

# کاربرد سیستم فازی - عصبی شبکه مبنا، برای پیش بینی مقاومت بتن های با مقاومت بالا

مهدی سبحانی  
دانشجوی کارشناسی ارشد  
مرکز تحصیلات تکمیلی دانشگاه آزاد اسلامی واحد جنوب

علی اکبر رمضانپور  
استاد  
دانشکده مهندسی عمران، دانشگاه صنعتی امیر کبیر

جعفر سبحانی  
دانشجوی دکتری  
دانشکده مهندسی عمران، دانشگاه صنعتی امیر کبیر

## چکیده

در این مقاله کاربرد سیستم های تطبیقی فازی - عصبی شبکه مبنا (ANFIS) در تعیین مقاومت بتن های با مقاومت بالا مورد مطالعه قرار گرفته است. مدل پیشنهادی دارای ساختاری با ۶ ورودی و یک خروجی می باشد. ورودیها شامل مقدار شن، ماسه، سیمان، آب، دوده سیلیس و ماده فوق روان کننده در ساخت بتن و خروجی شبکه مقاومت ۲۸ روزه بتن می باشد. برای آموزش شبکه ها جهت پیش بینی مقاومت بتن در مجموع ۴۹۲ داده از منابع مختلف آزمایشگاهی بدست آمد که از این تعداد ۳۳۸ نمونه بطور تصادفی برای آموزش شبکه ها و بقیه برای آزمایش آنها استفاده گردید. با تغییر ساختار شبکه ها از نظر تعداد توابع عضویت برای تعریف متغیر های ورودی و نوع آنها در مجموع ۵۶ مدل مختلف مورد بررسی و مطالعه قرار گرفت. با مقایسه مدل های مختلف بر اساس دو معیار مجذور مربعات خطا و ضریب همبستگی برای داده های آموزشی و آزمایشی چندین مدل مناسب برای پیش بینی مقاومت بتن معرفی شد.

## کلمات کلیدی

بتن های با مقاومت بالا، طرح اختلاط بتن، سیستم های تطبیقی فازی - عصبی شبکه مبنا، استنتاج فازی، هوش محاسباتی

## Application of Network-Based Neuro-Fuzzy System for Prediction of the Strength of High Strength Concrete

A. A. Ramezaniapour  
Professor  
Department of Civil Engineering,  
Amir Kabir University of Technology

M. Sobhani  
M. Sc. Student  
Center of Graduate Studies  
Azad Islamic University, Southern Branch

J. Sobhani  
Ph.D. Student  
Department of Civil Engineering,  
Amir Kabir University of Technology



## Abstract

*In this paper, application of Adaptive Network Based Fuzzy Inference System (ANFIS) in estimation of compressive strength of high strength concrete (HSC) was investigated. ANFIS is a hybrid structure that is based on fuzzy If-Then Rules that are represented in a network. To predict the compressive strength of HSC with ANFIS, totally 429 records collected from four different resources. Records were randomly divided into two sets. One set is called training set that is used to train the ANFIS models and another set called testing pairs was used for evaluation of the models. Totally 56 different ANFIS models with various membership functions were used to predict the compressive strength of HSC. These models were evaluated with root means square and correlation factors. Finally with comparison of the capabilities of the models, some models were proposed as optimum models. It was found that model with triangular membership function (trimf) and "S1334333" structure (4 membership function for super plasticizer and three membership function for other concrete mix components) is the best model to predict the HSC's compressive strength regarding its components.*

## Keywords

*high strength concrete, neuro-fuzzy system, artificial intelligence*

## مقدمه

مدلسازی ریاضی مشخصات مصالح ساختمانی برای ثبت تجربیات و بکارگیری آن در پروژه‌ها و تحقیقات یکی از مشکلات بشری می‌باشد. بتن یکی از این مصالح پر کاربرد می‌باشد که در هر پروژه‌ای با توجه به نیازهای طراحی و اجرا نیاز به بتن با مشخصات خاصی می‌باشد. پیچیدگی رفتار بتن و تغییر در مشخصات آن به علت تغییر در کیفیت و کمیت مصالح و شرایط حاکم، مسأله‌ی ارایه‌ی طرح مناسب با توجه به شرایط اجرا و نیازهای طراحی را به یک مسأله‌ی مشکل و با پارامترهای مؤثر قابل توجه تبدیل نموده است. از طرفی حجم زیاد مصرف بتن به شکلهای مختلف به عنوان اصلیترین مصالح ساخت و همچنین تأثیر بسزای آن در یک طرح بر اهمیت مسأله افزوده است. به دلایل مذکور، ساخت نمونه‌های آزمایشی در جهت رسیدن به طرح مناسب، روش معمول و قابل اعتمادی محسوب می‌شود. تغییر در مقادیر مصالح موجود در بتن و یا تغییر در کیفیت آنها به علت الزام برای تأمین نیازهای جدید طراحی و اجرا، نیاز به ساخت نمونه‌های هدفمند و جدید دارد که خود مستلزم یافتن رابطه‌ی موجود با خطای قابل قبول بین مشخصات بتن و مقادیر پارامترهای مؤثر در آن با توجه به داده‌های ثبت شده موجود می‌باشد. چنین رابطه‌ی ای می‌تواند برای پیش‌بینی تغییرات در مشخصات بتن بر اثر شرایط جدید بکار رود و باعث جلوگیری از پشامدهای نامطلوب در آینده شود. البته یافتن رابطه مشکل است علت این امر وجود رابطه‌های متفاوت بین پارامترها و مشخصات در بتن با کلاسهای مختلف است. عبارتی تابع (مشخصات بتن) در دامنه‌های متفاوت از پارامترهای مؤثر رفتار متفاوتی دارد. با معلوم بودن رابطه فوق می‌توان به تمامی سؤالاتی که ممکن است در تغییر مشخصات یک بتن در اثر تغییرات در مصالح موجود در آن بوجود آید، در صورت کفایت (کمی و کیفی) دادها و مدلسازی صحیح، با دقت رضایتبخشی پاسخ داد. اگر چه فرمولهای تجربی، گرافها و جداول زیادی در منابع مختلف برای پیش‌بینی مشخصات بتن وجود دارد؛ ولی به علت اینکه رفتار بتن غیرخطی است و به پارامترهای متعددی بستگی دارد و در منابع موجود با ساده سازی مسأله و حذف و یا ثابت نگهداشتن برخی پارامترها، رفتار بتن را بررسی کرده‌اند، از دقت و دامنه‌ی کاربرد مناسبی در شرایط جدید برخوردار نیستند. از طرفی باید در نظر داشت که شاید در نظر گرفتن تمام پارامترها ممکن و اقتصادی نباشد و لذا رسیدن به دقت خاصی رضایت بخش باشد. علاوه بر موارد فوق بعضی از اطلاعات مورد نیاز را نمی‌توان با دقت کافی از منابع معمول استخراج نمود که این نیز ضعف عمده‌های محسوب می‌شود. علت این مسأله تفاوت میزان تأثیر پارامترها در بتن‌های مختلف است، لذا پیش‌بینی مشخصات بتن کاری وقت گیر و پیچیده می‌باشد.

امروزه با ساخت و تهیه افزودنیهای مختلف که برای بهبود مشخصات بتن (مقاومت، کارایی و دوام) به اجزای اصلی بتن (آب، سیمان، درشت دانه و ریز دانه) افزوده می‌شوند، تعداد پارامترهایی که در طرح اختلاط مؤثر هستند را افزایش داده است.

به این ترتیب مسأله طرح اختلاط بتن و پیش‌بینی مشخصات آن، به یک مسأله پیچیده تر با پارامترهای مؤثر بیشتر تبدیل شده است. این شرایط باعث شده است که برای دست یابی به بتن با مشخصات مورد نیاز روش سعی و خطا با ساخت نمونه های متعدد بکار برده شود و حتی کنترل کیفیت در هنگام اجرا، جزء جدایی ناپذیر در پروژه های مبتنی بر استفاده از بتن محسوب شود. چرا که در هنگام اجرا بعضی از پارامترهای تأثیر گذار نظیر دمای هوا، روش حمل، مدت زمان طی شده از زمان تولید تا ریختن بتن در قالب، تغییر در کیفیت مصالح سنگی، سیمان و افزودنی‌ها و حتی تغییر در مقادیر وزنی آنها قابل کنترل و پیش‌بینی نیستند.

مقاومت بتن به عنوان یکی از مهمترین پارامترهای لازم برای طراحی، به عوامل بسیار زیادی از قبیل طرح اختلاط بتن، جنس مواد تشکیل دهنده بتن، شرایط آزمایشگاهی، مهارت های فرد آزمایش کننده، خطاهای آزمایشگاهی و... بستگی دارد. از آنجا که بسیاری از این عوامل نامعلوم بوده و نمی‌توان به فرمولاسیون خاص و نسبتاً دقیقی برای مقاومت بتن دست یافت، لذا بکار بردن روشی که ورای فرمول های معمول ریاضی بتواند تا حد قابل قبولی مقاومت بتن را پیش بینی کند، حائز اهمیت خواهد بود.

امروزه استفاده از شبکه های عصبی که الهام گرفته از رفتار مغز و نرون های عصبی است و همچنین سیستم های مبتنی بر هوش مصنوعی و هوش محاسباتی<sup>۱</sup>، در مسائلی که ماهیتاً دارای مجهولات زیادی بوده و در مواردی دسترسی به حل آنها ناممکن می‌نماید، رو به افزایش است. هوش محاسباتی به معنای استخراج هوش، دانش، الگوریتم یا نگاهت از دل محاسبات عددی براساس ارائه به روز داده های عددی می‌باشد. سیستم های هوش محاسباتی، در اصل سیستم های دینامیکی مدل آزاد<sup>۲</sup> را برای تقریب توابع و نگاهت‌ها ارائه می‌کنند[۱]. در کنار این ویژگی بسیار مهم، بایستی از ویژگی های مهم دیگری در ارتباط با خصوصیات محاسباتی سیستم های هوش محاسباتی نام برد که در کنار دقت قابل توجه، مقاوم بودن، انعطاف پذیری و سهولت بکارگیری این سیستم‌ها از اهمیت زیادی برخوردار است.

مؤلفه های مهم و اساسی هوش محاسباتی، شبکه های عصبی (محاسبات نرونی)، منطق فازی (محاسبات تقریبی) و الگوریتم های ژنتیک (محاسبات ژنتیکی) می‌باشند. شبکه های عصبی ارتباطات سیناپسی و ساختار نرونی، منطق فازی استنتاجات تقریبی و محاسبات ژنتیکی محاسبات موتاسیونی جانوران را مدل می‌کنند [۳ و ۲].

در این تحقیق به منظور پیش‌بینی مشخصات بتن با توجه به تغییر در پارامترهای تأثیر گذار سیستم ترکیبی فازی-عصبی معروف به سیستم ANFIS یعنی سیستم تطبیقی شبکه مینای استنتاج فازی استفاده شده است. این مدل بر پایه داده های تجربی ساخته شده و دقت آنها بستگی به کمیت داده‌ها (تعداد نمونه‌ها) و کیفیت آنها (کیفیت داده‌ها شامل سه جزء کفایت پارامترهای ثبت شده، دقت در ثبت پارامترها و میزان خطای آنها و گستردگی و کفایت پوشش فضای ممکن پارامترها است) دارد. با توجه به مدل پیش‌بینی فوق و نیز مشخص بودن نیازهای طراحی (مقاومت) و اجرا (کارایی) مدلی برای یافتن طرح مناسب با توجه به محدودیتها و هزینه کمینه ارائه شده است.

## ۱- مروری بر ادبیات

قابلیت‌های مختلف هوش محاسباتی سبب شده است که شاهد گسترش فزاینده این روش‌ها در رشته‌های مختلف مهندسی باشیم. با وجود اینکه کاربرد این روش‌ها در مهندسی عمران نسبت به رشته های مهندسی از قبیل برق یا شیمی اندکی دیرتر آغاز گردیده است لیکن امروزه شاهد تحقیقات بسیار فزاینده ای در شاخه‌های مختلف مهندسی عمران با استفاده از روش‌های هوش محاسباتی می‌باشیم. در اینجا چندین کاربرد از هوش مصنوعی بویژه شبکه‌های عصبی مصنوعی را در زمینه پیش‌بینی خواص بتن ارائه می‌کنیم.

در سال ۱۹۹۸، چنگ یه<sup>۳</sup> با استفاده از نوع خاصی از شبکه عصبی با نرونهای افزایشی مدلی ارائه کرد که قادر به پیش بینی مقاومت فشاری بتن معمولی باشد. در این مدل هفت پارامتر نسبت آب به سیمان، مقدار آب، مقدار سیمان، مقدار ریزدانه، مقدار درشت دانه، بزرگترین اندازه درشت دانه‌ها و سن بتن بعنوان اعضای بردار ورودی به شبکه عصبی در نظر گرفته شده بود [۴]. در سال ۱۹۹۹، وُن آه<sup>۴</sup> و همکاران روشی برای تعیین طرح اختلاط بتن معمولی ارائه کردند[۵]. در سال ۱۹۹۹، بسما<sup>۵</sup> و همکاران مدلی مبتنی بر شبکه های عصبی ارائه کردند که با استفاده از الگوریتم آموزش پس انتشار خطا قادر به پیش بینی

درجه هیدراتاسیون سیمان بود. ورودی های این شبکه عصبی شامل نسبت آب به سیمان، زمان عمل آوری و درجه دمای عمل آوری بتن بودند [۶]. در سال ۲۰۰۰، کاوه و خالقی یک شبکه عصبی را که قادر به پیش بینی مقاومت فشاری بتن با عملکرد بالا بود، ارائه کردند. در این تحقیق تعداد ۲۰ طرح اختلاط برای آموزش شبکه عصبی در نظر گرفته شد. سپس با استفاده از قاعده‌ای که ارائه شده، روشی برای تعیین توپولوژی بهینه شبکه عصبی با الگوریتم آموزش پس انتشار خطا ارائه گردید [۷]. رضانیانپور و طریقت نیز با کمک شبکه عصبی مدلی برای کرناتاسیون بتن ارائه داده‌اند [۸]. ماهیت مسأله برآورد مشخصات بتن به اینصورت می‌باشد که استفاده از شبکه عصبی کاملاً منطقی بنظر می‌رسد. قابوسی و همکارانش با ذکر توانائی‌های شبکه‌های عصبی و بررسی آن، استفاده از این مدلها را در حل مسائل مربوط به مدلسازی رفتار مواد پیشنهاد می‌کنند [۹]. اه<sup>۷</sup> از شبکه‌های عصبی برای تعیین طرح بتن معمولی (که شامل فقط آب، سیمان، شن و ماسه است) استفاده نموده است [۱۰]. در کارهای جداگانه کاسپرکیویچ<sup>۸</sup> و همکارانش [۱۱] و مستوفی نژاد و سمعی نژاد [۱۲] به برآورد مشخصات بتن با مقاومت بالا که شامل یک افزودنی و میکرو سیلیس بوده است پرداخته‌اند. یه علاوه بر برآورد مشخصات بتن با عملکرد بالا به روشی برای تعیین نسبتهای مناسب اختلاط بتن با توجه به فاکتور قیمت اشاره کرده‌است [۱۳]. در تحقیق دیگری یه به برآورد مشخصات بتن معمولی با استفاده از تغییر ساختار شبکه عصبی و بهبود عملکرد آن پرداخته است [۱۴]. سیستم خبره‌ای نیز برای ارائه طرح بتن و اقدامات اصلاحی توسط باعی و امیرخانیان با توجه به شرایط مورد نیاز در محل سایت و هنگام اجرا نظیر ماکزیمم اندازه درشت دانه، درصد هوا، مقدار خاکستر بادی، دمای هوا و مدت زمان تحویل تهیه و ارائه شده است [۱۵]. در سال ۲۰۰۰ داور پناه و رضانیانپور برای برآورد مشخصات بتن و همچنین بهینه‌سازی آن از دو نوع شبکه عصبی استفاده کردند. در این تحقیق از شبکه‌های پرسپترون چند لایه<sup>۹</sup> با الگوریتم آموزش پس انتشار خطا و همچنین شبکه‌های عصبی رگراسیون تعمیم یافته<sup>۱۰</sup> برای پیش بینی مشخصات بتن استفاده کردند [۱۶].

## ۲- مجموعه‌ها و سیستم‌های فازی

تئوری مجموعه‌های فازی ما را قادر می‌سازد که درباره مبهمات و مجموعه‌هایی با مرزهای نامشخص و بصورت طیفی بحث کنیم و حتی مفاهیم بد تعریف و غیر دقیق را بصورت ریاضی تعریف کرده و به کار ببریم. با استفاده از مجموعه‌های فازی، مفاهیم مورد استفاده بوسیله انسان نظیر کوچک، بزرگ، جوان، پیر، متوسط، کم، زیاد و غیره را می‌توان به شکلی درآورد که قابل استفاده به وسیله کامپیوتر باشد. در سال ۱۹۶۵ میلادی پروفیسور لطفی زاده از دانشگاه برکلی با ارائه مقاله‌ای در مجله کنترل و اطلاعات، شاخه جدیدی از ریاضیات تحت عنوان مجموعه‌های فازی را معرفی کرد. در سال ۱۹۷۳ با انتشار مقاله دیگری شاخه جدید معرفی شده بوسیله خودش را در تجزیه و تحلیل سیستم‌های پیچیده و غیر خطی بکار گرفت. در اینجا مفاهیم کلی از مجموعه‌ها و سیستم‌های فازی که در این مقاله استفاده شده است را بیان می‌کنیم [۱۷].

**مجموعه فازی (برچسب کلامی):** اگر  $X$  یک مجموعه مرجع با عضو عمومی  $x$  باشد آنگاه یک مجموعه فازی  $A$  در  $X$  بصورت یک مجموعه از جفت‌ها بصورت زیر تعریف می‌شود.

$$A = \{ (x, \mu_A(x)) \mid x \in X \} \quad (1)$$

$\mu_A(x)$  را تابع عضویت  $x$  در  $A$  می‌نامند. که نگاهی از مجموعه مرجع  $X$  به فضای عضویت  $M$  می‌باشد. زمانی که  $M$  فقط دارای دو عدد ۰ و ۱ باشد آنگاه مجموعه  $A$  یک مجموعه غیر فازی است [۱۷].

**مجموعه فازی محدب:** مجموعه فازی که در رابطه زیر صدق کند.

$$\mu_A(\lambda x_1 + (1-\lambda)x_2) \geq \min(\mu_A(x_1), \mu_A(x_2)), x_1, x_2 \in X, \lambda \in [0,1] \quad (2)$$

**مجموعه فازی نرمال:** یک مجموعه فازی را نرمال گویند هرگاه در رابطه زیر صادق باشد.

$$\max_{x \in X} (\mu_A(x)) = 1 \quad (3)$$

مجموعه‌های فازی که در این تحقیق مورد استفاده قرار گرفته است از نوع مجموعه‌های فازی محدب و نرمال می‌باشند.

### ۳- سیستم استنتاجی فازی بر مبنای شبکه‌های تطبیقی

مدل‌سازی سیستم‌هایی که بر مبنای ابزارهای متداول علم ریاضی پایه‌ریزی شده‌اند (بعنوان مثال معادلات دیفرانسیل) بر روی سیستم‌های نامطمئن و بد تعریف شده مناسب نیستند، در عوض سیستم استنتاجی فازی بکار رفته در قوانین فازی، جنبه‌های کیفی دانش بشری و فرآیندهای استدلالی را که بدون بکارگیری آنالیز دقیق کمی می‌توانند مدل کنند. خصوصاً در یک سیستم استنتاج فازی امکان انتقال تجربه‌ها و یا دانش بشری به پایگاه قواعد و پایگاه اطلاعات وجود دارد. منظور از سیستم‌های استنتاجی فازی بر مبنای شبکه‌های تطبیقی ارائه روشی مؤثر برای تنظیم توابع عضویت، همچنین کم کردن خطاهای اندازه‌گیری و یا زیاد کردن اندیس عملکرد شبکه‌هایی است که در واحد استنتاجی خود از قواعد فازی سود می‌برند.

#### ۱-۳- قواعد اگر-آنگاه فازی

قواعد اگر-آنگاه فازی و جملاتی به شکل اگر A آنگاه B هستند بطوریکه A و B مجموعه فازی می‌باشند که توسط توابع عضویت مناسب مشخص می‌شوند. بدلیل شکل خاصی که مجموعه‌ای فازی دارند و نیز قواعدی که بصورت اگر - آنگاه در سیستم‌های فازی بکار گرفته می‌شود این سیستم‌ها قادر به مدل کردن رفتارهای انسانی در قالب متغیرهای کلامی می‌باشند. نوع دیگری از قواعد اگر - آنگاه فازی (که توسط تاگاکا و ساجینو<sup>۱۱</sup>) مطرح شده است شامل مجموعه فازی است که تنها بخش مقدم آن فازی است. این نوع قواعد فازی به نام TSK در ادبیات شناخته می‌شود. نمونه‌ای از این پایگاه قواعد در رابطه ۳ نشان داده شده است.

#### ۲-۳- سیستم استنتاجی فازی

در شکل ۱ اساس سیستم استنتاج فازی نشان داده شده است. این سیستم اساساً از ۵ بلوک کاربردی تشکیل شده است. هر کدام از این بلوک‌ها دارای خواص و وظایفی هستند که در زیر به آنها اشاره می‌شود.

- پایگاه قواعد یکی از مولفه‌های پایگاه دانش است که شامل تعدادی از قواعد اگر-آنگاه فازی می‌باشد.
- پایگاه داده‌ها مولفه دیگری از پایگاه دانش است که اطلاعاتی راجع به توابع عضویت، مجموع‌های فازی بکار رفته در قواعد فازی را در خود جای داده است.
- واحد تصمیم‌گیرنده وظیفه استنتاج را بر روی قواعد را بر عهده دارد که از روشهای مرسوم مانند مدوس پوننس تعمیم یافته<sup>۱۲</sup> در استنتاج بهره می‌گیرد.
- واحد فازسازی ورودی‌های کریسپ (غیرفازی) را به ورودی‌های فازی تبدیل می‌کند.
- واحد نافازی ساز خروجی قواعد را به مقادیر غیر فازی تبدیل می‌کند.
- گام‌های اساسی استدلال فازی توسط سیستم‌های استنتاج فازی شامل موارد زیر است:
- مقایسه متغیرهای ورودی با توابع عضویت در بخش مقدم، برای بدست آوردن مقادیر عضویت هر برجسب کلامی که فازسازی نامیده می‌شود.
- ترکیب مقادیر عضویت بخش مقدم بطوریکه برای هر قاعده، وزن مربوط به فعالیت آن توسط اپراتور T-norm بدست آید. در واقع این اپراتور مشابه عمل اشتراک در مجموعه‌های عادی است که معروفترین آنها اپراتور ضرب و مینیمم می‌باشد.
- بوجود آوردن نتایج کیفی (فازی یا کریسپ) برای هر قاعده، بسته به مقدار فعال شدن آن (میزان آتش کردن آن).
- بدست آوردن مقادیر کمی کریسپ از مقادیر کیفی فازی در بخش تالی قاعده که فازسازی نامیده می‌شود.

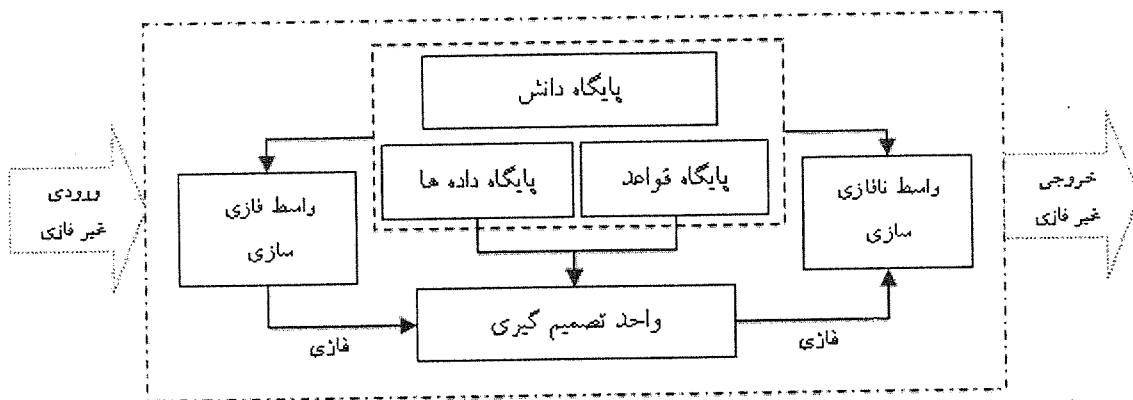
انواع سیستم‌های استنتاج فازی در سه گروه کلاس‌بندی می‌شود.

نوع ۱: خروجی کلی، متوسط وزنی خروجی کریسپ قواعد است که با درجه آتش کردن قاعده و تابع عضویت خروجی بدست آمده است (ضرب یا مینیمم میزان تطابق با بخش مقدم) [۱۷ و ۱۸].

نوع ۲: خروجی کلی فازی با اعمال عملگر ماکزیمم به خروجی‌های فازی بدست می‌آید. طرح‌های مختلفی برای انتخاب



خروجی کریسپ نهایی بر مبنای خروجی کلی فازی ارائه شده است [۱۷ و ۱۸].  
 نوع ۳: خروجی هر قاعده، ترکیب خطی متغیرهای ورودی بعلاوه یک مقدار ثابت می‌باشد و خروجی نهایی متوسط وزنی خروجی هر قاعده است [۱۷ و ۱۸].



شکل (۱) سیستم استنتاج فازی.

### ۳-۳ ساختار ANFIS

برای تشریح ساختار مدل ANFIS، و همچنین برای سادگی فرض می‌کنیم که سیستم استنتاجی فازی دارای دو ورودی  $x$  و  $y$  و یک خروجی  $z$  باشد. تصور کنید که پایگاه قواعد دارای دو قاعده اگر - آنگاه فازی نوع TSK بصورت زیر باشد.

$$\text{Rule 1: IF } x \text{ is } A_1 \text{ and } y \text{ is } B_1, \text{ THEN } f_1 = p_1x + q_1y + r_1 \quad (3)$$

$$\text{Rule 2: IF } x \text{ is } A_2 \text{ and } y \text{ is } B_2, \text{ THEN } f_2 = p_2x + q_2y + r_2$$

در شکل ۲- الف روش استنتاج فازی نوع ۳ (TSK) نشان داده شده است. همچنین در شکل ۲ - ب معادل ساختار ANFIS برای این نوع استنتاج نشان داده شده است.

عملکرد هر لایه از ساختار نشان داده شده در شکل ۲- ب عبارت است از:

لایه ۱: گره  $i$ ام در این لایه یک گره مربعی است با تابع گرهی زیر:

$$O_i^1 = \mu_{A_i}(x) \quad (4)$$

بطوریکه  $x$  یک ورودی برای گره  $i$  است و  $A_i$  یک برجسب کلامی (کوچک، بزرگ و...) است. بعبارت دیگر  $O_i^1$  تابع عضویت  $A_i$  می‌باشد. معمولاً  $\mu_{A_i}(x)$  با مقدار  $\max$  (۱) و مقدار  $\min$  (۰) همانند زیر انتخاب می‌شود: بعنوان مثال [۱۷ و ۱۸]:

$$\mu_{A_i}(x) = \frac{1}{1 + \left[ \frac{(x - c_i)^2}{a_i} \right]^{b_i}} \quad (5)$$

و یا

$$\mu_{A_i}(x) = \exp\left\{-\left(\frac{x - c_i}{a_i}\right)^2\right\} \quad (6)$$

بطوریکه  $\{a_i, b_i, c_i\}$  مجموعه پارامترهاست. همین که مقادیر این پارامترها تغییر میکند شکل تابع عضویت زنگوله‌ای نیز شروع به تغییر می‌کند. در نتیجه توابع عضویت با اشکال مختلف بر روی برجسب کلامی  $A_i$  ایجاد می‌کند. در واقع هر تابع پیوسته و تکه‌ای مشتق پذیر مانند توابع دوزنقه‌ای و توابع عضویت مثلثی شکل، انتخابهای مناسب برای این لایه می‌باشد. پارامترها در این لایه با نام پارامترهای مقدم شناخته می‌شوند [۱۸].

لایه ۲: هر گره در این لایه با گره‌های دایره‌ای شکل نشان داده شده و با علامت  $\Pi$  برجسب‌گذاری شده است که سیگنالهای ورودی را در هم ضرب کرده و حاصل را به خارج انتقال می‌دهد. به عنوان نمونه برای شکل ۲- ب داریم:

$$w_i = \mu_{A_i}(x) \times \mu_{B_i}(y), \quad i = 1, 2 \quad (7)$$

خروجی هر گره مقدار فعالیت (میزان آتش کردن<sup>۱۳</sup>) یک قاعده را نشان می‌دهد.

لایه ۳: هر گره در این لایه یک گره دایره‌ای است که با علامت N برچسب گذاری شده است. گره i نسبت وزن قاعده i را به مجموع تمام وزن‌های قاعده محاسبه می‌کند. بعنوان یک قرارداد خروجی‌های این لایه از این پس به عنوان وزن‌های نرمالیزه شده خوانده می‌شود. برای مثال برای شکل ۲- ب داریم:

$$\bar{w}_i = \frac{w_i}{w_1 + w_2}, \quad i=1, 2 \quad (8)$$

لایه ۴: هر گره i در این لایه یک گره با شکل مربعی است که عملکرد آن مطابق رابطه زیر است:

$$O_i^4 = \bar{w}_i(p_i x + q_i y + r_i) \quad (9)$$

بطوریکه  $\bar{w}_i$  خروجی لایه ۳ است و  $\{p_i, q_i, r_i\}$  مجموعه پارامترهای مربوط به آن است. پارامترها در این لایه پارامترهای تالی نامیده می‌شود.

لایه ۵: این لایه شامل یک گره دایره‌ای شکل است که با برچسب  $\Sigma$  نشان داده می‌شود. این گره خروجی کلی را بصورت مجموع سیگنال‌های ورودی محاسبه می‌کند.

$$O_i^5 = \sum_i \bar{w}_i f_i = \frac{\sum_i w_i f_i}{\sum_i w_i} \quad (10)$$

بنابراین یک شبکه تطبیقی را ساخته‌ایم که عملاً معادل با سیستم استنتاج فازی نوع ۳ است.

### ۳-۴- الگوریتم آموزش ترکیبی

از ساختار ANFIS تیپ ۳ (شکل ۲ را ببینید) بر می‌آید که مقادیر داده شده پارامترهای مقدم خروجی کلی، بعنوان ترکیبی خطی از پارامترهای تالی می‌باشد. بطور دقیقتر خروجی T در شکل ۲-۷ میتواند بصورت زیر نوشته شود:

$$f = \frac{w_1}{w_1 + w_2} f_1 + \frac{w_2}{w_1 + w_2} f_2 = w_1 f_1 + w_2 f_2 \quad (11)$$

$$= (\bar{w}_1 x) p_1 + (\bar{w}_1 y) q_1 + (\bar{w}_1) r_1 + (\bar{w}_2 x) p_2 + (\bar{w}_2 y) q_2 + (\bar{w}_2) r_2$$

که در مجموعه پارامترهای تالی  $(p_1, q_1, r_1, p_2, q_2, r_2)$  خطی می‌باشد. پس به طور خلاصه داریم:

$$S = S_1 \oplus S_2 \quad (12)$$

بطوریکه:

$S$  = مجموعه کل پارامتری

$S_1$  = مجموعه پارامترهای مقدم

$S_2$  = مجموعه پارامترهای تالی

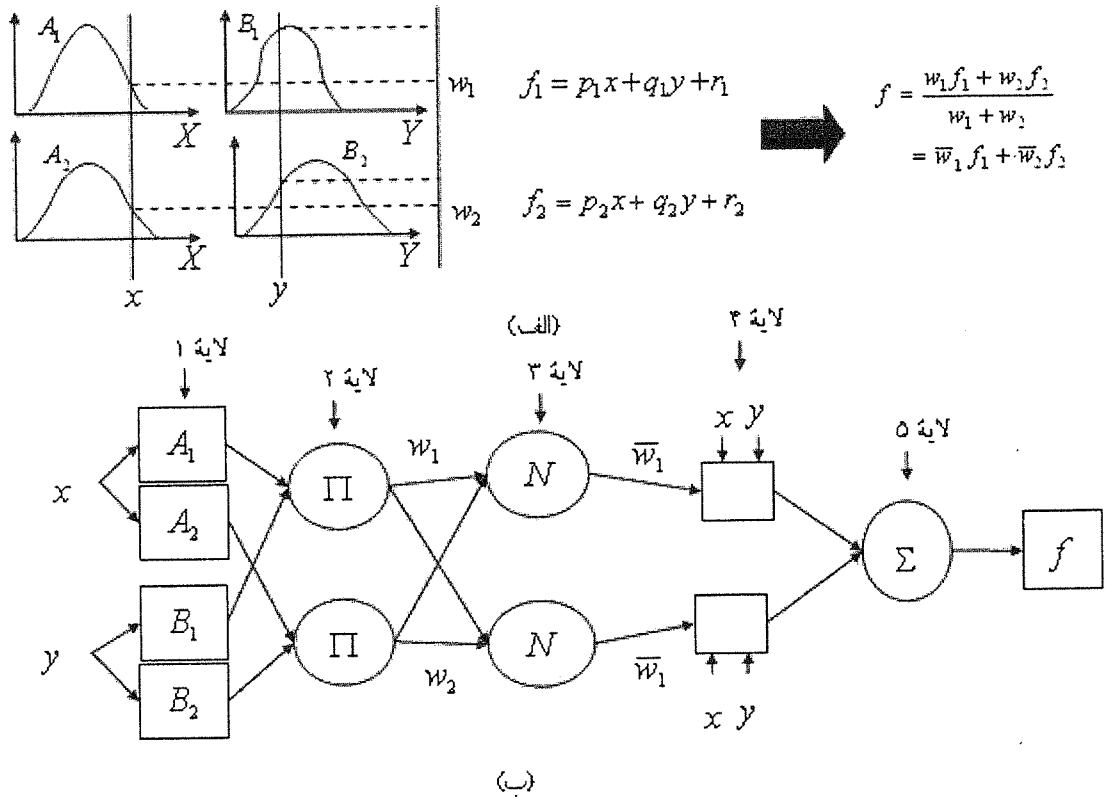
حال برای آموزش شبکه ساخته شده می‌توان از روشهای مختلف آموزشی برای تنظیم مجموعه پارامترها استفاده کرد [۱۸].

دو روش آموزشی برای این شبکه‌ها عبارتند از:

— کاهش گرادیان: که در این روش تمام پارامترها با استفاده از کاهش گرادیان اصلاح میگردد [۱۸].

— کاهش گرادیان و یک بار استفاده از تخمین حداقل مربعات (LSE): در این حالت روش LSE فقط یک بار در آغاز

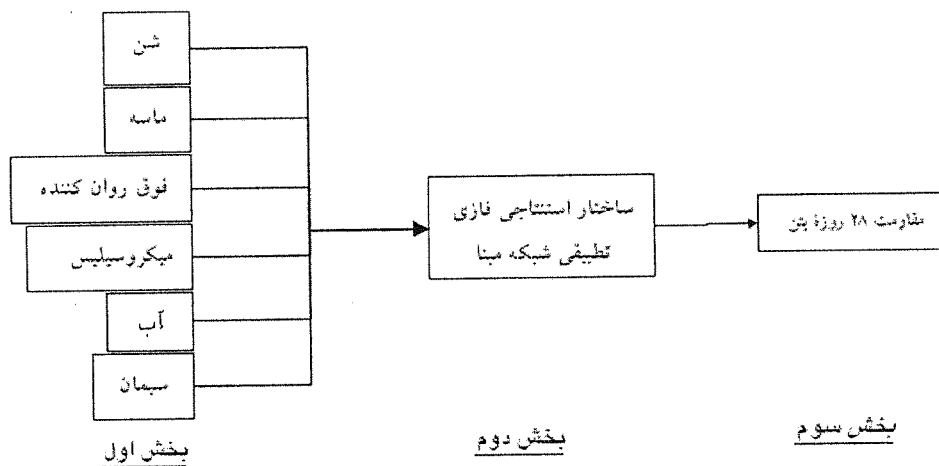
آموزش بر روی پارامترهای تالی اعمال گردیده و سپس با استفاده از روش کاهش گرادیان تمامی پارامترها اصلاح میگردد [۱۸].



شکل (۲- الف) استنتاج فازی نوع ۳ (ب) ساختار معادل ANFIS [۱۸].

### ۸- پیش بینی مقاومت بتن با استفاده از ساختار ANFIS

در شکل ۳ ساختار کلی شبکه تطبیقی برای پیش بینی مقاومت بتن نشان داده است. همانطور که در این شکل مشاهده می‌شود، این ساختار شامل سه بخش عمده می‌باشد:



شکل (۳) ساختار کلی مدل پیش بینی کننده مقاومت بتن.

بخش اول: ورودی‌ها: ورودی‌های شبکه مشتمل بر میزان ۶ مؤلفه تشکیل دهنده بتن یعنی شن، ماسه، فوق روان کننده، میکرو سیلیس،



آب و سیمان می‌باشد، بخش دوم: سیستم استنتیجی، و بخش سوم: خروجی شبکه: مقاومت فشاری ۲۸ روزه ساخته شده از این مصالح می‌باشد.

به منظور پیش بینی مقاومت فشاری ۲۸ روزه بتن با مقاومت بالا توسط سیستم فازی - عصبی، ابتدا اطلاعات مربوط به طرح اختلاط ۴۹۲ نمونه بتن، جمع آوری گردیده است. این داده‌ها با استفاده از منابع مختلف زیر تهیه شده است:

- داده‌های جمع آوری شده توسط پروفیسور کاسپر کیویویچ از مرکز تحقیقات علوم و فن آوری ورشو در کشور لهستان
- داده‌های آزمایشگاهی بتن‌های با مقاومت بالا در آزمایشگاه تکنولوژی بتن دانشگاه صنعتی اصفهان
- اطلاعات مربوط به طرح اختلاط بتن برج ارتباطاتی میلاد

این داده‌ها شامل اطلاعات هر یک از اجزاء تشکیل دهنده بتن می‌باشد که عبارتند از: ۱- وزن سیمان، ۲- وزن آب، ۳- مقدار وزنی میکرو سیلیس مصرفی، ۴- مقدار وزنی ماده فوق روان کننده، ۵- مقدار وزنی ریزدانه (ماسه)، ۶- مقدار وزنی درشت دانه و ۷- مقاومت فشاری ۲۸ روزه نمونه بتنی.

از آنجا که دقت عمل یک سیستم فازی - عصبی، به مقدار زیادی به ماهیت پراکندگی اطلاعات ورودی جهت آموزش شبکه بستگی خواهد داشت، طبقه‌بندی اطلاعات ورودی برای آموزش شبکه، از اهمیت ویژه‌ای برخوردار خواهد بود. همانگونه که مغز انسان در مورد مسائلی که بیشتر با آنها سروکار دارد بهتر آموزش می‌بیند، یک سیستم فازی - عصبی نیز در مناطقی که داده‌های بیشتری برای آموزش وجود دارد، بهتر عمل کرده و جواب‌های بهتری خواهد داد. نباید انتظار داشت که سیستم فازی - عصبی در مناطقی که تعداد اطلاعات آموزشی اندک است، از جوابهای خوبی برخوردار باشد. بر این اساس در جدول ۱ محدودته کارکردی سیستم برای ورودیهای مسئله نشان داده شده است.

از مجموع ۴۹۲ نمونه آزمایشگاهی تعداد ۳۳۸ نمونه به عنوان داده آموزشی و ۱۵۴ نمونه به عنوان داده های آزمایشی مورد استفاده قرار می‌گیرد. لازم به ذکر است که انتخاب داده‌های آموزشی و آزمایشی از بین داده‌ها، بصورت تصادفی انجام گرفته است. استفاده از داده‌های آموزشی و آزمایشی در تحقیقات مربوط به کاربردهای هوش محاسباتی بسیار مرسوم است. همانگونه که ما نیز در اینجا از این دو دسته داده استفاده نموده‌ایم. اما در این تحقیق علاوه بر دو دسته داده، از دسته سوم با عنوان داده‌های کنترلی نیز بهره گرفته شده است. داده‌های کنترلی، ترکیبی تصادفی از تعدادی داده‌های آزمایشی و آموزشی می‌باشد که در این تحقیق تعداد ۸۵ نمونه را شامل می‌گردد. داده‌های کنترلی به منظور بررسی کیفیت آموزشی شبکه تطبیقی در جریان آموزش آن مورد استفاده قرار می‌گیرد. نحوه کار بدین صورت است که در هر اپوک میزان خطای شبکه برای این موضوع محاسبه شده و از انحراف آموزش شبکه به سمت دقت زیاد و خاصیت پایین جلوگیری می‌گردد.

جدول (۱) محدوده مناسب برای پارامترهای ورودی مدل (بر حسب کیلوگرم)

فوق روان کننده	میکرو سیلیس	آب	سیمان	ماسه	شن
۰-۳۸	۰-۱۰۰	۸۵-۲۵۰	۲۴۰-۶۰۰	۵۰۰-۱۳۰۰	۵۸۰-۱۲۸۰

اگر تنها از داده‌های آموزشی هم برای کنترل و هم برای آموزش شبکه استفاده گردد، بطور معمول سعی بر آن است که برای این گروه از داده‌ها حداقل خطا بدست آید. این همان کاری است که در شبکه های عصبی انجام می‌گیرد، اما باید به این نکته توجه داشت که با کاهش خطا برای داده‌های آموزشی ممکن است از میزان توانایی شبکه، تخمین داده‌های غیر آموزشی یعنی داده‌های آزمایشی دچار ضعف گردد. این پدیده‌ای است که ما در اینجا آن را اشباع شبکه نامگذاری می‌کنیم: یعنی وقتی شبکه‌ای اشباع می‌گردد، درست است که برای پیش‌بینی داده‌های آموزشی از دقت بالا بر خور دار است ولی ممکن است دقت آن در داده‌های آزمایشی پایین باشد و یا عبارتی شبکه از توانایی تعمیم کمتری بر خور دار خواهد بود، اما در صورتی که از ایده مطرح شده در این کار یعنی استفاده از داده‌های کنترلی استفاده گردد، از این نابسامانی در طراحی شبکه جلوگیری خواهد شد چرا که ما برای کنترل کیفیت یاد گیری شبکه در هر اپوک، از ترکیبی از داده‌های آزمایشی و آموزشی بهره جسته‌ایم.

## ۴-۱- آموزش شبکه تطبیقی ANFIS

در این تحقیق از نرم‌افزار مطلب و جعبه ابزار فازی آن جهت طراحی ساختار مناسب برای پیش‌بینی مقاومت بتن استفاده گردیده است. همچنین در کنار این جعبه ابزار برنامه‌ای به زبان مطلب نوشته شده است که برای استخراج و تحلیل نتایج از آن بهره گرفته می‌شود.

برای پیدا کردن ساختار مناسب جهت پیش‌بینی مقاومت بتن از توپولوژی‌های مختلف به همراه چندین تابع عضویت استفاده شده است. ساختارهایی که در این تحقیق مورد مطالعه قرار گرفته است عبارتند از ساختارهای هفتگانه زیر:

— ساختار St333333: در این ساختار از سه تابع عضویت برای هر مؤلفه ورودی استفاده می‌شود.

— ساختار St433333: در این ساختار از چهار تابع شکل برای مصالح درشت دانه (شن) و برای سایر ورودی‌ها از سه تابع عضویت بهره گرفته شده است.

— ساختار St343333: در این ساختار از چهار تابع شکل برای مصالح ریزدانه (ماسه) و برای سایر ورودی‌ها از سه تابع عضویت بهره گرفته شده است.

— ساختار St334333: در این ساختار از چهار تابع شکل برای فوق روان‌کننده و برای سایر ورودی‌ها از سه تابع عضویت بهره گرفته شده است.

— ساختار St333433: در این ساختار از چهار تابع شکل برای میکرو سیلیس و برای سایر ورودی‌ها از سه تابع عضویت بهره گرفته شده است.

— ساختار St333343: در این ساختار از چهار تابع شکل برای آب و برای سایر ورودی‌ها از سه تابع عضویت بهره گرفته شده است.

— ساختار St333334: در این ساختار از چهار تابع شکل برای سیمان و برای سایر ورودی‌ها از سه تابع عضویت بهره گرفته شده است. همچنین توابع عضویت مختلفی در ساختارهای شبکه تطبیقی مورد مطالعه قرار گرفته است این توابع عبارتند از:

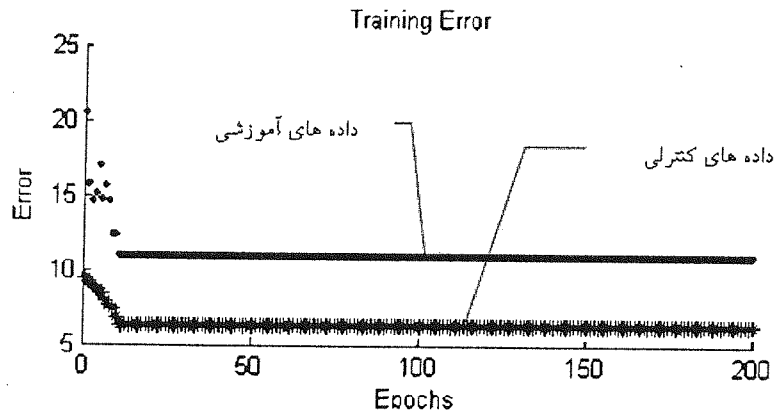
- ۱- توابع عضویت مثلثی.
- ۲- توابع عضویت گوسی با دو پارامتر
- ۳- توابع زنگوله‌ای تعمیم یافته.
- ۴- توابع دوزنقه‌ای.
- ۵- توابع سیگموئید حاصل ضربی.
- ۶- توابع عضویت پی.
- ۷- توابع سیگموئیدی دوبل.
- ۸- توابع عضویت گوسی با سه پارامتر.

در جدول ۲، شکل این توابع (توابع عضویت) به همراه علایم اختصاری این توابع که در طی این مقاله از آنها استفاده شده است، نشان داده شده است.

برای آموزش مدل‌های مذکور از یک کامپیوتر Pentium IV با سرعت ۱/۷ گیگا هرتز و حافظه عملیاتی ۷۶۸ مگا بایت بهره گرفته شده است. توسط کامپیوتر با اوصاف مذکور جهت آموزش مدل‌های با ساختار St333333 زمانی بین ۶ تا ۷ ساعت بر حسب تابع عضویت خاص صرف شده است. برای مدل‌های با ساختارهای مراتب بالاتر (St433333، St343333، St334333، St333343 و St333334) زمانی بین ۱۸ تا ۲۰ ساعت صرف شد که در مجموع حدود ۱۱۰۰ نفر ساعت جهت تحلیل و تنظیم پارامترهای شبکه بکار گرفته شد. در شکل ۳ منحنی خطای آموزش یکی از مدل‌ها با ساختار St333334 نشان داده شده است. همانطوریکه در این شکل ملاحظه می‌شود، آموزش مدل‌ها تا زمانی ادامه یافته است که از نظر آموزشی همگرایی مطلوبی حاصل شود.

جدول (۲) شکل توابع عضویت و علائم اختصاری مربوطه به آنها.

<p>تابع عضویت ذوزنقه‌ای (تراپمف)</p>	<p>تابع عضویت مثلثی (تریمف)</p>
<p>تابع عضویت گوسی با دو پارامتر (گاسسمف)</p>	<p>تابع عضویت زنگوله ای تعمیم یافته (γβελλمف)</p>
<p>تابع عضویت پی شکل (پیمف)</p>	<p>تابع عضویت گوسی با دو پارامتر (γαυσσ2مف)</p>
<p>تابع عضویت سیگموئید حاصل ضربی (پسیγمف)</p>	<p>تابع عضویت سیگموئیدی دوبل (δسیγمف)</p>



شکل (۳) منحنی خطای شبکه در جریان آموزش برای ساختار St333334.

## ۴-۲. نتایج حاصل از انواع مختلف مدلسازی

بعد از انجام تحلیلها و آموزش شبکه‌های مختلف با ساختار و توابع عضویت گوناگون، در این بخش به بررسی نتایج حاصله از پیش‌بینی این شبکه‌ها خواهیم پرداخت. برای مقایسه کیفی، نتایج حاصله از مدل‌های مختلف در شکل ۴ نشان داده شده است. در این شکل مقایسه‌ای بین نتایج مدل‌های مختلف با نتایج آزمایشگاهی انجام گرفته است. در این شکل از هر ساختار با تابع عضویت مثلثی آموزش داده شده است. محور افقی این نمودارها بیانگر شماره نمونه و محور قائم آنها مقاومت فشاری بتن بر حسب مگا پاسکال را نشان می‌دهد. در این نمودارها به ازای هر نمونه، دو نقطه یکی از مشاهدات آزمایشگاهی و دیگری از نتایج تحلیل توسط شبکه تطبیقی تربیت شده بدست می‌آید. بدین ترتیب با استفاده از این نمودار می‌توان نتایج تحلیل فازی - عصبی و نتایج واقعی را در کنار یکدیگر مشاهده کرد.

همانطوریکه در این شکل مشاهده می‌شود، تقریباً همه مدلها برای اکثر نمونه‌ها جوابهای قابل قبولی ارائه نموده‌اند. البته

توجه شود که این نمودارها برای داده‌های کنترلی ترسیم شده است و همانطوریکه قبلاً نیز اشاره شد این داده‌ها ترکیبی از داده‌های آموزشی و آزمایشی بوده و در واقع این نمودارها منعکس کننده خاصیت تعمیم و همچنین دقت آموزش را در خود جای داده است. با نگاهی به این نمودارها مشاهده می‌کنیم که برای نمونه ۴۸ جوابهایی نامناسب و بعضاً غیر واقعی بدست آمده است. شبکه‌های با ساختارهای St333333 و St334333 جوابهایی با علامت منفی بدست داده‌اند که از نظر فیزیکی غیر قابل قبول است اما در مقابل شبکه‌های با ساختارهای St433333 و St343333 جوابهای قابل قبولی برای این نمونه پیش‌بینی کرده‌اند و ساختارهای دیگر هرچند جوابهایی با دقت پایین اما قابل قبولی از نقطه نظر فیزیکی محاسبه کرده‌اند.

#### ۴-۳- معیارهای مقایسات کمی

برای بررسی‌های کمی نتایج از دو معیار ریشه مجذورات خطا<sup>۱۴</sup> (RMS) و میزان همبستگی<sup>۱۵</sup> (CF) نتایج شبکه تطبیقی و نتایج آزمایشگاهی استفاده شده است. برای محاسبه RMS از رابطه ۱۳ استفاده می‌شود:

$$R.M.S = \frac{\sqrt{\sum_{i=1}^P (f_{ci} - f_{ci})^2}}{P} \quad (13)$$

در این رابطه  $P$  تعداد کل نمونه‌ها،  $f_c$  مقدار مقاومت ۲۸ روزه بتن (بدست آمده از نتایج آزمایشگاهی)،  $f_c$  مقدار مقاومت ۲۸ روزه محاسبه شده توسط ساختار تطبیقی فازی می‌باشد.

همچنین برای محاسبه ضریب همبستگی نتایج آزمایشگاهی و نتایج حاصله از شبکه تطبیقی فازی از رابطه ۱۴ استفاده شده است.

$$\text{Correlation}(f_c, f_c) = \frac{\text{cov}(F_c, F_c)}{\sqrt{\text{cov}(F_c, F_c) \cdot \text{cov}(F_c, F_c)}} \quad (14)$$

بطوریکه

$$F_c = (f_{c1}, f_{c2}, \dots, f_{cp}), \quad F_c = (f_{c1}, f_{c2}, \dots, f_{cp}) \quad (15)$$

و

$$\text{cov}(F_c, F_c) = E[(F_c - \mu_c) \cdot (F_c - \mu_c)] \quad (16)$$

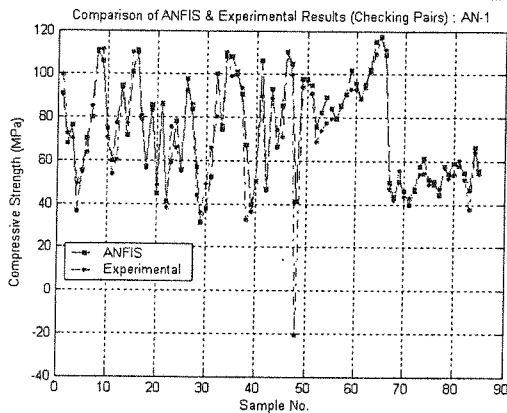
در رابطه ۱۶ منظور از  $E$  امید ریاضی و همچنین  $\mu_c = E(F_c)$  و  $\mu_c = E(F_c)$  می‌باشد.

#### ۴-۴- بررسی دقت و عملکرد شبکه‌های تطبیقی

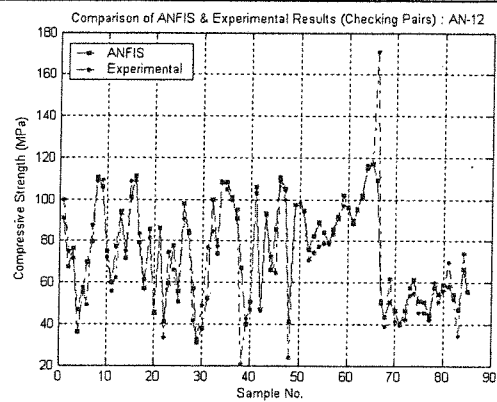
در جدول ۳ بهترین و بدترین مدل‌های تطبیقی از لحاظ کیفیت مدلسازی برحسب توابع عضویت مختلف خلاصه شده و مقادیر RMS و ضریب همبستگی مربوط به داده‌های آموزشی و آزمایشی نشان داده شده است. با توجه به این جدول، بهترین ساختار برای هر کدام از توابع عضویت بدست آمده و در جدول ۳ خلاصه شده است.

جدول (۳) بهترین و بدترین مدل پی از لحاظ توانایی پیش بینی مقاومت بتن برای توابع عضویت مختلف.

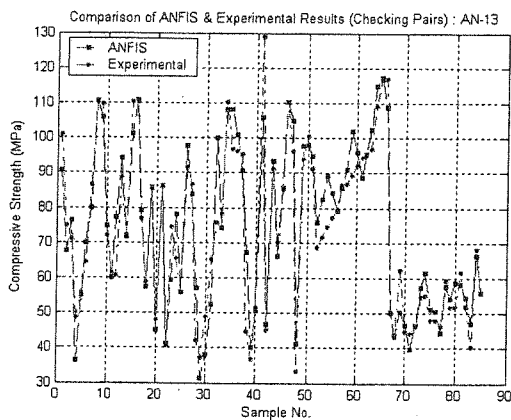
داده های آزمایشی				داده های آموزشی				تابع عضویت
بدترین ساختار		بهترین ساختار		بدترین ساختار		بهترین ساختار		
CF	RMS	CF	RMS	CF	RMS	CF	RMS	
St343333 ۰/۵۵۸۱۱    ۲۲/۷۳۹۵		St333333 ۰/۷۱۹۰۲    ۱۴/۲۰۶۳		St333333 ۰/۹۷۰۴۸    ۶/۰۴۵		St334333 ۰/۹۷۸۹۳    ۵/۱۱۷۴		trimf
St343333 ۰/۲۰۸    ۶۴/۳۸۲۱		St433333 ۰/۶۳۱۶۸    ۲۱/۰۰۸۷		St333343 ۰/۸۶۹۸۱    ۱۲/۳۵۹		St433333 ۰/۹۷۴۶۳    ۵/۶۰۸۶		trapmf
St343333 ۰/۴۲۸۸۹    ۳۰/۳۲۸۶		St433333 ۰/۶۲۲۸۱    ۲۰/۲۷۶۵		St333333 ۰/۹۶۵۰۶    ۶/۵۶۸۷		St334333 ۰/۹۷۶۹۵    ۵/۳۵۵۶		gbellmf
St343333 ۰/۱۹۵۱۲    ۸/۶۴۹۰۳		St433333 ۰/۴۴۵۴۴    ۲۶/۱۲۴۳		St333343 ۰/۸۴۰۸۳    ۱۳/۵۵۹۹		St334333 ۰/۸۹۹۴۸    ۱۰/۹۴۶۱		pimf
St334333 ۰/۴۰۰۱۵    ۳۱/۶۱۵۴		St333334 ۰/۶۸۷۹۹    ۱۹/۴۱۰۹		St333333 ۰/۹۶۳۲۱    ۸/۸۰۵۲		St333334 ۰/۹۶۷۵۶    ۶/۳۳۷		dsigmf
St334333 ۰/۴۰۰۱۵    ۳۱/۶۱۵۵		St333334 ۰/۶۸۷۹۹    ۱۹/۴۱۱		St333333 ۰/۹۳۶۲۱    ۸/۸۰۵۲		St333334 ۰/۹۶۷۵۶    ۶/۳۳۷		psigmf
St334333 ۰/۲۰۸۳    ۶۰/۹۶۵۱		St333333 ۰/۶۲۰۱۸    ۱۷/۶۲۶۹		St334333 ۰/۹۱۱۰۳    ۱۰/۳۲۹		St343333 ۰/۹۷۴۱۶    ۵/۶۶۱۲		gaussmf
St334333 ۰/۰۴۶۵۱    ۱۰۴/۶۱۵۱		St433333 ۰/۴۹۶۲۶    ۲۸/۵۷۶۳		St333343 ۰/۹۱۵۴۸    ۱۰/۰۸۷۸		St334333 ۰/۹۳۷۴۴    ۸/۷۲۴۶		gauss2mf



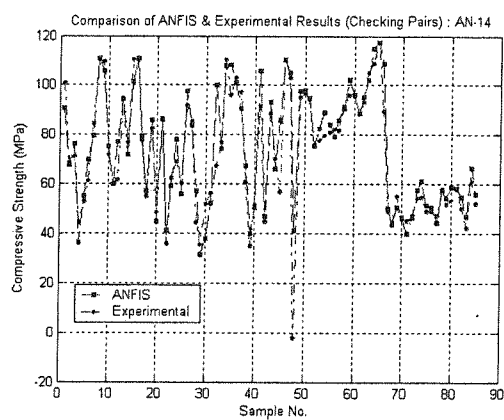
(الف)



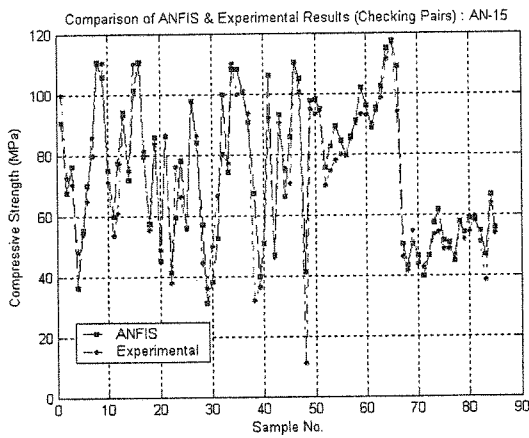
(ب)



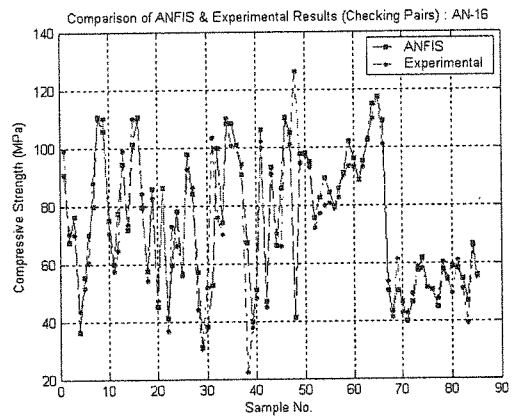
(ج)



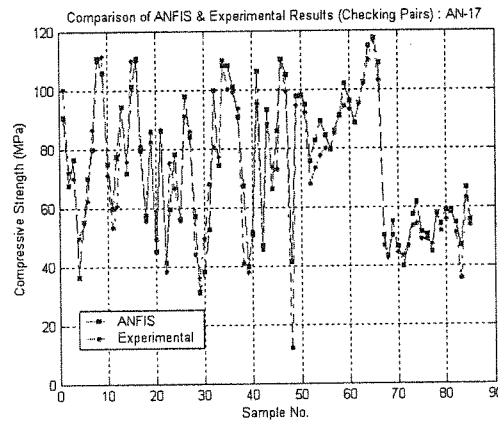
(د)



(e)



(g)



(z)

شکل (۴) مقایسه نتایج آزمایشگاهی با نتایج پیش بینی ANFIS برای مجموعه داده های کنترلی الف - ساختار St333333، ب - ساختار St333334، ج - ساختار St343333، د - ساختار St334333، ه - ساختار St333433، و - ساختار St333343، ز - ساختار St333334. جدول (۴) ساختارهای بهینه ANFIS برای پیش بینی مقاومت بتن.

CF برای داده های			RMS برای داده های			ساختار بهینه	تابع عضویت
کنترلی	آزمایشی	آموزشی	کنترلی	آزمایشی	آموزشی		
۰/۹۳۶۸۳	۰/۵۸۱۸۷	۰/۹۷۸۹۳	۸/۷۲۸۳	۱۷/۹۳۹۸	۵/۱۱۷۴	St334333	trimf
۰/۹۰۵۵۳	۰/۶۳۱۶۸	۰/۹۷۴۶۳	۱۱/۲۷۳۶	۲۱/۰۰۸۷	۵/۶۰۸۶	St433333	trapmf
۰/۹۴۲۶۲	۰/۶۲۲۸۱	۰/۹۶۹۴۱	۸/۲۴۶۷	۲۰/۲۷۶۵	۶/۱۵۴۸	St433333	gbellmf
۰/۹۱۹۴۴	۰/۴۴۵۴۴	۰/۸۸۲۱۲	۹/۷۷۷	۲۶/۱۲۴۳	۱۱/۷۹۹	St433333	pimf
۰/۹۵۱۵۶	۰/۶۸۷۹۹	۰/۹۶۷۵۶	۷/۲۸۲۳	۱۹/۴۱۰۹	۶/۳۳۷	St333334	dsigmf
۰/۹۵۱۵۶	۰/۶۸۷۹۹	۰/۹۶۷۵۶	۷/۲۸۲۴	۱۹/۴۱۱	۶/۳۳۷	St333334	psigmf
۰/۹۴۵۴۲	۰/۶۲۰۱۸	۰/۹۶۷۴۸	۷/۹۲۴۹	۱۷/۶۲۶۹	۶/۳۴۳۱	St333333	gaussmf
۰/۸۹۵۲۳	۰/۴۹۶۲۶	۰/۹۳۱۹۴	۱۰/۷۲۸	۲۸/۵۷۶۸	۹/۰۸۴۴	St433333	gauss2mf

## ۵- نتیجه گیری

با توجه به نتایج بدست آمده از کاربرد سیستم فازی - عصبی شبکه مبنا در پیش بینی مقاومت بتن های با مقاومت بالا می توان نتیجه گرفت:

۱- ساختار St433333 (ساختاری با ۴ تابع عضویت برای شن و ۳ تابع عضویت برای بقیه ورودیها) برای شبکه های تطبیقی فازی - عصبی با توابع عضویت trapmf (ذوذنقه ای)، gbellmf (زنگوله ای)، pimf (پی) و gauss2mf (گوسی سه پارامتری) بهترین عملکرد از نظر میزان خطا و همبستگی بدست می دهد.

۲- ساختار St334333 (ساختاری با ۴ تابع عضویت برای فوق روان کننده و ۳ تابع عضویت برای بقیه ورودیها) برای شبکه های

- تطبیقی فازی - عصبی با توابع عضویت trimf (مثلثی) بهینه می‌باشد.
- ۳- برای شبکه‌های با توابع عضویت dsigmf و psigmf ساختار بهینه St333334 (ساختاری با ۴ تابع عضویت برای سیمان و ۳ تابع عضویت برای بقیه ورودیها) می‌باشد.
- ۴- ساختار St333333 برای شبکه‌های با تابع عضویت gauss2mf مناسبترین ساختار می‌باشد.
- ۵- عموماً ساختار St333333 (بجز برای شبکه با تابع عضویت gauss2mf) دارای رفتار نامناسبی در پیش بینی مقاومت بتن می‌باشد.
- ۶- در اکثر شبکه‌ها استفاده از ساختار St334333 منجر به نتایج ضعیفی در نمونه های آموزشی و آزمایشی می‌گردد در حالیکه این موضوع در شبکه‌های با تابع trimf برعکس می‌باشد.
- ۷- شبکه تطبیقی با ساختار St334333 و با تابع trimf کمترین خطا و بیشترین ضریب همبستگی را در بین تمام شبکه‌ها به خود اختصاص داده است.
- ۸- همچنین مشاهده شد که شبکه‌های تطبیقی فازی - عصبی با توابع عضویت dsigmf (سیگموئیدی دوگانه) و psigmf (سیگموئیدی حاصلضربی) دارای رفتار کاملاً مشابهی هستند.
- ۹- بطور کلی سیستم‌های فازی - عصبی شبکه مبنا ابزار مناسبی برای پیش بینی مقاومت بتن های با مقاومت بالا می‌باشد و می‌توان از این سیستم برای ارائه طرح اختلاط بتنهای با مقاومت بالا و همچنین بهینه سازی طرح اختلاط استفاده نمود.

## واژه نامه

- |   |   |
|---|---|
| 1- Computational Intelligence           | 9- Multi Layer Perceptron                 |
| 2- Model- Free Dynamic Systems          | 10- Generalized Regression Neural Network |
| 3- I.C. Yeh                             | 11- Tagaki and Sugino                     |
| 4- J.W. Oh                              | 12- Generalized Modus Ponens (GMP)        |
| 5- A.A. Basma                           | 13- Firing                                |
| 6- Back- Propagation Training Algorithm | 14- Root Means Square                     |
| 7- Oh                                   | 15- Correlation Factor                    |
| 8- Kasperkiewicz                        |   |

## مراجع

- [1] Fausett, L., "Fundamentals of Neural Networks; Architecture, Algorithms, and Application". *Prentice Hall International*, USA, 1994.
- [2] Jang, J. S. R., "Neuro-Fuzzy Modeling and Control", *Proceeding of the IEEE Con.*, Vol. 83, No. 3, March 1995.
- [3] Wang, L. X., "Fuzzy Systems are Universal Approximators", *Proc. IEEE Int. Conf. of Fuzzy Systems*, San Diego, pp. 1163-1170, 1992.
- [4] Yeh, I. C., "Modeling Concrete Strength with Augument-Neuron Networks", *Journal of Materials in Civil Engineering*, Vol. 10, No. 4, pp. 263-268, 1998.
- [5] Oh, J. W., Lee, I. W., Kin, J. T., and Lee, G. W., "Application of Neural Networks for Proportioning of Concrete Mixes", *ACI Material Journal*, Vol. 96, No. 1, pp. 61-67, 1999.
- [6] Basma, A. A., Barakat, S., and Al-Orimi, S., "Prediction of Cement Degree of Hydration Using Artificial Neural Networks", *ACI Material Journal*, Vol. 96, No. 2, pp. 42-48, 1999.
- [7] Kaveh, A., and Khaleghi, H. A., "Prediction of Strength for Concrete Specimen Using Artificial Neural Network", *Asian Journal of Civil Engineering*, Vol. 2, No. 2, pp. 1-13, 2000.
- [8] Ramezani-pour, A. A. & Amir Tarighat ; "Neural Network Modeling of Concrete Carbonation"; *SP*, pp. 199-52, 2000.
- [9] Ghaboussi, J., J. H. Garrett Jr. & X. Wu ; "Knowledge-Based Modeling of Material Behavior with Neural Networks"; *Journal of Engineering Mechanics*, Vol. 117, No. 1, 1991.
- [10] Oh, J.W., I.W. Lee, J.T. Kim & G.W. Lee ; "Applications of Neural Networks for Proportioning of Concrete Mixes"; *ACI Materials Journal*, Vol. 96, No. 1, 1999.
- [11] Kasperkiewicz, J., J. Racz & A. Dubrawski ; "HPC Strength Prediction Using Artificial Neural Network";

*Journal of Computing in Civil Engineering*, Vol. 9, No. 4, 1995.

[۱۲] مستوفی نژاد، داود و علی سماعی نژاد؛ «پیش‌بینی مقاومت بتن با عملکرد بالا با استفاده از شبکه های عصبی؛ مقاله اولین کنفرانس بین المللی بتن و توسعه، تهران، ایران، ۱۳۸۰.

[13] Yeh. I-Cheng ; "Design of High-Performance Concrete Mixture Using Neural Networks and Nonlinear Programming"; *Journal of Computing in Civil Engineering*, Vol. 13, No. 1, 1999.

[14] Yeh. I-Cheng ; "Modeling Concrete Strength with Augment-Neuron Networks"; *Journal of Materials in Civil Engineering*, Vol. 10, No. 4, 1998.

[15] Bai. Y. & S. N. Amirkhanian ; "Knowledge-Based Expert System for Concrete Mix Design"; *Journal of Construction Engineering and Management*, Vol. 120, No. 2, 1994.

[۱۶] داور پناه، آ.، برآورد مشخصات بتن و بهینه سازی طرح اختلاط آن مبتنی بر استفاده از شبکه های عصبی "پایان نامه کارشناسی ارشد، به راهنمایی علی اکبر رضانیانپور، دانشکده عمران، دانشگاه صنعتی امیر کبیر، ۱۳۸۰.

[17] Wang, L. X., "A Course in Fuzzy Systems and Control", *Prentice-Hall International*, USA, 1997.

[18] Jang, J. S. R., "ANFIS: Adaptive-Neuron-Based Fuzzy Inference System", *IEEE, Tran. On System Man, and Cybernetics*, Vol. 23, No. 3, May/June, 1993.