تحقیقات بتن
سال چهاردهم، شمارهٔ دوم
تابستان ۱۴۰۰
ص ۱۲۷ – ۱۱۹
تاریخ دریافت: ۱۳۹۹/۰۲/۱۶
تاریخ پذیرش: ۱۳۹۹/۱۲/۲۶

تحلیل حساسیت و خرابی اتصالات بتنی دال به ستون با استفاده از روش مونت کارلو مبتنی بر شبکه‌های عصبی

علی قربانی *
استادیار، گروه مهندسی عمران،دانشگاه پیام نور، تهران،ایران.

چکیده

مطابق گزارش‌هایی که از تحقیقات اخیر در بررسی پارامترهای دخیل در مقاوم سازی و تحلیل قابلیت اعتماد اتصال دالهای بتنی متکی به ستون‌ها ارائه شده است، شبیه سازی مونت کارلو روش مناسبی معرفی گردیده است. لیکن برای بدست آوردن احتمال خرابی مناسب، تعداد زیادی آنالیز جهت شبیه سازی مورد نیاز می باشد. این مساله حجم محاسبات لازم را افزایش می دهد. در تحقیق حاضر یک روش سودمند جهت بدست آوردن احتمال خرابی اتصال دالهای بتنی متکی به ستونها و تعیین میزان تاثیر پارامترهای آماری متغیر های تصادفی بر احتمال خرابی با ارایه فرمولبندی لازم تشریح می گردد. کلیه روابط پیشنهادی، بصورت تحلیلی اثبات می شوند و ضمن ارایه مثال عددی، کارآیی این روابط تبیین می شود. روش پیشنهادی بر پایه شبکه های عصبی تابع بنیادی شعاعی ارایه می گردد تا جایگزین تحلیل دقیق در روش مونت کارلو شده و حجم محاسبات کاهش یابد. بنابراین با یک روش ترکیبی از روش های عصبی و روش مونت کارلو روش نوینی در تحلیل قابلیت اعتماد دالهای بدون فولاد گذاری برشی ارائه می گردد. همچنین آنالیز حساسیت جهت تعیین پارامترهای موثر در تحلیل قابلیت اعتماد طراحی پانچ ارایه می گردد. ابعاد ستون ، مقاومت فشاری بتن، بار زنده، میلگردهای خمشی دال و ضخامت دال، بعنوان پارامترهای متغیر و احتمالاتی مورد ارزیابی دقیق در روش جدیدی مبتنی بر روش مونت کارلو قرار می گیرد و میزان تاثیر این پارامترها در خرابی اتصال دال به ستون براساس روابط دو آیین نامه معتبر اروپا، (EC2(2004 وامریکا، ACI 318_11 بررسی گردیده است. نتایج صحت سنجی در روش پیشنهادی، بیانگر آنست که روش ترکیبی مونت کارلو و شبکه عصبی با توابع بنیادی شعاعی دارای سرعت مناسب و دقت کافی می باشد. همچنین مقایسه ضوابط دوآیین نامه مذکورنشان دهنده آنست که ضوابط EC2(2004) طرح اقتصادی تری نسبت به آیین نامه امریکا(ACI) ارائه می کند. دلیل این امر در نظرگرفتن اثر میلگردهای خمشی در ظرفیت برش پانچ می باشد. میزان تاثیر این پارامتر طراحی به همراه سایر پارامترها تحلیل حساسیت گردید و نتایج تحقیق حاضر نشان می دهد که اگر چه در هردو آیین نامه ضخامت دال بیشترین اثر بر احتمال خرابی اتصال را دارا می باشد، اما در روابط آیین نامه اروپا، نسبت درصد فولاد خمشی دارای تاثیری در حدود پارامترهایی نظیر ابعاد ستون و مقاومت فشاری بتن می باشد و در روابط آیین نامه ACI پس از ضخامت دال، تنها مقاومت فشاری بتن تاثیر بسزایی در احتمال خرابی خواهد داشت. بنابراین می توان نتیجه گرفت اگرچه آرماتور خمشی، مقاومت خمشی دال را تامین می کند اما علاوه بر آن با کاهش میزان دوران دال، منجر به بهبود مقاومت برش پانچ نیز می گردد. در مجموع روش پیشنهادی با توجه به کاهش حجم محاسبات و دقت مناسب می تواند در بررسی سایر ضوابط طرح، بخصوص در مقاوم سازی هدفمند اتصالات بتنی مورد استفاده قرار گیرد.

واژه‌های کلیدی: مقاوم سازی، تحلیل قابلیت اعتماد، مونت کارلو، دال بتنی ، شبکه عصبی.

* نویسنده مسئول: ghorbani@pnu.ac.ir

۱- مقدمه

بررسی رفتار دالهای متکی بر ستون‌ها واتصال بین دال و ستون، از نظر طراحی در برابر پانچ و جلوگیری از شکست ترد دالها دارای اهمیت فراوان می‌باشد. مقاومت برش پانچ یا برش سوراخ کننده یک اتصال دال- ستون به پارامترهای گوناگونی مانند اندازهٔ ستون، ضخامت دال مقاومت بتن و میلگردهای برشی بستگی دارد . در مدل واقعی، عدم قطعیت پارامترهای مذکور اجتناب ناپذیر است ومنجر به درجاتی از عدم قطعیت در پارامترهای ورودی و پاسخ محاسبه شده می گردد. بنابراین لازم است از تحلیل قابلیت اطمینان جهت ارزیابی عدم قطعیت‌ها و اثرات آنها بر پاسخ خروجی بهره‌گیری شود. در تحقیق حاضر از یک روش مؤثر و کارآمدبنام شبیه‌سازی مونت کارلوبرای تخمین احتمال شکست اتصال دال - ستون بدون میلگرد گذاری برشی استفاده می گردد. در سال ۲۰۰۴، ملچر و احمد[۱]، با ترکیب روش‌های مونت کارلو و روش قابلیت اعتماد مرتبه اول یک روش برای آنالیز حساسیت پارامترهای تصادفی سازه‌ها ارائه نمودند. در مدل آنها از ویژگی قدرتمند روش مونت کارلو، یعنی قابل استفاده بودن برای همهٔ مسائل آماری و قابل قبول بودن نتایج آن، استفاده شد. اما برای کاهش زمان و حجم محاسبات از روش مرتبه اول قابلیت اطمینان که یک روش تکراری و نسبتاً کم‌هزینه است سود جستند. البته کلیه مثال‌هایی که ارائه گردید، به‌صورت تابع حدی صریح[1] یا فرم بسته بود. لذا برای سازه‌های پیچیده و همچنین سازه‌هایی که نمی‌توان براحتی تابع شرایط حدی آنها را به‌صورت روابط مشخص از پارامترهای طراحی به‌دست آورد، این روش از توانایی لازم برخوردار نبود.

وو و مهنتی[۲]، روشی براساس مشتقات تابع توزیع تجمعی برای تعیین پارامترهای اصلی در تحلیل حساسیت پیشنهاد نمودند. این مدل از روش‌های شبیه‌سازی مانند مونت کارلو استفاده می‌نماید. اگر چه این مدل در تعیین پارامترهای مؤثر توانایی بالایی داشت، اما برای زمانی که تعداد زیادی نمونه جهت بررسی دقیقتر لازم است، حجم محاسبات بسیار زیاد می‌شود. به همین دلیل آن‌ها در بررسی حساسیت مثال‌ها، حداکثر از ۱۵۰۰ نمونه استفاده نمودند. این در حالی است که برای احتمال خرابی معمول در سازه‌ها بین 10^{3} تا 10^{7} تحلیل مورد نیاز است [۱]. به همین دلیل محققانی چون احمد و ملچر [۳]، در سال ۲۰۰۶ و سوز و سزار[۱]، در سال ۲۰۰۵، روشهایی بر اساس تکنیک محتملترین نقطه[2] که یک روش بسیار ساده جهت تقریب نمونه‌های شبیه سازی است، ارایه کردند. اما سانگ و همکاران [۴]، در سال ۲۰۰۹ در مقاله خود اشاره کردند، "خطی سازی توابع شرایط حدی غیر خطی که در روش محتملترین نقطه صورت می گیرد، منجر به افت دقت در به‌دست آوردن احتمال خرابی و ارزیابی حساسیت می گردد"[۵]. سانگ و همکاران، یک روش به نام شبیه سازی زیر مجموعه‌ای[3] را برای آنالیز حساسیت مدنظر قرار دادند. در این روش تابع احتمال خرابی را با استفاده از تقسیم بندی و قوانین احتمال شرطی با دقت مطلوب‌تری به‌دست آوردند. اما چون از روش شبیه‌سازی استفاده می‌شود، راهکاری برای کاهش زمان آنالیز حساسیت ارائه نشد.

در سال ۲۰۰۵ میلادی، آو [۶]، یک روش بسیار مؤثر و سریع برای تحلیل حساسیت در قابلیت اعتماد ارایه کرد. این روش براساس قانون بیز[4] یا احتمال شرطی پیشنهاد شد. در این روش تنها یک الگو برای شبیه سازی و آنالیز حساسیت مورد نیاز بود. اما متأسفانه این روش کاملاً وابستگی به تعداد پارامترهای دخیل و تأثیرگذار در آنالیز حساسیت داشت و به‌صورت نمایی حجم محاسبات با افزایش تعداد متغیرهای تصادفی رشد می کرد. بنابراین این روش تنها برای مسایلی با حداکثر ۳ متغیر تصادفی دارای عملکرد قابل قبول و مقرون به صرفه بود[۶]. برای مسائل با تعداد متغیرهای بیشتر همانطور که ایشان در مقاله خود به آن اشاره نمود، کاربردی نداشت.

در سال ۲۰۱۹ ، مارین گروبسیک و همکاران، تحلیل قابلیت اعتماد قاب بتن مسلح را بررسی نموده و نشان دادند که هندسه و ابعاد المان‌های بتنی بیشترین سهم نسبت به سایر متغیرهای طراحی در تحلیل خرابی اینگونه سازه را دارند[۷].

در سال ۲۰۲۰، گوجین تان و همکاران، خرابی تکیه گاه دال عرشه پل بتنی را مورد بررسی قرار دادند. در این مطالعه از روش استنتاج فازی و توابع متنوعی در تحلیل پارامترهای خرابی تکیه گاه مفصلی پل‌های بتنی با دهانه متوسط و کوتاه بهره گیری شد و نشان داده شد که استفاده از روشهای مبتنی بر شبکه های هوشمند قابلیت استخراج اطلاعات ارزشمندی در طرح اینگونه سازه‌ها دارند.آنها از روش تحلیل مرتبه اول جهت بررسی احتمالاتی استفاده نمودند و

[1] Explicit
[2] Most Probable Point
[3] Subset Simulation
[4] Bayes' Theorem

نشان دادند اگر چه نتایج دارای دقت مناسبی می باشد اما در سازه‌های با پارامترهای احتمالاتی فراوان، استفاده از روش پیشنهادی مستلزم استفده از یک تابع صریح خرابی است که برای سازه های پیچیده عملا دستیابی به همچون تابعی غیرممکن می باشد.

روش مونت کارلو روش بسیار کارآمدی در تحلیل خرابی می باشد اما مستلزم تعداد زیادی تحلیل برای تعیین احتمال خرابی می باشد. لذا در مطالعه حاضر، برای رفع این مشکل روشی بر پایه شبکه های عصبی تابع بنیادی شعاعی در این تحقیق پیشنهاد می گرددتااین نوع شبکه عصبی جایگزین تحلیل دقیق در روش مونت کارلو شده و حجم محاسبات کاهش یابد. توابع بنیادی شعاعی از اواخر دهه ۸۰ میلادی به عنوان یک گزینه در شبکه های عصبی مصنوعی و به عنوان جایگزینی برای توابع سیگموئید که تا آن زمان یکی از بهترین توابع تقریب سازی غیر خطی در شبکه های عصبی مصنوعی بودند، مطرح گردیدند. در سال ۱۹۸۹ استینکومب[۲] و وایت[۳] نشان دادند که علاوه بر توابع سیگموئید، امکان ایجاد خاصیت غیرخطی در یک نرون مصنوعی، از طریق بسیاری از توابع دیگر امکان پذیر است. در سال ۱۹۹۰، ژیروسی[۴] و پوگی[۵] و همچنین هارتمن[۶] و کیلر[۷] اثبات کردند که شبکه های عصبی مبتنی بر این توابع که به اختصار RBFN نامیده می شوند، تقریب سازهای غیرخطی بسیار قدرتمندی هستند[۱].

در این تحقیق، این نوع از شبکه های عصبی، به عنوان ابزار تقریب سازی آنالیز بکار گرفته شده است.

پاسخ های خروجی یعنی مقاومت در برابر پانچ اتصالات دال- ستون بر اساس آیین نامه های طراحی موجود EC2(2004) , و ACI 318(2011) محاسبه گردیده است. به منظور انجام تجزیه و تحلیل قابلیت اعتماد مبتنی بر شبکه عصبی برنامه ای به زبان MATLAB تهیه گردید و همچنین روابط لازم جهت تحلیل حساسیت احتمال خرابی استخراج و مورد بررسی و تفسیر قرار می گیرد و با توجه به این نتایج راهکارهایی در طراحی موثر و سریعتر اینگونه اتصالات ارایه می گردد.

۲- طرح برش پانچ

درطرح برش پانچ براساس آیین نامه‌های موجود، ضخامت دال و میزان فولادگذاری آن، بین آیین نامه های کشورهای مختلف، متغیر است[۹]، طبق روابط ACI318-11(2011) مقاومت برش منگنه ای اتصال دال- ستون بدون فولاد گذاری عرضی به صورت زیر تعیین می شود :

$$V_{R,ACI} = 0.33 b_0 \mathrm{d} \sqrt{f_c'} [f_c' in\ MPa] \quad (۱)$$

که در آن b_0 میزان محیط کنترل پانچ (که در فاصله $\mathrm{d}/2$ از محل ستون تعریف شده است)و d عمق موثر صفحه و f'_{c} میزان مقاومت فشاری بتن می باشد.

برخلاف ACI، قوانین EC2 فولادگذاری طولی(خمشی) را علاوه بر ضخامت مورد توجه قرار می دهد. مقاومت برش پانچ اتصال دال- ستون بدون فولاد گذاری عرضی در آیین نامه مذکور به صورت زیر تعیین می شود:

$$(100\ \rho f_{ck})^{1/3} \geq (v_{min} b_o d)[f_{ck}\ in\ MPa] \quad (۲)$$

$$V_{R,EC2} = 0.18 b_0 dk$$

که در آن b_0 میزان محیط کنترل پانچ (که در فاصله $2\mathrm{d}$ از محل ستون تعریف شده) و d عمق موثر صفحه و f_{ck} مقاومت فشاری مشخصه استوانه ای بتن و ρ درصد میلگرد طولی ($\rho \leq 0.02$) میباشد و $k = 1 + \sqrt{200/d} \leq 2\mathrm{mm}$ فاکتور دربرگیرنده اثر ضخامت می باشد.حداقل برش پانچ به‌صورت $\mathrm{v_{min}} = 0.035\mathrm{K}^{3/2}\mathrm{f}_{\mathrm{ck}}^{1/2}$ تعریف می شود. همچنین رابطه ذیل جهت تبدیل f_c' به f_{ck} توسط Reineck و همکارانش در سال ۲۰۰۳ پیشنهاد شده است[۱۰].

$$f_{ck} = f_c' - 1.6[MPa] \quad (۳)$$

۳- شبیه سازی مونت کارلو

مسائل مهندسی شامل متغیرهای تصادفی مرتبط با بارهای اعمالی(نیاز) و مقاومت (ظرفیت) می باشد. شبیه سازی مونت کارلو روش موثر و آسان در حل مسائل مشتمل بر پارامترهای غیرقطعی می باشد [۱۱].

در حالت کلی این روش برای تولید اطلاعات آماری مقادیر (در تحقیق حاضر، مقاومت برش منگنه‌ای) بر اساس مقادیر مفروض مورد استفاده قرار می گیرد. با توجه به آنکه سازه زمانی منهدم می گردد که بارهای وارده (S) برابر یا بزرگتر از مقاومت (R) باشد، احتمال شکست P_f می تواند بر اساس معادله یک تابع حدی بصورت زیر محاسبه گردد.

$$g(R,S) = V_R - V_{TL} \quad (۴)$$

که در آن $g(R,S)$ معادله تابع حدی و V_R مقاومت برش منگنه

ای اتصالات دال- ستونی، V_{TL} میزان برش با توجه به مقدار بار اعمال شده می باشد. احتمال شکست برش منگنه‌ای P_f در دالهای مسطح به‌صورت زیر تعریف می شود:

$$P_f = P[g(R,S) \le 0] \quad (۵)$$

که در آن P احتمال تجاوز از مقدار تابع حدی (مقدار V_{TL} بزرگتر یا برابر مقدار مقاومت V_R) در اتصالات دال- ستون می باشد. به علت وجود متغیرهای تصادفی، به منظور محاسبه احتمال شکست برش منگنه ای از روش شبیه ساز مونت کارلو استفاده می شود. در این تحقیق این روش طی مراحل ذیل صورت می پذیرد:

۱- انتخاب نوع توزیع متغیر های تصادفی ورودی بر اساس مراجع و منابع

۲- مقادیر مقاومت برش پانچ بدست آمده و نتایج ذخیره می گردد.

۳- تکرار دفعات فرایند به تعداد N (تعداد شبیه سازی)

۴- تجزیه و تحلیل نتایج ذخیره شده از طریق نمودارهای هیستوگرام و نمودارهای احتمالاتی

۵- احتمال شکست P_f توسط فرمول زیر محاسبه می شود .

$$P_f = \frac{Nf}{N} \quad (۶)$$

که در آن N_fتعداد حالات انهدام سازه یعنی $g(R,S) \le 0$ از مجموع تعداد کل شبیه سازی N می باشد. یکی از معایب اصلی این روش، علاوه بر تحمیل هزینه و زمان محاسباتی، تعیین تعداد شبیه سازی مورد نیاز می باشد تا نتایج دارای دقت کافی باشد. تعداد شبیه سازی می تواند با استفاده از ضریب تغییرات(COV) بیان شود ، که این ضریب میزان عدم قطعیت در داده ها را نمایان می سازد.

با استفاده از توزیع دو جمله ای و زمانی که احتمال کوچک باشد می توان از فرمول زیر استفاده نمود[۱۱]:

$$\mathbf{N \approx \frac{1}{COV^2 * P}} \quad (۷)$$

در مسائل مطرح شده در تحقیق حاضر $N = 10^6$ شبیه سازی جهت دستیابی به نتایج رضایت بخش مورد استفاده قرار گرفت.

در ادامه، یکی از مهمترین روابطی که تحلیل حساسیت پارامترهای آماری در احتمال خرابی سازه‌ها با استفاده از نتایج روش مونت کارلو را ممکن می سازد، ارایه می گردد. احتمال خرابی برای چندین متغیر تصادفی بصورت زیر تعریف می‌شود[۶]:

$$P_f = P[g(X) \le 0] = \int_D \int \dots \int f_{x_1,x_2,\dots,x_n}(x_1,x_2,\dots,x_n)\,dx_1 dx_2 \dots dx_n \quad (۸)$$

که در آن D، ناحیه خرابی یا $g(X) \le 0$، یعنی منفی بودن تابع شرایط حدی را مشخص می کند. با استفاده از مفهوم روش مونت کارلو، احتمال خرابی به آسانی از رابطه زیر بدست می آید:

$$p_f = \frac{1}{N_t}\sum_{i=1}^{N_t} I(X) \quad (۹)$$

تعداد کل تحلیل های تابع شرایط حدی با N_t نشان داده شده است. تابع $I(X)$ بیانگر بودن یا نبودن نقطه شبیه سازی شده در ناحیه خرابی است و بصورت زیر تعریف می شود:

$$I(X) = \begin{cases} 1 & if \quad g(X) \le 0 \\ 0 & if \quad g(X) > 0 \end{cases} \quad (۱۰)$$

بر اساس رابطه (۹)، N_t مجموعه از متغیرهای طراحی مستقل بر اساس توزیعشان بدست می آیند. سپس تابع خرابی یا تابع شرایط حدی برای آنها محاسبه می شود. در نهایت برآوردی از احتمال خرابی بصورت زیر حاصل می شود:

$$p_f = \frac{N_f}{N_t} \quad (۱۱)$$

که در آن N_f نشان دهنده تعداد وقوع خرابی در سازه است. حال برای آنکه این روش ساده و در عین حال کارآمد را برای تحلیل حساسیت احتمالاتی بکار ببریم، مشتقات احتمال خرابی را نسبت به پارامترهای آماری متغیرهای تصادفی تعیین می کنیم.

رابطه (۸) را بصورت خلاصه می توانیم اینگونه بنویسیم:

$$P_f = \int_D f\,dx \quad (۱۲)$$

با ضرب رابطه فوق در عبارت $\frac{N_t N_f}{N_t N_f}$، خواهیم داشت:

$$P_f = \frac{1}{N_t}\int_D f\,\frac{N_t N_f}{N_f}\,dx \quad (۱۳)$$

بنابراین، مشتق P_f نسبت به پارامتر آماری متغیر تصادفی i ام، γ_i، برابر است با:

$$\frac{\partial P_f}{\partial \gamma_i} = \frac{1}{N_t}\int_D \frac{\partial f}{\partial \gamma_i}\left(\frac{N_t N_f}{N_f}\right)dx \quad (۱۴)$$

با ضرب رابطه فوق در $\frac{f}{f}$ و مرتب سازی آن داریم:

$$\frac{\partial P_f}{\partial \gamma_i} = \frac{1}{N_t}\int_D \left(\frac{\partial f}{\partial \gamma_i}\frac{N_f}{f}\right)\left(\frac{N_t f}{N_f}\right)dx \quad (۱۵)$$

حال با در نظرگرفتن روابط (۱۶) و (۱۷)، می‌توان رابطه (۱۷) را به‌صورت زیر به‌دست آورد:

$$\int_D \frac{fN_t}{N_f} dx = 1 \qquad (۱۶)$$

امید ریاضی برای تابع $A(x)$ ، در فضای S، به‌صورت زیر حاصل می شود:

$$E[A(x)]_S = \int_S A(x)N(x)dx \qquad (۱۷)$$

در رابطه فوق، $N(x)$ تابع وزنی نرمال شده است. یعنی باید دارای خاصیت زیر باشد، تا در تابع دیگری ضرب شود و امید ریاضی آنرا بدست آورد:

$$\int_S N(x)dx = 1 \qquad (۱۸)$$

بنابر این با یک همانند سازی و با استفاده از روابط فوق، رابطه (۱۴) را بصورت زیر می توان مرتب نمود:

(۱۹)

$$\frac{\partial P_f}{\partial \gamma_i} = \frac{1}{N_t}\int_D (\underbrace{\frac{\partial f}{\partial \gamma_i}\frac{N_f}{f}}_{A(x)})(\underbrace{\frac{N_t f}{N_f}}_{N(x)})dx = \frac{1}{N_t}E(\frac{\partial f}{\partial \gamma_i}\frac{N_f}{f})_D$$

بنابراین این مشتق را در فضای خرابی D، با استفاده از نقاط خرابی، می توان بصورت زیر تخمین زد:

$$\frac{\partial P_f}{\partial \gamma_i} = \frac{1}{N_t}\sum_{k=1}^{N_f}(\frac{\partial f}{\partial \gamma_i}\frac{1}{f})_{X_K} \qquad (۲۰)$$

بنابر این با استفاده از رابطه (۲۰) می توانیم مشتق تابع احتمال خرابی را از نتایج روش مونت بدست آوریم، زیرا تعداد کل شبیه سازی یعنی N_t ، نقاط خرابی X_k، تعداد نقاط خرابی N_f را از نتایج روش مونت کارلو و مشتقات تابع چگالی توام نسبت به پارامتر آماری متغیر های تصادفی، f را بصورت تحلیلی می توان بدست آورد.

برای بدست آوردن پارامترهای حساسیت در بحث تحلیل حساسیت احتمال خرابی، باید تغییرات احتمال خرابی را نسبت تغییرات پارامترهای آماری متغیر های تصادفی γ_i مانند میانگین و انحراف معیار بدست آوریم. بنابراین، از جمله اول بسط تیلور به‌صورت زیر سود می جوییم:

$$\Delta P_f = \sum_{k=1}^{N_f}\frac{\partial P_f}{\partial \gamma_i}\Delta\gamma_i \qquad (۲۱)$$

اما $\Delta\gamma_i$ ، بیانگر تغییرات و پراکندگی متغیر تصادفی iام است. لذا مقدار انحراف معیار متغیر تصادفی، یک مقدار مطمئن برای جایگزینی آن است. بنابراین پارامترهای نهایی برای بررسی حساسیت احتمال خرابی سازه ها نسبت به مقادیر میانگین و انحراف معیار متغیر تصادفی iام، بصورت زیر قابل دسترسی می شود:

$$S_{\mu_i} = \frac{\partial P_f}{\partial \mu_{x_i}}\sigma_{x_i} \qquad (۲۲)$$

$$S_{\sigma_i} = \frac{\partial P_f}{\partial \sigma_{x_i}}\sigma_{x_i} \qquad (۲۳)$$

مقادیر $\frac{\partial P_f}{\partial \mu_{x_i}}$ و $\frac{\partial P_f}{\partial \sigma_{x_i}}$ که از رابطه (۲۰) یا (۲۱) قابل دسترسی است، بنابراین پارامترهای تحلیل حساسیت در روابط (۲۲) و (۲۳) از نتایج روش مونت کارلو می تواند مورد بررسی و مطالعه قرار گیرد.

٤- شبکه‌های عصبی تابع بنیادی شعاعی

شبکه های عصبی تابع بنیادی شعاعی یا RBFN که به لحاظ ساختار از شبکه های عصبی چند لایه الگو گرفته اند، با داشتن تعداد نرون کافی در لایه پنهان، می توانند هر تابع پیوسته ای را با هر درجه از دقت و بسیار بهتر از شبکه های چند لایه پیشخور، تقریب سازی کنند[۱]. مهمترین مزیت شبکه های RBFN نسبت به شبکه های پیشخور، آنست که که این توابع هیچگاه در بهینه محلی متوقف نخواهند شد[۱] .

در مطالعه حاضر، شبکه‌های RBFN در قالب یک شبکه عصبی دو لایه جایگذاری شده اند که در آن هر نرون لایه پنهان، یک تابع بنیادی شعاعی را بکار گرفته و نرونهای لایه خروجی، از مجموع وزن دار خروجیهای لایه پنهان، استفاده می کنند. ورودی به توابع شعاعی در این شبکه ها، غیرخطی و خروجی از آنها خطی می باشد. به دلیل خصوصیت تقریب سازی غیر خطی، این شبکه ها قادر به انجام نگاشتهای پیچیده ای هستند که شبکه های عصبی متداول، تنها با استفاده از چندین لایه میانی، می توانند این مدلها را تقریب سازی نمایند[۱].به منظور استفاده از شبکه های تابع بنیادی شعاعی اولین گام انتخاب تابع شعاعی، تعداد نرونهای لایه پنهان، الگوریتم یادگیری برای یافتن پارامترهای شبکه و نیز معیار توقف یادگیری می باشد. یافتن وزن‌های شبکه، اصطلاحاً آموزش نامیده می شود. اگر مجموعه ای از زوجهای آموزشی را در اختیار داشته باشیم، آموزش شبکه منجر به یافتن وزنهایی می شود که به واسطهٔ آنها، خروجی شبکه بر خروجی داده شده در زوج‌های آموزشی منطبق خواهد شد. میزان انطباق نیز با تابع ارزش که معمولا میانگین

خطای مربعات است، سنجیده می شود.

پس از آموزش، شبکه عصبی RBFN می‌تواند برای داده‌هایی که به لحاظ کمی مشابه داده‌های ورودی مجموعه آموزشی هستند، بکار گرفته شوند[۲و۳].

شکل کلی توابع گوسی که در شبکه های تابع بنیادی شعاعی استفاده می شوند به صورت رابطه (۲۴) می باشد.

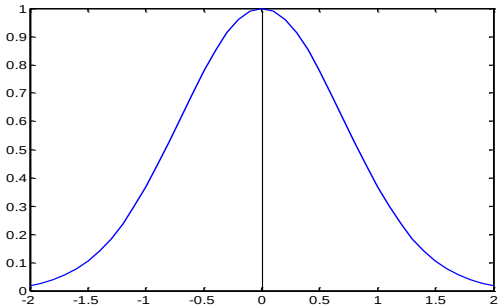
$$\varphi_j(x)=\exp\left[-(x-\mu_j)^T\sigma_j^{-1}(x-\mu_j)\right] \qquad (۲۴)$$

که در آن x ورودی به لایه پنهان و μ_j و σ_j، میانگین و ماتریس کواریانس j امین تابع گوسی می باشد. به لحاظ هندسی، توابع بنیادی شعاعی، ابعاد فضای مورد بررسی با تعداد اجزای ورودیها تعیین می شود. بردار میانگین(μ_j) موقعیت تابع گوسی و(σ_j) شکل تابع را نشان می دهند. لایه خروجی، مجموع وزن دار خروجیهای لایه پنهان را به صورت زیر برای ایجاد خروجی شبکه بکار می گیرد:

$$\psi_k(x)=\sum_{j=1}^{L}\lambda_{jk}\varphi_j(x) \quad \text{for k=1,2,...M} \qquad (۲۵)$$

که در آن ماتریس λ معرف وزن‌های لایه خروجی بوده و اجزای آن وزن بین کلیه نرونهای لایه پنهان با هر یک از نرونهای لایه خروجی می باشد. همچنین در این رابطه M نشان دهنده تعداد نرونهای لایه خروجی است. وزنهای λ_{jk} نشان دهنده سهم هر نرون لایه پنهان در ایجاد خروجی شبکه می باشد. شکل (۱)، تابع تحریک گوسی بکار رفته در این شبکه ها را برای یک ورودی نشان می دهد.

$$Y_i=e^{-n^2} \qquad (۲۶)$$



شکل ۱- *منحنی نمایش تابع RBF برای یک ورودی*

در صورتی که تعداد ورودی‌ها به شبکه بیش از یکی باشد، شکل (۱)، در فضاهای سه بعدی و بالاتر ایجاد خواهد شد،که اگرچه تجسم آن مشکل است، اما هیچ محدودیتی در این خصوص وجود ندارد.

۵- نتایج عددی

یک دال با ضخامت ۱۲۰ میلیمتر متصل به ستونی مربعی با ابعاد ۱۵۰۰ میلیمتر که قبلا توسط بالومنوس و همکاران مورد تحلیل قابلیت اعتماد قرار گرفته است، بررسی میگردد. مشخصات آماری این دال مطابق جدول(۱)ارایه گردیده است [۱۳].

جدول۱- مشخصات آماری متغیرهای طرح

متغیرهای ورودی	توزیع	میانگین	انحراف استاندارد
f'c(MPa)	نرمال	31	3.565
d(mm)	نرمال	83.9	12.7
C(mm)	نرمال	153	20.655
ρ (%)	نرمال	1.31	0.22
DL(KN)	ثابت	6.48	_
LL(KN)	گامبل	41.63	10.41

که LL، بار زنده و f'_c مقاومت فشاری استوانه‌ای بتن ، d عمق موثر دال و c بعد ستونی است. D بار مرده و ρ آرماتور طولی می‌باشد. ابتدا با استفاده از روابط آیین نامه های معتبر یعنی ACI 318_11 و EC2(2004) واستفاده از روش مونت کارلو ونیز روش پیشنهادی در تحقیق حاضر، مقدار احتمال خرابی سازه مطابق جدول (۲) تعیین گردید و با مرجع مقایسه شد. تعداد انالیز مورد نیاز در حالت بدون استفاده از شبکه عصبی 10^6 می باشد. این درحالی است که در روش پیشنهادی تنها با استفاده از تعداد ۹۰۰ انالیز شبکه اموزش دید.

جدول۲- نتایج تحلیل قابلیت اعتماد

آیین نامه	متغیرها	Balomenos [13]	Mcs_RBFN
ACI 318_11	f'c ,d, c, LL	$8.38*10^{-4}$	$8.12*10^{-4}$
EC2(2004)	f'_c,d,c,LL ,ρ	$2.34*10^{-4}$	$2.60*10^{-4}$

مقایسه نتایج روش پیشنهادی مبتنی بر شبکه‌های بنیادی شعاعی با نتایج بدست آمده توسط محققین نشان دهنده آن است که برنامه مبتنی بر شبکه عصبی دارای دقت کافی در تعیین احتمال خرابی می‌باشد و هردو اعداد نزدیکی ارایه می کنند. همچنین همانطور که مشاهده می‌گردد، احتمال خرابی حاصل شده از روابط ACI دارای مقادیر بیشتر از روابط آیین نامه EC2 می‌باشد. بنابراین می-توان نتیجه گرفت روابط ACI 318_11 نسبت به

EC2(2004) دارای مقادیر محافظه کارانه‌تری می‌باشد.

پس از صحت سنجی روش پیشنهادی، با استفاده از روابط بخش ۳ مقاله حاضر، تحلیل حساسیت پارامترهای طرح در دو آیین نامه مورد بررسی و نتایج در جداول (۳) و (۴) نمایش داده شده است.

جدول۳– نتایج تحلیل حساسیت ACI

TERM	MCS_RBFNN
$\frac{\partial pf}{\partial \mu c}$	-9.3968*10^{-4}
$\frac{\partial pf}{\partial \mu d}$	-0.0029
$\frac{\partial pf}{\partial \mu f'c}$	-4.1932*10^{-4}
$\frac{\partial pf}{\partial \mu LL}$	2.6440*10^{-5}
$\frac{\partial pf}{\partial \sigma c}$	0.0011
$\frac{\partial pf}{\partial \sigma d}$	0.0096
$\frac{\partial pf}{\partial \sigma LL}$	-1.6129*10^{-5}
$\frac{\partial pf}{\partial \sigma f'c}$	2.2306*10^{-4}

از نتایج جدول (۳) مشخص می گردد که احتمال خرابی پانچ در ضوابط ACI 318_11 به ترتیب اولویت پارامترهای مورد بررسی، ابتدا عمق موثر (d)یا ضخامت دال می باشد، سپس مقاومت فشاری و بعد از آن پارامترهای دیگر نظیر بار زنده وابعاد ستون می باشد.

می توان نتیجه گرفت در نظر گرفتن پارامترهای طراحی مربوط به ابعاد ستون و بار زنده، بصورت ثابت در تحلیل احتمالاتی، تاثیر چندانی در احتمال خرابی ندارد. اما همانطور که دیده می شود تغییرات مربوط به ضخامت تاثیر قابل توجهی در افزایش یا کاهش مقدار احتمال خرابی در طرح پانچ دارد و مقاومت فشاری نیز بدنبال ضخامت باید مورد توجه قرار گیرد.

نتایج تحلیل حساسیت برای روابط EC2(2004) به شرح جدول(۴)، نشان می دهد که متغیر طراحی تصادفی d یا همان ضخامت، بیشترین اثر بر احتمال خرابی را دارد. در این نتایج همچنین نسبت درصد فولاد خمشی دارای تاثیری در حدود پارامترهایی نظیر ابعاد ستون و مقاومت فشاری بتن می باشد. بنابراین می توان نتیجه گرفت اگرچه آرماتور خمشی مقاومت خمشی دال را بهتر می کند اما علاوه بر آن با کاهش میزان دوران دال منجر به بهبود مقاومت برش پانچ نیز می گردد.

جدول ۴ – نتایج تحلیل حساسیت EC2

TERM	MCS_RBFNN
$\frac{\partial pf}{\partial \mu c}$	-4.4704*10^{-5}
$\frac{\partial pf}{\partial \mu d}$	-9.2345*10^{-4}
$\frac{\partial pf}{\partial \mu LL}$	1.9876*10^{-4}
$\frac{\partial pf}{\partial \mu f'c}$	-3.2067*10^{-5}
$\frac{\partial pf}{\partial \mu p}$	-1.5543*10^{-4}
$\frac{\partial pf}{\partial \sigma p}$	4.9876*10^{-5}
$\frac{\partial pf}{\partial \sigma c}$	1.8900*10^{-5}
$\frac{\partial pf}{\partial \sigma d}$	2.1026
$\frac{\partial pf}{\partial \sigma LL}$	2.9894*10^{-5}
$\frac{\partial pf}{\partial \sigma f'c}$	2.4607*10^{-5}

٦- نتیجه‌گیری

مطالعهٔ احتمالاتی مقاومت پانچ اتصال دال های تخت با استفاده از روابط ارایه شده آیین نامه ACI 318_11 و EC2(2004) با استفاده از روش پیشنهادی براساس روش مونت کارلو مبتنی بر شبکه عصبی بنیادی شعاعی انجام پذیرفت. نتایج بیانگر آنست که روش ترکیبی مونت کارلو و شبکه عصبی با توابع بنیادی شعاعی دارای دارای سرعت مناسب و دقت کافی می باشد. همچنین در هر دو آیین نامه ضخامت دال دارای نقش کلیدی در تعیین پارامترهای مقاوم‌سازی و احتمال خرابی سازه می باشد و سایر پارامترها دارای تاثیرات کمتری می باشند.

در آیین نامه، اروپا لحاظ نمودن اثر میلگردهای طولی به صورت دقیق تر بوده و بنابراین چون آیین نامه ACI اثرات میلگردهای طولی را لحاظ نمی کند دارای احتمال خرابی بیشتری در شرایط یکسان نسبت به آیین نامه EC 2 خواهد بود. یعنی آیین نامه ACI در این مورد دارای طراحی محافظ کارانه تر نسبت به EC2 است.یا به عبارتی دیگر آیین نامه EC 2 طرح اقتصادی تری در

صورت کوچکتر بودن مقدار احتمال خرابی از حد مجاز، نسبت به آیین نامه ACI ارائه می کند. این نتایج با تحلیل حساسیت با استفاده از روشی که در بخش ۳ مقاله حاضر ارایه شد، انجام پذیرفته و نشان داده شد که در ضوابط آیین نامه اروپایی، اثر میلگرد طولی و ابعاد ستون و مقاومت فشاری در حدود نسبی یکسانی بعد از ضخامت دال قرار دارند. بنابراین توجه به مساله نتیجه ای قابل تامل می باشد که باحجم کم تحلیل و دقت قابل قبول از روش پیشنهادی مقاله حاضر ارایه شده و میتواند در بررسی موشکافانه سایر روابط آیین نامه مختلف جهان بخصوص در زمینه طرح اعضا و اتصالات و نیز مقاوم سازی هدفمند سازه های بتن مسلح استفاده گردد.

مراجع

[1] Wasserman, P.D., Adaptive Methods in Neural Computing, Van Nosrtand Reinhold, New York, 1989.

[2] J. Moody and C. Darken. Learning with localized receptive fields. In T. Sejnowski, D. Touretzky, and G. Hinton, editors, Connectionist ModelsSummer School, Carnegie Mellon University, 1988.

[3] T. Poggio and F. Girosi. Networks for approximation and learning. Proceedingsof the IEEE, 78(9):1481-1497, September 1990.

[4] K.R. Mueller, S. Mika, G. Ratsch, K. Tsuda, and B. Scholkopf. An introductionto kernel-based learnig algorithms. IEEE transactions on Neural Networks,12(2):181-201, 2001.

[5] Q. Zhang. Using wavelet network in nonparametric estimation. IEEE Transactions on Neural Networks, 8(2):227-236, March 1997.

[6] K. Hornik, M. Stinchcombe, and H. White. Multilayer feed-forward networks are universal approximators. Neural Networks, 2:359-366, 1989

[7] Marin Grubisic,Jelena Ivosevic, Ante Grubisic (2019),“ Reliability Analysis of Reinforced Concrete Frame by Finite Element Method with Implicit Limit State Functions”, Buildings 2019, 9(5), 119.

[8] Guojin Tan , Qingwen Kong, Longlin Wang, Xirui Wang and Hanbing Liu (2020)." Reliability Evaluation of Hinged Slab Bridge Considering Hinge Joints Damage and Member Failure Credibility ", Applied Sciences, 10, 4824.

[9] Albrecht, U.(2002). "Design of Flat Slabs for Punching _European and North American Practices", Journal of Cement & Concrete Composites,Elsevier,24 (6),531-538.

[10] Reineck, K-H., :Kuchma, D., Kim, K-S., and Marx, S. (2003). "Shear Database of Reinforced Concrete Members without Shear Reinforcement", ACI Structural Journal, 100 (2). 240-249.

[11] Ang, H-S A., and Tang H. W.(2007). Probability Concepts in Engineering:Emphasis on Applications in Cvil & Environmental Engineering, John Wiley and Sons Inc,Hoboken, New Jersey, 406pp.

[۱۲] قربانی، ا. (۱۳۸۹)، "تحلیل حساسیت قابلیت اعتماد و بهینه یابی سازه ها بر اساس روش مونت کارلو مبتنی بر شبکه های فازی- عصبی و تقریب سازی عددی،" پایان‌نامه دکتری، دانشگاه سیستان و بلوچستان، زاهدان.

[13] Balomenos, G., Polak, A. M. and Pandey, M.(2014). Reliability Analysis of a Reinforced Concrete Slab-Column Connection Without Shear Reinforcement.Structures Congress,ASCE,pp835-846.

Sensitivity and Reliability Analysis of Slab-to-Column Concrete Joints Using Monte Carlo Method Based on Neural Networks

A. Ghorbani *
Associate Prof., Department of Engineering, Payame Noor University,Tehran, Iran.

Abstract

According to recent research reports on the parameters involved in the retrofitting and reliability analysis of the concrete slabs connected to columns, Monte Carlo simulation has been introduced as a suitable method. However, a large number of analyzes are required to simulate the probability of failure. This, increases the volume of computations required. In the present study, a useful method is introduced to determine the effect of statistical parameters of random design variables on the probability of failure of slab connection. All the proposed relations are proved analytically and while providing a numerical example, the efficiency of these relations is clarified. The proposed method is based on radial basis function neural networks on the way to replace the analysis in the Monte Carlo method and reduce the computational volume. Therefore, with a combination of neural networks and Monte Carlo method, a new method is presented in the analysis of the reliability of slabs without shear steel. Sensitivity analysis is also presented to assess the effective parameters in the reliability analysis of punch design. Column dimensions, concrete compressive strength, live load, slab flexural reinforcement and slab thickness are evaluated as probabilistic design variables using both European Code (EC 2004) and American Concrete Institute relations(ACI 318_11). The results of validation in the proposed method indicate that the combined method of Monte Carlo and neural network with radial basis functions has an appropriate speed and sufficient accuracy. Also, a comparison of the results of the two codes, shows that EC2 (2004) offers a more economical design than the ACI. The reason for this is to consider the effect of flexural reinforcement on the punch capacity. Sensitivity analysis results show that although in both codes, the thickness of the slab has the greatest effect on the probability of connection failure, but in European code, the percentage of flexural steel has as similar effect as column dimensions and compressive strength of concrete effect. In the relations of ACI, after the thickness of the slab, only the compressive strength of concrete will have a significant effect on the probability of failure. Therefore, it can be concluded that although the flexural reinforcement provides the flexural strength of the slab, but also increases the punch shear strength of the slab by reducing the slab rotation. In general, the proposed method can be used in reviewing other design criteria, especially in credibility analysis and proper retrofitting of structures, due to the reduction of computational volume and appropriate accuracy.

Keywords: Monte Carlo simulation, Reliability Analysis, Monte Carlo, Concrete Slab, Neural Network.

* Corresponding Author: ghorbani@pnu.ac.ir