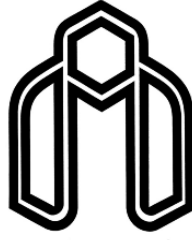


بِسْمِ اللَّهِ الرَّحْمَنِ الرَّحِيمِ



دانشگاه صنعتی شاهرود

دانشکده علوم زمین

گروه زمین‌شناسی زیست‌محیطی و آب‌شناسی

پایان‌نامه کارشناسی ارشد

**عنوان:**

پیش‌بینی سطح آب زیرزمینی دشت بسطام با استفاده از مدل شبکه عصبی مصنوعی  
(ANN) و شبکه استنتاج تطبیقی عصبی فازی (ANFIS)

**دانشجو:**

خدیدجه مسلمی

**اساتید راهنما:**

دکتر غلامحسین کرمی

دکتر صمد امامقلی‌زاده

بهمن‌ماه ۱۳۹۰



دانشگاه صنعتی شاهرود

مدیریت تحصیلات تکمیلی

فرم شماره (۶)

بسمه تعالی

شماره :  
تاریخ :  
ویرایش :

فرم صورتجلسه دفاع پایان نامه تحصیلی دوره کارشناسی ارشد

با تأییدات خداوند متعال و با استعانت از حضرت ولی عصر (عج) جلسه دفاع از پایان نامه کارشناسی ارشد خانم خدیجه مسلمی رشته: زمین شناسی گرایش: آب شناسی تحت عنوان: پیش بینی سطح آب زیرزمینی دشت بسطام با استفاده از مدل شبکه عصبی مصنوعی (ANN) و شبکه استنتاج تطبیقی عصبی فازی (ANFIS) که در تاریخ ۱۳۹۹/۱۱/۱۸ با حضور هیأت محترم داوران در دانشگاه صنعتی شاهرود برگزار گردید به شرح زیر است :

قبول (با درجه : عالی امتیاز ۱۹)  دفاع مجدد  مردود

۱- عالی ( ۲۰ - ۱۹ )

۲- بسیار خوب ( ۱۸/۹۹ - ۱۸ )

۳- خوب ( ۱۷/۹۹ - ۱۶ )

۴- قابل قبول ( ۱۵/۹۹ - ۱۴ )

۵- نمره کمتر از ۱۴ غیر قابل قبول

عضو هیأت داوران	نام و نام خانوادگی	مرتبه علمی	امضاء
۱- استاد راهنما اول	دکتر غلامحسین کرمی	دانشیار	
۲- استاد راهنما دوم	دکتر صمد امامقلی زاده	استادیار	
۳- نماینده شورای تحصیلات تکمیلی	دکتر هادی جعفری عظیم آبادی	استادیار	
۴- استاد ممتحن	دکتر غلامعباس کاظمی	استادیار	
۵- استاد ممتحن	دکتر رضا خالوکاکائی	دانشیار استاد	

تأیید رئیس دانشکده :

دانشگاه صنعتی شاهرود



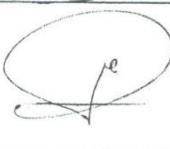
دانشکده: علوم زمین

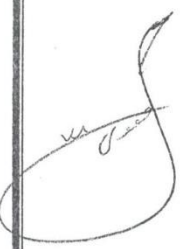


گروه: آب شناسی و زمین شناسی زیست محیطی

پایان نامه کارشناسی ارشد خانم خدیجه مسلمی

تحت عنوان: پیش بینی سطح آب زیرزمینی دشت بسطام با استفاده از مدل شبکه عصبی مصنوعی (ANN) و شبکه استنتاج تطبیقی عصبی فازی (ANFIS)

در تاریخ ۱۳۹۰/۰۷/۰۸..... توسط کمیته تخصصی زیر جهت اخذ مدرک کارشناسی ارشد مورد ارزیابی و با درجه ..... مورد پذیرش قرار گرفت.

امضاء	اساتید مشاور	امضاء	اساتید راهنما
—	نام و نام خانوادگی:		نام و نام خانوادگی: دکتر غلامحسین کرمی
	نام و نام خانوادگی:		نام و نام خانوادگی: دکتر صمد امامقلی زاده

امضاء	نماینده تحصیلات تکمیلی	امضاء	اساتید داور
	نام و نام خانوادگی: دکتر هادی جعفری عظیم آبادی		نام و نام خانوادگی: دکتر غلامعباس کاظمی
			نام و نام خانوادگی: دکتر رضا خالو کائنی

الهی.....

مراد دکن تا دانش اندک من

نه زردبانی باشد برای فزونی تکبر و غرور

نه حلقه‌ای برای اسارت

و ز دست یارای برای تجارت

بلکه گامی باشد برای تجلیل از تو و متعالی ساختن خود و دیگران

آمین

تقدیم با عشق بہ پروردگارم،

آفرینندہ خوبی ہا و ہمراہان صبور تمام محظات زندگی ام

تکیہ گاہ استوار پدرم

اسطورہ عشق و ایثار مادرم

## شکر و قدردانی

حد و پاس خدایی را که ذات او عین هستی است و هستی او مهر علم و نور، در دو خالقش را که به من توفیق داد تا در زمره پویندگان علم و معرفت باشم. باشد که این مجموعه هر چند ناچیز، قطره‌ای بر دریای بیکران علم بپذیراید. بی‌شک انجام این تحقیق بدون راهبانی‌های بزرگوارانی که در طی مسیرم یاری نمودند، میسر نبود. در این راه خود را مدیون اساتید کرامت‌داری می‌دانم که علم و اخلاق را به من آموختند. از زحمات بی‌دریغ و خالصانه اساتدان کرامت‌دورم آقایان دکتر غلامحسین کرمی و دکتر صدیقه امجدی زاده که راهبانی این پایان‌نامه را به عهده داشتند و بارها به منی با مساعدت‌های ارزنده خود در تمامی مراحل انجام این پژوهش دلسوزانه یاری نمودند شکر و قدردانی می‌نمایم و مراتب قدردانی خود را از اساتید کرامت‌دورم آقایان دکتر کاظمی و دکتر کاکالی که داورهای این پایان‌نامه را بر عهده داشتند، ابراز می‌دارم. از اساتید بزرگوارم آقای دکتر جعفری و دکتر حافظی مقدس که در تمام مدت تحصیل مشوق من بودند و همچنین از آقای خانعلی زاده و خانم فارسی کمال شکر را دارم.

قدردانی می‌کنم از خانواده عزیزم و والدین کرامت‌دورم، که سایه پر مهر پدرم و دعای خیر مادرم آرام‌بخش لحظات نگرانی و سخت‌زنگی و قوت قلب من بوده است. از جناب آقایان دکتر خسروی، دکتر حسن‌نیا، مهندس مهدی رحیمیان، مهندس محسن محتشم، مهندس سعید فتحی، مهندس هادی رفیعی و دوستان و بھگلاسی‌های گرامیم خانم ابراهیمی، دلفانی، رفیعی، آذمی، طاهری، غلامی، دیهیمی و معصومی‌نیا و آقایان شکرسی، درویش‌پورو شمس‌ی که مراد پیش‌بردار این رساله یاری رسانند، کمال شکر و قدردانی را دارم.

خدیجه مسلی

بهمن ۹۰

# تعهد نامه

اینجانب خدیجه مسلمی دانشجوی دوره کارشناسی ارشد رشته زمین شناسی آب شناسی دانشکده علوم زمین دانشگاه صنعتی شاهرود نویسنده پایان نامه پیش بینی سطح آب زیرزمینی دشت بسطام با استفاده از مدل شبکه عصبی مصنوعی (ANN) و شبکه استنتاج تطبیقی عصبی فازی (ANFIS) تحت راهنمایی دکتر غلامحسین کرمی متعهد می شوم .

- تحقیقات در این پایان نامه توسط اینجانب انجام شده است و از صحت و اصالت برخوردار است .
- در استفاده از نتایج پژوهشهای محققان دیگر به مرجع مورد استفاده استناد شده است .
- مطالب مندرج در پایان نامه تاکنون توسط خود یا فرد دیگری برای دریافت هیچ نوع مدرک یا امتیازی در هیچ جا ارائه نشده است .
- کلیه حقوق معنوی این اثر متعلق به دانشگاه صنعتی شاهرود می باشد و مقالات مستخرج با نام « دانشگاه صنعتی شاهرود » و یا « Shahrood University of Technology » به چاپ خواهد رسید .
- حقوق معنوی تمام افرادی که در به دست آمدن نتایج اصلی پایان نامه تأثیرگذار بوده اند در مقالات مستخرج از پایان نامه رعایت می گردد.
- در کلیه مراحل انجام این پایان نامه ، در مواردی که از موجود زنده ( یا بافتهای آنها ) استفاده شده است ضوابط و اصول اخلاقی رعایت شده است .
- در کلیه مراحل انجام این پایان نامه، در مواردی که به حوزه اطلاعات شخصی افراد دسترسی یافته یا استفاده شده است اصل رازداری ، ضوابط و اصول اخلاق انسانی رعایت شده است .

## تاریخ

### امضای دانشجو

#### مالکیت نتایج و حق نشر

- کلیه حقوق معنوی این اثر و محصولات آن (مقالات مستخرج ، کتاب ، برنامه های رایانه ای ، نرم افزار ها و تجهیزات ساخته شده است ) متعلق به دانشگاه صنعتی شاهرود می باشد . این مطلب باید به نحو مقتضی در تولیدات علمی مربوطه ذکر شود .
- استفاده از اطلاعات و نتایج موجود در پایان نامه بدون ذکر مرجع مجاز نمی باشد.



## چکیده

دشت بسطام با مساحتی در حدود ۴۰۶ کیلومتر مربع در ۸ کیلومتری شمال شرق شهرستان شاهرود قرار گرفته است. این دشت یکی از مهمترین دشت‌ها از نقطه نظر کشاورزی بوده که برداشت بی‌رویه از منابع آب زیرزمینی باعث افت زیادی در سطح آب این دشت گردیده است. هدف از این تحقیق مدل‌سازی سطح آب زیرزمینی با استفاده از مدل‌های غیرخطی شبکه عصبی مصنوعی و شبکه استنتاج تطبیقی عصبی فازی می‌باشد. برای انجام مدل‌سازی با شبکه عصبی مصنوعی از شبکه پرسپترون چندلایه پیشرو با توابع محرک سیگموئید، گوس، تانژانت هیپربولیک و سکانت هیپربولیک و قانون آموزش پس‌انتشار خطا (Back Propagation with momentum, BP) استفاده گردید. داده‌های ورودی به هر دو شبکه شامل برداشت از آب زیرزمینی، آب برگشتی کشاورزی و بارش مؤثر می‌باشد. نتایج بدست آمده نشان می‌دهد هر دو روش توانستند با دقت بالایی سطح آب زیرزمینی را پیش‌بینی نمایند. در مدل‌سازی با شبکه استنتاج تطبیقی عصبی فازی روش سوگنو از بین ساختارها و توابع عضویت مختلف، تابع عضویت دوزنقه‌ای شکل و روش انبوهش مینیمم با ضریب همبستگی ۰/۹۹ و ۰/۹۱ به ترتیب در مراحل آموزش و صحت‌سنجی؛ و در مدل‌سازی با شبکه عصبی مصنوعی تابع محرک تانژانت هیپربولیک با ضریب همبستگی ۰/۹۹ و ریشه میانگین مجذور خطا ۰/۳۶ در مرحله آموزش و ضریب همبستگی ۰/۸۳ و ریشه میانگین مجذور خطا ۱/۰۶ مرحله صحت‌سنجی، بهترین جوابها با کمترین خطاها را ایجاد کردند. با مقایسه نتایج مشخص شد، از میان این دو شبکه، شبکه استنتاج تطبیقی عصبی فازی پیش‌بینی دقیق‌تری را از سطح آب زیرزمینی ارائه نمود. پس از تعیین بهترین شبکه برای انجام مدل‌سازی، پیش‌بینی سطح آب زیرزمینی در ۲ سال آینده با سناریوهای مختلفی (چون الف) مقدار برداشت و بارش در ۲ سال آینده ثابت و برابر زمان حال باشد. (ب) مقدار برداشت را به اندازه کاهش حجم سالانه آب در آبخوان تقلیل یابد و مقدار بارش ثابت باشد. (ج) مقدار برداشت ثابت و بارش ۳۰٪ کاهش یابد (دوره خشکسالی)، انجام گرفت و با هم مقایسه گردید. بر اساس نتایج بدست آمده زمانی که مقدار برداشت به اندازه کاهش حجم سالانه آب در آبخوان تقلیل یابد، مقدار افت در کل دشت از ۱/۸ متر به ۰/۷ متر کاهش یافته و در سناریو خشکسالی مقدار افت از ۱/۸ متر به ۲ متر افزایش پیدا می‌کند.

کلمات کلیدی: دشت بسطام، شبکه عصبی مصنوعی، شبکه استنتاج تطبیقی عصبی فازی.

## لیست مقالات مستخرج از پایان نامه

۱. مسلمی خ. کرمی غ. ح. و امامقلی زاده ص، (۱۳۹۰)، "پیش‌بینی سطح آب زیرزمینی دشت بسطام با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی"، پنجمین کنفرانس سراسری آبخیزداری و مدیریت منابع آب و خاک، دانشگاه شهید باهنر، کرمان.
۲. مسلمی خ. امامقلی زاده ص. و کرمی غ. ح، (۱۳۹۰)، "مقایسه سیستم‌های هوش مصنوعی ANFIS و ANN در پیش‌بینی سطح آب زیرزمینی دشت بسطام"، پنجمین کنفرانس سراسری آبخیزداری و مدیریت منابع آب و خاک، دانشگاه شهید باهنر، کرمان.

## فهرست مطالب

فصل اول: مقدمه.....	۱
۱-۱- بیان مسئله وهدف از انجام تحقیق.....	۱
۲-۱- موقعیت جغرافیایی منطقه.....	1
۳-۱- آب و هوای منطقه.....	2
۴-۱- زمین شناسی عمومی منطقه.....	3
۱-۴-۱- چینه شناسی عمومی منطقه.....	۴
۲-۴-۱- زمین شناسی ساختمانی.....	8
۵-۱- هیدرولوژی.....	8
۶-۱- هیدروژئولوژی.....	9
فصل دوم: مروری بر مطالعات مدلسازی سطح آب زیرزمینی.....	۱۰
۱-۲- مقدمه.....	10
۲-۲- شبکه عصبی مصنوعی (ANN) و شبکه استنتاج تطبیقی عصبی فازی (ANFIS).....	10
۱-۲-۲- شبکه عصبی مصنوعی (ANN).....	10
۱-۱-۲-۲- مدلسازی بوسیله شبکه عصبی مصنوعی در ایران.....	11
۲-۱-۲-۲- مدلسازی بوسیله شبکه عصبی مصنوعی در جهان.....	16
۲-۲-۲- شبکه استنتاج تطبیقی عصبی فازی (ANFIS).....	20
۱-۲-۲-۲- مدلسازی به وسیله شبکه استنتاج تطبیقی عصبی فازی در ایران.....	20
۲-۲-۲-۲- مدلسازی به وسیله شبکه استنتاج تطبیقی عصبی فازی در جهان.....	22
۳-۲- سابقه مدلسازی در دشت بسطام.....	25
فصل سوم: روش انجام کار.....	۲۶
۱-۳- شبکه های عصبی مصنوعی.....	26
۲-۳- تاریخچه شبکه عصبی مصنوعی.....	27
۳-۳- سلول عصبی زیستی (نرون).....	27
۴-۳- ساختار نرون مصنوعی.....	28
۱-۴-۳- لایه.....	30
۲-۴-۳- وزن.....	30

- 30..... حافظه ۳-۴-۳
- 31..... انواع توابع آستانه ۵-۳
- 33..... یادگیری ۶-۳
- 33..... الگوریتم‌های آموزش ۷-۳
- 34..... الگوریتم پس‌انتشار خطا ۱-۷-۳
- 35..... الگوریتم لونبرگ-مارکوآرت ۲-۷-۳
- 36..... انواع شبکه‌های عصبی مصنوعی ۸-۳
- 36..... شبکه پرسپترون ۱-۸-۳
- 39..... شبکه پرسپترون چندلایه ۲-۸-۳
- 46..... مفاهیم و تعاریف مقدماتی شبکه‌های استنتاج تطبیقی عصبی فازی ۹-۳
- 47..... تاریخچه مجموعه‌های فازی ۱۰-۳
- 47..... منطق فازی ۱۱-۳
- 48..... مجموعه‌های فازی ۱۲-۳
- 49..... انواع مجموعه‌های فازی ۱-۱۲-۳
- 51..... توابع عضویت ۱۳-۳
- 53..... نحوه نمایش مجموعه‌های فازی و توابع عضویت ۱۴-۳
- 53..... درجه عضویت و احتمال ۱۵-۳
- 54..... عملگرهای مجموعه‌های فازی ۱۶-۳
- 58..... فازی‌سازها ۱۷-۳
- 58..... غیرفازی‌سازها ۱۸-۳
- 59..... متغیرهای زبانی ۱۹-۳
- 60..... قواعد اگر- آنگاه فازی ۲۰-۳
- 60..... گزاره‌های فازی ۱-۲۰-۳
- 61..... تفسیر قواعد اگر- آنگاه فازی ۲-۲۰-۳
- 61..... سیستم‌های استنتاج فازی ۲۱-۳
- 61..... روش Mamdani ۱-۲۱-۳

62	Takagi-Sugeno-Kang یا Sugeno روش ۲-۲۱-۳
فصل چهارم: مدلسازی سطح آب زیرزمینی با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی و شبکه استنتاج تطبیقی	
64	عصبی فازی.....
64	۱-۴- مقدمه
64	۲-۴- بررسی تغییرات سطح آب در پیزومترهای موجود در دشت
67	۳-۴- ارزیابی تغییرات بارندگی و نقش آن در تغییرات سطح آب زیرزمینی
71	۴-۴- تهیه مدل شبکه عصبی مصنوعی
71	۱-۴-۴- مقدمه
71	۲-۴-۴- داده‌های ورودی و خروجی
82	۳-۴-۴- آنالیز حساسیت بر روی پارامترهای ورودی به مدل شبکه عصبی مصنوعی
82	۴-۴-۴- انتخاب بهترین مدل شبکه عصبی مصنوعی
83	۵-۴- تهیه مدل شبکه استنتاج تطبیقی عصبی فازی
83	۱-۵-۴- مقدمه
۸۴	۲-۵-۴- تنظیم پارامترها
95	۳-۵-۴- انتخاب بهترین مدل شبکه استنتاج تطبیقی عصبی فازی
95	۶-۴- مقایسه مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی و شبکه استنتاج تطبیقی عصبی فازی
۹۶	۷-۴- پیش‌بینی سطح آب زیرزمینی با استفاده از شبکه استنتاج تطبیقی عصبی فازی برای دو سال آینده.....
فصل پنجم: نتیجه‌گیری و پیشنهادها.....	
100	۱-۵- نتیجه‌گیری
106	۲-۵- پیشنهادها
۱۰۷	مراجع

## فهرست شکل‌ها

- شکل ۱-۱- موقعیت جغرافیایی منطقه..... ۲
- شکل ۲-۱- نقشه زمین‌شناسی منطقه مورد مطالعه (برگرفته از نقشه‌های ۱/۱۰۰۰۰۰ علی‌آباد، شاهرود، بسطام و خوش‌بیلاق)..... ۷
- شکل ۱-۳- نمایشی از آموزش شبکه عصبی مصنوعی به روش با ناظر..... ۲۶
- شکل ۲-۳- نرون طبیعی..... ۲۸
- شکل ۳-۳- نمایشی از یک نرون با ۳ ورودی و ۱ خروجی..... ۲۹
- شکل ۴-۳- تابع پله‌ای..... ۳۲
- شکل ۵-۳- تابع خطی..... ۳۲
- شکل ۶-۳- تابع سیگموئید..... ۳۲
- شکل ۷-۳- تابع تانژانت هیپربولیک..... ۳۲
- شکل ۸-۳- نمایشی از عملکرد الگوریتم پس‌انتشار خطا..... ۳۵
- شکل ۹-۳- شبکه پرسپترون ساده..... ۳۶
- شکل ۱۰-۳- عملکرد شبکه پرسپترون ساده و چندلایه در حل مسائل خطی و غیرخطی..... ۳۸
- شکل ۱۱-۳- پرسپترون چندلایه با یک لایه مخفی..... ۳۹
- شکل ۱۲-۳- عملکرد قاعده پس‌انتشار خطا..... ۴۰
- شکل ۱۳-۳- نمایشی از یک شبکه پرسپترون با سه لایه میانی و محاسبه خروجی نهایی..... ۴۱
- شکل ۱۴-۳- نقاط کمینه محلی و واقعی..... ۴۵
- شکل ۱۵-۳- تابع عضویت اعداد نزدیک به صفر..... ۴۹
- شکل ۱۶-۳- تابع عضویت فاصله‌ای..... ۵۱
- شکل ۱۷-۳- جدول‌های عملکرد عملگرهای منطقی..... ۵۵
- شکل ۱۸-۳- گراف‌های برهمکنش دو تابع فازی..... ۵۵
- شکل ۱۹-۳- نحوه عملکرد یک قانون sugeno..... ۶۲
- شکل ۱-۴- نقشه هم‌پتانسیل دشت بسطام..... ۶۵

- شکل ۴-۲- موقعیت پیزومترهای موجود در دشت ..... ۶۶
- شکل ۴-۳- موقعیت چاه‌های بهره‌برداری و ایستگاه هیدرومتری ..... ۶۶
- شکل ۴-۴- هیدروگراف واحد دشت ..... ۶۷
- شکل ۴-۵- نقشه تقسیم‌بندی دشت براساس افت سطح آب زیرزمینی ..... ۶۹
- شکل ۴-۶- هیدروگراف واحد دشت در محدوده با افت کم ..... ۶۹
- شکل ۴-۷- هیدروگراف واحد دشت در محدوده با افت متوسط ..... ۷۰
- شکل ۴-۸- هیدروگراف واحد دشت در محدوده با افت زیاد ..... ۷۰
- شکل ۴-۹- مقدار متوسط افت در نواحی سه‌گانه ..... ۷۱
- شکل ۴-۱۰- سری زمانی داده‌های ماهانه سطح آب زیرزمینی دشت بسطام (۱۳۷۹-۱۳۸۸) ..... ۷۲
- شکل ۴-۱۱- سری زمانی داده‌های ماهانه برداشت از آب زیرزمینی دشت بسطام (۱۳۷۹-۱۳۸۸) ..... ۷۲
- شکل ۴-۱۲- سری زمانی داده‌های ماهانه آب برگشتی کشاورزی دشت بسطام (۱۳۷۹-۱۳۸۸) ..... ۷۳
- شکل ۴-۱۳- سری زمانی داده‌های ماهانه بارش ایستگاه هواشناسی بسطام (۱۳۷۹-۱۳۸۸) ..... ۷۳
- شکل ۴-۱۴- ارتباط سطح آب زیرزمینی دشت بسطام و مقدار حجم آب برداشتی از دشت ..... ۷۴
- شکل ۴-۱۵- ارتباط بین سطح آب زیرزمینی دشت بسطام و مقدار حجم آب برگشتی کشاورزی ..... ۷۵
- شکل ۴-۱۶- ارتباط بین سطح آب زیرزمینی دشت بسطام و مقدار بارش در ایستگاه هواشناسی بسطام ..... ۷۵
- شکل ۴-۱۷- نمایی از شبکه عصبی مصنوعی با یک لایه میانی ..... ۷۸
- شکل ۴-۱۸- مقایسه بین سطح آب معرفی شده به مدل و خروجی از آن در مرحله آموزش با تابع محرک تانژانت هیپربولیک ..... ۷۹
- شکل ۴-۱۹- برازش بین داده‌های مشاهداتی و محاسباتی در مرحله آموزش با تابع تانژانت هیپربولیک ..... ۷۹
- شکل ۴-۲۰- مقایسه بین سطح آب معرفی شده به مدل و خروجی از آن در مرحله صحت‌سنجی با تابع تانژانت هیپربولیک ..... ۸۰
- شکل ۴-۲۱- برازش بین داده‌های مشاهداتی و محاسباتی در مرحله صحت‌سنجی با تابع تانژانت هیپربولیک ..... ۸۰
- شکل ۴-۲۲- آنالیز حساسیت سهم لایه‌های ورودی در نتایج مدل ..... ۸۲

- شکل ۴-۲۳- نمایش داده‌های ورودی و خروجی با مدل ANFIS برای پیش‌بینی سطح آب ..... ۸۴
- شکل ۴-۲۴- نتایج مربوط به یادگیری در مرحله آموزش با تابع عضویت خطی ..... ۸۶
- شکل ۴-۲۵- برازش بین داده‌های مشاهداتی و محاسباتی در مرحله آموزش با تابع عضویت خطی ..... ۸۷
- شکل ۴-۲۶- نتایج مربوط به یادگیری مدل در مرحله صحت‌سنجی با تابع عضویت خطی ..... ۸۷
- شکل ۴-۲۷- برازش بین داده‌های مشاهداتی و محاسباتی در مرحله صحت‌سنجی با تابع عضویت خطی ..... ۸۸
- شکل ۴-۲۸- نتایج مربوط به یادگیری مدل مرحله آموزش با روش بهینه‌سازی هیبرید و تابع عضویت دوزنقه‌ای شکل ..... ۹۰
- شکل ۴-۲۹- برازش بین داده‌های مشاهداتی و محاسباتی در مرحله آموزش با روش بهینه‌سازی هیبرید و تابع عضویت دوزنقه‌ای شکل ..... ۹۰
- شکل ۴-۳۰- نتایج مربوط به یادگیری مدل در مرحله صحت‌سنجی با روش بهینه‌سازی هیبرید و تابع عضویت دوزنقه‌ای شکل ..... ۹۱
- شکل ۴-۳۱- برازش بین داده‌های مشاهداتی و محاسباتی در مرحله صحت‌سنجی با روش بهینه‌سازی هیبرید و تابع عضویت دوزنقه‌ای شکل ..... ۹۱
- شکل ۴-۳۲- ساختار FIS با عملگر منطقی and ..... ۹۳
- شکل ۴-۳۳- ساختار FIS با عملگرهای منطقی and و not ..... ۹۴
- شکل ۴-۳۴- موقعیت سطح آب زیرزمینی در ۲ سال آینده در کل دشت و منطقه با افت زیاد با استفاده از سناریو اول ..... ۹۶
- شکل ۴-۳۵- موقعیت سطح آب زیرزمینی در ۲ سال آینده در کل دشت و منطقه با افت زیاد با استفاده از سناریو دوم ..... ۹۸
- شکل ۴-۳۶- موقعیت سطح آب زیرزمینی در ۲ سال آینده در کل دشت و منطقه با افت زیاد با استفاده از سناریو سوم ..... ۹۸
- شکل ۴-۳۷- مقایسه مقدار افت پیش‌بینی شده توسط سه سناریو در کل دشت و منطقه با افت زیاد ..... ۹۹
- شکل ۵-۱- نواحی سه‌گانه بر اساس مقدار متوسط افت (بر اساس شکل ۴-۵) ..... ۱۰۱
- شکل ۵-۲- نقشه هم‌پتانسیل دشت و جهت جریان آب زیرزمینی ..... ۱۰۱
- شکل ۵-۳- مقایسه مقدار افت پیش‌بینی شده توسط سه سناریو کل دشت و منطقه با افت زیاد (بر اساس شکل ۴-۳۷) ..... ۱۰۵



## فهرست جدول‌ها

- جدول ۱-۱- آمار ۲۶ ساله ایستگاه سینوپتیک شاهرود..... ۳
- جدول ۲-۱- اطلاعات مربوط به چاه‌ها، چشمه‌ها و قنات‌های منطقه..... ۹
- جدول ۱-۳- توابع آستانه مورد استفاده در شبکه‌های عصبی مصنوعی..... ۳۱
- جدول ۲-۳- انواع توابع عضویت موجود در جعبه ابزار منطق فازی..... ۵۲
- جدول ۱-۴- نتایج حاصل از اجرای مدل با تأخیرهای زمانی مختلف..... ۷۷
- جدول ۲-۴- نتایج حاصل از اجرای مدل با توابع محرک مختلف..... ۷۸
- جدول ۳-۴- نتایج حاصل از اجرای مدل با لایه‌های میانی مختلف در تابع محرک تانژانت هیپربولیک..... ۸۱
- جدول ۴-۴- نتایج حاصل از اجرای مدل با تأخیرهای زمانی مختلف..... ۸۶
- جدول ۵-۴- نتایج حاصل از اجرای مدل با توابع عضویت خروجی..... ۸۶
- جدول ۶-۴- نتایج حاصل از اجرای مدل با روش بهینه‌سازی هیبرید..... ۸۹
- جدول ۷-۴- نتایج حاصل از اجرای مدل با روش بهینه‌سازی پس‌انتشار..... ۸۹
- جدول ۸-۴- نتایج حاصل از اجرای مدل با روش بهینه‌سازی هیبرید و عملگر منطقی and..... ۹۲
- جدول ۹-۴- نتایج حاصل از اجرای مدل با روش بهینه‌سازی هیبرید و عملگر منطقی Or..... ۹۳
- جدول ۱۰-۴- نتایج حاصل از اجرای مدل با روش بهینه‌سازی هیبرید و عملگر منطقی not..... ۹۴
- جدول ۱۱-۴- مقایسه مدل‌های انتخابی شبکه عصبی مصنوعی و شبکه استنتاج تطبیقی عصبی فازی..... ۹۵

## فصل اول: مقدمه

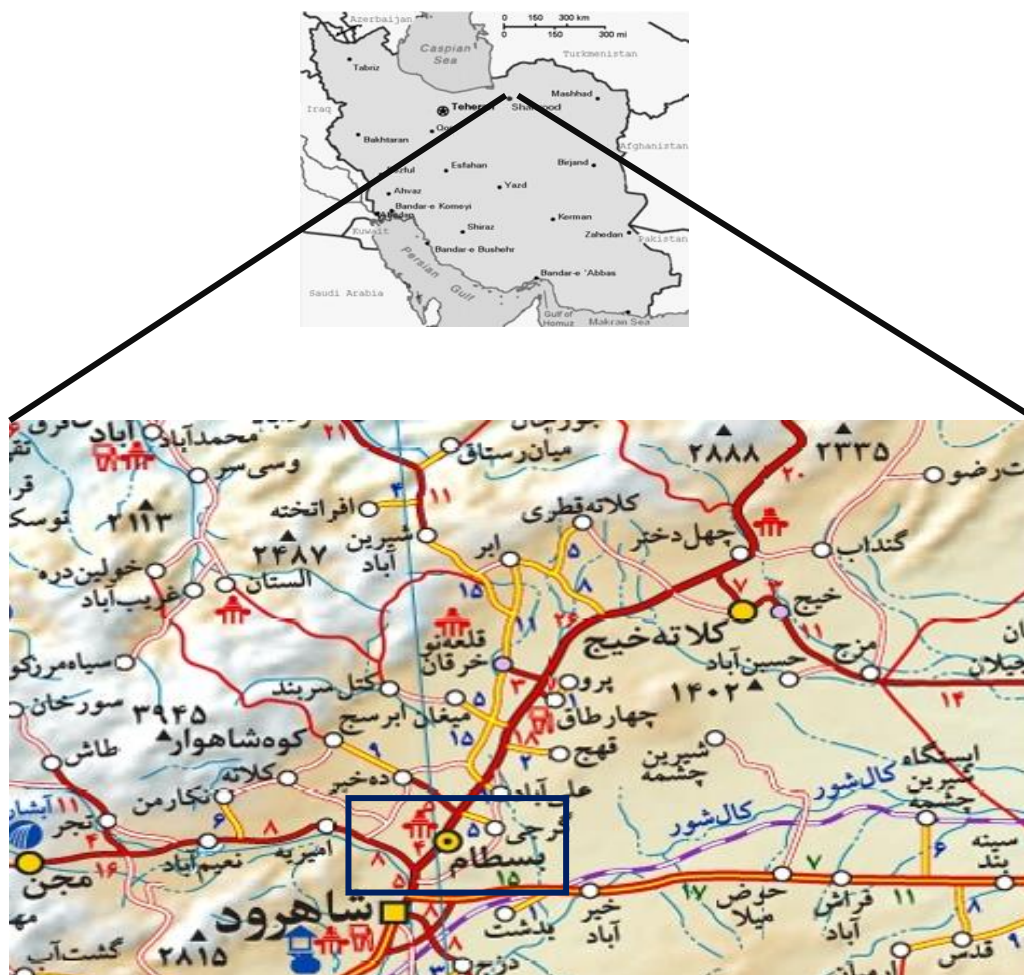
### ۱-۱- بیان مسئله و هدف از انجام تحقیق

شهر بسطام در شمال شرق شهرستان شاهرود قرار دارد و دارای آب و هوای خشک و نیمه خشک می باشد. بخش اساسی تأمین منابع آبی این منطقه برای مصارف مختلف شرب، صنعت و کشاورزی را آب های زیرزمینی تشکیل می دهند. تخلیه از منابع آب این دشت به صورت چاه های عمیق، قنات و چشمه می باشد که حجم قابل ملاحظه ای از آن صرف مصارف کشاورزی می شود. با توجه به برداشت بی رویه از آب های زیرزمینی، آبخوان دشت مذکور به طور قابل توجهی با کسری مخزن روبرو است و سطح آب زیرزمینی در این دشت به شدت در حال افت می باشد، به همین دلیل برای مدیریت این منابع با ارزش نیاز به مدلسازی این آبخوان است. تاکنون مطالعه و تحقیق جامعی پیرامون مدلسازی به منظور پیش بینی سطح آب زیرزمینی در منطقه صورت نگرفته است. بنابراین، هدف از انجام این تحقیق مدلسازی آبخوان دشت بسطام و پیش بینی سطح آب زیرزمینی می باشد، بدین منظور از دو روش شبکه عصبی مصنوعی (Artificial Neural Network, ANN) و شبکه استنتاج تطبیقی عصبی فازی (Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System, ANFIS) استفاده شده است.

### ۱-۲- موقعیت جغرافیایی منطقه

حوضه بسطام دارای وسعتی حدود ۱۳۳۰ کیلومتر مربع است که ۴۸۴ کیلومتر مربع آن شامل دشت و مابقی آن معادل ۸۴۶ کیلومتر مربع شامل ارتفاعات می باشد. این منطقه بین مختصات جغرافیایی ۵۵° ۵۴'

تا  $۱۲^{\circ} ۵۵'$  طول شرقی و  $۲۲^{\circ} ۳۶'$  الی  $۴۵^{\circ} ۳۶'$  عرض شمالی و در بخش شمالی شهرستان شاهرود واقع شده است. شکل (۱-۱) موقعیت جغرافیایی این حوضه را نشان می‌دهد.



شکل ۱-۱- موقعیت جغرافیایی منطقه مورد مطالعه

### ۱-۳- آب و هوای منطقه

دشت بسطام در منطقه خشک تا نیمه خشک قرار گرفته است. به منظور بررسی آب و هوا و اقلیم منطقه مورد مطالعه از آمار ایستگاه سینوپتیک شاهرود استفاده گردیده است. با توجه به جدول (۱-۱) که مربوط به

آمار ۲۶ ساله ایستگاه سینوپتیک شاهرود می‌باشد، در دوره آماری (۱۳۸۸-۱۳۶۲) متوسط درجه حرارت سالانه ۱۲/۳ درجه سانتی‌گراد و میانگین بارش سالانه در حدود ۱۶۳ میلی‌متر می‌باشد.

جدول ۱-۱- آمار ۲۶ ساله ایستگاه سینوپتیک شاهرود

متوسط درجه حرارت سالانه (°C)	بارش سالانه (mm)	سال
12.2	162.2	62-63
11.8	125.0	63-64
12.2	157.5	64-65
13.1	185.0	65-66
11.6	224.5	66-67
11.6	125.0	67-68
12.2	135.9	68-69
11.5	229.0	69-70
10.0	251.0	70-71
11.1	199.0	71-72
11.4	88.0	72-73
11.8	195.0	73-74
11.4	182.6	74-75
12.4	81.5	75-76
12.7	177.4	76-77
13.3	92.5	77-78
12.9	104.8	78-79
13.0	163.0	79-80
13.3	118.0	80-81
12.8	251.0	81-82
13.1	181.4	82-83
12.4	149.4	83-84
13.6	142.5	84-85
12.3	177.4	85-86
12.4	97.7	86-87
12.7	202.6	87-88
13.5	191.5	88-89
12.3	162.6	میانگین

#### ۴-۱- زمین‌شناسی عمومی منطقه

منطقه مورد مطالعه بخشی از ایالت ساختاری البرز شرقی می‌باشد. کوه‌های منطقه با روند شمال شرقی- جنوب غربی جزئی از رشته کوه‌های البرز شرقی هستند، که خود بخشی از قسمت شمالی کوهزایی آلپ- هیمالیا در آسیای غربی به شمار می‌رود که از شمال به بلوک فرو رفته خزر و از جنوب به فلات ایران

مرکزی محدود می‌شود. افتخارنژاد البرز شرقی را از البرز مرکزی-غربی جدا می‌داند و عقیده دارد که در طول زمان سیلورین و دونین زیرین گسل عطاری این دو بخش را از یکدیگر جدا نموده است ولی در دونین پایانی بخش البرز شرقی و غربی با ایران مرکزی ارتباط داشته است (سعیدی، ۱۳۸۰).

#### ۱-۴-۱- چینه‌شناسی عمومی منطقه

بر اساس نقشه زمین‌شناسی ۱/۱۰۰۰۰۰ منطقه، مهمترین سازندهایی که در منطقه رخنمون دارند از قدیم به جدید شامل سازندهای لشکرک، خوش‌بیلاق، دورود، الیکا، لار، فجن، زیارت، کرج و رسوبات کواترنری می‌شود (درویش‌زاده، ۱۳۸۵). شکل (۱-۲) نقشه زمین‌شناسی منطقه در مقیاس ۱/۱۰۰۰۰۰ را نشان می‌دهد.

#### الف- سازند لشکرک ( $Osh, s, Sv$ )

نام این سازند از دهکده لشکرک واقع در ارتفاعات علم‌کوه گرفته شده است. این سازند با ضخامت ۱۷۵ متر از شیل، ماسه‌سنگ و دولومیت در قاعده تشکیل شده است. این تشکیلات مربوط به اردویسین پیشین تا میانی می‌باشد.

#### ب- سازند خوش بیلاق ( $Dkh, Dkh 2$ )

این سازند در بخش شرقی البرز مرکزی در گردنه خوش بیلاق قرار دارد. سازند خوش بیلاق با فسیل‌های فراوان براکیوپودا، تریلوبیت، مرجان و ... مشخص می‌شود که سن دونین میانی تا بالایی را برای آن تعیین می‌کنند.

#### ت- سازند دورود ( $P, Pd$ )

این سازند با ضخامت ۱۵۰ متر از کنگلومرا، کوارتزیت قرمز رنگ و آهک‌های ضخیم لایه فوزلین‌دار تشکیل شده است. فسیل بلروفون گاستروپودی موجود در آهک‌های این سازند شاخص پرمین زیرین می‌باشد.

**ج- سازند الیکا (Re)**

این سازند با ضخامت حدود ۲۹۰ متر به زیر دوره‌های تریاس زیرین تا میانی تعلق دارد و به طور کلی از سه بخش تشکیل یافته است. بخش زیرین از آهک نازک لایه تا شیلی و آهک‌های ورمیکوله‌دار تشکیل یافته که دارای آثار کرمی شکل است. بخش میانی از دولومیت و آهک دولومیتی فاقد فسیل تشکیل شده که گاهی بر روی آن لایه آهکی سفید تا کرم دیده می‌شود (لایه فوقانی).

**خ- سازند لار (Jl)**

از نظر لیتولوژی شامل آهک‌های لایه تا توده‌ای حاوی چرت یا نوارهای سیلیسی با ضخامت ۲۵۰ تا ۳۵۰ متر است. فسیل آمونیت پریسفتکس سن این آهک‌ها را ژوراسیک بالایی تعیین می‌کند.

**د- سازند فجن (Pgf1)**

این سازند با سن پالئوسن تا ائوسن زیرین از کنگلومرای پلی‌ژنتیک، ماسه‌سنگ و مارن‌های ماسه‌ای، آگلومرا و گدازه‌های آندزیتی به صورت میان لایه‌ای تشکیل شده است.

**د- سازند زیارت (Ez)**

بر روی سازند قرمز رنگ فجن، سازند زیارت قرار دارد که متعلق به ائوسن زیرین است. از نظر لیتولوژی بخش زیرین این سازند شامل مارن‌های ژئوپس‌دار و ژئوپس با فسیل‌های دوکفه‌ای و در بخش بالایی شامل آهک‌های ریفی می‌باشد. فسیل موجود در این سازند انواع نومولیت‌ها می‌باشند. این سازند به دلیل وجود لایه‌ای از آهک برای ذخیره‌سازی آب‌های نفوذی اهمیت دارند.

**ذ- سازند کرج (Ev, Ek, Ek,t, m, v)**

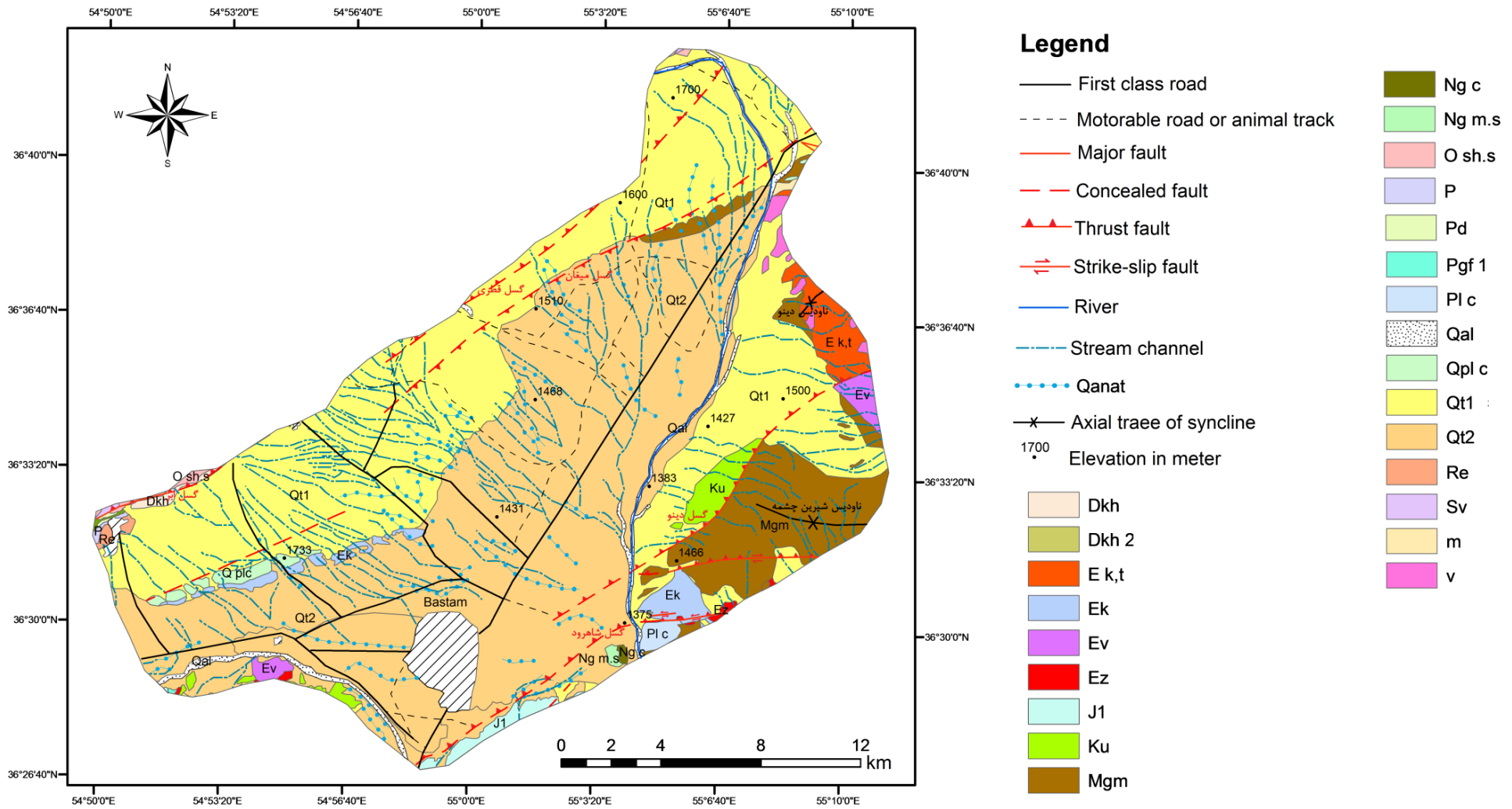
بر روی سازند زیارت، سازند کرج قرار دارد که بر اساس شواهد چینه‌شناسی و فسیل‌شناسی این سازند متعلق به ائوسن میانی می‌باشد و از پنج بخش تشکیل یافته است که بخش مهم آن توفیت‌های این سازند می‌باشند که در اثر تجمع خاکسترهای آتشفشانی در زیر آب دریایی کم عمق بوجود آمده است.

ر- سازند میوسن (*Mgm, Ngc, Ng m.s*)

طبقات این سازند معادل بخش‌هایی از سازند قرمز زیرین که در ایالت ایران مرکزی وجود دارد، می‌باشد. این سازندها از طبقات مارن‌های قرمز رنگ همراه با رگه‌های ژئوپس و لایه‌هایی از ماسه‌سنگ نازک لایه و متوسط لایه به رنگ ارغوانی و شیل‌های نازک لایه ارغوانی به همراه لایه‌هایی از کنگلومرا و میکروکنگلومرای قرمز رنگ تشکیل شده است.

س- رسوبات کواترنری (*Qpl c, Qt1, Qt2, Qal*)

این رسوبات متعلق به آخرین دوران بوده و اکثراً به عنوان رسوبات آبرفتی محسوب می‌شود که به وسیله دریا‌های کم‌عمق با جریان‌های سطحی برجای مانده‌اند. این رسوبات در سطح دشت‌ها و حاشیه ارتفاعات گسترده شده و گسترش زیادی دارند. مجموعه این رسوبات با توجه به قدمت و محل قرارگیری به بخش‌های مختلف تقسیم می‌گردند.



شکل ۱-۲- نقشه زمین شناسی منطقه مورد مطالعه (برگرفته از نقشه‌های ۱/۱۰۰۰۰۰ شاهرود، علی آباد، بسطام و خوش‌بیلاق)



### ۱-۴-۲- زمین‌شناسی ساختمانی

از نظر ساختاری منطقه مورد مطالعه دارای رخنمون‌هایی است که در نتیجه عملکرد فرآیندهای مختلف زمین‌شناسی در طول زمان‌های گذشته همانند رویدادهای کوهزایی، چین‌خوردگی و راندگی متعدد بوجود آمده‌اند. از جمله گسل‌های بزرگ و اصلی که منطقه را تحت تأثیر قرار داده‌اند می‌توان به گسل شمال ایران، گسل آبیک-فیروزکوه، شاهرود و نیز گسل میامی اشاره کرد و در اثر عملکرد گسل‌های مزبور تعدادی گسل به صورت فرعی با روند کلی غربی شرقی در منطقه بوجود آمده است که موجب خردشدگی و حذف قسمتی از تشکیلات در منطقه شده است. روند عمومی لایه‌های غربی-شرقی بوده و عملکرد سینکلینال بزرگ میاناب و نیز سینکلینال بزرگ اولنگ (نرگس چال) ارتفاعات جنوب غربی و غرب و نیز ارتفاعات شمالی دشت بسطام را تحت تأثیر قرار داده است (ذاکری، ۱۳۸۲).

### ۱-۵- هیدرولوژی

محدوده مطالعاتی بسطام که شامل سه زیر حوضه مجن، بسطام و حوضه‌های آبریز مشرف می‌باشد، با توجه به توپوگرافی کوهستانی و زمین‌های پرشیب و از طرفی دارا بودن شرایط اقلیمی کوهستانی و بارش مناسب دارای رودخانه‌های دائمی و متعددی می‌باشد. از رودخانه‌های مهم منطقه که اغلب دارای دبی پایه می‌باشند می‌توان به رودخانه‌های تاش، مجن، فرحزاد، میغان، ابرسج، داستان و سرتنگه اشاره نمود. مجموع جریانات سطحی این محدوده از طریق رودخانه شاهرود و کال محمودآباد که در دشت بسطام واقع است، وارد حوضه شاهرود شده و در نهایت از کال شاهرود و یا کال سیاه در جهت غرب به کویر حاج علیقلی تخلیه می‌گردد. پتانسیل آبهای سطحی این حوضه حدود ۵ میلیون مترمکعب در سال برآورد گردیده است. که غالب آن به مصرف کشاورزی اهالی منطقه به ویژه در منطقه مجن می‌رسد (ذاکری، ۱۳۸۲).

به غیر از رودخانه‌های دائمی فوق چندین رشته قنات و چشمه در این محدوده وجود دارد که از ارتفاعات به سمت دشت بسطام کشیده شده و دشت بسطام را تغذیه می‌نمایند. از جمله این قنات و چشمه‌ها می‌توان

به قنات‌های صادق‌خان، امیریه، دولت‌آباد و میغان و چشمه مریم و... اشاره کرد که تخلیه سالانه آنها حدود ۱۵/۳۷ میلیون مترمکعب در سال می‌باشد (بر پایه آماربرداری منابع آب سال ۱۳۸۹).

### ۱-۶- هیدروژئولوژی

با توجه به مورفولوژی و نیز زمین‌شناسی حاکم در محدوده مطالعاتی بسطام، این منطقه از نظر هیدروژئولوژی بسیار متنوع بوده و شامل آبخوان‌های سازند سخت و آبرفتی می‌باشد. آبخوان‌های سازند سخت به ویژه در ارتفاعات تپال و صحرای جلالی و حوضه مجن از توسعه خوبی برخوردار بوده و سفره‌های آبی غنی را ایجاد می‌نمایند. از آبخوان‌های آبرفتی این محدوده می‌توان به آبخوان دشت مجن، شاهرود و بسطام اشاره نمود. ارتباط این آبخوان‌ها با سازندهای آهکی مجاور باعث شده تا علاوه بر تغذیه آن‌ها از طریق آب‌های نفوذی سطحی از تغذیه زیرزمینی این آبخوان‌های غنی نیز بهره‌مند شوند. این وضعیت به ویژه در نواحی دشت بسطام کاملاً مشهود است.

دشت بسطام به صورت مثلثی است که قاعده آن در جنوب و رأس آن در دوراهی ابر قرار دارد. وسعت آبخوان اصلی دشت ۴۰۶ کیلومتر مربع بوده و ضخامت آن به طور متوسط ۷۰ متر می‌باشد. سنگ کف در مرکز، شرق و شمال غربی دشت از مارن‌های میوپلیوسن و در شمال آهکی است. سنگ کف میوپلیوسن در مرکز و شمال غرب بالا آمده و رخنمون‌های پراکنده آن در برخی قسمت‌های مرکزی دشت مشاهده می‌شود (ذاکری، ۱۳۸۲). جدول (۱-۲) اطلاعاتی در مورد تعداد چاه‌های عمیق و نیمه عمیق، قنات‌ها و چشمه‌های محدوده مطالعاتی بسطام در اختیار قرار می‌دهد. بر اساس اطلاعات بدست آمده بیشترین تخلیه با حجم ۶۴/۶ میلیون مترمکعب از طریق چاه‌های عمیق واقع در دشت بسطام انجام می‌شود.

جدول ۱-۲- اطلاعات مربوط به چاه‌ها، چشمه‌ها و قنات‌های منطقه

مساحت (Km <sup>2</sup> )	چاه عمیق		چاه نیمه عمیق		چشمه		قنات		جمع کل	
	تعداد	تخلیه	تعداد	تخلیه	تعداد	تخلیه	تعداد	تخلیه	تعداد	تخلیه (Mm <sup>3</sup> )
بسطام ۱۳۳۰	۳۱۷	۶۴/۶	۷۸	۰/۸۹	۸۰	۳۲/۸	۳۷	۲۱/۹	۵۱۲	۱۲۰/۳

## فصل دوم: مروری بر مطالعات مدل‌سازی سطح آب زیرزمینی

### ۲-۱- مقدمه

با توجه به اینکه کشور ایران در منطقه‌ای گرم و خشک قرار گرفته است و منبع تأمین کننده برای مصارف مختلف شرب، صنعت و کشاورزی، را آب‌های زیرزمینی تشکیل می‌دهند، لذا این منابع از اهمیت بالایی برخوردار بوده و مدیریت آنها نیاز به مدل‌سازی دارد. تاکنون مدل‌های زیادی جهت پیش‌بینی سطح آب زیرزمینی به کار برده شده است. از جمله این مدل‌ها می‌توان به مدل‌های سری زمانی تجربی و مدل‌های فیزیکی اشاره کرد. اما این مدل‌ها به دلیل پیچیدگی‌های بالا نمی‌توانند پیش‌بینی صحیحی از سطح آب زیرزمینی ارائه نمایند. در سال‌های اخیر مدل‌های غیرخطی ارائه شده‌اند که می‌توانند پیش‌بینی نسبتاً درستی را از سطح آب زیرزمینی انجام دهند، دو نمونه از این مدل‌ها شبکه‌های عصبی مصنوعی (Artificial Neural Networks, ANNs) و شبکه‌های استنتاج تطبیقی عصبی فازی (Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System, ANFIS) می‌باشند.

### ۲-۲- شبکه عصبی مصنوعی (ANN) و شبکه استنتاج تطبیقی عصبی فازی (ANFIS)

#### ۲-۲-۱- شبکه عصبی مصنوعی (ANN)

شبکه‌های عصبی مصنوعی (ANNs) یک ساختار شبکه‌ای از تعدادی عناصر مرتبط به هم به نام نرون هستند که هر نرون دارای ورودی‌ها و خروجی‌هایی بوده و یک عمل نسبتاً ساده و محلی را انجام می‌دهند.

این شبکه‌ها پردازنده‌ای هستند که دانشی را که از طریق تجربه کسب نموده‌اند، برای استفاده‌های دیگر ذخیره می‌نمایند و ابزاری توانمند برای مدل کردن سیستم غیرخطی می‌باشند.

بعضی از پیش‌زمینه‌های شبکه‌های عصبی را به اواخر قرن نوزدهم و اوایل قرن بیستم برمی‌گردد. در این دوره کارهای اساسی در فیزیک روانشناسی و نروفیزیولوژی توسط دانشمندانی چون هلمهلتز، ماخ و پاولف صورت پذیرفت. این مدل‌ها به مدل‌های مشخص ریاضی عملکرد نرون‌ها اشاره‌ای نداشتند. در سال ۱۹۶۹ مدل MP شبکه‌های عصبی مصنوعی توسط مک کالوخ و پیت (Mc.Culloch and Pitts 1969) مطرح شد که یک مدل خطی ساده بود، سپس پروسپترون الگوریتم‌های یادگیری را ارائه نمود (منهاج، ۱۳۸۱). سال ۱۹۶۹ آغاز افول موقت شبکه‌ها عصبی شد، زیرا عدم توانایی شبکه‌های عصبی در حل مسائل غیرخطی آشکار شد. ANN‌های آن زمان فقط قادر به حل مسائلی بودند که می‌شد پاسخ‌های آن مسئله را توسط یک خط در محور مختصات از هم جدا کرد. در سال ۱۹۸۲ هاپفیلد (Hopfield, 1982) با معرفی شبکه‌های چندلایه و الگوریتم‌های یادگیری دارای Feed back راه حلی برای حل موارد غیرخطی ارائه کرد. در این زمان بود که شبکه‌های بازگشتی، خود سازمانده، (RBF (Radial Basis Function، Autoregressive و ... مطرح شد. از اواسط دهه نود، نسل سوم ANN‌ها مطرح شدند که عبارت بودند از:

✓ تعیین محدودیت‌های تئوری و عملی شبکه

✓ عمومیت و حدود آن

✓ ANN ترکیب و الگوریتم‌های ژنتیکی و منطق فازی

و در نهایت استفاده عملی و پیاده سازی تجاری و سخت افزاری ANN‌ها ممکن شده است.

## ۲-۲-۱-۱- مدلسازی به وسیله شبکه عصبی مصنوعی در ایران

از مدلسازی با شبکه عصبی مصنوعی در علوم مختلف استفاده شده است، که در اینجا به بیان مطالعات انجام شده در زمینه مدلسازی آب‌های سطحی و زیرزمینی اشاره می‌شود.

امامقلی‌زاده و همکاران (۱۳۸۴) با استفاده از نرم افزار Qnet2000 که یک نرم‌افزار شبکه عصبی پرسپترون چندلایه می‌باشد، به پیش‌بینی آبدهی رودخانه بالارود در استان خوزستان پرداختند. بدین منظور از داده‌های ماهانه باران‌سنجی ایستگاه‌های مجاور حوضه آبریز بالارود و اطلاعات دبی در ایستگاه هیدرومتری دوکوهه بر روی رودخانه بالارود در دوره آماری ۱۵ ساله (۱۳۶۳-۱۳۷۸) برای مدل استفاده گردید. نتایج اجرای مدل نشان می‌دهد که شبکه به دست آمده دارای دقت بالایی جهت پیشگویی دبی جریان در رودخانه بالارود می‌باشد.

یزدانی و چاوشی (۱۳۸۴) با استفاده از شبکه عصبی به پیش‌بینی جریان رودخانه پلاسجان در استان اصفهان پرداختند. اطلاعات یا لایه ورودی به مدل شبکه عصبی، اطلاعات مربوط به ۵ ایستگاه باران‌سنجی و یک ایستگاه اندازه‌گیری درجه حرارت بود. خروجی مدل، جریان عبوری از ایستگاه هیدرومتری اسکندری بود که کلیه جریان‌های بالادست از آن عبور می‌کند. در این تحقیق مدل پرسپترون چندلایه جهت بررسی انتخاب گردید. مناسب‌ترین مدل، مدلی با ساختار ۱، ۴، ۶ با ۴ گره در لایه مخفی تعیین شد و بر مبنای آن تست انجام گرفت. مدل ایجاد شده به خوبی قادر به شبیه‌سازی عکس‌العمل حوضه مورد مطالعه نسبت به بارندگی است و تغییر در بارندگی میزان تغییر در دبی جریان ماهانه را به خوبی شبیه‌سازی می‌کند و مدل ایجاد شده، مدل نسبتاً خوبی است.

فروغی و همکاران (۱۳۸۵) با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی به بررسی و پیش‌بینی سطح آب زیرزمینی حوضه آبریز رودخانه مارون پرداختند. آنها از داده‌های بارش، تبخیر، دما و تفاضل دبی ماهانه رودخانه در ابتدا و انتهای حوضه و میزان برداشت ماهانه برای ۶ سال به عنوان ورودی‌های شبکه استفاده کردند و سطح آب زیرزمینی ماهانه را به عنوان خروجی مدل در نظر گرفتند. پس از آزمایش حالت‌های مختلف، مدل نشان داد که به ترتیب پارامترهای برداشت آب زیرزمینی، بارش، تفاضل دبی رودخانه و تبخیر و دما بیشترین اثر را بر روی سطح آب زیرزمینی در پی‌زومترها دارند. آنها اظهار داشتند که مدل دارای همبستگی بالا و خطای پایینی می‌باشد و در نتیجه می‌تواند به عنوان ابزاری برای پیش‌بینی نوسانات سطح آب زیرزمینی در پی‌زومترها استفاده شود.

نورانی و همکاران (۱۳۸۵) به ارزیابی سطح آب زیرزمینی در آبخوان محدوده شهر تبریز پرداختند. داده‌های دما، بارش و دبی رودخانه آجی‌چای برای زمان‌های  $t_0$  و  $t_{0-1}$  سه ورودی اصلی ساختارهای شبکه‌های عصبی مصنوعی را تشکیل می‌دهند که به پیش‌بینی سطح آب زیرزمینی در زمان  $t_{0+1}$  می‌پردازند. در این مطالعه آنها از ساختارهای مختلف شبکه‌های عصبی مصنوعی برای پیش‌بینی سطح آب زیرزمینی این آبخوان استفاده کردند. از میان ساختارهای مختلف مورد استفاده بهترین نتایج مربوط به شبکه‌های عصبی مصنوعی پیشرو (Feedforward Neural Network, FNN) با الگوریتم لوبنبرگ-مارکوارت (Levenberg-Marquart, LM) می‌باشد. نتایج بدست آمده از این ساختار توانست پیش‌بینی ماهانه‌ای از سطح آب‌های زیرزمینی در بازه دو ساله ارائه نماید، اگرچه شبکه‌های پیشرو و برگشتی هر دو جواب‌های منطقی و معقولی ارائه دادند ولی شبکه پیشرو نتایجی با کمترین خطا را حاصل نمود.

اصغری‌مقدم و همکاران (۱۳۸۵) به ارزیابی و مقایسه توانایی مدل‌های مختلف شبکه‌های عصبی مصنوعی (ANN) برای پیش‌بینی سطح آب زیرزمینی در مناطق کارستی پرداختند. برای بررسی این ارزیابی آبخوان آزاد و آهکی شمال فرانسه به عنوان محدوده مطالعاتی استفاده گردید. داده‌های به کار برده شده در این مطالعه، داده‌های سطح آب زیرزمینی، بارش و دمای متوسط و بارش مؤثر در بازه زمانی ۱۱ ساله می‌باشند و داده‌های اولیه ورودی شبکه در دو بازه زمانی  $t_0$  و  $t_{0-1}$  (مربوط به ماه حاضر و یک ماه قبل) دسته‌بندی شدند و مورد استفاده قرار گرفتند. در نهایت از بین مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی مورد بررسی، شبکه پیشرو با الگوریتم لوبنبرگ-مارکوارت (FNN-LM) به عنوان بهترین و منطقی‌ترین مدل با کمترین خطا انتخاب شد و توانایی بالایی برای مدل‌سازی آبخوان‌های آهکی را نشان داد.

ایزدی و همکاران (۱۳۸۶) نیز با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی به پیش‌بینی سطح آب زیرزمینی دشت نیشابور پرداختند. با توجه به بررسی‌های انجام شده مشخص شد، گام‌های زمانی  $t_{0-1}$  و  $t_{0-2}$  بیشترین همبستگی را با سطح آب زیرزمینی داشتند.

اوجاقلو و همکارانش (۱۳۸۷) به منظور پیش‌بینی سطح آب زیرزمینی و شدت تخلیه سیستم زهکشی زیرزمینی طی فصل بارندگی سال‌های ۱۳۸۳ و ۱۳۸۵ در اراضی تحت زهکشی شرکت ران بهشهر از شبکه

عصبی مصنوعی استفاده کردند. نتایج حاصل از این تحقیق نشان داد که شبکه عصبی مصنوعی قادر است بدون نیاز به تعداد زیاد پارامترهای ورودی، نوسانات سطح آب زیرزمینی و شدت تخلیه سیستم زهکشی زیرزمینی را با دقت مطلوبی پیش‌بینی نماید و این شبکه می‌تواند یک راهکار مناسب در برنامه‌ریزی بلند مدت مدیریت سطح آب زیرزمینی در منطقه مورد مطالعه باشد.

میرعربی و همکاران (۱۳۸۷) از شبکه عصبی مصنوعی برای پیش‌بینی نوسانات سطح آب زیرزمینی دشت بیرجند بهره گرفتند. نتایج به دست آمده نشان داد که استفاده از شبکه عصبی برای پیش‌بینی نوسانات سطح آب زیرزمینی با استفاده از داده‌های باران و تخلیه با تأخیر زمانی، امکان‌پذیر می‌باشد.

نیک‌منش (۱۳۸۸) با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی به پیش‌بینی سطح آب زیرزمینی در آبخوان محدوده ارسنجان با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی پرداخت. چهار ورودی اصلی دما، بارندگی، رطوبت و هیدروگراف واحد آب زیرزمینی در یک بازه ۱۰ ساله برای زمان‌های مربوط به ماه حاضر و چهار ماه قبل ( $t_0, t_{0-1}, t_{0-2}, t_{0-3}, t_{0-4}$ ) را به ساختارهای مختلف شبکه‌های عصبی مصنوعی معرفی کرد و سطح آب زیرزمینی را برای ماه بعد پیش‌بینی نمود. در این مطالعه برای پیش‌بینی سطح آب زیرزمینی با استفاده از ۵ ساختار شبکه‌های عصبی که متشکل از ۳ شبکه و ۲ الگوریتم ( $FNN-BP^1, FNN-LM, RNN^2-LM, RNN-BP, RBF$ ) می‌باشند، صورت گرفت و از بین ۵ مدل استفاده شده، مدلهایی که در آنها از الگوریتم LM استفاده شده بود، دارای کارایی بالاتری بوده و نتایج بهتری ارائه دادند و مدل FNN-LM نسبت به ۴ مدل دیگر پیش‌بینی صحیح‌تری از سطح آب زیرزمینی ارائه نمود.

محتشم و همکاران (۱۳۸۸) با کمک شبکه عصبی به پیش‌بینی سطح آب زیرزمینی دشت بیرجند پرداختند. در این تحقیق از گام زمانی  $t_{0-1}$  برای سطح آب هر پیزومتر به عنوان اصلی‌ترین متغیر ورودی استفاده شده است و سایر متغیرهای ورودی شامل برداشت ماهانه آب از چاه‌های شرب و کشاورزی و ریزش‌های جوی می‌باشند و خروجی مدل سطح آب زیرزمینی در هر پیزومتر در زمان  $t$  می‌باشد. پس از انجام مدلسازی آنها

<sup>1</sup> Error Back Propagation with momentum

<sup>2</sup> Recurrent Neural Network

بیان داشتند که با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی می‌توان سطح آب را تا ۱۲ ماه آینده با دقت مناسب پیش‌بینی کرد.

نخعی و همکاران (۱۳۸۸) به مقایسه دو روش خطی (Autoregressive Integrated Moving Average, ARIMA) و غیرخطی (ANN) در مدل‌سازی نوسانات سطح آب زیرزمینی در دشت قاین در استان خراسان جنوبی پرداختند. بدین منظور با استفاده از داده‌های ۱۱ سال گذشته هیدروگراف واحد دشت به مدل‌سازی نوسانات سطح آب زیرزمینی با دو روش یاد شده پرداختند و به خوبی مشخص گردید که در مدل‌سازی نوسانات آب زیرزمینی مدل‌های خطی به دلیل استفاده از فاکتور سطح آب زیرزمینی با تأخیرهای زمانی متفاوت و ایجاد ارتباط ریاضی و آماری دارای معیارهای ارزیابی خطا بالاتری هستند و از دقت کافی برخوردار نیستند. اما مدل غیرخطی ANN به دلیل انجام آنالیز حساسیت و استفاده از تمامی فاکتورهای مؤثر در نوسانات سطح آب زیرزمینی، مدلی بسیار دقیق و کارا بوده و دارای معیارهای ارزیابی خطا خیلی پایین‌تری هستند.

امام‌قلی‌زاده و حمیدی (۱۳۸۹) دو روش مدل‌های اتفاقی (Stochastic) و شبکه عصبی را برای پیش‌بینی آبدهی رودخانه مارون مورد استفاده قرار دادند. آنها با استفاده از داده‌های باران‌سنجی، تبخیر، رطوبت‌نسبی و دبی ماهانه ایستگاه هیدرومتری ایدنک بر روی رودخانه مارون در دوره آماری ۲۸ ساله (۱۳۸۸-۱۳۶۰) به مدل‌سازی و بررسی توانایی شبکه عصبی در پیش‌بینی آبدهی رودخانه مارون پرداختند. نتایج آنها نشان می‌دهد، که شبکه عصبی مصنوعی در مقایسه با روش مدل‌های اتفاقی دارای دقت بهتری برای پیش‌بینی آبدهی رودخانه می‌باشد.

عزیزپور و همکاران (۱۳۸۹) از روش شبکه عصبی مصنوعی جهت شناسایی میزان تأثیر پارامترهای اقلیمی بر رفتار سطح آب زیرزمینی در دشت دهگلان در استان کردستان استفاده کردند. در این تحقیق از داده‌های دما، بارش و رطوبت‌نسبی به عنوان پارامترهای ورودی و از داده‌های عمق سطح آب زیرزمینی به عنوان خروجی مدل استفاده گردید. نتایج حاصل نشان داد که شبکه عصبی مصنوعی می‌تواند با دقت قابل قبولی عمق سطح آب زیرزمینی را در این دشت پیش‌بینی نماید.



زارع‌زاده مهریزی و بزرگ حداد (۱۳۸۹) به شبیه‌سازی و پیش‌بینی رودخانه دز با استفاده از الگوریتم ترکیبی شبکه عصبی مصنوعی و الگوریتم ژنتیک (Artificial Neural Network-Genetic Algorithm, ANN-GA) پرداختند. بعد از انجام مدل‌سازی آنها اظهار داشتند که مدل شبیه‌سازی نسبت به مدل پیش‌بینی دارای برتری می‌باشد.

## ۲-۱-۲-۲- مدل‌سازی به وسیله شبکه عصبی مصنوعی در جهان

جانسون و روگرز (Johnson and Rogers., 1995) به مطالعه دقت تخمین‌های شبکه عصبی مصنوعی در مسائل حل بهینه پالایش آب زیرزمینی پرداختند. در این مطالعه شبکه‌های عصبی مصنوعی و تخمین‌گرهای خطی با مدل کامل کمی و کیفی مقایسه شد و فرآیند بهینه‌سازی با استفاده از شبیه‌سازی حرارت انجام گرفت. آنها نتیجه گرفتند که در کرانه توزیع، شبکه عصبی مصنوعی بهتر از تخمین‌گرهای خطی اعتبار خود را حفظ می‌کنند.

یانگ و همکاران (Yang *et al.*, 1996) با استفاده از مدل شبکه عصبی پیشرو (FNN) عمومی نوسانات سطح آب زیرزمینی را مورد مطالعه قرار دادند و نتایج قابل قبولی را با استفاده از سری تأخیر زمانی در تولید داده‌های ورودی مورد نیاز شبکه به دست آوردند.

یانگ و همکاران (Yang *et al.*, 1997) از شبکه عصبی مصنوعی برای تخمین رقوم سطح آب در زهکش زیرزمینی استفاده کردند، بارندگی روزانه، پتانسیل تبخیر و تعرق و محل سطح آب قبلی به عنوان ورودی شبکه برگزیده شده و ارتفاع سطح آب در خاک، خروجی شبکه بود. آنها دریافتند که شبکه عصبی مصنوعی پس از آموزش با داده‌های مشاهده‌ای می‌تواند رقوم سطح آب را با دقت مناسب پیش‌بینی نماید.

کولیبالی و همکارانش (Coulibaly *et al.*, 2001) به پیش‌بینی سطح آب زیرزمینی آبخوان گوندو در بورکینافاسو پرداختند. بر اساس مطالعات مذکور حداکثر بازده مربوط به شبکه‌های عصبی برگشتی (RNN) و کمترین آن مربوط به شبکه‌های عصبی تابع شعاعی (RBF) تعمیم یافته بود.

دالیاکوپولوس و همکارانش (Daliakopoulos *et al.*, 2005) با هدف پیش‌بینی تراز آب زیرزمینی در دشت مسرا در یونان، ۷ ساختار مختلف شامل شبکه‌های پیشرو و تابع شعاعی و الگوریتم‌های گرادیان نزولی انتشار خطا به عقب با ممنتم، تنظیم بایزین و الگوریتم لونبرگ-مارکوارت را مورد بررسی قرار دادند که بر اساس نتایج حاصل شده، شبکه پیشرو با الگوریتم لونبرگ-مارکوارت بهترین پیش‌بینی را برای تراز آب زیرزمینی منطقه مذکور در یک دوره زمانی ۱۸ ماهه ارائه داده است.

لالاهم و همکاران (Lallahem *et al.*, 2005) امکان کاربرد شبکه عصبی مصنوعی در زمینه مدیریت آب جهت تعیین پارامترهای مؤثر و شبیه‌سازی ارتفاع سطح آب زیرزمینی در نواحی کارستی شکسته شده را مورد بررسی قرار دادند. نتایج حاصل از این تحقیق نشان داد که شبکه عصبی مصنوعی کارائی بالایی در زمینه شبیه‌سازی فرآیندهای مختلف را دارا بوده و می‌تواند به عنوان ابزاری کارآمد و مؤثر در پیش‌بینی خصوصیات پدیده‌های مختلف مورد استفاده قرار گیرد.

نایاک و همکاران (Nayak *et al.*, 2006) به پیش‌بینی سطح آب زیرزمینی در یک سفره عمق کم در نواحی ساحلی در مرکز دلتای گداواری (Godavari) در هند پرداختند. در این تحقیق چندین مدل در شبکه عصبی مصنوعی برای پیش‌بینی مورد استفاده قرار گرفت و با اجرای معیارهای آماری همچون Root Mean Square Error (RMSE) ، Average Absolute Relative Error (AARE) و ضریب همبستگی مشخص شد که این مدل‌ها قادر به پیش‌بینی سطح آب زیرزمینی برای ۴ ماه آینده هستند و این پیش‌بینی‌ها می‌تواند در برنامه‌ریزی برای استفاده از آب‌های سطحی و آب‌های زیرزمینی در نواحی ساحلی به منظور ثابت نگهداشتن شیب طبیعی سطح آب زیرزمینی برای جلوگیری از نفوذ آب دریا به سفره‌های ساحلی و جلوگیری از شرایط Clogging مورد استفاده قرار گیرد.

نورانی و همکاران (Nourani *et al.*, 2008) به پیش‌بینی زمانی و مکانی سطح آب زیرزمینی با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی (ANNs) پرداختند. منطقه مطالعاتی آنها آبخوان‌های چندلایه‌ای اطراف تبریز می‌باشد که به دلیل پیچیدگی مواد تشکیل دهنده آبخوان شبیه‌سازی سطح آب زیرزمینی از نظر زمانی و مکانی مشکل بوده به همین دلیل آنها از شبکه‌های عصبی مصنوعی استفاده نمودند. بعد از آزمایش

ساختارهای مختلف و به منظور انتخاب بهترین ساختار (که ساختار FeedForward با الگوریتم LM انتخاب شد) و پیکربندی مدل ANN، مدل شبکه عصبی مصنوعی در بعد زمانی مکانی (Spatio Temporal Artificial Neural Network, STANN) برای پیش‌بینی مکانی زمانی سطح آب زیرزمینی در منطقه معرفی گردید. به منظور ارزیابی این روش، نتایج حاصل از آن را با نتایج مدل سری زمانی ژئوستاتیکی چند متغیره (Time Series Geostatistic, TSG) و شبکه ژئوستاتیک عصبی (Neural Geostatistic, NG) مقایسه کردند و نشان دادند که روش شبکه عصبی مصنوعی نسبت به سایر روش‌ها پیش‌بینی دقیق‌تری را در اختیار قرار می‌دهد.

یانگ و همکاران (Yang *et al.*, 2009) به کاربرد و مقایسه دو مدل سری‌های زمانی (Integrated Time Series, ITS) و شبکه عصبی مصنوعی انتشار به عقب (Back Propagation Artificial Neural Network, BPANN) در غرب استان جیلین (Jilin) در چین پرداختند. نتایج نشان داد که هر دو مدل پیش‌بینی دقیقی را برای منطبق کردن سطح آب زیرزمینی دارند، اما دقت پیش‌بینی مدل شبکه عصبی مصنوعی انتشار به عقب (BPANN) بیشتر بوده و قابل اطمینان‌تر می‌باشد.

کنتل (Kentel., 2009) در مطالعه خود به تخمین جریان ماهانه رودخانه گوونس (Guvenc) در آنکارا با استفاده از مدل‌های شبکه عصبی مختلف پرداخت. وی از آمار بارش و جریان رودخانه ۱۷۶ ماه یعنی از ژانویه ۱۹۸۷ تا سپتامبر ۲۰۰۱، همچنین ماه‌های وابسته برای پیش‌بینی خود استفاده کرد. اثر الگوهای مختلف ورودی‌ها، تعداد چرخه‌های آموزش و مقادیر اولیه نسبت داده شده به وزن‌ها در اتصالات بررسی شدند. ضعف عمده شبکه‌های عصبی مصنوعی این می‌باشد، که این مدل‌ها قادر به تولید تخمین‌های خوبی از رویدادهای حداکثر، یعنی رویدادهایی که اصلاً یا به حد کافی در مجموعه داده‌های آموزش اتفاق نمی‌افتند، نیستند. تشخیص این رویدادهای بعید بسیار مهم می‌باشد. بنابراین کنتل در مطالعه خود از الگوریتم فازی c-mean برای دسته‌بندی ورودی‌های آموزش و صحت‌سنجی به رویدادهای معمول و حداکثر استفاده کردند. بنابراین فرد از ضعف شبکه‌های عصبی مصنوعی در تولید نتایج نامطمئن آگاه خواهد شد.

گوس و همکاران (Ghose *et al.*, 2010) به ارزیابی مقایسه‌ای دو شبکه عصبی انتشار به عقب (Back Propagation Neural Network, BPNN) و شبکه عملکرد شعاعی (Radial Basis Function Network, RBFN) برای پیش‌بینی نوسانات سطح آب زیرزمینی در ۴ محل مختلف در سامبالپور (Sambalpur)، منطقه غربی اوریسا (Orissa) در هند پرداختند. داده‌های ورودی به سیستم شامل بارندگی، دما و رطوبت می‌باشد و سطح آب به عنوان خروجی سیستم در نظر گرفته شده است. نتایج نشان داد که این مدل‌ها می‌توانند برای مدیریت و برنامه‌ریزی سیستم‌هایی که فقط داده‌های آب و هوایی برای تغییرات سطح آب در دسترس است، استفاده شوند و نیز نشان داد که مدل RBFN نسبت به مدل BPNN در پیش‌بینی سریع‌تر به همگرایی می‌رسد اما با سطح بالاتری از خطاها در پیش‌بینی و به طور کلی نشان داد که مدل BPNN پیش‌بینی بهتری برای نوسانات سطح آب زیرزمینی در یک دوره طولانی در نواحی کم باران می‌تواند انجام دهد. آنها بر اساس نتایج به دست آمده پیشنهاد کردند که مدل‌های BPNN می‌توانند نتایج قابل اطمینانی را برای مدل‌سازی نوسانات سطح آب زیرزمینی در مناطق زیر ارائه کنند.

۱- در مناطقی که نیاز به مدل‌سازی داخل آبخوان نیست.

۲- اطلاعاتی در مورد آبخوان برای ایجاد و اجرای یک مدل توصیفی در دسترس نباشد.

۳- اطلاعات در دسترس در یک دوره کوتاه ثبت شده باشند.

مهانتی و همکاران (Mohanty *et al.*, 2010) به پیش‌بینی سطح آب زیرزمینی در حاشیه رودخانه در شرق هند پرداختند. به منظور انجام مدل‌سازی از داده‌های بارش هفتگی، تبخیر، سطح آب رودخانه، سطح آب در زهکش، نرخ پمپاژ و سطح آب زیرزمینی به عنوان ورودی‌های مدل استفاده کردند و الگوریتم‌های آموزش در این مدل‌سازی الگوریتم‌های Levenberg-Marquart (LM), Bayesian Regulation backpropagation (BR), Variable Learning Rate Backpropagation (GDx) می‌باشند. بعد از انجام مدل‌سازی اعلام نمودند که هر سه الگوریتم پیش‌بینی نسبتاً خوبی از سطح آب زیرزمینی را ارائه می‌نمایند اما الگوریتم BR پیش‌بینی دقیق‌تری از سطح آب زیرزمینی نسبت به دو الگوریتم دیگر ارائه داده است.

## ۲-۲-۲- شبکه استنتاج تطبیقی عصبی فازی (ANFIS)

همانطور که قبلاً به آن اشاره شد، مدل‌های زیادی برای پیش‌بینی سطح آب زیرزمینی ارائه شده است. اما به علت وجود روابط غیرخطی، عدم قطعیت و عدم صراحت زیاد و ویژگی‌های متغیر زمانی در سیستم هیچ یک از مدل‌ها (مدل‌های تجربی و فیزیکی) نمی‌توانند به عنوان یک مدل برتر و توانا شناخته شوند. بدین منظور می‌توان از شبکه‌های غیرخطی به عنوان یکی از سیستم‌های هوشمند در پیش‌بینی سیستم‌های پیچیده استفاده کرد. از این شبکه‌ها می‌توان به شبکه عصبی مصنوعی (ANN)، منطق فازی و سیستم استنتاج تطبیقی عصبی فازی (ANFIS) اشاره کرد.

سیستم استنتاج تطبیقی عصبی فازی (ANFIS) از الگوریتم‌های یادگیری شبکه عصبی مصنوعی و منطق فازی به منظور طراحی نگاشت غیرخطی بین فضای ورودی و خروجی استفاده می‌کند و همچنین با توجه به توانایی در ترکیب قدرت زبانی یک سیستم فازی با قدرت عددی یک شبکه عصبی مصنوعی در مدل‌سازی فرآیندهای هیدرولوژی، هیدروژئولوژی، مدیریت مخازن و برآورد بار رسوب معلق بسیار قدرتمند می‌باشد. مشکل اصلی مدل پیش‌بینی ANFIS احتیاج نسبتاً زیاد به زمان برای آموزش ساختار و تعیین پارامترها می‌باشد.

به دلیل اینکه شبکه عصبی مصنوعی پرسپترون چندلایه (ANN-MLP) مقادیر وزن خود را به صورت تصادفی در نظر می‌گیرد، ممکن است در طی فرآیند آموزش در حداقل محلی (Local Minima) گرفتار شود، که در نهایت باعث می‌شود شبکه خوب آموزش ندیده و کارایی لازم را نداشته باشد. ANFIS با محدودیت‌های کمتری نسبت به شبکه‌های عصبی مصنوعی کاربردهای متنوعی در زمینه‌هایی چون مدل‌سازی، تصمیم‌گیری، پردازش سیگنال و کنترل دارد.

## ۲-۲-۲-۱- مدل‌سازی به وسیله شبکه استنتاج تطبیقی عصبی فازی در ایران

سامانی و همکاران (۱۳۸۴) با استفاده از سیستم استنتاج تطبیقی عصبی فازی و سیستم اطلاعات جغرافیایی، به تخمین ضریب هدایت هیدرولیکی آبخوان داراب پرداختند. آنها از اطلاعات حاصل از ۴۰ لاگ

چاه به عنوان ورودی مدل استفاده کردند، که تعداد ۲۰ لاگ چاه به عنوان داده‌های آموزشی و ۲۰ لاگ برای تعیین صحت مدل مذکور به کار گرفتند. بعد از تهیه مدل و نتایج به دست آمده از آن اعلام کردند که مدل مذکور می‌تواند جایگزین مناسبی برای حفر غیرضروری چاه‌های مشاهده‌ای بوده و از اتلاف وقت و هزینه جلوگیری کند و پیشنهاد کردند که به منظور افزایش دقت مدل در پیش‌بینی مناطقی که چاه مشاهده‌ای ندارند، چاه‌های مشاهده‌ای دارای توزیع یکنواخت در سطح دشت بوده و تا حد امکان تا سنگ کف حفر شوند.

سلطانی و اسدیانی‌یکتا (۱۳۸۵) قابلیت مدل‌های تطبیقی عصبی فازی و شبکه عصبی مصنوعی در پیش‌بینی میزان دبی رودخانه زاینده رود را مورد بررسی قرار دادند و با استفاده از اطلاعات دبی، بارش، ذوب برف و درجه حرارت مدل‌های مذکور را آموزش و در نهایت مورد آزمایش قرار دادند. نتایج مدل‌ها را با استفاده از معیارهای آماری مناسب مانند Mean Square Error (MSE)، Root Mean Square Error (RMSE) و Mean Absolute Error (MAE) مورد مقایسه قرار دادند و مدل برتر را به عنوان مدل منتخب معرفی کردند. پس از بررسی‌های مختلف و مقایسه نتایج حاصل از آنها بهترین مدل شبکه عصبی مصنوعی، شبکه‌ای با سه لایه شامل دو لایه ورودی و خروجی و یک لایه مخفی را معرفی کردند و بهترین تابع عضویت در مدل عصبی فازی تابع عضویت از نوع زنگوله‌ای گوسی بوده که در آن پارامترهای ورودی را در دو دسته کم و زیاد طبقه‌بندی کردند و در نهایت نشان دادند که مدل ANFIS توانایی بیشتری نسبت به مدل ANN در پیش‌بینی دبی رودخانه دارد و همچنین نشان دادند که در مدل‌سازی دبی بهتر است از دبی ماه قبل در پیش‌بینی دبی ماه بعد استفاده شود.

نورانی و صالحی (۱۳۸۷) به مدل‌سازی بارش\_رواناب با استفاده از روش شبکه استنتاج تطبیقی عصبی فازی و مقایسه آن با روش‌های شبکه عصبی مصنوعی و استنتاج فازی در حوضه ليقوان چای در استان آذربایجان شرقی پرداختند و از داده‌های بارش و رواناب روزانه حوضه به طول آماری ۲۰ سال استفاده شده به منظور تعیین بهترین داده‌ها به عنوان ورودی مدل، ورودی‌ها به سه حالت به نرم افزار معرفی شدند: حالت اول بارش، حالت دوم بارش و رواناب روز قبل و حالت سوم رواناب روز قبل و رواناب ۲ روز قبل. که حالت سوم

بیشترین همبستگی را نشان داد. بعد از انجام مدل‌سازی به سه روش نتایج زیر به دست آمد. در مدل‌سازی به روش شبکه عصبی مصنوعی از بین مدل‌های مختلف، شبکه پیشرو (FNN) با الگوریتم لوبز-مارکوارت (LM) با یک لایه میانی شامل ۵ نرون به عنوان بهترین مدل با کمترین خطا در مدل‌سازی با استنتاج فازی از روش ممدانی با روش انبوهش ماکزیمم و شکل تابع عضویت گوسی ساده (سه تابع) استفاده شده است و در مدل‌سازی با سیستم استنتاج تطبیقی عصبی فازی از روش سوگنو با روش انبوهش حاصلضرب و توابع عضویت گوسی دو طرفه (هر یک پنج تابع) استفاده شده است که نتایج حاکی از این است که در داده‌ها با پراکندگی زیاد در مدل‌های هیدرولوژیکی (شامل عدم قطعیت و عدم صراحت در هر داده) مدل ANFIS قادر به پیش‌بینی نسبتاً دقیق رواناب می‌باشد.

سلطانی و همکاران (۱۳۸۷) به ارزیابی کارایی و مقایسه الگوریتم‌های شبیه‌سازی KNN و ANFIS در شبیه‌سازی پارامترهای کیفی مخزن پانزده خرداد که در مجاورت شهرهای دلیجان و محلات قرار دارد پرداختند. از داده‌های ورودی همچون دبی ورودی به مخزن، حجم مخزن در ابتدای ماه، میزان برداشت از دریاچه بالایی، میزان برداشت از دریاچه پایینی، پروفیل شوری مخزن در ابتدای ماه در سطح آب، پروفیل شوری مخزن در ابتدای ماه در میانگین عمق مخزن و پروفیل شوری مخزن در ابتدای ماه در کف مخزن به منظور آموزش و آزمایش مدل‌ها استفاده کردند. آنها پس از تحلیل پاسخ‌های مدل‌ها، کارایی مناسب‌تر مدل ANFIS را نسبت به مدل KNN خصوصاً در مدل‌سازی پیک غلظت Total Dissolved Solid (TDS) نشان دادند.

## ۲-۲-۲-۲- مدل‌سازی به وسیله شبکه استنتاج تطبیقی عصبی فازی در جهان

چانگ و چانگ (Chang and Chang., 2006) از مدل ANFIS برای ساخت یک سیستم پیش‌بینی مقدار آب در مخازن برای دوره‌های سیلابی استفاده کردند و از داده‌های ۳۱ سال طوفان و بارندگی‌های شدید در منطقه Shihmen در تایوان به عنوان مقادیر ورودی مدل استفاده کردند. از آنجایی که میزان آب مخزن یک سیستم کنترلی است، تغییرپذیری آن به تنهایی از طریق اثرات هواشناسی قابل تشخیص نیست و تصمیمات

انسانی می‌تواند تغییرات محسوسی را در میزان آب در کوتاه مدت ایجاد کند به همین دلیل از دو مدل ANFIS استفاده کردند. به مدل اول تصمیم‌گیری‌های انسانی نیز به عنوان اطلاعات ورودی وارد نرم افزار گردید. مدل دوم اطلاعات ورودی بدون دخالت‌های انسانی بود. نتایج نشان داد که ANFIS می‌تواند به طور موفقیت‌آمیز و با دقت بالا برای پیش‌بینی میزان آب ذخایر تا ۳ ساعت آینده مورد استفاده قرار گیرد. همچنین مدلی که از تصمیم‌گیری‌های انسانی استفاده شده بود، کارایی بسیار بالاتری نسبت به مدل دیگر داشت.

آفاندی و واتاناب (Affandi and watanabe., 2007) به مطالعه و پیش‌بینی سطح آب زیرزمینی با استفاده از روش‌های محاسبات نرم‌افزاری پرداختند. آنها از مدل‌های محاسباتی ANFIS و مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی (LM, RBF) استفاده کردند. نتایج نشان داد که هر سه روش محاسباتی قادرند میزان نوسانات روزانه آب زیرزمینی را با استفاده از تأخیرات زمانی در داده‌های ورودی، با دقت بالایی پیش‌بینی نمایند. بیشت و همکاران (Bisht et al., 2009) به پیش‌بینی بالا آمدن سطح آب زیرزمینی با دو روش مدل‌سازی منطق فازی و ANFIS پرداختند. بر اساس ارزیابی کارایی مدل‌ها، مدل ANFIS نسبت به مدل‌هایی که بر پایه Fuzzy logic هستند، کارآمدتر بود.

یارار و همکاران (Yarar et al., 2009) به مدل‌سازی تغییر سطح در دریاچه‌ها با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی و مدل نروفازی (ANFIS) و مدل ریاضی Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average (SARIMA) پرداختند. منطقه مطالعاتی آنها دریاچه Beysehir در ترکیه می‌باشد. در مدل‌های ANN و ANFIS از داده‌های ۱۸ ساله تبخیر، بارندگی و سطح آب به عنوان مقادیر ورودی استفاده شد. سطح آب را نیز با مدل SARIMA نیز پیش‌بینی نمودند و در نهایت با مقایسه نتایج بهترین عملکرد مربوط به مدل ANFIS و ضعیف‌ترین آن مربوط به مدل SARIMA می‌باشد.

گولدال و تنگال (Guldal and Tongal., 2010) به مقایسه روش‌های شبکه عصبی بازگشتی (RNN)، ANFIS و مدل‌های اتفافی در پیش‌بینی آب دریاچه Egirdir در ترکیه پرداختند. آنها روش‌های RNN، ANFIS را به عنوان مدل‌های پیش‌بینی که دارای ساختارهای ورودی متعددی می‌باشند، ساخته و



مناسب‌ترین مدل‌ها را مورد تحقیق قرار دادند. از روش‌های اتفاقی، مدل‌های Autoregressive (AR) و AIRMA را ایجاد کردند و بر اساس شاخص‌های آماری با مدل‌های ANFIS و RNN مقایسه کردند. نتایج حاکی از آن بود که RNN و ANFIS نتایج دقیق و قابل قبولی را در اختیار قرار می‌دهند و همچنین نشان دادند که مدل‌های اتفاقی را می‌توان به همراه ریسک قابل قبول مورد استفاده قرار داد و پیشنهاد کردند در مورد سری داده‌های محدود (از جمله داده‌های صرفاً مشاهداتی) مدل تصادفی AIRMA را باید به جای مدل‌های ANFIS استفاده کرد.

کورتلاس و رازاک (Kurtulus and Razack., 2010) به مطالعه شبکه‌های عصبی مصنوعی (ANN) و شبکه استنتاج تطبیقی عصبی فازی (ANFIS) جهت پیش‌بینی تخلیه روزانه سفره کارستی و مقایسه نتایج حاصل از این دو مدل در سفره کارستی La Roche Fou could در جنوب غربی فرانسه پرداختند. به منظور پیش‌بینی تخلیه روزانه از سفره کارستی از سری‌های تک ورودی (بارش یا سطح آب) در مقابل ورودی‌های چندتایی با وقفه‌های مشخص استفاده کردند. بعد از انجام مدل‌سازی اظهار کردند که کارایی هر دو مدل با افزایش تعداد ورودی‌ها (البته به علت اینکه افزایش تعداد ورودی‌ها می‌تواند بر عملکرد روش تأثیر منفی بگذارد، تعداد ورودی‌ها محدود می‌شود) از ۱ به ۲ افزایش می‌یابد و مقدار RMSE بین داده‌های مشاهده‌ای پیش‌بینی شده برای این مدل‌ها (مدل‌های دارای ۲ ورودی) به حداقل میزان خود می‌رسد و در نهایت اعلام کردند که مدل ANFIS نسبت به مدل ANN قابلیت تعمیم بهتری داشته و عملکرد بهتری برای تخلیه‌های حداکثر دارد.

اسریکانس و همکاران (Sreekanth *et al*, 2010) به پیش‌بینی و تعیین سطح آب زیرزمینی با دو روش شبکه استنتاج تطبیقی عصبی فازی (ANFIS) و شبکه عصبی مصنوعی (ANN) پرداختند. ناحیه مطالعات آنها حوضه ماهش و آرام (Mahesh waram) در منطقه اندراپرادش (AndhrePradesh) قرار داشت. شاخص‌های آماری مورد استفاده توسط آنان EV (Errorr Variation)،  $R^2$  و RMSE بود. داده‌های ورودی به سیستم شامل مشاهدات ماهانه سطح آب، تبخیر، بارندگی، دما (حداقل و حداکثر) و رطوبت نسبی بودند که بر سطح آب زیرزمینی تأثیر می‌گذارند. نتایج نشان داد که مدل‌های FFNN-LM و ANFIS تأمین‌کننده

دقت بالا در برآورد میزان آب زیرزمینی هستند اما مدل ANN نسبت به مدل ANFIS از دقت کمتری برخوردار است.

محققان مختلفی نیز از ANFIS در هیدرولوژی استفاده نمودند که به طور خلاصه در زیر آورده شده است :  
پنمبالام و همکاران (Pennambalam., 2003) برای به حداقل رساندن واریانس بهره‌برداری از منابع آبی از ANFIS استفاده کردند.

نایاک و همکاران (Nayak *et al.*, 2004) از ANFIS برای مدل‌سازی سری‌های زمانی هیدرولوژیکی استفاده کردند. کیسی (Kissi, 2005) قابلیت ANFIS و ANN را برای مدل کردن ارتباط بین جریان آب رودخانه و رسوبات معلق در آن را مورد تحقیق قرار داد.

## ۲-۳- سابقه مدل‌سازی در دشت بسطام

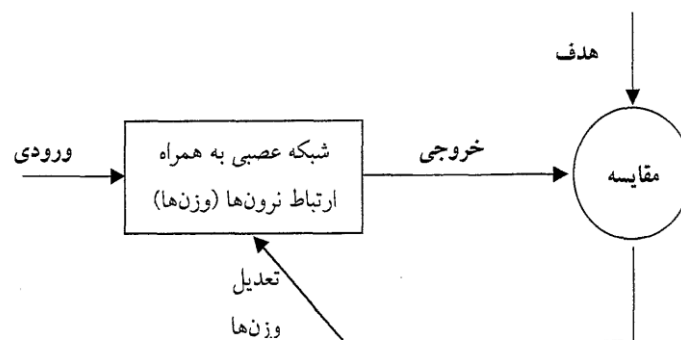
تاکنون مدل‌سازی سطح آب زیرزمینی در دشت بسطام انجام نگرفته است، به همین دلیل در این تحقیق به مدل‌سازی سطح آب در این دشت پرداخته می‌شود.

## فصل سوم: روش انجام کار

### ۳-۱- شبکه‌های عصبی مصنوعی

با توجه به توانمندی‌های فراوان شبکه عصبی مصنوعی در فرآیند یادگیری، پردازش موازی، بازشناسی الگو و تصمیم‌گیری، همچنین اثبات کارآمدی آن در حل بسیاری از مسائل علوم مختلف و مخصوص مسائلی که تابع‌گرا نیستند، استفاده از آن روز به روز افزایش می‌یابد. شبکه‌های عصبی مصنوعی ترکیبی از بهره‌برداری موازی از المان‌های ساده است این المان‌ها از سیستم عصبی الهام گرفته شده است به مانند طبیعت، تابع شبکه به طور گسترده‌ای به وسیله ارتباط بین المان‌ها برآورد می‌شود. می‌توان شبکه عصبی مصنوعی را برای انجام تابع عملی به وسیله تنظیم مقادیر ارتباط (وزن‌ها) بین المان‌ها آموزش داد.

معمولاً با استفاده از داده‌های واقعی، خروجی شبکه عصبی مصنوعی به خروجی هدف تعیین شده سوق می‌یابد و شبکه عصبی مصنوعی آموزش می‌بیند. همانطور که در شکل (۳-۱) نمایش داده شده است، شبکه بر مبنای مقایسه بین خروجی شبکه و خروجی هدف تعدیل می‌شود، تا هنگامی که خروجی با هدف مطابقت کند (کیا، ۱۳۸۹).



شکل ۳-۱- نمایشی از آموزش شبکه عصبی مصنوعی به روش با ناظر (کیا، ۱۳۸۹)

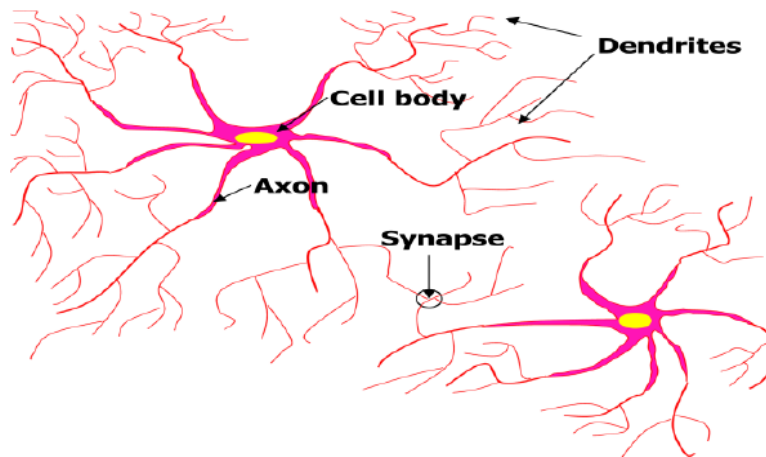
### ۳-۲- تاریخچه شبکه عصبی مصنوعی

در سال ۱۹۴۹ مدل MP شبکه‌های عصبی مصنوعی توسط مک کالوخ و پیت (Mc.Culloch and Pitts) مطرح شد که یک مدل خطی ساده بود. سپس پرسپترون الگوریتم‌های یادگیری را ارائه نمود. سال ۱۹۶۹ آغاز افول موقت شبکه‌های عصبی شد. زیرا عدم توانایی شبکه‌های عصبی در حل مسائل غیرخطی آشکار شد شبکه‌های عصبی مصنوعی آن زمان فقط قادر به حل مسائلی بودند که می‌توانستیم پاسخ‌های آن مسئله را توسط یک خط در محور مختصات از هم جدا کنیم. در سال ۱۹۸۲ هاپفیلد با معرفی شبکه‌های چندلایه و الگوریتم‌های یادگیری دارای پس‌خور (Feed back)، راه حلی را برای حل موارد غیرخطی ارائه کرد، در این زمان بود که شبکه‌های بازگشتی، خود سازمانده، شبکه‌های عصبی شعاعی و روش یادگیری هیبیدان مطرح شد (منهاج، ۱۳۸۱).

در حال حاضر شبکه‌های عصبی فراوانی از تلفیق ویژگی‌های شبکه‌های مختلف به وجود آمده‌اند که در مسائل مختلف از قبیل شناسایی الگو، تصمیم‌گیری، حل مسائل مهندسی و حل مسائل آماری و ... مورد استفاده قرار می‌گیرد و با توجه به این پیشرفت‌های انجام شده در زمینه شبکه عصبی مصنوعی نرم افزارهای زیادی در این زمینه نوشته شده که می‌توان به نرم افزارهای Qnet، Nero solution، Neuralworks و Qnet و جعبه ابزار شبکه عصبی مصنوعی در Matlab اشاره نمود. در این تحقیق از نرم افزار Qnet استفاده گردیده است.

### ۳-۳- سلول عصبی زیستی (نرون)

با وجود تنوع زیاد در شکل نرون‌ها در همه آنها چهار ناحیه اصلی را می‌توان متمایز کرد. بدن یا تنه سلول، آکسون، دندریت و ناحیه انتهایی آکسون یا سیناپس‌ها (شکل ۳-۲).



شکل ۳-۲- نرون طبیعی

**بدن یا تنه:** جایگاه هسته است و مرکز اصلی پردازش.

**آکسون:** برای هدایت پیام و علائم الکتریکی از هسته به سمت انتهای آکسون تخصص یافته است.

**دندریت:** اکثراً به تعداد زیاد در نرون‌ها وجود دارند که برای دریافت علائم شیمیایی از انتهای آکسون دیگر نرون‌ها تخصص یافته‌اند. دندریت‌ها این علائم را به پیام‌های کوچک الکتریکی تبدیل کرده و سمت هسته می‌فرستند.

**سیناپس‌ها:** جایگاه‌های تخصص یافته‌ای برای ارتباط نرون‌ها با یکدیگر و دیگر سلول‌ها هستند. سیناپس‌ها دو نوع عمده دارند. سیناپس‌های الکتریکی که تعداد کمی دارند و دیگری سیناپس‌های شیمیایی که در آنها انتقال پیام به وسیله موادی که از انتهای آکسون ترشح شده و به سلول بعدی می‌رسد، انجام می‌گیرد.

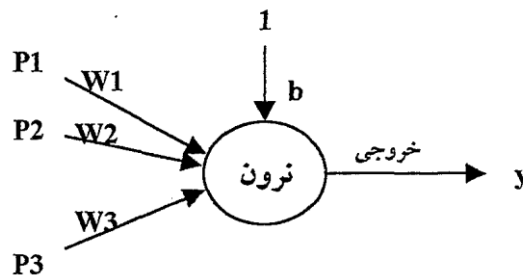
### ۳-۴- ساختار نرون مصنوعی

برای نرون مصنوعی نیز اجزای اصلی نرون‌های زیستی در نظر گرفته شده است. نرون‌ها یکسری ورودی (P) را از مسیرهای مختلف دریافت می‌کنند و وزن‌های نرون (W) در هر مسیر بر ورودی‌ها تأثیر گذاشته و به همراه یک مقدار آستانه یا بایاس (b) به عملگر سلول وارد می‌شود. سلول شبکه عصبی با توجه به نوع تابع

تعریف شده مقداری را تولید می‌کند که به سلول یا سلول‌های دیگر یا خروجی شبکه ارائه می‌شود. که نوع تابع و روابط بین ورودی‌ها با توجه نوع سلول و ساختار تعریف می‌شود.

$$y = f(p, w, b) \quad (1-3)$$

برای مثال در شکل (۳-۳) نرون از نوع پرسپترون بوده و ورودی‌های شبکه در وزن‌ها ضرب شده و با بردار بایاس جمع می‌شود. سپس مقدار آنها به تابع  $f$  داده شده و خروجی مورد نظر شبکه تولید می‌گردد.



شکل ۳-۳- نمایی از یک نرون با ۳ ورودی و ۱ خروجی (منهاج، ۱۳۸۱)

$$y = f(\bar{P} * \bar{W} + b) \quad (2-3)$$

$$y = f\left(\sum_{i=1}^n P_i * W_i + b\right) \quad (3-3)$$

که  $\bar{W}$  بردار وزن،  $\bar{P}$  بردار ورودی به نرون،  $b$  وزن بردار بایاس و  $y$  خروجی نرون می‌باشد.  $P_i, W_i$  به ترتیب ورودی  $i$ ام و وزن ورودی  $i$ ام به نرون می‌باشد.

لازم به ذکر است که یک نرون یا یک لایه به تنهایی قابلیت بسیار کم یا ضعیفی دارد ولی از قرار گرفتن تعدادی از آنها در یک لایه و لایه‌ها در کنار هم توانایی بسیار پیچیده‌ای از خود نشان می‌دهد (منهاج، ۱۳۸۱).

## ۳-۴-۱- لایه

یک لایه از یک یا چند سلول (نرون) تشکیل می‌شود. سلول‌های قرار گرفته در یک لایه دارای تابع آستانه (تابع محرک) یکسان می‌باشند و می‌توان برای هر لایه یک تابع آستانه دلخواه انتخاب کرد. همچنین تابع آموزش برای تمام سلول‌های هر لایه یکسان بوده و می‌توان برای هر لایه‌ای تابع آموزش دلخواه در نظر گرفت. مهمترین خصوصیت سلول‌های یک لایه این است که محاسبات آنها همزمان انجام می‌شود یا به عبارت دیگر ابتدا محاسبات مربوط به یک لایه به طور کامل انجام می‌پذیرد و پس از آن محاسبات لایه بعدی انجام می‌شود که نتایج آن در محاسبات لایه بعد مؤثر خواهد بود. معمولاً لایه‌ای که خروجی آن خروجی نهایی شبکه باشد، به لایه خروجی موسوم است و لایه‌های دیگر، لایه‌های میانی نامیده می‌شوند.

## ۳-۴-۲- وزن

این ضریب تعیین می‌کند که اهمیت و ارزش اطلاعاتی که به نرون می‌رسد، چقدر است. مسلماً اگر یکی از اطلاعات ورودی اهمیت زیادی در روند یادگیری شبکه داشته باشد. اهمیت و وزن زیادی را به خود اختصاص می‌دهد و برعکس.

وزن‌ها نیز می‌توانند مقادیری حقیقی و یا دو حالتی باشند اما معمولاً اعداد حقیقی با مقادیر مثبت برای اتصال‌های محرک و مقادیر منفی برای اتصال‌های بازدارنده در نظر گرفته می‌شود.













## ۳-۴-۳- حافظه

در شبکه‌های عصبی مصنوعی مفهوم حافظه به صورت مقادیر اتصال موجود بین نرون‌ها یا همان وزن‌ها تعریف می‌شود و آموزش در حقیقت روندی است که در آن وزن بین اتصالات نرون‌ها تغییر می‌کند تا به یک نتیجه مشخص و مطلوب برسد و یادگیری به پایانی در روند آموزش است و در این حالت وزن بین اتصالات تثبیت می‌شود.

## ۳-۵- انواع توابع آستانه

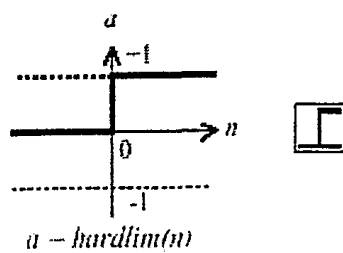
جدول (۳-۱) انواع توابع آستانه را نشان می‌دهد (Demuth, 1994).

جدول ۳-۱- توابع آستانه مورد استفاده در شبکه‌های عصبی مصنوعی (راهنمای نرم افزار MALAB 2010)

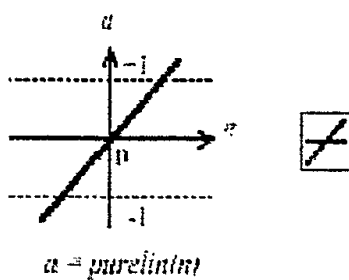
Transfer Function		
compet	Competitive transfer function	
hardlim	Hard-limit transfer function	
hardlims	Symmetric hard-limit transfer function	
logsig	Log-sigmoid transfer function	
poslin	Positive linear transfer function	
purelin	Linear transfer function	
radbas	Radial basis transfer function	
satlin	Saturating linear transfer function	
satlins	Symmetric saturating linear transfer function	
softmax	Softmax transfer function	
tansig	Hyperbolic tangent sigmoid transfer function	
tribas	Triangular basis transfer function	

برخی از توابع فعالیت متداول در شبکه‌های عصبی در اشکال زیر آورده شده است (Demuth, 1994).

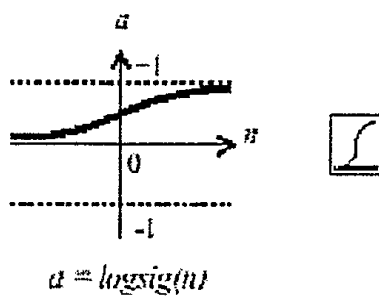




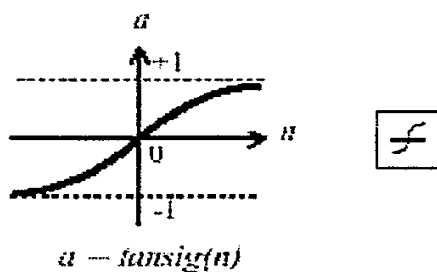
شکل ۳-۴- تابع پله‌ای



شکل ۳-۵- تابع خطی



شکل ۳-۶- تابع سیگموئید



شکل ۳-۷- تابع تانژانت هیپربولیک

### ۳-۶- یادگیری

معمولاً فرآیند یادگیری در شبکه‌های عصبی مصنوعی به دو طریق است (معماریان، ۱۳۷۴):

#### ۳-۶-۱- یادگیری با نظارت

در این روش برای شبکه مشخص شده است که می‌خواهد به چه جوابی برسد (در مرحله آموزش) و همراه با ارائه مجموعه‌ای از داده‌ها همراه با نتایج یا پاسخ مربوط به هر بخش به شبکه عصبی عرضه می‌شود و شبکه در هر تکرار خروجی‌اش را با نتایج مقایسه کرده و با تغییر وزن‌هایش خود را به این نتایج نزدیک می‌کند. پس در این حالت جواب شبکه برای آن تعریف شده است.

#### ۳-۶-۲- یادگیری بدون نظارت

در این روش شبکه بدون ارائه هیچگونه جوابی آموزش می‌بیند و خروجی نهایی یا پاسخ شبکه از قبل مشخص نیست. در اصل، در مرحله آموزش و یادگیری بدون نظارت الگوی خروجی برای یک الگوی ورودی داده شده، موجود نیست و شبکه عصبی با ساختن مدل‌های داخلی، قانون و روابط موجود در الگوهای ورودی را در می‌یابد.

### ۳-۷- الگوریتم‌های آموزش

دو تا از ساده‌ترین و معروف‌ترین الگوریتم‌های آموزش، الگوریتم‌های گرادیان نزولی و گرادیان نزولی با مومنتوم می‌باشند. اغلب این دو روش برای کاربردهای عملی خیلی کند بوده و از الگوریتم‌های سریعتری که ده تا صد برابر سریعتر از الگوریتم‌های فوق می‌باشند، استفاده می‌گردد.

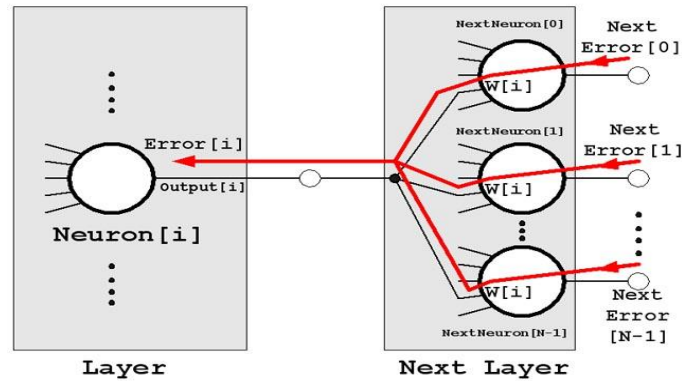
الگوریتم‌های سریع در دو دسته قرار می‌گیرند، دسته اول تکنیک‌های ابتکاری هستند که از تحلیل‌های اجرای الگوریتم سریع‌ترین افت استاندارد توسعه یافته‌اند. از تکنیک‌های ابتکاری تکنیک مومنتوم، پس‌انتشار خطا و ... می‌باشند. دسته دوم از الگوریتم‌های سریع، تکنیک‌های استاندارد عددی بهینه‌سازی است که این

تکنیک‌ها در سه دسته گرادیان مزدوج، شبه نیوتن و لونبرگ-مارکوارت می‌باشند. که در اینجا به توضیح الگوریتم‌های پس‌انتشار خطا و لونبرگ-مارکوارت می‌پردازیم (کیا، ۱۳۸۹).

### ۳-۷-۱- الگوریتم پس‌انتشار خطا

روش پس‌انتشار خطا یک روش سیستماتیک برای آموزش شبکه‌های چندلایه است. منظور از آموزش یک شبکه انتخابی، بر مبنای اطلاعات موجود، تنظیم مقادیر وزن‌ها و بایاس یا مقادیر ثابت اولیه به گونه‌ای است که خطای بین مقادیر خروجی محاسبه شده و مشاهده شده، حداقل گردد. الگوریتم‌های یادگیری پس‌انتشار مبتنی بر قانون یادگیری اصلاح خطا می‌باشد. از قانون یادگیری پس‌انتشار برای آموزش شبکه‌های عصبی مصنوعی چندلایه پیش‌خور که عموماً شبکه‌های چندلایه پرسپترون هم نامیده می‌شوند، استفاده می‌شود. به عبارتی توپولوژی شبکه‌های چندلایه پرسپترون با قانون یادگیری پس‌انتشار تکمیل می‌گردد. این قانون از دو مسیر اصلی تشکیل شده است. مسیر اول موسوم به مسیر رفت می‌باشد. در این مسیر بردار ورودی به شبکه اعمال شده و تأثیراتش از طریق لایه‌های میانی، به لایه خروجی انتشار می‌یابد. بردار خروجی ایجاد شده در لایه خروجی، پاسخ واقعی شبکه می‌باشند. در این مسیر پارامترهای شبکه، ثابت و بدون تغییر در نظر گرفته می‌شوند.

مسیر دوم موسوم به مسیر برگشت می‌باشد. در این مسیر برعکس مسیر رفت پارامترهای شبکه تغییر پیدا کرده و تنظیم می‌شوند. این تنظیم مطابق با قانون اصلاح خطا صورت می‌گیرد. سیگنال خطا در لایه خروجی شبکه تشکیل می‌شود. بردار خطا برابر با اختلاف بین پاسخ مطلوب و پاسخ واقعی شبکه می‌باشد. مقدار خطا پس از محاسبه، در مسیر برگشت از لایه خروجی و از طریق لایه‌های میانی شبکه در کل شبکه توزیع می‌گردد و چون این توزیع در خلاف مسیر ارتباطاتی وزنی سیناپس‌ها صورت می‌گیرد، کلمه پس‌انتشار خطا جهت توضیح رفتار الگوریتم انتخاب شده است. پارامترهای شبکه طوری تنظیم می‌شوند که پاسخ واقعی شبکه هر چه بیشتر به سمت پاسخ مطلوب نزدیکتر شود. استفاده از خروجی‌های واقعی در این نوع از شبکه‌ها سبب قرار گرفتن این شبکه‌ها در گروه آموزش با ناظر (supervised) شده است.



شکل ۳-۸- نمایی از عملکرد الگوریتم پس انتشار خطا (برگرفته از سایت [www.google scholar.com](http://www.google scholar.com))

### ۳-۷-۲- الگوریتم لونیبرگ-مارکوآرت

این روش سریعترین روش برای آموزش شبکه‌های عصبی مصنوعی با اندازه متوسط (تا چند صد وزن) است. این روش تغییر یافته الگوریتم کلاسیک نیوتن است که برای پیدا کردن راه حلی مناسب برای مسائلی که نیاز به کمینه‌سازی دارند، بکار می‌رود. این روش یک تقریب برای ماتریس هیزن در تغییر وزن‌ها مثل روش نیوتن در نظر می‌گیرد.

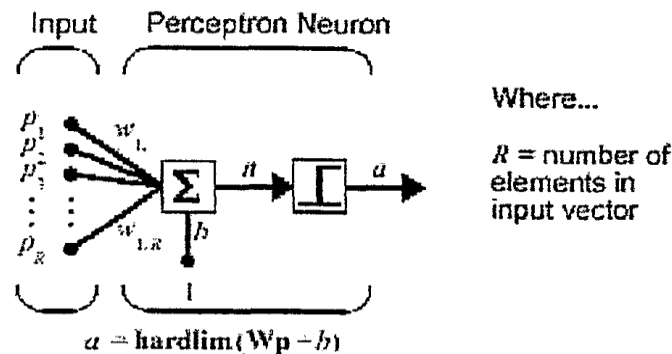
$$X = X_n - [J^t J + \alpha I]^{-1} J^t + e \quad (۴-۳)$$

در معادله فوق  $X$  وزن‌های شبکه عصبی،  $J$  ژاکوبین ماتریس معیار اجرای شبکه که باید حداقل شود،  $\alpha$  عددیست که فرآیند آموزش را کنترل می‌کند و  $e$  بردار خطای باقیمانده است. وقتی  $\alpha$  صفر باشد، معادله فوق همان روش نیوتن است که از روش هیزن استفاده می‌کند، ولی وقتی  $\alpha$  مقداری بزرگ باشد معادله تبدیل به یک رابطه کاهش گرادپان با فاصله زمانی کم می‌شود. روش نیوتن از سرعت بالایی برخوردار است و نتایج آن بسیار نزدیک به مینیمم خطا خواهد بود. این الگوریتم با توجه به خصوصیات فوق در بسیاری از مطالعات با موفقیت مورد استفاده قرار گرفته است. این الگوریتم دارای بازدهی بالا بوده و بسیار پایدار است (نورانی، ۱۳۸۵).

### ۳-۸- انواع شبکه‌های عصبی مصنوعی

#### ۳-۸-۱- شبکه پرسپترون

شبکه‌ای است در سال ۱۹۶۱ میلادی توسط فرانک روزنبلات ارائه شد (شکل ۳-۹)، چند ویژگی اساسی داشت.



شکل ۳-۹- شبکه پرسپترون ساده (Demuth, 1994)

- شامل دو لایه نرون است. نرون‌های لایه اول به عنوان لایه ورودی و نرون‌های لایه دوم به عنوان لایه خروجی هستند.
- تغییر وزن‌ها فقط در لایه خروجی صورت می‌پذیرد.
- شامل ورودی‌ها و خروجی‌های باینری است (۰ و ۱) و خود شبکه هم به عنوان شبکه باینری شناخته می‌شود.
- برای شناسایی الگو مورد استفاده قرار می‌گیرد.
- تابع آستانه این شبکه به صورت تابع علامت معمولی است.

اطلاعات در پرسپترون توسط لایه اول دریافت و بدون هیچ پردازشی به لایه دوم که در پرسپترون اولیه به عنوان لایه خروجی است انتقال می‌یابد و در آنجا پردازش صورت می‌گیرد. اگر به نتیجه دلخواه رسید عملیات متوقف و در غیر این صورت یکسری اعمالی انجام می‌شود تا به نتیجه مطلوب نزدیک شود (البرزی، ۱۳۸۹).

## ۳-۸-۱-۱- الگوریتم فراگیری پرسپترون ساده

۱- ضرایب و مقادیر اولیه آستانه تعیین می‌شود.

اگر  $(0 \leq i \leq n)$  آنگاه  $w_i(t)$  را به عنوان ضرایب وزنی ورودی  $i$  در زمان  $Z$  و  $\theta$  را به عنوان مقدار آستانه خروجی در نظر گرفته می‌شود. مقدار  $w_0$  را برابر  $\theta$  و مقدار  $x_0$  همیشه برابر ۱ قرار داده می‌شود و مقدار  $w_i(0)$  برابر مقادیر تصادفی کوچک است.

۲- ورودی و خروجی مطلوب ارائه گردد.

ورودی‌های  $x_0, x_1, x_2, \dots, x_n$  و خروجی مطلوب  $d_{(t)}$  به مدل ارائه گردد.

۳- خروجی واقعی محاسبه گردد.

$$y_{(t)} = f_h \left[ \sum_{i=0}^n w_i(t) x_i(t) \right] \quad (5-3)$$

۴- ضرایب وزنی تبدیل گردد.

اگر خروجی صحیح بود (در این حالت وزن‌ها تغییر نمی‌کند).  $w_i(t+1) = w_i(t)$

اگر خروجی واقعی صفر و خروجی مطلوب ۱ بود (طبقه A).  $w_i(t+1) = w_i(t) + x_i(t)$

اگر خروجی واقعی ۱ و خروجی مطلوب صفر بود (طبقه B).  $w_i(t+1) = w_i(t) - x_i(t)$

این الگوریتم اصلی پرسپترون است. ولی اصلاحاتی در الگوریتم پایه پیشنهاد شد.

- یکی از اصلاحات کاهش میزان تغییرات در گام‌های بعدی و تکرارهای متوالی بود. برای این کار

ضریب کوچک و کمتر از یک را به میزان تغییر ضرایب وزنی اضافه کردند که باعث کاهش آهنگ

تغییرات وزن‌ها می‌شود ولی شبکه در تعداد تکرارهای کمتری به جواب نزدیک می‌شود.

- همچنین ویدرو و هاف (Widrow and Hoff, 1990) به این نکته پی بردند که بهتر است هر موقع

اختلاف بین جواب شبکه و جواب مطلوب زیاد باشد ضرایب به میزان بیشتر و برعکس هر موقع

اختلاف کم است تغییرات ضرایب وزنی کمتر شوند آنها قاعده‌ای را به نام قاعده دلتای ویدرو و هاف

پیشنهاد کردند.

مقدار خطای  $\Delta$  را می‌توان به صورت رابطه (۳-۶) نوشت:

$$\Delta = d(t) - y(t) \quad (6-3)$$

که  $d(t)$  خروجی مطلوب سیستم و  $y(t)$  خروجی واقعی سیستم است.

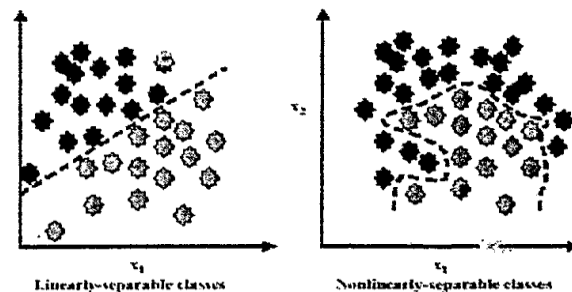
گام ۴ در این الگوریتم با دو مورد اصلاحی که اضافه شد بدین صورت در می آید:

۴- ضرایب وزنی تعدیل گردند. به صورت رابطه (۷-۳):

$$w_i(t+1) = w_i(t) + \eta \Delta x_i(t) \quad (7-3)$$

اگر ورودی از طبقه A باشد  $d(t)$  برابر +۱ است و اگر از طبقه B باشد  $d(t)$  برابر صفر است و  $0 \leq \eta < 1$  است.  $\eta$  عامل بازیابی مثبتی است که سرعت تعدیل را کنترل می کند.

همان گونه که قبلاً ذکر شد در سال ۱۹۶۹، ماروین مینسکی و سیمور پاسپرت (Marvin Minsky and Scymour Papert) در کتابشان تحت عنوان «پرسپترون‌ها» محدودیت این شبکه را در برخورد با الگوهای غیرخطی نشان دادند (شکل ۳-۱۰) و مثال معروف یای حذفی (XOR) را که شبکه پرسپترون ساده از حل آن عاجز است را عنوان نمودند.

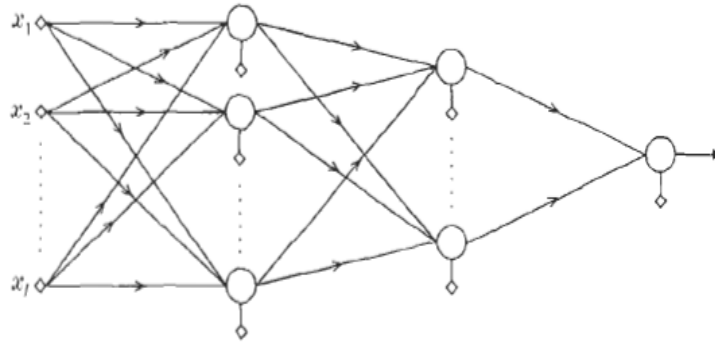


شکل ۳-۱۰- عملکرد شبکه پرسپترون ساده و چندلایه در حل مسائل خطی و غیرخطی (راکعی، ۱۳۸۲)

این امر موجب رکود در این رشته به مدت یک دهه شد تا اینکه ابتکار رومل هارت و مک کلند در سال ۱۹۸۶ چون یک انفجار میزان علاقه به این حوزه را به شدت افزایش داد (widrow, 1990).

## ۳-۸-۲- شبکه پرسپترون چندلایه

شبکه پرسپترون معمولی با تابع آستانه پلکانی از حل مسائلی که غیرخطی باشند ناتوان است و تلاش برای حل این گونه مسائل توسط پرسپترون معطوف به افزایش تعداد پرسپترون‌ها شد. ولی افزایش تعداد پرسپترون‌ها در برخورد با این مسائل باز نتوانست نتیجه مطلوب داشته باشد برای حل این مشکلات که به سبب پلکانی بودن تابع آستانه پیش آمده بود با تغییر تابع فعالیت و اضافه کردن یک لایه پنهان مشکلات مربوط به شبکه پرسپترون ساده برطرف گردید. شکل (۳-۱۱) یک شبکه پرسپترون چندلایه را نشان می‌دهد.



شکل ۳-۱۱- پرسپترون چندلایه با دو لایه مخفی

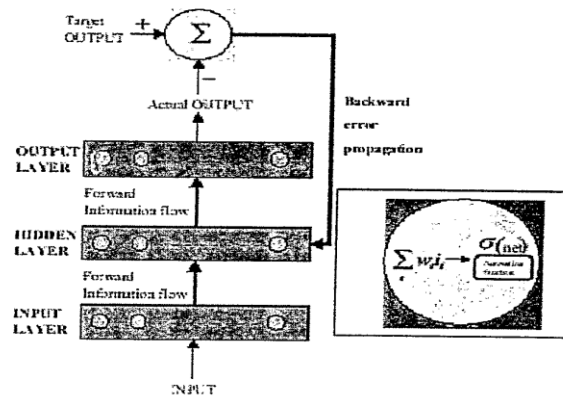
## الف) قاعده جدید فراگیری

این قاعده توسط رومل هارت، مک کلند و ویلیامز (۱۹۸۶) پیشنهاد شد و بعدها معلوم شد که نتایج مشابهی نیز قبلاً در سال‌های ۱۹۸۲ توسط پارکر و در سال ۱۹۷۴ توسط روبس گزارش شده است (widrow, 1990).

قاعده ساده فراگیری پرسپترون تک‌لایه در مورد پرسپترون چندلایه کارگر نیست و قاعده جدید قدمی پیچیده‌تر از قاعده قبلی است. برای موفق شدن در آموزش شبکه باید خروجی آن به تدریج به خروجی مطلوب نزدیک گردد، به عبارت دیگر بایستی میزان تابع خطا کاهش یابد، که کار توسط قاعده دلتا انجام



می‌شود و سپس آن را (خطا) به لایه پیشین انتشار می‌دهد (عبارت پس‌انتشار به این علت بدان اطلاق می‌شود) (شکل ۳-۱۲).

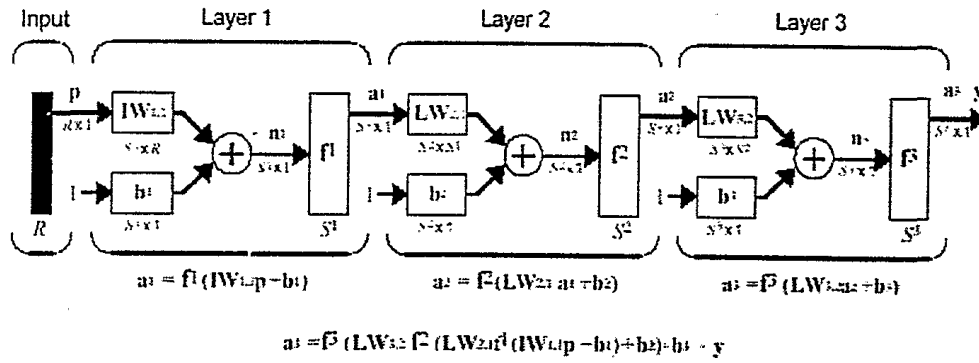


شکل ۳-۱۲- عملکرد قاعده پس‌انتشار خطا (راکعی، ۱۳۸۲)

عمل تنظیم ضرایب وزنی در لایه خروجی ساده است، چون هم میزان خروجی واقعی و هم خروجی مطلوب در اختیار شبکه هست ولی در مورد لایه‌های پنهان مسئله کمی پیچیده است (راکعی، ۱۳۸۲).

### ب) بیان ریاضی تغییرات در وزن‌ها در روش پس‌انتشار خطا (BP)

شبکه‌ای در نظر گرفته می‌شود که دارای سه لایه است، لایه ورودی (که در آن هیچ پردازشی روی نمی‌دهد)، یک لایه میانی و یک لایه خروجی و تابع فعالیت شبکه از نوع سیگموئید می‌باشد که خروجی شبکه توسط آن محاسبه می‌گردد. شکل (۳-۱۳) چگونگی این عمل در یک شبکه با ۳ لایه پنهان مشاهده می‌گردد (Demuth, 1994).



شکل ۳-۱۳- نمایش از یک شبکه پروسپترون با سه لایه میانی و محاسبه خروجی نهایی (Demuth, 1994)

از آنجایی که مقادیر خطا ابتدا در واحدهای خروجی محاسبه می‌شوند و آن‌گاه به لایه‌های قبلی شبکه (برای تغییر ضرایب وزنی واحدهای پیشین) پس‌رانده می‌شود، این روش در مقالات متعدد به عنوان روش پس‌انتشار خطا (BP) معروف شده است.

با فرض اینکه تابع خطای لایه خروجی برابر باشد با رابطه زیر داریم (البرزی، ۱۳۸۹):

$$E_p = 1/2 \sum_{k=1}^l (t_k - o_k)^2 \quad (۸-۳)$$

ضریب  $\frac{1}{2}$  برای ساده‌تر شدن محاسبات آمده است.

$$net_k = \sum_j w_{jk} o_j \quad (۹-۳)$$

$$o_k = f(net_k) \quad (۱۰-۳)$$

با استفاده از قاعده زنجیره‌ای مشتق‌گیری می‌توانیم رابطه (۱۱-۳) را بنویسیم:

$$\frac{\partial E_p}{\partial w_{jk}} = \frac{\partial E_p}{\partial net_k} \frac{\partial net_k}{\partial w_{jk}} \quad (۱۱-۳)$$

که داریم:

$$\frac{\partial net_k}{\partial w_{jk}} = \frac{\partial}{\partial w_{jk}} \sum_j w_{jk} o_j = o_j \quad (۱۲-۳)$$

$$-\frac{\partial E_p}{\partial net_k} = \delta_k \quad (۱۳-۳)$$

$$-\frac{\partial E_p}{\partial w_{jk}} = \delta_k o_j \quad (14-3)$$

با استفاده از قاعده مشتق زنجیره‌ای:

$$\delta_k = -\frac{\partial E_p}{\partial net_k} = -\frac{\partial E_p}{\partial o_k} \frac{\partial o_k}{\partial net_k} \quad (15-3)$$

$$\frac{\partial o_k}{\partial net_k} = f'(net_k) \quad (16-3)$$

از رابطه (۸-۳) داریم:

$$\frac{\partial E_p}{\partial o_k} = -(t_k - o_k) \quad (17-3)$$

$$\delta_k = f'(net_k)(t_k - o_k) \quad (18-3)$$

از مزایای استفاده از تابع سیگموئیدی به عنوان تابع غیرخطی پیوستگی، مشتق‌پذیر بودن و سادگی تابع مشتق آن است که می‌توان برحسب خودش بیان نمود. (با تابع اصلی رابطه دارد: ۳-۲۰).

$$y = \text{sgm}(x) = \frac{1}{1 + e^{-net}} \quad (19-3)$$

$$y' = \frac{dy}{dx} = y(1 - y) = \text{sgm}(x)(1 - \text{sgm}(x)) \quad (20-3)$$

پس داریم:

$$o_k = f(net) = \frac{1}{1 + e^{-net}} \quad (21-3)$$

$$f'(net) = \frac{e^{-net}}{(1 + e^{-net})^2} = o_k(1 - o_k) \quad (22-3)$$

از رابطه (۱۸) و (۲۲) داریم: (همانند قاعده دلتا)

$$\delta_k = (t_k - o_k) o_k (1 - o_k) \quad (23-3)$$

و این همان خطایی است که باید به عقب انتشار یابد.

$$\frac{\partial E_p}{\partial w_{jk}} = -(t_k - o_k) o_k (1 - o_k) o_j \quad (24-3)$$

به طور خلاصه تغییر وزن‌ها برای لایه آخر این گونه است:

$$\Delta w_{jk} = -\eta \frac{\partial E}{\partial w_{jk}} = -\eta (-(t_k - o_k) o_k (1 - o_k) o_j) = \eta \delta_k o_j \quad (25-3)$$

تا اینجا مربوط به لایه خارجی بود، چون خروجی‌های مطلوب و خروجی‌های واقعی هر دو معلوم بودند، ولی چون خروجی‌های مطلوب برای لایه پنهان مشخص نیست بایستی به طریق زیر عمل نمود.

با استفاده از قاعده مشتق زنجیره‌ای:

$$\frac{\partial E_p}{\partial w_{ij}} = \frac{\partial E_p}{\partial net_j} \frac{\partial net_j}{\partial w_{ij}} \quad (26-3)$$

با استفاده از قاعده مشتق زنجیره‌ای:

$$-\delta_j = \frac{\partial E_p}{\partial net_j} = \frac{\partial E_p}{\partial o_j} \frac{\partial o_j}{\partial net_j} \quad (27-3)$$

$$\frac{\partial net_j}{\partial w_{ij}} = \frac{\partial}{\partial w_{ij}} \sum_{i=1}^n x_i w_{ij} = x_i \quad (28-3)$$

$$\frac{\partial o_j}{\partial net_j} = o_j(1-o_j) \quad (29-3)$$

$$(30-3)$$

$$\frac{\partial E_p}{\partial o_j} = \sum_k \frac{\partial E_p}{\partial net_k} \frac{\partial net_k}{\partial o_j} = \sum_k \left( \frac{\partial E}{\partial net_k} \right) \frac{\partial}{\partial o_j} \sum_j w_{jk} o_j = \sum_k \left( \frac{\partial E}{\partial net_k} \right) w_{jk} = -\sum_k \delta_k w_{jk}$$

$$\delta_j = o_j(1-o_j) \sum_k \delta_k w_{jk} \quad (31-3)$$

از جایگزینی (30) و (28) در (26) داریم:

$$\frac{\partial E_p}{\partial w_{ij}} = -\sum_k \delta_k w_{jk} o_j(1-o_j) x_i \quad (32-3)$$

نهایتاً برای لایه میانی داریم:

$$\Delta w_{ij} = -\eta \frac{\partial E}{\partial w_{ij}} = -\eta \left( -\sum_k \delta_k w_{jk} o_j(1-o_j) x_i \right) \quad (33-3)$$

$$\Delta w_{ij} = \eta \delta_j x_i \quad (34-3)$$

### ج) علت انتخاب تابع سیگموئید

در قاعده پسانتشار نیاز مبرم به مشتق‌گیری است. الگوریتم یادگیری شبکه MLP به توابع غیرخطی نیاز دارد که به طور پیوسته قابل مشتق‌گیری باشند تابع سیگموئید به علت داشتن این شرایط و سادگی مشتق آن، انتخاب شده است.

از مزایای دیگر آن، شباهت آن به تابع پلکانی است. بنابراین رفتار مشابهی را برایش می‌توان متصور شد. تابع سیگموئید به صورت زیر است:

$$f(net) = \frac{1}{1 + e^{-knet}} \quad (3-35)$$

K عدد ثابتی است که گستره تابع را تنظیم می‌کند. مقادیر بزرگ k تابع را فشرده می‌کند، به طوری که اگر k به سمت بی‌نهایت میل کند تابع به صورت پلکانی در می‌آید.

K همچنین به صورت تنظیم‌کننده خودکار بهره آموزش عمل می‌کند. یعنی در مقادیر کوچک ورودی شیب منحنی بسیار تند شده و بهره آموزش بیشتر می‌شود و در مقادیر ورودی زیاد شیب منحنی کم و بهره آموزش کم می‌شود. این بدان معناست که شبکه می‌تواند ورودی‌های بزرگ را پذیرا باشد و در همان حال نسبت به تغییرات جزئی حساس باشد (میرعربی، ۱۳۸۷).

### ح) ویژگی‌های مهم شبکه Multi-Layer Perceptron (MLP) (منهاج، ۱۳۷۷)

۱- معادل بودن ورودی‌ها با ورودی‌های سیستم

۲- توانایی فراگیری به صورت گروهی و الگو به الگو

۳- ساختار استاتیک

### خ) کاربردهای مهم شبکه MLP (Fatemi Aghda, 2002)

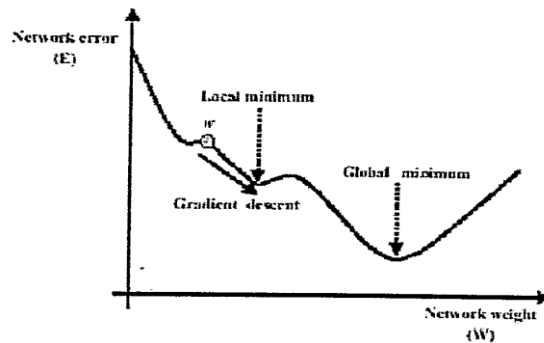
۱- برای شناسایی ویژگی

۲- رسته‌بندی و کلاسه‌بندی

## ۳- برای یافتن نگاشت‌های نامعلوم

## (د) مشکلات آموزش

یکی از مواردی که ممکن است در طول آموزش شبکه MLP پیش بیاید افتادن و گیرکردن در یک کمینه محلی است.



شکل ۳-۱۴- نقاط کمینه محلی و واقعی

به عبارت دیگر چون شبکه به دنبال یافتن کمترین محل خطاست ممکن است در این چاله‌های محلی گرفتار آید. در این حالت شبکه در همه جهت حرکت کند مقدار آن از موقعیت گرفتار شده در آن بیشتر است. در این حالت ممکن است دادن یک تکان شبکه را از این نقاط خارج سازد ولی شبکه به این موضوع آگاهی ندارد برای کاهش این موارد چند راه پیشنهاد شده است (البرزی، ۱۳۸۹).

## (ذ) روش‌های کاهش اثرات نقاط کمینه

## ۱- کاهش میزان یادگیری

اگر ضریب  $X$  یا همان میزان یادگیری به تدریج کاهش یابد شبکه می‌تواند جواب‌های بهتری دهد. با این کار در مراحل اولیه که میزان بهره زیاد است حرکت سیستم به خطای کمینه با سرعت بیشتری صورت می‌گیرد و به تدریج این مقدار (بهره) کاهش یافته و در نتیجه شبکه با سرعت کمتر به کمینه‌های عمیق‌تر نزدیک می‌شود (با این کار زمان همگرایی شبکه افزایش می‌یابد).

## ۲- افزایش تعداد نرون‌های داخلی

با افزایش تعداد نرون‌های داخلی امکان اینکه ورودی‌ها بهتر کدگذاری شوند و در نقاط کمینه محلی قرار نگیرند، وجود دارد. همچنین با افزایش تعداد نرون‌ها در لایه داخلی امکان دسته‌بندی تعداد بیشتری الگو امکان‌پذیر می‌شود.

## ۳- عبارت مومنتوم

در این روش جمله‌ای به روند تنظیم وزن‌ها اضافه می‌شود که متناسب با میزان تغییر قبلی وزن است، به تعبیری سیستم یک حافظه‌ای از روند تغییر وزن‌ها را از هر مرحله به مرحله بعدی در خود حفظ می‌کند. این عبارت در ابتدا باعث تغییرات زیاد در ضرایب وزنی می‌شود و این امر احتمال درگیر شدن شبکه در کمینه‌های محلی در ابتدای آموزش را خیلی کاهش می‌دهد. همچنین مومنتوم تغییراتی فراتر از افزایش‌های محلی در تابع خطای شبکه در جهت روند کلی کاهش خطا باعث می‌شود. با کاهش مقدار خطا میزان تغییرات به وسیله عبارت مومنتوم نیز کاهش می‌یابد. کاربرد مومنتوم در جاهایی که بستر خطای شبکه دارای دره‌های تنگ و طولانی با شیب کم باشد موجب افزایش در سرعت همگرایی و افزایش سرعت یادگیری می‌شود.

عبارت گشتاور بدین صورت تعریف می‌شود:

$$\delta w_{ij}(t+1) = w_{ij}(t) + \eta \delta_j o_i + \alpha (w_{ij}(t) - w_{ij}(t-1)) \quad (40-3)$$

در حالی که عامل گشتاور معمولاً در دامنه  $0 < \alpha < 1$  تغییر می‌کند ولی معمولاً در کارهای تحقیقی منتشر شده حدود  $0/9$  تا  $0/95$  در نظر گرفته می‌شود.

کاربرد شبکه پرسپترون در پیش‌بینی سطحی آب زیرزمینی در بخش‌های آبی خواهد آمد.

### ۳-۹- مفاهیم و تعاریف مقدماتی شبکه‌های استنتاج تطبیقی عصبی فازی

لغت «فازی» در فرهنگ آکسفورد به صورت مبهم، گنگ، نادقیق، گیج، مغشوش، درهم و نامشخص تعریف شده است. گرچه سیستم‌های فازی پدیده‌های غیرقطعی و نامشخص را توصیف می‌کنند، اما تئوری فازی یک تئوری دقیق می‌باشد. بنابراین سیستم‌های فازی، سیستم‌هایی با تعریف دقیق بوده و کنترل فازی نیز نوع خاصی از کنترل غیرخطی می‌باشد که آن هم دقیقاً تعریف می‌گردد (تشنه‌لب، ۱۳۸۸). هدف از ارائه مجموعه‌های فازی ایجاد روشی نوین در بیان عدم قطعیت‌ها و ابهامات روزمره بوده است. این نظریه تاکنون گسترش زیادی یافته و کاربردهای گوناگونی در زمینه‌های مختلف پیدا کرده است.

### ۳-۱۰- تاریخچه مجموعه‌های فازی

نظریه مجموعه‌های فازی در سال ۱۹۶۵ توسط پروفیسور لطفی‌زاده دانشمند ایرانی تبار و استاد دانشگاه برکلی آمریکا عرضه شد. پس از تعریف مجموعه‌های فازی او مفاهیم و الگو و سیستم‌های فازی را در سال ۱۹۶۸ و تصمیم‌گیری فازی را در سال ۱۹۷۰ و ترتیب فازی را در سال ۱۹۷۱ مطرح نمود. با انتشار مقاله‌ای توسط لطفی‌زاده در سال ۱۹۷۳ اساس کنترل فازی بنا گردید. او در این مقاله متغیرهای زبانی و استفاده از قواعد اگر-آنگاه را برای فرموله کردن دانش بشری معرفی نمود. این سیستم‌ها از نقطه نظر تئوری در اواخر دهه ۱۹۸۰ و اوایل دهه ۱۹۹۰ رشد چشمگیری پیدا کرد و تاکنون پیشرفت‌های زیادی در این زمینه انجام شده است (تشنه‌لب، ۱۳۸۸).

### ۳-۱۱- منطق فازی

منطق، مطالعه روش و اصول استدلال می‌باشد و استدلال به معنای بدست آوردن گزاره‌ها و نتایج جدید از گزاره‌ها و عبارتهای موجود است. اولین کسی که این نام را روی منطق فازی گذاشت پروفیسور لطفی‌زاده بود و قبل از آن نام رسمی منطق فازی، منطق چندمقدار بود. در منطق فازی مرزبندی‌ها کاملاً دقیق و نکات



مبهم تقریبی در آن راه ندارد. دنیای اطراف ما دنیایی است با مرزهای نامشخص، جهان خارج با جهان ریاضیات متفاوت است. عنصر اصلی تفکر انسان، عددها و رقم‌ها نیستند. بلکه مفاهیمی هستند که اغلب می‌توان آنها را برچسب‌های مجموعه‌های فازی دانست (Maiers, 1985). برای آنالیز سیستم‌های انسانی یعنی سیستم‌هایی که محور اصلی آنها انسان است، روش‌های معمولی آنالیز نامناسب هستند. منطق فازی به روح تفکرات بشر و زبان طبیعی، بسیار نزدیک‌تر از منطق معمولی است. در این منطق هر گزاره می‌تواند درصدهای درستی را اختیار کند. به عبارت دیگر مرز بین درستی و نادرستی یک گزاره یک مرز مشخص نیست. بلکه یک گذر تدریجی از درستی به نادرستی وجود دارد و به این ترتیب منطق فازی یعنی یک روش مدلسازی از عالمی که مرزهای آن نامشخص است. از این رو باید گفت به تعبیری، فازی فازی نیست! بلکه دقیق و منظم است (نساجی، ۱۳۷۹).

### ۳-۱۲- مجموعه‌های فازی

برای پی بردن به معنای مجموعه‌های فازی، با تعریف مجموعه‌های کلاسیک آغاز می‌کنیم. مجموعه‌های کلاسیک مجموعه‌ای شامل شونده است که هر عضو مجموعه مرجع یا در مجموعه هست یا نیست. به عبارت دیگر برای هر مجموعه  $A$  می‌توان تابعی به صورت زیر تعریف کرد.

$$\mu_A(x) = \begin{cases} 1 & \text{If } x \in A \\ 0 & \text{If } x \notin A \end{cases} \quad (۳-۴۱)$$

$x$ ها اعضای مجموعه مرجع هستند و این تابع که به تابع مشخصه موسوم است، به هر عضو مجموعه  $A$  عدد (۱) و به هر عضو خارج مجموعه عدد (۰) نسبت می‌دهد بنابراین تابع عضویت در مجموعه  $A$  یک نگاشت از فضای اعضای مجموعه مرجع  $U$  به دو مقدار (۱) و (۰) است.

$$U \xrightarrow{\mu_A} \{0,1\} \quad (۳-۴۲)$$

یک مجموعه فازی توسط تابع عضویتی بیان می‌شود که این تابع عضویت درجه تعلق اعضای مجموعه را با یک عدد حقیقی بین (۰) و (۱) نشان می‌دهد. در واقع مجموعه‌های فازی تعمیم یافته مجموعه‌های

کلاسیک هستند و به بیانی دیگر می‌توان گفت مجموعه‌های غیرفازی حالت خاصی از مجموعه‌های فازی هستند. تابع عضویت در مجموعه‌های فازی نوعی نگاشت از اعضای مجموعه مرجع به فاصله (۰) و (۱) است و به صورت زیر نمایش داده می‌شود:

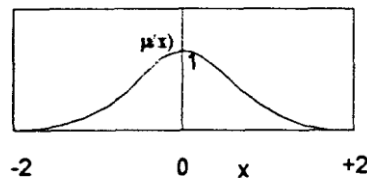
$$U \xrightarrow{\mu_A} \{0,1\} \quad (43-3)$$

تابع عضویت اساس تئوری مجموعه‌های فازی است و هر مجموعه فازی را می‌توان توسط مجموعه‌ای از زوج‌های مرتب به صورت زیر نشان داد:

$$A = \{(u, \mu(u)) | u \in U\} \quad (44-3)$$

که در آن  $u$  عضو مجموعه فازی  $A$  و  $\mu_A(u)$  درجه عضویت  $u$  در مجموعه فازی  $A$  می‌باشد.  $\mu_A(u)$  نشان می‌دهد که عضو  $u$  تعلق بیشتری به مجموعه  $A$  دارد و بالعکس. به عنوان مثال مجموعه «اعداد نزدیک به صفر» را می‌توان توسط تابع عضویت زیر نمایش داد:

$$\mu_f(x) = \frac{1}{1+10(x^2)} \quad (45-3)$$



شکل ۳-۱۵- تابع عضویت اعداد نزدیک به صفر

این تابع عضویت مشخص می‌کند که هر عدد تا چه اندازه‌ای به صفر نزدیک است. به عنوان مثال این تابع به «صفر» مقدار عضویت (۱) و به مقدار (۰/۲۵) مقدار عضویت (۰/۶۲) و به «یک» مقدار (۰/۰۹) را نسبت می‌دهد. در اینگونه مجموعه‌های فازی مقدار «یک» برای تابع عضویت نشان‌دهنده عضویت کامل در مجموعه و مقدار «صفر» نشان دهنده عدم عضویت کامل عنصر در مجموعه است (اشقلی فراهانی، ۱۳۸۰).

## ۳-۱۲-۱- انواع مجموعه‌های فازی

گرچه فاصله  $[0,1]$  متداول‌ترین فاصله‌ای است که برای مقادیر عضویت بکار می‌رود ولی می‌توان از مجموعه‌ای دلخواه که دارای ترتیب کلی یا جزئی باشد استفاده نمود. این توابع عضویت عمومیت یافته دارای فرم زیر هستند:

$$X \rightarrow L: \mu_A \quad (۴۶-۳)$$

$L$  نشان دهنده هر مجموعه‌ای است که حداقل دارای ترتیب جزئی باشد. لزومی ندارد که عناصر این مجموعه اعداد ثابت باشند تا ترتیب بین آنها به عنوان درصدهای مختلف عضویت تلقی گردد. مجموعه‌های فازی که به این ترتیب تعریف می‌شوند را مجموعه‌های  $L$ -Fuzzy می‌گویند.

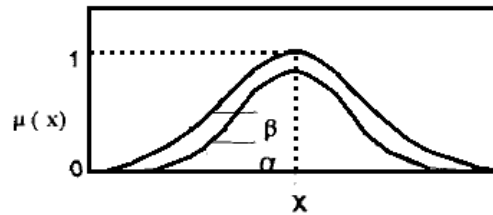
این نکته قابل تأمل است که توابع عضویت خود تقریبی هستند (در واقع هیچ راهی برای تعریف دقیق یک تابع عضویت برای یک مجموعه عناصر وجود ندارد و در این زمینه بیشتر به تجربه و شهود متکی هستیم) بنابراین فرض استفاده از اعداد دقیق برای بیان مقادیر عضویت، گرچه ایجاد تناقض نمی‌کند ولی در بعضی موارد مسئله‌ساز است. می‌توان مفهوم مجموعه فازی را به نحوی تعمیم داد تا مرز بین درجه عضویت نیز محو و نامشخص گردد. مجموعه‌هایی که به این ترتیب تعریف می‌گردند، مجموعه‌های فازی نوع ۲ نامیده می‌شوند.

طبق تعریف مجموعه فازی نوع ۱ مجموعه فازی معمولی بوده و مجموعه فازی نوع ۲ مجموعه‌ای است که اعضای آن توابع عضویتی دارند که خود مجموعه مجموعه فازی نوع ۱ می‌باشد که روی یک فضای مرجع  $Y$  تعریف شده‌اند. در واقع مجموعه‌های فازی نوع ۲ مهمان مجموعه‌های  $L$ -Fuzzy هستند.

نیاز به تابع عضویت دقیق را می‌توان با مجاز داشتن اینکه مقادیر عضویت  $\mu_A(x)$  فاصله‌ای از اعداد حقیقی در بازه  $[0,1]$  باشند از میان برد. مجموعه‌های فازی از این نوع را مجموعه‌های فازی با مقادیر فاصله‌ای می‌گویند. این مجموعه‌ها به صورت معمول با توابع عضویتی به فرم زیر تعریف می‌گردند.

$$\mu_A: X \rightarrow P [0,1] \quad (۴۷-۳)$$

$P[0,1]$  تمام زیرمجموعه‌های فاصله  $[0,1]$  می‌باشد. در اینجا برای هر  $x \in X$  یک فاصله بسته که زیرمجموعه  $[0,1]$  می‌باشد، به عنوان مقدار عضویت مشخص می‌گردد. به عنوان مثال در شکل (۳-۱۵)  $P[0,1]$  برای هر  $x$  مقدار  $\mu_A(x)$  توسط فاصله بین دو منحنی مشخص می‌گردد (Klir, 1988).



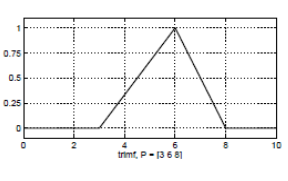
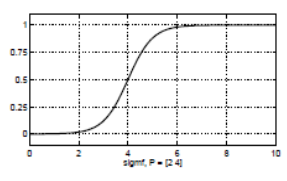
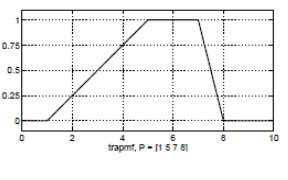
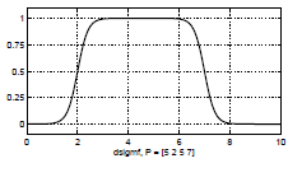
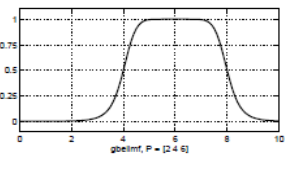
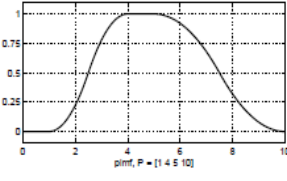
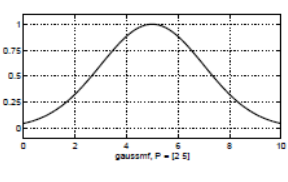
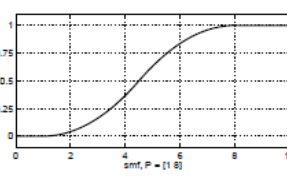
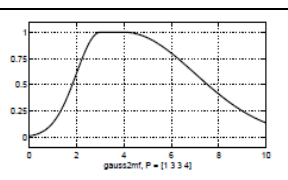
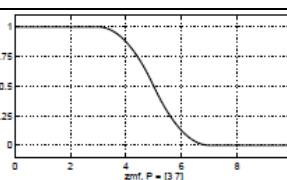
شکل ۳-۱۶- تابع عضویت فاصله‌ای (Klir, 1988)

### ۳-۱۳- توابع عضویت

یک تابع عضویت (Membership Function = MF) یک منحنی است که نشان می‌دهد که هر نقطه از فضای ورودی چگونه به یک مقدار عضویت (درجه عضویت) بین (۰) و (۱) نگاشته می‌شود. جعبه ابزار منطق فازی در MATLAB، ۱۱ نوع تابع عضویت پیش ساخته را شامل می‌شود و این ۱۱ تابع از توابع مهم مختلفی تشکیل شده‌اند:

توابع تکراری-خطی، تابع توزیع گوسی، منحنی حلقوی، توابع چندجمله‌ای درجه دو و سه و ... و طبق قرارداد تمامی توابع عضویت دارای حرف MF در انتهای اسم خود هستند جدول زیر انواع تابع موجود در جعبه ابزار منطق فازی را نشان می‌دهد.

جدول ۳-۲- انواع توابع عضویت موجود در جعبه ابزار منطق فازی (Zadeh, 2002)

trimf		sigmf	
trapmf		dsigmoid	
gbellmf		pimf	
gaussmf		smf	
gauss2mf		zmf	

از ساده‌ترین توابع عضویت، توابع عضویت مثلثی و ذوزنقه‌ای هستند. تابع عضویت زنگوله‌ای (gbellmf) و گوسی (gaussmf – gauss2mf) به علت همواری و پیچیدگی کم و اینکه در هیچ نقطه‌ای صفر نمی‌شوند، جزء روش‌های محبوب برای مشخص کردن مجموعه‌های فازی هستند، ولی آنها قادر نیستند توابع عضویت نامتقارن را مشخص کنند. بنابراین می‌توان از توابع عضویت حلقوی همچون sigmf, dsigmoid و ... استفاده نمود (zadeh, 2002).

## ۳-۱۴- نحوه نمایش مجموعه‌های فازی و توابع عضویت

برای نشان دادن یک مجموعه فازی داده‌های مختلفی وجود دارد. یک روش به کار بردن مستقیم تابع عضویت مجموعه‌های فازی است. بدین صورت که  $\mu_A(x)$  را برای همه  $x$ ها به صورت یک تابع بیان کنیم.

$$A(x) = f(x) \quad \text{For } x \in X \quad (48-3)$$

روش دیگر توصیف یک مجموعه فازی به صورت مجموعه‌ای از زوج‌های مرتب به گونه زیر است:

$$A = \{(x, \mu_A(x)), x \in X\} \quad (49-3)$$

هنگامیکه  $X$  یک مجموعه متناهی (و یا نامتناهی و شمارا) به صورت  $\{x_1, x_2, \dots, x_n\}$  باشد، یک زیرمجموعه فازی  $A$  از  $X$  به صورت زیر نشان داده می‌شود.

$$A = \left\{ \frac{\mu_A(x_1)}{x_1}, \frac{\mu_A(x_2)}{x_2}, \dots, \frac{\mu_A(x_n)}{x_n} \right\} \quad (50-3)$$

## ۳-۱۵- درجه عضویت و احتمال

گاهی به غلط تصور می‌شود که مجموعه‌های فازی شکلی از احتمال هستند. این مطلب اغلب راجع به مجموعه‌های فازی مطرح می‌شود و بدون تردید تصویری نادرست است. گرچه تابع احتمال نیز در فاصله  $[0,1]$  تعریف می‌شود، ولی مهم است توجه شود که درجه‌های عضویت، مقادیر احتمال نیستند.

یک تفاوت که فوراً به ذهن می‌رسد این است که در احتمال سطح زیر تابع چگالی احتمال باید یک شود، در حالیکه در مورد توابع عضویت چنین شرطی لازم نیست. از لحاظ مفهومی نیز تفاوت زیادی بین این دو وجود دارد. در تئوری احتمالات هیچ صحبتی از مجموعه‌های با مرز نامشخص یا درجه تعلق به یک مجموعه نمی‌شود (کیا، ۱۳۸۹).

## ۳-۱۶- عملگرهای مجموعه‌های فازی

عملگرهای مجموعه‌ای برای مجموعه‌های فازی، یک تعمیم طبیعی در عملگرهای مجموعه‌ای برای مجموعه‌های معمولی می‌باشند. تنها قوانین مربوط به مجموعه‌های معمولی که در زمینه مجموعه‌های فازی برقرار نیست. قوانین مربوط به متمم (شمولیت و طرد) است. یعنی برای مجموعه‌های فازی در حالت کلی:

$$\begin{cases} A \cap A' \neq \Phi \\ A \cup A' \neq X \end{cases} \quad (۵۱-۳)$$

ابتدا دو عملگر مقدماتی اجتماع و اشتراک برای مجموعه‌های فازی شرح داده می‌شود و سپس عملگرهای دیگر به طور اختصار مورد بررسی قرار می‌گیرد. فرض می‌کنیم  $B, A$  مجموعه‌های فازی هستند که در یک مجموعه جهانی یکسان تعریف شده‌اند.

## ۳-۱۶-۱- اجتماع

اجتماع مجموعه‌های  $B, A$  یک مجموعه فازی در  $U$  (مجموعه جهانی) است که با  $A \cup B$  نشان داده می‌شود و تابع عضویت آن بدین شکل تعریف می‌شود:

$$\mu_{A \cup B}(x) = \max[\mu_A(x), \mu_B(x)] \quad (۵۲-۳)$$

## ۳-۱۶-۲- اشتراک

تابع عضویت  $A \cap B$  بدین شکل تعریف می‌شود:

$$\mu_{A \cap B}(x) = \min[\mu_A(x), \mu_B(x)] \quad (۵۳-۳)$$

نکته قابل توجه در این است که تعریف ارائه شده برای اجتماع فازی دو مجموعه  $A, B$  بر اساس رابطه (۵۲-۳) کوچکترین مجموعه‌ای است که در بردارنده  $A, B$  است. اشتراک فازی  $A \cap B$  بر اساس رابطه (۵۳-۳) بزرگترین مجموعه‌ای است که به وسیله  $B, A$  در برگرفته شده است. به عبارت دیگر، می‌توانیم  $B \cap A$  را به صورت هر مجموعه فازی که در بردارنده  $B, A$  باشد تعریف کنیم (تشنه‌لب، ۱۳۸۸).

جدول زیر عملگرهای AND و OR و NOT را نشان می‌دهد و همچنین شکل (۳-۱۷) از تصاویر برای نشان دادن اطلاعات جدول‌های موجود در شکل (۳-۱۶) استفاده کرده است. شکل بالا عملگرهای کلاسیک (دو متغیره) را نشان می‌دهد و شکل پایین عملگرهای فازی (چندمتغیره) را (Zadeh, 2002).

A	B	min(A,B)
0	0	0
0	1	0
1	0	0
1	1	1

**AND**

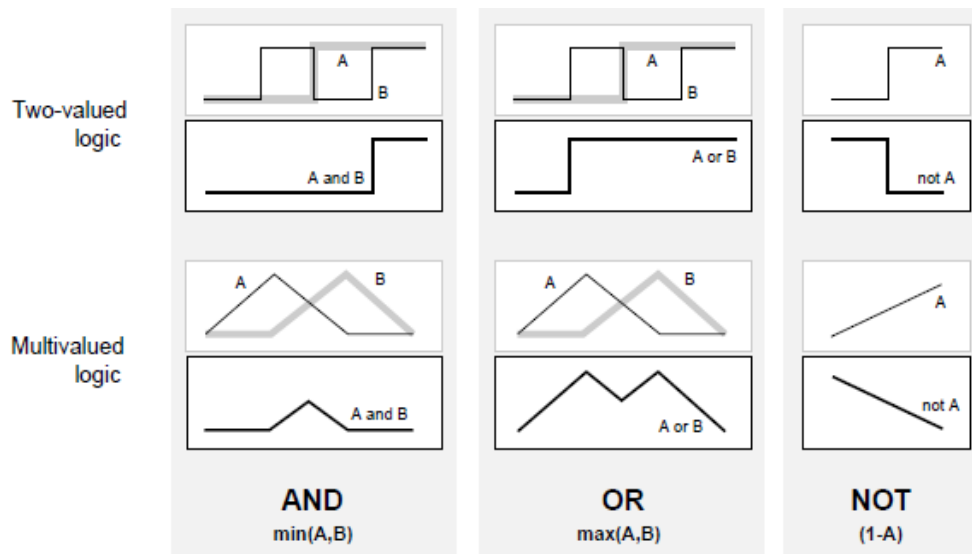
A	B	max(A,B)
0	0	0
0	1	1
1	0	1
1	1	1

**OR**

A	1 - A
0	1
1	0

**NOT**

شکل ۳-۱۷- جداول عملکرد عملگرهای منطقی (Zadeh, 2002)



شکل ۳-۱۸- گراف‌های برهمکنش دو تابع فازی (Zadeh, 2002)

عملگرهای مختلفی توسط محققین برای متمم، اجتماع و اشتراک معرفی شده است که دلیل عمده این است که عملگرهای معرفی شده در دو رابطه (۳-۵۲) و (۳-۵۳) ممکن است در بعضی شرایط برآورده شوند.



۳-۱۶-۳- اجتماع فازی (S-Norm)

اجتماع فازی تنها به عملگر max محدود نمی‌شود، بلکه اندازه max حالات حدی برای بیان اجتماع است. عملگر max تعریف ارائه شده توسط زاده برای اجتماع می‌باشد و می‌توان آن را «S- نرم استاندارد» نامید. برای اینکه تابع (S(S-Norm or T-conorm) واجد شرایط اجتماع باشد باید حداقل چهار شرط زیر را برآورده نماید (Zadeh, 2002).

۱. شرط مرزی:  $S(1,1) = 1$  و  $S(0,a) = S(a,0) = a$

۲. شرط جابجایی: اگر  $S(a,b) = S(b,a)$

۳. شرط یکنوایی: اگر  $a \leq a'$  ,  $b \leq b'$  آنگاه  $S(a,b) \leq S(a',b')$

۴. شرط شرکت پذیری:  $S(S(a,b),c) = S(a,S(b,c))$

در بعضی منابع شرط پیوستگی نیز ذکر گردیده است. یعنی تابع S یک تابع پیوسته است.

فرض کنید  $S : [0,1] \times [0,1] \rightarrow [0,1]$  نگاشتی باشد که توابع تعلق مجموعه های A و B را به تابع تعلق اجتماع تبدیل می‌کند یعنی:

$$S[\mu_A(x), \mu_B(x)] = \mu_{A \cup B}(x) \quad (54-3)$$

به سادگی می‌توان نشان داد که تابع اجتماع (max) به یک S-Norm است در زیر چند S-Norm دیگر معرفی می‌شود.

جمع دراستیک:

$$S_{ds}(a,b) = \begin{cases} a, b = 0 \\ b, a = 0 \\ 1, \text{در غیر این صورت} \end{cases} \quad (55-3)$$

جمع جبری:

$$S_{da}(a,b) = a+b- a \cdot b \quad (56-3)$$

شاید تا به حال بیش از ۲۰۰۰، S-Norm معرفی شده باشد. یک دلیل تئوریک آن این است که این توابع همگی گسترش مفهوم اجتماع در مجموعه‌های غیرفازی بوده، ضمن اینکه هنگامی که مقادیر تعلق به صفر و یک منحصر شوند، همگی مشابه هم می‌باشند. دلیل عملی آن این است که بعضی S-Normها در برخی کاربردها از S-Normهای دیگر مفهوم بیشتری داشته و مناسب‌تر هستند (تشنه‌لب، ۱۳۸۸). به طور کلی تمام S-Normها بین دو محدوده جمع دراستیک و عملگر max زاده قرار می‌گیرند.

$$S_{\max}(a,b) \geq S(a,b) \geq S_{da}(a,b) \quad (57-3)$$

### ۳-۱۶-۴- اشتراک فازی (T-Norm)

فرض کنید  $t : [0,1] \times [0,1] \rightarrow [0,1]$  تابعی باشد که توابع تعلق مجموعه‌های فازی A و B را به تابع تعلق فازی اشتراک A و B تبدیل کند، یعنی:

$$t[\mu_A(x), \mu_B(x)] = \mu_{A \cap B}(x) \quad (58-3)$$

هر تابع t که اصول موضوع بیان شده در زیر را برآورده نماید، واجد شرایط اشتراک می‌باشد و یک T-Norm نامیده می‌شود. متناظر هر S-Norm یک T-Norm وجود دارد که از این میان به T-Normهای کلاس دومبی، دبويس-پريد، ياگر، ضرب دراستیک و ضرب جبری می‌توان اشاره کرد:  
ضرب دراستیک:

$$t_{dp}(a,b) = \begin{cases} a, b = 1 \\ b, a = 1 \\ 0 \text{ در غیر این صورت} \end{cases} \quad (59-3)$$

ضرب جبری:

$$t_{ap}(a,b) = a.b \quad (60-3)$$

در حالت کلی می‌توان نشان داد که min بزرگترین T-Norm و ضرب دراستیک کوچکترین T-Norm می‌باشد.

$$t(a,b) \leq t_{dp}(a,b) \quad \min(a,b) \leq \quad (۶۱-۳)$$

### ۳-۱۷- فازی‌سازها

فازی‌سازها به ابهام و غیردقیق بودن در یک زبان طبیعی وابسته است. در واقع عمل فازی‌سازی، نگاشت فضای ورودی مشاهده به مجموعه فازی می‌باشد. این عمل نقش مهمی را در رابطه با اطلاعات غیرمطمئن دارد. برای تعریف مجموعه‌های فازی، بسته به فضایی که مجموعه بر روی آن تعریف می‌شود، دو روش متداول وجود دارد یکی تعریف تابع عضویت به فرم تابعی و دیگری معرفی عدد تابعی عضویت. در تعریف تابعی، درجه عضویت به صورت یک تابع ارائه می‌گردد و در تعریف عددی به مقادیر گسسته، درجه عضویتی خاص نسبت داده می‌شود. انتخاب درجه عضویت بر اساس یک روش ذهنی صورت می‌پذیرد. در واقع هیچ راهی برای تعریف دقیق یک تابع عضویت برای یک مجموعه خاص وجود ندارد و در این زمینه بیشتر به تجربه و شهود متکی هستیم. لذا راه‌های تعیین تابع عضویت از لحاظ تئوری و در عمل بسیار انعطاف‌پذیر است (Klir, 1988).

در عین حال فازی‌ساز باید بتواند در ساده‌تر کردن محاسبات فازی نقش داشته باشد. تاکنون فازی‌سازهای زیادی معرفی شده‌اند که از این میان به فازی‌سازهای منفرد، مثلثی، ذوزنقه‌ای، گوسین، S-شکل و تابع  $\pi$  می‌توان اشاره نمود.

### ۳-۱۸- غیرفازی‌سازها

وظیفه غیرفازی‌ساز مشخص کردن نقطه‌ای است که بهترین نماینده مجموعه فازی باشد. این موضوع مشابه مقدار میانگین یک متغیر تصادفی می‌باشد. توجیه‌پذیری، سادگی محاسبات و پیوستگی سه ویژگی هستند که یک غیرفازی‌ساز به عنوان یک انتخاب برای غیرفازی کردن می‌تواند داشته باشد (تشنه‌لب (۱۳۸۸) سه غیرفازی‌ساز را مطابق زیر معرفی نموده است:

## ۳-۱۸-۱- غیرفازی‌ساز مرکز ثقل

نقطه  $y$  را به عنوان مرکز ناحیه‌ای که به وسیله تابع عضویت  $B'$  پوشش داده شده، تعریف می‌کند.

بدین معنی که:

$$y^* = \frac{\int y \mu_{B'}(y) dy}{\int \mu_{B'}(y) dy} \quad (۶۲-۳)$$

## ۳-۱۸-۲- غیرفازی‌ساز میانگین مراکز

از آنجایی که مجموعه فازی  $B'$ ، اجتماع یا اشتراک  $M$  مجموعه فازی می‌باشد، یک تعریف خوب رابطه

(۶۲-۳) میانگین وزنی مراکز  $M$  مجموعه فازی با وزن‌هایی برابر با ارتفاع مجموعه‌های فازی متناظر می‌باشد.

لازم به ذکر است که این غیرفازی‌ساز مورد استفاده در سیستم‌های فازی و کنترل فازی می‌باشد، به لحاظ

اینکه سه ویژگی ذکر شده را برآورده می‌نماید.

## ۳-۱۸-۳- غیرفازی‌ساز ماکزیمم

این غیرفازی‌ساز نقطه  $y^*$  را به عنوان نقطه‌ای در  $V$  که  $\mu_{B'}$  به ماکزیمم مقدار خودش می‌رسد، تعریف

می‌کند.

## ۳-۱۹- متغیرهای زبانی

هنگامی که متغیر، اعداد را به عنوان مقدار بپذیرد، ما یک چهارچوب مشخص برای فرموله کردن آن داریم

ولی هنگامی که متغیر واژه‌هایی را به عنوان مقدار می‌گیرد، در آن صورت چهارچوب مشخصی برای فرموله

کردن آن در تئوری ریاضیات کلاسیک نداریم. برای اینکه چنین چهارچوبی بدست آوریم، مفهوم متغیرهای

زبانی (لفظی یا حرفی) تعریف شده است. ما از مجموعه‌های فازی برای مشخص کردن واژه‌ها به منظور

فرموله کردن آنها در گزاره‌های ریاضی استفاده می‌کنیم (تشنه‌لب، ۱۳۸۸).

یک متغیر زبانی بوسیله چهار پارامتر (M.U.T.X) مشخص می‌گردد:

$X$  نام متغیر زبانی،  $T$  مجموعه مقادیر زبانی که  $X$  اختیار می‌کند،  $U$  دامنه فیزیکی واقعی که در آن متغیر زبانی  $X$ ، مقادیر کمی خود را اختیار می‌کند و  $M$  یک قاعده لغوی است که هر مقدار زبانی در  $T$  را به یک مجموعه فازی در  $U$  مرتبط می‌سازد (Fatemi Aghda, 2002).

### ۳-۲۰- قواعد اگر- آنگاه فازی

در سیستم‌های فازی دانش بشری به شکل قواعد اگر-آنگاه فازی نشان داده می‌شود. یک قاعده «اگر-آنگاه» فازی یک گزاره شرطی بدین شکل می‌باشد:

اگر <گزاره فازی> آنگاه <گزاره فازی>

بنابراین برای درک قواعد اگر-آنگاه فازی باید گزاره‌های فازی را بشناسیم (تشنه‌لب، ۱۳۸۸).

### ۳-۲۰-۱- گزاره‌های فازی

دو نوع گزاره فازی وجود دارد: گزاره فازی ساده، گزاره فازی مرکب.

گزاره فازی ساده بدین شکل است: (۳-۶۳)  $X \text{ is } A$

که  $X$  متغیر زبانی و  $A$  مقدار زبانی  $X$  است. به عبارتی  $A$  یک مجموعه فازی تعریف شده در دامنه  $X$  است. یک گزاره فازی مرکب ترکیبی از گزاره‌های فازی ساده با استفاده از اتصال دهنده «و»، «یا»، «نه» که نشان دهنده اشتراک فازی، اجتماع فازی و مکمل فازی هستند، می‌باشد.

(۳-۶۴)  $(x \text{ is } S \text{ and } x \text{ is not } F) \text{ or } x \text{ is } M$

عبارت‌های فازی مرکب باید به عنوان «روابط فازی» در نظر گرفته شوند (تشنه‌لب، ۱۳۸۸).

## ۳-۲۰-۲- تفسیر قواعد اگر-آنگاه فازی

در ریاضیات جدید عبارت اگر  $p$  آنگاه  $q$  به شکل  $p \rightarrow q$  نوشته شده و عملگر استلزام ( $\rightarrow$ ) را مطابق جدول درستی برای  $p \rightarrow q$  می‌توان تعریف کرد. بدلیل اینکه قواعد اگر-آنگاه فازی را می‌توان با جایگزینی  $p$  و  $q$  با عبارتهای فازی در نظر گرفت و همچنین بنا به برابری  $q \vee p$  با  $(\bar{p} \vee q)$  و  $(p \wedge q \vee \bar{p})$  ما می‌توانیم قواعد اگر-آنگاه فازی را جایگزین ( $-$ ) و ( $\vee$ ) و ( $\wedge$ ) با مکمل فازی، اجتماع و اشتراک فازی تفسیر نماییم.

## ۳-۲۱- سیستم‌های استنتاج فازی

فرآیند استنتاج فازی شامل توابع عضویت، عملگرهای منطق فازی و قواعد اگر-آنگاه می‌باشد. دو نوع سیستم استنتاج فازی وجود دارد که در جعبه ابزار منطق فازی می‌توان آنها را به کار گرفت: نوع Mamdani و نوع Sugeno (Zadeh, 2002).

## ۳-۲۱-۱- روش Mamdani

برای سیستم‌های استنتاج فازی عموماً به صورت اصول روش فازی دیده می‌شود و مستلزم آنست که تابع عضویت خروجی مجموعه فازی باشد. این روش توسط ابراهیم ممدنی در سال ۱۹۷۵ در میانه ساخت سیستم‌های کنترل با استفاده از تئوری مجموعه‌های فازی پیشنهاد گردید.

## ۳-۲۱-۱-۱- مزایای روش Mamdani

۱. کاملاً شهودی است.
۲. قابلیت گسترش دارد.
۳. برای ورودی‌های انسانی بسیار مناسب است.

### ۳-۲۱-۲- روش Sugeno یا Takagi-Sugeno-Kang

این روش در سال ۱۹۸۵ معرفی شد که در بسیاری از موارد شبیه روش ممدنی است. دو قسمت اول از فرآیند استنتاج فازی که شامل فازی‌سازی ورودی‌ها و اعمال عملگرهای فازی می‌شود، کاملاً در دو روش شبیه هم هستند. تفاوت اصلی روش‌های Mamdani و Sugeno در این است که تابع عضویت خروجی در روش Sugeno خطی و یا ثابت است. این سیستم‌ها به صورت قواعد زیر بنا شده‌اند:

اگر  $x_1, C^l$  است و ... و  $x_n, C_n^l$  است، آنگاه:

$$y^l = c_0^l + c_1^l x_1 + \dots + c_n^l x_n \quad (۶۵-۳)$$

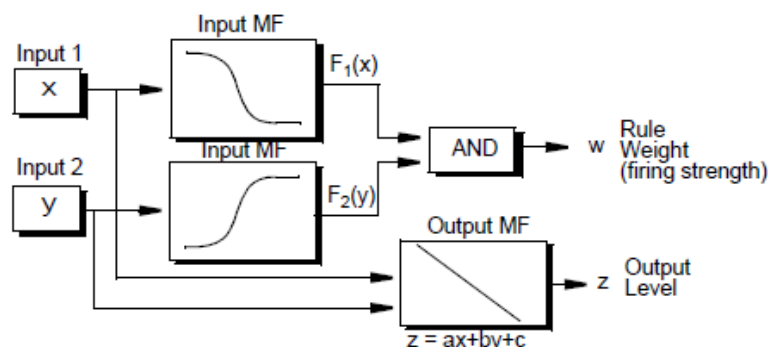
که  $C_i^l$  مجموعه‌های فازی،  $c_i^l$  ضرایب ثابت و  $l = 1, 2, \dots, M$  می‌باشند. در این رابطه قسمت‌های اگر همانند قواعد اگر- آنگاه سیستم‌های معمولی می‌باشند، اما قسمت‌های آنگاه، ترکیب خطی از متغیرهای ورودی هستند. به ازای یک ورودی  $f(x) = (x_1, \dots, x_n)^T \in U \subseteq R^n$  خروجی  $f(x) \in V \subseteq R$  سیستم فازی sugeno، به طور متوسط وزن‌دار شده  $y^l$ ‌های رابطه بالا محاسبه می‌گردد، یعنی:

$$f(x) = \frac{\sum_{l=1}^M y^l w^l}{\sum_{l=1}^M w^l} \quad (۶۶-۳)$$

که وزن‌های  $w^l$  از رابطه زیر محاسبه می‌شوند:

$$w^l = \prod_{i=1}^n \mu_{C_i^l}(x_i) \quad (۶۷-۳)$$

یک قانون فازی Sugeno همانطور که در نمودار زیر نشان داده شده است، عمل می‌کند:



شکل ۳-۱۹- نحوه عملکرد یک قانون Sugeno (Zadeh, 2002)

### ۳-۲۱-۲-۱- مزایای روش Sugeno

۱. بهینگی محاسباتی
  ۲. عملکرد مناسب در کنار تکنیک‌های خطی
  ۳. عملکرد مناسب در کنار تکنیک‌های بهینه‌سازی و انطباقی
  ۴. تضمین پیوستگی سطح خروجی
  ۵. مناسب بودن برای تحلیل‌های ریاضیاتی
- به علت نمایش فشرده و بهره محاسباتی بیشتر روش سوگنو نسبت به روش ممدنی، معمولاً برای استفاده از تکنیک‌های تطبیقی در ساخت مدل‌های فازی از این سیستم استفاده می‌کنند. این تکنیک‌های تطبیقی می‌توانند برای سفارشی کردن توابع عضویت استفاده شوند، در این حالت سیستم فازی بهتر می‌تواند داده‌ها را مدل‌سازی کند.



## فصل چهارم: نتایج مدل‌سازی با شبکه عصبی مصنوعی و شبکه استنتاج تطبیقی عصبی فازی

### ۴-۱- مقدمه

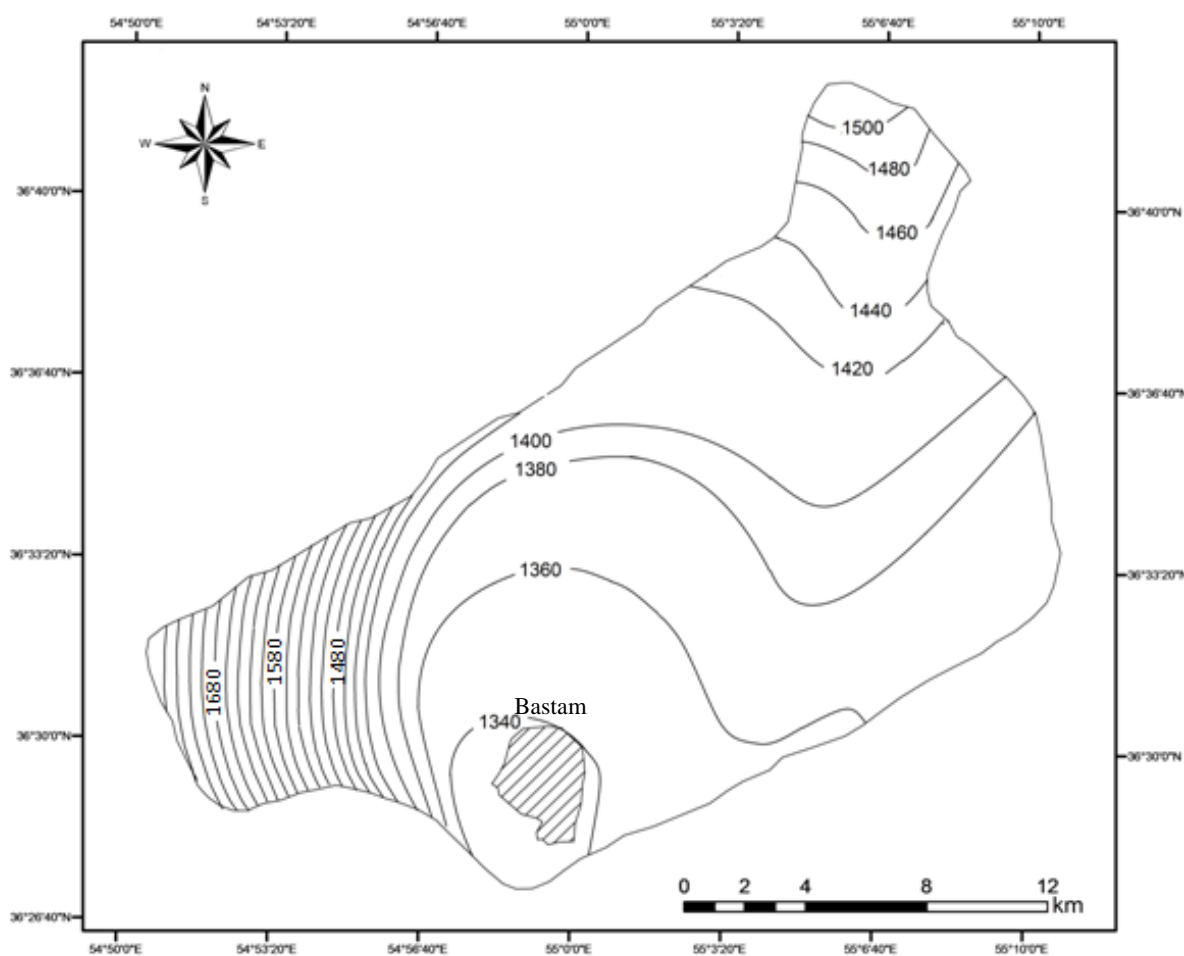
در این فصل نتایج حاصل از مدل‌سازی سطح آب زیرزمینی دشت بسطام که توسط نرم‌افزارهای Qnet2000 و Matlab مورد استفاده قرار گرفته‌اند، ارائه می‌شود. بدین منظور ابتدا تغییرات سطح آب در پیزومترهای موجود در دشت و نقش تغییرات بارندگی بر سطح آب دشت مورد بررسی قرار گرفت.

### ۴-۲- بررسی تغییرات سطح آب در پیزومترهای موجود در دشت

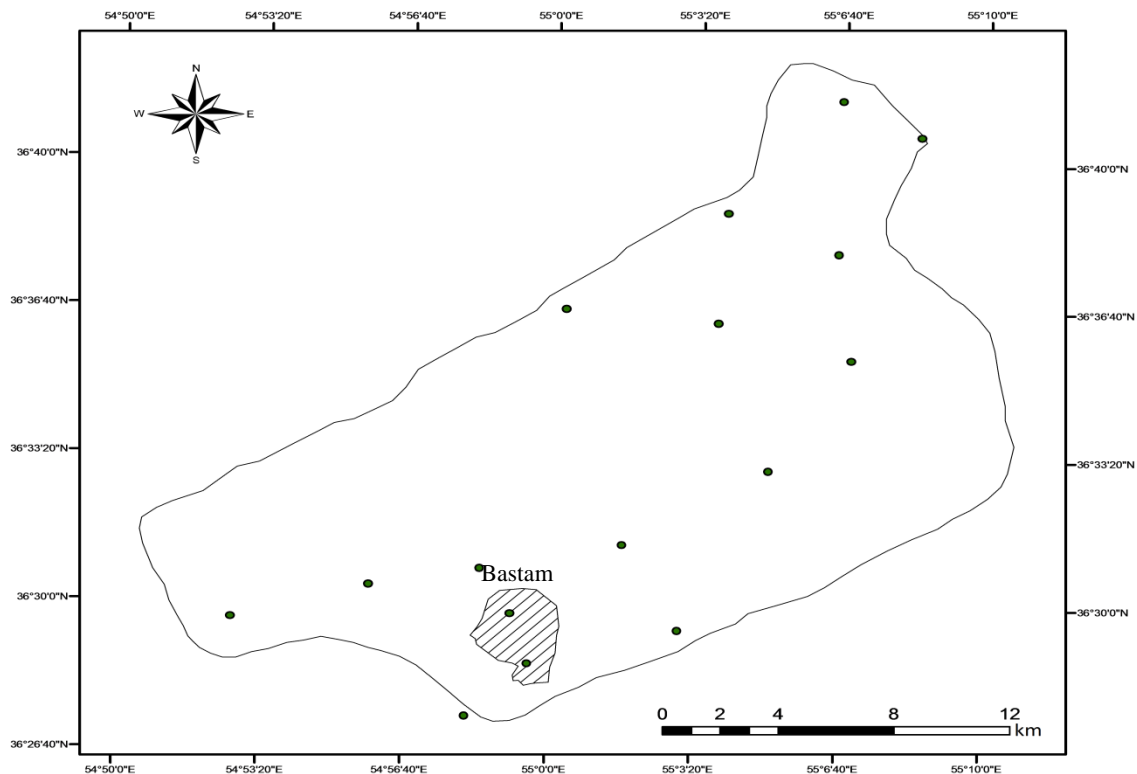
به منظور بررسی تغییرات سطح آب در پیزومترهای موجود در دشت بعد از تهیه داده‌های سطح آب زیرزمینی، با استفاده از نرم افزار Arc GIS 9.3 و همچنین یکسری قضاوت‌های کارشناسی که بر روی آنها انجام شد، نقشه هم‌پتانسیل دشت در اسفند ماه سال ۱۳۸۷ ترسیم گردید. همانطور که در شکل (۴-۱) مشاهده می‌شود، مقادیر شیب هیدرولیکی، دشت را به سه قسمت تقسیم کرده است. بیشترین مقدار شیب هیدرولیکی مربوط به غرب دشت می‌باشد، جاییکه نهشته‌های آبرفتی درشت دانه از طریق رودخانه شاهرود بیشترین مقدار تغذیه را به سفره می‌رسانند. در این منطقه متوسط مقدار شیب هیدرولیکی حدود ۰/۷٪ می‌باشد. به دلیل برداشت بیش از حد آب زیرزمینی در اطراف شهر بسطام کمترین مقدار شیب هیدرولیکی در این قسمت قرار دارد و متوسط مقدار شیب هیدرولیکی آن نیز بین ۰/۴٪ تا ۰/۸٪ است. مقدار شیب

هیدرولیکی در دیگر نقاط دشت در رنجی بین  $0.08\%$  تا  $0.15\%$  می‌باشد (Karami, 2010). همچنین با استفاده از این نقشه نیز می‌توان جهت جریان آب زیرزمینی را در دشت تشخیص داد. که الگوی کلی جهت جریان آب زیرزمینی از قسمت‌های شمال و غرب به سمت جنوب می‌باشد و این الگو در ماه‌های مختلف سال چندان تغییری نمی‌کند.

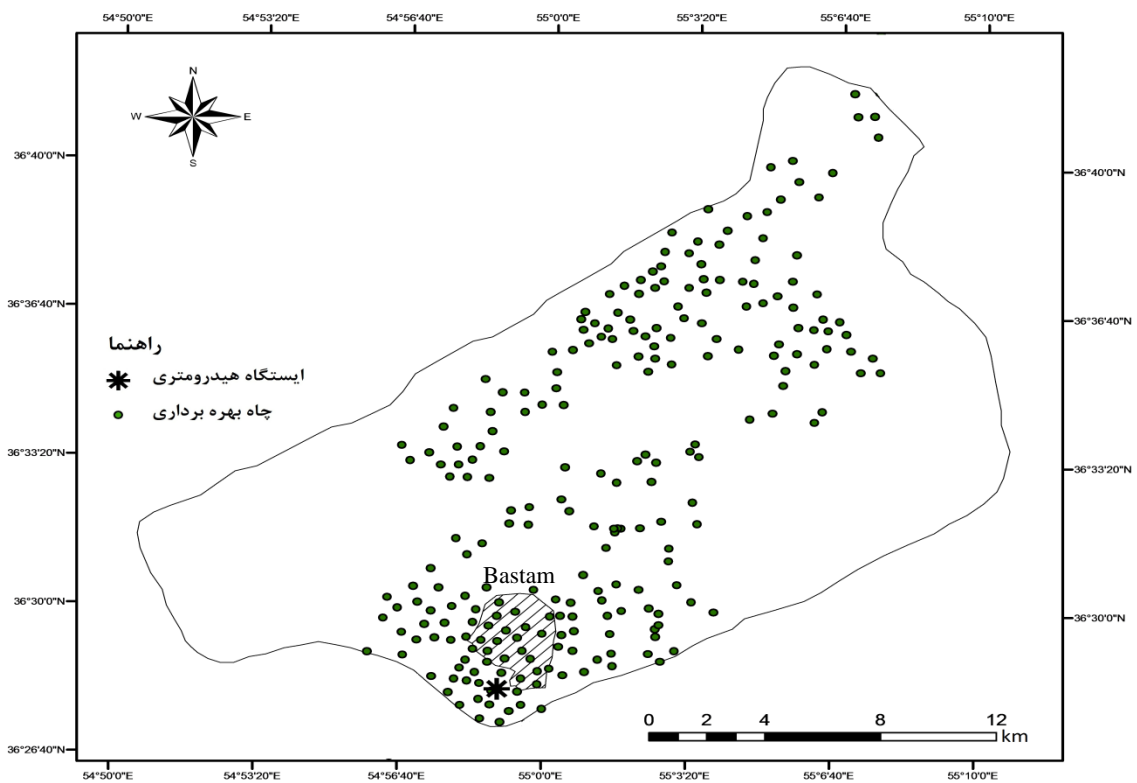
شکل‌های (۲-۴) و (۳-۴) به ترتیب موقعیت پیزومترها، چاه‌های بهره‌برداری و ایستگاه هیدرومتری موجود در دشت را نشان می‌دهند.



شکل ۴-۱- نقشه هم‌پتانسیل دشت بسطام



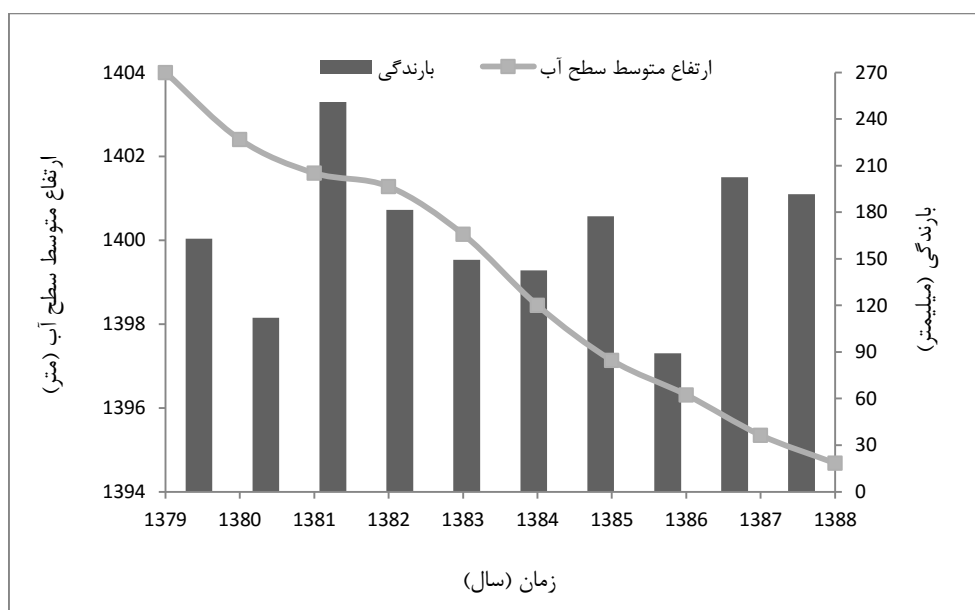
شکل ۲-۴- موقعیت پیزومترهای موجود در دشت



شکل ۳-۴- موقعیت چاه‌های بهره‌برداری و ایستگاه هیدرومتری

#### ۴-۳- ارزیابی تغییرات بارندگی و نقش آن در تغییرات سطح آب زیرزمینی

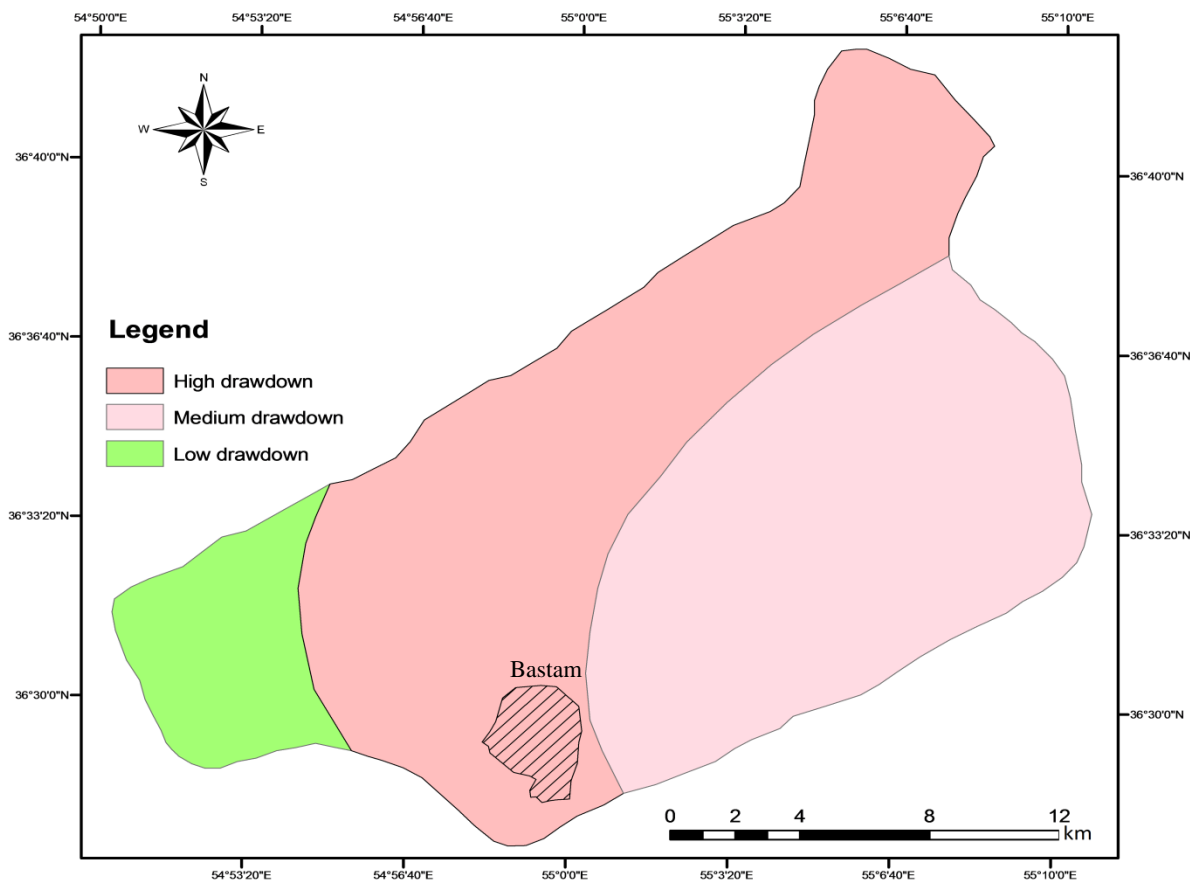
به طور کلی میزان بارندگی و تغییرات آن یکی از عوامل مهم کنترل‌کننده سطح آب زیرزمینی می‌باشد. با افزایش میزان بارندگی حجم آب بیشتری وارد آبخوان شده و در نتیجه میزان تغذیه افزایش می‌یابد، که این عامل در واقع اثر خود را به صورت بالا آمدن سطح آب زیرزمینی نشان می‌دهد و برعکس با کاهش میزان بارندگی حجم کمتری از نزولات جوی به درون آبخوان تغذیه شده و در نتیجه سطح آب زیرزمینی در درون آبخوان پایین می‌افتد. به منظور ارزیابی تغییرات بارندگی و نقش آن در تغییرات سطح آب‌های زیرزمینی منطقه ارتفاع متوسط سطح آب زیرزمینی در دشت بسطام نسبت به بارندگی، در طی سال‌های ۱۳۷۹-۱۳۸۸ بررسی شده است شکل (۴-۴).



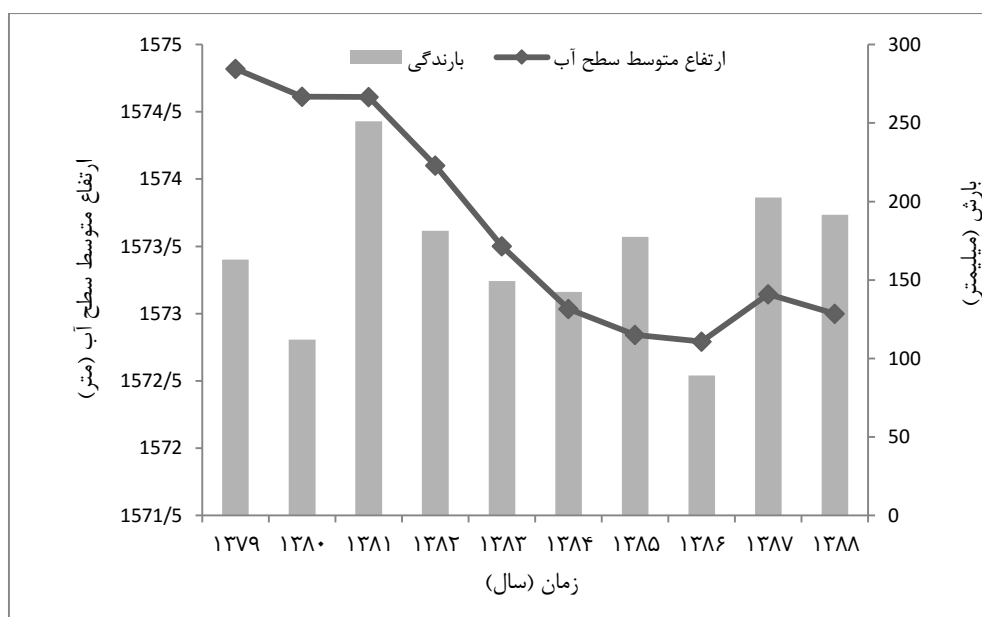
شکل ۴-۴- هیدروگراف واحد دشت

همانطور که در شکل (۴-۴) مشاهده می‌شود، یک روند نزولی در سطح آب زیرزمینی دشت بسطام در طی زمان‌های طولانی دیده می‌شود، در حالیکه میزان بارندگی‌ها در منطقه دارای نوساناتی می‌باشد. این امر نشان می‌دهد که بارندگی تأثیر زیادی بر سطح آب زیرزمینی این دشت ندارد.

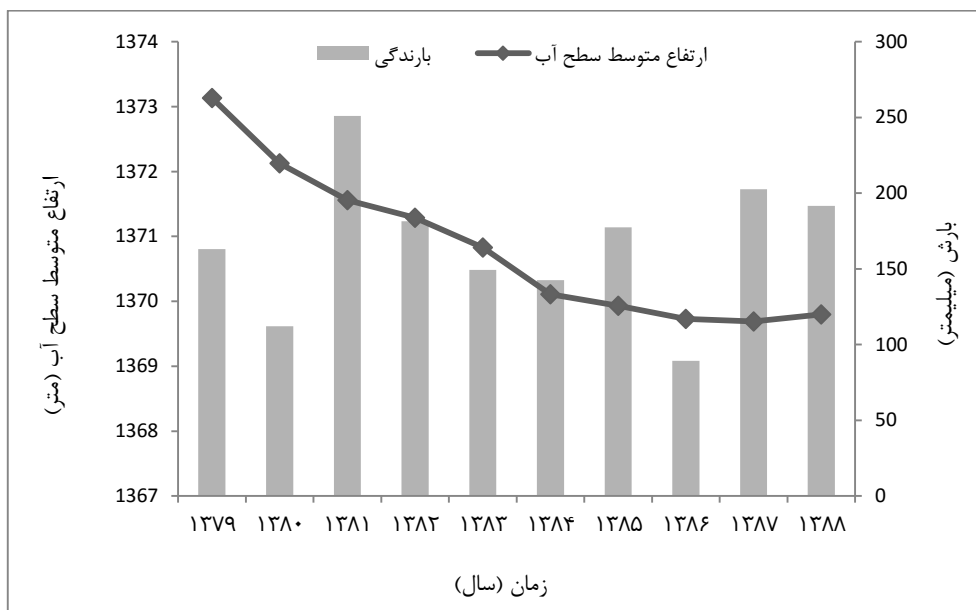
بر اساس میزان افت سطح آب زیرزمینی دشت به سه قسمت تقسیم گردید. شکل (۴-۵) تقسیم‌بندی دشت را بر اساس میزان افت نشان می‌دهد. همانطور که در شکل مشاهده می‌شود، بیشترین مقدار افت در نواحی شمالی و خروجی دشت در اطراف شهرستان بسطام می‌باشد. بر طبق شکل (۴-۳) نیز بیشترین تراکم چاه‌های بهره‌برداری در همین محدوده قرار گرفته است و برداشت در این ناحیه بیشترین مقدار بوده، اما در قسمت‌های شمالی این محدوده با توجه به تغذیه دشت از شمال، مقداری از افت سطح آب جبران می‌شود. به همین دلیل هر چه به سمت نواحی جنوبی این محدوده نزدیک شویم مقدار افت سطح آب زیرزمینی بیشتر می‌شود. افت سطح آب زیرزمینی در نواحی شرقی به دلیل پایین بودن کیفیت آب زیرزمینی و تعداد کم روستاها و در نهایت برداشت کم از آب‌های زیرزمینی، کم می‌باشد. اما در غرب دشت هم به دلیل ناچیز بودن تعداد چاه‌های بهره‌برداری و همچنین تغذیه از ارتفاعات و رودهای تاش و مجن افت سطح آب در این قسمت بسیار ناچیزی می‌باشد. نمودارهای موجود در شکل‌های (۴-۶) تا (۴-۸)، ارتباط بارندگی را با نوسانات سطح آب زیرزمینی در این محدوده سه‌گانه نشان می‌دهد. بر اساس شکل‌های (۴-۷) و (۴-۸) سطح آب زیرزمینی نیز دارای یک روند نزولی بوده اما در میزان بارندگی‌ها یکسری نوسانات دیده می‌شود. این امر نشان می‌دهد که در مناطق با افت زیاد و متوسط بارندگی تأثیر چندانی بر سطح آب زیرزمینی در ندارد. اما بر اساس شکل (۴-۶) که مربوط به منطقه با افت کم می‌باشد، نمودار سطح آب دارای روند نزولی بوده اما در این منطقه بارندگی تأثیر بیشتری بر سطح آب زیرزمینی این منطقه دارد. به این صورت که با افزایش بارندگی شیب نمودار مربوط به سطح آب کاهش می‌یابد و با کاهش بارندگی این شیب افزایش می‌یابد. مقدار افت در طول این ۹ سال در محدوده با افت بالا  $16/2$  متر، در محدوده با افت متوسط  $3/4$  متر و در محدوده با افت پایین  $1/5$  متر می‌باشد. شکل (۴-۹) مقدار افت متوسط را در این نواحی سه‌گانه نشان می‌دهد.



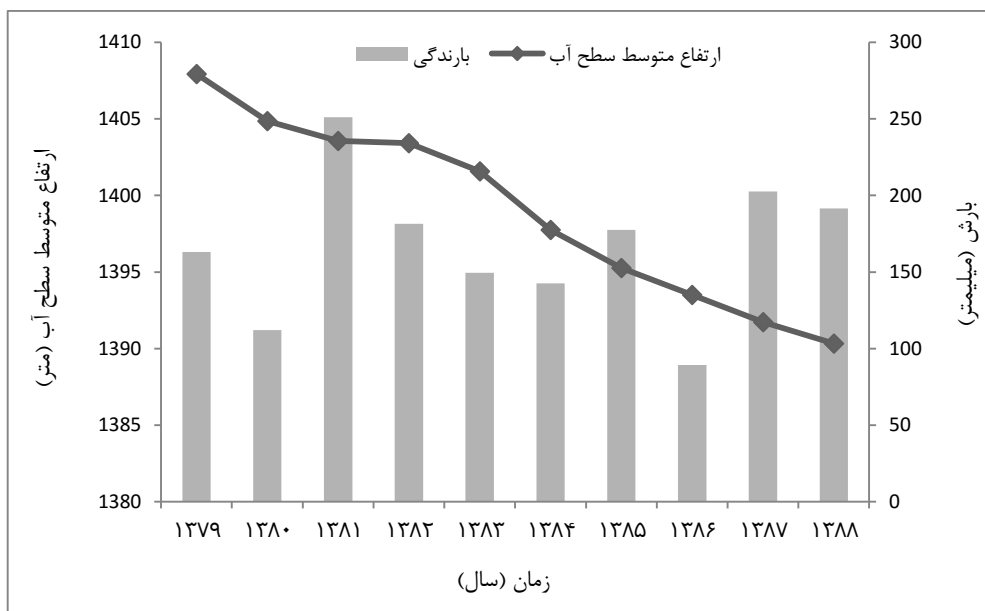
شکل ۴-۵- نقشه تقسیم‌بندی دشت بر اساس افت سطح آب زیرزمینی



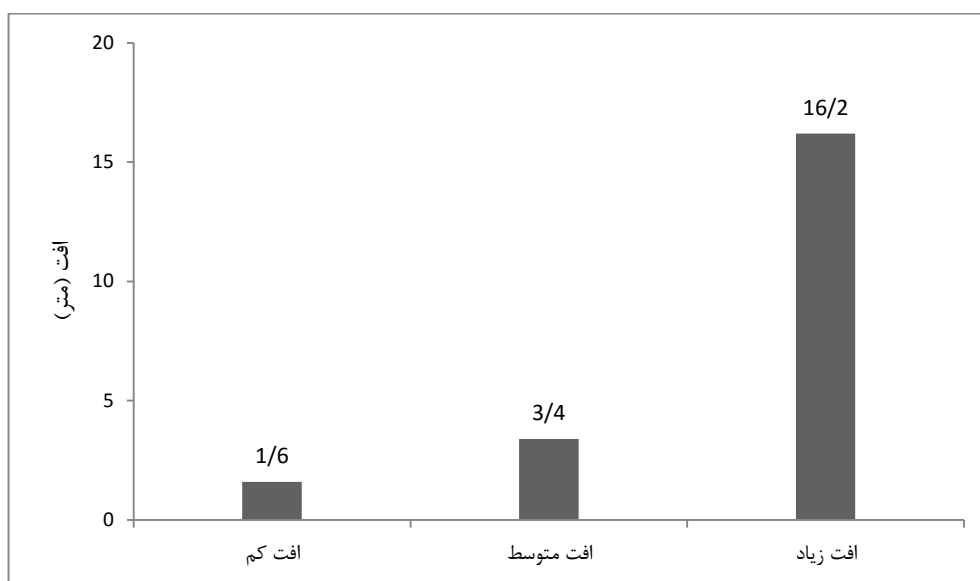
شکل ۴-۶- هیدروگراف واحد در محدوده افت کم



شکل ۴-۷- هیدروگراف واحد در محدوده با افت متوسط



شکل ۴-۸- هیدروگراف واحد در محدوده با افت زیاد



شکل ۴-۹- مقدار متوسط افت در نواحی سه‌گانه در دوره ۹ ساله (۱۳۷۹-۱۳۸۸)

#### ۴-۴- تهیه مدل شبکه عصبی مصنوعی

##### ۴-۴-۱- مقدمه

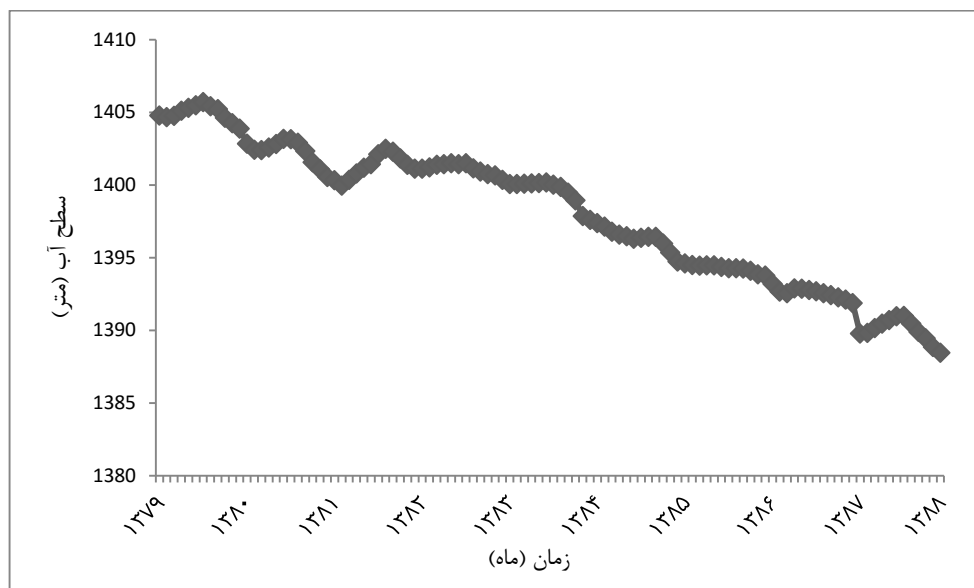
مدل کردن و شبیه‌سازی سطح آب زیرزمینی با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی (ANN) با دارا بودن قابلیت توانایی یادگیری بالا جایگاه ویژه‌ای دارد. از اینرو در این قسمت نتایج حاصل از مدل‌سازی سطح آب زیرزمینی دشت بسطام با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی ارائه می‌شود.

##### ۴-۴-۲- داده‌های ورودی و خروجی

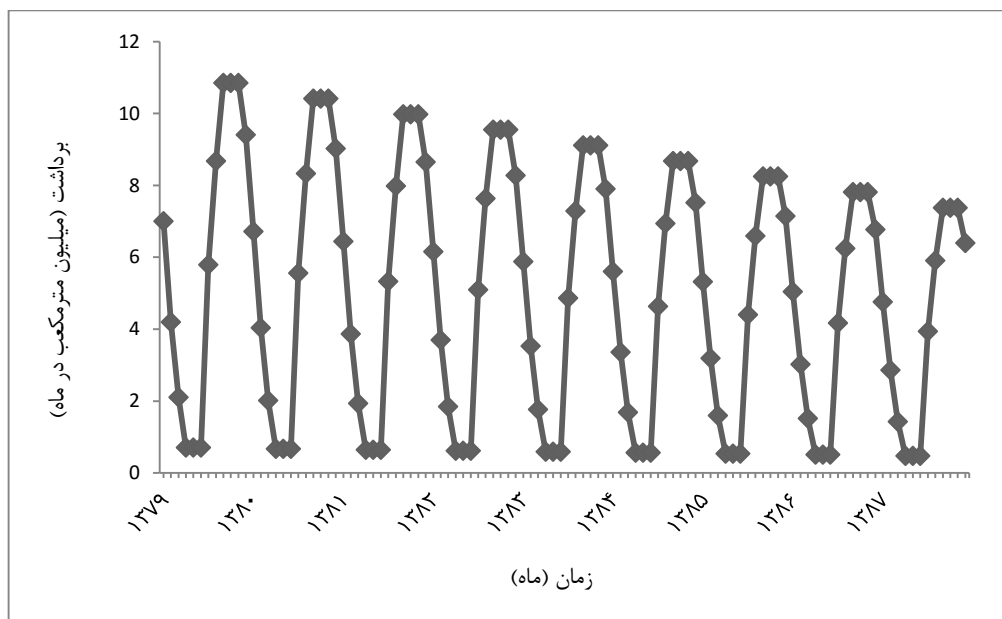
به منظور انجام مدل‌سازی شبکه عصبی از نرم‌افزار Qnet 2000 استفاده شد. به منظور انجام مدل‌سازی به دلیل اینکه محدوده با افت زیاد بیشترین مساحت حوضه را در بردارد و اکثر چاه‌های بهره‌برداری نیز در این قسمت قرار گرفته‌اند، مدل‌سازی سطح آب در این قسمت از دشت انجام گرفت و داده‌های مورد استفاده شامل برداشت از آب زیرزمینی (Withdraw)، آب برگشتی کشاورزی (Irrigation Return Flow, IRF) و بارش مؤثر به صورت ماهانه می‌باشند. بدین منظور به دلیل عدم وجود اطلاعات و داده‌های مورد نیاز در سال‌های آبی ۱۳۸۹-۱۳۸۸ و ۱۳۸۹-۱۳۹۰، این داده‌ها برای دوره آماری ۹ ساله (۱۳۷۹ تا ۱۳۸۸) از شرکت آب



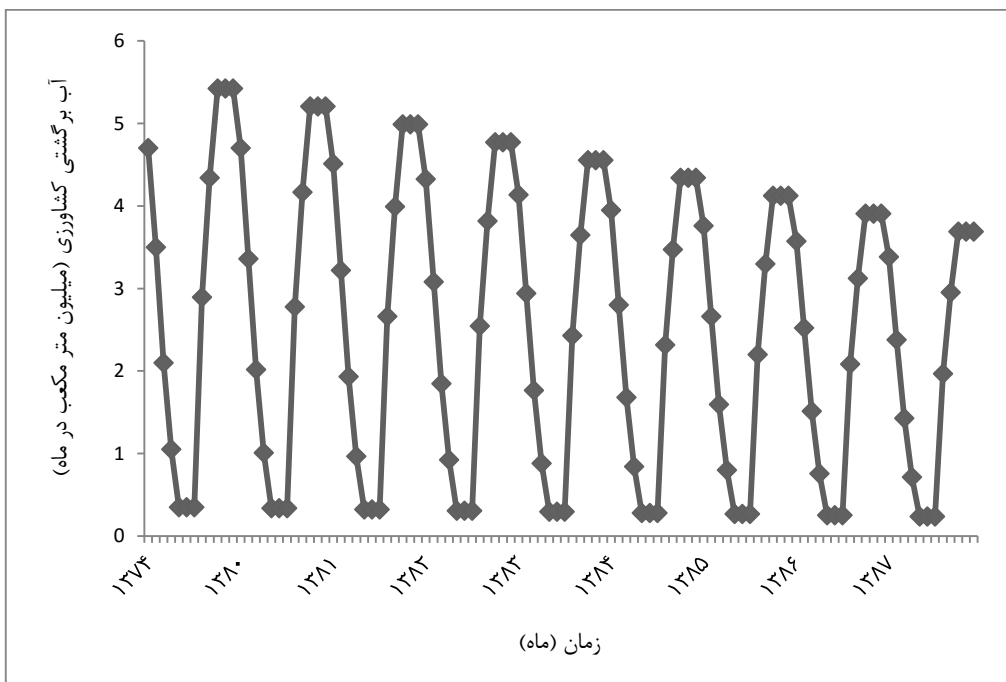
منطقه‌ای سمنان جمع‌آوری گردید. متوسط ماهانه اطلاعات ذکر شده در سال‌های مشترک مورد استفاده قرار گرفت. از اطلاعات موجود ۸۰٪ داده‌ها برای آموزش شبکه عصبی طراحی شده و ۲۰٪ مابقی داده‌ها برای صحت‌سنجی مدل در نظر گرفته شد. شکل‌های (۴-۱۰) تا (۴-۱۳) هر یک از پارامترهای مورد استفاده در منطقه مورد مطالعه را در طول ۹ سال آماری نشان می‌دهد.



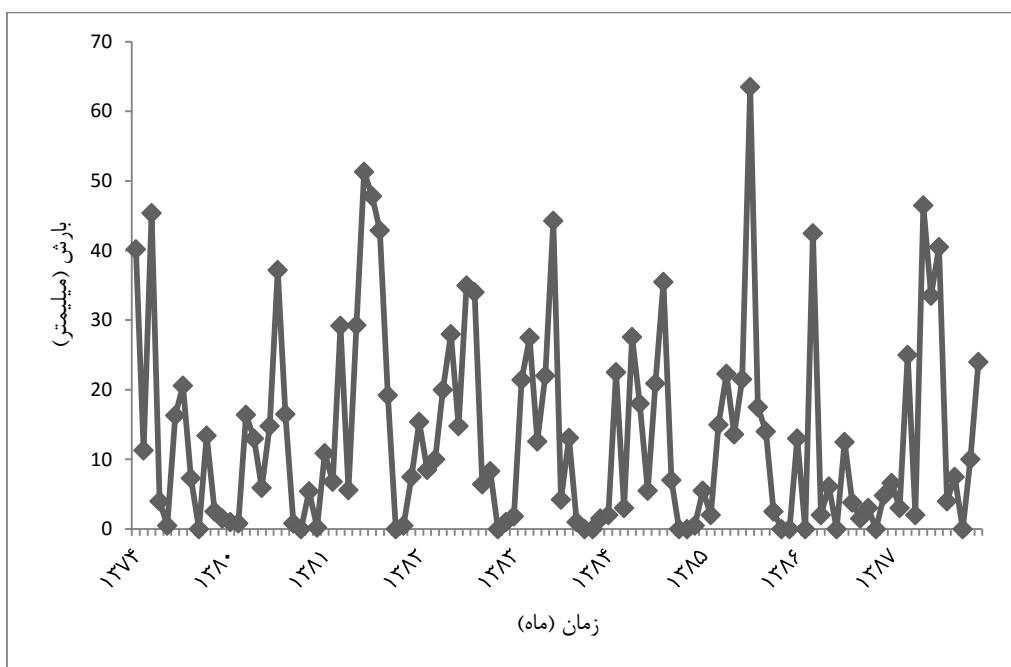
شکل ۴-۱۰- سری زمانی داده‌های ماهانه سطح آب زیرمینی دشت بسطام (۱۳۷۹-۱۳۸۸)



شکل ۴-۱۱- سری زمانی داده‌های ماهانه برداشت از آب زیرزمینی دشت بسطام (۱۳۷۹-۱۳۸۸)

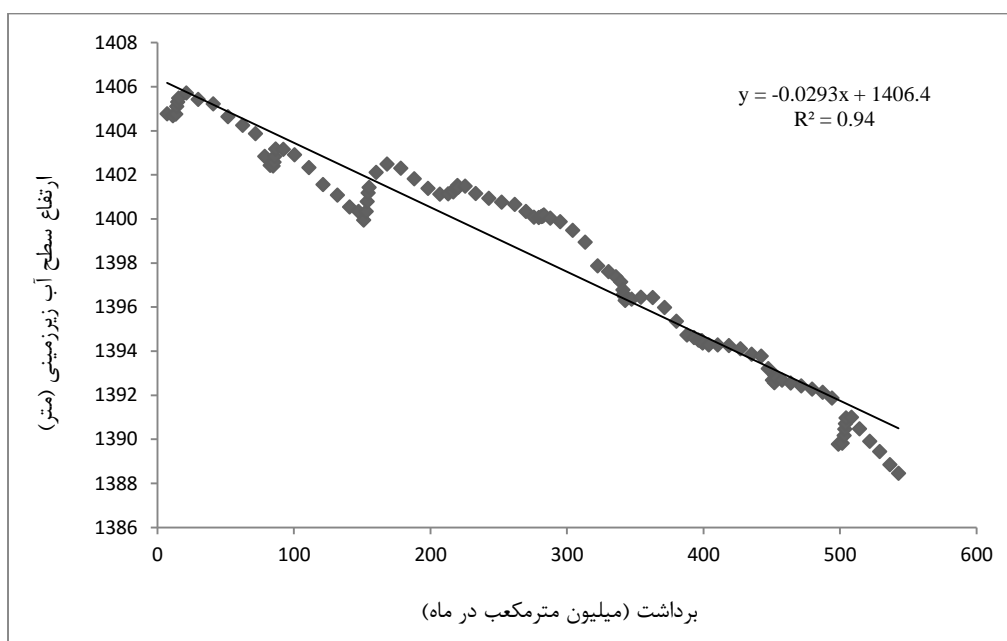


شکل ۴-۱۲- سری زمانی داده‌های ماهانه آب برگشتی کشاورزی دشت بسطام (۱۳۷۹-۱۳۸۸)

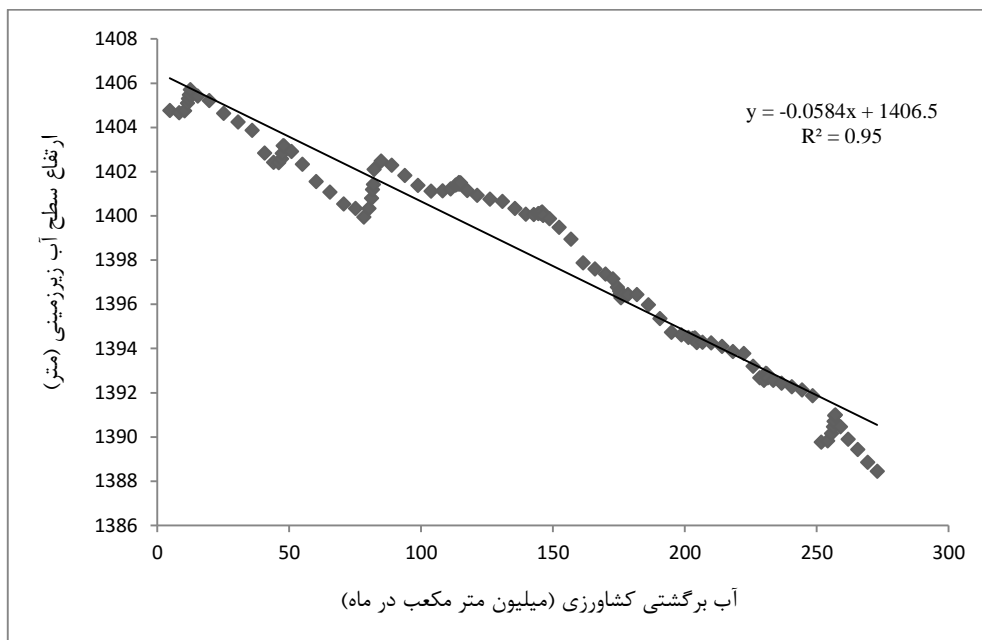


شکل ۴-۱۳- سری زمانی داده‌های ماهانه بارش دشت بسطام (۱۳۷۹-۱۳۸۸)

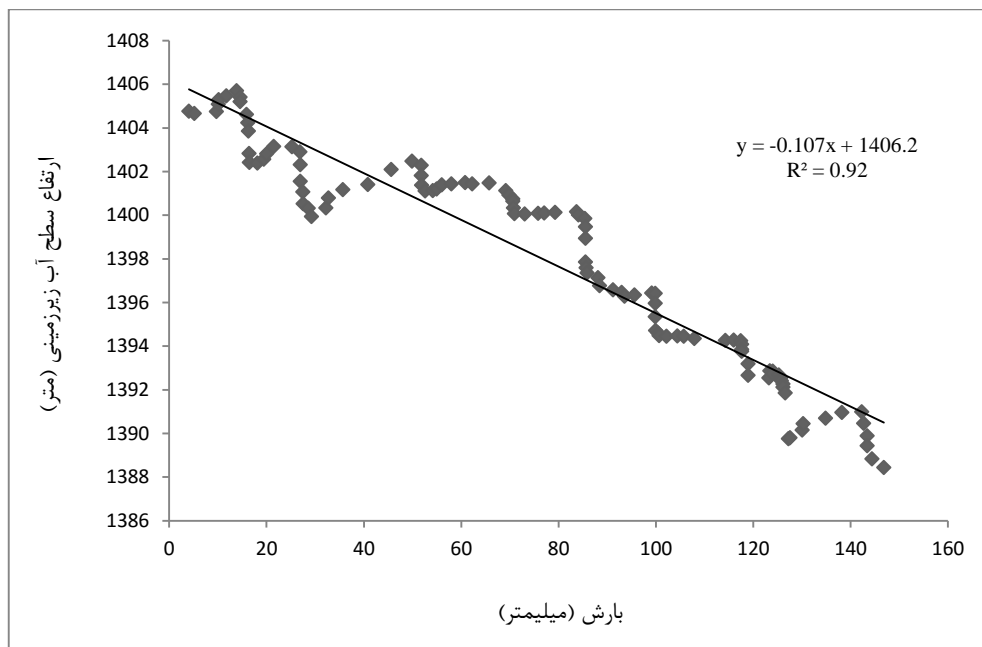
به منظور بررسی همبستگی بین ۳ نوع داده ورودی به مدل شبکه عصبی و سطح آب زیرزمینی، هر کدام از متغیرهای ورودی در مقابل سطح آب زیرزمینی ترسیم گردیدند که مقادیر ورودی‌ها به صورت تجمعی می‌باشند (شکل‌های ۴-۱۴ تا ۴-۱۶). همانطور که شکل (۴-۱۴) نشان می‌دهد، ارتباط خطی معکوسی بین مقدار برداشت و نوسانات سطح آب زیرزمینی دیده می‌شود، بدین معنی که هر چه مقدار برداشت بیشتر باشد سطح آب زیرزمینی افت بیشتری دارد. شکل‌های (۴-۱۴) تا (۴-۱۶) نشان می‌دهد تأثیر برداشت بر آب زیرزمینی بسیار بیشتر از تأثیر آب برگشتی کشاورزی و بارش مؤثر می‌باشد.



شکل ۴-۱۴- ارتباط بین سطح آب زیرزمینی دشت بسطام و مقدار حجم آب برداشتی از دشت



شکل ۴-۱۵- ارتباط بین سطح آب زیرزمینی دشت بسطام و مقدار حجم آب برگشتی کشاورزی



شکل ۴-۱۶- ارتباط بین سطح آب زیرزمینی دشت بسطام و مقدار بارش در دشت بسطام

از آنجاییکه در مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی تعداد لایه‌های میانی و همچنین توابع محرک در یادگیری شبکه تأثیر بسزایی دارند، لذا در تحقیق حاضر تأثیر آنها مورد بررسی قرار گرفت که نتایج آنها به ترتیب در بخش‌های زیر آمده است:

الف) بررسی تأثیر توابع محرک در یادگیری شبکه عصبی مصنوعی

ب) بررسی تأثیر لایه‌های میانی در یادگیری شبکه عصبی مصنوعی

### الف) بررسی تأثیر توابع محرک در یادگیری شبکه عصبی مصنوعی

در ساخت یک مدل بر مبنای شبکه عصبی، اولین کار انتخاب نوع شبکه است. در این تحقیق شبکه عصبی با ساختار پرسپترون چند لایه (MLP) مورد استفاده قرار گرفته است و دلیل این انتخاب توانایی این نوع شبکه‌ها برای دسته‌بندی (Classification) و کلاسه‌بندی (Clustering) و یافتن نگاشته‌های نامعلوم می‌باشد. همچنین از الگوریتم (LM) نیز صرف‌نظر شد، زیرا با وجود آنکه مدت زمان آموزش شبکه خیلی کم است ولی نیاز به فضای زیادی از حافظه کامپیوتر دارد و نتایج بدست آمده از این روش در مرحله آزمایش همراه با خطای زیاد است. به همین دلیل در این تحقیق از الگوریتم پس‌انتشار خطا (BP) استفاده گردید. در این راستا برای اجرای مدل از ساختار یک لایه ورودی، یک یا چند لایه میانی و یک لایه خروجی با توابع سیگموئید، گوس، تانژانت هیپربولیک و سکانت هیپربولیک استفاده گردید و سپس داده‌های مورد نظر به صورت ۳ گره ورودی شامل مقادیر برداشت، آب برگشتی کشاورزی و بارش، ۳ گره میانی و ۱ گره خروجی شامل سطح آب دشت بسطام به مدل معرفی گردید. برای اجرای مدل داده‌ها به صورت ۸۰٪ و ۲۰٪ به ترتیب برای مرحله آموزش و صحت‌سنجی تفکیک شدند. همچنین به منظور محاسبه مقدار میانگین مجذور ریشه خطا (Root Mean Squared Error, RMSE) و میانگین خطا مطلق (Mean Absolute Error, MAE) به ترتیب از فرمول‌های (۲-۴) و (۳-۴) استفاده گردید.

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (X_i - Y_i)^2}{n}} \quad (2-4)$$

$$MAE = \frac{\sum_{i=1}^n |X_i - Y_i|}{n} \quad (3-4)$$

در هر دو فرمول  $X$ ،  $Y$  و  $n$  به ترتیب برابر با مقدار مشاهده‌ای، مقدار تخمین زده شده و تعداد نمونه‌ها می‌باشد.

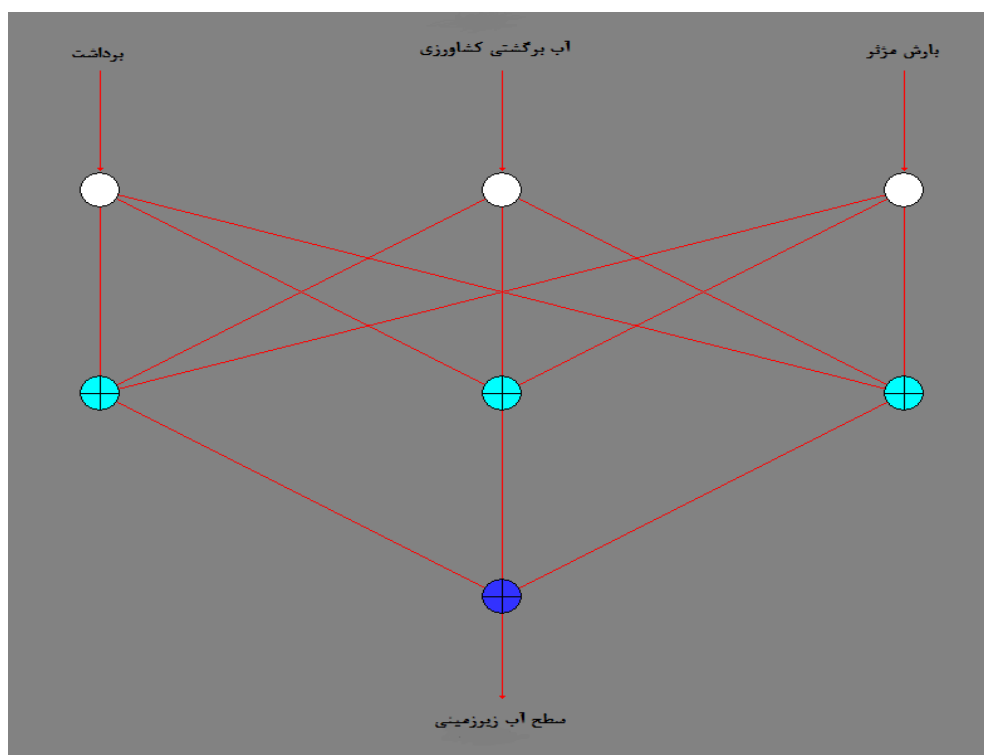
برای انجام مدلسازی تأخیرهای زمانی مختلف برای داده‌های ورودی مورد بررسی قرار گرفتند. از میان تأخیرهای زمانی مختلف بر اساس جدول (۴-۱) دو تأخیر زمانی بهترین پیش‌بینی از سطح آب زیرزمینی را ارائه می‌نماید و نیز نتایج اجرای مدل برای تعیین بهترین تابع محرک در جدول (۴-۲) آمده است. نتایج نشان می‌دهد که تابع محرک تانژانت هیپربولیک با داشتن ضریب همبستگی بیشتر (۰/۹۹ و ۰/۸۳ به ترتیب برای مراحل آموزش و صحت‌سنجی) در کل دارای نتایج بهتری نسبت به سایر توابع محرک می‌باشد. شکل (۴-۱۷) نمایشی از داده‌های ورودی و خروجی را برای ایجاد شبکه عصبی مصنوعی و شکل‌های (۴-۱۸) تا (۴-۲۱) نتایج حاصل از اجرای مدل با تابع محرک تانژانت هیپربولیک را برای مقادیر سطح آب مشاهده شده و محاسبه شده در دشت بسطام را به ترتیب در مرحله آزمایش و صحت‌سنجی نشان می‌دهد.

جدول ۴-۱- نتایج حاصل از اجرای مدل با تأخیرهای زمانی مختلف

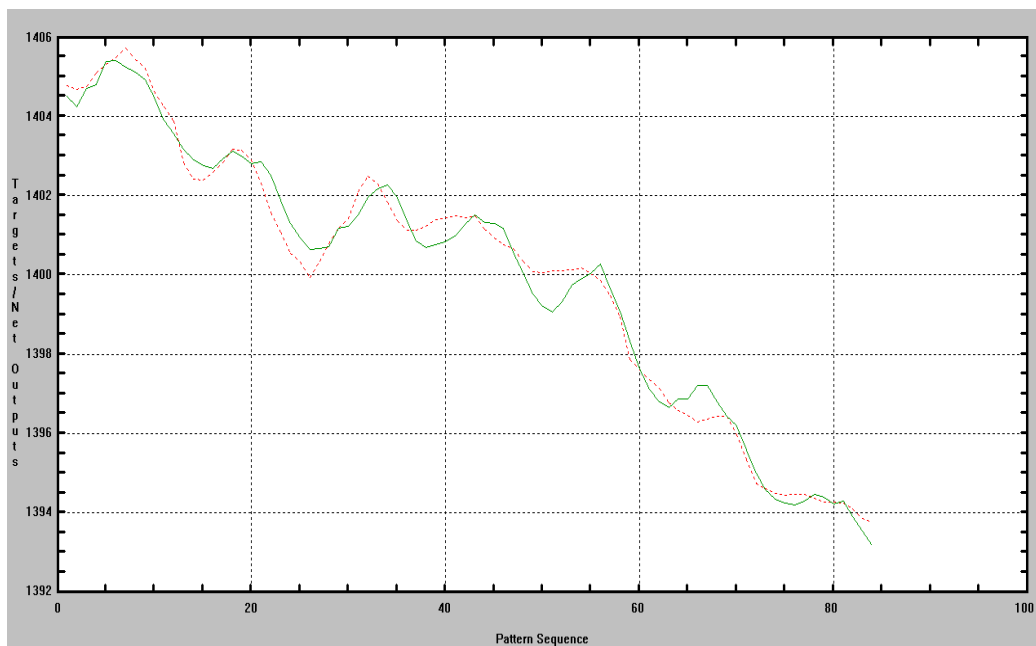
صحت‌سنجی			آموزش			تأخیرهای زمانی
MAE	RMSE	R <sup>2</sup>	MAE	RMSE	R <sup>2</sup>	
۱/۵۶	۱/۸۱	۰/۷۶	۰/۷۹	۰/۹۸	۰/۹۱	t
۱/۴۱	۱/۷۲	۰/۸۰	۰/۴۹	۰/۵۸	۰/۹۷	t-1
۱/۴۰	۱/۶۹	۰/۸۲	۰/۴۵	۰/۵۵	۰/۹۷	t-2
۱/۵۳	۱/۷۷	۰/۷۸	۰/۷۷	۰/۹۷	۰/۹۲	t-3
۱/۴۸	۱/۷۴	۰/۷۹	۰/۷۵	۰/۹۴	۰/۹۲	t-4

جدول ۴-۲- نتایج حاصل از اجرای مدل با توابع محرک مختلف

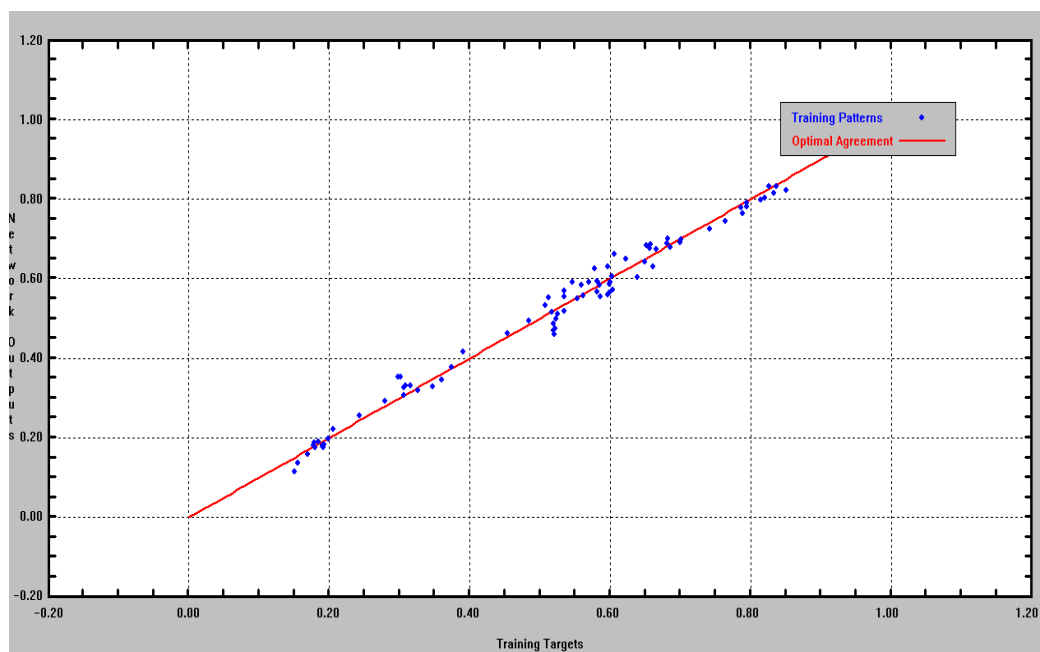
صحت‌سنجی (test)			آموزش (train)			تابع محرک	ساختار
MAE	RMSE	R <sup>2</sup>	MAE	RMSE	R <sup>2</sup>		
۱/۴۰	۱/۶۹	۰/۸۲	۰/۴۵	۰/۵۵	۰/۹۷	سیگموئید (Sigmoid)	۱
۱/۳۸	۱/۷۷	۰/۷۹	۰/۲۸	۰/۳۵	۰/۹۹	گوس (Gaussian)	۲
۱/۰۰	۱/۰۶	۰/۸۳	۰/۲۸	۰/۳۶	۰/۹۹	تانژانت هیپربولیک (Tanh)	۳
۱/۲۰	۱/۵۶	۰/۸۰	۰/۳۳	۰/۴۲	۰/۹۸	سکانت هیپربولیک (Sech)	۴



شکل ۴-۱۷- نمایی از شبکه عصبی مصنوعی با یک لایه میانی

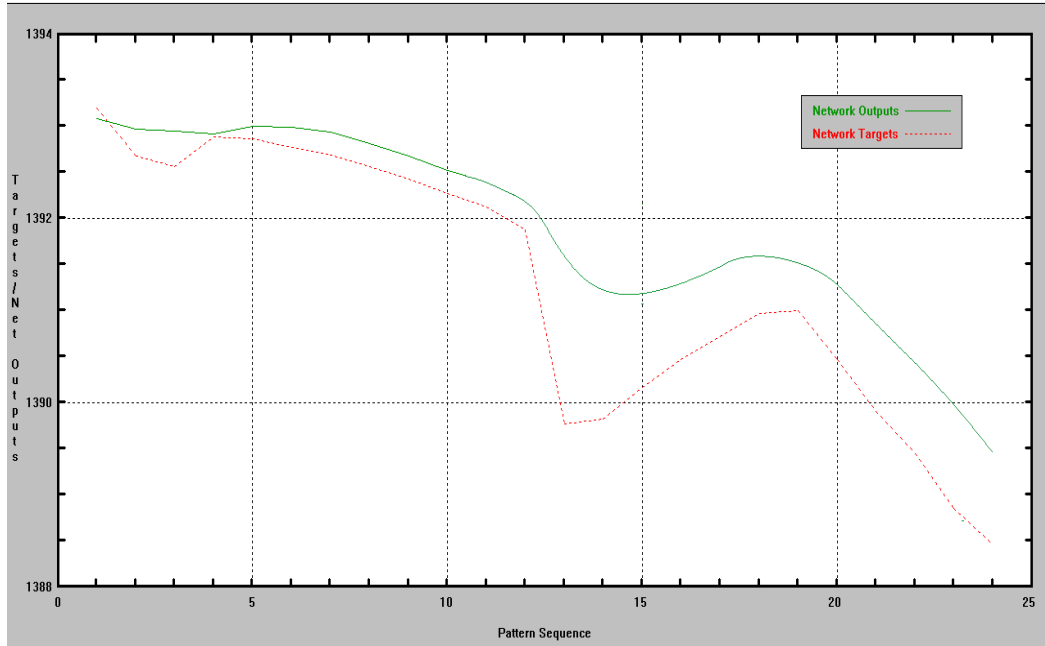


شکل ۴-۱۸- مقایسه بین سطح آب معرفی شده به مدل و خروجی از آن در مرحله آموزش با تابع محرک تانژانت هیپربولیک

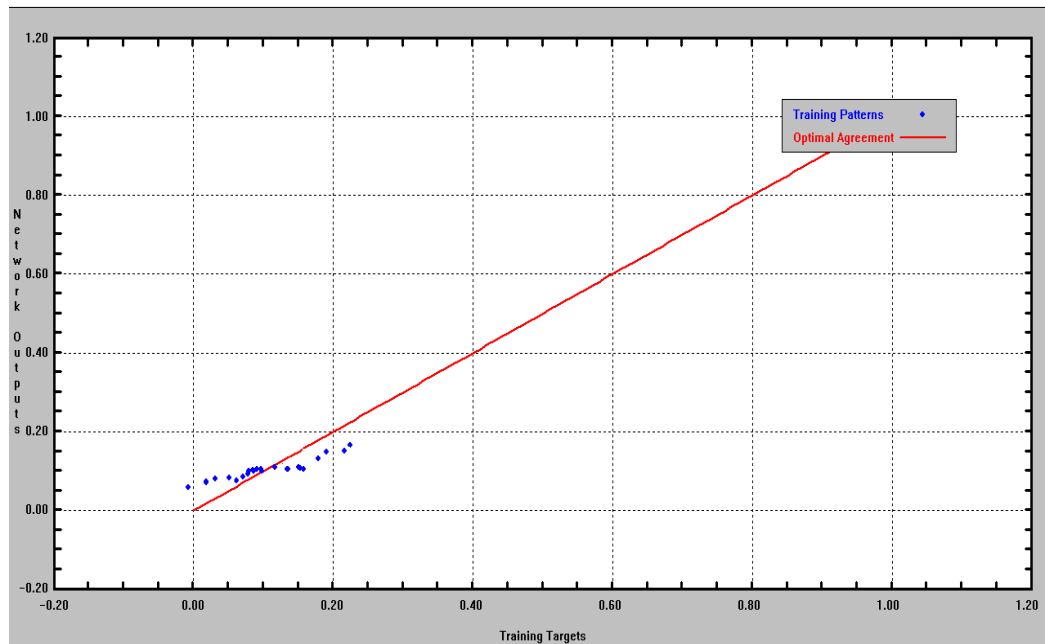


شکل ۴-۱۹- برازش بین داده‌های مشاهداتی و محاسباتی در مرحله آموزش با تابع محرک تانژانت هیپربولیک





شکل ۴-۲۰- مقایسه بین سطح آب معرفی شده به مدل و خروجی از آن در مرحله صحت‌سنجی با تابع محرک تانژانت هیپربولیک



شکل ۴-۲۱- برازش بین داده‌های مشاهداتی و محاسباتی در مرحله صحت‌سنجی با تابع محرک تانژانت هیپربولیک

### ب- بررسی تأثیر لایه‌های میانی در یادگیری شبکه عصبی مصنوعی

پس از انتخاب تابع تانژانت هیپربولیک به عنوان مدل برتر بار دیگر از این تابع برای پیش‌بینی سطح آب زیرزمینی دشت بسطام بهره گرفته شد، با این تفاوت که در شبکه‌های طراحی شده جدید تعداد لایه‌های مخفی متغیر هستند. با توجه به این که در نرم افزار Qnet 2000 بیشترین تعداد لایه‌های میانی برابر ۸ می‌باشد، بنابراین برای طراحی شبکه‌های جدید به ترتیب ۱، ۲، ۳، ۴، ۵، ۶، ۷ و ۸ لایه میانی در نظر گرفته شد. نتایج این مدل‌ها در جدول (۳-۴) قابل مشاهده می‌باشند.

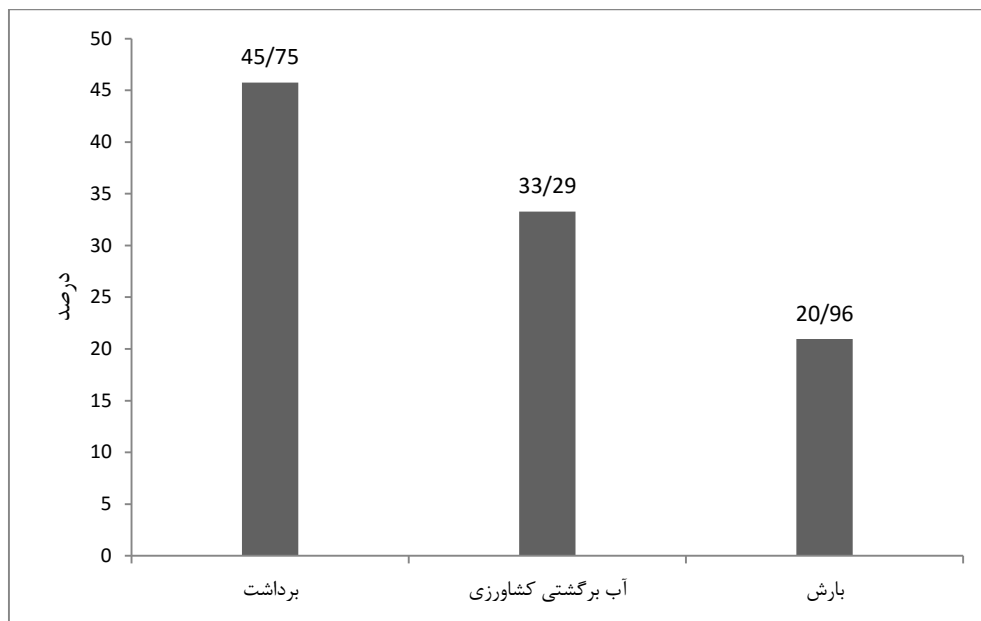
با توجه به جدول (۳-۴) مشاهده می‌شود که با افزایش تعداد لایه‌های میانی، ضریب همبستگی کاهش یافته و قدرت شبکه عصبی در مرحله آموزش و صحت‌سنجی کاهش می‌یابد و شبکه قادر به پیش‌بینی صحیح سطح آب زیرزمینی نمی‌باشد، به عبارت بهتر مقایسه شبکه با تعداد لایه‌های میانی مختلف نشان می‌دهد وقتی شبکه با یک لایه مورد استفاده قرار گرفت نتایج بهتری را می‌دهد.

جدول ۳-۴- نتایج حاصل از اجرای مدل با لایه‌های میانی مختلف در تابع محرک تانژانت هیپربولیک

صحت‌سنجی (test)			آموزش (train)			تعداد لایه‌های میانی	ساختار
MAE	RMSE	R <sup>2</sup>	MAE	RMSE	R <sup>2</sup>		
۱/۰۰	۱/۰۶	۰/۸۳	۰/۲۸	۰/۳۶	۰/۹۹	۱	۱
۱/۳۹	۱/۵۹	۰/۸۱	۰/۲۶	۰/۳۶	۰/۹۹	۲	۲
۱/۵۱	۱/۷۹	۰/۶۹	۰/۴۸	۰/۵۸	۰/۹۷	۳	۳
۱/۸۶	۲/۲۲	۰/۷۹	۰/۲۸	۰/۳۶	۰/۹۸	۴	۴
۸/۶۹	۸/۸۰	۰/۰۰	۲/۸۱	۳/۴۲	۰/۵۱	۵	۵
-	-	-	-	-	-	۶	۶
-	-	-	-	-	-	۷	۷
-	-	-	-	-	-	۸	۸

#### ۴-۴-۳- آنالیز حساسیت بر روی پارامترهای ورودی به مدل شبکه عصبی مصنوعی

مدل شبکه عصبی مصنوعی قادر به آنالیز حساسیت پارامترهای ورودی بر روی نتایج می‌باشد. نتایج مدل شبکه عصبی نشان می‌دهد که سهم برداشت ۴۵/۷۵ درصد، آب برگشتی کشاورزی ۳۳/۲۹ درصد و بارش ۲۰/۹۶ درصد می‌باشد (شکل ۴-۲۲). این امر نشان می‌دهد که پارامتر ورودی برداشت بیشترین تأثیر را در یادگیری شبکه دارد و عامل اصلی افت در سطح آب زیرزمینی منطقه می‌باشد.



شکل ۴-۲۲- آنالیز حساسیت سهم لایه‌های ورودی در نتایج مدل

#### ۴-۴-۴- انتخاب بهترین مدل شبکه عصبی مصنوعی

همان‌طور که از جدول‌های (۲-۴) و (۳-۴) قابل مشاهده است، از میان مدل‌های برتر شبکه عصبی مصنوعی، مدل شبکه عصبی با تابع محرک تانژانت هیپربولیک و تعداد لایه‌های میانی یک با بیشترین ضریب همبستگی برابر ۰/۹۹ و ۰/۸۳ به ترتیب در مرحله آموزش و صحت‌سنجی به عنوان مدل برتر در پیش‌بینی و برآورد سطح آب زیرزمینی دشت بسطام شناخته شد.

#### ۴-۵- تهیه مدل شبکه استنتاج تطبیقی عصبی فازی

##### ۴-۵-۱- مقدمه

حجم زیادی از اطلاعات بعلاوه مقدار زیادی عدم قطعیت، زمینه اصلی بسیاری از مشکلات امروزه یعنی پیچیدگی را تشکیل می‌دهند. مطلب مهم این است که با پیچیدگی چگونه برخورد کنیم.

یک راه این است که مقدار عدم قطعیت مجاز در بیان و حل مسئله افزایش داده شود. برای این کار کافی است که قسمتی از اطلاعات دقیق را حذف کرده و بجای آن از یک خلاصه غیردقیق استفاده شود. بعنوان مثال برای تشریح وضع هوای امروز بجای اینکه درصد دقیق ابر در آسمان بیان شود، گفته شود هوا آفتابی یا ابری است. گرچه این بیان خیلی ساده غیردقیق‌تر و نامشخص‌تر می‌باشد، ولی در عین حال مفیدتر و ساده‌تر است.

بخش زیادی از اطلاعات که روزمره به صورت محاوره‌ای رد و بدل می‌شود از نوع غیردقیق می‌باشد. بنابراین هنگامیکه مسئله مواجه با این نوع اطلاعات و بکارگیری آنهاست به نظر می‌رسد که احتیاج به ابزار ریاضی جدید غیر از آنچه بکار رفته است، می‌باشد. به عنوان مثال کلمه آفتابی را در نظر بگیرید. مقصود از هوای آفتابی چیست؟ مسلماً منظور فقط پوشش ابری نیست زیرا هدف از بکار بردن کلمه آفتابی، بیان عدم قطعیت در صحبت است. از طرف دیگر معنی آن نیز کاملاً دلخواه نیست. زیرا پوشش ابری ۱۰٪ یا ۹۰٪ یا ۸۰٪ را نمی‌توان آفتابی نامید. بعضی از حالات میانی را می‌توان به عنوان وضعیت آفتابی قبول کرد. مثلاً اگر ۱۰٪ یا ۲۰٪ آسمان را ابر پوشانده باشد می‌توان گفت که هوا آفتابی است. حال این سؤال پیش می‌آید که مرز آفتابی بودن و غیرآفتابی بودن کجاست؟ اگر پوشش ابری ۲۵٪ را به عنوان مرز قبول کنیم آیا به معنی این است که پوشش ابری ۲۶٪ آفتابی نیست؟ واضح است که این قابل قبول نیست زیرا اضافه شدن ۱٪ ابر در آسمان، هوا را از آفتابی به غیرآفتابی تبدیل نمی‌کند. برای رفع این مشکل باید طرز تعریف هوای آفتابی را تغییر داد. در واقع مرز بین هوای آفتابی و هوای غیرآفتابی کاملاً مشخص نیست. این مطلب دقیقاً ایده اساسی مجموعه‌های فازی می‌باشد. ایده‌ای که در عین سادگی از نظر شهودی رضایت‌بخش است (Klir, 1988).

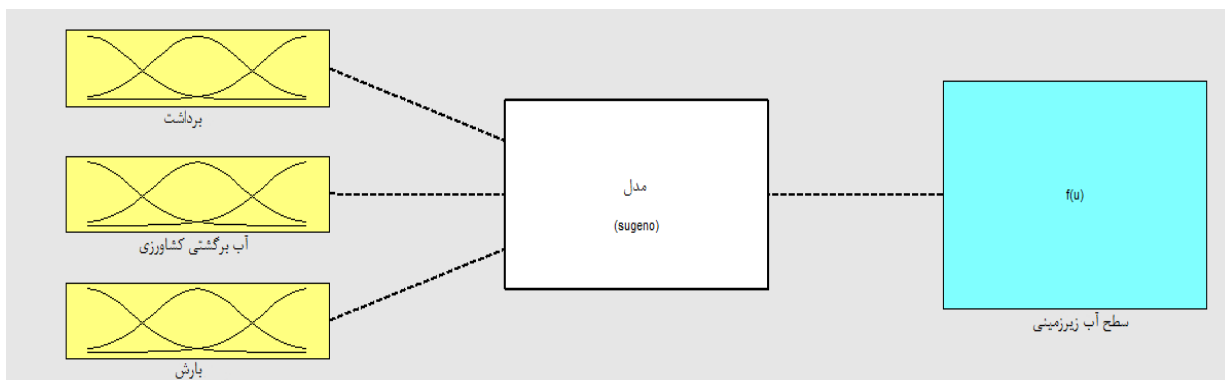
دلیل دیگری که نیاز به تئوری فازی را توجیه می‌کند، احتیاج به روش‌های کمی برای تحلیل سیستم‌های اقتصادی-اجتماعی، بیولوژیکی و غیره است که در آن رفتار زنده سیستم به رفتار غیرزنده آن غالب است که پایه این سیستم انسان است. بنابراین در این قسمت از تحقیق سعی بر آن است که سطح آب زیرزمینی را با استفاده از سیستم استنتاج تطبیقی عصبی فازی (ANFIS) مدل‌سازی کنیم.

#### ۴-۵-۲- تنظیم پارامترها

برای انجام مدل‌سازی به روش ANFIS از نرم‌افزار MATLAB استفاده شد و پارامترها همانند شبکه عصبی مصنوعی یعنی برداشت، آب برگشتی کشاورزی و بارش مؤثر انتخاب شدند. در این روش به دلیل بزرگ بودن داده‌ها، به منظور حذف تأثیر مقیاس (اندازه) داده‌ها در یادگیری مدل، تمامی پارامترها بر اساس فرمول زیر نرمال شده و سپس به شبکه معرفی گردیدند.

$$x_n = \frac{x - x_{min}}{x_{max} - x_{min}} \quad (1-4)$$

در این مدل‌سازی نیز ۸۰٪ داده به عنوان داده‌های آموزشی و ۲۰٪ داده‌ها به عنوان داده‌های صحت‌سنجی به نرم‌افزار معرفی شدند. هر دو دسته داده‌ها در قالب یک آرایه، ستون به ستون هستند که داده‌های خروجی در ستون آخر این آرایه‌ها قرار می‌گیرند. شکل (۴-۲۳) نمایشی از داده‌های ورودی و خروجی به مدل سوگنو در روش ANFIS را نشان می‌دهد.



شکل ۴-۲۳- نمایش داده‌های ورودی و خروجی با مدل ANFIS برای پیش‌بینی سطح آب

از آنجاییکه در مدل سیستم استنتاج تطبیقی عصبی فازی تعداد توابع عضویت، نوع توابع عضویت ورودی و خروجی، روش‌های بهینه‌سازی، جداسازی و قوانین در یادگیری شبکه تأثیر بسزایی دارند، لذا در تحقیق حاضر تأثیر آنها مورد بررسی قرار گرفت، که نتایج آنها به ترتیب در بخش‌های زیر آمده است:

### الف) بررسی تأثیر توابع عضویت خروجی

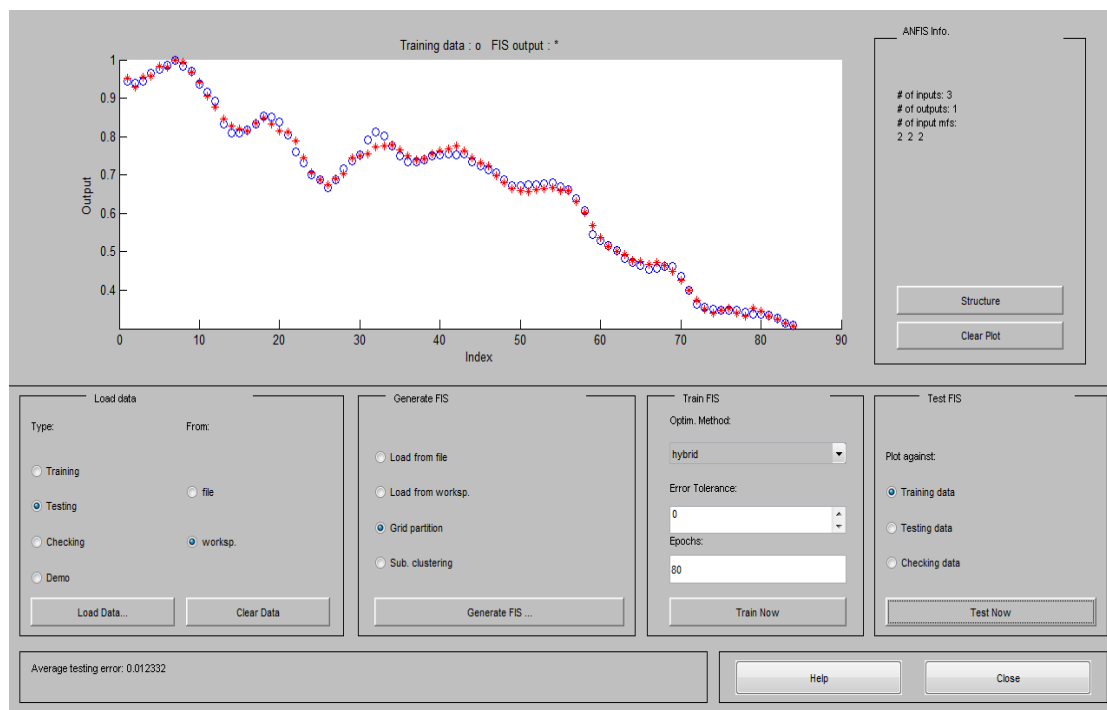
مدل ANFIS فقط در مورد سیستم‌های استنتاجی سوگنو (Sugeno) به کار می‌رود. در این راستا برای انجام مدل‌سازی پس از بارگذاری داده‌های آموزشی و صحت‌سنجی در نرم‌افزار، یک ساختار Fuzzy Inference System (FIS) اولیه برای انجام مدل‌سازی ایجاد و بارگذاری می‌شود. به منظور تعیین بهترین تأخیر زمانی، تأخیرهای زمانی مختلف به شبکه معرفی گردید، بر اساس جدول (۴-۴) بهترین تأخیر زمانی برای انجام مدل‌سازی همانند روش شبکه عصبی تأخیر زمانی ۲ می‌باشد. برای انجام طبقه‌بندی از تکنیک جداسازی تورانه‌ای (Grid Partition) استفاده گردید و چون تعیین بهترین تعداد تابع عضویت و نوع توابع عضویت ورودی و خروجی بر اساس آزمایش‌های سعی و خطا انجام می‌شود، به همین منظور تمامی تعداد و نوع توابع عضویت برای متغیرهای خروجی مورد آزمایش قرار گرفت. جدول (۴-۵) نتایج حاصل از اجرای مدل برای توابع عضویت خروجی ثابت و خطی و تعداد ۲ تابع عضویت را برای تعیین بهترین تابع عضویت خروجی نشان می‌دهد. بر اساس جدول (۴-۵) تابع عضویت خطی با ضریب همبستگی ۰/۹۹ و ۰/۸۹ به ترتیب در مرحله آموزش و صحت‌سنجی دارای بیشترین همبستگی و کمترین خطا می‌باشد. شکل‌های (۴-۲۴) تا (۴-۲۷) نتایج حاصل از اجرای مدل با تابع عضویت خطی برای مقادیر سطح آب مشاهده شده و محاسبه شده در دشت بسطام را به ترتیب در مرحله آموزش و صحت‌سنجی نشان می‌دهد.

جدول ۴-۴- نتایج حاصل از اجرای مدل با تأخیرهای زمانی مختلف

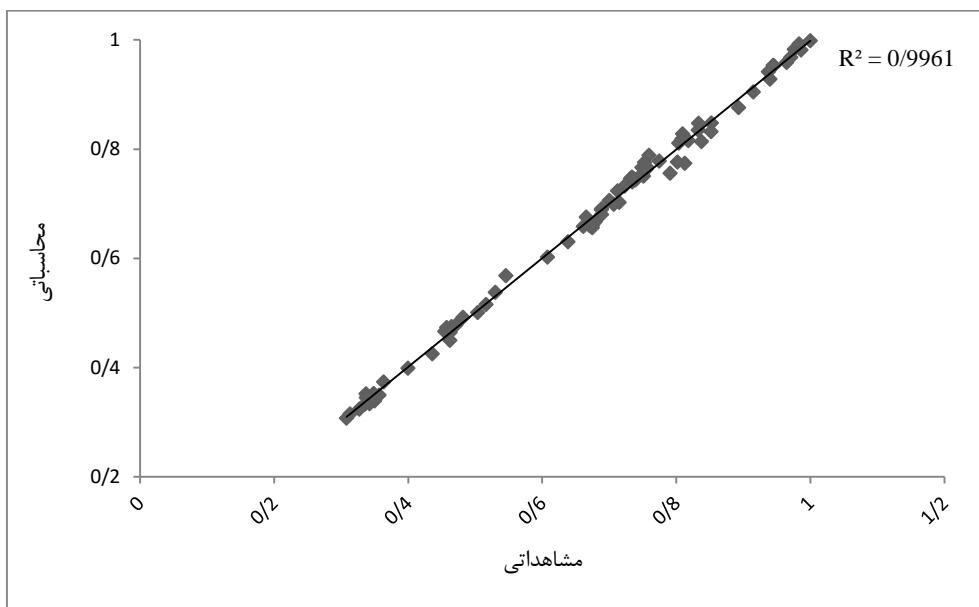
صحت‌سنجی (test)			آموزش (train)			تأخیرهای زمانی
MAE	RMSE	R <sup>2</sup>	MAE	RMSE	R <sup>2</sup>	
۰/۱۲	۰/۱۳	۰/۷۱	۰/۰۱	۰/۰۱	۰/۹۹	t
۰/۱۰	۰/۱۱	۰/۸۳	۰/۰۱	۰/۰۱	۰/۹۹	t-1
۰/۰۹	۰/۱۰	۰/۸۹	۰/۰۰۹	۰/۰۱	۰/۹۹	t-2
۰/۳۸	۰/۴۵	۰/۶۴	۰/۰۷	۰/۰۸	۰/۹۸	t-3
۰/۳۷	۰/۴۹	۰/۵۰	۰/۱۱	۰/۱۶	۰/۹۸	t-4

جدول ۴-۵- نتایج حاصل از اجرای مدل با توابع عضویت خروجی

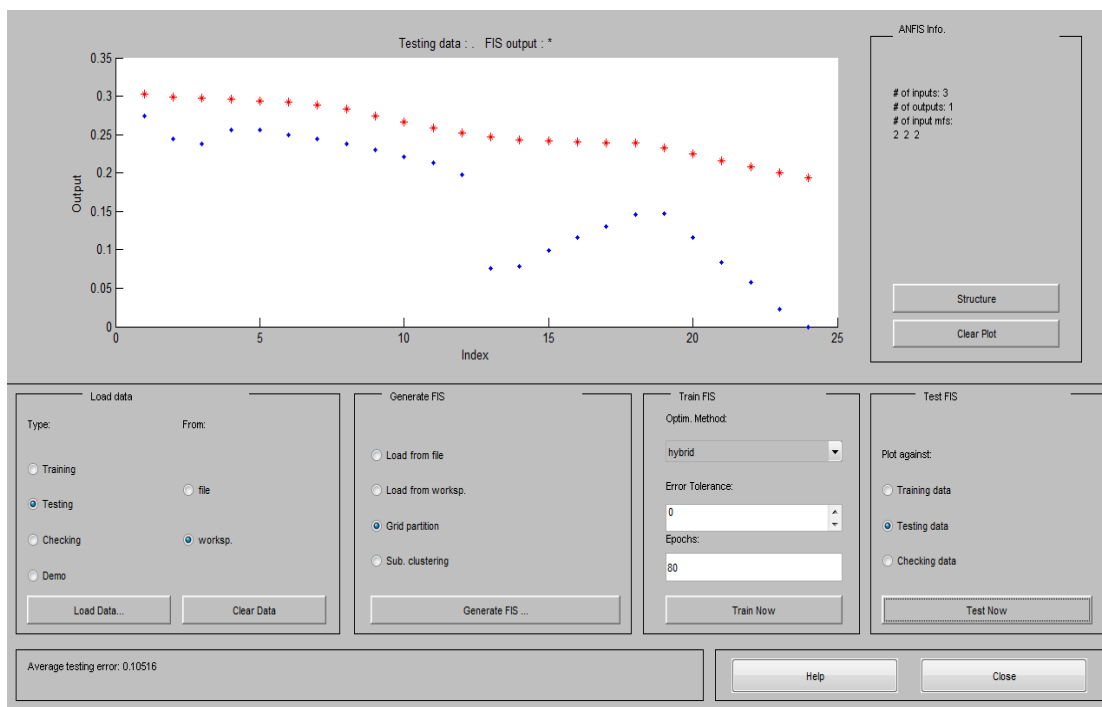
صحت‌سنجی (test)			آموزش (train)			نوع تابع عضویت خروجی
MAE	RMSE	R <sup>2</sup>	MAE	RMSE	R <sup>2</sup>	
۰/۱۰	۰/۱۳	۰/۳۲	۰/۰۲	۰/۰۲	۰/۹۹	Constant
۰/۰۹	۰/۱۰	۰/۸۹	۰/۰۰۹	۰/۰۱	۰/۹۹	Linear



شکل ۴-۲۴- نتایج مربوط به یادگیری مدل در مرحله آموزش با تابع عضویت خطی

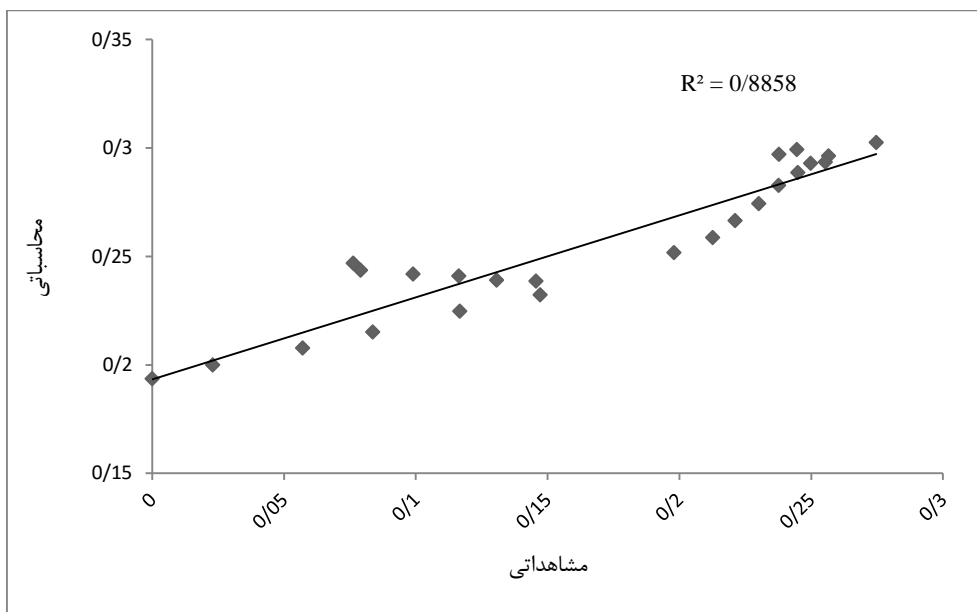


شکل ۴-۲۵- برآزش بین داده‌های مشاهداتی و محاسباتی در مرحله آموزش با تابع عضویت خطی



شکل ۴-۲۶- نتایج مربوط به یادگیری مدل در مرحله صحت‌سنجی با تابع عضویت خطی





شکل ۴-۲۷- برازش بین داده‌های مشاهداتی و محاسباتی در مرحله صحت‌سنجی با تابع عضویت خطی

### ب) بررسی تأثیر روش‌های بهینه‌سازی

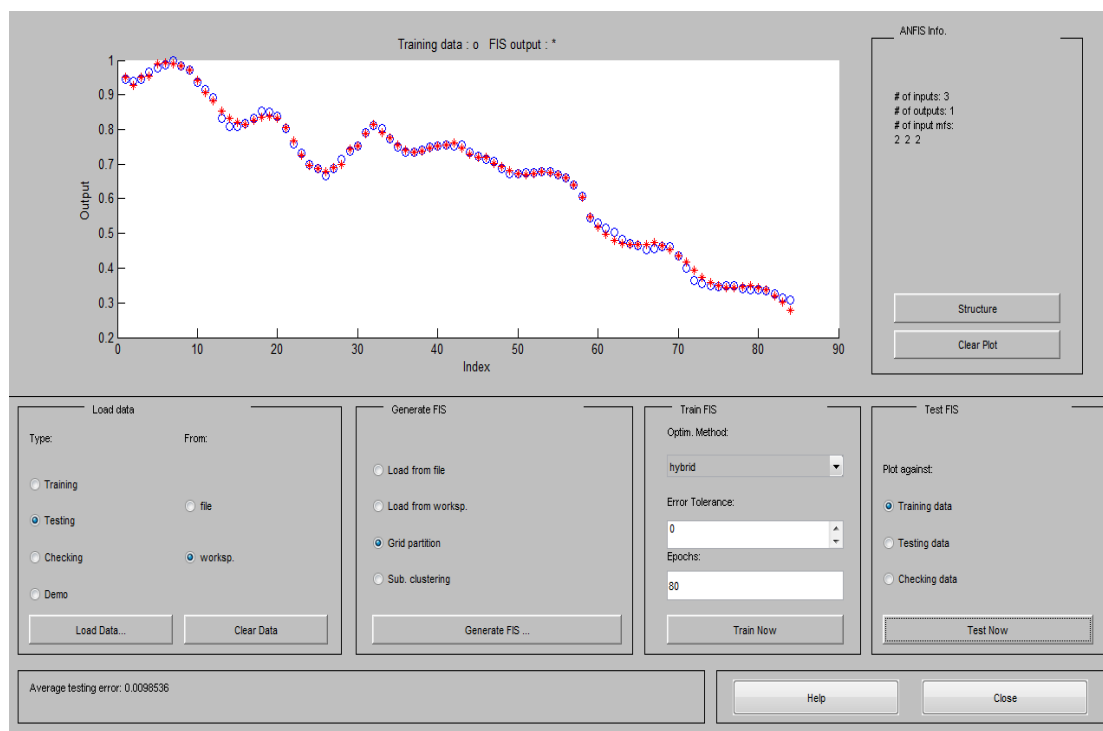
به دلیل اینکه روش‌های بهینه‌سازی برای آموزش پارامترهای تابع عضویت استفاده می‌شود. برای تعیین بهترین روش آن تمامی توابع عضویت ورودی برای هر دو روش بهینه‌سازی هیبرید (hybrid) (که ترکیبی از روش کاهش شیب پس‌انتشار برای توابع عضویت ورودی و روش حداقل مربعات برای توابع عضویت خروجی) و روش پس‌انتشار (back propagation) مورد آزمایش قرار گرفت. جدول‌های (۴-۶) و (۴-۷) به ترتیب روش‌های بهینه‌سازی هیبرید و پس‌انتشار برای تمامی توابع عضویت ورودی و تابع عضویت خطی برای متغیر خروجی و تعداد تابع عضویت ۲ را نشان می‌دهد. نتایج نشان می‌دهد که تابع عضویت دوزنقه‌ای شکل (trapezoidal shape membership function) با روش بهینه‌سازی هیبرید با ضریب همبستگی ۰/۹۹ و ۰/۹۱ به ترتیب در مراحل آموزش و صحت‌سنجی بهترین نوع تابع می‌باشد. شکل‌های (۴-۲۸) تا (۴-۳۱) نتایج حاصل از اجرای مدل با تابع دوزنقه‌ای شکل را نشان می‌دهند.

جدول ۴-۶- نتایج حاصل از اجرای مدل با روش بهینه‌سازی هیبرید

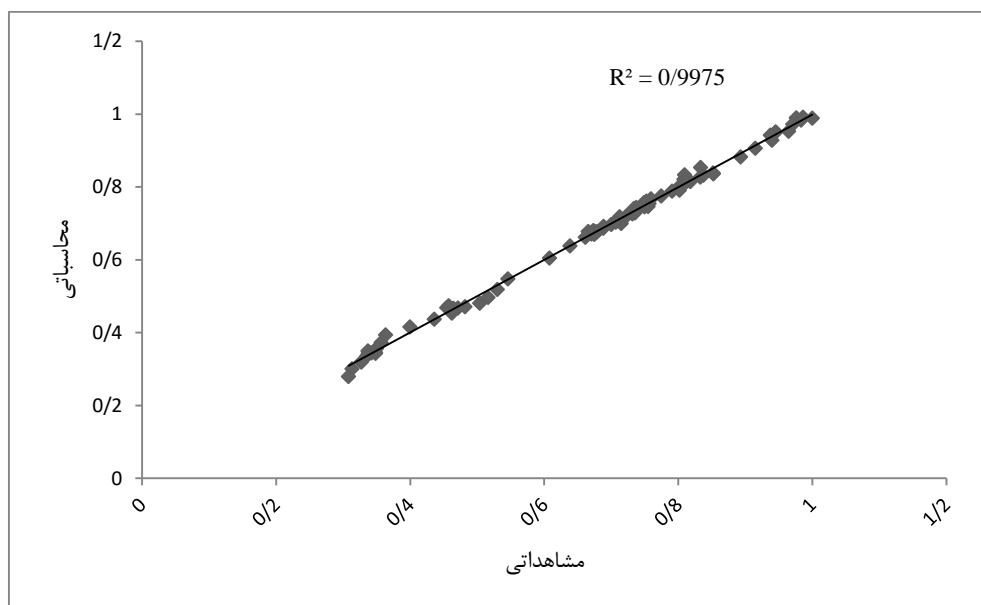
صحت‌سنجی (test)			آموزش (train)			نوع تابع	ردیف
MAE	RMSE	R <sup>2</sup>	MAE	RMSE	R <sup>2</sup>		
۰/۰۹	۰/۱۰	۰/۸۹	۰/۰۰۹	۰/۰۱	۰/۹۹	Tri	۱
۰/۰۲	۰/۰۳	۰/۹۱	۰/۰۰۷	۰/۰۱	۰/۹۹	Trap	۲
۰/۰۷	۰/۰۹	۰/۸۱	۰/۰۰۷	۰/۰۱	۰/۹۹	Gbell	۳
۰/۰۸	۰/۱۰	۰/۸۵	۰/۰۰۷	۰/۰۱	۰/۹۹	Gauss	۴
۰/۱۲	۰/۱۵	۰/۴۷	۰/۰۰۷	۰/۰۰۹	۰/۹۹	Gauss2	۵
۰/۰۷	۰/۰۹	۰/۸۱	۰/۰۰۹	۰/۰۱	۰/۹۹	Sig	۶
۰/۰۶	۰/۰۸	۰/۸۹	۰/۰۰۷	۰/۰۰۹	۰/۹۹	Dsig	۷
۰/۰۶	۰/۰۸	۰/۸۹	۰/۰۰۷	۰/۰۰۹	۰/۹۹	psig	۸
۰/۰۳	۰/۰۵	۰/۹۰	۰/۰۰۸	۰/۰۱	۰/۹۹	Pi	۹
۰/۰۵	۰/۰۷	۰/۸۸	۰/۰۰۸	۰/۰۱	۰/۹۹	S	۱۰
۰/۰۷	۰/۰۹	۰/۸۱	۰/۰۰۸	۰/۰۱	۰/۹۹	z	۱۱

جدول ۴-۷- نتایج حاصل از اجرای مدل با روش بهینه‌سازی پس‌انتشار

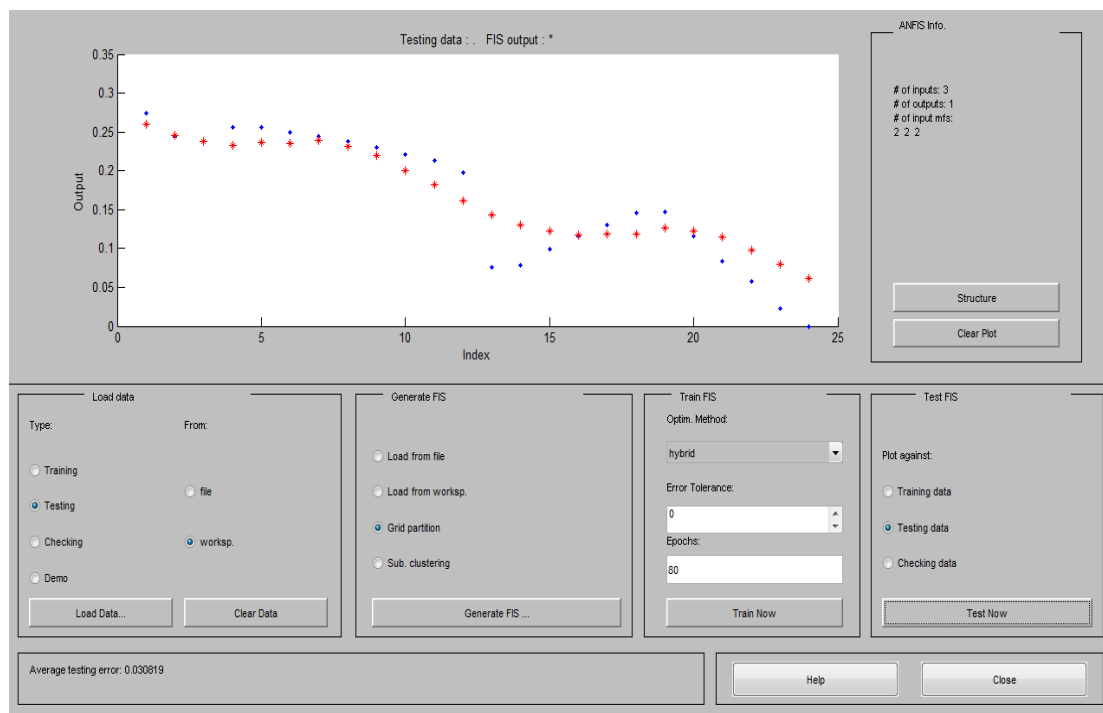
صحت‌سنجی (test)			آموزش (train)			نوع تابع	ردیف
MAE	RMSE	R <sup>2</sup>	MAE	RMSE	R <sup>2</sup>		
۰/۱۹	۰/۲۰	۰/۷۹	۰/۰۶	۰/۰۶	۰/۸۹	Tri	۱
۰/۲۹	۰/۳۰	۰/۸۹	۰/۰۸	۰/۱۰	۰/۷۵	Trap	۲
۰/۲۱	۰/۲۴	۰/۸۳	۰/۰۳	۰/۰۴	۰/۹۵	Gbell	۳
۰/۲۲	۰/۲۵	۰/۸۱	۰/۰۳	۰/۰۴	۰/۹۵	Gauss	۴
۰/۳۹	۰/۴۱	۰/۸۷	۰/۱۰	۰/۲۰	۰/۳۴	Gauss2	۵
۰/۴۰	۰/۴۱	۰/۵۱	۰/۱۰	۰/۱۰	۰/۶۵	Sig	۶
۰/۲۹	۰/۳۰	۰/۸۹	۰/۱۰	۰/۱۰	۰/۶۳	Dsig	۷
۰/۲۹	۰/۳۰	۰/۸۹	۰/۱۰	۰/۱۰	۰/۶۳	psig	۸
۰/۳۳	۰/۳۴	۰/۷۸	۰/۰۹	۰/۱۰	۰/۶۷	Pi	۹
۰/۴۷	۰/۴۹	۰/۳۲	۰/۰۷	۰/۰۹	۰/۸۲	S	۱۰
۰/۲۰	۰/۲۴	۰/۴۸	۰/۰۴	۰/۰۵	۰/۹۳	z	۱۱



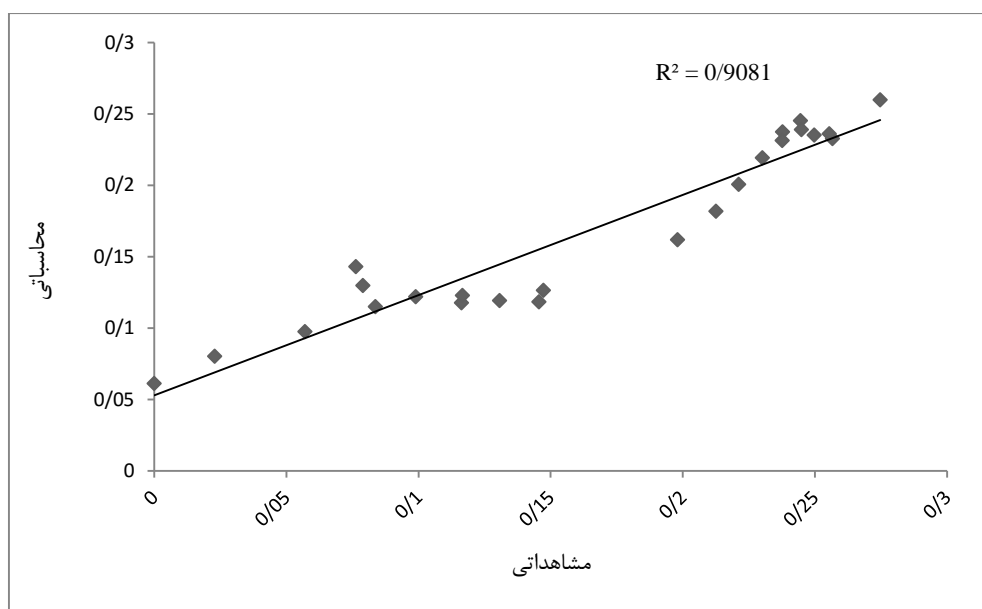
شکل ۴-۲۸- نتایج مربوط به یادگیری مدل در مرحله آموزش با روش بهینه‌سازی هیبرید و تابع عضویت دوزنقه‌ای شکل



شکل ۴-۲۹- برازش بین داده‌های مشاهداتی و محاسباتی در مرحله آموزش با روش بهینه‌سازی هیبرید و تابع عضویت دوزنقه‌ای شکل



شکل ۴-۳۰- نتایج مربوط به یادگیری مدل در مرحله صحت‌سنجی با روش بهینه‌سازی هیبرید و تابع عضویت دوزنقه‌ای شکل



شکل ۴-۳۱- برازش بین داده‌های مشاهداتی و محاسباتی در مرحله صحت‌سنجی با روش بهینه‌سازی هیبرید و تابع عضویت دوزنقه‌ای شکل

### ج) بررسی تأثیر عملگرهای منطقی

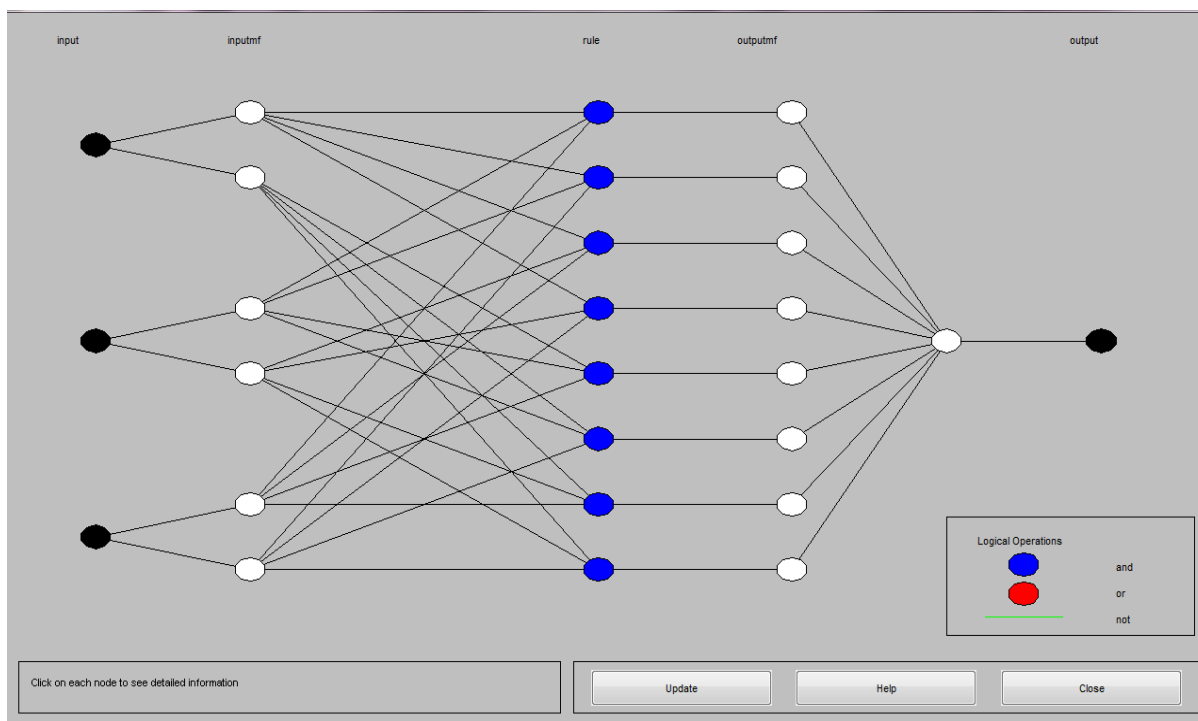
پس از تعیین بهترین روش بهینه‌سازی، به منظور تعیین تأثیر عملگرهای منطقی and، not و or ورودی‌ها و خروجی در شبکه بارگذاری شدند و هریک از عملگرها مورد بررسی قرار گرفتند. جدول‌های (۴-۸) و (۴-۹) نتایج حاصل از اجرای مدل با عملگرهای and و or را نشان می‌دهند. بر اساس نتایج عملگر منطقی or نمی‌تواند ارتباط دقیقی بین متغیرهای ورودی و خروجی برقرار نماید، به همین دلیل خطای زیادی در روند مدل‌سازی در این روش دیده می‌شود. عملگر منطقی and با تابع عضویت دوزنقه‌ای شکل (trapmf) و تعداد تابع عضویت ۲ با ضریب همبستگی ۰/۹۹ و ۰/۹۱ به ترتیب برای مراحل آموزش و صحت‌سنجی بهترین نتایج با کمترین خطا را ارائه می‌دهد. شکل (۴-۳۲) ساختار فازی (FIS) بکار رفته در مدل‌سازی با عملگر منطقی and را نشان می‌دهد.

جدول ۴-۸- نتایج حاصل از اجرای مدل با روش بهینه‌سازی هیبرید و عملگر منطقی and

صحت‌سنجی (test)			آموزش (train)			نوع تابع	ردیف
MAE	RMSE	R <sup>2</sup>	MAE	RMSE	R <sup>2</sup>		
۰/۰۹	۰/۱۰	۰/۸۹	۰/۰۰۹	۰/۰۱	۰/۹۹	Tri	۱
۰/۰۲	۰/۰۳	۰/۹۱	۰/۰۰۷	۰/۰۱	۰/۹۹	Trap	۲
۰/۰۷	۰/۰۹	۰/۸۱	۰/۰۰۷	۰/۰۱	۰/۹۹	Gbell	۳
۰/۰۸	۰/۱۰	۰/۸۵	۰/۰۰۷	۰/۰۱	۰/۹۹	Gauss	۴
۰/۱۲	۰/۱۵	۰/۴۷	۰/۰۰۷	۰/۰۰۹	۰/۹۹	Gauss2	۵
۰/۰۷	۰/۰۹	۰/۸۱	۰/۰۰۹	۰/۰۱	۰/۹۹	Sig	۶
۰/۰۶	۰/۰۸	۰/۸۹	۰/۰۰۷	۰/۰۰۹	۰/۹۹	Dsig	۷
۰/۰۶	۰/۰۸	۰/۸۹	۰/۰۰۷	۰/۰۰۹	۰/۹۹	psig	۸
۰/۰۳	۰/۰۵	۰/۹۰	۰/۰۰۸	۰/۰۱	۰/۹۹	Pi	۹
۰/۰۵	۰/۰۷	۰/۸۸	۰/۰۰۸	۰/۰۱	۰/۹۹	S	۱۰
۰/۰۷	۰/۰۹	۰/۸۱	۰/۰۰۸	۰/۰۱	۰/۹۹	z	۱۱

جدول ۴-۹- نتایج حاصل از اجرای مدل با روش بهینه‌سازی هیبرید و عملگر منطقی or

صحت‌سنجی (test)			آموزش (train)			نوع تابع	ردیف
MAE	RMSE	R <sup>2</sup>	MAE	RMSE	R <sup>2</sup>		
۰/۱۵	۰/۱۷	۰/۷۷	۰/۰۲	۰/۰۲	۰/۹۸	Tri	۱
۰/۱۷	۰/۱۹	۰/۷۵	۰/۰۱	۰/۰۲	۰/۹۹	Trap	۲
۰/۱۳	۰/۱۷	۰/۷۱	۰/۰۱	۰/۰۱	۰/۹۹	Gbell	۳
۰/۲۱	۰/۲۴	۰/۴۴	۰/۰۰۹	۰/۰۱	۰/۹۹	Gauss	۴
۰/۱۳	۰/۱۵	۰/۷۹	۰/۰۱	۰/۰۱	۰/۹۹	Gauss2	۵
۰/۲۰	۰/۲۲	۰/۴۸	۰/۰۶	۰/۰۷	۰/۸۶	Sig	۶
۰/۱۵	۰/۱۷	۰/۷۵	۰/۰۱	۰/۰۱	۰/۹۹	Dsig	۷
۰/۱۵	۰/۱۷	۰/۷۵	۰/۰۱	۰/۰۱	۰/۹۹	psig	۸
۰/۱۲	۰/۱۵	۰/۵۳	۰/۰۱	۰/۰۱	۰/۹۹	Pi	۹
۰/۰۳	۰/۰۴	۰/۸۹	۰/۰۱	۰/۰۱	۰/۹۹	S	۱۰
۰/۰۵	۰/۰۶	۰/۸۳	۰/۰۵	۰/۰۷	۰/۸۷	z	۱۱

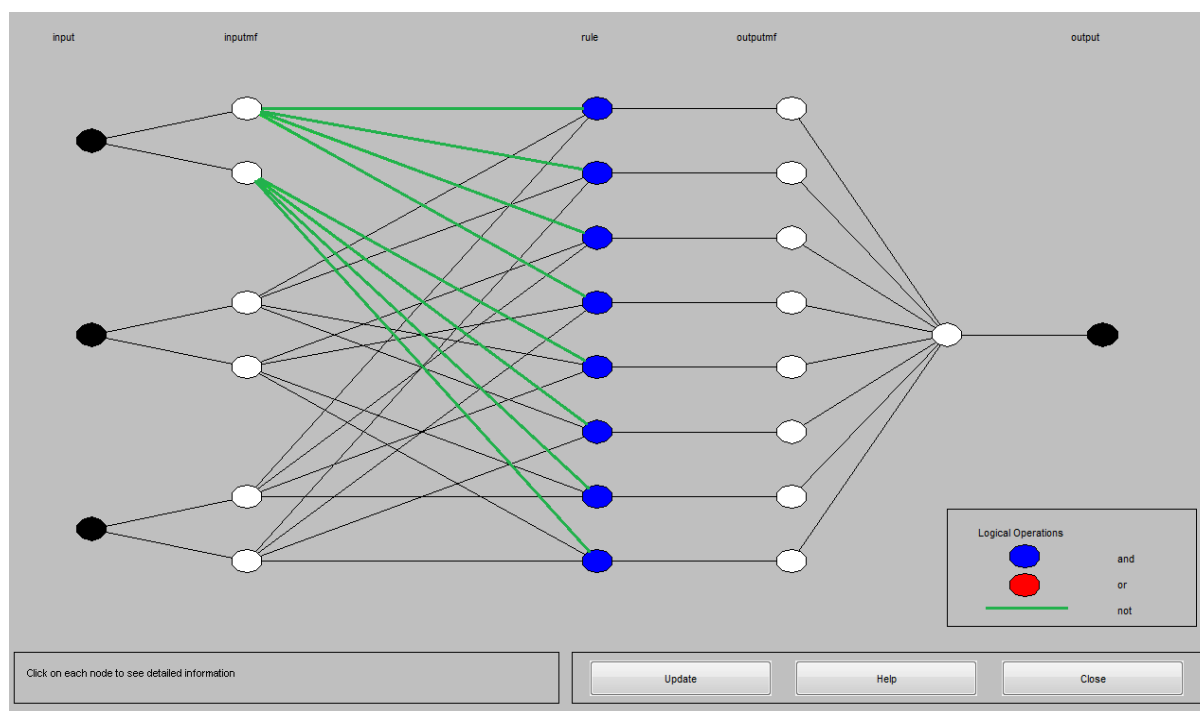


شکل ۴-۳۲- ساختار FIS با عملگر منطقی and

پس از تعیین عملکرد بهتر عملگر منطقی and نسبت به عملگر منطقی or و همچنین تعیین نوع تعداد تابع عضویت، به منظور تعیین تأثیر عملگر Not، این عملگر به طور همزمان با عملگر and مورد بررسی و آزمایش قرار گرفت. جدول (۴-۱۰) نتایج حاصل از حذف یکی از متغیرهای ورودی (برداشت) در هر مرحله در نتیجه تأثیر عملگر Not را نشان می‌دهد. نتایج نشان می‌دهد که با حذف بارش از ورودی‌ها با ضریب همبستگی ۰/۹۷ و ۰/۷۴ به ترتیب در مراحل آزمایش و صحت‌سنجی نسبت به حذف سایر متغیرها دارای نتایج بهتری است. شکل (۴-۲۶) ساختار فازی بکار رفته در مدل‌سازی با عملگرهای منطقی and و Not را نشان می‌دهد.

جدول ۴-۱۰- نتایج حاصل از اجرای مدل با روش بهینه‌سازی هیبرید و عملگر منطقی not

صحت‌سنجی (test)			آموزش (train)			ساختار	ردیف
MAE	RMSE	R <sup>2</sup>	MAE	RMSE	R <sup>2</sup>		
۰/۳۰	۰/۳۴	۰/۶۵	۰/۱۸	۰/۲۱	۰/۷۶	Not-withdraw	۱
۰/۲۲	۰/۲۵	۰/۷۰	۰/۱۳	۰/۱۸	۰/۸۳	Not-IRF	۲
۰/۱۵	۰/۲۱	۰/۷۴	۰/۰۵	۰/۰۷	۰/۹۷	Not-rain	۳



شکل ۴-۳۳- ساختار FIS با عملگرهای منطقی and و not

#### ۴-۵-۳- انتخاب بهترین مدل شبکه استنتاج تطبیقی عصبی فازی

همانطور که از جدول‌های (۴-۴) تا (۴-۱۰) قابل مشاهده است، از میان مدل‌های برتر شبکه استنتاج تطبیقی عصبی فازی تابع عضویت ورودی دوزنقه‌ای شکل (trapmf) با ۲ تابع عضویت و تابع عضویت خروجی خطی (Linear) با دو تأخیر زمانی با روش بهینه‌سازی هیبرید و عملگر منطقی and، با ضریب همبستگی ۰/۹۹ و ۰/۹۱ به ترتیب در مراحل آموزش و صحت‌سنجی به عنوان مدل برتر در پیش‌بینی و برآورد سطح آب زیرزمینی دشت بسطام شناخته شد.

#### ۴-۶- مقایسه مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی و شبکه استنتاج تطبیقی عصبی فازی

جدول (۴-۱۱) مدل شبکه عصبی مصنوعی با تابع محرک تانژانت هیپربولیک و یک لایه میانی که در قسمت (۴-۴-۴) انتخاب شد را با مدل استنتاج تطبیقی عصبی فازی با تابع عضویت دوزنقه‌ای شکل و ۲ تابع عضویت و با روش بهینه‌سازی هیبرید و عملگر منطقی and که در قسمت (۴-۵-۳) در نظر گرفته شد، را مقایسه کرده است. با توجه به نتایج ذکر شده در جدول می‌توان نتیجه گرفت که مدل شبکه استنتاج تطبیقی عصبی فازی با ضریب همبستگی بیشتر و مقدار خطای کمتر به عنوان مدل برتر شناخته شد.

جدول ۴-۱۱- مقایسه مدل‌های انتخابی شبکه عصبی مصنوعی و شبکه استنتاج تطبیقی عصبی فازی

صحت‌سنجی (test)			آموزش (train)			ساختار	ردیف
MAE	RMSE	R <sup>2</sup>	MAE	RMSE	R <sup>2</sup>		
۱/۱۸	۱/۵۶	۰/۸۳	۰/۲۸	۰/۳۶	۰/۹۹	تانژانت هیپربولیک (Tanh)	۱
۰/۰۲	۰/۰۳	۰/۹۱	۰/۰۰۷	۰/۰۱	۰/۹۹	Trap	۲



## ۴-۷- پیش‌بینی سطح آب زیرزمینی با استفاده از شبکه استنتاج تطبیقی عصبی فازی برای ۲

### سال آینده

پس از انجام مدل‌سازی و انتخاب بهترین شبکه و ساختار، به منظور پیش‌بینی سطح آب زیرزمینی در دو سال آینده برای کل دشت و منطقه با افت زیاد سه سناریو مورد آزمایش قرار گرفت و در نهایت با هم مقایسه گردید:

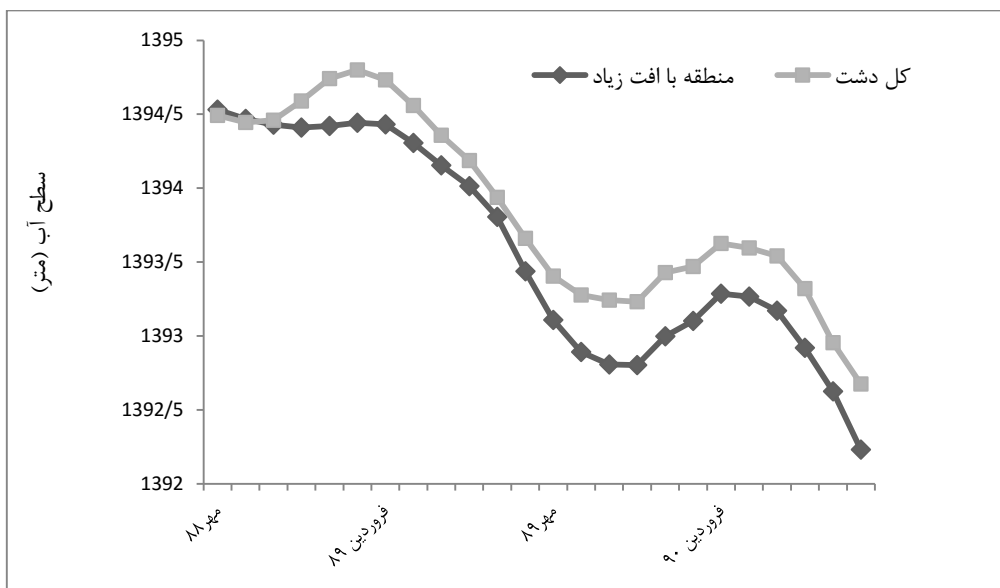
الف) میانگین بارندگی و مقدار برداشت در دو سال آینده ثابت و برابر زمان حال باشد.

ب) میانگین بارندگی ثابت و مقدار برداشت به میزان حجم کمبود آب در آبخوان کاهش یابد.

ج) میانگین مقدار برداشت ثابت و میانگین بارندگی ۳۰٪ کاهش یابد (دوره خشکسالی).

### الف) میانگین بارندگی و مقدار برداشت در دو سال آینده ثابت و برابر زمان حال باشد

بعد از تعیین بهترین شبکه در مدل‌سازی سطح آب زیرزمینی، داده‌ها به نرم‌افزار معرفی شده و سطح آب زیرزمینی دشت برای ۲ سال آینده پیش‌بینی گردید. شکل (۴-۳۴) موقعیت سطح آب در کل دشت و منطقه با افت زیاد را در ۲ سال آینده در صورتیکه میانگین بارش و مقدار برداشت برابر زمان حال باشد، نشان می‌دهد. بر اساس شکل مقدار افت در منطقه با افت زیاد بیشتر از مقدار افت در کل دشت می‌باشد. این افت در کل دشت حدود ۱/۸ متر در دو سال آینده و در منطقه با افت زیاد ۲/۳ متر خواهد بود.



شکل ۴-۳۴- موقعیت سطح آب زیرزمینی در ۲ سال آینده در کل دشت و منطقه با افت زیاد با استفاده از سناریو اول

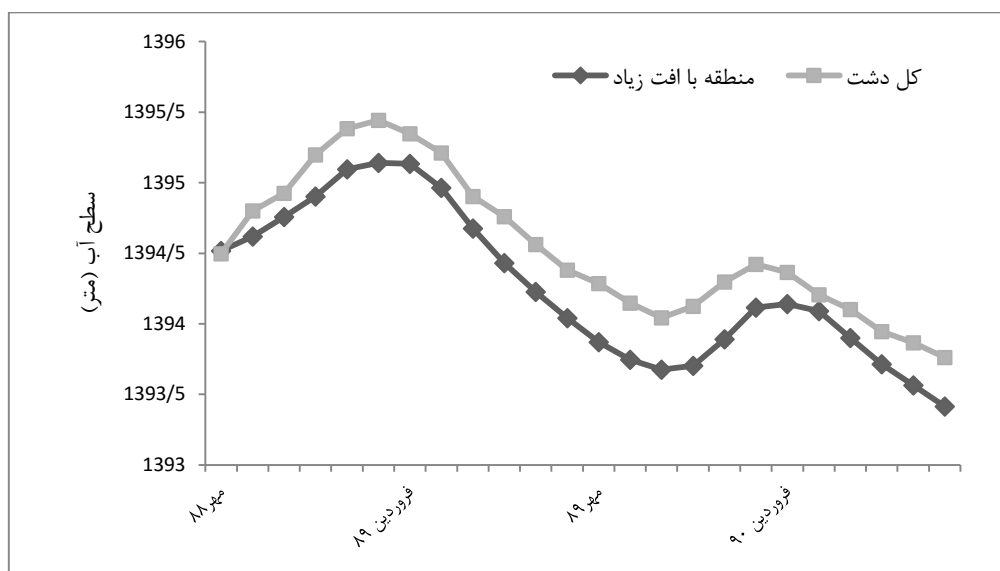
### ب) میانگین بارندگی ثابت و مقدار برداشت به میزان حجم کمبود آب در آبخوان کاهش یابد

در این مرحله سطح آب زیرزمینی در حالتی که مقدار برداشت به میزان حجم کمبود آب در آبخوان کاهش یافت و میانگین بارش ثابت بود، پیش‌بینی گردید. در این مرحله حجم کمبود آب در آبخوان طبق فرمول زیر محاسبه شد.

$$S_y = \frac{\Delta V}{\Delta h \cdot A} \quad (3-4)$$

در این فرمول  $S_y$  ضریب ذخیره (آبدهی ویژه) دشت،  $\Delta V$  مقدار حجم آب کم شده در دشت،  $\Delta h$  مقدار افت سطح آب زیرزمینی و  $A$  مساحت دشت می‌باشد. بر اساس این فرمول آبدهی ویژه دشت به طور متوسط ۰/۰۴ در نظر گرفته شد و مقدار حجم آب کم شده در کل دشت ۱۹ میلیون مترمکعب در سال محاسبه گردید و این همان مقدار کمبود آب در آبخوان (بیان منفی) می‌باشد و برای از بین بردن این بیان منفی و یا به حداقل رساندن آن باید مقدار برداشت از آب زیرزمینی در ۲ سال آینده حدود ۲۶/۶٪ کاهش یابد و در محدوده با افت زیاد نیز مقدار بیان منفی برابر ۱۱ میلیون مترمکعب محاسبه گردید و به منظور از بین بردن و یا به حداقل رساندن آن در این محدوده نیز باید مقدار برداشت حدود ۲۲٪ کاهش پیدا کند (در این سناریو با توجه به کم شدن مقدار برداشت، حجم آب برگشتی کشاورزی نیز کاهش خواهد یافت). شکل (۴-۳۳) مقایسه موقعیت سطح آب زیرزمینی دو سال آینده در کل دشت و منطقه با افت زیاد با استفاده از

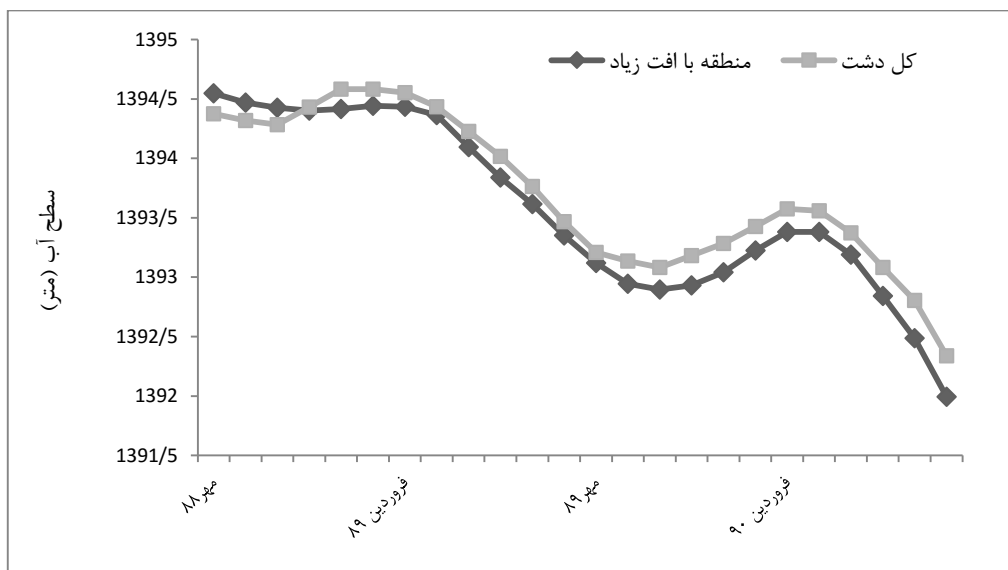
این سناریو را نشان می‌دهد. این شکل نیز گویای این امر است که افت در منطقه با افت نسبت به کل دشت بیشتر می‌باشد. افت در کل دشت در دو سال آینده حدود ۰/۷۳ متر و در منطقه با افت زیاد در حدود ۱/۱ متر خواهد بود.



شکل ۴-۳۵- موقعیت سطح آب زیرزمینی در ۲ سال آینده در کل دشت و منطقه با افت زیاد با استفاده از سناریو دوم

### ج) میانگین مقدار برداشت ثابت و میانگین بارندگی ۳۰٪ کاهش یابد (دوره خشکسالی)

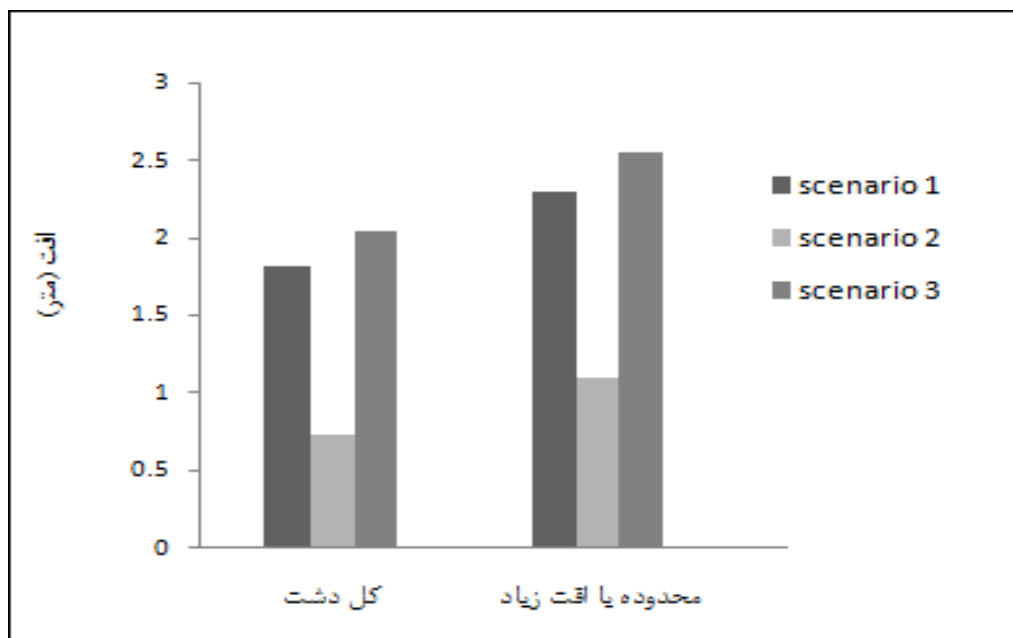
در این سناریو مقدار برداشت ثابت فرض گردید در حالیکه مقدار بارندگی ۷۰٪، مقدار بارندگی زمان حال می‌باشد. شکل (۴-۳۴) موقعیت سطح آب زیرزمینی در کل دشت و منطقه با افت زیاد را با فرض شرایط بالا نشان می‌دهد. در این سناریو نیز مقدار افت در منطقه با افت زیاد (۲/۶ متر در دو سال آینده) نسبت به مقدار افت در کل دشت (۲ متر در دو سال آینده) بیشتر خواهد بود.



شکل ۴-۳۶- موقعیت سطح آب زیرزمینی در ۲ سال آینده در کل دشت و منطقه با افت زیاد با استفاده از سناریو سوم

شکل ۴-۳۷ (۳۷-۴) میزان افت سطح آب زیرزمینی توسط سه سناریو در هر دو منطقه را در مقایسه با یکدیگر

نشان می‌دهد.



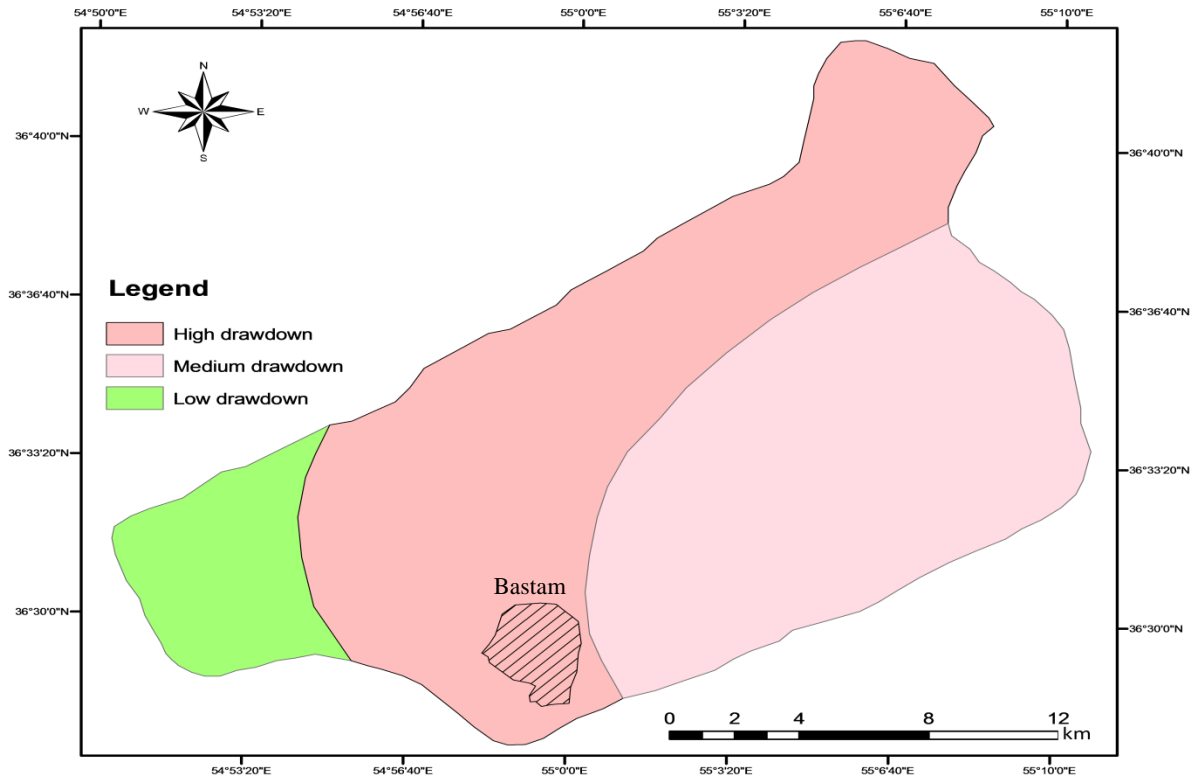
شکل ۴-۳۷- مقایسه مقدار افت پیش‌بینی شده توسط سه سناریو در کل دشت و منطقه با افت زیاد



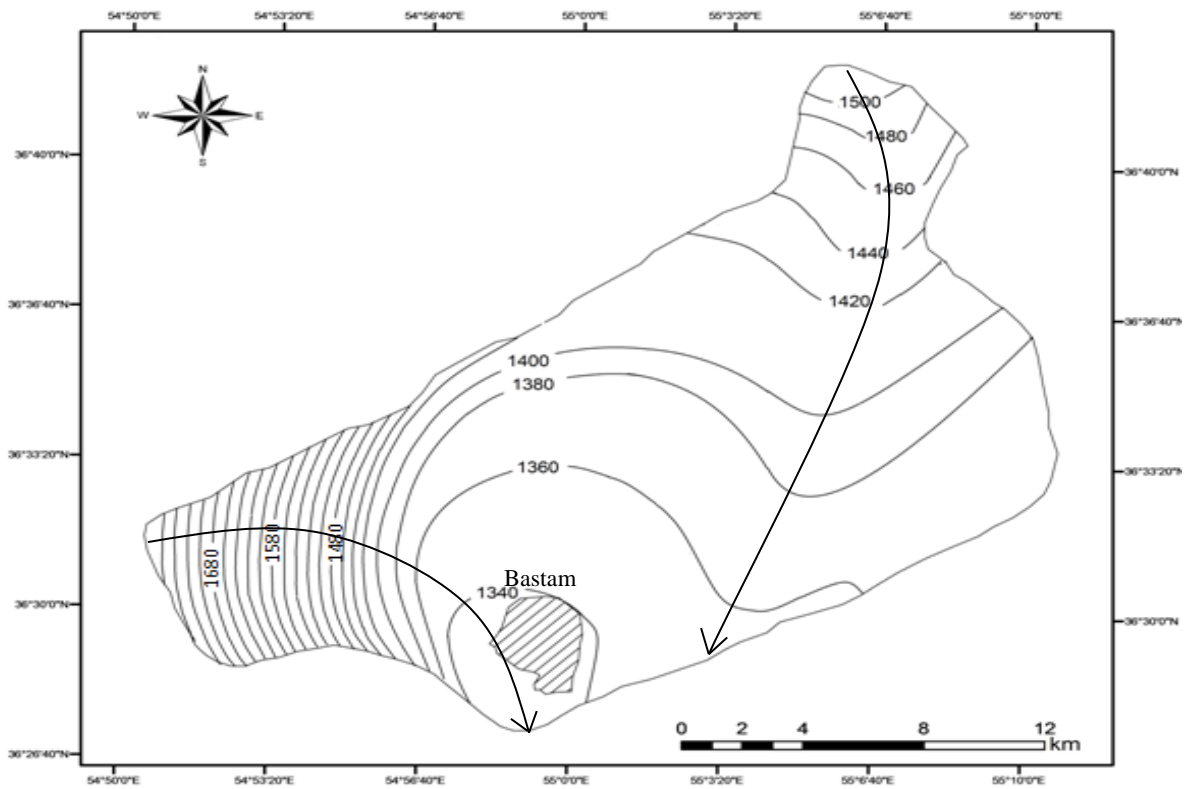
## فصل پنجم: نتیجه‌گیری و پیشنهادها

### ۵-۱- نتیجه‌گیری

نتایج این تحقیق نشان می‌دهد که سطح آب منطقه در سال‌های قبل بالاتر بوده و طی سال‌های اخیر به دلیل افزایش تعداد چاه‌های بهره‌برداری، افزایش برداشت از آب‌های زیرزمینی و انجام لوله‌گذاری در مسیر رودخانه‌ها و کانال‌های انتقال آب به مزارع و زمین‌های کشاورزی و قطع تغذیه سفره‌های آب زیرزمینی از این طریق سطح آب به شدت کاهش یافته است. به همین منظور دشت بر اساس مقدار افت، به سه زون تقسیم گردید. شکل (۵-۱) این نواحی سه‌گانه را نشان می‌دهد. بر اساس این شکل بیشترین مقدار افت در اطراف شهر بسطام می‌باشد که دلیل آن برداشت بیش از حد از آب‌های زیرزمینی و تغذیه ناچیز از شمال دشت می‌باشد. اما کمترین مقدار افت در قسمت غرب دشت بوده که به دلیل حجم بالای تغذیه از طریق ارتفاعات و رودهای تاش و مجن و برداشت کم از آب‌های زیرزمینی می‌باشد و در قسمت‌های شرقی دشت به دلیل کیفیت نامطلوب آب زیرزمینی، تعداد روستاها کم بوده و در نتیجه مقدار برداشت از آب زیرزمینی کم می‌باشد. مقدار متوسط افت در طول ۹ سال در ناحیه با افت زیاد در حدود ۱۶/۴ متر، در ناحیه با افت متوسط ۳/۴ متر و در ناحیه با افت کم ۱/۶ متر می‌باشد. به طور کلی بر اساس هیدروگراف ۹ ساله دشت سطح آب زیرزمینی در منطقه حدود ۸/۶ متر افت داشته است و به طور میانگین در هر سال حدود ۷۶ سانتی‌متر افت در سطح آب دیده می‌شود. شکل (۵-۲) نقشه هم‌پتانسیل دشت و جهت جریان آب زیرزمینی را نشان می‌دهد. که این جریان از ارتفاعات (شمال و غرب دشت) آغاز شده و به سمت خروجی دشت (جنوب دشت) ادامه پیدا می‌کند.



شکل ۵-۱- نواحی سه‌گانه بر اساس مقدار متوسط افت (بر اساس شکل ۴-۵)



شکل ۵-۲- نقشه هم‌پتانسیل دشت و جهت جریان آب زیرزمینی

در این تحقیق به منظور پیش‌بینی سطح آب زیرزمینی از روش‌های شبکه عصبی مصنوعی و شبکه استنتاج تطبیقی عصبی فازی به دلیل عدم نیاز به اطلاعات ورودی زیاد و سرعت بالا در پردازش اطلاعات استفاده گردید. برای مدل‌سازی سطح آب با روش شبکه عصبی مصنوعی از نرم افزار Qnet 2000 و به منظور مدل‌سازی سطح آب با روش شبکه استنتاج تطبیقی عصبی فازی از نرم افزار MATLAB استفاده شد. به دلیل اینکه در این دشت محدوده با افت زیاد قسمت اعظم دشت را به خود اختصاص داده و اکثر چاه‌های بهره‌برداری نیز در این محدوده قرار گرفته‌اند، بدین منظور مدل‌سازی در این محدوده انجام گرفت و در نهایت با تعیین بهترین شبکه پیش‌بینی سطح آب در سال‌های آینده برای کل دشت انجام شد. داده‌های مورد استفاده شامل برداشت از آب زیرزمینی، آب برگشتی کشاورزی و بارش مؤثر به صورت ماهانه می‌باشند. از آمار موجود مدت ۷ سال یا ۸۵ دوره ماهانه برای آموزش و مدت ۲ سال یا ۲۴ دوره ماهانه برای تست هر دو شبکه استفاده گردید. در نهایت با توجه به معیارهای آماری حداقل ریشه میانگین مجذور خطا (RMSE) و میانگین خطای مطلق (MAE) و بیشترین ضریب همبستگی ( $R^2$ ) مناسب‌ترین ساختار در هر دو روش و در نهایت با مقایسه نتایج بهترین ساختار برای پیش‌بینی سطح آب زیرزمینی انتخاب شد.

### شبکه عصبی مصنوعی

در مدل‌سازی با شبکه عصبی مصنوعی از شبکه عصبی پرسپترون چندلایه استفاده گردید و دو حالت برای مدل‌سازی با این شبکه در نظر گرفته شد. الف) تأثیر توابع محرک ب) تأثیر لایه‌های میانی

**الف) تأثیر توابع محرک:** در این حالت با معرفی ۸۰٪ داده‌های آماده شده برای مرحله آموزش به نرم‌افزار Qnet 2000 شبکه‌ای طراحی شد، که دارای ۳ لایه ورودی، میانی و خروجی بود. نظر به اینکه داده‌های ورودی شامل برداشت، آب برگشتی کشاورزی و بارش و داده خروجی سطح آب زیرزمینی دشت است، ۳ گره ورودی و ۳ گره برای لایه میانی و یک گره برای لایه خروجی در نظر گرفته شد. توابع محرک سیگموئید، گوس، تانژانت هیپربولیک و سکانت هیپربولیک برای تمام لایه‌های میانی بطور جداگانه قابل انتخاب هستند. بنابراین در این شبکه طراحی شده، مدل‌سازی با تمام توابع صورت گرفت و شبکه برای



محاسبه سطح آب با توجه به داده‌های در دسترس آموزش دید. میانگین مجذور ریشه خطا و میانگین خطا مطلق و ضریب همبستگی برای مرحله آموزش حاصل گردید و سپس در مرحله صحت‌سنجی ۲۰٪ مابقی داده‌ها به شبکه معرفی گردیدند و شبکه با توجه به مرحله آموزش به پیش‌بینی داده‌هایی پرداخت که برای شبکه شناخته شده نبودند. معیارهای مقایسه در مرحله صحت‌سنجی با معیارهای مرحله آموزش برای تمامی شبکه‌ها با توابع محرک گوناگون مقایسه گردید. شبکه طراحی شده با تابع محرک تانژانت هیپربولیک با داشتن ضریب همبستگی ۰/۹۹ در مرحله آموزش و ۰/۸۳ در مرحله صحت‌سنجی به عنوان بهترین شبکه شناخته شد.

**ب) تأثیر لایه‌های میانی:** پس از انتخاب این شبکه، با توجه به اینکه در نرم‌افزار Qnet 2000 بیشترین تعداد لایه‌های میانی برابر ۸ می‌باشد، شبکه‌های جدیدی به ترتیب با ۱، ۲، ۳، ۴، ۵، ۶، ۷ و ۸ لایه میانی اما با تابع محرک تانژانت هیپربولیک برای تمامی لایه‌های میانی به منظور بررسی اثر لایه‌های میانی متنوع بر روی تخمین سطح آب طراحی شدند. نتایج حاصل نشان داد که با افزایش تعداد لایه‌های میانی شبکه توانایی پیش‌بینی سطح آب را ندارد و ضریب همبستگی این شبکه‌ها به صفر نزول پیدا کرد. اما این شبکه با تعداد لایه میانی ۱ با ضریب همبستگی ۰/۹۹ در مرحله آموزش و ۰/۸۳ در مرحله صحت‌سنجی دارای بهترین نتایج می‌باشد.

### شبکه استنتاج تطبیقی عصبی فازی

برای انجام مدلسازی سطح آب با شبکه استنتاج تطبیقی عصبی فازی ۳ حالت در نظر گرفته شد. الف) تأثیر توابع عضویت خروجی ب) تأثیر روش بهینه‌سازی ج) تأثیر عملگرهای منطقی.

**الف) تأثیر توابع عضویت خروجی:** در این راستا برای انجام مدلسازی پس از بارگذاری داده‌های آموزشی و صحت‌سنجی در نرم‌افزار، یک ساختار FIS اولیه برای انجام مدلسازی ایجاد و بارگذاری شد. به منظور طبقه‌بندی داده‌ها از تکنیک جداسازی تورانه‌ای (Grid Partition) استفاده گردید. برای تعیین بهترین تعداد تابع عضویت و نوع توابع عضویت خروجی آزمون سعی و خطا انجام گرفت. با توجه به نتایج ارائه شده، تعداد

۲ تابع و تابع عضویت خطی با ضریب همبستگی ۰/۹۹ و ۰/۸۹ به ترتیب در مرحله آموزش و صحت‌سنجی دارای بیشترین همبستگی و کمترین خطا می‌باشند.

(ب) **تأثیر روش بهینه‌سازی:** به دلیل اینکه روش‌های بهینه‌سازی برای آموزش پارامترهای تابع عضویت استفاده می‌شود. برای تعیین بهترین روش آن تمامی توابع عضویت ورودی برای هر دو روش بهینه‌سازی هیبرید و روش پسانتشار مورد آزمایش قرار گرفت. نتایج نشان داد که تابع عضویت ذوزنقه‌ای با روش بهینه‌سازی هیبرید با ضریب همبستگی ۰/۹۹ و ۰/۹۱ به ترتیب در مراحل آموزش و صحت‌سنجی بهترین نوع تابع می‌باشد.

(ج) **تأثیر عملگرهای منطقی:** پس از تعیین بهترین روش‌های جداسازی، بهینه‌سازی و تابع عضویت خروجی، به منظور تعیین تأثیر عملگرهای منطقی and, or, not ورودی‌ها و خروجی در شبکه بارگذاری شدند و هریک از عملگرها مورد بررسی قرار گرفتند. بر اساس نتایج، عملگرهای منطقی or و not نمی‌توانند ارتباط دقیقی بین متغیرهای ورودی و خروجی برقرار نمایند، به همین دلیل خطای زیادی در روند مدل‌سازی ایجاد می‌شود. اما عملگر منطقی and با تابع عضویت ذوزنقه‌ای شکل (trapmf) و تعداد تابع عضویت ۲ با ضریب همبستگی ۰/۹۹ و ۰/۹۱ به ترتیب برای مراحل آموزش و صحت‌سنجی بهترین نتایج با کمترین خطا را ارائه داد.

### مقایسه مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی و شبکه استنتاج تطبیقی عصبی فازی

از میان دو مدل ارائه شده شبکه استنتاج تطبیقی عصبی فازی نسبت به شبکه عصبی مصنوعی عملکرد بهتری داشته و پیش‌بینی دقیق‌تری را ارائه می‌دهد و همچنین مدت زمان آموزش در روش شبکه استنتاج تطبیقی عصبی فازی (کمتر از ۳۰ دور آموزش) نسبت به شبکه عصبی مصنوعی (۱۰۰۰۰ دور آموزش) بسیار کمتر بوده و شبکه در مدت زمان کمتری به جواب مطلوب دست پیدا می‌کند.

## پیش‌بینی سطح آب زیرزمینی با استفاده از شبکه استنتاج تطبیقی عصبی فازی برای ۲ سال آینده

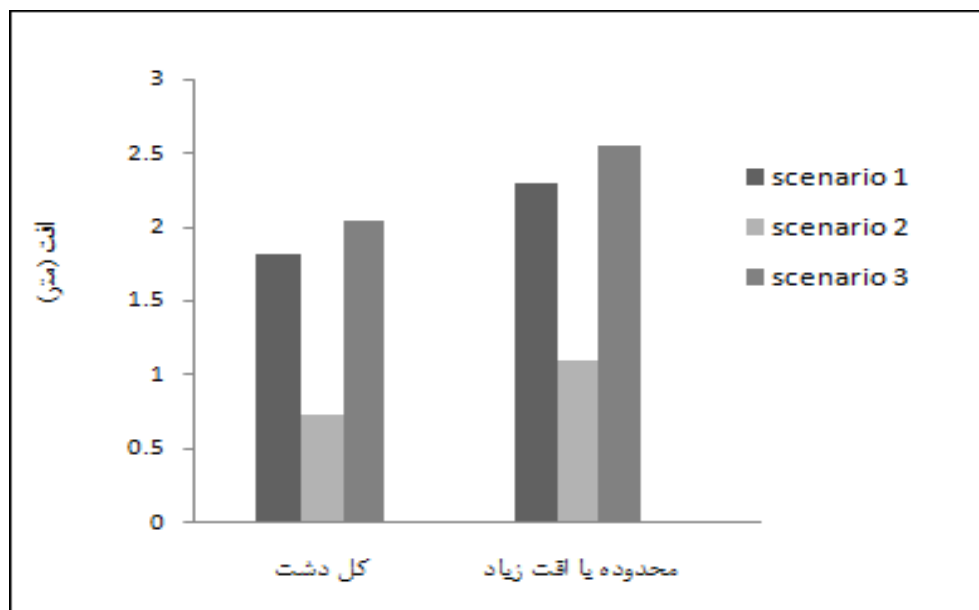
پس از تعیین بهترین شبکه در مدل‌سازی سطح آب دشت، به منظور پیش‌بینی سطح آب زیرزمینی کل دشت و منطقه با افت زیاد در دو سال آینده از سه سناریو استفاده گردید:

الف) میانگین بارندگی و مقدار برداشت در دو سال آینده ثابت و برابر زمان حال باشد.

ب) میانگین بارندگی ثابت و مقدار برداشت به میزان حجم کمبود آب در آبخوان کم شود.

ج) میانگین مقدار برداشت ثابت و میانگین بارندگی ۳۰٪ کاهش یابد (دوره خشکسالی).

پس از انجام پیش‌بینی سطح آب در کل دشت و منطقه با افت زیاد میزان افت سطح آب زیرزمینی توسط سه سناریو مشخص گردید. شکل زیر مقدار افت با استفاده از این سه سناریو را نشان می‌دهد. بر اساس نمودار در هر سه سناریو مقدار افت در کل دشت نسبت به منطقه با افت زیاد کمتر بوده و در هر دو منطقه در زمان خشکسالی بیشترین مقدار افت (در کل دشت حدود ۲ متر و در منطقه با افت زیاد حدود ۲/۶ متر در دو سال) و در زمانیکه مقدار برداشت کاهش یابد کمترین مقدار افت (در کل دشت حدود ۰/۷۳ متر و در منطقه با افت زیاد حدود ۱/۱ متر در دو سال) را خواهیم داشت.



شکل ۳-۵- مقایسه مقدار افت پیش‌بینی شده توسط سه سناریو در کل دشت و منطقه با افت زیاد (بر اساس شکل ۴-۳۷)

## ۵-۲- پیشنهادها

۱. بدلیل بالا بودن مقدار بهره‌برداری از چاه‌های منطقه پیشنهاد می‌شود، مقدار دبی لحظه‌ای هر یک از چاه کاهش پیدا کند و همچنین در بررسی‌های جدید، اطلاعات موجود از وضعیت منطقه بطور کامل مورد بررسی قرار گیرد.
۲. با توجه به اینکه منطقه دارای آب و هوای خشک و نیمه‌خشک می‌باشد و همچنین بالا بودن سطح زیرکشت در منطقه و آبیاری این سطوح و مزارع توصیه می‌شود، آبیاری از روش سنتی به روش مدرن تغییر پیدا نماید.
۳. با توجه به جدید بودن ایده بکارگیری شبکه استنتاج تطبیقی عصبی فازی در برآورد سطح آب زیرزمینی توصیه می‌شود، این تحقیقات بر روی سایر دشتهای استان سمنان در شرایط مختلف انجام شود.
۴. از مشکلات اصلی در تهیه یک مدل شبکه عصبی مصنوعی و استنتاج تطبیقی عصبی فازی، عدم وجود اطلاعات کافی و دقیق برای آموزش شبکه می‌باشد. این کمبود اطلاعات را می‌توان با اجرای مختلف مدل‌های ریاضی و ایجاد داده به تعداد کافی برطرف نموده ولی دقت آن بستگی به آمار برداری‌ها دارد.
۵. با توجه به نتایج بدست آمده، می‌توان نتیجه گرفت که مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی و استنتاج تطبیقی عصبی فازی دارای دقت کافی و قابل قبولی بوده و بنابراین با اعتماد کافی قابل توصیه می‌باشند.

## مراجع

۱. اشقلى فراهانى ع، (۱۳۸۰) "ارزيابى خطر ناپايدارى دامنه‌هاى طبيعى در منطقه رودبار با استفاده از تئورى فازى"، دانشكده علوم زمين، دانشگاه تربيت معلم: پايان نامه كارشناسى ارشد.
۲. اصغرى مقدم ا. نديرى ع. و فيجاني ا، (۱۳۸۵)، "مطالعه توانايى مدلهاى مختلف شبكه عصبى مصنوعى براى ارزيابى سطح آب زيرزمينى در سازند سخت"، دهمين همایش انجمن زمين شناسى ايران، دانشگاه تربيت مدرس، (ص ۱۶۴-۱۵۳)، تهران.
۳. امامقلی زاده ص. و حمیدی ر، (۱۳۸۹)، "پیش‌بینی آبدهی رودخانه مارون با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی"، نهمین کنفرانس هیدرولیک ایران، دانشگاه تربیت مدرس، تهران.
۴. امامقلی زاده ص. کاشفی پور م. و ترابی ح، (۱۳۸۴)، "استفاده از شبکه عصبی مصنوعی در پیش‌بینی آبدهی رودخانه بالارود در استان خوزستان"، پنجمین کنفرانس هیدرولیک ایران، دانشگاه شهید باهنر، کرمان.
۵. اوجاقلو ح. ابراهیمیان ح. لیاقت ع. و پارسی نژاد م، (۱۳۸۷)، "پیش‌بینی سطح ایستابی و شدت تخلیه سیستم زهکشی زيرزمینی با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی"، دومین همایش ملی مدیریت شبکه‌های آبیاری و زهکشی، دانشگاه شهید چمران، (ص ۸-۱)، اهواز.
۶. ایزدی ع. داوری ک. علیزاده ا. قهرمان ب. و حقایقی مقدم ا، (۱۳۸۶) "پیش‌بینی سطح ایستابی با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی (مطالعه موردی: دشت نیشابور)"، **مجله آبیاری و زهکشی ایران**، ص ۷۱-۵۹.
۷. بیل آ. و جکسون ت، (۱۳۸۹) "**شبکه‌های عصبی (آشنایی با شبکه‌های عصبی)**"، (مترجم، البرزی م)، انتشارات دانشگاه صنعتی شریف، (ص ۱۴۶)، تهران.
۸. تسلطی ب، (۱۳۸۱)، "برآورد سطح آب زيرزمینی با استفاده از مدل MODFLOW و شبکه عصبی مصنوعی"، دانشكده کشاورزی، دانشگاه تربيت مدرس: پايان نامه كارشناسى ارشد.
۹. درويش‌زاده ع، (۱۳۸۵) "**زمین‌شناسی ایران**"، دانشگاه امیرکبیر، (ص ۳۴۴)، تهران.
۱۰. ذاکری م. ا، (۱۳۸۲) "**گزارش پیشنهاد تمديد ممنوعیت دشت بسطام (شامل محدوده‌های مطالعاتی شاهرود)**"، اداره کل امور آب استان سمنان.

۱۱. راکعی ب، (۱۳۸۲)، "پهنه‌بندی خطر زمین‌لغزش با استفاده از سیستم شبکه عصبی در منطقه سفیددار گله استان سمنان"، دانشکده علوم، دانشگاه تربیت مدرس: پایان‌نامه کارشناسی ارشد.
۱۲. زارع زاده مهریزی م. و بزرگ حداد، (۱۳۸۹) "شبیه‌سازی و پیش‌بینی آبدهی با استفاده از الگوریتم ترکیبی ANN-GA"، نشریه آب و خاک، شماره ۵، ص ۹۵۴-۹۴۲.
۱۳. سامانی ن. زارع م. شاهسوند د. و نوری م، (۱۳۸۴)، "تخمین ضریب هدایت هیدرولیکی آبخوان توسط سیستم عصبی فازی تطبیقی و سیستم اطلاعات جغرافیایی"، نهمین همایش انجمن زمین‌شناسی ایران، دانشگاه تربیت معلم، (ص ۸۱-۹۱)، تهران.
۱۴. سعیدی ع. فردمجیدی م. و وزیري ح، (۱۳۸۰) نقشه زمین‌شناسی شاهرود، انتشارات سازمان زمین‌شناسی و اکتشاف معدنی زمین.
۱۵. سلطانی ف. و اسدیانی یکتا، (۱۳۸۵)، "مقایسه کاربرد شبکه تطبیقی عصبی-فازی (ANFIS) با شبکه عصبی مصنوعی (ANN) در پیش‌بینی جریان رودخانه زاینده‌رود"، هفتمین سمینار بین‌المللی مهندسی رودخانه، دانشگاه شهید چمران، اهواز.
۱۶. سلطانی ف. زارع ابیانه ح. و شیرزاد، (۱۳۸۷)، "ارزیابی کارایی الگوریتم‌های شبیه‌سازی KNN و ANFIS در شبیه‌سازی پارامترهای کیفی مخازن-مطالعه موردی: مخزن سد ۱۵ خرداد"، اولین کنفرانس بین‌المللی بحران آب، دانشگاه زابل، زابل.
۱۷. شاه امیری ر، (۱۳۸۵) "معرفی شبکه‌های عصبی مصنوعی". مجله الکترونیکی پژوهشگاه اطلاعات و مدارک علمی ایران، شماره ۱، دوره ۶.
۱۸. عزیزپور س. فتحی پ. و رضوانی و، (۱۳۸۹)، "بررسی تأثیر عوامل اقلیمی بر نوسانات سطح آب زیرزمینی دشت دهگلان با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی"، نخستین کنفرانس ملی پژوهش‌های کاربردی منابع آب ایران، شرکت آب منطقه‌ای کرمانشاه، (ص ۳۱۹-۳۱۱)، کرمانشاه.
۱۹. فروغی ح. معاضد ه. کاشفی‌پور م. و کرمی م، (۱۳۸۵)، "مدیریت سطح ایستابی حوضه آبریز رودخانه مارون با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی"، هفتمین سمینار بین‌المللی مهندسی رودخانه، دانشگاه شهید چمران، اهواز.

۲۰. کیا م، (۱۳۸۹) "شبکه‌های عصبی در MALAB"، انتشارات کیان رایانه سبز. (۲۳۲ ص)، تهران.
۲۱. کیا م، (۱۳۸۹) "منطق فازی در MALAB"، انتشارات کیان رایانه سبز. (۳۰۳ ص)، تهران.
۲۲. محتشم م. دهقانی ا. اکبرپور ا. مفتاح هلقی م. و اعتباری ب، (۱۳۸۸)، "پیش‌بینی سطح ایستابی آب زیرزمینی با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی (مطالعه موردی: دشت بیرجند)"، هشتمین کنگره بین‌المللی مهندسی عمران، دانشگاه شیراز، شیراز.
۲۳. معماریان ح، (۱۳۸۸) "زمین‌شناسی مهندسی و ژئوتکنیک"، انتشارات دانشگاه تهران، (ص ۹۹۰)، تهران.
۲۴. منهای م، (۱۳۸۱) "مبانی شبکه‌های عصبی (جلد ۱)"، انتشارات دانشگاه امیرکبیر، (ص ۵۰۲)، تهران.
۲۵. منهای م. و سیفی‌پور ن، (۱۳۷۷) "کاربرد هوش محاسباتی در کنترل (جلد ۲)"، انتشارات دانشگاه امیرکبیر، (ص ۲۳۶)، تهران.
۲۶. میرعربی ع. و نخعی م، (۱۳۸۷)، "پیش‌بینی نوسانات سطح آب زیرزمینی دشت بیرجند با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی"، مجموعه مقالات دوازدهمین همایش انجمن زمین‌شناسی ایران.
۲۷. نخعی م. میرعربی ع. و جمالی م، (۱۳۸۸)، "مقایسه روش خطی (ARIMA) و غیرخطی (ANN) در مدل‌سازی نوسانات سطح آب زیرزمینی-منطقه مورد مطالعه دشت قاین"، نخستین کنفرانس آب‌های زیرزمینی، دانشگاه آزاد اسلامی واحد بهبهان، بهبهان.
۲۸. نساجی م، (۱۳۷۹)، "سازگاری منطق فازی با منطق کلاسیک"، دانشگاه صنعتی امیرکبیر: پایان‌نامه کارشناسی ارشد.
۲۹. نقشه زمین‌شناسی ۱/۱۰۰۰۰۰ علی‌آباد، بسطام و خوش‌بیلاق، سازمان زمین‌شناسی کشور.
۳۰. نقشه توپوگرافی ۱/۲۵۰۰۰۰ گرگان، سازمان زمین‌شناسی کشور.
۳۱. نورانی و. و صالحی ک، (۱۳۸۷)، "مدلسازی بارش-رواناب با استفاده از روش شبکه عصبی فازی تطبیقی و مقایسه آن با شبکه عصبی و استنتاج فازی"، چهارمین کنگره ملی مهندسی عمران، دانشگاه تهران، (ص ۸-۱)، تهران.

۳۲. نورانی و. اصغری مقدم ا. و ندیری ع، (۱۳۸۵)، "ارزیابی سطح آب‌های زیرزمینی در آبخوان محدوده شهر تبریز با شبکه‌های عصبی مصنوعی"، سومین کنگره مهندسی عمران، تبریز.

۳۳. نیک‌منش م، (۱۳۸۸)، "پیش‌بینی تراز آب زیرزمینی در آبخوان محدوده ارسنجان با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی"، سومین همایش ملی آب و فاضلاب (با رویکرد اصلاح الگوی مصرف)، (ص ۹-۱)، تهران.

۳۴. وانگ، لی، (۱۳۸۸) "سیستم‌های فازی و کنترل فازی"، (مترجم، تشنه لب م. و صفاریپور ن. و افیونی د.) انتشارات دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی، (ص ۵۴۴)، تهران.

۳۵. یزدانی م. و چاوشی س، (۱۳۸۴)، "پیش‌بینی جریان رودخانه با استفاده از مدل شبکه عصبی مصنوعی"، پنجمین کنفرانس هیدرولیک ایران، دانشگاه شهید باهنر، کرمان.

36. Affandi A. Watanabe K., (2007) "Daily groundwater level fluctuation using soft computing technique", **J. Nature and science.**, **5, 2**, pp 1-10.

37. Bisht D. Mohan Raju M. Joshi M., (2009) "Simulation of water table elevation fluctuation using Fuzzy-Logic and ANFIS", **J. Computer Modeling and New Technology.**, **13, 2**, pp 16-23.

38. Chang F. Chang Y., (2006) "Adaptive neuro-fuzzy inference system for prediction of water level in resevior", **J. Advances in water Resources.**, **1, 10**, pp 1-10.

39. Coulibaly P. Anctil F. Aravena R. Bobee B., (2001) "Artificial neural network modeling of water table depth fluctuations", **J. of. Water Pesources Research.**, **37, 4**, pp 885-896.

40. Daliakopoulose N. I. Colibaly P. Tsanis K I., (2005) "Groundwater level forcasting using artificial neural networks". **J. of. Hydrology.**, **309**, pp 229-240.

41. Demuth H. Beale B., (1994), "**Neural Network Toolbox (User's Guide) for use with MATLAB**".

42. Fatemi Aghda S. Sarikhani R. Teshnelab M., (2002), "Application of Artificial Neural Network to Predict Landslid- A case study from Talesh-Gilan, North of Iran". Proceeding of 9th congress of the International Association for Engineering Geology and the Envaironment, Durban.



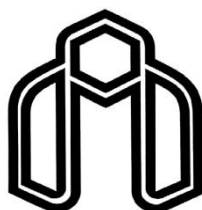
43. Ghose D. Panada S. Swain P., (2010) "Prediction of water table depth in western region, Orissa using BPNN and RBFN neural networks", **J. of. Hydrology.**, pp 296-304.
44. Guldal V. Tongal H., (2010) "Comparison of Recurrent Neural Network, Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System and Stochastic Models in Egirdir Lake Level Forecasting", **J. of. Water Resour Manage.**, **24**, pp 105-128.
45. Johnson N. V. Rogers L. L., (1995) "Location Analysis in Groundwater Remediation using neural networks", **J. of. Ground Water.**, pp 749-758.
46. Karami G. H., (2010) "Groundwater Draft in Bastam Plain, Shahrood, Iran", *Environmental Science and Technology*.
47. Kentel E., (2009) "Estimation of river flow by artificial neural networks and identification of input vectors susceptible to producing unreliable flow estimates", **J. of. Hydrology.**, pp 481-488.
48. Klir G. Folger T., (1988) "**Fuzzy sets; Uncertainty and Information**". Prentice Hall.
49. Kurtulus B. Razak M., (2010) "Modeling daily discharge responses of a large karstic aquifer using soft computing methods: Artificial neural network and neuro-fuzzy", **J. of. Hydrology.**, **381**, pp 101-111.
50. Lallahem S. Mania J. Hani A. Najjar Y., (2005) "On the use of Neural Networks to evaluate groundwater levels in fractured media", **J. of. Hydrology.**, pp 92-111.
51. Maiers J. Sherif Y., (1985) "Application of Fuzzy set theory", *IEEE. Trans. on systems man and cybernetics*, pp 175-189.
52. Mohanty S. Jha K. Kumar A. Sudheer K., (2010) "Artificial neural network modeling for groundwater level forecasting in a river island of eastern India", **J. of. Water Resour Manage.**, **24**, pp 1845-1865.
53. Nayak P. Satyaji Rao Y. Sudheer K., (2006) "Groundwater level forecasting in a shallow aquifer using artificial neural network", **J. of. Water Resources Management.**, **20**, pp 77-90.

54. Nourani V. Asghari Moghaddam A. Nadiri A., (2008). "An ANN-based model for spatiotemporal groundwater level forecasting", **J. of. Hydrogeological Processes.**, **22**, pp 5054-5066.
55. Sreekanth P. D. Sreedevi P. D. Ahmed S. Geethanjali N., (2010) "Comparison of FFNN and ANFIS models for estimating groundwater level", **J. of. Environ Earth Sci.**,
56. Widrow B. Leher M., (1990) "**30 Years of adaptive Neural Networks; Perceptron, Madaline and Backpropagation**", Proceeding IEEE.
57. Yang C. C. Prasher S. Lacroix R., (1996) "Application of Artificial Neural Network to simulate water-table depths under subirrigation", **Canadaian Water Resources journal.**, pp 1-12.
58. Yang c. c. Prasher S. Lacroix R. Sreekanth S. Patni N. Masse L., (1997) "Artificial Neural Network Model for subsurface drained farmland". **J. of. Irrigat drainage.**, pp 285-292.
59. Yang Z. P. Lu W. X. Long Y. Q. Li P., (2009) "Application and Comparison of two prediction models for groundwater levels; A case study in Western Jilin Province, China", **J. of. Arid Environments.**, **73**, pp 487-492.
60. Yarar A. Onucyildiz M. Coptly N., (2009) "Modelling level change in lakes using neuro-fuzzy and artificial neural networks", **J. of. Hydrology.**, **365**, pp 329-334.
61. Zadeh A. L. Berkeley C. A., (2002) "**Fuzzy Logic Toolbox (User' Guide) for use with Matlab**", Math works, Inc.

## **Abstract**

Bastam plain with an area of about 406 km<sup>2</sup> is located 8 km northeast of Shahrood. Over exploitation of groundwater, mainly for agricultural uses, has significantly lowered water table. The main objective of this research is to simulate groundwater behavior using nonlinear ANN (artificial Neural Network) and ANFIS (Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System). The ANN has been performed using a feedforward multi-layer perceptron network, applying transfer function of Sigmoid, Gauss, Tangent hyperbolic and Secant hyperbolic. The model was trained using a Back propagation (BP) method. Groundwater discharge, irrigation return flow and effective precipitation were the modeling input data. The results showed that both models can predict water table elevation with a high accuracy; For ANFIS modeling the Sugeno system with trapezoidal shape membership function and minimum mass method with regression coefficient of 0.99 and 0.91, for training and verification levels respectively, the best answers were results. In modeling with ANN, the best result achieved when transfer function was selected as tangent hyperbolic with RMSE=0.36 and R<sup>2</sup>=0.99 for training stage and RMSE=1.06 and R<sup>2</sup>=0.83 in verification stage. The modeling results showed more accuracy of ANFIS compared to ANN. The ANFIS was selected for predicting elevation of water table at the subsequent two years, considering the following strategies, A) constant groundwater discharge and precipitation. B) constant precipitation and The production rate as much as shortage in aquifer storage. C) constant discharge and 30% decline in precipitation (draught period). On the basis of results, when the production rate is decreased equivalent to aquifer storage shortage, total drawdown in whole plain decrease from 1.8 to 0.7 m, and in the draught scenario, the drawdown increase from 1.8 to 2m.

Key words: Bastam plain, Artificial Neural Network, Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System.



**Shahrood University of Technology**  
**Faculty of Earth Sciences**  
M.S.c. Thesis

Prediction of Bastam plain groundwater level using Artificial Neural Network (ANN) and Adaptive Neuro-Fuzzy Inference system (ANFIS)

**Khadijeh Moslemi**

**Supervisors:**  
**Dr.G.H.Karami**  
**Dr.S.Emamgholizadeh**

January 2012