

## تخمین انرژی شکست بتن با استفاده از روش‌های سیستم استنتاج تطبیقی فازی- عصبی

هادی فتحی پورآذر

دانشجوی کارشناسی ارشد مکانیک سنگ دانشگاه صنعتی سهند تبریز

نقدعلی چوپانی

دانشیار دانشکده مهندسی مکانیک دانشگاه صنعتی سهند تبریز

حسن افشین\*

دانشیار دانشکده مهندسی عمران دانشگاه صنعتی سهند تبریز

### چکیده

انرژی شکست بتن  $G_F$ ، یکی از پارامترهای اساسی شکست و معرف مقاومت ترک خوردگی بتن است، همچنین یکی از ویژگی‌های مهم بتن در ملاحظات طراحی سازه‌های بتنی است. در سال‌های اخیر با بهره‌گیری از روش‌های مختلف آزمایشگاهی، پارامترهای شکست بتن مورد بررسی قرار گرفته است؛ نقش این پارامترها در طراحی سازه‌ها از اهمیت ویژه‌ای برخوردار است. در این مقاله مدل شکست براساس سیستم تطبیقی فازی- عصبی (ANFIS) برای تخمین پارامتر شکست بتن  $G_F$  (انرژی مخصوص شکست که مساحت زیر منحنی تنش- بازشدگی نوک ترک است) در بارگذاری تحت خمش سه نقطه‌ای (3PB) ارائه شده است. نتایج نشان می‌دهند که می‌توان با استفاده از سیستم استنتاج تطبیقی فازی- عصبی شبکه را آموزش و مدل بهینه‌ای برای هر سری از داده‌ها ایجاد کرد و از توابع عضویت gaussmf و الگوریتم آموزش هیبریدی به عنوان یک ابزار موثر برای تخمین انرژی شکست بتن استفاده کرد.

واژه‌های کلیدی: سیستم استنتاج تطبیقی فازی- عصبی، ANFIS، مکانیک شکست، بتن، انرژی شکست.

---

\* نویسنده مسئول: hafshin@sut.ac.ir

## ۱. مقدمه

شکست  $G_F$  (یا چقرمگی شکست  $K_c$ ) برای بتن غیر قابل اجراست و حداقل دو پارامتر لازم است. در ۱۹۷۶ از مطالعات مدل‌های المان محدود گسترش ترک و آزمایش شکست و تشخیص مدل توسعه نواری ترک مشخص شد که ویژگی‌های شکست به وسیله میانگین شیب کرنش نرم شونده بعد از ماکزیمم مقدار به مشخصه‌های خاص ناحیه نواری جلوی ترک مربوط می‌شود (که با همدیگر دلالت بر مقدار انرژی شکست  $G_F$  دارند). گام بزرگ و عمده به وسیله هیلربرگ و همکارانش برداشته شد که مدل ترک مجازی را برای بتن معرفی کردند که در شیب اولیه منحنی تنش نرمی - باز شدگی یا مساحت زیر منحنی با پارامتر مقاومت کششی دلالت به دو پارامتر شکست اساسی مواد دارد. این دو پارامتر سپس در مدل ترک الاستیک مؤثر ( $ECM^3$ ) کاربهاو و نالاتامی و مدل دو پارامتری جنگ و شاه ( $TPM^4$ ) استفاده شده است [۳]. مدل ترک مجازی هیلربرگ به وسیله بارینبلت و داگدل با المان محدود و برای پیش‌بینی شکست بتن توسعه یافته است [۵]. انرژی شکست به طور معمول به  $G_F$  که با  $G_F$  تفاوت دارد، وابسته است.  $G_F$  به صورت ناحیه کامل زیر منحنی بار-تغییر شکل اندازه‌گیری می‌شود که به نواحی مربوطه تقسیم‌بندی شده است. مقدار  $G_F$  به وسیله روش کار-شکست ( $WFM^5$ ) که کاملاً حساس به اندازه نمونه و شکل آن است به دست می‌آید و از طرف دیگر انرژی شکست  $G_F$  به وسیله روش اثر اندازه ( $SEM^6$ ) تعیین می‌شود [۳]. مساحت کامل زیر منحنی تنش نرمی شونده- باز شدگی برابر با  $G_F$  و مساحت زیر منحنی تا تنش ماکزیمم  $G_F$  با توجه به شکل ۱ می‌باشد. دانشمندانی همچون پلنیز، ایلیسیس و بازانت و بیگ-گرایدون  $2.5 - 2 \approx G_F/G_f$  تخمین زدند [۶ و ۳].

بهترین راه برای تعیین انرژی شکست استفاده از تنش یک محوره مستقیم می‌باشد. ولی از آنجائی که انجام روش کشش مستقیم برای این گونه مواد آسان نیست، اکثراً از آزمایش سه نقطه‌ای (3PB) پیشنهاد شده به وسیله RILEM TC50-FMC استفاده می‌شود [۷]. در این تحقیق نیز از داده‌های مربوط به این نوع آزمایش استفاده شده است (پیوست الف [۳]).

کاربردهای مکانیک شکست برای بتن به وسیله کاپلن در ۱۹۶۱ آغاز شده است [۱]. در چند دهه اخیر روش‌های مدل‌سازی مختلف مبتنی بر هوش مصنوعی و سیستم‌های منعطف به وسیله بسیاری از محققان برای بتن برای کاربردهای مهندسی مختلف از جمله عمران، معدن و تونل‌سازی استفاده شده است.

در این روش‌ها آموزش بر مبنای خصوصیات رفتاری مصالح و نتایج به دست آمده از آزمایش می‌باشد. بعد از آموزش، شبکه اطلاعات کافی از خصوصیات مدل را دارد. این شبکه نه تنها قادر است بر اساس داده‌های موجود آزمایش، جواب قابل قبولی بدهد بلکه می‌تواند برای موارد مشابه نیز مورد استفاده قرار گیرد [۲].

هدف از این مطالعه ساختن مدل سیستم استنتاج تطبیقی فازی-عصبی ( $ANFIS^1$ ) جهت تخمین انرژی شکست بر اساس پارامترهای ورودی: سن بتن، نسبت مقاومت فشاری به کششی، مدول الاستیسیته، نسبت آب به سیمان، نوع سنگدانه، اندازه بزرگ‌ترین سنگدانه ( $d_{max}$ ) می‌باشد. همچنین در سیستم استنتاج تطبیقی فازی-عصبی (نروفازی) می‌توان انرژی شکست را مستقیماً تخمین زد و به ضریب تصحیح شکل  $f(a/b)$  که در رابطه ضریب تمرکز تنش جهت محاسبه چقرمگی شکست و انرژی شکست استفاده می‌شود و از طریق روابط تجربی، روش‌های عددی و تحلیلی نظیر تابع تنش وسترگارد و غیره به دست می‌آید نیاز نیست.

## ۲. مکانیک شکست بتن

اگرچه مکانیک شکست را از سال ۱۹۲۱ توسط گریفیث شروع کرده است، ولی برای نیم قرن برای بتن غیر قابل تعمیم در نظر گرفته شده بود [۳]. مطالعات انجام شده برای تعیین پارامترهای شکست بتن به وسیله کاپلن در ۱۹۶۱ شروع شده است. ایشان از اصل مکانیک شکست الاستیک خطی کلاسیک ( $LEFM^2$ ) برای تعیین پارامترهای منحصر به فرد (ضریب شدت تنش بحرانی و یا انرژی کرنشی بحرانی) برای شکست بتن استفاده کرد [۳ و ۴]. کیسلر و همکارانش در ۱۹۷۱ نتیجه گرفتند که مکانیک شکست الاستیک خطی با تنها یک پارامتر شکست، انرژی

<sup>3</sup> Effective Crack Model

<sup>4</sup> Two-Parameter Model

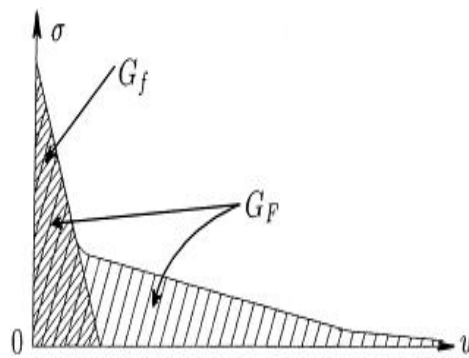
<sup>5</sup> Work-of-Fracture Method

<sup>6</sup> Size Effect Model

<sup>1</sup> Adaptive Network Based Fuzzy Inference System

<sup>2</sup> Linear Elastic Fracture Mechanics

که  $W_c$  میزان بازشدگی بحرانی ترک است [۹ و ۶ و ۴]. انرژی شکست به عنوان میزان انرژی مورد نیاز برای ایجاد ترک در واحد سطح در صفحه‌ای به صورت موازی جهت ترک است [۱۰].



شکل ۱- منحنی تنش بازشدگی نوک ترک در مدل ترک مجازی، مساحت زیر منحنی معرف  $G_F$  (انرژی شکست کل) و  $G_f$  (انرژی شکست تا بار بحرانی) [۳].

### ۳. سیستم استنتاج تطبیقی فازی- عصبی (نروفازی) (ANFIS)

اخیراً، با ترکیب موفقیت آمیز بعضی روش‌ها همچون شبکه عصبی، منطق فازی و محاسبات تکاملی، روش‌های جدیدی به نام محاسبات نرم و هوشمند ایجاد و توسعه یافته‌اند. این تکنیک‌های نرم در زمینه‌های مختلف مهندسی مانند مهندسی عمران و قسمت بتن برای تخمین خواص مکانیکی و ویژگی‌های مختلف بتن جهت ارتقاء ویژگی‌های بتن به کار رفته‌اند.

نروفازی یک سیستم هیبریدی است که مرکب از توانایی تصمیم‌گیری منطق فازی با قابلیت حساب‌گری شبکه عصبی است و سطح پیچیده و بالایی را برای مدل کردن/تخمین پیشنهاد می‌کند. اساساً قسمت فازی مربوط به گروه‌بندی داده‌های ورودی به مجموعه‌هایی که با درجه عضویت مشخص می‌شوند (که هر عددی بین ۰ و ۱ می‌تواند باشد) و تصمیم‌گیری برای فعالیت بعدی بر اساس یک سری قوانین و حرکت به مرحله بعدی است. سیستم استنتاج تطبیقی فازی- عصبی شامل بخش‌هایی از سیستم فازی معمولی خبره می‌باشد که محاسبات در هر مرحله به وسیله لایه‌های پنهان نرون و توانایی یادگیری شبکه عصبی ایجاد شده است تا اطلاعات سیستم را افزایش دهد [۱۱].

انرژی شکست پارامتر اساسی شکست است که معرف مقاومت ترک در برابر رشد و گسترش ترک که مانند چقرمگی شکست بتن در مکانیک شکست و آنالیز ترک‌ها از خصوصیات ماده محسوب می‌شود. در مورد وابستگی این پارامتر به اندازه، بعضی محققان با انجام آزمایش‌ها آن را مستقل و تفاوت نتایج را در خطاهای نصب آزمایشگاهی و عواملی از این قبیل دانسته‌اند. لازم به ذکر است که اکثر این آزمایش‌ها، آزمایش خمش سه نقطه‌ای بوده است [۸]. برای تحلیل ساختار بتن طبق مکانیک شکست ابتدا لازم است پارامترهای شکست تعیین شود [۴].

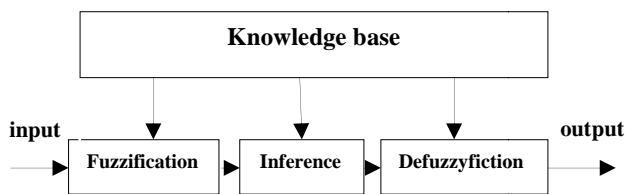
### ۲-۱. مدل ترک مجازی هیلبرورگ

هیلبرورگ اولین بار مدل ترک مجازی ( $FCM^1$ ) را برای بتن ارائه کرده است و  $G_F$  از روش پیشنهادی کار- شکست (WFM) وی (پیشنهادی RILEM 50FCM) به دست می‌آید و برابر با معادله زیر می‌باشد:

$$G_F = \frac{1}{B(W-a)} \int Pd \delta \quad (1)$$

که  $a$  طول شکاف یا ترک اولیه در تیر خمش سه نقطه‌ای (3PB)،  $W$  عرض نمونه و  $B$  ضخامت نمونه می‌باشد.  $\int Pd \delta$  کل انرژی شکست و  $B(W-a)$  کل سطح زیر منحنی نیرو-تغییر مکان نقطه بارگذاری معادله بوده و با تحلیل معادله بالا به معادله زیر می‌رسیم:

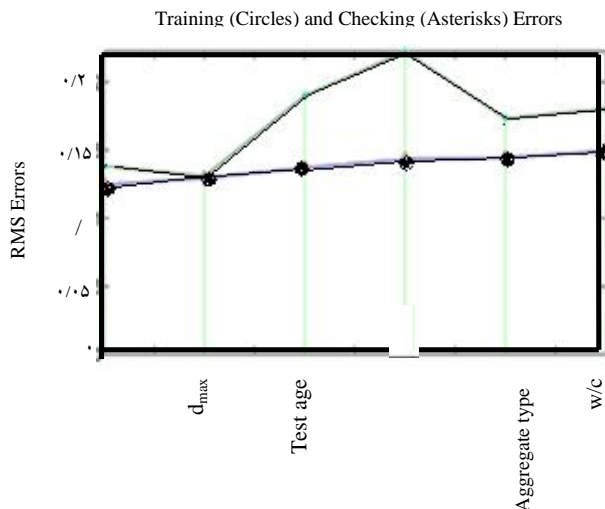
$$G_F = \int_0^V \sigma(w) dw \quad (2)$$



شکل ۲- روند سیستم استنتاج تطبیقی فازی- عصبی

روند سیستم استنتاج تطبیقی فازی- عصبی به کار رفته در شکل ۲ نشان داده شده است که در آن: فازی سازی: در این مرحله داده‌ها جهت ورودی مرحله بعدی فازی سازی می‌شوند.

<sup>1</sup> Fictitious Crack Model



شکل ۳- تأثیر متغیرهای ورودی بر انرژی شکست  $G_F$   
 جدول ۲- تأثیر هر پارامتر بر انرژی شکست  $G_F$  تخمینی در یک دوره

Model ۱: Test age : trn=۰/۱۳۷۴, chk=۰/۱۹۰۳
Model ۲: $\frac{f_c}{f_t} = \frac{1}{1.25}$ n=۰/۱۴۳۶, chk=۰/۲۲۲۷
Model ۳: E = trn=۰/۱۲۴۶, chk=۰/۱۳۸۲
Model ۴: W/C : trn=۰/۱۴۹۷, chk=۰/۱۸۰۴
Model ۵: Aggregate type : trn=۰/۱۴۴۴, chk=۰/۱۷۳۶
Model ۶: $\frac{f_c}{f_t} = \frac{1}{1.25}$ n=۰/۱۲۹۵, chk=۰/۱۳۱۱

### ۲-۳. نتایج سیستم استنتاج تطبیقی فازی- عصبی

داده‌ها در سه حالت آموزش، بررسی و ارزیابی به سیستم استنتاج تطبیقی فازی- عصبی اعمال شد. همچنین از الگوریتم هیبریدی برای آموزش هر دو شبکه به دلیل خطای کمتر و سرعت آموزش بالا در این مطالعه استفاده شد. روش‌های مختلفی برای فازی‌زدایی وجود دارد که از روش فازی‌زدایی wtaver استفاده شده است. تابع عضویت خروجی به صورت خطی و با یک خروجی بر اساس مدل تاکاگی سوگنو ( $TS^2$ ) که به طور مختصر، سیستم استنتاج تطبیقی فازی- عصبی به سیستم فازی نوع تاکاگی سوگنو که بر اساس الگوریتم‌های شبکه عصبی آموزش یافته باشد اطلاق می‌شود) و نیز ۱۸ تا قانون if-then فازی برای هر دو حالت به کار رفته است.

استنتاج: تمام قوانین تصمیم‌گیری بر روی داده‌های فازی شده و با قوانین if-then درستی آنها بررسی و تعیین می‌شوند.

فازی‌زدایی: نتایج فازی به دست آمده از مرحله قبل را با استفاده از روش‌های مختلف همچون مرکز جرم و غیره به مقدار کریسپ<sup>۱</sup> بر می‌گرداند.

سیستم استنتاج تطبیقی فازی- عصبی از الگوریتم‌های هیبریدی (که ترکیبی از دو روش کاهش گرادینان و حداقل مربعات است) و پس انتشار به منظور آموزش شبکه تطبیقی و یافتن مقادیر بهینه پارامترهای ورودی و خروجی استفاده می‌کند.

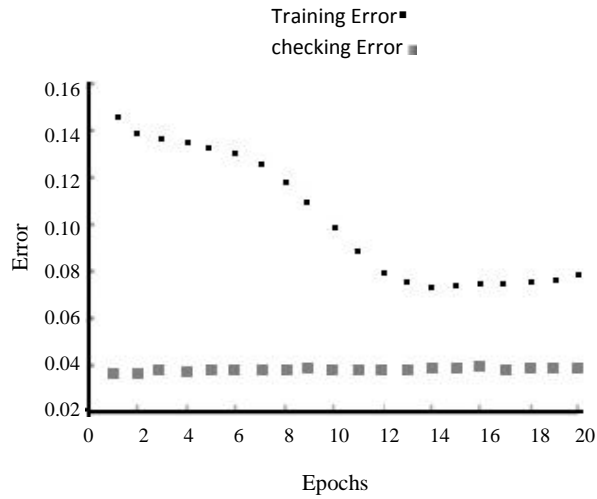
### ۱-۳. ورودی‌ها و خروجی‌های سیستم استنتاج تطبیقی فازی- عصبی

نتایج آزمایشگاهی نشان می‌دهند که پارامترهای شکست بتن به طور ویژه‌ای متأثر از نوع سنگدانه، بیشترین اندازه سنگدانه ( $d_{max}$ )، مقاومت فشاری ( $f_c'$ ) و نسبت آب به سیمان (w/c) است. همچنین مکانیک شکست می‌تواند متأثر از سایر پارامترهای مواد مانند نوع سیمان، نسبت کل سنگدانه به ماسه و شرایط عمل آوری بتن و غیره باشد [۱۲]. به همین خاطر شبکه بر اساس پارامترهای ورودی، سن بتن، نوع سنگدانه، بزرگ‌ترین اندازه سنگدانه ( $d_{max}$ )، نسبت مقاومت فشاری به کششی ( $f_c'/f_t'$ )، نسبت آب به سیمان (w/c) و مدول الاستیسیته و یک پارامتر خروجی انرژی شکست  $G_F$  آموزش دیده است. همچنین برای اینکه داده‌های ورودی به سیستم استنتاج تطبیقی فازی- عصبی پراکندگی نداشته باشند، بین ۰ و ۱ نرمالیزه شدند.

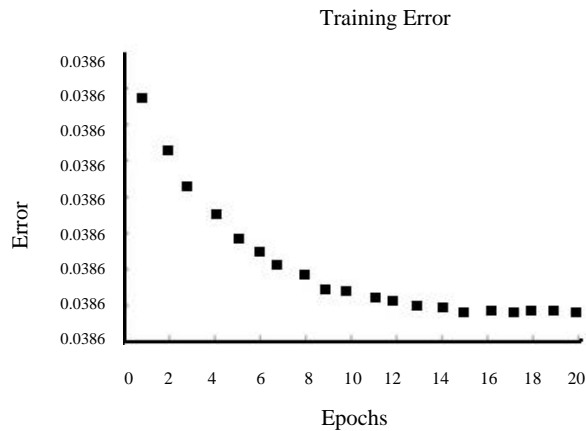
برای مشاهده بیشترین تأثیر هر پارامتر بر انرژی شکست  $G_F$  با کد نویسی و آموزش یک دوره، نتایج زیر حاصل شد. با توجه به شکل ۳ در نظر گرفتن ریشه مربعات خطا هم برای آموزش و هم بررسی در یک دوره و با توجه به جدول ۱، به ترتیب مدول الاستیسیته، اندازه بزرگ‌ترین سنگدانه، سن بتن، نسبت تنش فشاری به کششی، نسبت سنگدانه، نسبت آب به سیمان تأثیرگذار تخمین انرژی شکست دارند. این نتایج جهت بررسی تأثیر هر پارامتر و تنها در یک دوره می‌باشد که در بررسی نتایج دو تا ۶ ورودی خطای میانگین مربعات متفاوت می‌باشد.

<sup>2</sup> Takagi Sugeno

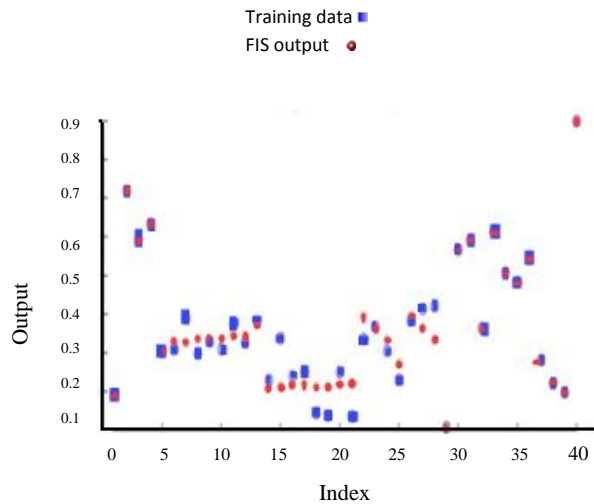
<sup>1</sup> Crisp



شکل ۵- تغییرات خطا برای داده‌ها آموزش و بررسی

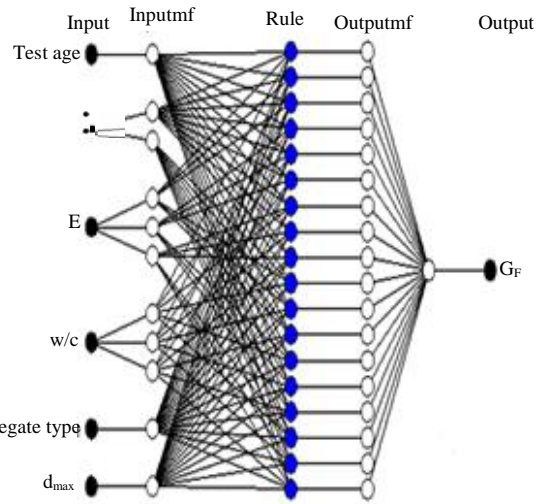


شکل ۶- تغییرات خطا برای داده‌های آموزش



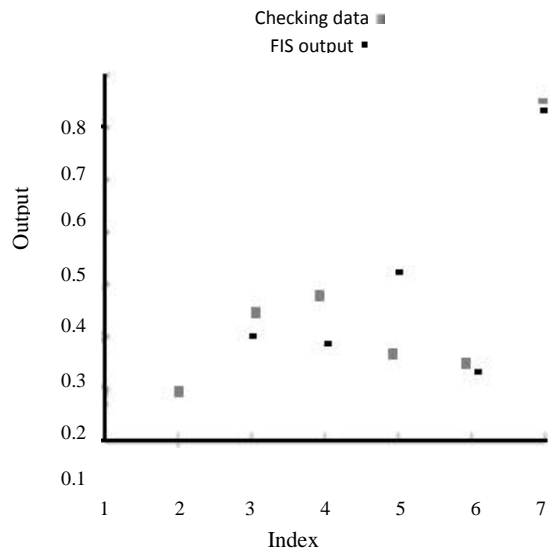
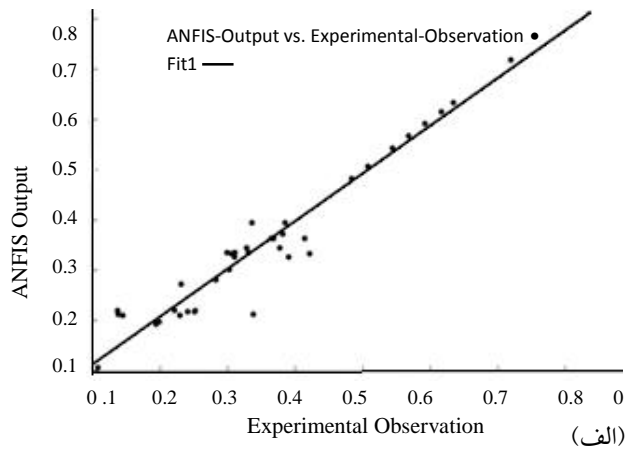
شکل ۷- نتایج سیستم استنتاج تطبیقی فازی-عصبی برای داده‌های آموزش

سیستم استنتاج تطبیقی فازی-عصبی را با ۶ متغیر ورودی با تعداد ۱-۱-۳-۲-۱ تابع عضویت gaussmf به ترتیب برای هر کدام آموزش دادیم (شکل ۴). که برای داده‌های آموزش خطا ۰/۰۳۸۶ و برای داده‌های بررسی ۰/۰۷۴ و برای داده‌های ارزیابی ۰/۰۹۴۶ به دست آمد. انتخاب نوع تابع عضویت و تعداد آن برای هر متغیر ورودی بر اساس خطای سیستم استنتاج تطبیقی فازی-عصبی صورت گرفت (اشکال ۹-۵).



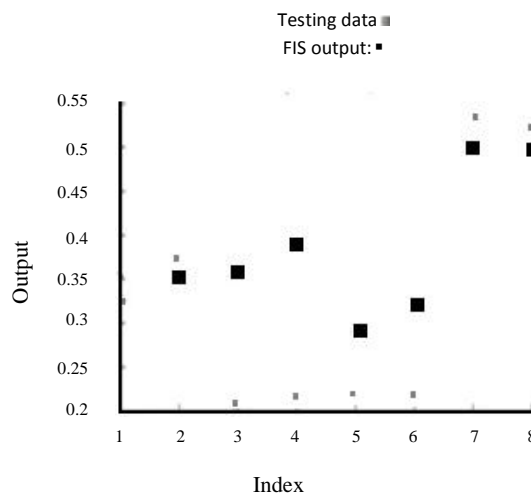
شکل ۴- طراحی سیستم استنتاج تطبیقی فازی-عصبی بعد از آموزش

با توجه به شکل ۲ و ۳ مناسب‌ترین دوره جهت انتخاب و اتمام آموزش تقریباً ۱۴ می‌باشد و از این اپوک به بعد اگر چه تغییرات کمی در کاهش خطای آموزش شاهد هستیم ولی در نتیجه باعث افزایش خطای بررسی سیستم استنتاج تطبیقی فازی-عصبی می‌شود. مثلاً برای اپوک ۴۰ خطا به ترتیب برای داده‌های آموزش، بررسی و ارزیابی ۰/۰۳۸۶، ۰/۱۴۷ و ۰/۰۹۴۳ می‌باشد که در مقایسه با اپوک ۱۴ مناسب نمی‌باشد. اشکال ۷ تا ۹ نتایج تخمینی سیستم استنتاج تطبیقی فازی-عصبی را برای هر سه حال آموزش، بررسی و ارزیابی مقابل شاخص نشان می‌دهد.



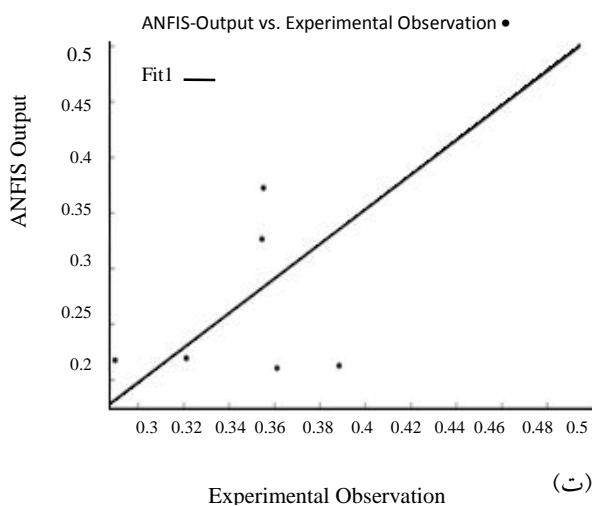
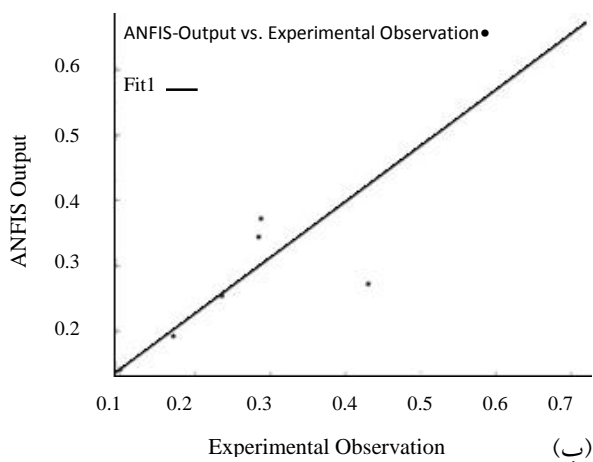
شکل ۸- نتایج سیستم استنتاج تطبیقی فازی -عصبی برای

داده‌های بررسی



شکل ۹- نتایج سیستم استنتاج تطبیقی فازی -عصبی برای

داده‌های ارزیابی



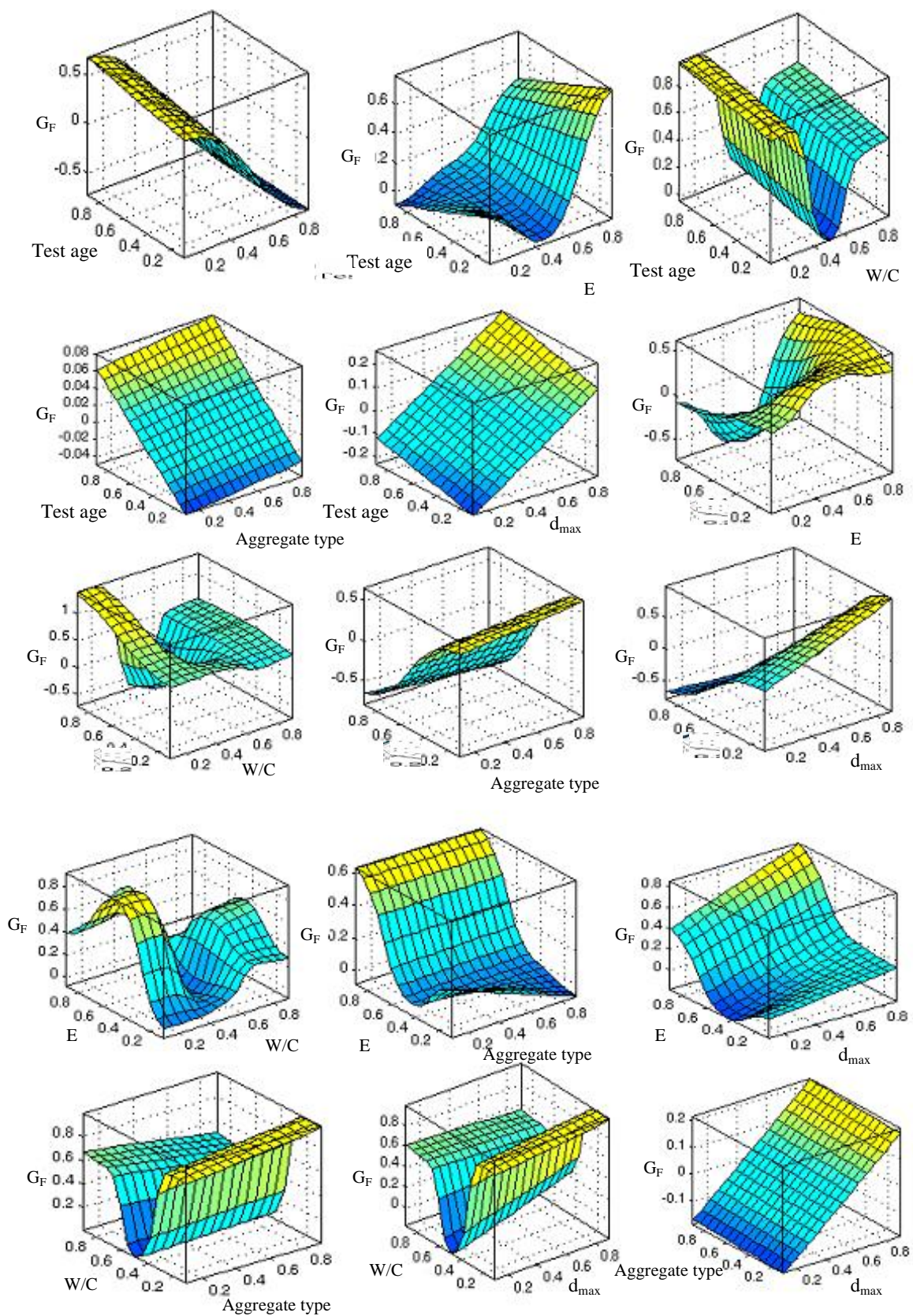
شکل ۱۰- برازش خطی سیستم استنتاج تطبیقی فازی-عصبی برای

داده‌های آموزش (الف)، (ب) داده‌های ارزیابی و (ت) داده‌های

ارزیابی

بر اساس نتایج تخمینی در مقابل داده‌های ورودی اشکال رسم شدند که با توجه به مقادیر مجموع مربعات خطا (SSE)، ریشه میانگین مربعات خطا (RMS)، MSE میانگین مربعات خطا، ضریب توضیح  $R^2$  و  $R^2$  تنظیم شده (adj-  $R^2$ ) برای نیکویی برازش مدل‌های رگرسیون ایجاد شده تعیین گردید.  $R^2$  مجذور ضریب همبستگی می‌باشد.





شکل ۱۱- منحنی‌ها معرف رابطه بین دو ورودی با نتیجه تخمینی ( $G_F$ )

جدول ۲- نتایج سیستم استنتاج تطبیقی فازی- عصبی

	SSE	R <sup>2</sup>	Adjusted R <sup>2</sup>	MSE	RMS
داده‌های آموزش	۰/۰۵۶۵۶	۰/۹۴۹	۰/۹۴۷۷	۰/۰۰۱۴۹	۰/۰۳۸۵۸
داده‌های بررسی	۰/۰۳۲۱۸	۰/۸۵۶	۰/۸۲۷۲	۰/۰۰۶۴۳	۰/۰۸۰۲۲
داده‌های ارزیابی	۰/۰۳۴۱۷	۰/۷۵۱۱	۰/۷۰۹۶	۰/۰۰۵۶۹	۰/۰۷۵۴۶

### ۵. نتیجه‌گیری

تعیین انرژی شکست بتن یک فرایند غیر خطی است، و روابط ریاضی برای تعیین آن در چند دهه گذشته توسعه یافته‌اند. از طرفی، کارهای آزمایشگاهی زیادی نیز با پارامترها و متغیرهای مختلف جهت به دست آوردن آن انجام شده‌اند که می‌توانند برای مدل‌سازی و اعتبارسنجی استفاده شوند. روش محاسبات نرم نیز می‌تواند روشی مؤثر برای تعیین انرژی شکست بتن باشد. در این تحقیق آنالیزهای حساسیت برای پارامترهای مهم که بر روی انرژی شکست تأثیر دارند انجام شد. که نتایج این آنالیزها می‌تواند در افزایش دقت مدل مؤثر باشند و نیز از مدل سیستم استنتاج تطبیقی فازی- عصبی (ANFIS) برای تخمین انرژی شکست بتن استفاده شده است. بر اساس تجربه و اطلاعات عددی موجود می‌توان مدل مؤثری را طرح نمود و سپس با استفاده از داده‌های جدید به آن مدل نظم و دقت بیشتری داد. نتایج تحقیق نشان می‌دهند که می‌توان از روش محاسبات نرم به عنوان یک ابزار مؤثر برای تخمین انرژی شکست بتن استفاده نمود و گام مؤثری در کم کردن خطرات شکست، افزایش چقرمگی و بالا بردن ایمنی سازه‌های بتنی برداشت.

### ۶. مراجع

- [1]. M. F. Kaplan, "Crack Propagation and the Fracture of Concrete." ACI J. 58, (1961) pp 591-610.
- [2]. U. Ilker Bekir Topcu, M. Sarıdemir, "Prediction of Compressive Strength of Concrete Containing Fly Ash Using Artificial Neural Networks and Fuzzy Logic," Computational Materials Science 41, pp 305-311, 2008.
- [3]. P. Zdenek Bazant, E. Becq-Giraudon, "Statistical Prediction of Fracture Parameters of Concrete and Implications for Choice of Testing Standard," Cement and Concrete Research 32, pp 529-556, 2002.

### ۷. پیوست

پیوست الف- داده‌های استفاده شده در سیستم استنتاج تطبیقی فازی- عصبی [۳].



سن بتن	مقاومت فشاری (MPa)	مقاومت کششی (MPa)	مدول الاستیسیته (GPa)	نسبت آب به سیمان (w/c)	نوع سنگدانه	قطر سنگدانه (mm)	ارزی شکست (N/m)
۲۸	۵۸/۹	۴/۲	۲۴/۵	۰/۴	GR A	۱۰	۴۴/۹
۲۹	۵۸/۹	۴/۲	۲۴/۵	۰/۴	GR A	۱۰	۴۳/۸
۳۲	۵۸/۹	۴/۲	۲۴/۵	۰/۴	GR A	۱۰	۶۲/۵
۳۳	۵۸/۹	۴/۲	۲۴/۵	۰/۴	GR A	۱۰	۴۳/۶
۲۸	۳۳/۱	۳/۵	۱۹/۷	۰/۵۵	GR A	۱۰	۷۶/۶
۲۹	۳۳/۱	۳/۵	۱۹/۷	۰/۵۵	GR A	۱۰	۸۱/۹
۳۰	۳۳/۱	۳/۵	۱۹/۷	۰/۵۵	GR A	۱۰	۷۱/۶
۳۲	۳۳/۱	۳/۵	۱۹/۷	۰/۵۵	GR A	۱۰	۵۹/۲
۲۸	۳۳/۱	۳/۵	۱۹/۷	۰/۵۵	GR A	۱۰	۸۴/۷
۲۹	۳۳/۱	۳/۵	۱۹/۷	۰/۵۵	GR A	۱۰	۸۹/۵
۳۰	۳۳/۱	۳/۵	۱۹/۷	۰/۵۵	GR A	۱۰	۹۰/۷
۳۲	۳۳/۱	۳/۵	۱۹/۷	۰/۵۵	GR A	۱۰	۹۲/۲
۲۸	۵۳/۶	۳/۸	۴۱/۹	۰/۵	CQ <sup>۵</sup>	۱۲	۱۰۴
۲۸	۴۳/۹	۳/۴۵	۴۱/۳	۰/۵	GR A	۱۲	۱۰۴
۲۸	۵۹/۸	۴/۵۵	۳۰	۰/۵	CL <sup>۶</sup>	۱۲	۶۰
۲۸	۱۹/۸	۲/۲	۱۸/۱	۰/۵	EC <sup>۷</sup>	۱۲	۳۸/۸
۲۸	۸۵/۹	۴/۵	۴۸/۱	۰/۳	CQ	۱۲	۱۱۵
۲۸	۷۴	۴/۳	۴۴/۴	۰/۴	CQ	۱۲	۱۱۹
۲۸	۲۹/۸	۲/۴۵	۳۶/۳	۰/۷	CQ	۱۲	۸۱/۳
۲۸	۵۵/۹	۳/۸	۴۳/۸	۰/۵	CQ	۱۲	۱۲۳
۲۸	۵۴/۴	۳/۸	۴۱/۳	۰/۵	CQ	۱۲	۱۰۵
۲۸	۵۲/۷	۴	۴۳/۱	۰/۵	CQ	۸	۱۰۱
۲۸	۵۵/۳	۳/۴	۴۱/۹	۰/۵	CQ	۱۶	۱۱۱
۲	۲۶/۱	۱/۸۵	۳۱/۳	۰/۵	CQ	۱۲	۸۲/۵
۷	۴۲/۴	۳	۳۸/۸	۰/۵	CQ	۱۲	۹۶/۳
۹۱	۶۳	۴/۲۵	۴۴/۴	۰/۵	CQ	۱۲	۱۱۴
۲۸	۳۱	۲/۷	۳۲/۳	۰/۵۴	RhR <sub>۱</sub>	۳۲	۱۴۲
۴۰	۳۱	۲/۷	۳۲/۳	۰/۵۴	RhR	۳۲	۱۷۰
۲۸	۳۵	۳	۲۵/۷	۰/۵۴	RhR	۲	۵۳
۲۸	۳۵	۳	۲۵/۷	۰/۵۴	RhR	۲	۴۹/۳
۴۰	۳۵	۳	۲۵/۷	۰/۵۴	RhR	۲	۳۷/۶
۲۸	۹۳	۳/۸	۳۲	۰/۴	CA <sup>۲</sup>	۸	۱۴۰
۲۸	۲۸	۲/۴	۳۱	۰/۸	CA	۸	۱۱۹
۲۸	۶۸	۳/۶	۳۹	۰/۴	NA <sup>۳</sup>	۱۲	۱۲۶
۲۸	۲۱	۲/۳۳	۲۶	۰/۸	NA	۱۲	۷۱
۲۷	۲۹	۳/۱	۲۱/۷	۰/۶	GR A <sup>۴</sup>	۱۰	۷۲/۳
۲۷	۲۹	۳/۱	۲۱/۷	۰/۶	GR A	۱۰	۷۹/۷
۲۷	۲۹	۳/۱	۲۱/۷	۰/۶	GR A	۱۰	۸۵/۶
۲۸	۲۹	۳/۱	۲۱/۷	۰/۶	GR A	۱۰	۷۰/۵
۲۸	۲۹	۳/۱	۲۱/۷	۰/۶	GR A	۱۰	۷۵/۷
۲۸	۲۹	۳/۱	۲۱/۷	۰/۶	GR A	۱۰	۷۲/۴
۲۹	۲۹	۳/۱	۲۱/۷	۰/۶	GR A	۱۰	۸۳/۴
۲۹	۲۹	۳/۱	۲۱/۷	۰/۶	GR A	۱۰	۷۵/۳
۲۹	۲۹	۳/۱	۲۱/۷	۰/۶	GR A	۱۰	۶۸/۱
۳۲	۲۹	۳/۱	۲۱/۷	۰/۶	GR A	۱۰	۶۸/۶
۳۲	۲۹	۳/۱	۲۱/۷	۰/۶	GR A	۱۰	۸۴/۱
۳۲	۲۹	۳/۱	۲۱/۷	۰/۶	GR A	۱۰	۷۹/۸
۲۸	۵۸/۹	۴/۲	۲۴/۵	۰/۴	GR A	۱۰	۸۰/۸
۲۹	۵۸/۹	۴/۲	۲۴/۵	۰/۴	GR A	۱۰	۸۵/۳
۳۲	۵۸/۹	۴/۲	۲۴/۵	۰/۴	GR A	۱۰	۶۹
۳۳	۵۸/۹	۴/۲	۲۴/۵	۰/۴	GR A	۱۰	۷۴/۲
۲۸	۵۸/۹	۴/۲	۲۴/۵	۰/۴	GR A	۱۰	۵۸/۹
۲۹	۵۸/۹	۴/۲	۲۴/۵	۰/۴	GR A	۱۰	۷۶/۹
۳۲	۵۸/۹	۴/۲	۲۴/۵	۰/۴	GR A	۱۰	۶۰/۸
۳۳	۵۸/۹	۴/۲	۲۴/۵	۰/۴	GR	۱۰	۶۲/۷

- 1: Rhine River Sand and Gravel,  
 2: Crushed Aggregate,  
 3: Natural Aggregate, 4: Gravel,  
 5: Crushed Quartzite, 6: Crushed Limestone,  
 7: Expanded C

## Estimating fracture energy of concrete ( $G_F$ ) using adaptive neuro-fuzzy inference system (ANFIS)

H. Fathipour Azar

Faculty of Mining Engineering, Sahand University of Technology

N. Choupani

Faculty of Mechanical Engineering, Sahand University of Technology

H. Afshin\*

Faculty of Civil Engineering, Sahand University of Technology

( Received: 2010/12/15, Accepted: 2011/4/22)

### Abstract

Fracture energy of concrete is one of the basic parameters of fracture that present the concrete cracking resistance and also is one of the important characteristics in considering design of concrete engineering structures. In recent years, fracture parameters of concrete have been investigated using various experimental methods; and the role of these parameters in design of structures is an important issue. In this paper, a fracture model based adaptive neuro-fuzzy inference system (ANFIS) has been implicated to estimate the fracture parameter of concrete  $G_F$  (specific fracture energy i.e. the area under the stress- displacement curve) using a three-point bending (3PB) specimen. The results showed that the adaptive neuro-fuzzy inference system and its proper training can be used in order to create an optimal model for each series of data and can be applied to evaluate the adaptive neuro-fuzzy inference system reliability as an effective tool to estimate the fracture energy of concrete.

**Keywords:** Adaptive neuro-fuzzy inference system (ANFIS), Fracture energy, Concrete

---

\*Corresponding author: hafshin@sut.ac.ir