه پل ها با بکارگیری داده های اندازه گیری) دانشگاه شهید چمران اهواز

- [25] Ahmed Mohamed, T., M. J. Noor, A.H. Ghazali, and B.K. Huat (2005). "Validation of some bridge pier scour formulae using field data and laboratoty data. ", American Journal of Environmental Science, Vol. 1, No. 2: pp.119-125.
- [26] Abidin Kaya(2009). Artificial neural network study of observed pattern of scour depth around bridge piers. Computers and Geotechnics 37 (2010) 413–418
- [27] Brunner, G.W. (2008). "HEC-RAS, River Analysis System User Manual. " U.S.ArmyCrops of Engineers.
- [28] Bateni, S. M., Borghei, S. M. and S., J. D., "Neural Network and neuro-fuzzy assessments for scour depth around bridge piers", Engineering Application of Artificial Intelligence , Vol. 20, 2007, 401-414.
- [29] Chase, k.J., and R.S. Holnbeck (2004). "Evaluation of Pier-Scour Equations for Coarse-Bed Stream." U.S. Geological Survey Water-Resources Investigations Report 04-5111, 24 p.
- [30] Chang, W. Y., J. S., Lai and C. L.Yen (2004). "Evolution of scour depth at circular bridge piers." Journal of. Hydraulicl Engineering, Vol. 130, No. 9: pp. 905–913.
- [31] Chow, V. T. (1959). "Open Channel Hydraulics. " NewYork, McGraw-Hill Book Company, Inc.
- [32] Deng, L.,and C.S. Cai (2010). "Bridge Scour: Prediction, Modeling, Monitoring, and Countermeasures—Review." Practice Periodical on Structural Design and Construction, Vol. 15, No. 2: PP.125-134

- [33] Freund S. (1995), Boosting a weak learning algorithm by majority. Information and Computation, 121(2), pp. 256-285, 1995.
- [34] Hossein Khosravi(2011), A Novel Structure for Radial Basis Function Networks—WRBF
- [35] Grade, R.J. and U.C. Kothyari (1988). “Scour around bridge piers. ” PINSA 64, A, NO.4: pp.596-580.
- [36] Johnson. P.A. (1995). “Comparison of pier scour equations using field data. ” Journal of Hydraulic Engineering , Vol. 121, No.8: pp.626-629.
- [37] Jeng.et all. Neural Network assessment for scour depth around bridge piers. Department of Civil Engineering Sydney NSW 2006 AUSTRALIA.
- [38] L. Breiman, Bagging Predictors, Machine Learning, vol. 24, no. 2, pp. 123-140, 1996.
- [39] LEE T. L(2006). NEURAL NETWORK MODELING FOR ESTIMATION OF SCOUR DEPTH AROUND BRIDGE PIERS. Journal of Hydrodynamics, Ser.B, 2007,19(3):378-386
- [40] Laursen, E. M., and A. Toch (1956). “Scour around piers and abutments.” Vol. 4, Iowa Highway Research Board, Ames, Iowa.
- [41] Lee, S. O., and T. W. Sturm (2009). “Effect of Sediment Size Scaling on Physical Modeling of Bridge Pier Scour.” Journal of. Hydraulic Engineering. Vol. 135, No.10: PP 793–802.
- [42] Mahmut Firat, Mahmud Gungor(2008). Generalized Regression Neural Networks and Feed Forward Neural Networks for prediction of scour depth around bridge piers. Advances in Engineering Software 40 (2009) 731–737
- [43] M. Najafzadeh, Gh.-A. Barani(2011). Comparison of group method of data handling based genetic programming and back propagation systems to predict scour depth around bridge piers. Scientia Iranica A (2011) 18 (6), 1207–1213

- [44] Mahesh Pal, N.K. Singh, N.K. Tiwari(2010). Support vector regression based modeling of pier scour using field data. *Engineering Applications of Artificial Intelligence* 24 (2011) 911–916
- [45] Melville, B. W., and A. J. Sutherland (1988). “Design method for local scour at bridge piers.” *Journal of. Hydraulicl Engineering*. Vol. 114, No.10: PP 1210–1226.
- [46] Melville, B.V. (1997). “Pier and Abutment Scour: Integrated Approach.” *Journal of Hydraulic Engineering*, ASCE, vol. 123, No. 2: pp 125-136.
- [47]Molinas, A. (2000). “User’s Manual for BRI-STARS.” Federal HighwayAdministration, Publication No. FHWA-RD-99.
- [48] Molinas, A. (2003). “ Bridge scou in nonuniform sediment mixtures and incohesive materials: synthesis report.” Federal HighwayAdministration, Publication No. FHWA-RD-03-083.
- [49] Mia, F. and Nago, H., (2003), “ Design method of time – Dependent local Scour at Circular Bridge. Pier,” *J. Hydraulic Eng.*, 129 (6) 420-427.
- [50] Mueller, D.S., and R.C. wagner (2005). “Field observations and evaluations of streambed scour at bridges” McLean,VA, Federal Highway Administration Research Report FHWA–RD–03–052, 137 p.
- [51] ParkerDB(1982) Learning logic. InventionReport S81-64, File 1, Oce of Technology Licensing. Stanford University
- [52] Patern Recognition(2009),Sergios Theodoridis & Konstantinos Koutroumbas. Academic Press is an imprint of Elsevier, California 92101-4495,USA
- [53] Richardson, E. V., and S. R. Davis (2001). “Evaluating scour at bridges.” Publication No. FHwA NHI 01-001, Hydraulic Engineering Circular No. 18, Federal Highway Administration, U.S. Dept. of Transportation,Washington, D.C.
- [54] Sheppard, D. Max. and Miller, W., (2006), “Live-Bed Local Pier Scour Experiments,” *J. Hydraulic Eng.*, 132 (7) (2006) 635-642.

[55]T. G. Dietterich, "Ensemble methods in machine learning," in Lecture Notes in Computer Science, vol. 1857, Cagliari, Italy, 2000, pp. 1-15.

[56] Umbrell, A. R., G. K. Young, S.M. Stein and J. S. Jones (1995). "Clear-Water Contraction Scour Under Bridges in Pressure Flow." Journal of Hydraulic Engineering, Vol. 124, No. 2: PP. 236-240.

[57] Werbos PJ (1974) Beyond regression: new tools for prediction and analysis in the behavioral science. PhD thesis, Harvard University

پیوست آ: داده‌های آزمایشگاهی مورد استفاده در این تحقیق

جدول ۱: مجموعه داده‌های آزمایشگاهی

run no	$d_{50}(\text{mm})$	$D(\text{mm})$	$U(\text{m/s})$	$b(\text{mm})=y$	U_c	$d_{se}(\text{mm})$
1	0,71	58	0,265	115	0,339	60
2	0,71	69	0,32	170	0,359	110
3	0,71	58	0,265	170	0,359	90
4	0,71	65	0,3	170	0,359	90
5	0,71	69	0,32	115	0,339	80
6	0,71	65	0,3	115	0,339	81
7	0,71	58	0,265	65	0,311	50
8	0,71	69	0,32	65	0,311	51
9	0,71	65	0,3	65	0,311	41
10	0,88	70	0,33	170	0,365	100
11	0,88	73	0,355	170	0,365	95
12	0,88	62	0,28	65	0,315	40
13	0,88	73	0,355	65	0,315	65
14	0,88	62	0,28	170	0,365	84
15	0,88	70	0,33	115	0,345	70
16	0,88	70	0,33	65	0,315	50
17	0,88	62	0,28	115	0,345	60
18	0,88	73	0,355	115	0,345	80
19	0,5	53	0,26	65	0,295	70
20	0,5	50	0,25	65	0,295	60
21	0,5	45	0,23	65	0,295	50
22	0,5	45	0,23	170	0,338	83
23	0,5	50	0,25	170	0,338	100
24	0,5	53	0,26	170	0,338	93
25	0,5	50	0,25	115	0,321	70
26	0,5	53	0,26	115	0,321	70
27	0,5	45	0,23	115	0,321	72
28	0,41	42	0,22	65	0,287	52
29	0,41	46	0,24	65	0,287	60
30	0,41	50	0,25	65	0,287	60
31	0,41	42	0,22	115	0,311	70
32	0,41	46	0,24	115	0,311	72
33	0,41	50	0,25	115	0,311	70
34	0,41	42	0,22	170	0,328	85
35	0,41	46	0,24	170	0,328	100
36	0,41	50	0,25	170	0,328	125
37	7,8	600	1,27	28,5	0,628	23
38	5,35	600	1,095	28,5	0,582	34
39	5,35	400	1,032	101,6	0,801	180

run no	d ₅₀ (mm)	D(mm)	U(m/s)	b(mm)=y	Uc	dse(mm)
40	5,35	300	0,987	101,6	0,801	168
41	5,35	200	0,924	101,6	0,801	142
42	5,35	100	0,816	101,6	0,801	130
43	5,35	50	0,708	101,6	0,801	102
44	3,8	600	1,18	101,6	0,711	206
45	1,9	600	0,682	28,5	0,408	59
46	1,9	400	0,582	101,6	0,525	216
47	1,9	300	0,56	101,6	0,525	216
48	1,9	200	0,529	28,5	0,408	57
49	1,9	100	0,476	28,5	0,408	49
50	1,9	50	0,427	28,5	0,408	41
51	1,9	20	0,353	101,6	0,525	64
52	0,84	600	0,435	101,6	0,341	251
53	0,8	600	0,427	101,6	0,343	229
54	0,38	600	0,327	28,5	0,255	49
55	0,38	600	0,327	240	0,346	210
56	0,38	400	0,314	101,6	0,309	146
57	0,38	200	0,29	101,6	0,309	127
58	0,38	100	0,266	240	0,346	173
59	0,38	50	0,242	101,6	0,309	89
60	0,24	600	0,296	28,5	0,194	42
61	4,1	600	0,87	101,6	0,737	216
62	1,9	600	0,59	101,6	0,539	209
63	0,85	600	0,42	101,6	0,34	159
64	0,55	600	0,36	101,6	0,311	140
65	4,02	380	0,68	60	0,661	129
66	1,8	700	0,37	60	0,416	82
67	3	200	0,522	50	0,564	70
68	3	200	0,522	100	0,651	113
69	3	200	0,522	150	0,701	161
70	3	350	0,52	50	0,564	77
71	3	350	0,52	100	0,651	133
72	3	350	0,52	150	0,701	193
73	3	100	0,59	50	0,564	93
74	0,8	16	0,213	200	0,315	24
75	0,8	25	0,213	200	0,315	25
76	0,8	16	0,25	200	0,302	32
77	0,8	25	0,25	200	0,302	48
78	0,8	16	0,294	200	0,307	38
79	0,8	25	0,294	200	0,307	64
80	0,9	16	0,175	200	0,33	10

دنباله جدول ۱: مجموع داده‌های آزمایشگاهی

run no	$d_{50}(\text{mm})$	$D(\text{mm})$	$U(\text{m/s})$	$b(\text{mm})=y$	U_c	$d_{se}(\text{mm})$
81	0,9	25	0,175	200	0,33	17
82	0,9	200	0,269	135	0,373	237
83	0,9	200	0,291	120	0,368	209
84	0,9	200	0,228	120	0,367	109
85	0,9	200	0,186	230	0,404	59
86	0,9	200	0,32	181	0,39	235
87	0,52	100	0,3444	200	0,3444	165
88	0,52	75	0,3444	200	0,3444	140,25
89	0,52	50	0,3444	200	0,3444	111
90	1,5	150	1,252	350	1,252	232,5
91	1,5	100	1,252	350	1,252	197
92	1,5	50	1,252	200	1,252	124
93	0,8	50,8	0,385	100	0,326	106,172
94	0,8	79,5	0,385	100	0,326	150,255
95	0,8	101,6	0,385	100	0,326	161,544
96	0,6	31,75	0,333	170	0,339	66,04
97	0,6	38,1	0,35	170	0,339	84,58
98	0,6	45	0,34	170	0,34	94,95
99	0,6	50,8	0,36	170	0,339	96,52
100	0,6	31,75	1,19	170	0,34	66,67
101	0,6	38,1	1,37	170	0,339	86,86
102	0,6	38,1	1,266	170	0,34	86,86
103	0,6	45	1,22	170	0,339	104,4
104	0,6	50,8	1,2546	170	0,34	96,52
105	0,85	133	0,26	50	0,288	170,24
106	0,85	133	0,291	100	0,323	184,87
107	0,85	240	0,281	80	0,312	244,8
108	0,85	240	0,26	50	0,288	184,8
109	0,85	240	0,237	30	0,263	139,2
110	1,9	28,5	0,571	600	0,634	58
111	1,9	28,5	0,487	200	0,541	57
112	1,9	28,5	0,434	100	0,482	48
113	1,9	28,5	0,381	50	0,423	41
114	1,9	101,6	0,571	600	0,634	224
115	1,9	101,6	0,54	400	0,6	223
116	1,9	101,6	0,518	300	0,575	211
117	1,9	101,6	0,487	200	0,541	198
118	1,9	101,6	0,434	100	0,482	170
119	1,9	101,6	0,381	50	0,423	147
120	1,9	101,6	0,311	20	0,345	69

دنباله جدول ۱: مجموع داده‌های آزمایشگاهی

run no	$d_{50}(\text{mm})$	$D(\text{mm})$	$U(\text{m/s})$	$b(\text{mm})=y$	U_c	$d_{se}(\text{mm})$
121	1,9	150	0,571	600	0,634	318
122	1,9	50,8	0,571	600	0,634	115
123	1,9	50,8	0,477	600	0,636	85
124	1,9	50,8	0,318	600	0,636	16
125	2,1	110	0,579	170	0,579	174
126	2,1	100	0,609	232	0,609	195
127	2,1	150	0,609	232	0,609	259
128	2	130	0,506	100	0,533	174,2
129	5	130	1,503	50	0,601	145,6
130	2,5	101,6	0,62	102	0,652	141,22
131	1,5	101,6	0,5	102	0,526	132,08
132	2,5	101,6	0,75	102	0,288	150,366
133	0,25	50,8	0,75	102	0,288	99,06
134	0,8	1000	0,277	50	0,291	240
135	0,8	600	0,277	50	0,291	204
136	0,8	10	0,343	200	0,361	24
137	0,8	766	0,326	100	0,326	440
138	0,96	70	0,231	200	0,335	94
139	0,96	70	0,245	70	0,374	77
140	0,96	70	0,218	70	0,349	69
141	0,96	70	0,231	70	0,344	79
142	0,96	70	0,198	70	0,317	39
143	0,96	50	0,231	70	0,351	60
144	0,96	50	0,231	200	0,355	60
145	0,96	38	0,243	200	0,352	54
146	0,96	38	0,231	200	0,35	45
147	0,96	70	0,278	95	0,336	116
148	0,55	110	0,33	154	0,403	105,5
149	0,55	110	0,24	149	0,401	116
150	0,55	110	0,25	302	0,44	96,5
151	0,55	64	0,21	149	0,401	44
152	0,55	64	0,25	201	0,418	51,5
153	0,55	64	0,25	300	0,44	80,5
154	0,55	257	0,19	50	0,341	34,5
155	0,55	257	0,21	102	0,38	178
156	0,55	257	0,19	100	0,379	60,5
157	0,55	257	0,22	300	0,44	155
158	0,55	257	0,26	98	0,378	151,5
159	0,55	110	0,22	201	0,418	174
160	4,8	64	0,78	0,153	0,774	132,5

دنباله جدول ۱: مجموع داده‌های آزمایشگاهی

run no	$d_{50}(\text{mm})$	$D(\text{mm})$	$U(\text{m/s})$	$b(\text{mm})=y$	U_c	$d_{se}(\text{mm})$
161	4,8	64	0,62	203	0,817	70,5
162	4,8	64	0,69	154	0,775	86
163	4,8	64	0,53	101	0,712	36
164	4,8	110	0,76	94	0,701	188
165	4,8	110	0,57	96	0,705	126
166	4,8	257	0,68	46	0,594	230
167	4,8	257	0,53	51	0,61	127,5
168	4,8	257	0,39	54	0,618	51
169	4,8	500	0,5	61	0,637	221
170	3,3	22	0,37	150	0,69	34,5
171	3,3	22	0,33	101	0,64	29
172	3,3	22	0,29	51	0,555	30,5
173	3,3	50	0,28	250	0,753	63
174	3,3	50	0,36	200	0,726	63
175	3,3	50	0,34	151	0,69	103,5
176	3,3	50	0,36	150	0,69	124,5
177	3,3	50	0,34	102	0,641	126,5
178	3,3	50	0,23	148	0,688	30,5
179	3,3	50	0,23	50	0,552	63
180	3,3	110	0,39	100	0,639	196,5
181	3,3	110	0,34	103	0,643	192
182	3,3	110	0,32	53	0,56	174,5
183	3,3	110	0,29	150	0,69	164
184	3,3	110	0,26	106	0,646	213
185	3,3	110	0,27	50	0,552	146
186	3,3	110	0,23	100	0,639	196,5
187	3,3	110	0,29	35	0,508	144,5
188	3,3	110	0,25	190	0,719	98
189	3,3	257	0,35	150	0,69	321
190	3,3	110	0,28	190	0,719	98
191	3,3	257	0,22	150	0,69	82
192	3,3	257	0,23	49	0,55	178
193	3,3	257	0,17	41	0,528	29,5

دنباله جدول ۱: مجموع داده‌های آزمایشگاهی

runno	$d_{50}(\text{mm})$	$D(\text{mm})$	$U(\text{m/s})$	$b(\text{mm})=y$	U_c	$d_{se}(\text{mm})$
194	0,27	152	0,17	420	1,61	130
195	0,27	152	0,62	420	1,62	220
196	0,27	152	0,88	430	1,63	240
197	0,27	152	1,1	400	1,58	250
198	0,27	152	1,26	400	1,58	270
199	0,27	152	1,43	400	1,58	270
200	0,27	152	1,64	400	1,58	300
201	0,27	152	0,55	200	1,25	180
202	0,27	152	0,77	200	1,25	220
203	0,27	152	0,69	430	1,63	230
204	0,27	152	0,25	490	1,75	150
205	0,84	152	0,37	430	1,88	240
206	0,84	152	0,58	380	1,86	170
207	0,84	152	0,74	380	1,86	250
208	0,84	152	1,05	380	1,87	250
209	0,84	152	1,21	380	1,86	230
210	0,84	152	1,37	380	1,87	250
211	0,84	152	1,52	380	1,87	260
212	0,84	152	1,52	300	1,79	260
213	0,84	152	1,76	300	1,79	260
214	0,84	152	1,58	300	1,8	270
215	0,84	152	1,99	300	1,8	280
216	0,84	152	2,16	300	1,8	300
217	0,84	152	0,25	430	1,87	200
218	1,28	60	0,313	160	0,440845	71
219	1,28	60	0,333	200	0,444	78
220	1,28	60	0,355	235	0,455128	89
221	1,28	60	0,37	270	0,4625	96
222	1,28	60	0,389	300	0,47439	106
223	1,07	67	0,362	165	0,402222	102
224	1,07	47	0,284	105	0,378667	59
225	0,84	57	0,284	105	0,342169	83
226	3	50	0,522	200	0,735211	70
227	3	100	0,522	200	0,735211	113
228	3	150	0,522	200	0,735211	161
229	1,5	50	0,4	100	0,444444	93
230	1,5	100	0,4	100	0,444444	150
231	1,5	150	0,4	100	0,444444	175
232	0,52	50	0,25	350	0,352113	76
233	0,52	75	0,25	350	0,352113	109
234	0,52	100	0,25	350	0,352113	137

دنباله جدول ۱: مجموع داده‌های آزمایشگاهی

runno	$d_{50}(\text{mm})$	$D(\text{mm})$	$U(\text{m/s})$	$b(\text{mm})=y$	U_c	$d_{se}(\text{mm})$
235	0,26	50	0,22	350	0,314286	70
236	0,26	75	0,22	350	0,314286	90
237	0,26	100	0,22	350	0,314286	112
238	1,9	101,6	0,518	300	0,575556	211
239	0,84	150	0,572	600	0,635556	314
240	0,38	101,6	0,411	300	0,456667	150

پیوست ب : آمار و اطلاعات میدانی

داده‌های صحرایی فروهلیچ

این داده‌ها توسط فروهلیچ جمع‌آوری گردیده است. این اطلاعات توسط سازمان‌های ذیربط در کشور آمریکا برداشت شده است، که در اندازه‌گیری آن از آخرین تکنیک‌های موجود استفاده شده است. عمق آبشستگی موضعی توسط عمق سنج صوتی^۱ اندازه‌گیری شده است. عمق آبشستگی موقعیکه سطح آب در بالاترین رقوم قرار داشته و برای مدت نسبتاً طولانی، ثابت بوده است، اندازه‌گیری گردیده است. در چنین حالتی حفره ایجاد شده در اثر آبشستگی موضعی در حالت تعادل می‌باشد و عمق حفره، معرف حداکثر میزان آبشستگی تحت شرایط هیدرولیکی موجود می‌باشد.

^۱ -Soonic depth Finder

جدول ۲: داده‌های جمع‌آوری شده توسط فروهلیچ

ردیف	b(m)	L(m)	α (deg)	y (m)	V(m/s)	D ₅₀ (mm)	σ	ds(m)
1	4,5	14	.	18,8	1,84	0,25	2,2	4,3
2	4,5	14	.	17,4	2,28	0,25	2,2	3
3	1,92	17,37	5	5,39	1,8	0,5	.	1,74
4	8,5	8,5	12	9	0,65	0,67	.	7,8
5	1,52	11,58	.	1,2	0,49	0,5	.	0,3
6	1,52	11,58	.	1,5	0,76	0,5	.	0,3
7	1,52	11,58	.	1,2	0,88	0,5	.	0,3
8	1,52	11,08	.	0,5	0,27	0,5	.	0,76
9	1,52	11,58	.	0,6	0,15	0,5	.	1,22
10	1,52	11,58	.	2,1	1,52	1,6	.	0,61
11	1,52	11,58	.	2	1,55	1,6	.	0,61
12	1,52	11,58	.	3	1,58	1,6	.	0,91
13	1,52	11,58	.	3,2	1,98	1,6	.	1,22
14	1,52	11,58	.	3	1,8	1,6	.	1,37
15	1,52	11,58	.	2,6	2,07	1,6	.	1,07
16	1,52	11,58	.	3	1,83	1,6	.	1,83
17	1,52	11,58	.	0,9	0,94	1,6	.	0,46
18	1,52	11,58	.	0,9	0,98	1,6	.	0,61
19	1,52	11,58	.	0,9	0,98	1,6	.	0,61
20	1,52	11,58	.	1,8	1,1	1,6	.	0,61
21	1,52	11,58	.	2,4	1,16	1,6	.	0,61
22	1,52	11,58	.	2,3	1,13	1,6	.	0,76
23	1,52	11,58	.	1,5	1,13	1,6	.	0,46
24	1,52	11,58	.	2	0,98	1,6	.	0,76
25	1,52	10,36	35	3,7	2,16	14	.	1,8
26	1,52	10,36	35	3,7	2,22	14	.	2,1
27	1,52	10,36	35	4,6	2,07	14	.	1,8
28	1,52	13,56	35	3,4	1,74	14	.	2,4
29	3,05	17,6	.	6,7	2,59	15	.	1,8
30	0,98	0,98	.	1,7	1,61	8	.	0,9
31	4,9	12,8	.	1,8	.	0,053	8,8	4
32	4,9	12,8	.	4,6	.	0,053	8,8	4,6
33	8,2	8,2	.	4,9	0,46	60	11,5	3,7
34	8,2	8,2	.	4,3	0,61	60	11,5	4,3

دنباله جدول ۲: آمار جمع آوری شده توسط فروهلیچ

ردیف	b(m)	L(m)	α (deg)	y(m)	V(m/s)	D ₅₀ (mm)	σ	ds(m)
35	13	3,8	5	4,1	0,55	27	3,8	7,3
36	12	3,8	15	3,4	0,66	27	8,3	6,8
37	13	13	20	5,4	1,16	27	8,3	8,5
38	19,5	38	.	11,3	0,66	0,36	6,3	10,4
39	3,66	17,3	.	3,6	0,64	0,1	.	2,8
40	1,5	1,5	.	3,1	2,38	20	5,3	1,3
41	1,5	1,5	.	3	2,69	20	5,3	1,3
42	1,5	1,5	.	2,5	2,54	20	5,3	0,8
43	1,5	1,5	.	1,4	2,65	20	5,3	0,9
44	1,5	1,5	.	1,3	2,43	20	5,3	0,9
45	1,5	1,5	.	1,3	2,68	20	5,3	0,4
46	1,5	1,5	.	1	2,39	20	5,3	0,4
47	1,5	1,5	.	0,9	2,33	20	5,3	0,5
48	1,5	1,5	.	0,9	2,56	20	5,3	0,4
49	1,5	1,5	.	0,7	2,24	20	5,3	0,4
50	1,5	1,5	.	0,6	.	20	5,3	0,4
51	1,2	6,4	.	2,13	1,17	0,6	.	0,64
52	1,2	6,4	.	0,55	0,69	0,6	.	0,4
53	1,2	6,4	.	2,32	1,7	0,6	.	1,22
54	1,2	6,4	.	0,7	0,66	0,6	.	0,61

در این جدول:

b: عرض پایه (m)، L: طول پایه (m)، α : زاویه هجوم جریان به پایه (deg)،

y: عمق جریان در بالا دست پایه (m)، V: سرعت جریان در بالادست پایه (m)،

D₅₀: قطر متوسط ذرات بستر (mm)، σ : انحراف معیار دانه بندی ذرات، d_s: عمق آبستگي

موضعی (m).

آمار مربوط به پل های آمریکا

این اطلاعات مربوط به ۴۴ پل در ایالت های مختلف آمریکا می باشد، که توسط سازمان نقشه برداری آمریکا^۱ جمع آوری شده است. این آمار دقیق بوده و همچنین تعداد آن قابل توجه می باشد.

جدول ۳ و ۴ نام پل مورد نظر و پارامترهای موثر در آبستگي را را نشان می دهد.

¹ -U.S Geological swvey (USGS)

جدول ۳: نام تعدادی از پل‌های مورد استفاده در این تحقیق

ردیف	نام رودخانه	ایالت	نام و محل سایت
1	نیک (Knike)	آلاسکا	بزرگراه Old Glenn نزدیک Palmer
2	نیک (Knike)	آلاسکا	(S.R.1) نزدیک (Eklutna)
3	اسنو (Snow)	آلاسکا	بزرگراه Seward (S.R.9) نزدیک Seward
4	سوسیتنا (Susitna)	آلاسکا	(S.R.3) نزدیک Sunshine
5	تانا (Tana)	آلاسکا	(S.R.3) در Nenana
6	تازلینا (Tazlina)	آلاسکا	بزرگراه Richardson (S.R.4) نزدیک Glennallen
7	آرکانزاس (Arkansas)	کلرادو	(C.R.613) نزدیک Nepesta
8	ریوگرانده (Rio Grande)	کلرادو	(U.S.285) نزدیک Monte vista
9	سوت پلاته (South Platte)	کلرادو	(S.R.37) نزدیک Kersey
10	سوت لاتِه (South Platte)	کلرادو	(C.R.87) نزدیک Master
11	آساومن‌بای (Assa woman Bay)	دلاویر	(S.R.54) نزدیک Fenwick Island
12	لیپسیک (Leipsic)	دلاویر	(S.R.9) نزدیک Leipsic
13	سوت آلتاماها (South Altamahaa)	جورجینا	(I.95) نزدیک Brunswick
14	ایل (Eel)	ایندیانا	(S.R.95) نزدیک Clay city
15	واباش (Wabash)	ایندیانا	(S.R.163) نزدیک Clinton
16	وایت (White)	ایندیانا	(S.R.157) نزدیک Worthington
17	رد (Red)	لوس‌آنجلس	(S.R.3032) نزدیک Shreveport غرب
18	رد (Red)	لوس‌آنجلس	(S.R.3032) نزدیک Shreveport شرق
19	بیگ پایپ (Big pipe)	مریلند	(S.R.194) در Brucevill
20	چوپ تانک (Choptank)	مریلند	(S.R.287) نزدیک Goldsboro
21	یوقیقونی (Youghioghenny)	مریلند	(S.R.42) در Friendsvill
22	می‌سی‌سی‌پی (Mississippi)	مینه‌سوتا	(S.R.3) در st.paul

دنباله جدول ۳ : نام تعدادی از پل‌های مورد استفاده در این تحقیق

ردیف	نام رودخانه	ایالت	نام و محل سایت
23	چاریتون (Chariton)	میسوری	Prairie State Route 129 نزدیک Hill
24	می‌سی‌سی‌پی (Mississippi)	میسوری	(Jefferson Barracks (I-255) st.louis Bridge) نزدیک
25	می‌سی‌سی‌پی (Mississippi)	میسوری	st.louis در (S.R.799)
26	هوموچیتوم (Homochitto)	می‌سی‌سی‌پی	Eddiceton در (U.S.84)
27	پیرل (Pearl)	می‌سی‌سی‌پی	Jackson در غربی (S.R.25) باند
28	پیرل (Pearl)	می‌سی‌سی‌پی	Jackson در شرقی (S.R.25) باند
29	پیرل (Pearl)	می‌سی‌سی‌پی	Columbia در غربی (U.S.98) باند
30	بادگر (Badger)	مونتانا	Browning نزدیک (U.S.98)
31	چمونگ (Chemung)	نیورک	Chemung در (S.R.427)
32	گراند (Grand)	اوهاйо	Painesville نزدیک (S.R.48)
33	گریت میامی (Gret Miami)	اوهاйо	Hamilton در (S.R.128)
34	هاکینگ (Hocking)	اوهاйо	Nelsonville در (S.R.278)
35	کیل باک (Kill buck)	اوهاйо	Killbuch در (C.R.621)
36	سالت (Salt)	اوهاйо	Lndonderry نزدیک (U.S.50)
37	اسکیوتو (Scioto)	اوهاйо	Prospect نزدیک (S.R.4)
38	تاسکارواز (Tascarwas)	اوهاйо	Port Washangton (C.R.14)
39	تود (Todd)	اوهاйо	Marrow در (S.R.22)
40	والنوت (Walnut)	اوهاйо	Ashvill نزدیک (C.R.17)
41	لیتل نوتووی (Little notto way)	ویرجینیا	Black stone نزدیک (C.R.613)
42	پامونکی (Pamunkey)	ویرجینیا	Hamover نزدیک (S.R.614)
43	رید (Reed)	ویرجینیا	Wytheville نزدیک (S.R.649)
44	تای (Tye)	ویرجینیا	Lovingstone نزدیک (S.R.56)

جدول ۴: آمار آبشستگی پل‌های آمریکا

ردیف	شماره سایت	b=d(m)	L(m)	α (درجه)	y(m)	v(m/s)	D ₅₀ (mm)	D ₈₄ (mm)	ds(m)
1	2	1,524	11,24712	.	1,524	1,12776	1,8	8	0,4626
2	2	1,524	11,24712	.	2,1336	1,524	1,8	8	0,6168
3	2	1,524	11,24712	.	1,524	0,762	0,58	4	0,3084
4	2	1,524	11,24712	.	3,048	1,58496	1,8	8	0,9252
5	2	1,524	11,24712	.	1,2192	0,48768	0,58	4	0,3084
6	2	1,524	11,24712	.	0,9144	0,97536	1,8	8	0,6168
7	2	1,524	11,24712	.	0,9144	0,94488	1,8	8	0,4626
8	2	1,524	11,24712	.	3,2004	1,9812	1,8	8	1,2336
9	2	1,524	11,24712	.	1,9812	1,55448	1,8	8	0,6168
10	2	1,524	11,24712	.	0,6096	0,1524	4	0,58	1,2336
11	2	1,524	11,24712	.	1,8288	1,09728	8	1,8	0,4626
12	2	1,524	11,24712	.	2,4384	1,15824	8	1,8	0,6168
13	2	1,524	11,24712	.	2,5908	2,07264	1,8	8	1,0794
14	2	1,524	11,24712	.	2,286	1,12776	1,8	8	0,74016
15	2	1,524	11,24712	.	3,048	1,79832	1,8	8	1,3878
16	2	1,524	11,24712	.	1,2192	0,88392	0,58	4	0,3084
17	2	1,524	11,24712	.	1,9812	0,97536	1,8	8	0,771
18	2	1,524	11,24712	.	0,4572	0,27432	0,58	4	0,771
19	2	1,524	11,24712	.	3,048	1,8288	1,8	8	1,8504
20	3	4,572	.	.	4,572	3,5052	90	120	1,6764
21	6	4,572	.	.	3,6576	2,8956	90	120	1,524
22	6	1,2192	6,4008	19	0,70104	0,82296	0,64	1,19	0,42672
23	7	1,2192	6,4008	.	2,286	1,64592	1,19	5,15	1,31064
24	7	1,2192	6,4008	12	2,10312	1,00584	1,19	5,15	0,42672
25	7	1,2192	6,4008	12	2,10312	1,00584	1,19	5,15	0,64008
26	7	1,2192	6,4008	19	0,70104	0,82296	0,64	1,19	0,6096
27	7	1,2192	6,4008	.	0,1524	0,67056	1,19	5,15	0,3048
28	7	1,2192	6,4008	.	2,286	1,64592	1,19	5,15	0,4572
29	7	1,2192	6,4008	.	1,03632	1,00584	1,19	5,15	0,3048
30	7	1,2192	6,4008	.	1,03632	1,00584	1,19	5,15	0,33528
31	7	0,762	13,1064	.	7,7724	0,47244	0,18	0,37	1,3716
32	7	0,762	13,1064	.	7,62	0,509016	0,18	0,37	1,2192
33	11	0,762	13,1064	.	7,7724	0,481584	0,18	0,37	1,3716
34	11	0,762	13,1064	.	0,3048	0,219456	0,18	0,37	0,21336
35	11	0,762	13,1064	.	3,16992	0,268224	0,18	0,37	0,73152
36	11	0,762	13,1064	.	3,07848	0,329184	0,18	0,37	0,51816
37	11	0,762	13,1064	.	3,10896	0,256032	0,18	0,37	0,33528
38	11	0,762	13,1064	.	7,98576	0,344424	0,18	0,37	1,58496
39	11	0,762	13,1064	.	1,46304	0,18288	0,18	0,37	0,4572
40	11	0,762	13,1064	.	7,55904	0,493776	0,18	0,37	1,2192

دنباله جدول ۴: آمار آتشستگی پل های آمریکا

ردیف	شماره سایت	b=d(m)	L(m)	α (درجه)	v (m/s)	D_{50} (mm)	D_{84} (mm)	ds(m)
41	14	0,762	13,1064	.	0,280416	0,18	0,37	0,42672
42	14	0,762	13,1064	.	0,24384	0,18	0,37	0,4572
43	15	0,762	13,1064	.	0,432816	0,18	0,37	0,4572
44	15	0,762	13,1064	.	0,316992	0,37	0,18	0,1524
45	16	0,9144	33,5	.	0,307848	0,5	2,25	0,42672
46	16	0,9144	33,5	.	0,762	0,5	2,25	1,03632
47	16	0,9144	34,5	5	1,58496	0,34	0,34	0,70104
48	16	0,9144	34,5	5	1,58496	0,34	0,34	0,4572
49	16	0,6096	42	10	1,85928	0,9	4,2	1,24968
50	16	0,6096	42	10	1,64592	0,9	4,2	1,0668
51	18	0,9144	47,5	5	1,00584	0,9	4,2	0,39624
52	18	0,9144	47,5	5	1,00584	0,9	4,2	0,24384
53	18	0,9144	43	0	1,28016	0,9	4,2	0,67056
54	18	0,9144	47,5	5	1,09728	0,9	4,2	0,36576
55	18	4,2672	40	.	2,8956	0,3	0,4	3,74904
56	18	4,2672	40	.	3,16992	0,3	0,4	5,51688
57	18	4,2672	40	.	2,56032	0,3	0,4	3,29184
58	18	4,2672	40	.	2,49936	0,3	0,4	3,93192
59	18	4,2672	40	.	2,10312	0,3	0,4	4,17576
60	18	4,2672	40	.	2,49936	0,3	0,4	4,38912
61	18	4,2672	40	.	3,16992	0,3	0,4	5,15112
62	18	4,2672	12,192	.	2,98704	0,3	0,4	4,75488
63	19	4,2672	12,192	.	2,56032	0,3	0,4	2,07264
64	19	4,2672	12,192	.	2,8956	0,3	0,4	5,6388
65	19	4,2672	12,192	.	2,98704	0,3	0,4	5,91312
66	19	4,2672	12,192	.	2,10312	0,3	0,4	3,84048
67	19	1,2192	9,7536	.	0,804672	22	76	0,36576
68	19	1,2192	9,7536	.	1,304544	22	76	0,42672
69	19	1,2192	9,7536	.	1,133856	22	76	0,73152
70	23	1,2192	9,7536	.	1,011936	22	76	0,3048
71	23	1,2192	9,7536	.	1,642872	22	76	0,36576
72	23	1,2192	9,7536	.	2,4384	22	76	0,54864
73	23	1,2192	9,7536	.	3,07848	22	76	0,51816
74	23	4,072128	5,4864	.	2,142744	0,32	0,5	5,85216
75	26	2,919984	5,4864	.	2,19456	0,32	0,5	4,66344
76	26	4,047744	5,4864	.	1,624584	0,32	0,5	5,21208
77	26	4,370832	5,4864	.	2,4384	0,32	0,5	6,43128
78	26	2,203704	5,4864	.	2,084832	0,32	0,5	3,90144
79	26	2,4672	2,4384	.	1,88976	7,51	32,2	0,42672

دنباله جدول ۴: آمار آبشستگی پل های آمریکا

ردیف	شماره سایت	b=d(m)	L(m)	α (درجه)	y(m)	v(m/s)	D ₅₀ (mm)	D ₈₄ (mm)	ds(m)
80	26	2,4672	2,4384	.	2,8956	2,115312	7,51	23,2	1,18872
81	26	2,4672	2,4384	.	2,65176	2,25552	7,51	23,2	1,95072
82	26	2,4672	2,4384	.	3,048	1,749552	7,51	23,2	1,43256
83	27	2,4672	2,4384	.	3,10896	1,99644	7,51	23,2	1,3716
84	27	2,4672	2,4384	.	3,93192	2,1336	7,51	23,2	0,88392
85	27	2,4672	2,4384	.	2,5908	1,901952	7,51	23,2	0,97536
86	27	2,4672	2,4384	.	2,65176	1,85928	7,51	23,2	0,88392
87	27	1,63452	6,2484	16	6,43128	0,582168	0,39	0,9	0,6096
88	27	1,78872	6,2484	11	5,334	0,865632	0,39	0,9	0,6096
89	28	1,51116	6,2484	14	6,79704	0,673608	0,39	0,9	0,79248
90	28	1,66536	6,2484	16	6,7056	1,027176	0,39	0,9	1,09728
91	28	1,78872	6,2484	11	5,30352	0,39624	0,39	0,9	0,48768
92	28	1,44948	6,2484	11	6,52272	1,057656	0,39	0,9	1,24968
93	29	1,48032	6,2484	8	6,61416	0,97536	0,39	0,9	1,18872
94	29	1,57284	6,2484	20	6,15696	0,73152	0,39	0,9	1,73736
95	29	1,6764	6,2484	16	7,10184	0,85344	0,39	0,9	0,48768
96	29	1,55448	6,2484	14	7,0104	0,6096	0,39	0,9	1,12776
97	29	1,6764	6,4008	16	9,17448	1,69164	6,9	15	1,49352
98	29	1,6764	6,4008	22	8,65632	2,343912	6,9	15	2,286
99	29	1,76784	6,4008	18	7,65048	1,292352	6,9	15	2,01168
100	29	1,6764	6,4008	14	8,44296	2,121408	6,9	15	1,9812
101	29	1,64592	6,4008	14	8,32104	2,185416	6,9	15	3,01752
102	29	1,76784	6,4008	16	7,83336	1,322832	6,9	15	0,6096
103	29	1,6764	6,4008	11	8,86968	1,566672	6,9	15	0,42672
104	31	1,6764	6,4008	11	8,80872	2,023872	6,9	15	1,3716
105	31	1,6764	6,4008	8	7,62	1,414272	6,9	15	0,97536
106	31	1,95072	6,4008	8	8,71728	1,734312	6,9	15	1,00584
107	31	1,64592	6,4008	8	8,19912	1,624584	6,9	15	0,57912
108	31	1,524	14,6304	.	8,32104	4,08432	27	58	1,55448
109	31	1,524	14,6304	.	5,7912	2,65176	27	58	0,6096
110	31	1,524	14,6304	.	3,77952	2,25552	27	58	0,27432
111	31	1,524	14,6304	.	8,0772	3,2004	27	58	1,18872
112	31	1,524	14,6304	.	5,42544	2,71272	27	58	0,57912
113	31	1,524	14,6304	.	9,72312	3,41376	27	58	1,31064
114	31	1,524	14,6304	.	3,81	1,9812	27	58	0,51816
115	31	1,524	14,6304	.	9,57072	3,74904	27	58	1,18872
116	32	1,524	14,6304	.	5,69976	2,8956	27	58	0,57912
117	32	1,524	14,6304	.	9,47928	3,93192	27	58	1,24968
118	32	1,524	14,6304	.	3,6576	1,8288	27	58	0,27432
119	33	1,524	14,6304	.	5,7912	3,16992	27	58	0,70104

دنباله جدول ۴: آمار آبخستگی پل‌های آمریکا

ردیف	شماره سایت	b=d(m)	L(m)	α (درجه)	γ (m)	v(m/s)	D ₅₀ (mm)	D ₈₄ (mm)	ds(m)
120	33	1,64592	10,87222	.	2,10312	1,46304	12	31	0,42672
121	33	1,64592	10,87222	85	1,79832	0,79248	9	33,5	0,33528
122	34	1,0668	24,93264	0	4,08432	1,3716	0,78	1,6	0,3048
123	34	1,0668	24,93264	8,1	3,68808	1,46304	1,82	5	0,39624
124	34	1,0668	24,93264	.	3,87096	1,3716	1,82	5	0,48768
125	34	0,762	9,144	16	4,23672	0,67056	0,17	0,25	0,33528
126	34	0,762	9,144	8	2,01168	1,15824	0,15	0,3	0,27432
127	34	0,762	9,144	22	5,334	1,524	2,85	4,7	0,762
128	35	0,762	9,144	.	3,6576	0,79248	0,16	0,26	0,1524
129	35	0,762	9,144	14	5,15112	1,76784	2,5	8	0,70104
130	36	0,762	9,144	20	3,5052	1,15824	11,5	55	0,67056
131	36	0,762	9,144	31,8	3,59664	0,9144	11,5	55	0,82296
132	37	0,762	9,6012	.	2,22504	0,73152	0,185	0,54	0,39624
133	38	0,762	9,6012	.	2,77368	0,9144	0,185	0,54	0,42672
134	38	1,34112	8,26008	18	6,00456	1,70688	2,2	8	0,88392
135	39	1,34112	8,26008	18	4,48056	1,49352	0,3	0,75	0,6096
136	39	1,3716	10,18032	18	5,91312	1,524	0,59	1,3	1,28016
137	39	1,00584	8,93064	.	3,07848	1,40208	17	29	0,51816
138	39	1,00584	8,93064	.	2,37744	1,46304	10	27	0,73152
139	39	1,12776	11,8872	.	3,07848	1,79832	5	16	0,48768
140	39	1,12776	11,8872	.	2,86512	2,1336	5	16	0,73152
141	40	1,12776	11,8872	.	1,55448	1,58496	5	16	0,39624
142	41	1,3716	11,8872	.	3,38328	1,9812	17	29	0,97536
143	41	1,31064	11,8872	.	2,04216	1,6764	17	29	0,73152
144	41	1,34112	11,8872	.	3,2004	2,1336	17	29	0,9144
145	41	0,6096	10,30224	.	2,04216	0,85344	6,8	16	0,4572
146	41	0,6858	8,5344	.	0,88392	0,240792	0,69	1,3	0,48768
147	41	0,6858	8,5344	.	0,88392	0,323088	0,69	1,3	0,73152
148	41	0,6858	8,5344	.	1,0668	0,496824	0,69	1,3	0,4572
149	41	0,6858	8,5344	.	0,79248	0,323088	0,69	1,3	0,39624
150	41	0,6858	8,5344	.	1,40208	0,539496	0,69	1,3	0,42672
151	42	0,6858	8,5344	.	1,70688	0,65532	0,69	1,3	0,39624
152	42	0,6858	8,5344	.	0,6096	0,188976	0,69	1,3	0,42672
153	42	0,6858	8,5344	.	0,97536	0,188976	0,69	1,3	0,54864
154	42	0,6858	8,5344	.	0,88392	0,384048	0,69	1,3	0,39624
155	42	0,9144	10,668	.	4,93776	0,969264	0,7	1,6	1,3716
156	43	0,9144	10,668	.	6,46176	0,527304	0,7	1,6	0,97536
157	43	0,9144	10,668	.	6,49224	0,865632	0,7	1,6	1,55448

دنباله جدول ۴: آمار آبشستگی پل‌های آمریکا

ردیف	شماره سایت	b=d(m)	L(m)	α (درجه)	y(m)	v(m/s)	D ₅₀ (mm)	D ₈₄ (mm)	ds(m)
158	43	0,9144	10,668	.	6,61416	0,938784	0,7	1,6	1,28016
159	44	0,9144	10,668	.	7,49808	1,018032	0,7	1,6	1,2192
160	44	0,6096	9,144	.	0,762	1,12776	55	84	0,4572
161	44	0,6096	9,144	.	3,2004	1,96596	55	84	0,54864
162	44	0,6096	9,144	.	3,2004	1,679448	55	84	0,36576
163	44	0,6096	12,4968	.	2,62128	2,5908	72	170	0,762
164	44	0,6096	12,4968	.	1,6764	1,591056	72	170	0,48768
165	44	0,6096	12,4968	.	1,524	1,618488	72	170	0,36576
166	44	0,6096	12,4968	.	1,2192	1,23444	72	170	0,3048

در این جدول:

b: عرض پایه (m)، L: طول پایه (m)، α : زاویه هجوم جریان به پایه (deg)،

y: عمق جریان در بالا دست پایه (m)، V: سرعت جریان در بالادست پایه (m)،

D₅₀: قطر متوسط ذرات بستر (mm)، d_s: عمق آبشستگی موضعی (m)،

D₈₄: قطر ذراتی که ۸۴ درصد آنها از قطر آن کوچکتر باشد (mm).

اطلاعات پل‌های منطقه نیوهمپشایر^۱

این آمار نیز توسط سازمان نقشه برداری آمریکا جمع‌آوری شده است. جدول ۵ و ۶ به ترتیب نام رودخانه‌ها و آمار مربوط به آنها را نشان می‌دهد.

جدول ۵: نام رودخانه‌های منطقه نیوهمپشایر

ردیف	نام رودخانه	محل	دبی سیلاب (ft^3/s)	عرض رودخانه (ft)
1	کنبک (Kennbec)	گاردنیر (Gardiner)	80000	890
2	آندرس کوگین (Androscogine)	بتل (Bethel)	29300	340
3	پنوب اسکات (Penobscote)	لینکلن (Lincoln)	43000	1058

جدول ۶: آمار آبشستگی پل‌های منطقه نیوهمپشایر

شماره سایت	b(m)	L(m)	α (درجه)	y (m)	v (m/s)	D_{50} (mm)	D_{84} (mm)	D_{95} (mm)	ds(m)
1	2,52984	22,89048	10	3,9624	0,859536	37	100	165	0,51816
1	2,71272	23,43912	2	7,13232	1,347216	37	100	165	2,07264
1	2,86512	24,01824	10	9,2964	1,761744	37	100	165	1,03632
2	2,1336	9,7536	8	5,334	2,078736	23	85	181	0,70104
3	2,286	11,2776	7	5,39496	1,03632	3,8	49	90	1,24968
3	2,286	11,2776	5	3,3528	0,42672	3,8	49	90	0,57912

D_{95} : قطر ذراتی که ۹۵ درصد ذرات از آن کوچکتر باشد (mm).

^۱-New Hampshire



Shahrood University of Technology

Hydraulic Structurals Engineering Department

M.Sc.Thesis

Prediction Scour depth Around Bridge piers using Artificial Intelligence

I.Nemati

Supervisors:

Dr.A.Ahmadi

Dr.A.Aabbedini

Data: February 2014