

# تحلیل آسیب پذیری سدهای بتنی بزرگ با استفاده از روش ناپیوستگی قوی پیوستار (کانتینیوم) و شبکه‌های عصبی

## مقدمه

تحلیل احتمالات جایگاه خاصی در مهندسی سازه دارد که در سازه‌هایی با اهمیت زیاد مانند سدها، راکتورهای هسته‌ای و .... اهمیت این نوع تحلیل‌ها دو چندان می‌گردد. در این پژوهش برای تحلیل آسیب پذیری سدهای بتنی بزرگ از یک شبکه‌ی عصبی (NN) براساس روش شبیه‌سازی مونت کارلو (MCS) و برای پیش‌بینی ظرفیت باربری سد با استفاده از روش ناپیوستگی شدید پیوستار از یک تحلیل اجزای محدود غیرخطی استفاده شده است. به دلیل مفاهیم تقریبی نهان در تحلیل آسیب‌پذیری و زمان‌بر بودن تحلیل‌های مکرر مورد نیاز برای شبیه‌سازی مونت-کارلو از شبکه عصبی استفاده شد. برای ساختن مدل شبکه عصبی با استفاده از اطلاعات بدست آمده از تحلیل‌های غیرخطی منتخب، الگوریتم Rprop به کار برده شد. سپس مدل شبکه عصبی ساخته شده در قالب پروسه‌ی شبیه-سازی مونت کارلو (MCS)، جهت محاسبه‌ی بار نهایی سازه، استفاده شد. در این محاسبه، جهت پیش‌بینی دقیق احتمال تخریب، اثر مجموعه‌های مختلفی از متغیرهای تصادفی اصلی دیده شد. این تحقیق این امکان را فراهم کرد که تخمین دقیقی از احتمال تخریب و منحنی‌های شکست سد Scalere (در کشور ایتالیا) برای سطوح خرابی پیش تعریف شده مختلف و سناریوهای سیلابی متفاوت به دست آید. ویژگی‌های نامعین (مدل شده به عنوان متغیرهای اتفاقی) در نظر گرفته شده در دو آزمایش عبارتند از: مدول یانگ، نسبت پواسون، مقاومت کششی و انرژی گسیختگی ویژه بتن.

کلیدواژه‌ها: تحلیل قابلیت اطمینان، منحنی‌های شکست، آسیب‌پذیری، شبیه‌سازی مونت کارلو، محاسبات نرم، شبکه‌های عصبی، روش ناپیوستگی شدید پیوستار

## ۱- مقدمه

تئوری و روش‌های آسیب‌پذیری سازه‌ای به طور چشم‌گیری طی ۲۰ سال گذشته توسعه یافته است، که افزایش تعداد مقالات چاپ شده در این زمینه را در پی داشته است. پیشرفت‌های رخ داده در تئوری قابلیت اطمینان سازه و دست‌یابی به پاسخ‌های دقیق‌تری از نامعینی‌های مربوط به بارها و مقاومت‌های سازه‌ای سبب شده است که بررسی

احتمالاتی سازه‌ها جایگاه خاصی بیابد. آسیب‌پذیری یک سازه، یا احتمال تخریب آن تحت شرایط بارگذاری مختلف، عامل مهمی در فرآیندهای طراحی، ساخت، بهره‌برداری و نگهداری سدها می‌باشد؛ زیرا بررسی این که سازه سد بتواند به طور کامل نیازهای طراحی را برآورده نماید بسیار مهم می‌باشد. بنابراین، تحلیل آسیب‌پذیری در مرکز روش‌های تحلیل ریسک (خطر) قرار دارد که برای سازه‌های بسیار مهم مانند سدها ضروری می‌باشد و براساس نتایج آن در مورد اعتبار طرح تصمیم‌گیری می‌شود و این امکان را فراهم می‌کند که سازندگان و مهندسين معیارهای ایمنی لازم را جهت مقابله با نامعینی‌های مذکور در نظر بگیرند. هر چند از دیدگاه تئوری این رشته به مرحله‌ای رسیده است که روش‌هایی بسیار فراگیر ارائه می‌دهد، اما از دیدگاه محاسباتی بر سر راه اجراهای عملی موانع جدی وجود دارد.

روش‌های قابلیت اطمینان مرتبه اول و دومی که برای تخمین قابلیت اطمینان سازه ارائه شده‌اند، براساس دانش قبلی فرمول‌های ساده‌ای در مورد میانگین و واریانس متغیرهای تصادفی و تعریف یک تابع تخریب قابل تشخیص ارائه می‌دهند. ثابت شده که این روش‌ها برای مسائل کوچک مقیاس بسیار کارا می‌باشند، اما برای مسائل بزرگ مقیاس و یا تعداد زیادی متغیر تصادفی روش شبیه‌سازی مونت کارلو بهتر عمل می‌نماید. در واقع، روش‌های شبیه‌سازی تنها روش‌های موجود جهت بررسی قابلیت اطمینان مسائل عملی در سازه‌های پیچیده می‌باشند که یک مدل‌سازی کاملاً سه بعدی را می‌طلبد (برای مثال در تعیین مکانیسم شیوه تخریب سدها اثر قوس یا اثر گنبدی نقش مهمی در پاسخ سازه بازی می‌کند). بنابراین در این نوع سازه‌ها تعیین تخریب سازه براساس سطوح گسیختگی اولیه ممکن نمی‌باشد.

کار کردن با شبیه‌سازی مونت کارلو اصلی آسان است، اما در مسائل مربوط به قابلیت اطمینان سازه‌های خاص به دلیل اندازه بزرگ نمونه و زمان لازم برای هر بار اجرای شبیه‌سازی مونت کارلو، فرآیند محاسبات بسیار وقت‌گیر و طولانی می‌گردد. برای کاهش زمان فرآیند محاسبات، روش‌هایی بسیار ابتکاری به نام فنون کاهنده واریانس، ارائه شده‌اند. با وجود بهبود کارایی فنون کاهنده واریانس شبیه‌سازی مونت کارلو اصلی، آن‌ها هنوز برای بررسی مسائل قابلیت اطمینان عملی نیازمند فرآیند محاسباتی نامتناسبی می‌باشند. به این دلیل تحقیقات عددی موفق کمی در مورد تخمین احتمال تخریب سازه‌های واقعی وجود دارد و بیشتر تحقیقات به قاب‌های و خرپاهای الاستیک ساده مربوط می‌باشند.

در این مقاله، جهت تحلیل آسیب پذیری سدهای بتنی بزرگ، از یک شبکه عصبی مبتنی بر فرآیند شبیه سازی مونت کارلو و جهت پیش بینی ظرفیت باربری سد از یک تحلیل اجزا محدود غیرخطی با استفاده از رویکرد عدم اتصال قوی پی (CSDA) استفاده شده است. استفاده از فنون هوش مصنوعی، مانند شبکه عصبی، برای تحلیل قابلیت اطمینان سازه در تعدادی از مقالات چاپ شده گزارش شده است، که در آن ها علاوه بر کارایی، دقت این روش جهت دستیابی به پاسخ هایی دقیق در مورد احتمال تخریب سیستم های سازه ای پیچیده ثابت گردیده است. مزیت اصلی یک شبکه عصبی خوب پرورش یافته این است که فرآیند محاسباتی مختصری لازم دارد تا به یک پاسخ تقریبی قابل قبول برسد. برای ساختن شبکه عصبی براساس اطلاعات بدست آمده از روش تحلیل غیر خطی انتخاب شده، از الگوریتم Rprop استفاده شد. سپس، برای محاسبه ی بار حداکثر وارده به سد تحت مجموعه های مختلفی از متغیرهای تصادفی اصلی و جهت پیش بینی احتمال تخریب سد، شبکه عصبی پرورش یافته در قالب یک فرآیند شبیه سازی مونت کارلو استفاده شد.

به محض این که شبکه عصبی جهت محاسبه ی دقیق بارهای حداکثر وارده به سد پرورش داده شد، از طریق اجرای تعدادی تحلیل قابلیت اطمینان مرتبط با سطوح خرابی مختلف از پیش تعریف شده برای سد و سناریوهای سیلابی مختلف، محاسبات مربوط به منحنی های شکست به دست می آیند. روش ترکیبی شبکه عصبی - عدم اتصال قوی پی پیشنهاد شده ابتدا با استفاده از یک مثال علمی ساده شامل آزمایش یک تیر بتنی که در چهار نقطه تحت بارگذاری قرار گرفته است، بررسی گردید. برای این بررسی اولیه، قابلیت رویکرد عدم اتصال قوی پی (CSDA) جهت مدل کردن و پیش بینی گسیختگی مصالح با استفاده از مقایسه ی نتایج آزمایشگاهی مربوطه ارزیابی گردید. در حالی که قابلیت شبکه عصبی جهت پیش بینی تخمین دقیقی از بارهای حداکثر و در نتیجه احتمال گسیختگی معتبر بود. سپس، تکرار محاسبات مذکور برای تحلیل آسیب پذیری سد Scalere (در ایتالیا)، علاوه بر قابلیت کاربرد روش پیشنهادی برای سیستم های سازه ای پیچیده، کارآیی آن را نیز ثابت کرد. ویژگی های نامعین (مدل شده به عنوان متغیرهای تصادفی) در این مثال عبارتند از مدول یانگ، نسبت پواسون، مقاومت کششی بتن و انرژی شکست ویژه بتن.

## ۲- رویکرد عدم اتصال قوی پی برای گسیختگی مصالح

مقصود از مدل‌سازی پدیده‌ای گسیختگی مصالح، در مکانیسم‌های سازه‌ای، جمع‌آوری اطلاعاتی در مورد ناپیوستگی‌های قابل مشاهده در مصالح تحت بارگذاری می‌باشد که براساس بافت مصالح این ناپیوستگی‌ها ترک، شیار، خطوط لغزش و ... نامیده می‌شوند. ناپیوستگی‌ها را به عنوان مکان هندسی نقاطی در مصالح تعریف می‌کنند که شکسته‌اند یا دچار خستگی شده‌اند و گسیختگی مصالح در این نقاط رخ داده است. این نقاط در سرتاسر مصالح گسترده شده و سبب کاهش فزاینده‌ی سختی مصالح به صفر (به عنوان مرحله شکست سازه و بار بحرانی شناخته می‌شود) یا مقادیر منفی (مراحل بعد از حالت بحرانی) می‌شوند. مکانیسم مدل‌سازی نقطه شروع و پیشروی ناپیوستگی (که از نظر فنی عدم اتصال قوی نامیده می‌شود) با استفاده از گزینه‌های مختلفی ممکن می‌باشد که به دو دسته بزرگ تقسیم می‌شوند: (۱) رویکردهای پیوستار، که بر مدل‌های سازه‌ای (تنش - کرنش) پیوستار غیر خطی مبتنی می‌باشند و برای نشان دادن افت پیش رونده مقاومت مصالح هنگامی که کرنش افزایش می‌یابد، به کرنش - نرم شوندگی تجهیز شده‌اند. (۲) رویکردهای گسسته (رویکردهای مبتنی بر مکانیسم‌های شکست غیر خطی یا چسبنده نیز نامیده می‌شوند) که بر قوانین کشش - انفصال خاصی، در صفحات ناپیوستگی پیش تعریف شده، مبتنی می‌باشند؛ در حالی که کل سازه در حالت الاستیک باقی می‌ماند.

مانند روش‌های عددی، رویکردهای پیوستار به طور متعارف به همراه روش‌های اجزا محدود استاندارد استفاده می‌شوند که در نتیجه روش‌های ترکیبی یا اندودی نامیده می‌شوند. آن‌ها اطلاعاتی درباره یک صفحه ناپیوستگی قبلی نیاز ندارند و یک صفحه ناپیوستگی استقرار براساس میزان تغییر شکل مصالح (تمرکز کرنش یا ناپیوستگی‌های ضعیف) تعیین می‌شود. اما، تعیین صفحات ناپیوستگی به شدت به جهت مش‌بندی بستگی دارد، این روش‌ها اغلب اثرات قفل‌شدگی تنش (ثابت شدن تنش) و در نتیجه فقدان سختی را به دنبال دارد و رسیدن به مراحل بحرانی و بعد از بحرانی را مشکل می‌کنند.

از طرف دیگر، رویکردهای گسسته، جهت تعیین یک ناپیوستگی قوی واقعی، به اجزا محدود خاصی با ضخامت صفر و قرار گرفته در طول اجزاهای منظم تقسیم می‌شوند. بنابراین، تعیین موقعیت این اجزا محدود قبل از تحلیل و مش‌بندی مجدد و دائمی، قابلیت پیش‌بینی این رویکردها را محدود می‌کنند. بنابراین این رویکردها فرآیندهای مش‌بندی پیچیده‌ای لازم دارند که هنگام مدل‌سازی سازه‌های سه بعدی بزرگ و چندین ناپیوستگی هزینه‌های محاسباتی سرسام‌آوری را در پی خواهد داشت.

ملاحظات بالا نشان می‌دهد که قابلیت روش‌های کلاسیک برای تحلیل آسیب‌پذیر محدود می‌باشد و روش شبیه‌سازی مونت کارلو تعداد زیادی شبیه‌سازی پیچیده لازم دارد.

در سال‌های اخیر، جهت غلبه بر مشکلات روش‌های قبلی، گزینه‌های جدیدی مطرح شده که به دسته‌ی رویکردهای ناپیوستگی قوی تعلق دارند. به ویژه، رویکرد ناپیوستگی شدید پیوستار (CSDA)، که در این مقاله به کار رفته است و به منظور تبدیل آن به روشی کارا و جامع جهت حل مسائل چند ترک سه بعدی پیچیده به آن اجزایی اضافه شده است. ویژگی‌های بنیادی CSDA به صورت زیر می‌باشد:

- یک ناهم‌هنگی در جابجایی (ترک) در توصیف ریاضی جابجایی به گونه‌ای در نظر گرفته می‌شود که حرکت شناسی (سینماتیک) ناپیوستگی قوی نامیده می‌شود (شکل ۱ را ببینید). جابجایی ( $u$ ) و کرنش ( $\varepsilon$ )، نهان در جسم  $\Omega$  که یک ناپیوستگی قوی را در صفحه ترک  $S$  تجربه می‌کند، به شکل زیر توصیف می‌گردد:

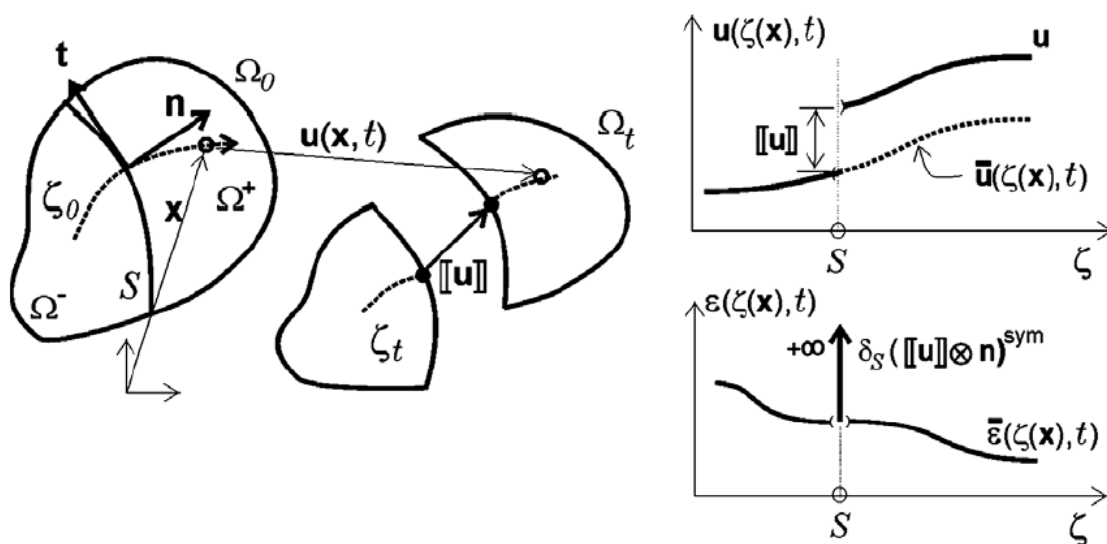
$$u(x) = \bar{u}(x) + H_S \llbracket u \rrbracket(x) \quad H_S = \begin{cases} 1 & \forall x \in \Omega^+ \\ 0 & \forall x \in \Omega^- \end{cases} \quad (1)$$

$$\varepsilon(x) = \nabla^S u(x) = \underbrace{\bar{\varepsilon}(x)}_{\substack{\text{regular} \\ \text{(bounded)}}} + \underbrace{\delta_S(\llbracket u \rrbracket \otimes n)^{\text{sym}}}_{\substack{\text{singular} \\ \text{(unbounded)}}}, \quad (2)$$

که  $u$  در رابطه (۱) پرش جابجایی،  $H_S$  تابع گام است و  $\delta_S$  در رابطه (۲) تابع دلتای دایرک می‌باشد که برای مقاصد محاسباتی منظم شده است.

- یک مدل سازه‌ای پیوستار منحصر بفرد (تنش / کرنش) برای مدل کردن رفتار مصالح در تمامی توده و رفتار مصالح در وجه مشترک ناپیوستگی استفاده شد. در مدل اثرات نرم‌شدگی کرنش، جهت باز تولید عدم چسبندگی مصالح زمانی که ترک رخ می‌دهد، استفاده شد. مدول نرمی جهت سازگاری با تنش‌های نامحدود در رابطه (۲) گنجانده شد. بنابراین، تحلیل کامل در یک دستگاه پیوستار انجام شد. با این حال، می‌توان مشاهده کرد که مدل مصالح سه بعدی پیوستار انتخابی به طور خودکار در وجه مشترک ناپیوستگی به صورت یک مدل گسسته دو بعدی (قانون کشش - انفصال) تصویر شده است، در نتیجه حرکت شناسی ناپیوستگی قوی در روابط (۱) و (۲) ارائه شده است. برای مقاصد عملی، مدل گسسته نه بدست می‌آید و نه

اجرا می‌شود، اما نتایج در وجه مشترک گسیختگی، با هنگامی که به طور موثری اجرا شود، یکی می‌باشند. بنابراین، اثرات کاهنده سطح و حجم، که هر دو طی شکست مصالح رخ می‌دهند در یک طرح پیوستار عادی بدست می‌آیند.



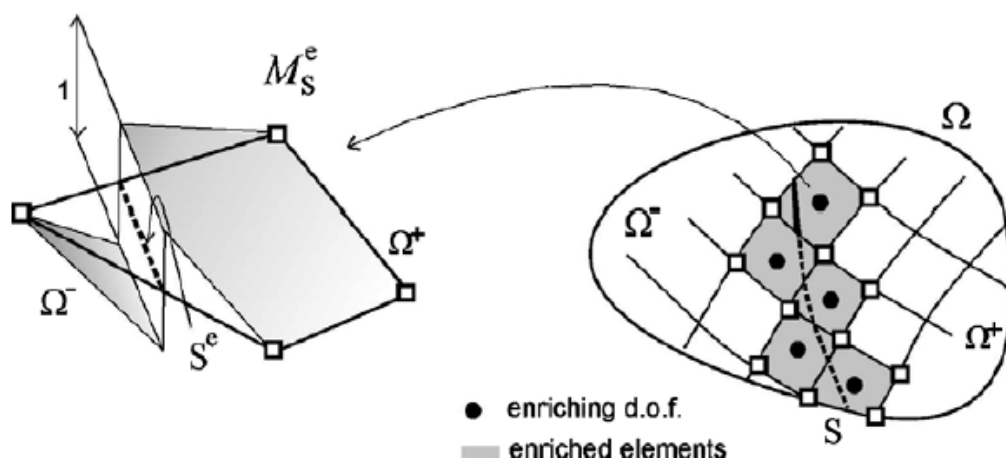
شکل ۱- حرکت شناسی ناپیوستگی قوی.

- استفاده از اجزای محدود با ناپیوستگی‌های تعبیه شده امکان پذیرفتن مش‌های نسبتاً درشت را بدون تأثیر بر دقت نتایج فراهم می‌کند (شکل ۲ را ببینید) و فرآیند مش‌بندی مجدد را لازم ندارد. اجزای آن به طور اساسی شامل اجزای محدود استاندارد مرتب متلاقی با مسیر ترک، با مدهای ناپیوستگی و تغییر شکل اضافی می‌باشد که ترک‌های حاصله درون اجزا رخ می‌دهند. این مدهای تغییر شکل بر خواص اولیه ماده مبتنی می‌باشند. بنابراین درجه آزادی متناظر در سطح اولیه خلاصه گردیده است، به گونه‌ای که توان اندازه دستگاه معادلاتی را که باید حل شود بزرگ نکرده و حتی در مش‌های درشت، در محدوده مناسبی از هزینه‌های محاسباتی، ترک‌های چندگانه رخ می‌دهند.
- شرایط بحرانی برای شکست مصالح و جهات انتشار آن در هر مرحله و در تمامی سازه کنترل می‌شوند (جستجو برای یافتن تنسور محلی). این بدان معنی است که ترک‌ها بدون هیچ گونه پیش‌فرض قبلی در مود

جایشان در مصالح رخ می‌دهند. سپس، یک الگوریتم مسیریابی کلی برای تعیین مسیر ترک و انتشار آن استفاده می‌شود.

- طرح یکپارچه صریح و مفهومی (اخیراً مطرح شده) برای جمع کردن کرنش (غیر خطی) روابط سازه‌ای استفاده می‌شود. این طرح ثبات و قابلیت اطمینان را در هر گام الگوریتم نرمی مماس تامین کرده و بهبود چشم‌گیر فرایند خطی‌سازی و کاهش قابل زیاد تعداد تکرارهای گام را به دنبال دارد. برای کنترل خطای ناشی از الگوریتم مفهومی - صریح از روش‌های طول قوس خاصی استفاده شده است.

جنبه‌های تئوری بیشتر CSDA را می‌توانید به طور مفصل در منابع [۱۲ تا ۱۶] ببینید.



شکل ۲- اجزای محدود با ناپیوستگی‌ها ادغام شده.

## ۲-۲- بررسی آزمایشگاهی CSDA: آزمایش خمش چهار نقطه‌ای

به منظور بررسی قابلیت CSDA برای مدل کردن و پیش‌بینی گسیختگی مصالح یک آزمایش ارزیابی آزمایشگاهی بسیار مشهور، که در سطحی گسترده برای اعتبارسنجی محاسبات مکانیسم‌های گسیختگی استفاده می‌شود، در این مقاله استفاده شد. این آزمایش مشابه آزمایش خمش ۴ نقطه‌ای ترسیم شده در شکل ۳a می‌باشد. یک تیر بتنی شکاف‌دار، با مشخصات مصالح: مدول یانگ  $E = 24800 \text{ MPa}$ ، نسبت پواسون  $\nu = 0.18$ ، مقاومت کششی  $\sigma_u = 2/8 \text{ MPa}$ ، انرژی شکست  $G_f = 100 \text{ N/m}$  و ضخامت  $156 \text{ mm}$ ، که دارای دو تکیه‌گاه می‌باشد و تحت یک سیستم بارگذاری که دو نیرو در نقاط A و B وارد می‌کند، قرار دارد. میزان بار-جابجایی تا هنگام

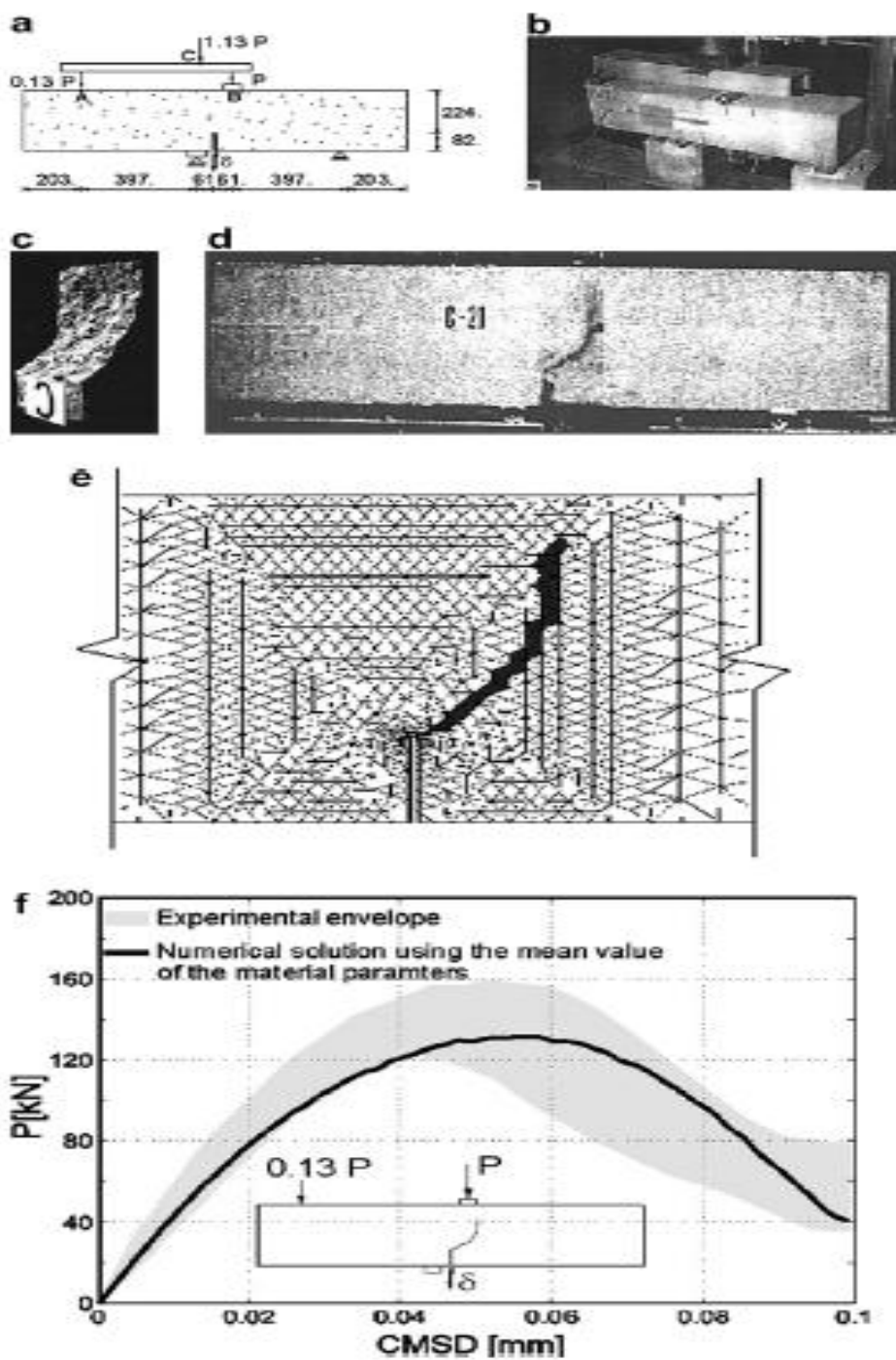
رسیدن تیر به گسیختگی کامل کنترل می‌شود. تجهیزات آزمایشگاهی در شکل ۳b نشان داده شده‌اند و نتایج به وسیله Arrea و Ingrafea گزارش شده‌اند.

مد گسیختگی آزمایشگاهی به صورت یک ترک عرضی، که از نوک شکاف شروع شده و تا نقطه اعمال بار B ادامه داشت، مشاهده گردید (شکل‌های ۳c و ۳d را ببینید).

مدل سازه‌ای انتخاب شده برای بازتولید رفتار مصالح یک مدل خرابی پیوستار ایزوتروپیک کلاسیک می‌باشد که در منابع [۱۴-۱۲] شرح داده شده است. رفتار اولیه، تحت کرنش‌های در حال افزایش، الاستیک می‌باشد؛ که با ویژگی‌های الاستیک  $E$  و  $\nu$  مشخص می‌شود و هنگام رسیدن به آخرین حد مقاومت الاستیک با مقاومت کششی  $\sigma_u$  مشخص می‌گردد. فراتر از این نقطه، یک کاهش پیش‌رونده سختی سکانت سبب کاهش مقاومت مصالح تا مقدار صفر می‌شود، که با یک رفتار نرم‌شدگی مشخص شده توسط انرژی شکست  $G_f$  نشان داده می‌شود.

در شکل ۳e مد گسیختگی عددی حاصله از CSDA، با فرض تنش صفحه‌ای، نشان داده شده است. این مد با یک مسیر ترک خوردگی منحنی را نشان می‌دهد که هم‌خوانی بسیار خوبی با نمونه آزمایشگاهی دارد. نمودار رسم شده در شکل ۳f پوش آزمایشگاهی پاسخ‌های سازه، بار  $P$  نسبت به منحنی‌های CMSD (بازشدگی دهانه ترک) و نتایج عددی بدست آمده را نشان می‌دهد. مشاهده می‌شود که پاسخ‌های عددی به طور کامل در محدوده‌ی آزمایشگاهی قرار دارند. به شیوه‌ای بسیار پیچیده و توانمند و در مدت زمان کمی و با استفاده از یک کامپیوتر شخصی می‌توان گسیختگی کامل سازه را به صورت عددی شبیه‌سازی کرد. علاوه بر این، عدم وابستگی نتایج حاصله به جهت‌گیری مش اجزای محدود (اصل بی تأثیری مش) را می‌توان نشان داد. این مثال قابلیت مدل عددی انتخاب شده (CSDA) را جهت محاسبه‌ی عددی مد گسیختگی مصالح به صورت سریع و قابل اطمینان نشان می‌دهد.





شکل ۳- آزمایش خمش چهار نقطه‌ای. (a) توصیف هندسی. (b) تجهیزات آزمایشگاهی. (c) سطح ترک خورده بعد از آزمایش. (d) ترک آزمایشگاهی. (e) مسیر ترک خوردگی بدست آمده از روش عددی. (f) پاسخ‌های سازه-ای آزمایشگاهی و عددی.

### ۳- تحلیل قابلیت اطمینان سازه

در طراحی سیستم‌های سازه‌ای، کم کردن ابهام‌ها (عدم قطعیت‌ها) و افزایش ایمنی موضوع مهمی است که باید در نظر گرفته شود. قابلیت آسیب‌پذیری سازه‌ای، که به عنوان احتمال آن که سیستم، برای یک دوره زمانی و تحت شرایط محیطی خاص، نتواند برخی نیازها را تأمین نماید؛ به عنوان یک معیار احتمالاتی برای ارزیابی بی‌نقصی (یکپارچگی) سیستم سازه‌ای استفاده می‌شود.

احتمال گسیختگی  $p_f$  را می‌توان با استفاده از یک فرآیند تحلیل قابلیت اطمینان نامتغیر زمانی با رابطه زیر محاسبه کرد:

$$p_f = p[R < S] = \int_{-\infty}^{\infty} F_R(t)f_S(t)dt = 1 - \int_{-\infty}^{\infty} F_S(t)f_R(t)dt, \quad (3)$$

که  $R$  نشان‌دهنده‌ی ظرفیت باربری سازه و  $S$  بارهای خارجی می‌باشند. تصادفی بودن  $R$  و  $S$  می‌تواند با توابع چگالی احتمال مشهور  $f_R(t)$  و  $f_S(t)$  با  $F_R(t) = p[R < t]$ ،  $F_S(t) = p[S < t]$  که به ترتیب توابع چگالی احتمال تجمعی  $R$  و  $S$  می‌باشند، نشان داد.

گاهی وقت‌ها یک تابع حالت حدی به عنوان  $G(R,S) = S - R$  تعریف می‌شود و احتمال گسیختگی سازه با رابطه زیر نشان داده می‌شود:

$$p_f = p[G(R,S) \geq 0] = \int_{G \geq 0} f_R(R)f_S(S)dRdS. \quad (4)$$

ارزیابی تحلیلی  $p_f$  برای سازه‌های پیچیده/ بزرگ مقیاس، به ویژه تحلیل آسیب‌پذیری سدهای بتنی بزرگ، از نظر عملی غیرممکن می‌باشد. در چنین مواردی انتگرال آورده شده در رابطه (۴) را فقط می‌توان با استفاده از روش‌های شبیه‌سازی، مانند روش شبیه‌سازی مونت کارلو، یا روش‌های تقریبی مانند روش قابلیت اطمینان مرتبه اول (FORM) و روش قابلیت اطمینان مرتبه دوم (SORM)، یا روش‌های سطح پاسخ (RSM) به صورت تقریبی محاسبه کرد. علیرغم هزینه‌های محاسباتی زیاد، روش شبیه‌سازی مونت کارلو به عنوان یک روش قابل اطمینان،

معمولاً برای ارزیابی احتمال گسیختگی در مکانیسم‌های محاسباتی، هم برای مقایسه با سایر روش‌ها یا به عنوان یک ابزار منفرد جهت تحلیل قابلیت اطمینان استفاده می‌شود.

در تحلیل قابلیت اطمینان روش MCS هنگامی استفاده می‌شود که یک حل تحلیلی نداشته باشیم و محدوده گسیختگی را نتوان به وسیله‌ی یک شکل تحلیلی توصیف نموده یا تقریب زد. این حالت در مورد مسائلی با طبیعت پیچیده و متغیرهای اصلی زیاد، که دیگر روش‌های تحلیل قابلیت اطمینان کارایی ندارند، رخ می‌دهد. تابع حالت حدی را در حالی که  $G(x) < 0$ ، که  $x = (x_1, x_2, \dots, x_m)$  بردار متغیرهای تصادفی است، را می‌توان به صورت زیر نوشت:

$$p_f = \int_{G(x) \leq 0} f_x(x) dx, \quad (5)$$

که  $f_x(x)$  نشان‌دهنده‌ی احتمال مشترک گسیختگی برای تمامی متغیرهای تصادفی می‌باشد. از آنجایی که MCS بر تئوری تعداد زیاد ( $N_\infty$ ) مبتنی می‌باشد، یک تخمین گر درست از احتمال گسیختگی به صورت زیر ارائه می‌دهد:

$$p_f = \frac{1}{N_\infty} \sum_{j=1}^{N_\infty} I(x_j), \quad (6)$$

در این رابطه  $I(x_j)$  یک شاخص گسیختگی برای هر شبیه‌سازی می‌باشد که به این صورت تعریف می‌شود:

$$I(x_j) = \begin{cases} 1 & \text{if } G(x_j) \leq 0, \\ 0 & \text{if } G(x_j) < 0, \end{cases} \quad (7)$$

بنابراین در هر شبیه‌سازی که خطایی مشاهده شود شمارش گر گسیختگی یک واحد افزایش می‌یابد.

در تحلیل قابلیت اطمینان سازه، به منظور ارزیابی دقیق و کارای احتمال گسیختگی برای یک سناریوی بارگذاری، استفاده از روش‌های شبیه‌سازی ضروری می‌باشد. به منظور تخمین  $p_f$ ، تعدادی کافی  $N_{sim}$  نمونه‌های تصادفی مستقل براساس یک تابع چگالی احتمال خاص بردار  $x$  ایجاد می‌شوند؛ این تابع معمولاً یکنواخت انتخاب می‌شود.

مقدار تابع گسیختگی برای هر نمونه اتفاقی  $X_j$  محاسبه شده و شبیه‌سازی مونت کارلوی  $p_f$  برحسب میانگین نمونه به صورت زیر بیان می‌شود:

$$p_f \cong \frac{N_H}{N_{sim}}, \quad (8)$$

که  $N_H$  تعداد شبیه‌سازی‌های موفق می‌باشد.

#### ۴- پرسپترون‌های چند لایه

یک پرسپترون چند لایه، یک شبکه عصبی پیش‌خورد می‌باشد، متشکل از تعدادی واحد (عصب) متصل به هم که سعی دارند یک رابطه مطلوب در مجموعه ورودی / خروجی الگوهای آموزش ایجاد کنند. یک الگوریتم آموزش سعی دارد مجموعه‌ای از پارامترها به نام وزن‌ها را، به منظور رسیدن به پاسخ صحیحی برای هر بردار ورودی اعمال شده به شبکه، مشخص کند. الگوریتم حداقل‌سازی عددی به منظور آموزش ایجاد یک توالی از ماتریس‌های وزنی، از طریق یک فرآیند تکراری، استفاده می‌شود. برای استفاده از اپراتور الگوریتمی  $A$ ، ما به یک ماتریس وزنی آغازین  $w^{(0)}$  نیاز داریم، بنابراین فرمول تکرار را می‌توان به صورت زیر نوشت:

$$w^{(t+1)} = A(w^{(t)}) = w^{(t)} + \Delta w^{(t)}. \quad (9)$$

تمامی روش‌های عددی بر فرمول بالا مبتنی می‌باشند. قسمت تغییرپذیر الگوریتم  $\Delta w^{(t)}$  از دو قسمت تشکیل شده است:

$$\Delta w^{(t)} = a_t d^{(t)}, \quad (10)$$

که  $d^{(t)}$  یک جهت جستجوی مطلوب حرکت و  $a_t$  اندازه گام در آن جهت می‌باشد.

روش‌های آموزش (پرورش) را می‌توان به دو دسته تقسیم نمود. الگوریتم‌هایی که کل اطلاعات مربوط به وضعیت کلی شبکه، مانند جهت بردار به روز وزن‌های کلی، را استفاده می‌کنند. به این الگوریتم‌ها را تکنیک‌های جامع می‌نامند. بر عکس، روش‌های به روز رسانی محلی فقط بر اطلاعات خاص وزنی نظیر رفتار موقت جز مشتق شده از این

وزن مبتنی می‌باشند. رویکرد محلی، از نظر مفهوم فرآیند توزیع شده که در آن محاسبات مستقل از یک‌دیگر انجام می‌شوند، با شبکه عصبی ارتباط نزدیکی دارد. از این گذشته، به نظر می‌رسد که برای بسیار از کاربردها، روش‌های محلی نسبت به تکنیک‌های جامع، سریع‌تر و قابل اطمینان‌تر می‌باشند؛ هر چند اطلاعات کمتری را استفاده می‌کنند.

#### ۴-۱- تکنیک‌های به روز رسانی جامع

الگوریتم‌های که بیشتر وقت‌ها برای پرورش شبکه عصبی استفاده می‌شوند، روش‌های نزول سریع، گرادیان مزدوج و نیوتن با بردارهای جهت زیر می‌باشند:

$$\text{روش نزول سریع: } d^{(t)} = -\nabla E(w^{(t)})$$

روش گرادیان مزدوج:  $d^{(t)} = -\nabla E(w^{(t)}) + \beta_{t-1} d^{(t-1)}$  که  $\beta_t$  به صورت زیر تعریف می‌شود:

$$\beta_{t-1} = \frac{\nabla E_t \cdot \nabla E_t}{\nabla E_{t-1} \cdot \nabla E_{t-1}} \text{ Fletcher-Reeves}$$

$$\text{روش نیوتن: } d^{(t)} = -[H(w^{(t)})]^{-1} \nabla E(w^{(t)})$$

ویژگی‌های همگرایی الگوریتم‌های بهینه‌سازی برای توابع مشتق‌پذیر به ویژگی‌های مشتق‌های مرتبه اول و دوم تابعی که باید بهینه شود، بستگی دارد. هنگامی که برای مسائل شبکه عصبی الگوریتم‌های بهینه‌سازی به آهستگی همگرا می‌شوند، به نظر می‌رسد که ماتریس‌های مشتق متناظر از نظر عددی معیوب هستند. مشاهده شده زمانی که خطایی در ماتریس ژاکوبین شبکه عصبی وجود داشته باشد، سبب معیوب بودن شرایط مسئله از نظر عددی شده و در نتیجه الگوریتم‌ها به آهستگی همگرا می‌شوند.

#### ۴-۲- تکنیک‌های به روز رسانی محلی

به منظور بهبود عملکرد به روز رسانی وزن‌ها، دو روش کاملاً متفاوت، به نام‌های Quickprop و Rprop، ارائه شده است.

#### ۴-۲-۱- روش Quickprop

این روش بر یک الگوریتم آموزش ابتکاری برای یک پرسپترون چند لایه مبتنی می‌باشد که توسط Fahlman ارائه شده است و کمی مبتنی بر روش نیوتن می‌باشد. Quickprop یکی از پرکاربردترین الگوهای آموزش می‌باشد. وزن‌ها براساس تخمین وضعیت حداقل هر وزن به روز می‌شوند، که از حل روابط داده شده برای مشتقات جزئی زیر به دست می‌آیند:

$$\frac{\partial E_{t-1}}{\partial w_{ij}} \quad \text{and} \quad \frac{\partial E_t}{\partial w_{ij}} \quad (11)$$

و به روز رسانی وزن به صورت زیر انجام می‌شود:

$$\Delta w_{ij}^{(t)} = \frac{\frac{\partial E_t}{\partial w_{ij}}}{\frac{\partial E_{t-1}}{\partial w_{ij}} - \frac{\partial E_t}{\partial w_{ij}}} \Delta w_{ij}^{(t-1)}. \quad (12)$$

مدت زمان لازم برای آموزش، در مقایسه با تکنیک‌های به روز رسانی جامع، به طور چشم گیری کم می‌گردد.

#### ۴-۲-۲- Rprop روش

الگوریتم آموزش ابتکاری دیگر با نرخ‌های آموزش به روز رسانی محلی مبتنی بر یک ویرایش جدید از قانون یادگیری Manhattan و ارائه شده توسط Riedmiller & Braun، الگوریتم Resilient back propagation با مخفف Rprop می‌باشد.

که:

$$\eta_{ij}^{(t)} = \begin{cases} \min \left( \alpha \cdot \eta_{ij}^{(t-1)}, \eta_{\max} \right), & \text{if } \frac{\partial E_t}{\partial w_{ij}} \cdot \frac{\partial E_{t-1}}{\partial w_{ij}} > 0, \\ \max \left( b \cdot \eta_{ij}^{(t-1)}, \eta_{\min} \right), & \text{if } \frac{\partial E_t}{\partial w_{ij}} \cdot \frac{\partial E_{t-1}}{\partial w_{ij}} < 0, \\ \eta_{ij}^{(t-1)}, & \text{otherwise,} \end{cases} \quad (14)$$

که  $\alpha = 1/2$ ،  $b = 0.5$ ،  $\eta_{\max} = 50$  و  $\eta_{\min} = 0$  می‌باشد. نرخ‌های آموزش به حدهای بالا و پایین محدود می‌گردد تا از نوسان و پاریز در محاسبات جلوگیری شود. ذکر این نکته جالب است که، بر عکس سایر الگوریتم‌ها،

Rprop اطلاعات مربوط به جهت مولفه‌های گرادیان را به کار می‌برد نه مقدار آن‌ها را. مولفین ثابت کرده‌اند که این روش به کار رفته در الگوریتم آموزش Rprop سبب شده فرآیند آموزش، بر حسب همگرایی کلی و سریع، کاراترین باشد.

#### ۴-۳- شبکه عصبی مبتنی بر شبیه‌سازی مونت کارلو

تحلیل آسیب‌پذیری سدهای بتنی بزرگ با استفاده از شبیه‌سازی مونت کارلو یک مسئله‌ی محاسباتی بسیار گسترده می‌باشد که سبب می‌شود روش‌های متعارف، حتی با کامپیوترهای قدرتمند فعلی، نتوانند مسئله را پرورش دهند. در این تحقیق، به دلیل مفاهیم تقریبی نهان در تحلیل آسیب‌پذیری، از شبکه عصبی استفاده شده است. هدف ساختن (پرورش) یک شبکه عصبی می‌باشد که تخمین خروجی‌های حاصل از تحلیل آسیب‌پذیری را به شیوه‌ای ارزان و در مدت زمانی کم فراهم کند. مزیت اصلی یک شبکه عصبی پرورش یافته این است که تعداد کمی چرخه‌ی زمانی تولید می‌کند. بنابراین، نسبت به فرآیند محاسباتی متداول، تلاش محاسباتی کمتری را نیاز دارد.

شبکه عصبی با استفاده از اطلاعات موجود حاصله از تحلیل CSDA منتخب ساخته شد. داده‌های حاصل از تحلیل CSDA باید مراحل را طی کنند تا زوج ورودی و خروجی‌هایی لازم برای ایجاد یک شبکه عصبی پرورش یافته بدست آیند. سپس، شبکه عصبی پرورش یافته برای پیش‌بینی بار حداکثر، ناشی از مجموعه‌های مختلف متغیرهای تصادفی اصلی، استفاده می‌شود. پس از این که بارهای حداکثر پیش‌بینی شد، تقریب‌های دقیقی از احتمال گسیختگی با استفاده از شبیه‌سازی مونت کارلو به دست می‌آید. مقادیر پیش‌بینی شده برای بارهای حداکثر باید به دقت بازسازی شوند، هر چند مساوی نباشند، در این صورت مقادیر متناظر حاصل از تحلیل‌های CSDA را می‌توان دقیق دانست. به نظر می‌رسد که استفاده از یک شبکه عصبی به دقت انتخاب شده و پرورش یافته، به دلیل کاهش چشم‌گیر زمان محاسباتی لازم برای تحلیل‌های تکراری، می‌تواند هر نوع محدودیت درباره‌ی اندازه نمونه و تعداد ابعاد مسئله را حذف کند.

همان‌طور که گفته شد، هدف اصلی این پژوهش، بررسی توانایی شبکه عصبی برای پیش‌بینی بار حداکثر و گنجاندن شبکه عصبی در قالب تحلیل قابلیت اطمینان می‌باشد. این هدف شامل وظایف زیر می‌شود:

(i) انتخاب یک مجموعه آموزشی / آزمایشی دقیق، (ii) یافتن ساختار شبکه عصبی مناسب و (iii) پرورش شبکه عصبی. انتخاب مناسب داده‌های آموزشی ورودی - خروجی یکی از مهم‌ترین بخش‌های پرورش شبکه عصبی می‌باشد. گرچه تعداد الگوهای آموزشی تنها دغدغه نمی‌باشد، توزیع نمونه‌ها مهم‌تر است. تعداد محاسبات تحلیل CSDA معمولی انجام شده در این پژوهش محدوده‌ای بین ۵۰ تا ۲۰۰ نمونه را در بر می‌گیرد، در حالی که برخی از آن‌ها، به منظور مقایسه دقت پیش‌بینی‌های شبکه عصبی با نتایج دقیق حاصل از CSDA، استفاده شده‌اند. انتخاب مجموعه آموزشی مبتنی بر این ضرورت است که تمام محدوده‌ی نتایج ممکن باید در فرآیند آموزش در نظر گرفته شوند. به منظور فراهم نمودن این شرط که تمامی گستره نتایج ممکن باید در نظر گرفته شود، از آنجایی که در هر دو نمونه آزمایشی متغیرهای اتفاقی از توزیع نرمال پیروی می‌کنند، مجموعه آموزشی به صورت اتفاقی با استفاده از نمونه‌گیری ابرمکعب Latin با مقدار میانگین  $6\sigma \pm$  و درصد تغییر ۹۹/۹۹۹۹۹۸، تولید شدند.

به طور کلی دو نوع شبکه وجود دارد، که عبارتند از: شبکه‌های کاملاً متصل و شبکه‌های متصل براساس الگویی خاص. در این مطالعه از یک شبکه کاملاً متصل استفاده شد. در یک شبکه کاملاً متصل، هر گره در یک لایه به تمامی گره‌های لایه قبلی و بعدی متصل می‌باشد. در مورد تعداد گره‌هایی که باید در لایه‌های مخفی استفاده شوند اطلاع روشنی در دست نیست، به همین دلیل فرآیند یادگیری (آموزش) با تعداد نسبتاً کمی از گره‌های مخفی (۱۰ عدد در این مطالعه) شروع شده و به تدریج تعداد گره‌های مخفی افزایش داده می‌شود، تا هنگامی که همگرایی مطلوب حاصل شود. ساختار شبکه عصبی هنگام رسیدن به همگرایی، در هر دو نمونه آزمایشی، شامل یک لایه مخفی با ۲۰ عدد گره مخفی می‌شود. آزمایش‌های انجام شده برای تعداد لایه‌های مخفی بیشتر به بهبود قابل ملاحظه‌ای را در نتایج حاصله نشان نمی‌دهد.

بعد از انتخاب ساختار مناسب برای شبکه عصبی و فرآیند آموزش، شبکه جهت پیش‌بینی بار حداکثر متناظر با مقادیر مختلف متغیرهای اتفاقی ورودی استفاده می‌شود. سپس، نتایج توسط شبیه‌سازی مونت کارلو برای محاسبه‌ی احتمال گسیختگی  $p_f$  پردازش می‌شوند. به همین نحو برای تحلیل آسیب‌پذیری سدهای بتنی با استفاده از شبیه‌سازی مونت کارلو، مقایسه بارهای حداکثر محاسبه شده با بارگذاری خارجی متناظر منجر به محاسبه‌ی احتمال گسیختگی سازه براساس رابطه (۶) می‌شود. بارهای خارجی در نظر گرفته شده متناظر با سناریوهای سیلابی مختلف می‌باشند و شامل یک وزن ویژه و یک حجم ساختگی فزاینده از آب (و فشار هیدرواستاتیک متناظر) می‌باشد. باید یادآوری



شود که با تقریب زدن مقدار بار حداکثر با استفاده از شبکه عصبی، دقت احتمال گسیختگی پیش‌بینی شده فقط به دقت پیش‌بینی شبکه عصبی بستگی ندارد.

## ۵- نتایج عددی

دو نمونه آزمایش، یک نمونه آزمایشگاهی و یک نمونه واقعی، برای تشریح کارایی شبکه عصبی پیشنهادی در نظر گرفته شده است. در هر دو نمونه، احتمال گسیختگی با استفاده از شبیه‌سازی مونت کارلو تخمین زده می‌شود. در هر دو نمونه مدول الاستیسیته، نسبت پواسون، مقاومت کششی و انرژی شکست به عنوان متغیرهای تصادفی در نظر شدند که از توزیع نرمال دنباله‌روی می‌کنند. نرم‌افزار شبکه عصبی به کار رفته در این پژوهش مبتنی بر الگوریتم پس توزیع می‌باشد که توسط مولفین توسعه داده شده است.

### ۵-۱- ارزیابی روش NN-CSDA ترکیبی: آزمایش خمش چهار نقطه‌ای

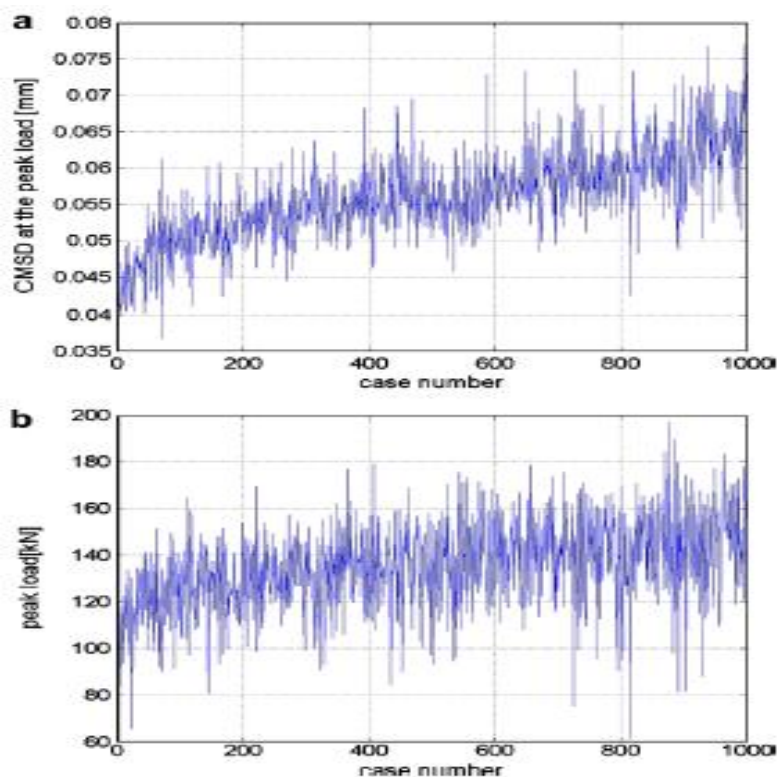
اولین نمونه آزمایشی برای انجام یک مطالعه پارامتریک به منظور تعیین تعداد الگوهای آموزشی مورد نیاز برای پرورش دقیق شبکه عصبی در نظر گرفته شده است. به همین دلیل نتایج عددی، بر حسب بار حداکثر، برای مجموعه‌های آموزشی متشکل از ۵۰، ۱۰۰، ۱۵۰ و ۲۰۰ متغیر اتفاقی به دست آمدند. پارامترهای مکانیکی بتن برای این نمونه آزمایشی در جدول ۱ به طور مختصر و به همراه مقادیر میانگین و انحراف استاندارد چهار متغیر تصادفی مورد نظر آورده شده‌اند. به منظور ارزیابی چهار مجموعه‌ی آموزشی مختلف، از تحلیل قابلیت اطمینان استفاده شد. نمونه‌ای با ۱۰۰۰ متغیر برای محاسبه‌ی احتمال گسیختگی استفاده شد. بارگذاری خارجی که سبب می‌شود وقوع گسیختگی محتمل شود، مطابق رابطه (۶)، برابر با ۹۰ kN در نظر گرفته شده است. در شکل ۴a و b مقادیر حاصل از CMSD و بار حداکثر برای هر ۱۰۰۰ نمونه نمایش داده شده‌اند، در حالی که در شکل ۵ منحنی بار نسبت به CMSD برای تمامی نمونه‌ها نشان داده شده‌اند.

چهار مجموعه آزمایشی، ابتدا براساس قابلیت پیش‌بینی‌شان در یک مجموعه‌ی منتخب از ۱۰ الگو که به طور اتفاقی از بین ۱۰۰۰ نمونه مذکور انتخاب شده بودند، مقایسه شدند. توانایی چهار مجموعه آموزشی برای پیش‌بینی بار حداکثر در جدول ۲ نشان داده شده است. همان‌طور که مشاهده می‌شود، بار حداکثر پیش‌بینی شده بر مبنای NN50 کم دقت‌ترین می‌باشد، در حالی که NN100، NN150 و NN200 نسبت به پیش‌بینی CDSA

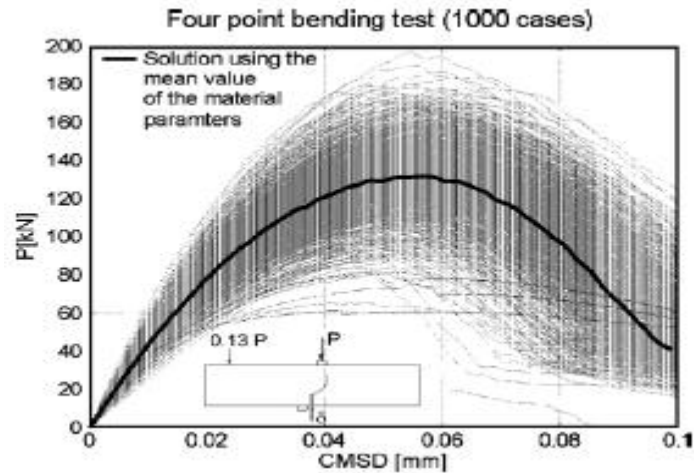
یکسان عمل می‌کنند. همان گونه که پیش‌تر گفته شد، به محض این که یک شبکه عصبی خوب پرورش یافته به منظور پیش‌بینی بار حداکثر به دست آمد، سپس با استفاده از شبیه‌سازی مونت کارلو مبتنی بر شبکه عصبی احتمال گسیختگی برای هر نمونه آزمایشی محاسبه می‌گردد. نتیجه این محاسبات در جدول ۳ آورده شده است. احتمال گسیختگی برای هر نمونه محاسبات دقیق  $p_{f-CDSA} = 1.00\%$  می‌باشد و برای نمونه شبکه‌های عصبی  $p_{f-NN50}=0.60\%$ ،  $p_{f-NN100}=0.90\%$ ،  $p_{f-NN150}=1.00\%$  و  $p_{f-NN200}=1.00\%$  می‌باشد. براساس کار قبلی مولفین، اگر تعداد نمونه‌ها افزایش داده شود، NN100 به طور دقیق به  $p_{f-CDSA}$  همگرا خواهد شد.

جدول ۱- تیر بتنی: پارامترهای مکانیکی

	Mean value	Standard deviation
<i>Concrete beam</i>		
Elastic Modulus (MPa)	24 700	1087.23
Poisson's Ratio	0.18	0.0108
Tensile strength (MPa)	2.8	0.448
Fracture energy (N/m)	100	4.5



شکل ۴- آزمایش خمش چهار نقطه‌ای. (a) CMSD و (b) بار حداکثر برای ۱۰۰۰ نمونه.



شکل ۵- آزمایش خمش چهار نقطه‌ای. منحنی بار نسبت به CMOD برای ۱۰۰۰ نمونه.

جدول ۲- مقایسه نتایج CDSA (دقیق) و پیش‌بینی‌های NN برای بار حداکثر براساس ۱۰ مجموعه ورودی انتخاب شده به صورت اتفاقی از متغیرهای اتفاقی

Young's modulus (MPa)	Poisson's ratio	Tensile strength (MPa)	Fracture energy (N/m)	Peak load (kN)				
				CDSA	NN50-prediction	NN100-prediction	NN150-prediction	NN200-prediction
23 266	0.159	2.98	56.85	117.77	114.82	115.24	115.33	115.83
24 603	0.177	2.89	59.54	120.32	121.48	121.33	121.38	120.69
23 845	0.167	3.81	63.47	130.37	131.75	129.70	130.29	131.41
24 238	0.172	2.55	64.80	117.15	117.87	118.14	118.04	117.09
26 451	0.203	3.28	68.11	134.34	137.55	136.97	137.54	137.41
24 137	0.171	2.80	70.83	124.84	122.86	123.20	123.25	123.37
22 400	0.147	2.03	72.99	104.53	107.01	107.03	107.20	106.03
20 852	0.126	1.56	73.38	90.09	95.07	94.62	95.35	93.74
20 779	0.125	2.28	75.15	107.60	104.53	103.83	104.08	103.46
25 626	0.191	3.46	77.64	141.95	140.61	139.69	140.13	140.69

جدول ۳- مقایسه احتمال گسیختگی محاسبه شده توسط CDSA و روش مبتنی بر NN برای ۱۰۰۰ شبیه‌سازی

(بار اعمالی ۹۰ kN)

CDSA	NN50-prediction	NN100-prediction	NN150-prediction	NN200-prediction
1.00%	0.60%	0.90%	1.00%	1.00%

## ۵-۲- نمونه آزمایشی سد

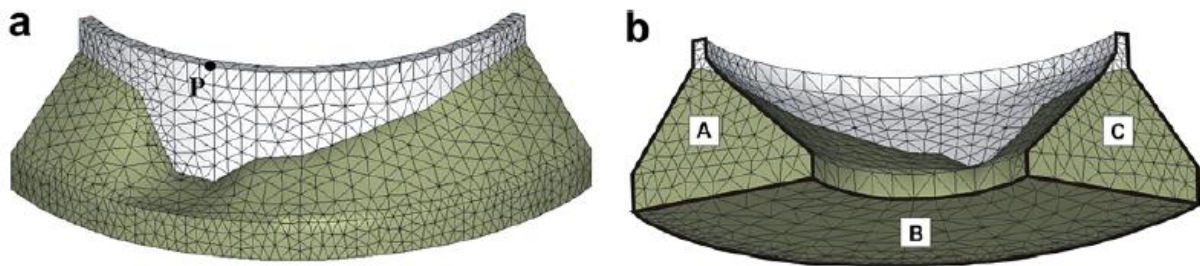
یک سد قوسی بتنی بزرگ، به منظور بررسی امکان‌سنجی روش پیشنهادی، به عنوان یک نمونه آزمایشی ثانویه انتخاب گردید. ابتدا، احتمال گسیختگی سد برای سطح مشخصی آب محاسبه شد، در گام بعد، منحنی‌های شکست برای سطوح مختلف خرابی پیش تعریف شده و سناریوهای مختلف سیلابی تعیین شدند. احتمال گسیختگی برای هر سطح خرابی و هر سناریو با استفاده از شبیه‌سازی مونت کارلو مبتنی بر شبکه عصبی تخمین زده شد و برای پیش‌بینی بار حداکثر سد از روش CSDA استفاده گردید. ویژگی‌های نامعین (مدل شده به عنوان متغیرهای اتفاقی) در نظر گرفته شده برای سد عبارتند از: مدول یانگ، نسبت پواسون، مقاومت کششی و انرژی شکست ویژه بتن. تمامی متغیرهای اتفاقی فرض شد که دارای توزیع گوس می‌باشند.

## ۵-۲-۱- تشریح مسئله

این مسئله متناظر با benchmark test ارائه شده در هفتمین کارگاه بین‌المللی benchmark می‌باشد، که در این جه با استفاده از روش ناپیوستگی شدید پیوستار بازسازی شده است. سد Scalere یک سد قوسی است که در شمال ایتالیا واقع شده است. این سد در سال ۱۹۱۰ تا ۱۹۱۱ ساخته شد. صخره کف از ماسه سنگ تشکیل شده است. در سازه سد درز انقباضی تعبیه نشده است. ارتفاع تاج سد ۸۳۰/۵ متر، حداکثر بلندی ۳۴ متر و طول تاج ۱۵۸ متر می‌باشد. تحلیل سیستماتیک گسیختگی شامل ثابت گرفتن تمامی پارامترهای مرتبط با روش عددی می‌باشد، در حالی که چهار ویژگی مکانیکی مذکور متغیر می‌باشند. بنابراین، نتایج با این متغیرهای فیزیکی مرتبط می‌باشند.

۵-۲-۱-۱- هندسه: هندسه سد بتنی از مرجع ۲۶ به دست آمده است. فقط بخش کوچکی از پی مدل شده است چون تحلیل خرابی سازه سد مورد نظر می‌باشد. با این حال، به منظور در نظر گرفتن پاسخ سازه‌ای واقعی، شرایط مرزی مناسب اعمال شده‌اند. مش اجزا محدود، در شکل ۶، از نماهای مختلف نشان داده شده است. مدل گسسته از ۱۳۵۸۰ جز چهار ضلعی و ۳۰۴۷ گره تشکیل شده است.

۵-۲-۱-۲- شرایط مرزی: محدودیت‌های جنبشی (حرکتی) که در نظر گرفته شده‌اند، عبارتند از: سطوح جانبی و کف گیردارند (سطوح A، B و C در شکل ۶b)، در حالی که دیگر سطوح آزادند.

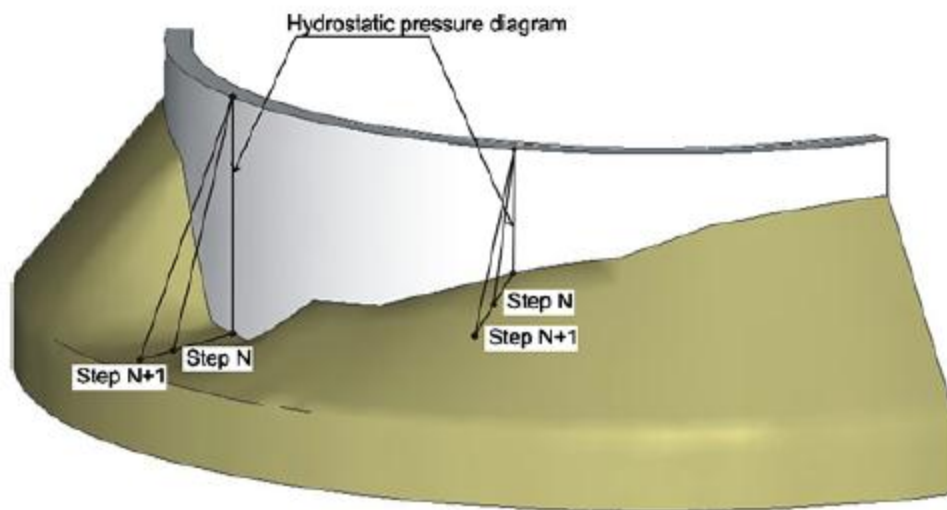


شکل ۶- هندسه سد و مش اجزا محدود. (a) نما از بالا. (b) نمای داخلی.

عمل بارگذاری به منظور تعیین پاسخ سازه شامل روش افزایش چگالی آب به طور مصنوعی می‌باشد: فشار هیدرواستاتیک وارد به دیواره بالادست سد برای تمامی مخزن در یک ضریب بار (شروع از صفر) ضرب می‌گردد، در حالی که وزن سد ثابت نگه داشته می‌شود. بیشترین ضریب بار دست‌یافتنی ضریبی است که ضریب ایمنی مربوط به نامساعدترین حالت (فشار هیدرواستاتیک) را تعیین می‌کند. چون فشار هیدرواستاتیک با چگالی آب متناسب می‌باشد، لذا فشار هیدرواستاتیک برابر است با اعمال ضریب بار به چگالی آب بدست آمده از روش ک چگالی آب ساختگی (شکل ۷ را ببینید).

این رایج‌ترین سناریوی پذیرفته شده در طراحی سد نمی‌باشد، اما از دیدگاه گسیختگی سازه‌ای قابل قبول‌ترین می‌باشد. در آخر، فشار حاصل از هر ضریب بار به ارتفاع معادلی از آب بالای تاج سد تبدیل می‌شود (روش افزایش سرریز).

۵-۲-۱-۳- ویژگی‌های مصالح: ویژگی‌های مکانیکی مصالح در زیر آمده‌اند: هر دو مصالح، سنگ و بتن، با استفاده از یک مدل خرابی پیوستار ایزوتروپیک مدل شده‌اند. در تحلیل مدل بتنی به صورت نامعین و فونداسیون صخره‌ای معین فرض شده است. بنابراین، نتایج خرابی سازه‌ای با نتایج خرابی فونداسیون سازه مقایسه گردیده‌اند. فونداسیون صخره‌ای مدل شده شرایط مرزی مناسبی فراهم آورده است. پارامترهای مکانیکی بتن و سنگ به ترتیب در جداول ۴ و ۵ آورده شده‌اند. در جدول ۵ مقادیر میانگین و انحراف‌های استاندارد برای چهار متغیر تصادفی مورد نظر نشان داده شده‌اند.



شکل ۷- تغییر ضریب بار

جدول ۴- پارامترهای مکانیکی سنگ

Rock foundation	
Elastic modulus (MPa)	20000
Poisson's ratio	0.20
Compressive strength (MPa)	10.0
Tensile strength (MPa)	1.0
Fracture energy (N/m)	100

جدول ۵- پارامترهای مکانیکی بتن

	Mean value	Standard deviation
<i>Concrete</i>		
Elastic modulus (MPa)	20000	876.8
Poisson's ratio	0.20	0.012
Compressive strength (MPa)	10.0	
Tensile strength (MPa)	1.0	0.16
Fracture energy (N/m)	100	4.5
Mass density (Kg/m <sup>3</sup> )	2300	

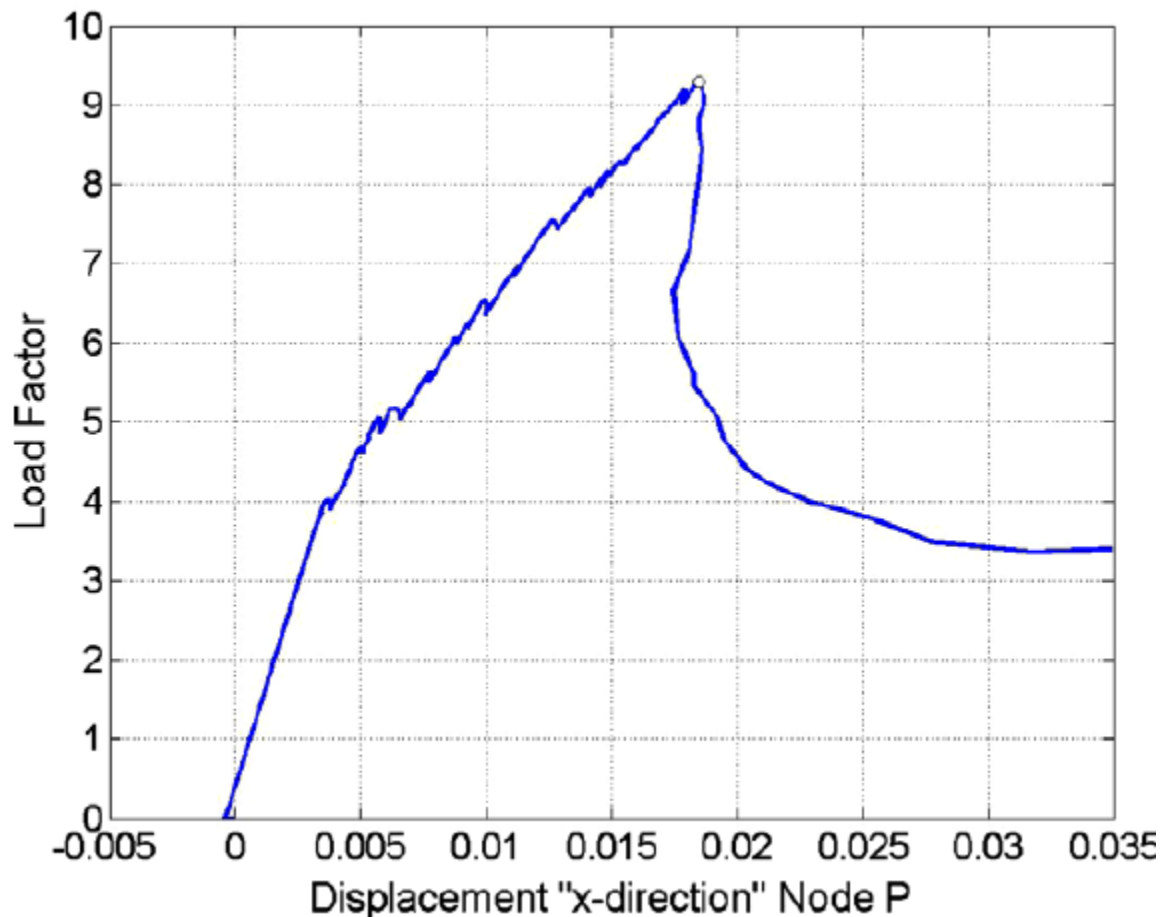
۴-۱-۲-۵- خلاصه‌ای از فرضیات مورد استفاده: تمامی فرضیه‌های اصلی در نظر گرفته شده برای حل تمامی موارد مطرح شده عبارتند از:

- دو مصالح مدل شده: سنگ و بتن.
- هیچ نوع اجزای مشترکی بین فونداسیون سنگی و بتن در نظر گرفته نشده است.
- صخره (فونداسیون) معین فرض شده است.
- چهار ویژگی بتن (مدول یانگ، نسبت پواسون، مقاومت کششی و انرژی شکست) به منظور محاسبه‌ی تغییرات از طریق توابع چگالی احتمال تعریف شده‌اند. مقادیر میانگین آن‌ها در جدول ۵ نشان داده شده است.
- یک سناریوی عددی منحصر بفرد به کار برده شده است. فقط پارامترهای مکانیکی برای بتن تصحیح شده‌اند.
- یک تحلیل هندسی خطی انجام شد.
- پدیده شکست هیدرولیکی بررسی شده است.
- یک فرآیند شامل چندین ترک، مجاز برای سطوح گسیختگی چندگانه، در تمامی موارد استفاده شده است.

#### ۴-۲-۵- احتمال گسیختگی

نتایج عددی، بر حسب ضریب بار، برای ۱۰۰ مجموعه از ویژگی‌های مصالح اصلی (که به طور تصادفی انتخاب شده‌اند) بدست آمده‌اند. در شکل ۸ تغییرات ضریب بار به عنوان تابعی از جابجایی افقی برای مجموعه‌ای از پارامترهای ورودی (جهت  $x$  از گره  $p$  واقع در تاج سد، شکل ۶a را ببینید) نشان می‌دهد. بار حداکثر (ضریب بار حداکثر) ظرفیت باربری سازه (بار بحرانی) را تحت فرآیندهای افزایش بار مشخص می‌کند. پاسخ حداکثر پیشین در شکل ۸ متناظر با پاسخ بعد از بحران سازه می‌باشد، که نمونه‌ای واقعی از خرابی سازه تحت بارهای افزایشی نمی‌باشد، اما تعیین مد گسیختگی (مسیر شکست) را که منجر به خرابی سازه می‌شود، ممکن می‌سازد. نقشه‌های جابجایی یکسان (شکل ۹a) و هندسه در ساختار تغییر یافته (شکل ۹b) مکانیسم گسیختگی نوعی را نمایش می‌دهند. این از تلاقی دو ترک بزرگ اولیه منتشره در سرتاسر حجم بتنی شکل می‌گیرد، همان‌طور که در شکل ۱۰a و b

نشان داده شده است. به هر حال، در فرآیند اتلاقی کامل، در هر دو بخش سد و فونداسیون صخره‌ای، تعدادی سطوح ناپیوسته ثانویه در نظر گرفته شده است.



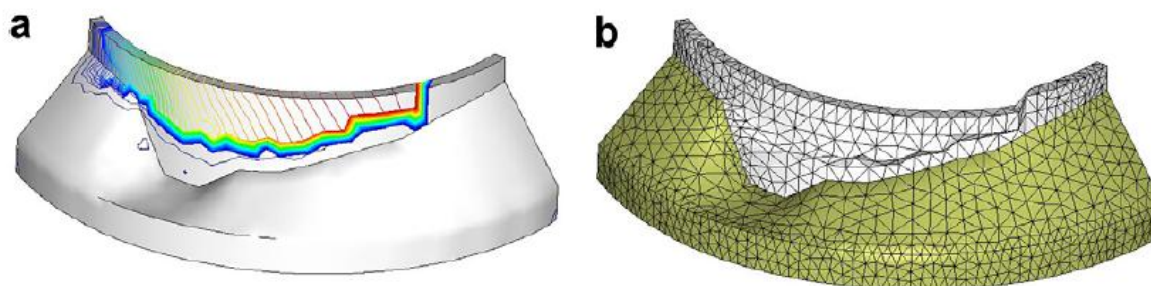
شکل ۸- تحلیل سد. ضریب بار نسبت به جابجایی افقی گره p (شکل ۶ را ببینید)

از ۱۰۰ تحلیل CDSA انجام شده با CDSA، به منظور فراهم نمودن جفت (ورودی- خروجی) برای آموزش شبکه عصبی، ۹۵ تحلیل به طور اتفاقی انتخاب شدند. ۵ تحلیل باقیمانده برای آزمایش دقت پیش‌بینی‌های NN در مقایسه با نتایج دقیق بدست آمده از CDSA استفاده شدند. جدول ۶ نتایج این مقایسه را نشان می‌دهد، در حالی که در شکل ۱۱ عملکرد شبکه عصبی پرورش یافته برای ۹۵ الگوی آموزشی نشان داده شده است. مشاهده می‌شود که خطای نسبی ضریب بار حداکثر پیش‌بینی شده با شبکه عصبی و CDSA تقریباً ۲/۷۸٪ می‌باشد که برای تحلیل‌های قابلیت اطمینان بعدی کافی می‌باشد. همین که شبکه عصبی پرورش یافته برای پیش‌بینی ضرایب بار حداکثر بدست

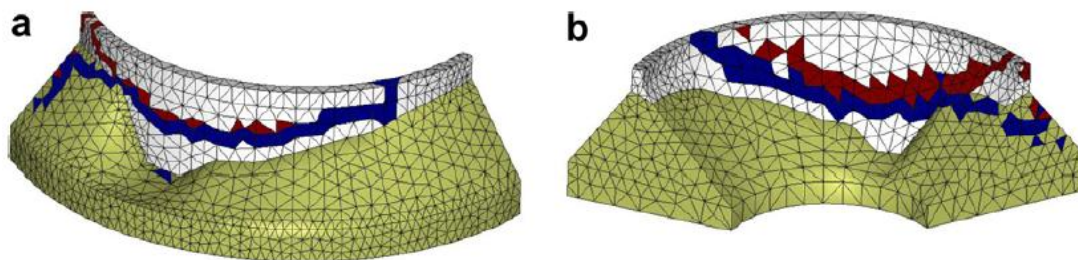


آمد، احتمال گسیختگی هر نمونه آزمایشی با استفاده از شبیه‌سازی مونت کارلو مبتنی بر شبکه عصبی تخمین زده می‌شود. نتایج این محاسبه در شکل ۱۲ نشان داده شده است. چگالی آب ساختمانی برای این محاسبات مقدار قطعی  $13 \text{ kN/m}^2$  در نظر گرفته شده است که متناظر با شرایط سیلابی می‌باشد (تقریباً ۸ متر بالای سطح آب حداکثر). برای این شکل مشاهده می‌شود که MCS بعد از  $10^8$  شبیه‌سازی با احتمال گسیختگی  $p_f = 5 \times 10^{-7} \%$  همگرا می‌شود.

امکان‌پذیری (امکان‌سنجی) روش پیشنهادی برای محاسبه احتمال گسیختگی در سیستم‌های سازه‌ای بزرگ و پیچیده در جدول ۷ نشان داده شده است. در این جدول، زمان‌های محاسباتی لازم برای تهیه منحنی‌های شکست شکل ۱۳ با استفاده از شبیه‌سازی مونت کارلو مبتنی بر شبکه عصبی و شبیه‌سازی مونت کارلو آورده شده‌اند. کل زمان لازم برای روش پیشنهادی (شبیه‌سازی مونت کارلو مبتنی بر شبکه عصبی) در سه بخش محاسبه شده است. در بخش اول، زمان لازم برای تهیه مجموعه‌های آزمایشی و پرورش یافته، اجرای ۱۰۰ تحلیل CDSA می‌باشد. بخش دوم، زمان لازم برای پرورش شبکه عصبی می‌باشد و بخش سوم زمان لازم برای شبیه‌سازی هر سطح چگالی آب  $\gamma$  می‌باشد. همان‌طور که مشاهده می‌شود، بخش اصلی کل زمان روش شبیه‌سازی مبتنی بر شبکه عصبی بخش اول، زمان لازم برای تهیه مجموعه‌های آزمایشی و آموزشی، می‌باشد. مشاهده می‌شود که هزینه محاسباتی زیادی برای یک روش شبیه‌سازی مونت کارلو نیاز است که استفاده از این روش را برای این گونه مسائل محدود می‌کند. اگر ۱۰۰۰ پردازش‌گر موجود باشد، زمانی برابر ۱۶۷۰ سال برای انجام این محاسبات ضروری می‌باشد. با استفاده از روش شبیه‌سازی مونت کارلو مبتنی بر شبکه عصبی این زمان به ۱/۵ ساعت کاهش می‌یابد. در کار فعلی، یک حل متوالی در دو کامپیوتر شخصی، با استفاده از NN-MCS اجرا شد. کل زمان لازم برای محاسبات بالا تقریباً ۲ ماه می‌باشد.



شکل ۹- تحلیل سد. (a) نقشه‌های جابجایی یکسان. (b) ساختار تغییر شکل یافته.

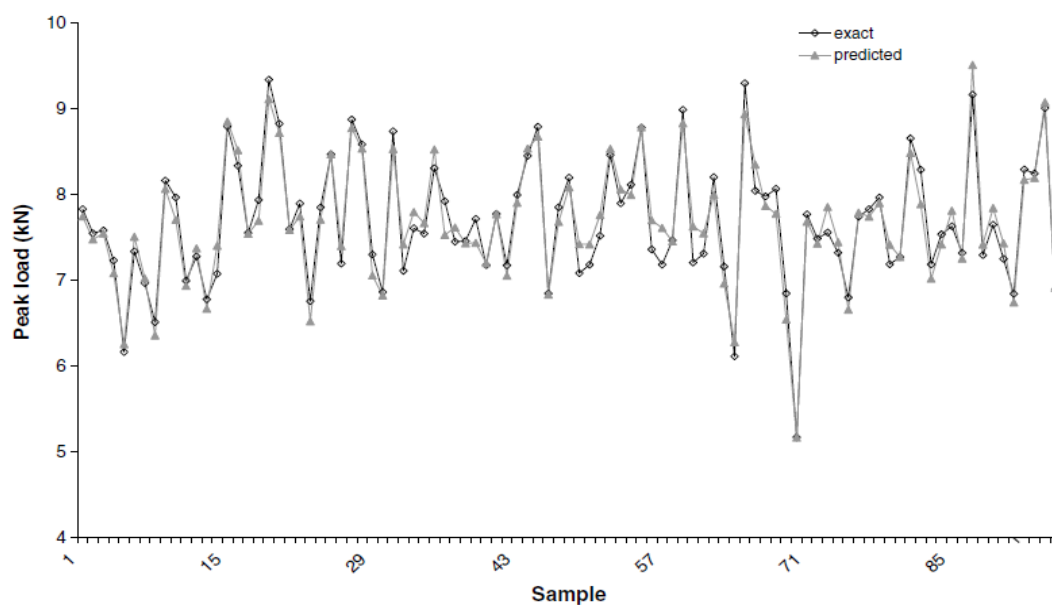


شکل ۱۰- تحلیل سد. مسیر ترک‌های اولیه، (a) نمای بالادست و (b) نمای پایین‌دست.

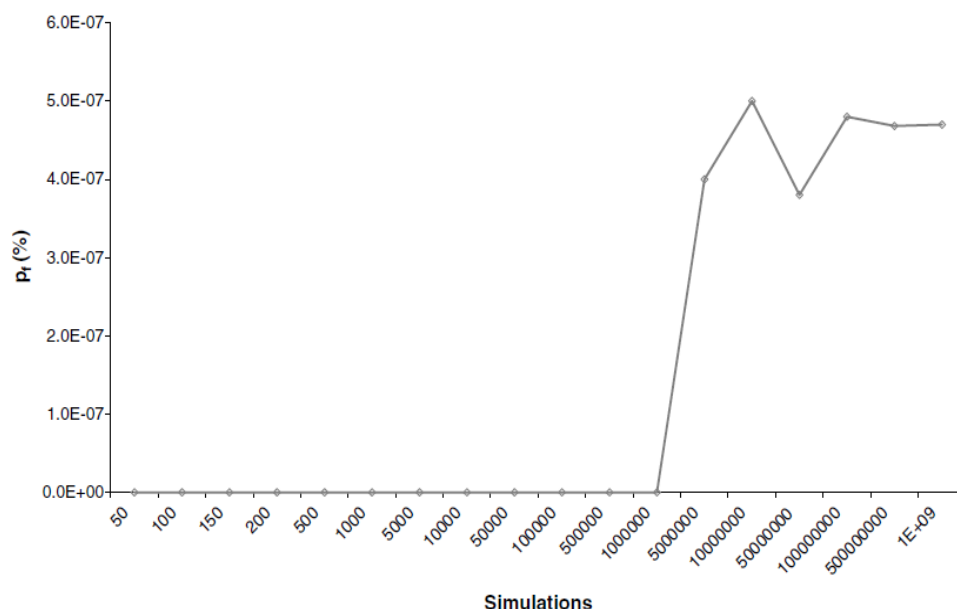
جدول ۶- مقایسه نتایج دقیق CSDA و پیش‌بینی‌های NN برای بار حداکثر براساس ۵ مجموعه متغیر تصادفی

ورودی .

Young's modulus (MPa)	Poisson's ratio	Tensile strength (MPa)	Fracture energy (N/m)	Critical load factor (peak load)		
				NN-prediction	CSDA	Error (%)
20084	0.20072	0.99553	93.100	7.50	7.29	2.78
19453	0.19213	0.90258	96.994	7.55	7.45	1.38
18884	0.18971	0.79474	100.570	7.19	7.30	1.44
21199	0.21998	1.2994	101.590	8.14	7.94	2.52
20661	0.20439	1.0997	109.960	6.80	6.97	2.42



شکل ۱۱- عملکرد شبکه عصبی پرورش یافته برای ۹۵ الگوی آموزشی.



شکل ۱۲- احتمال گسیختگی محاسبه شده با NN-MCS برای تعدادی از شبیه‌سازی‌ها

جدول ۷- مقایسه زمان محاسباتی لازم برای تهیه منحنی‌های شکست شکل ۱۳ با استفاده از NN-MCS و MCS

	Training/testing set (h)	Training (h)	Prediction (h)	Total	
				Sequential (h)	Sequential (years)
NN-MCS	1.44E+03	2.64E-03	2.15E+00	1.44E+03	1.67E-01
Brute force MCS	–	–	–	1.44E+10 <sup>a</sup>	1.67E+06 <sup>a</sup>

<sup>a</sup> Estimated.

### ۳-۲-۵- منحنی‌های شکست

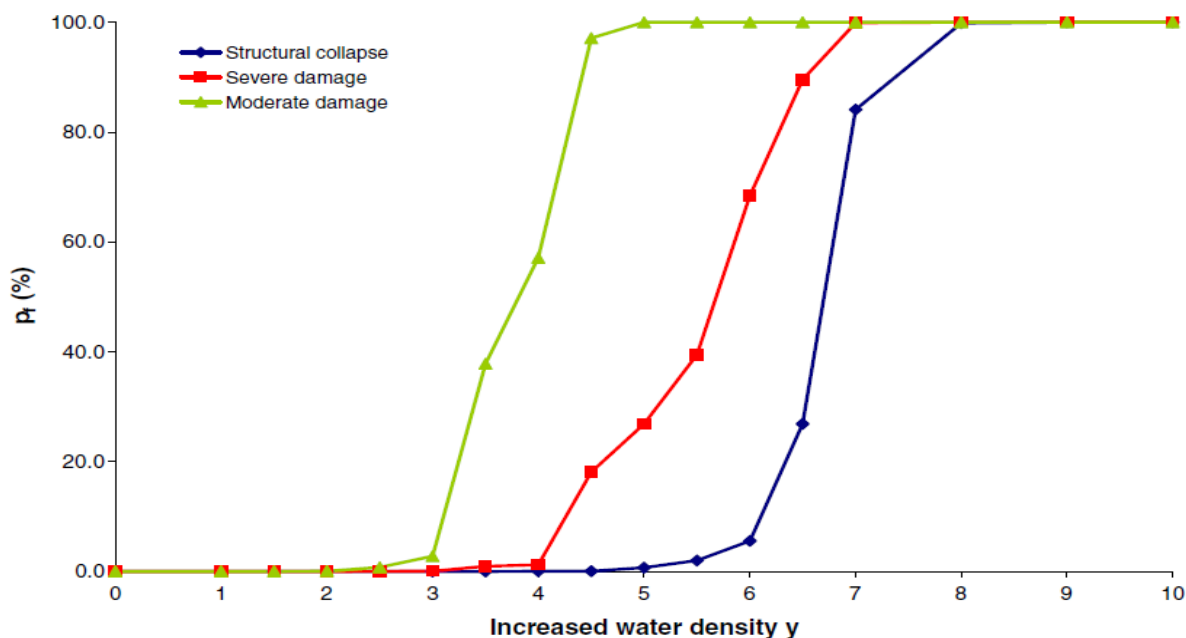
همین که احتمال خرابی سد برای سطح معینی از بارهای خارجی با استفاده NN-MCS بدست آمد، سپس با استفاده از تحلیل‌های قابلیت اطمینان منحنی‌های شکست، مرتبط با سطوح خرابی پیش تعریف شده مختلف برای سد و سناریوهای سیلابی متفاوت، به صورت دقیق تعیین می‌شوند. این محاسبات با کم‌ترین هزینه اضافی انجام می‌شوند. نتایج محاسبات مذکور در شکل ۱۳ آورده شده است که منحنی‌های شکست سیلابی محاسبه شده برای سد Scalere را نشان می‌دهد. در این شکل، هر چگالی ساختگی آب  $\gamma$  متناظر با سطوح آبی مختلفی و بنابراین سناریوهای سیلابی متفاوت فرض شده است. در این کار برای هر چگالی آب ساختگی  $\gamma$ ،  $10^9 + 0.9$  شبیه‌سازی مونت کارلو مبتنی بر شبکه عصبی انجام شده است. در هر شبیه‌سازی به منظور قرار دادن نمونه در مرزهای نمونه-

برداری شبکه عصبی یک بررسی انجام شد: مقدار میانگین  $\pm 60$ . در مواردی که نمونه خارج از محدوده قرار داشت، آن نمونه رد می‌شد.

سه سطح خرابی مختلف بررسی شد:

- سطح متوسط
- سطح حاد
- خرابی سازه‌ای

خرابی متوسط متناظر با ۶۰٪ بار حداکثر سد می‌باشد و خرابی‌هایی را در بر می‌گیرد که بدون مختل کردن عملیات سد می‌توان آن‌ها را ترمیم نمود. سطح حاد معادل ۸۰٪ بار حداکثر سد می‌باشد و شامل خرابی‌هایی می‌شود که نیازمند کارهای بازسازی و ترمیم فوری می‌باشند. خرابی سازه‌ای متناظر با ۱۰۰٪ بار حداکثر می‌باشد. به منظور تهیه نمودن سه منحنی شکست نشان داده شده در شکل ۱۳، هر بار حداکثر پیش‌بینی شده براساس NN-MCS با محدوده‌های سه سطح خرابی در نظر گرفته شده، مقایسه شدند. از منحنی‌های شکست شکل ۱۳ نتایج مفیدی درباره رفتار سد تحت شرایط بارگذاری معمولی و غیرعادی بدست می‌آید.



شکل ۱۳- منحنی‌های شکست سیلابی برای سد Scalere محاسبه شده با رویکرد NN-MCS

## ۱- نتایج

این مقاله کاربرد شبکه‌های عصبی را جهت تحلیل قابلیت اطمینان سدهای بتنی بزرگ نشان می‌دهد که در آن گسیختگی با روش ناپیوستگی شدید پیوستار (کانتینیوم) پیش‌بینی شده است. مفاهیم تقریبی نهان در تحلیل قابلیت اطمینان و زمان‌بر بودن شبیه‌سازی مونت کارلو انگیزه استفاده از شبکه‌های عصبی بودند.

حجم محاسبات لازم برای شبیه‌سازی مونت کارلو در مسائل بزرگ مقیاس زیاد می‌باشد، چون برای هر اجرای شبیه‌سازی مونت کارلو زمان زیاد و نمونه‌ای با اندازه بزرگ نیاز می‌باشد. استفاده از شبکه‌های عصبی به طور عملی می‌تواند هر گونه محدودیت در مورد مقیاس مسئله و اندازه نمونه مورد استفاده برای شبیه‌سازی مونت کارلو را از بین برداشته و می‌تواند جهت یافتن ضرایب بار بحرانی، از آن استفاده کرد. در حالی که این ضرایب بار متناظر با شبیه‌سازی‌های مختلف در محدوده قابل قبول قرار دارند. یک الگوریتم شبکه عصبی پس توزیع با موفقیت برای تخمین ضرایب بار بحرانی، بدون توجه به اندازه و پیچیدگی مسئله، استفاده شد و احتمال گسیختگی با دقت مناسبی تخمین زده شد. بنابراین، روش ارائه شده این قابلیت را دارد که نتایج دقیقی ارائه داده و در مدت زمان کمی احتمال گسیختگی سازه‌های بزرگ و پیچیده را محاسبه می‌کند.