

روش ترکیبی معادلات ساختاری و شبکه عصبی برای مدل سازی آموزش خلاقیت در رشته طراحی صنعتی*

سعید کاوه^{۱*}، سجاد پاکزاد^۲، یاسر شهپازی^۳، یاسر شهپازی^۴

۱. دانشجوی دکتری طراحی صنعتی، گروه طراحی صنعتی، دانشکده طراحی، دانشگاه هنر اسلامی تبریز، تبریز، ایران.
۲. دانشیار گروه طراحی صنعتی، دانشکده طراحی، دانشگاه هنر اسلامی تبریز، تبریز، ایران.
۳. دانشیار گروه فناوری معماری، دانشکده معماری و شهرسازی، دانشگاه هنر اسلامی تبریز، تبریز، ایران.
۴. دانشیار گروه طراحی صنعتی، دانشکده طراحی، دانشگاه هنر اسلامی تبریز، تبریز، ایران.

چکیده

این پژوهش با هدف توسعه مدلی جامع و کاربردی برای پیش بینی و بهبود آموزش خلاقیت در رشته طراحی صنعتی انجام شده است. در این راستا، ترکیب دو روش پیشرفته تحلیل معادلات ساختاری (SEM) و شبکه عصبی مصنوعی (ANN) برای شناسایی، تبیین و تحلیل دقیق عوامل کلیدی مؤثر بر رشد خلاقیت دانشجویان مورد استفاده قرار گرفت. مسئله اصلی پژوهش، شناسایی مؤلفه های مؤثر بر آموزش خلاقیت و ارتقای کیفیت دروس طراحی صنعتی است. مطالعه به صورت کمی و بر پایه داده های ۵۲۸ دانشجوی طراحی صنعتی دانشگاه های ایران انجام شد. در گام نخست، روابط میان مؤلفه های مدل تورنس شامل سیالی، انعطاف پذیری، ابتکار و بسط با استفاده از مدلیابی معادلات ساختاری بررسی گردید. سپس داده های حاصل به شبکه عصبی پرسپترون چندلایه وارد شد تا تأثیر برنامه های درسی بر خلاقیت پیش بینی گردد. نتایج نشان داد که مؤلفه های «تولید ایده های فراوان»، «خلق ایده های متنوع» و «ارائه ایده های نو» بیشترین نقش را در آموزش خلاقیت دارند. مدل شبکه عصبی با میانگین خطای (MSE) ۰,۳۳ و ضریب همبستگی (R) حدود ۰,۸۲ عملکرد پیش بینی مطلوبی ارائه داد. همچنین تحلیل ها بیانگر تأثیر چشمگیر دروس پروژه محور و نقش محدود دروس فنی در تقویت خلاقیت بودند. این پژوهش، به عنوان نخستین مطالعه تلفیقی SEM و ANN، کارایی هوش مصنوعی را در بهینه سازی فرآیندهای آموزشی طراحی صنعتی به خوبی نشان می دهد.

کلمات کلیدی

مدلسازی معادلات ساختاری، شبکه عصبی مصنوعی، آموزش خلاقیت، طراحی صنعتی، برنامه درسی، هوش مصنوعی آموزشی

* مقاله حاضر برگرفته از رساله دکتری نگارنده اول، با عنوان «تدوین و تبیین مدل آموزش خلاقیت متمرکز بر برنامه درسی کارشناسی طراحی صنعتی با استفاده از هوش مصنوعی» می باشد که با راهنمایی نگارندگان دوم و سوم و با مشاوره نگارنده چهارم در دانشگاه هنر اسلامی تبریز ارائه شده است.

مقدمه

خلاقیت به عنوان شاخصه‌ای بنیادین در توسعه فردی و حرفه‌ای، طی سال‌های اخیر در حوزه آموزش مورد توجه چشمگیری قرار گرفته است. این مفهوم نه تنها زیربنای نوآوری در حوزه‌های علمی، صنعتی و فرهنگی است، بلکه نیروی محرکه طراحی، حل مسئله‌های پیچیده و مواجهه با چالش‌های نوظهور محسوب می‌شود (Chen et al., 2022). اهمیت آن فراتر از تولید ایده‌های نوین، شامل تلفیق دانش و مهارت‌ها برای خلق راهکارهای بدیع است. در طراحی صنعتی که ماهیتاً مستلزم نوآوری متناسب با نیازهای پویای بازار است، تقویت تفکر خلاق مورد تأکید ویژه‌ای قرار دارد (Shiyu & Chengfeng, 2023). خلاقیت در این رشته ضرورتی حرفه‌ای و استراتژیک تلقی می‌شود که موفقیت دانشجویان و متخصصان را تعیین می‌کند. از این رو، شناسایی و توسعه مدل‌های آموزشی مؤثر برای پرورش آن حیاتی است.

پژوهش‌های نوین با بهره‌گیری از فناوری‌های پیشرفته، مدل‌سازی عوامل مؤثر بر خلاقیت را برای بهبود نظام‌مند فرآیند آموزش دنبال می‌کنند (Choi et al., 2021). این رویکردها با در نظر گرفتن چندبعدی بودن خلاقیت، تحلیل عمیق‌تر و طراحی برنامه‌های درسی هدفمندتر را ممکن می‌سازند. روش‌های سنتی مانند مدل‌سازی معادلات ساختاری با وجود توانایی بررسی روابط علی (Kline, 2018)، به دلیل محدودیت‌هایی مانند فرض نرمال بودن داده‌ها و خطی بودن روابط (Iacobucci, 2009)، در تحلیل روابط غیرخطی و پیچیده خلاقیت ناکارآمدند. در چنین شرایطی، شبکه‌های عصبی مصنوعی به عنوان گزینه‌ای مؤثر برای مدل‌سازی این روابط مطرح می‌شوند (Zhang et al., 2020).

تلفیق مدل‌سازی معادلات ساختاری و شبکه عصبی مصنوعی می‌تواند ارزیابی جامعی از عوامل توسعه خلاقیت در طراحی صنعتی ارائه دهد (Aghaei et al., 2023). این ترکیب با ادغام قدرت تبیینی SEM و قابلیت‌های شبکه عصبی مصنوعی در شناسایی روابط غیرخطی، مدل‌های پیشرفته‌تری برای طراحی راهبردهای آموزشی خلق می‌کند (Choi et al., 2021). پیشرفت‌های اخیر در هوش مصنوعی، کاربرد شبکه عصبی مصنوعی را در مدل‌سازی آموزش خلاقیت گسترش داده است (Ahmad & Shahzadi, 2018). این شبکه‌ها با توانایی تحلیل حجم‌های بزرگ داده و شناسایی روابط پنهان، راهکاری نوین در مواجهه با محدودیت‌های روش‌های سنتی ارائه می‌دهند. لذا هدف اصلی این مطالعه، به کارگیری شبکه عصبی مصنوعی برای مدل‌سازی آموزش خلاقیت در طراحی صنعتی است. با وجود مطالعات متعدد در مدل‌سازی عوامل خلاقیت، پژوهش‌های محدودی به تحلیل مؤلفه‌های خاص آموزش خلاقیت در حوزه طراحی پرداخته‌اند این خلأ، نیاز به تحلیل جامع‌تر برای درک عملیاتی این عوامل را آشکار می‌سازد.

شبکه‌های عصبی مصنوعی علیرغم قابلیت‌های بالا در مدل‌سازی مؤلفه‌های آموزش خلاقیت، با محدودیت‌هایی مانند پنهان بودن لایه‌های میانی و کم بودن تفسیرپذیری نتایج مواجهند که ضرورت آزمون فرضیه‌ها را پررنگ می‌سازد (Chen et al., 2022). از این رو به کارگیری روش معادلات ساختاری برای تحلیل روابط بین متغیرها و سنجش اثرگذاری هر مؤلفه بر توسعه خلاقیت در طراحی صنعتی پیشنهاد می‌شود. در این پژوهش، فرضیات تأثیر مؤلفه‌ها بر خلاقیت ابتدا با مدل‌سازی معادلات ساختاری تحلیل شده و عوامل بحرانی استخراج شده به عنوان ورودی شبکه‌های عصبی برای ساخت مدل پیش‌بینی به کار می‌روند (Rodríguez-Ardura & Meseguer-Artola, 2020). نوآوری اصلی مطالعه در تلفیق هم‌زمان قابلیت‌های شبکه عصبی مصنوعی و روش‌های آماری سنتی برای بررسی مؤلفه‌های آموزش خلاقیت حوزه طراحی صنعتی است. در نهایت، دو هدف اصلی این تحقیق عبارتند از:

۱. استفاده از شبکه عصبی مصنوعی برای سنجش مؤلفه‌ها و توسعه مدل آموزش خلاقیت در رشته طراحی صنعتی

۲. تبیین مؤلفه‌های خاص آموزش خلاقیت در طراحی صنعتی از طریق روش ترکیبی SEM-ANN

یافته‌های این مطالعه، که بر مبنای تلفیق روش SEM و شبکه عصبی مصنوعی است، می‌تواند به دانشگاه‌ها در پیش‌بینی و ارتقاء آموزش خلاقیت در حوزه طراحی صنعتی بسیار حیاتی و مؤثر باشد. این نتایج به مؤسسات آموزشی امکان می‌دهد قبل از اجرای برنامه‌های توسعه‌ای، تاثیر عوامل مختلف بر توسعه خلاقیت دانشجویان را پیش‌بینی کرده و بر اساس آن، اقدامات مناسب و هدفمند جهت تقویت مؤلفه‌های کلیدی انجام دهند. به این ترتیب، سطح مهارت‌های خلاقانه دانشجویان ارتقاء یافته و فرآیندهای آموزشی به سمت کارآمدتر و اثربخش‌تر هدایت می‌شود.

در بخش دوم پژوهش، مروری بر پیشینه نظری و مرور ادبیات مرتبط انجام می‌شود تا فرضیه‌های تحقیق و پایه‌های مفهومی دقیق‌تر تبیین گردد. سپس، در بخش سوم، روش‌شناسی تحقیق و جزئیات نحوه تلفیق و کاربرد هم‌زمان SEM و شبکه عصبی مصنوعی شرح داده می‌شود. در بخش چهارم، یافته‌های به‌دست آمده تحلیل و مقایسه می‌گردد. در نهایت، در بخش پنجم، نتیجه‌گیری‌های کلی، محدودیت‌های مطالعه و پیشنهادهایی برای مسیرهای پژوهشی آینده ارائه خواهد شد، تا تحقیقات بعدی بتوانند گام‌های موثرتری در این حوزه بردارند و کاربردهای عملی بهتری ارائه دهند.

پیشینه نظری

آموزش خلاقیت به عنوان رکن اساسی نظام‌های آموزشی پیشرو، همواره مورد توجه پژوهشگران حوزه‌های روانشناسی تربیتی و مدیریت آموزشی بوده است. تحولات پارادایمی در مفاهیم یادگیری، نیاز به مدل‌های عملیاتی و قابل اندازه‌گیری خلاقیت را آشکار ساخته است (Benedek et al., 2025). در میان مدل‌های متعدد (Flavia, 2025; Wang et al., 2020)، چارچوب تورنس (۱۹۷۴) با چهار مؤلفه بنیادین سیالی (تولید ایده‌های فراوان)، انعطاف‌پذیری (تولید ایده‌های متنوع)، ابتکار (خلق ایده‌های بدیع) و بسط (توسعه جزئیات) به عنوان الگوی جامع جایگاه منحصربه‌فردی یافته است.

مؤلفه سیالی به عنوان پایه‌ای برای خلاقیت نوآورانه، احتمال کشف راه‌حل‌های خلاقانه را از طریق تولید ایده‌های متعدد افزایش می‌دهد (Flavia, 2025). انعطاف‌پذیری با توانایی تغییر دیدگاه و ارائه راه‌حل‌های چندوجهی، کیفیت خلاقیت را ارتقاء می‌بخشد (Eduard et al., 2025; Wang et al., 2025). مؤلفه ابتکار به عنوان جوهره خلاقیت، تضمین‌کننده نوآوری اصیل است (Ji eun Min & Byung-Keun Kim, 2024; Pick et al., 2025)، در حالی که بسط با تمرکز بر قابلیت اجرای ایده‌ها، اثربخشی آموزش را تقویت می‌کند (I-Shuo & Nam Choi, 2025; Tang et al., 2025).

این چهار مؤلفه فرآیندی سلسله‌مراتبی تشکیل می‌دهند: تولید ایده‌های فراوان (سیالی) زمینه‌ساز تنوع ایده‌ها (انعطاف‌پذیری) می‌شود که به نوبه خود به خلق مفاهیم نو (ابتکار) و در نهایت توسعه عملیاتی (بسط) منجر می‌گردد. هم‌افزایی این ابعاد، چارچوبی علمی برای بهینه‌سازی آموزش خلاقیت در طراحی صنعتی فراهم می‌کند (Creely & Blannin, 2025)، به‌ویژه با توجه به تطابق آن با فرایندهای طراحی شامل تولید ایده، تغییر چارچوب‌های ذهنی و پردازش جزئیات (Eduard et al., 2025; Lin et al., 2025). شواهد تجربی نشان می‌دهد آموزش مبتنی بر این مدل به‌طور معناداری مهارت‌های حل مسئله و قابلیت‌های نوآورانه را افزایش می‌دهد (Ji eun Min & Byung-Keun Kim, 2024; Zhen et al., 2025)، چنان‌که تمرین‌های سیالی و انعطاف‌پذیری موجب افزایش ۴۰ درصدی ایده‌های کاربردی در طراحی صنعتی شده است (Benedek et al., 2025). با توجه به چارچوب نظری مدل آموزشی تورنس و چهار مؤلفه کلیدی آن، فرضیات اصلی پژوهش به شرح زیر تدوین می‌شود:

فرضیه ۱: افزایش میزان تولید ایده‌های فراوان در فرآیند آموزش خلاقیت، تأثیر مثبت و معناداری بر اثربخشی آموزش خلاقیت در رشته طراحی صنعتی دارد.

فرضیه ۲: افزایش تولید ایده‌های متنوع در آموزش خلاقیت، موجب بهبود کیفیت و اثربخشی آموزش خلاقیت در رشته طراحی صنعتی می‌شود.

فرضیه ۳: افزایش تولید ایده‌های نو و بدیع در فرآیند آموزش، تأثیر قابل توجهی بر افزایش نوآوری و خلاقیت دانشجویان طراحی صنعتی دارد.

فرضیه ۴: توجه به توسعه و تمرکز بر جزئیات یک ایده در آموزش خلاقیت، باعث افزایش قابلیت عملیاتی و کاربردی شدن ایده‌های خلاقانه در طراحی صنعتی می‌شود.

این فرضیات به عنوان پایه‌ای برای سنجش و تحلیل تأثیر هر یک از مؤلفه‌های مدل تورنس بر اثربخشی آموزش خلاقیت در این پژوهش مورد بررسی قرار خواهند گرفت.

روش‌شناسی

این پژوهش با هدف مدل‌سازی آموزش خلاقیت در رشته طراحی صنعتی، از روش ترکیبی مدل‌سازی معادلات ساختاری و شبکه عصبی مصنوعی بهره گرفته است. ابتدا، با استفاده از مدل‌سازی معادلات ساختاری، روابط علی و ساختاری بین مؤلفه‌های مدل مفهومی آموزش خلاقیت تحلیل می‌شود تا میزان همبستگی و تأثیر هر مؤلفه بر مفهوم کلیدی آموزش خلاقیت مشخص گردد. با وجود توانمندی‌های مدل‌سازی معادلات ساختاری در مدل‌سازی روابط پیچیده، این روش در مواجهه با روابط غیرخطی و داده‌های حجیم محدودیت‌هایی دارد و ممکن است مسئله را بیش از حد ساده‌سازی کند.

شبکه‌های عصبی مصنوعی به عنوان رویکردی کارآمد برای مدل‌سازی روابط غیرخطی پیچیده با قابلیت شبیه‌سازی توابع غیرخطی، سازگاری بالا و پیش‌بینی الگوهای پنهان بین مؤلفه‌ها به کار می‌روند (Zhang et al., 2020). فرایند آموزش شبکه عصبی مصنوعی مبتنی بر تطبیق داده‌های ورودی-خروجی بدون نیاز به تبیین صریح روابط علی است. با این حال، ماهیت جعبه سیاه لایه‌های میانی (عدم شفافیت عملکرد نوروها) مهم‌ترین محدودیت این روش محسوب می‌شود (Chen et al., 2022).

در این پژوهش، با به کارگیری روش ترکیبی SEM-ANN، مؤلفه‌های تأییدشده توسط تحلیل ساختاری به عنوان ورودی شبکه عصبی استفاده می‌شوند. این رویکرد ضمن تأیید نتایج SEM، با شناسایی روابط غیرخطی پیچیده، مدلی جامع و قابل اتکا برای پیش‌بینی آموزش خلاقیت در طراحی صنعتی فراهم می‌کند (Rodríguez-Ardura & Meseguer-Artola, 2020; Aghaei et al., 2023).

مدل‌سازی معادلات ساختاری (SEM)

فرآیند پژوهش در مدل‌سازی معادلات ساختاری (SEM) با جمع‌آوری داده‌ها آغاز می‌شود. پس از بررسی پایایی و روایی مؤلفه‌های پرسشنامه، SEM به آزمون فرضیات پژوهش می‌پردازد. بدین ترتیب، با ارزیابی مؤلفه‌های کلیدی، عوامل مؤثر بر آموزش خلاقیت شناسایی می‌شوند (Grønholdt & Martensen, 2005).

جمع‌آوری داده‌ها

در گام نخست، پژوهشگران از پرسشنامه‌ای محقق ساخته با ساختار بسته برای دسترسی به داده‌ها و جمع‌آوری اطلاعات میدانی استفاده کردند. پرسشنامه‌ها به صورت الکترونیکی تهیه و در اختیار دانشجویان طراحی صنعتی سراسر ایران قرار گرفت.

در این پژوهش جامعه آماری، کل دانشجویان طراحی صنعتی در ایران را شامل می‌شود. برای تعیین حجم نمونه از فرمول کوکران استفاده شد. فرمول کوکران یکی از روش‌های علمی و استاندارد تعیین حجم نمونه در پژوهش‌های پیمایشی است که به خصوص در موقعیت‌هایی کاربرد دارد که حجم جامعه آماری بسیار بزرگ یا نامحدود فرض شود. بر اساس فرمول کوکران حجم نمونه حداقلی ۳۸۴ نفر به دست آمد، اما به منظور افزایش دقت و جبران احتمال عدم پاسخ‌گویی، تعداد پرسشنامه‌های بیشتری توزیع گردید. در نهایت، تعداد ۵۲۸ پرسشنامه صحیح تکمیل شده و بازگردانده شد که از حداقل مورد نیاز بالاتر است و باعث افزایش قدرت آماری و دقت یافته‌های مطالعه گردیده است. برای جمع‌آوری داده‌ها از پرسشنامه محقق ساخته با طیف لیکرت استفاده شد و با روش مدل‌یابی معادلات ساختاری در نرم افزار spss و smartpls تجزیه و تحلیل شد.

برآزش مدل با سه شاخص پایایی و روایی سنجیده شد. پایایی سازه‌ها بر اساس ضریب آلفای کرونباخ، Rho_A و پایایی ترکیبی (همگی ۰,۷) تأیید گردید که نشان‌دهنده سازگاری درونی مطلوب است (Nunnally, 1978). روایی همگرا با میانگین واریانس استخراج شده (AVE 0.5) برای تمام سازه‌ها احراز شد (Fornell & Larcker, 1981). همچنین روایی واگرا از طریق ماتریس فورنل-لارکر (برتری جذر AVE نسبت به همبستگی بین سازه‌ها) تأیید گردید (جدول ۱).

جدول ۱: ضریب آلفای کرونباخ و rho_A ، پایایی ترکیبی و روایی واگرا (AVE) برای متغیرهای پنهان مدل پژوهش

Average Variance Extracted (AVE)	Composite Reliability	rho_A	Cronbach's Alpha	
0.529	0.882	0.878	0.858	ارائه ایده‌های نو و بدیع
0.554	0.705	0.724	0.383	ارزش آفرینی ۱
0.569	0.723	0.745	0.631	ارزش آفرینی ۲
0.677	0.807	0.756	0.653	ارزش آفرینی ۳
0.713	0.833	0.702	0.699	ارزش آفرینی ۴
0.539	0.879	0.893	0.851	افزایش تولید ایده‌های فراوان
0.679	0.808	0.738	0.629	تخیل ۱
0.596	0.746	0.799	0.694	تخیل ۲
0.691	0.817	0.753	0.653	تخیل ۳
0.772	0.872	0.707	0.705	تخیل ۴
0.597	0.909	0.913	0.892	توجه دقیق به جزئیات در فرایند ایده‌پردازی
0.819	0.901	0.788	0.708	حل مسئله ۱
0.446	0.762	0.784	0.684	حل مسئله ۲
0.704	0.826	0.707	0.685	حل مسئله ۳
0.616	0.827	0.789	0.686	حل مسئله ۴
0.573	0.73	0.787	0.695	خلاقیت در برنامه درسی طراحی
0.531	0.874	0.86	0.848	خلق ایده‌های متنوع
0.706	0.827	0.589	0.684	نوآوری ۱

نواوری ۲	0.696	0.794	0.746	0.595
نواوری ۳	0.614	0.753	0.802	0.671
نواوری ۴	0.75	0.769	0.888	0.799

در بخش مدل ساختاری، معناداری روابط بین متغیرها با استفاده از مقادیر آماره t حاصل از Bootstrapping در نرم افزار SmartPLS بررسی شد. ضرایب t بالاتر از ۱٫۹۶ نشان دهنده معناداری روابط در سطح اطمینان ۹۵ درصد بودند. نتایج نشان داد که اغلب مسیرهای اصلی مدل از معناداری آماری برخوردارند و فرضیه‌های پژوهش تأیید شد (جدول ۲).

آزمون فرضیات پژوهش

بر اساس تحلیل آماری مدل تحقیق با استفاده از ضرایب معناداری (t -value) و سطوح معناداری (P -value) و با معیار تصمیم‌گیری $t = 1.96$ و $P < 0.05$ ، نتایج نشان دهنده تأیید فرضیه مربوط به رابطه «ارائه ایده‌های نو و بدیع» با «خلاقیت در برنامه درسی طراحی» بود ($P=0.003$, $t=1.032$) که علیرغم پایین‌تر بودن مقدار t از آستانه ۱٫۹۶، با توجه به معناداری P -value بر اساس استانداردهای آماری پذیرفته شد. همچنین فرضیه مسیر «افزایش تولید ایده‌های فراوان» به «خلاقیت در برنامه درسی طراحی» ($P=0.028$, $t=1.827$) با نزدیکی به آستانه معناداری تأیید گردید. در مقابل، فرضیه رابطه «توجه دقیق به جزئیات در فرایند ایده‌پردازی» با متغیر وابسته ($P=0.819$, $t=0.229$) فاقد معناداری آماری بوده و رد شد. در نهایت، فرضیه تأثیر «خلق ایده‌های متنوع» بر خلاقیت برنامه درسی ($P=0.001$, $t=3.377$) به صورت قوی تأیید گردید. جمع‌بندی یافته‌ها حاکی از تأثیر معنادار سه مؤلفه ارائه ایده‌های نو، تولید ایده‌های فراوان و خلق ایده‌های متنوع بر خلاقیت برنامه درسی طراحی بود، در حالی که مؤلفه توجه به جزئیات تأثیر معناداری نشان نداد.

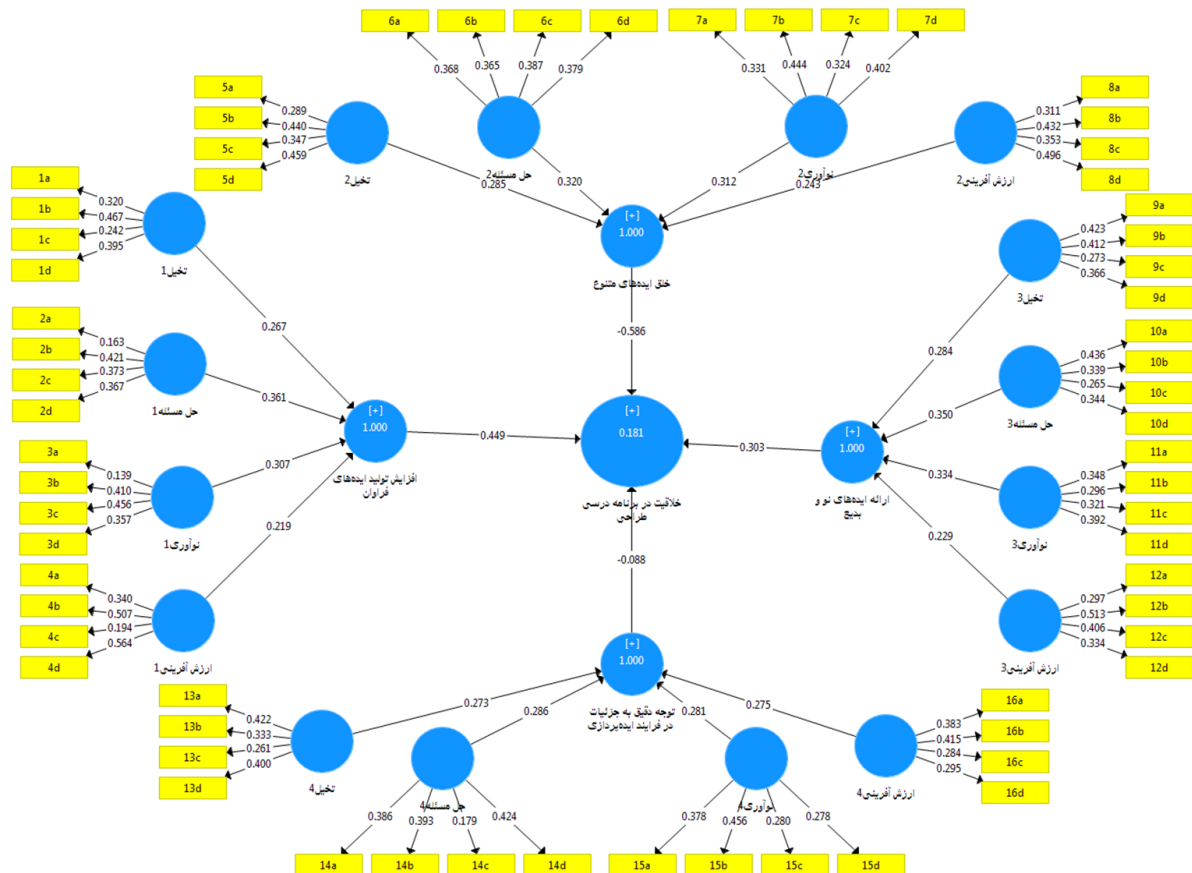
جدول ۲: ضرایب معناداری t (tValues) برای متغیرهای پژوهش

نتیجه بررسی فرضیه	P Values	T Statistics (O/STDEV)	
ارائه ایده‌های نو و بدیع	0.003	1.032	خلاقیت در برنامه درسی طراحی
افزایش تولید ایده‌های فراوان	0.028	1.827	خلاقیت در برنامه درسی طراحی
توجه دقیق به جزئیات در فرایند ایده‌پردازی	0.819	0.229	خلاقیت در برنامه درسی طراحی
خلق ایده‌های متنوع	0.001	3.377	خلاقیت در برنامه درسی طراحی

ارزیابی عوامل کلیدی بر اساس مدل معادلات ساختاری

این مطالعه با استفاده از مدل معادلات ساختاری، عوامل مؤثر بر خلاقیت در برنامه درسی طراحی را از طریق چهار متغیر نهفته اصلی سنجیده است: «افزایش تولید ایده‌های فراوان»، «خلق ایده‌های متنوع»، «ارائه ایده‌های نو و بدیع» و «توجه دقیق به جزئیات». هر متغیر نهفته توسط شاخص‌های آشکار با بارهای عاملی معنادار (مانند ۰٫۵۴۴ برای $d4$ و ۰٫۴۹۶ برای $d8$) اندازه‌گیری شده است. تحلیل ضرایب مسیر نشان داد «خلق ایده‌های متنوع» با ضریب -۰٫۵۸۶ قوی‌ترین تأثیر (منفی) بر خلاقیت برنامه درسی دارد. پس از آن «افزایش تولید ایده‌های فراوان» (ضریب ۰٫۴۴۹) و «ارائه ایده‌های نو و بدیع» (ضریب

۰,۳۰۳) تأثیر مثبت معنادار نشان دادند. در مقابل، «توجه دقیق به جزئیات» با ضریب -۰,۰۸۸ کمترین تأثیر را داشت. یافته‌ها مؤید ضرورت تأکید همزمان بر کمیت، تنوع و نوآوری ایده‌ها برای ارتقای خلاقیت در آموزش طراحی صنعتی است (نمودار ۱).



نمودار ۱: مدل معادلات ساختاری عوامل مؤثر بر خلاقیت در برنامه درسی طراحی: تحلیل مسیر ابعاد و شاخص‌های کلیدی، خروجی نرم افزار smart pls

نتایج مدل نشان می‌دهد سه بُعد «خلق ایده‌های متنوع»، «ارائه ایده‌های نو و بدیع» و «افزایش تولید ایده‌های فراوان» نقش اصلی در ارتقای خلاقیت دانشجویان طراحی ایفا می‌کنند، درحالی‌که توجه به جزئیات تأثیر معناداری ندارد. با توجه به این اولویت‌بندی و تأثیر اندک مؤلفه چهارم، پژوهش در بخش هوش مصنوعی صرفاً بر سه مؤلفه تأثیرگذار متمرکز شده و مؤلفه «توجه به جزئیات» به عنوان ورودی شبکه عصبی وارد نمی‌شود. این انتخاب هدفمند، امکان تبیین مدل دقیق‌تری را برای آموزش خلاقیت فراهم می‌کند.

شبکه عصبی مصنوعی (ANN)

شبکه عصبی مصنوعی یکی از شبیه‌سازی‌های مصنوعی مغز انسان است که همواره تلاش می‌کند فرایند یادگیری در مغز انسان را تقلید کند. اصطلاح «مصنوعی» به این دلیل به کار می‌رود که این شبکه عصبی می‌تواند با استفاده از برنامه‌های کامپیوتری، فرایندهای محاسباتی خاصی را در طول یادگیری انجام دهد (Longo, 2019; White, 1992; Zupan, 1994; Zurada, 1992). سلول‌های عصبی در شبکه عصبی مصنوعی، مشابه نورون‌های مغز انسان، از گره‌هایی تشکیل شده‌اند که به عنوان واحدهای پردازشی با اتصالات وزنی عمل می‌کنند. با استفاده از این نورون‌ها و روابط بین آن‌ها، شبکه عصبی قادر است حجم زیادی از داده‌ها را پردازش کند، الگوها را بیاموزد، پیش‌بینی انجام دهد و مدل خود را به گونه‌ای بازسازی کند که خطاها به حداقل برسند (Canonic et al., 2018). شبکه‌های عصبی مصنوعی به دلیل توانایی بالایشان در تحلیل روابط پیچیده و غیرخطی بین ورودی‌ها و خروجی‌ها، می‌توانند محدودیت‌های تحلیل مدلسازی معادلات ساختاری را برطرف کنند؛ چرا که SEM تنها قادر به پاسخگویی به روابط خطی بین داده‌ها است (Kumar et al., 2015; Sternad Zabukovšek et al., 2015).

(2019) همچنین، مدل‌های شبکه‌های عصبی نسبت به داده‌های ضعیف، ناقص یا دارای خطا مقاوم‌تر هستند و می‌توانند الگوهای را شناسایی کنند که روش‌های سنتی ممکن است از آن‌ها غافل شوند.

در روش مدلسازی معادلات ساختاری، تحلیل‌گر باید بر اساس دانش یا فرضیه‌های پیش‌بینی، رابطه ریاضی بین متغیر پاسخ و متغیرهای توضیحی را تعیین کند (Zhang & Zhang, 1995)، اما در شبکه‌های عصبی مصنوعی این ضرورت وجود ندارد، زیرا شبکه به صورت خودکار روابط پنهان و پیچیده در داده‌ها را «یاد می‌گیرد» و آشکار می‌سازد. یکی دیگر از مزایای شبکه‌های عصبی مصنوعی، قابلیت پیش‌بینی خودکار تأثیر چندین محرک بر خروجی است. علاوه بر این، برخلاف مدلسازی معادلات ساختاری، شبکه‌های عصبی در مواجهه با داده‌های حجیم عملکرد بهتری دارند و می‌توانند با ورود داده‌های جدید، به‌روزرسانی و ارتقا یابند.

در کل، رویکرد شبکه‌های عصبی مصنوعی به عنوان ابزاری پویا، برای کسانی که نیازی به دانستن چگونگی ارتباط اجزای ورودی و خروجی ندارند و به دنبال مدلی با قدرت پیش‌بینی بالا هستند، بسیار مفید است. (Grnholdt & Martensen, 2005) این ویژگی‌ها، شبکه‌های عصبی مصنوعی را به گزینه‌ای مناسب برای مطالعات رضایت آکادمیک تبدیل می‌کند، چرا که این حوزه دارای مؤلفه‌های متنوع و تأثیرگذار است. (Nazareno et al., 2018)

معماری شبکه عصبی مصنوعی (ANN)

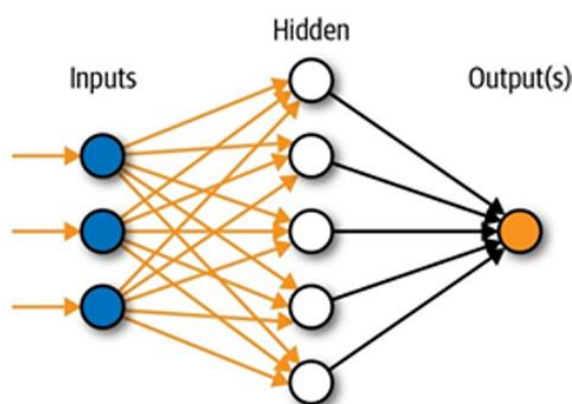
شبکه‌های عصبی مصنوعی دارای معماری بنیادی هستند؛ این شبکه شامل یک لایه نورون ورودی است که داده‌ها را دریافت می‌کند، تعدادی لایه پنهان قابل تنظیم که محاسبات و تبدیل‌ها را انجام می‌دهند، و یک لایه نورون خروجی که پیش‌بینی‌های موجود را انتخاب می‌کند (Suzuki, 2013). تعداد لایه‌های ورودی و خروجی مشخص است، اما تعداد لایه‌های پنهان بر اساس پیچیدگی معادله و تعداد متغیرها در طول آموزش شبکه تعیین می‌شود (Longo, 2019). یکی از معماری‌های رایج شبکه عصبی، معماری پرسپترون سه‌لایه است که در (شکل ۱) نشان داده شده است. لایه اول به عنوان لایه ورودی شناخته می‌شود و تنها لایه‌ای است که در معرض سیگنال‌های خارجی قرار دارد. این لایه سیگنال‌ها را به گره‌های لایه بعدی که به آن لایه پنهان گفته می‌شود، ارسال می‌کند. لایه پنهان ویژگی‌ها یا الگوهای مرتبط را از سیگنال‌های دریافتی استخراج می‌کند. سپس این ویژگی‌ها یا الگوهای ضروری به لایه خروجی که آخرین لایه شبکه است، منتقل می‌شوند. تعداد لایه‌های پنهان بستگی به پیچیدگی مسئله مورد حل دارد. شبکه‌های عصبی پیچیده‌تر امکان مدلسازی مسائل پیچیده‌تر را فراهم می‌کنند، اما بار محاسباتی بیشتری دارند و به داده‌های بیشتری برای آموزش و آزمون نیازمندند (Orimoloye et al., 2020).

به طور کلی، برای مجموعه داده‌های ساختاری استاندارد (به جز داده‌های حجیم)، شبکه‌های عصبی چندلایه با بیش از دو لایه پنهان به ندرت استفاده می‌شوند، زیرا مدل‌های پیچیده‌تر به داده‌های بیشتری برای آموزش و آزمون نیاز دارند و وجود لایه‌های متعدد در مدل‌های شبکه عصبی لزوماً به نتایج بهتر منجر نمی‌شود (Kinicki et al., 2002). بر اساس تأثیر مقالات رضایت، در شبکه‌های عصبی یک لایه پنهان استفاده شده است (Navarro et al., 2005).

بنابراین، ما شبکه عصبی را یک بار با یک لایه پنهان اجرا کردیم. برای جلوگیری از بیش‌برازش مدل، از روش اعتبارسنجی متقابل ده‌تایی استفاده شد که شامل ۷۰٪ نمونه آموزش، ۱۵٪ نمونه اعتبارسنجی و ۱۵٪ نمونه آزمون بود. داده‌های آموزش در طول فرایند آموزش به شبکه داده می‌شوند و شبکه بر اساس خطای خود تنظیم می‌شود. داده‌های اعتبارسنجی برای اندازه‌گیری تعمیم‌پذیری شبکه و توقف آموزش زمانی که بهبودی در تعمیم‌پذیری متوقف شود، به کار می‌روند. داده‌های آزمون بر آموزش تأثیر نمی‌گذارند و بنابراین معیار مستقلی برای عملکرد شبکه در طول و پس از آموزش فراهم می‌کنند.

تعیین تعداد نورون‌ها یکی از مهم‌ترین مسائل در شبکه‌های عصبی مصنوعی است. تعداد نورون‌های لایه ورودی و خروجی برابر با تعداد مؤلفه‌ها است، اما شناسایی تعداد نورون‌های لایه پنهان بر عملکرد شبکه تأثیرگذار است. قانون کلی و مشخصی برای تعداد نورون‌های لایه پنهان وجود ندارد و این تعداد باید از طریق آزمون و خطا تعیین شود (Lippmann, 1987; Navarro et al., 2005; Suzuki, 2013; Zupan, 1994). هنگام انتخاب تعداد نورون‌های لایه پنهان باید چند نکته را در نظر داشت:

۱. نتایج مدل پس از رسیدن تعداد نورون‌ها به حد مشخصی بهبود نمی‌یابد.
 ۲. افزایش بیش از حد تعداد نورون‌های لایه پنهان ممکن است باعث بیش‌برازش مدل شود.
- زیرا زمانی که تعداد نورون‌های پنهان بسیار زیاد باشد، مدل شبکه عصبی مصنوعی صرفاً تمام الگوهای آموزشی را حفظ می‌کند و دیگر توانایی تعمیم و ارائه پیش‌بینی معتبر در مواجهه با داده‌های خارج از مجموعه آموزش را ندارد (Navarro et al., 2005; Suzuki, 2013). (شکل ۱)



شکل ۱: معماری شبکه عصبی مصنوعی (ANN) داده‌های ورودی از طریق گره‌های لایه ورودی وارد می‌شوند، توسط گره‌های لایه پنهان پردازش می‌گردند و گره‌های لایه خروجی، توصیه یا نتیجه نهایی را ارائه می‌دهند.

در ادامه برای آموزش شبکه عصبی مصنوعی، داده‌های پرسشنامه به عنوان ورودی در نرم‌افزار متلب وارد شده و سه شبکه عصبی مجزا برای هر یک از مولفه‌های خلاقیت (افزایش تولید ایده‌های فراوان، خلق ایده‌های متنوع، ارائه ایده‌های نو و بدیع) آموزش داده می‌شود. برای ورود داده‌ها به شبکه، ویژگی‌های هر درس به صورت کدهای عددی بین صفر و یک تبدیل شده‌اند. خروجی هر شبکه میزان تأثیر برنامه درسی بر هر مولفه خلاقیت را به صورت عددی نشان می‌دهد (جدول ۳).

جدول ۳: ویژگی شبکه‌های عصبی مصنوعی و ویژگی‌های هر شبکه

شبکه عصبی مصنوعی (ANN)	خلاقیت در برنامه درسی طراحی	ویژگی شبکه عصبی
ANN1	افزایش تولید ایده‌های فراوان	پیش‌بینی میزان تحقق مولفه افزایش تولید ایده‌های فراوان در دانشجویان در نتیجه آموزش طراحی
ANN2	خلق ایده‌های متنوع	پیش‌بینی میزان تحقق مولفه خلق ایده‌های متنوع در دانشجویان در نتیجه آموزش طراحی
ANN3	ارائه ایده‌های نو و بدیع	پیش‌بینی میزان تحقق مولفه ارائه ایده‌های نو و بدیع در دانشجویان در نتیجه آموزش طراحی

شبکه عصبی اول: مدل هوش مصنوعی مبتنی بر افزایش تولید ایده‌های فراوان

شبکه عصبی اول به بررسی نقش خلاقیت در افزایش تولید ایده‌های فراوان به عنوان یکی از مؤلفه‌های کلیدی در خلاقیت در دانشجویان می‌پردازد. این مدل هوش مصنوعی با هدف تبیین و پیش‌بینی افزایش تولید ایده‌های فراوان در نتیجه آموزش طراحی شده است. برای پیاده‌سازی این مدل، داده‌ها در قالب ۴ متغیر ورودی و یک متغیر خروجی به نرم‌افزار متلب وارد شدند و با استفاده از ابزار NFTOOL مورد پردازش قرار گرفتند. شبکه عصبی مصنوعی (ANN) داده‌ها را به سه بخش آموزش (۷۰٪)، ارزیابی (۱۵٪) و آزمون (۱۵٪) تقسیم می‌کند تا فرآیند یادگیری شبکه به‌طور بهینه انجام شود.

در مرحله بعد، تعداد نوروها و لایه‌های پنهان شبکه تنظیم می‌شوند. با تغییر تعداد نوروها و لایه‌های پنهان، عملکرد شبکه بهبود می‌یابد. در ابتدا، شبکه با یک لایه پنهان و تعداد متغیر نوروها آزمایش شد تا بهترین عملکرد ثبت شود. در صورت عدم دستیابی به نتایج مطلوب، از شبکه‌های با چندین لایه پنهان استفاده می‌شود تا مدل نهایی بتواند بالاترین دقت را در پیش‌بینی نتایج ارائه دهد.

علاوه بر تعداد نوروها و لایه‌های پنهان، توابع فعال‌ساز نیز از جمله تنظیمات کلیدی شبکه عصبی هستند. در این مطالعه، از سه تابع فعال‌ساز trainlm، traincgp و traingdx استفاده شد. تابع trainlm بر اساس الگوریتم بهینه‌سازی لوبنبرگ-مارکوارت، مقادیر وزن و بایاس را به‌روز می‌کند. تابع traincgp از روش پس‌انتشار گرادیان مزدوج با به‌روزرسانی‌های Polak-Ribiere استفاده می‌کند، در حالی که تابع traingdx بر اساس شتاب نزولی گرادیان و نرخ یادگیری تطبیقی عمل می‌کند (Fan et al., 2022; Zurada, 1992).

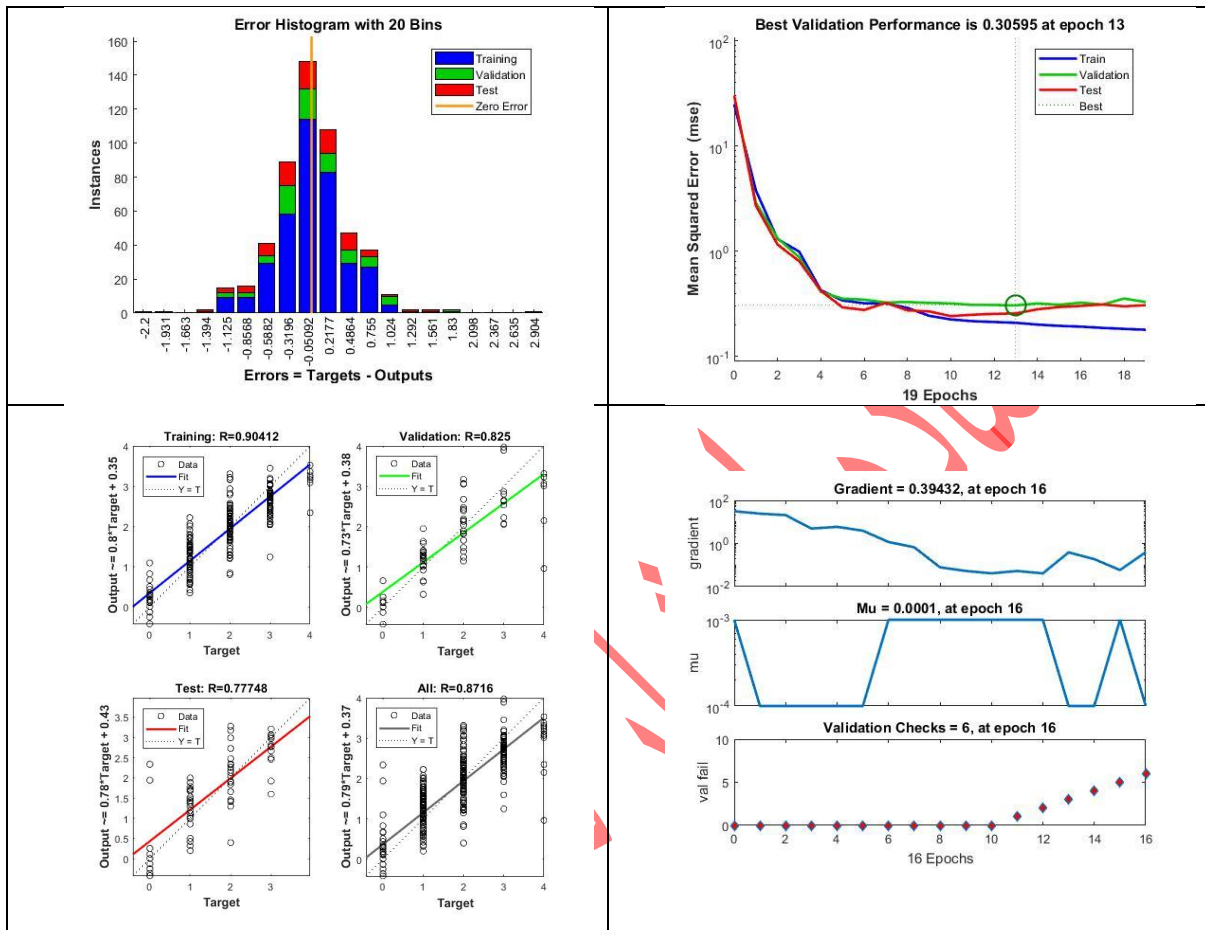
بر اساس نتایج به‌دست‌آمده، مقدار خطای مربعات میانگین برای مجموعه آزمون در شبکه‌ای با ۲۰ نورو پنهان به حداقل مقدار خود رسید. بنابراین، این مقدار به عنوان پارامتر نهایی انتخاب شد. با افزایش تعداد نوروهای پنهان و پیچیدگی مدل، زمان آموزش نیز افزایش یافت. در این مطالعه، مدلی با یک لایه پنهان شامل ۲۰ نورو و استفاده از تابع فعال‌ساز لوبنبرگ-مارکوارت (trainlm) بهترین عملکرد را نشان داد. این شبکه با الگوریتم انتشار پس‌انتشار و بهینه‌سازی لوبنبرگ-مارکوارت آموزش داده شد. مقادیر خطای مربعات میانگین برابر با ۰,۳۰ است که نشان‌دهنده این است که مدل در پیش‌بینی‌ها دقت نسبی دارد و همچنین مقدار R (ضریب همبستگی) برابر با ۰,۹۰ است که نشان‌دهنده همبستگی قوی بین پیش‌بینی‌های مدل و مقادیر واقعی است. این نشان می‌دهد که مدل توانسته است تقریباً ۹۰ درصد از واریانس داده‌ها را توضیح دهد. برای انتخاب بهینه‌ترین شبکه، عملکرد تمام شبکه‌ها بر اساس معیار MSE مقایسه شد. مقایسه مسیرها نشان می‌دهد که کمترین مقدار MSE برابر با ۰,۳ در مسیر سوم به دست آمده است که بهترین مسیر محسوب می‌شود (جدول ۴) (جدول ۵).

جدول ۴: فرایند آموزش شبکه عصبی در متلب برای مدل خلاقیت در راستای تحقق افزایش تولید ایده‌های فراوان

noun	Number of hidden layers	Number of neurons	Data division	training algorithm function	MSE	R	Epoch	Time
1	1	10	random	trainbr	0.097	0.74	13	0.00.01
2	1	18	random	trainbr	0.59	0.79	11	0.00.02
3	1	20	random	trainbr	0.30	0.90	19	0.00.19
4	1	30	random	trainbr	0.40	0.79	10	0.00.05
5	1	50	random	trainlm	0.46	0.87	11	0.00.07
6	1	100	random	trainlm	0.70	0.97	14	0.00.08
7	2	120,9	random	trainlm	0.99	0.99	11	0.00.17

8	2	130,15	random	trainbr	0.98	0.99	22	0.03.17
---	---	--------	--------	---------	------	------	----	---------

جدول ۵: نمودارهای عملکرد، رگرسیون، میزان خطا در متلب در راستای تحقق افزایش تولید ایده‌های فراوان



پس از آزمون شبکه عصبی در این مرحله می‌توان نسبت به ارزیابی و همچنین پیش‌بینی میزان تاثیر برنامه‌های درسی طراحی بر خلاقیت در دانشجویان اقدام نمود. در ابتدا با استفاده از شبکه عصبی به ارزیابی برنامه‌های درسی موجود پرداخته می‌شود. برای این منظور برنامه‌های درسی طراحی بر اساس نوع اهداف برنامه درسی خود دسته‌بندی و کدگذاری می‌شوند (جدول ۶). سپس کدها به عنوان ورودی شبکه عصبی وارد شبکه عصبی مصنوعی می‌شود تا میزان تاثیر برنامه درسی برای افزایش تولید ایده‌های فراوان در دانشجویان ارزیابی شود. نتایج بررسی دروس در جدول زیر آورده شده است. بر اساس این جدول می‌توان مشاهده کرد که بر اساس شبکه عصبی مصنوعی که میزان تاثیر هر درس در تحقق مولفه خلاقیت یعنی "افزایش تولید ایده‌های فراوان" مختلف متفاوت است. بر اساس نتایج بررسی‌ها می‌توان مشاهده نمود که مجموع دروس "پروژه طراحی ۱ و ۲ و ۳ و ۴ و ۵ و ۶ (طراحی محصول، بسته‌بندی، داخلی و مبلمان، محیطی و مبلمان شهری، بیونیک، خدمات)" دارای بیشترین مقدار و مجموع دروس "فنی (فیزیک ۱ و ۲ و ۳، نقشه‌کشی صنعتی، طراحی فنی ۱ و ۲، رباتیک، طراحی به کمک رایانه، کارگاه دیجیتال)" کمترین تاثیر را در تحقق افزایش تولید ایده‌های فراوان دانشجویان به خود اختصاص داده است. (جدول ۷).

جدول ۶: کدگذاری و نحوه ورود داده‌های برنامه‌های دروس طراحی به نرم افزار متلب و شبکه عصبی مصنوعی (ANN)

دروس طراحی	افزایش روحیه کار گروهی	تقویت مهارت‌های ایده‌پردازی	آشنایی با اصول، فنون و فناوری محصولات	تقویت هوش خلاق و قدرت نواندیشی
مجموع دروس فنی (فیزیک ۱ و ۲ و ۳، نقشه کشی صنعتی، طراحی فنی ۱ و ۲، ریاتیک، طراحی به کمک رایانه، کارگاه دیجیتال)	0.36	0.68	0.35	0.35
تاریخ طراحی صنعتی، هنر و تمدن اسلامی، طرح اشیا در تمدن ایرانی-اسلامی)	0.3	0.3	0.38	0.38
ارگونومی ۱ و ۲، طراحی ارگونومیک	0.63	0.5	0.49	0.49
مواد و روش های ساخت (چوب، فلز، پلاستیک)	0.44	0.77	0.49	0.49
اقتصاد و بازاریابی محصولات صنعتی	0.34	0.54	0.48	0.48
مجموع دروس مبانی (مبانی طراحی صنعتی، ۱ و ۲ و ۳، فرم و فضا، فرآیند طراحی صنعتی، طراحی چند رسانه ای)	0.52	0.51	0.6	0.6
خلاقیت و نوآوری	0.79	0.46	0.8	0.8
پروژه طراحی ۱ و ۲ و ۳ و ۴ و ۵ و ۶ (طراحی محصول، بسته بندی، داخلی و مبلمان، محیطی و مبلمان شهری، بیونیک، خدمات)	0.83	0.57	0.68	0.68
ارتباط با صنایع، پروژه طراحی برای صنایع، کارآموزی ۱ و ۲	0.51	0.76	1.19	1.19
آینده پژوهی در طراحی	0.69	0.51	0.81	0.81
ارزیابی محصولات صنعتی	0.38	0.44	0.48	0.48

جدول ۷: بررسی دروس طراحی با مدل شبکه عصبی مصنوعی (ANN) مبتنی بر افزایش تولید ایده‌های فراوان

ردیف	دروس طراحی	مدل شبکه عصبی مصنوعی (ANN) مبتنی بر افزایش تولید ایده‌های فراوان
۱.	پروژه طراحی ۱ و ۲ و ۳ و ۴ و ۵ و ۶ (طراحی محصول، بسته بندی، داخلی و مبلمان، محیطی و مبلمان شهری، بیونیک، خدمات)	1.68
۲.	مجموع دروس مبانی (مبانی طراحی صنعتی، ۱ و ۲ و ۳، فرم و فضا، فرآیند طراحی صنعتی، طراحی چند رسانه ای)	1.62
۳.	خلاقیت و نوآوری	1.61
۴.	مواد و روش های ساخت (چوب، فلز، پلاستیک)	1.60
۵.	آینده پژوهی در طراحی	1.59

ردیف	دروس طراحی	مدل شبکه عصبی مصنوعی (ANN) مبتنی بر افزایش تولید ایده‌های فراوان
۶.	ارتباط با صنایع، پروژه طراحی برای صنایع، کارآموزی ۱ و ۲	1.46
۷.	ارگونومی ۱ و ۲، طراحی ارگونومیک	1.24
۸.	اقتصاد و بازاریابی محصولات صنعتی	1.44
۹.	ارزیابی محصولات صنعتی	1.41
۱۰.	تاریخ طراحی صنعتی، هنر و تمدن اسلامی، طرح اشیا در تمدن ایرانی-اسلامی	1.31
۱۱.	مجموع دروس فنی (فیزیک ۱ و ۲، ۳، نقشه کشی صنعتی، طراحی فنی ۱ و ۲، رباتیک، طراحی به کمک رایانه، کارگاه دیجیتال)	1.24

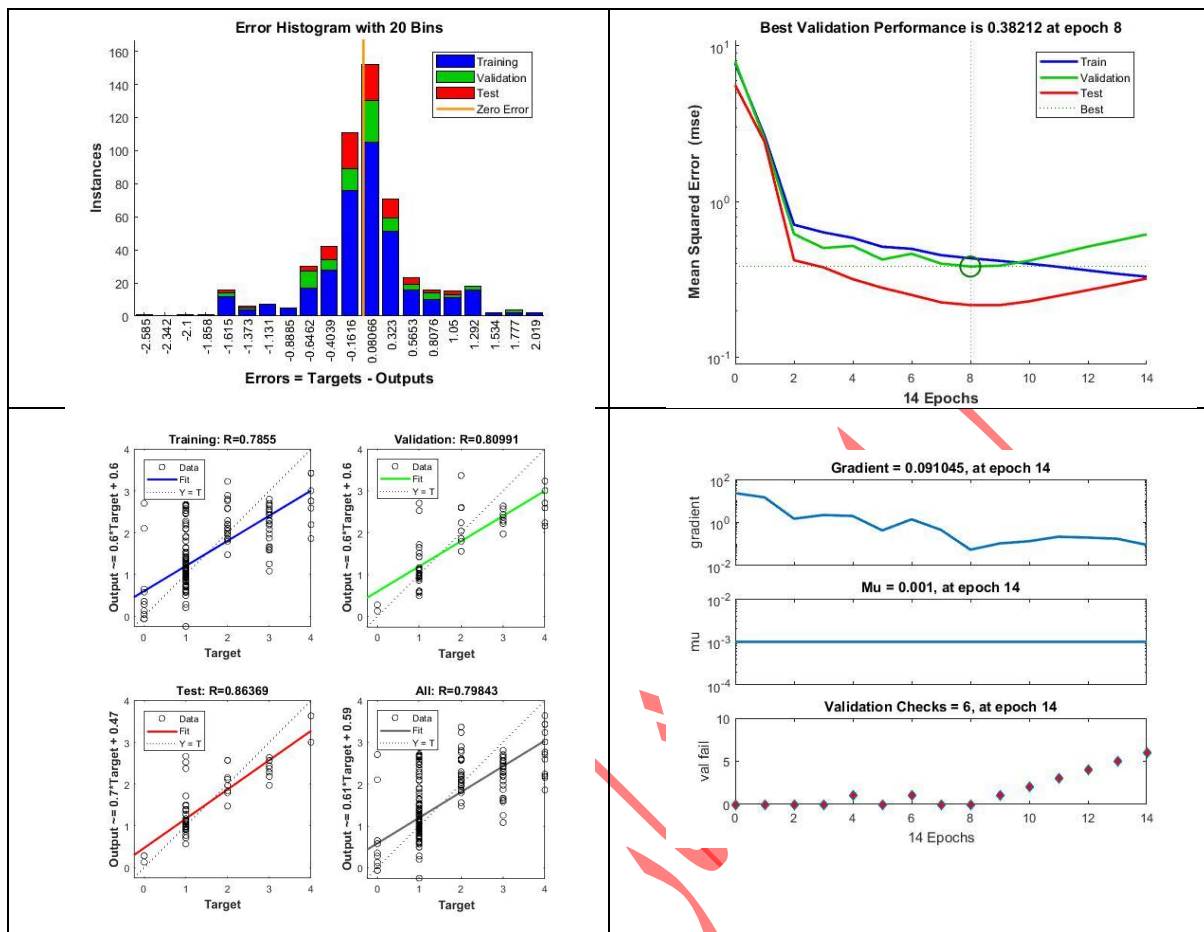
شبکه عصبی دوم: مدل هوش مصنوعی برای ایجاد خلق ایده‌های متنوع در فرایند خلاقیت

برای تبیین شبکه عصبی دوم برای پیش‌بینی میزان تاثیر اهداف برنامه درسی طراحی در زمینه خلق ایده‌های متنوع برای تحقق خلاقیت در دانشجویان، در مجموع دارای ۴ داده ورودی و یک داده به عنوان خروجی بوجود دارد. داده‌های ورودی ویژگی‌های عناصر برنامه درسی و داده‌های خروجی مولفه‌های فرصت‌گرایی دانشجویان را شامل می‌شوند. شبکه مانند نمونه پیشین طراحی گشت و در نهایت مدل شبکه عصبی مصنوعی با یک لایه پنهان و ۱۵ نرون در لایه پنهان برای بررسی تاثیر اهداف برنامه‌های درسی طراحی در تحقق خلاقیت در دانشجویان برآورد شد. در این مدل MSE (خطای میانگین مربعات) برابر با ۰,۳۸ نشان‌دهنده این است که مدل در پیش‌بینی‌ها دقت نسبی دارد. همچنین مقدار R (ضریب همبستگی) برابر با ۰,۷۸ نشان‌دهنده همبستگی متوسط بین پیش‌بینی‌های مدل و مقادیر واقعی است. این مقدار نشان می‌دهد که مدل حدود ۷۸ درصد از واریانس داده‌ها را توضیح می‌دهد (جدول ۸ و ۹).

جدول ۸: آموزش شبکه عصبی در خلق ایده‌های متنوع

noun	Number of hidenn layer	Number of neurons	Data division	training algorithm function	MSE	R	Epoch	Time
1	1	10	random	trainbr	0.62	0.86	20	0.00.02
2	1	15	random	trainbr	0.38	0.78	14	0.00.05
3	1	30	random	trainlm	0.0892	1	90	0.01.03
4	1	50	random	trainlm	0.72	0.86	10	0.00.04
5	2	35,12	random	trainlm	0.081	1	12	0.01.18
6	2	60,80	random	trainbr	0.081	1	23	0.01.34
7	2	16,10	random	trainscg	0.087	0.99	32	0.01.02
8	3	20,15,5	random	Trainscg	0.090	0.99	25	0.02.03

جدول ۹: نمودارهای عملکرد، رگرسیون، میزان خطا در متلب برای مولفه خلق ایده‌های متنوع



پس از آموزش شبکه عصبی مصنوعی ارزیابی می‌شود تا مشخص شود هر یک از دروس طراحی صنعتی فعلی تا چه میزان می‌توانند خلق ایده‌های متنوع را که یکی از مولفه‌های خلاقیت است را در دانشجویان تحقق بخشد. برای این منظور برنامه‌های درسی طراحی را که به صورت کدگذاری شده تدوین شده بود با استفاده از مدل شبکه عصبی موجود سنجیده می‌شود. نتایج بررسی دروس در جدول زیر نشان می‌دهد دروس پروژه طراحی (۱ و ۲ و ۳ و ۴ و ۵) (۶ طراحی محصول، بسته بندی، داخلی و مبلمان، محیطی و مبلمان شهری، بیونیک، خدمات) بیشترین تاثیرگذاری و درس "اقتصاد و بازاریابی محصولات صنعتی" کمترین تاثیرگذاری را در این زمینه به خود اختصاص داده است. در حالت کلی مشاهده می‌شود که اختلاف زیادی بین نتایج در میان دروس مختلف وجود دارد و این امر از اثرگذاری های متفاوت دروس با اهداف مختلف، بر تحقق مولفه‌های گوناگون خلاقیت در دانشجویان حکایت می‌کند (جدول ۱۰).

جدول ۱۰: بررسی دروس طراحی با مدل شبکه عصبی مصنوعی برای مولفه خلق ایده‌های متنوع

ردیف	دروس طراحی	مدل شبکه عصبی مصنوعی (ANN) مبتنی بر خلق ایده‌های متنوع
۱	پروژه طراحی ۱ و ۲ و ۳ و ۴ و ۵ و ۶ طراحی محصول، بسته بندی، داخلی و مبلمان، محیطی و مبلمان شهری، بیونیک، خدمات)	۱,۹۴
۲	خلاقیت و نوآوری	۱,۸۴
۳	ارتباط با صنایع، پروژه طراحی برای صنایع، کارآموزی ۱ و ۲	۱,۷۳
۴	مجموع دروس فنی (فیزیک ۱ و ۲ و ۳، نقشه کشی صنعتی، طراحی فنی ۱ و ۲، ریاضیات، طراحی به کمک رایانه، کارگاه دیجیتال)	۱,۷۱
۵	مواد و روش های ساخت (چوب، فلز، پلاستیک)	۱,۶۸
۶	مجموع دروس مبانی (مبانی طراحی صنعتی، ۱ و ۲ و ۳، فرم و فضا، فرآیند طراحی صنعتی، طراحی چند رسانه ای)	۱,۶۵
۷	ارگونومی ۱ و ۲، طراحی ارگونومیک	۱,۵۰
۸	ارزیابی محصولات صنعتی	۱,۴۶
۹	آینده پژوهی در طراحی	۱,۴۴
۱۰	تاریخ طراحی صنعتی، هنر و تمدن اسلامی، طرح اشیا در تمدن ایرانی-اسلامی)	۱,۱۱
۱۱	اقتصاد و بازاریابی محصولات صنعتی	۰,۷۸

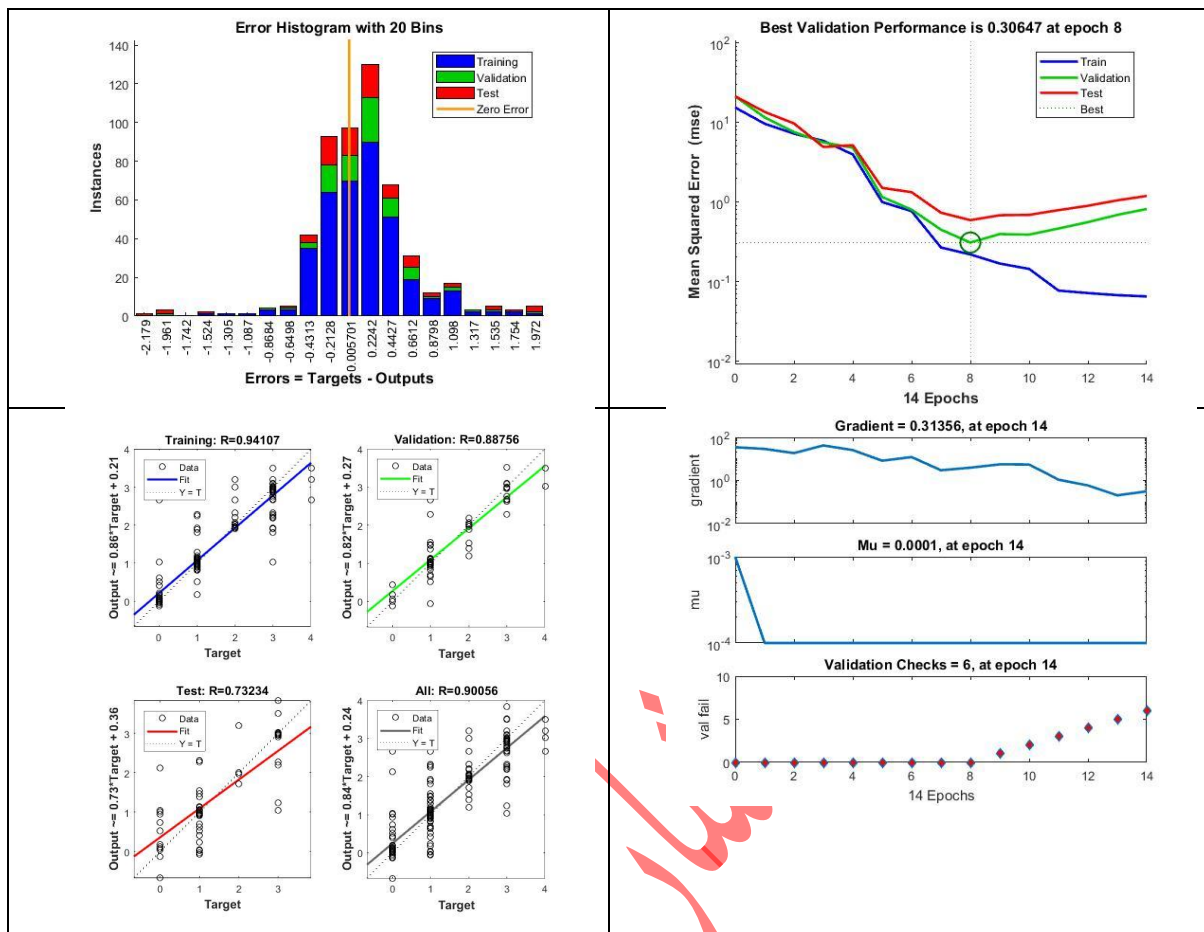
شبکه عصبی سوم: مدل هوش مصنوعی مبتنی بر ارائه ایده‌های نو و بدیع

شبکه عصبی سوم، برای پیش‌بینی میزان تاثیر اهداف برنامه درسی طراحی صنعتی در زمینه افزایش خلاقیت در نتیجه ارائه ایده‌های نو و بدیع بکار می‌رود. برای این منظور شبکه دارای ۴ ورودی و ۱ خروجی در شبکه عصبی است. طبق بررسی‌های مختلف مشاهده می‌شود مدل شبکه عصبی مصنوعی با یک لایه پنهان و ۵۰ نرون در لایه پنهان قادر است با دقتی بالا به پیش‌بینی تاثیر اهداف برنامه‌های درسی طراحی در تحقق مولفه‌های خلاقیت دانشجویان برآید. مقدار MSE برابر با ۰,۳۰ است که نشان‌دهنده میزان خطای مدل در پیش‌بینی‌هاست. هر چه مقدار MSE کمتر باشد، مدل بهتر عمل کرده است. در این مورد، MSE نسبتاً پایین است که نشان‌دهنده عملکرد خوب مدل می‌باشد. مقدار R برابر با ۰,۹۰ است که نشان‌دهنده تبیین بالای واریانس متغیر وابسته توسط مدل است. این مقدار نزدیک به ۱ نشان می‌دهد که مدل توانسته تقریباً ۹۰ درصد از واریانس داده‌ها را توضیح دهد. این نتایج نشان می‌دهد که این مدل می‌تواند گزینه مناسبی برای مسائل مشابه باشد (جدول ۱۱ و ۱۲).

جدول ۱۱: آموزش شبکه عصبی در متلب برای مولفه ارائه ایده‌های نو و بدیع

noun	Number of hidden layer	Number of neurons	Data division	training algorithm function	MSE	R	Epoch	Time
1	1	10	Random	trainbr	0.67	0.81	19	0.00.01
2	1	20	Random	trainbr	0.37	0.86	25	0.00.05
3	1	45	Random	trainlm	0.42	0.95	14	0.00.04
4	1	50	Random	trainlm	0.30	0.90	14	0.00.04
5	2	12, 63	Random	trainlm	0.68	0.78	12	0.01.10
6	2	10, 150	random	trainbr	0.81	0.65	۱۲	0.02.10
7	2	10, 35	random	trainscg	0.78	0.89	۶۳	0.02.02
8	3	100, 25, 30	random	trainscg	0.90	۰.۸۹	۳۲	0.02.43

جدول ۱۲: نمودارهای عملکرد، رگرسیون، میزان خطا در متلب برای ارائه ایده‌های نو و بدیع



برنامه‌های درسی طراحی صنعتی را که به صورت کدگذاری شده تدوین شده بود با استفاده از مدل شبکه عصبی موجود سنجیده می‌شود. نتایج بررسی دروس در جدول زیر نشان می‌دهد خلاقیت و نوآوری بیشترین تاثیرگذاری و درس "تاریخ طراحی صنعتی، هنر و تمدن اسلامی، طرح اشیا در تمدن ایرانی-اسلامی" کمترین تاثیرگذاری را در این زمینه به خود اختصاص داده است. در حالت کلی مشاهده می‌شود که اختلاف زیادی بین میزان تاثیرگذاری در بخش ارائه ایده‌های نو و بدیع در میان دروس مختلف وجود دارد و این امر از اثرگذاری‌های متفاوت دروس مختلف بر تحقق مولفه‌های گوناگون در دانشجویان حکایت می‌کند (جدول ۱۳).

جدول ۱۳: بررسی دروس طراحی با مدل شبکه عصبی مصنوعی برای ارائه ایده‌های نو و بدیع

ردیف	دروس طراحی	مدل شبکه عصبی مصنوعی (ANN) مبتنی ارائه ایده‌های نو و بدیع
۱	خلاقیت و نوآوری	۱,۸۹
۲	پروژه طراحی ۱ و ۲ و ۳ و ۴ و ۵ و ۶ طراحی محصول، بسته بندی، داخلی و مبلمان، محیطی و مبلمان شهری، بیونیک، خدمات)	۱,۷۸
۳	آینده پژوهی در طراحی	۱,۶۵
۴	مجموع دروس فنی (فیزیک ۱ و ۲، نقشه کشی صنعتی، طراحی فنی ۱ و ۲، رباتیک، طراحی به کمک رایانه، کارگاه دیجیتال)	۱,۶۲
۵	ارتباط با صنایع، پروژه طراحی برای صنایع، کارآموزی ۱ و ۲	۱,۴۹

۶	مجموع دروس مبانی (مبانی طراحی صنعتی، ۱ و ۲ و ۳، فرم و فضا، فرآیند طراحی صنعتی، طراحی چند رسانه ای)	۱,۴۳
۷	ارگونومی ۱ و ۲، طراحی ارگونومیک	۱,۳۹
۸	مواد و روش های ساخت (چوب، فلز، پلاستیک)	۱,۳۳
۹	ارزیابی محصولات صنعتی	۱,۲۵
۱۰	اقتصاد و بازاریابی محصولات صنعتی	۱,۱۹
۱۱	تاریخ طراحی صنعتی، هنر و تمدن اسلامی، طرح اشیا در تمدن ایرانی-اسلامی	۱,۱۵

بررسی تأثیر دروس طراحی بر مؤلفه‌های خلاقیت با استفاده از مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی نشان می‌دهد که دروس مختلف، اثرات متفاوتی بر جنبه‌های گوناگون خلاقیت دارند. در مدل شبکه عصبی مصنوعی مبتنی بر افزایش تولید ایده‌های فراوان، درس "پروژه طراحی ۱ و ۲ و ۳ و ۴ و ۵ و ۶ (طراحی محصول، بسته بندی، داخلی و مبلمان، محیطی و مبلمان شهری، بیونیک، خدمات)" (۱,۶۸) بیشترین تأثیر را در افزایش کمیت ایده‌ها داشته است، در حالی که درس "مجموع دروس فنی (فیزیک ۱ و ۲، نقشه کشی صنعتی، طراحی فنی ۱ و ۲، رباتیک، طراحی به کمک رایانه، کارگاه دیجیتال)" (۱,۲۴) کمترین تأثیر را در این زمینه نشان می‌دهد. در مدل مبتنی بر خلق ایده‌های متنوع، دروس "پروژه طراحی ۱ و ۲ و ۳ و ۴ و ۵ و ۶ طراحی محصول، بسته بندی، داخلی و مبلمان، محیطی و مبلمان شهری، بیونیک، خدمات)" (۱,۹۴) با ارائه دیدگاه‌ها و زمینه‌های مختلف در فرایند انجام طراحی، بیشترین تأثیر را در ایجاد تنوع در ایده‌ها داشته‌اند، اما درس "اقتصاد و بازاریابی محصولات صنعتی" (۰,۷۸) کمترین تأثیر را در این مدل داشته است. در نهایت، در مدل مبتنی بر ارائه ایده‌های نو و بدیع، درس "خلاقیت و نوآوری" (۱,۸۹) با تمرکز بر زمینه‌های خلاقانه، بیشترین تأثیر را در ایجاد ایده‌های نوآورانه داشته‌اند، در حالی که درس "تاریخ طراحی صنعتی، هنر و تمدن اسلامی، طرح اشیا در تمدن ایرانی-اسلامی" (۱,۱۵) کمترین تأثیر را در این مدل نشان می‌دهد.

بحث

مطالعه حاضر مدلی کارآمد برای توسعه مدل آموزش خلاقیت در دانشجویان طراحی صنعتی را ارائه داد. دو هدف اصلی این پژوهش عبارتند از: ۱) استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی برای اندازه‌گیری مؤلفه‌های آموزش خلاقیت، و ۲) تبیین مؤلفه‌های خاص آموزش خلاقیت در دانشجویان طراحی صنعتی با استفاده از روش ترکیبی SEM-ANN.

شبکه عصبی مصنوعی برای آموزش خلاقیت در دانشجویان طراحی صنعتی

مطالعه حاضر با هدف تحلیل آموزش خلاقیت مبتنی بر هوش مصنوعی نشان داد یادگیری ماشین با کشف الگوهای پنهان در داده‌ها، امکان ارزیابی و پیش‌بینی مؤلفه‌های خلاقیت را فراهم می‌کند (Gerken & Volkwein, 2000). مدل پیشنهادی برای دانشجویان طراحی صنعتی نسبت به مدل‌های پیشین مزایای قابل توجهی دارد. در پاسخ به سؤال اول پژوهش، شبکه عصبی مصنوعی (ANN) با قابلیت یادگیری و تعمیم بالا، مدلی برای تحلیل روابط غیرخطی بین مؤلفه‌های آموزش خلاقیت بدون نیاز به اندازه‌گیری مستقیم ارائه می‌دهد (Cobos, 2017). داده‌های پرسشنامه‌ها (n=528) با MATLAB پردازش شدند. سه مدل پرسپترون چندلایه با الگوریتم‌های لوونبرگ-مارکوارت، گرادیان مزدوج و نزول گرادیان آموزش دیدند که مدل بهینه با الگوریتم لوونبرگ-مارکوارت انتخاب گردید. دقت مدل با میانگین مربعات خطا (MSE) و ضریب همبستگی معنادار تأیید شد. هیستوگرام باقیمانده‌ها توزیع نرمال را نشان داد که بیانگر توانایی مدل در تحلیل مؤلفه‌های آموزش خلاقیت است. هر سه مدل ANN قابلیت تحلیل همزمان کلیه عوامل مؤثر بر آموزش خلاقیت را دارند و با شناسایی الگوهای پیچیده، نتایجی نزدیک به واقعیت تولید می‌کنند. این رویکرد نسبت به مدل‌های آماری سنتی (محدود به روابط خطی و مؤلفه‌های منتخب) برتری محسوسی نشان می‌دهد. ویژگی منحصر به فرد مدل حاضر، قابلیت یادگیری پویا با ورود داده‌های جدید است که با حفظ اطلاعات قبلی، به تغییرات

محیطی و ویژگی‌های خاص دانشجویان طراحی صنعتی در بستر ایران واکنش انعطاف‌پذیر نشان می‌دهد. این نخستین مدل اختصاصی توسعه‌یافته در این حوزه است.

مدل ترکیبی SEM-ANN برای درک عوامل آموزش خلاقیت

علیرغم مزایای مدل شبکه عصبی مصنوعی در تحلیل آموزش خلاقیت، محدودیت‌های آن ما را به استفاده از روش ترکیبی SEM-ANN سوق داد. این رویکرد دو مرحله‌ای با تلفیق تحلیل آماری SEM و قابلیت‌های پیش‌بینی ANN، درک جامع‌تری ارائه می‌دهد و اعتبار نتایج را افزایش می‌کند (Rodríguez-Ardura & Meseguer-Artola, 2020). داده‌های پرسشنامه‌ها در SPSS با SEM تحلیل شدند. نتایج نشان داد سه بُعد «افزایش تولید ایده‌های فراوان»، «خلق ایده‌های متنوع» و «ارائه ایده‌های نو و بدیع» تأثیر معنادار بر آموزش خلاقیت دارند، درحالی‌که بُعد «توجه به جزئیات» تأثیر قابل‌توجهی نداشت (ضرایب مسیر: ۰,۴۴۹، ۰,۵۸۶، ۰,۳۰۳، ۰,۰۸۸-). بنابراین داده‌های این بُعد از ورودی ANN حذف شدند تا مدلی با خطای کمتر و کارایی بالاتر ایجاد شود.

یافته‌ها با پژوهش‌های کلیدی خلاقیت همسو است که بر اهمیت تفکر واگرا، تنوع ایده‌پردازی و نوآوری تأکید دارند (Cropley, 2006; Guilford, 1967; Runco & Acar, 2012; Torrance, 1974). این رویکرد با روش‌های آموزشی مبتنی بر پروژه در طراحی سازگار است (Goldschmidt & Tatsa, 2005; Sawyer, 2018). اگرچه برخی مطالعات نقش جزئیات در خلاقیت کاربردی را برجسته می‌دانند (Baer, 2010; Weisberg, 2006)، در آموزش طراحی صنعتی تأکید زود هنگام بر جزئیات می‌تواند مانع خلاقیت شود (Goldschmidt, 2016). پژوهش‌های جدید نشان می‌دهند محیط‌های یادگیری باز با فرصت‌های تجربی، رشد خلاقیت را تسهیل می‌کنند (Barrett et al., 2015; Choi et al., 2021)، درحالی‌که محیط‌های محدودکننده آن را سرکوب می‌نمایند (Amabile, 1996).

در مجموع، نتایج این پژوهش تأکید می‌کند که برنامه‌های درسی طراحی باید بر تقویت تولید ایده‌های فراوان، تنوع ایده‌ها و نوآوری تمرکز داشته باشند و در مراحل اولیه آموزش خلاقیت، تأکید بر جزئیات را به حداقل برسانند. این رویکرد می‌تواند به پرورش دانشجویانی منجر شود که توانایی حل مسئله، نوآوری و ایده‌پردازی در سطح بالاتری دارند. با این حال، لازم است در مراحل بعدی آموزش، مهارت‌های توجه به جزئیات و عملیاتی‌سازی ایده‌ها نیز تقویت شود تا خلاقیت به نتایج کاربردی و اجرایی منجر گردد. این رویکرد ترکیبی، همسو با توصیه‌های پژوهشگران معاصر، می‌تواند به توسعه آموزش خلاقیت در رشته‌های طراحی و معماری کمک شایانی نماید.

پیامدهای آموزشی

با توجه به نتایج به‌دست‌آمده و اهمیت ابعاد کلیدی مؤثر در آموزش خلاقیت دانشجویان رشته طراحی صنعتی، مؤسسات آموزشی و دانشگاه‌ها می‌توانند از فناوری‌های هوش مصنوعی، به‌ویژه شبکه‌های عصبی مصنوعی (ANN)، به عنوان ابزاری مؤثر برای ارتقای کیفیت فرآیند آموزشی بهره‌مند شوند. این فناوری‌ها امکان تحلیل جامع و دقیق وضعیت فعلی آموزش را فراهم می‌کنند و با پیش‌بینی میزان رشد خلاقیت در دانشجویان، به مدیران آموزشی کمک می‌کنند تا سیاست‌ها و برنامه‌های خود را به گونه‌ای تنظیم کنند که بیشترین تأثیر مثبت را بر توسعه مهارت‌های خلاقانه دانشجویان داشته باشد.

کاربردهای اصلی مدل ANN در این زمینه شامل دو بخش است: اول، ارزیابی و تحلیل شرایط موجود آموزش خلاقیت و محیط دانشگاهی با هدف شناسایی نقاط قوت و ضعف؛ دوم، پیش‌بینی روند رشد خلاقیت در محیط آموزشی در آینده بر اساس داده‌ها

و شرایط کنونی. این پیش‌بینی‌ها به مدیران این امکان را می‌دهد که برنامه‌های آموزشی را با توجه به نیازها و ویژگی‌های خاص دانشجویان طراحی صنعتی بازنگری و بهینه‌سازی کنند و موانع احتمالی در مسیر آموزش خلاقیت را برطرف نمایند. برای نمونه، اصلاح محتوای دروس، به‌روزرسانی روش‌های تدریس، ارتقای امکانات آموزشی و توسعه فعالیت‌های فوق‌برنامه می‌تواند به افزایش توانمندی‌های خلاقانه دانشجویان کمک کند.

در نهایت، بهره‌گیری از این رویکرد هوشمند و مبتنی بر داده، بستر مناسبی برای بهبود کیفیت آموزش طراحی صنعتی و تربیت دانشجویانی خلاق، نوآور و با انگیزه فراهم می‌آورد که توانایی حل مسائل پیچیده و ارائه ایده‌های نوآورانه را در سطح بالاتری دارند. این امر نه تنها تجربه یادگیری دانشجویان را بهبود می‌بخشد، بلکه می‌تواند به ارتقای جایگاه دانشگاه و موفقیت‌های علمی و حرفه‌ای فارغ‌التحصیلان منجر شود.

پیامدهای پژوهشی

این مدل به طور خاص ویژگی‌ها و ابعاد مختلف مؤثر بر آموزش خلاقیت در دانشجویان طراحی صنعتی را با استفاده از ابزارهای هوش مصنوعی بررسی می‌کند. بنابراین، با در نظر گرفتن تمامی عوامل مؤثر آموزش خلاقیت دانشجویان طراحی صنعتی، مدلی جامع برای ارزیابی و پیش‌بینی آموزش خلاقیت در محیط آکادمیک ارائه می‌دهد. این در حالی است که مدل‌های پیشین نه تنها به طور اختصاصی برای حوزه طراحی صنعتی توسعه نیافته بودند، بلکه جامعیت لازم برای پوشش همه عوامل مؤثر بر آموزش خلاقیت را نیز نداشتند. در این مدل، استفاده از فناوری هوش مصنوعی امکان تحلیل جامع مؤلفه‌ها و همچنین شخصی‌سازی مدل نهایی برای دانشجویان طراحی صنعتی را فراهم آورده است.

توانایی یادگیری و قابلیت تعمیم مدل شبکه عصبی مصنوعی (ANN) ویژگی منحصر به فردی را برای مدل آموزشی فعلی فراهم کرده است. مدل ANN آموزش خلاقیت، برخلاف مدل‌های موجود که حالت ایستا و تغییرناپذیر دارند، می‌تواند در طول زمان آموزش ببیند و با مشاهده داده‌های ورودی جدید که ناشی از تغییرات افراد و عوامل محیطی است، مدل نهایی را بهبود بخشد. مدل ANN آموزش خلاقیت در مواجهه با اطلاعات جدید، ضمن حفظ پایداری لازم برای نگهداری اطلاعات قبلی، با انعطاف‌پذیری و سازگاری خود موارد جدید را می‌پذیرد. به این ترتیب، مدل ANN می‌تواند پویایی خود را در طول زمان حفظ کرده و واکنش‌های مناسبی به تغییرات مؤلفه‌های آموزش خلاقیت دانشجویان و شرایط محیطی دانشگاه و جامعه نشان دهد. شایان ذکر است که مدل ANN آموزش خلاقیت دانشجویان، نخستین مدل اختصاصی در حوزه طراحی صنعتی است که برای اولین بار با در نظر گرفتن ویژگی‌های خاص دانشجویان این رشته توسعه یافته است.

توسعه و تعمیم مدل آموزش خلاقیت در زمینه‌های طراحی صنعتی

با توجه به اهمیت آموزش خلاقیت در رشته طراحی صنعتی و نتایج به دست آمده از این پژوهش، لازم است که دامنه کاربرد مدل توسعه یافته فراتر از چارچوب سنتی آموزش طراحی صنعتی مورد توجه قرار گیرد. خلاقیت در طراحی صنعتی تنها به خلق محصولات فیزیکی محدود نمی‌شود؛ بلکه می‌تواند در حوزه‌های مرتبط مانند طراحی خدمات، سامانه‌های ترکیبی محصول-خدمت و فرایندهای نوآورانه در سازمان‌ها به کار گرفته شود.

مدل ترکیبی معادلات ساختاری و شبکه عصبی ارائه شده در این پژوهش، به دلیل بهره‌گیری از توانمندی‌های پیش‌بینی و انعطاف‌پذیر بودن، امکان تعمیم و انطباق با چارچوب‌های آموزشی گسترده‌تر را داراست. این مدل می‌تواند به عنوان ابزاری کارآمد در طراحی و بهبود برنامه‌های درسی نه تنها برای توسعه مهارت‌های طراحی محصول، بلکه در تقویت خلاقیت در طراحی

خدمات و سامانه‌های ترکیبی نیز به کار گرفته شود. بنابراین، آینده پژوهش در این حوزه می‌تواند شامل بسط مدل برای پوشش گسترده‌تر جنبه‌های متنوع طراحی صنعتی و میان‌رشته‌ای باشد.

از طرفی، با توجه به روند رو به رشد فناوری‌های هوش مصنوعی و شبکه‌های عصبی در زمینه آموزش‌های خلاقانه، استفاده از چنین مدل‌های ترکیبی می‌تواند به برنامه‌ریزان آموزشی کمک کند تا با تحلیل داده‌های آموزشی به صورت دقیق‌تر، کیفیت و اثربخشی فرایندهای یادگیری را در حوزه‌های گوناگون طراحی افزایش دهند. این امر به ویژه در پروژه‌های طراحی صنعتی که نیازمند تعامل میان محصول، خدمات و سامانه‌های چندوجهی هستند، کاربردی و اثربخش خواهد بود.

محدودیت‌ها و پژوهش‌های آینده

این پژوهش دارای محدودیت‌هایی است که در تحقیقات آینده باید به آن‌ها توجه شود. به طور خاص، این مطالعه در یک رشته طراحی صنعتی و در میان تعداد محدودی (۵۲۸ نفر) و در یک بازه زمانی مشخص انجام شده است و مدل آموزش خلاقیت دانشجویان طراحی صنعتی را بر اساس آن تعمیم داده است؛ بنابراین، تحقیقات آینده باید بتواند در جامعه آماری بزرگتری را از نظر تعداد و بازه زمانی در نظر گیرد تا نتایج مدل جامع‌تر و قابل تعمیم‌تر باشد. از نظر روش‌شناسی نیز، می‌توان از الگوریتم‌ها و توابع فعال‌سازی مختلف در شبکه‌های عصبی مصنوعی برای آزمون داده‌ها استفاده کرد. همچنین، امکان ترکیب شبکه‌های عصبی مصنوعی با سایر روش‌های آماری سنتی وجود دارد تا نتایج بهتری حاصل شود، نقاط قوت هر روش تقویت و نقاط ضعف آن‌ها پوشش داده شود.

نتیجه‌گیری

در این پژوهش، مدلی جامع و پیشرفته برای ارزیابی آموزش خلاقیت در دانشجویان طراحی صنعتی ارائه شده است. این مدل بر پایه ترکیب روش مدل‌سازی معادلات ساختاری و شبکه عصبی مصنوعی توسعه یافته است تا عوامل مؤثر بر آموزش خلاقیت را به صورت دقیق و چندبعدی تحلیل کند. تحلیل‌های انجام شده با استفاده از SEM، فرضیات پژوهش را مورد آزمون قرار داده و روابط میان مؤلفه‌های تأثیرگذار بر آموزش خلاقیت دانشجویان طراحی صنعتی را اولویت‌بندی و استخراج نموده است. علاوه بر این، با بهره‌گیری از مدل‌های هوش مصنوعی، میزان تأثیرگذاری هر یک از دروس بر تحقق مؤلفه‌های مختلف آموزش خلاقیت نیز اندازه‌گیری شده است که این امکان را فراهم می‌آورد تا بتوان تأثیر دروس در دست تدوین را بر تحقق این مؤلفه‌ها پیش‌بینی کرد.

نتایج حاصل از مدل شبکه عصبی مصنوعی توانایی پیش‌بینی روند آموزش خلاقیت در آینده را دارا بوده و به عنوان مدلی قوی، دقیق و کارآمد در زمینه پیش‌بینی شناخته می‌شود. داده‌های آماری نشان می‌دهد که این سیستم ترکیبی قادر است حجم بالایی از داده‌ها و روابط پیچیده و غیرخطی میان متغیرها را با دقت و عملکرد مطلوب تحلیل نماید. این مدل، با توجه به قابلیت‌های منحصر به فرد خود، ابزاری ارزشمند برای مدیران آموزشی به شمار می‌رود و استفاده از روش‌های ترکیبی-SEM-ANN را برای پوشش جامع‌تر و عمیق‌تر ابعاد آموزش خلاقیت توصیه می‌کند. همچنین، این مدل قابلیت تعمیم و پیاده‌سازی در دانشگاه‌های مختلف و در رشته‌های دانشگاهی دیگر را داراست و می‌تواند به عنوان الگویی کارآمد برای اندازه‌گیری و پیش‌بینی آموزش خلاقیت در سایر حوزه‌های علمی مورد استفاده قرار گیرد.

در نهایت، این رویکرد هوشمند مبتنی بر داده، زمینه‌ساز بهبود کیفیت آموزش در رشته طراحی صنعتی بوده و به تربیت دانشجویانی خلاق، نوآور و با انگیزه کمک می‌کند که توانایی حل مسائل پیچیده و ارائه ایده‌های نوآورانه را در سطح بالاتری دارند. این امر نه تنها موجب ارتقای تجربه یادگیری دانشجویان می‌شود، بلکه می‌تواند به افزایش موفقیت‌های علمی و حرفه‌ای فارغ‌التحصیلان و ارتقای جایگاه دانشگاه نیز منجر گردد.

SEM: Structural Equation Modeling (مدل‌سازی معادلات ساختاری)

ANN: Artificial Neural Network (شبکه عصبی مصنوعی)

MSE: Mean Squared Error (خطای میانگین مربعات)

R: Correlation Coefficient (ضریب همبستگی)

NFTOOL: Neural Network Toolbox (جعبه‌ابزار شبکه عصبی متلب)

SPSS: Statistical Package for the Social Sciences (نرم‌افزار تحلیل آماری)

SmartPLS: Software for Partial Least Squares Structural Equation Modeling (نرم‌افزار مدلسازی معادلات ساختاری حداقل مربعات جزئی)

MLP: Multi-Layer Perceptron (پرسپترون چندلایه)

AVE: Average Variance Extracted (میانگین واریانس استخراج شده)

Cronbach's Alpha: (ضریب آلفای کرونباخ) معیار پایایی

Rho_A: شاخص پایایی داخلی

Bootstrapping: روش نمونه‌گیری مجدد آماری

t-value: (آزمون فرض) t آماره

P-value: (سطح معناداری) p مقدار

Likert Scale: (مقیاس لیکرت) نوع پرسشنامه

Levenberg-Marquardt Algorithm: (الگوریتم لونبرگ-مارکوارت) الگوریتم بهینه‌سازی در آموزش شبکه عصبی

Polak-Ribiere: نوعی الگوریتم پس‌انتشار گرادیان مزدوج

trainlm, traincgp, traingdx: توابع آموزش شبکه عصبی در متلب

MLP: Multi-Layer Perceptron (پرسپترون چندلایه)

- Aghaei, S., Shahbazi, Y., Pirbabaei, M., & Beyti, H. (2023). A hybrid SEM-neural network method for modeling the academic satisfaction factors of architecture students. *Computers and Education: Artificial Intelligence*, '4', 100122. <https://doi.org/10.1016/j.caeai.2023.100122>
- Ahmad, Z., & Shahzadi, E. (2018). Prediction of students' academic performance using artificial neural network. *Bulletin of Education and Research*, '40'(3), 157–164.
- Alnagar, D. K. F. (2020). Using artificial neural network to predicted student satisfaction in e-learning. *American Journal of Applied Mathematics and Statistics*, '8'(3), 90–95.
- Amabile, T. M. (1996). *'Creativity in context'*. Westview Press.
- Baer, J. (1988). Long term effects of creativity training with middle school students. *Journal of Early Adolescence*, '8', 183-193.
- Baer, J. (2010). Is creativity domain specific? In J. C. Kaufman & R. J. Sternberg (Eds.), *'The Cambridge handbook of creativity'* (pp. 321-341). Cambridge University Press.
- Barrett, P., Zhang, Y., Moffat, J., & Kobbacy, K. (2015). A holistic, multi-level analysis identifying the impact of classroom design on pupils' learning. *Building and Environment*, '89', 118-133. <https://doi.org/10.1016/j.buildenv.2015.02.013>
- Beghetto, R. A., & Kaufman, J. C. (2014). Classroom contexts for creativity. *High Ability Studies*, '25'(1), 53-69. <https://doi.org/10.1080/13598139.2014.905247>
- Benedek, M., Caliskan, G. Y., & Saretzki, J. (2025). How do creative professionals stand out? Comparing the creative potential of musicians and actors to non-artists. *Personality and Individual Differences*, '2'(7), 112993.
- Canonica, R., De Pietro, G., & Gallo, L. (2018). Neural network models: A review. *Neural Computing and Applications*, '29'(5), 1231-1245. <https://doi.org/10.1007/s00521-017-3212-4>
- Chen, L., Wang, Z., & Li, X. (2022). Hybrid SEM-ANN approach for modeling student learning outcomes in engineering education. *Computers & Education*, '180', 104423. <https://doi.org/10.1016/j.compedu.2022.104423>
- Chen, X., Zou, D., Xie, H., Cheng, G., & Liu, C. (2022). Two decades of artificial intelligence in education. *Educational Technology & Society*, '25'(1), 28–47.
- Choi, S., Lee, S., & Kim, H. (2021). The effect of open learning environments on creativity in design education. *Thinking Skills and Creativity*, '39', 100782. <https://doi.org/10.1016/j.tsc.2020.100782>
- Creely, E., & Blannin, J. (2025). Creative partnerships with generative AI. Possibilities for education and beyond. *Thinking Skills and Creativity*, '56'(13), 101727.
- Cropley, A. J. (2006). In praise of convergent thinking. *Creativity Research Journal*, '18'(3), 391-404. https://doi.org/10.1207/s15326934crj1803_13
- David, Q., & Beversdorf, D. Q. (2025). Pharmacology of cognition-focus on cognitive flexibility and creativity. In *'Encyclopedia of the human brain'* (2nd ed., Vol. 22, pp. 666-673). Academic Press.

Dineen, R., Samuel, E., & Livesey, K. (2005). The promotion of creativity in learners: Theory and practice. 'Art, Design & Communication in Higher Education', '4'(3), 155-172. <https://doi.org/10.1386/adch.4.3.155/1>

Eduard, M., Albay, D. V., & Eisma, D. V. (2025). Using design thinking for developing pre-service teachers' creativity in designing teaching plans to promote interactive learning in mathematics. 'Learning and Instruction', '96'(15), 102070.

Elhaddadi, M., & Honarbakhsh, F. (2024). 'Review and analysis of creativity techniques in industrial design'. Civilica. Retrieved from <https://civilica.com/doc/2188902/>

Fan, G., El-Shafay, A., Eftekhari, S. A., Hekmatifar, M., Toghraie, D., Mohammed, A. S., & Khan, A. (2022). A well-trained artificial neural network (ANN) using the trainlm algorithm for predicting the rheological behavior of water–Ethylene glycol/ WO3–MWCNTs nanofluid. 'International Communications in Heat and Mass Transfer', '131', 105857. <https://doi.org/10.1016/j.icheatmasstransfer.2021.105857>

Flavia, A. H. (2025). Effectiveness of virtual reality application technology for mathematical creativity. 'Computers in Human Behavior Reports', '16'(8), 100528.

Goldschmidt, G. (2016). Linkographic evidence for concurrent divergent and convergent thinking in creative design. 'Creativity Research Journal', '28'(2), 115-122. <https://doi.org/10.1080/10400419.2016.1162497>

Grønholdt, L., & Martensen, A. (2005). Analysing customer satisfaction data: A comparison of regression and artificial neural networks. 'International Journal of Market Research', '47'(2), 121-130. <https://doi.org/10.1177/147078530504700203>

Guilford, J. P. (1967). 'The nature of human intelligence'. McGraw-Hill.

Hair, J. F., Hult, G. T. M., Ringle, C., & Sarstedt, M. (2019). 'A primer on partial least squares structural equation modeling (PLS-SEM)' (2nd ed.). Sage Publications.

Henseler, J., Ringle, C. M., & Sarstedt, M. (2016). Testing measurement invariance of composites using partial least squares. 'International Marketing Review', '33'(3), 405-431. <https://doi.org/10.1108/IMR-09-2015-0214>

Iacobucci, D. (2009). Everything you always wanted to know about SEM (structural equations modeling) but were afraid to ask. 'Journal of Consumer Psychology', '19'(4), 673–680. <https://doi.org/10.1016/j.jcps.2009.07.002>

I-Shuo, C., & Choi, J. N. (2025). Industry 4.0 technologies and green creativity: Mediating roles of playful work design and leisure crafting. 'Journal of Business Research', '188'(9), 115103.

Ji, E. M., & Kim, B.-K. (2024). Creativity and collaborative performance of artists and STEM professionals. 'Technology in Society', '79'(5), 102718.

Kinicki, A. F., McKee-Ryan, X., & Schriesheim, K. (2002). Assessing the construct validity of the job descriptive index: A review and meta-analysis. 'Journal of Applied Psychology', '87'(1), 14–32.

Kline, R. B. (2018). 'Principles and practice of structural equation modeling' (4th ed.). Guilford Publications.

Kumar, S., Goudar, R. H., & Patil, R. R. (2015). Artificial neural networks: A review of applications. 'International Journal of Information Technology and Computer Science', '7'(6), 57-68. <https://doi.org/10.5815/ijitcs.2015.06.07>

- LeCun, Y., Bengio, Y., & Hinton, G. (2015). Deep learning. *'Nature'*, '521'(7553), 436-444. <https://doi.org/10.1038/nature14539>
- Lin, J. L., Liang, C., Chen, W. C., & Tsai, H. (2025). Conversion of creative potential into sports entrepreneurship. *'Thinking Skills and Creativity'*, '56'(11), 101735.
- Lippmann, R. (1987). An introduction to computing with neural nets. *'IEEE ASSP Magazine'*, '4'(2), 4–22. <https://doi.org/10.1109/MASSP.1987.1165576>
- Longo, L. (2019). Empowering qualitative research methods in education with artificial intelligence. In *'Computer supported qualitative research'* (pp. 1–21). Springer. https://doi.org/10.1007/978-3-030-31787-4_1
- Mac Mahon, J., Revez, A., Burke, M., Hogan, P., & Nyhan, M. M. (2025). Arts, creative & cultural initiatives for citizen engagement on climate action: Insights from Ireland's Creative Climate Action Fund. *'Current Research in Environmental Sustainability'*, '9'(1), 100274.
- Ma, T., Wang, Y. N., Li, Z., Hong, W., & Yang, X. (2025). Creative assets, people, and places: Rural art action practices of US nonprofit organizations. *'Journal of Rural Studies'*, '113'(11), 103476.
- Navarro, M. M., Iglesias, M. P., & Torres, P. R. (2005). A new management element for universities: satisfaction with the offered courses. *'International Journal of Educational Management'*, '19'(6), 505–526.
- Orimoloye, L. O., Sung, M. C., Ma, T., & Johnson, J. E. (2020). Comparing the effectiveness of deep feedforward neural networks and shallow architectures for predicting stock price indices. *'Expert Systems with Applications'*, '139', 112828. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2019.112828>
- Pick, H., Fahoum, N., Simone, G., & Tsoory, S. (2025). Creating together: An interbrain model of group creativity. *'Neuropsychologia'*, '207'(15), 109063.
- Rodríguez-Ardura, I., & Meseguer-Artola, A. (2020). Combining structural equation modeling and artificial neural networks to predict student satisfaction in e-learning. *'Computers & Education'*, '146', 103771. <https://doi.org/10.1016/j.compedu.2019.103771>
- Runco, M. A., & Acar, S. (2012). Divergent thinking as an indicator of creative potential. *'Creativity Research Journal'*, '24'(1), 66-75. <https://doi.org/10.1080/10400419.2012.652929>
- Sawyer, R. K. (2018). Teaching and learning how to create in schools of art and design. *'Journal of the Learning Sciences'*, '27'(1), 137-181. <https://doi.org/10.1080/10508406.2017.1381963>
- Shiyu, L., & Chengfeng, L. (2023). Promoting design thinking and creativity by making: A quasi-experiment in the information technology course. *'Thinking Skills and Creativity'*, '49', 101340. <https://doi.org/10.1016/j.tsc.2023.101340>
- Sternad Zabukovšek, S., Bobek, S., & Tominc, P. (2019). Artificial neural networks vs. structural equation modeling. *'Kybernetes'*, '48'(3), 499-514. <https://doi.org/10.1108/K-12-2017-0496>
- Suzuki, K. (2013). *'Artificial neural networks: Architectures and applications'*. BoD–Books on Demand.
- Tang, M., Liu, X., Wu, S., & Gruda, D. (2025). Creativity gain or drain: The dual association between boundary-spanning and creativity. *'Acta Psychologica'*, '252'(19), 104679.
- Torrance, E. P. (1974). *'Torrance tests of creative thinking: Norms-technical manual'*. Scholastic Testing Service.
- Umar, M. A. (2019). Student academic performance prediction using artificial neural networks: A case study. *'International Journal of Computer Applications'*, '975'(8887), 1-8.

Wang, J., Yang, W., & Yeung, M. K. (2025). Cognitive foundations in the interplay between computational thinking and creativity: A scoping review. 'Thinking Skills and Creativity', '56'(5), 101729.

Weisberg, R. W. (2006). 'Creativity: Understanding innovation in problem solving, science, invention, and the arts'. Wiley.

Zacharis, N. Z. (2016). Predicting student academic performance in blended learning using artificial neural networks. 'International Journal of Artificial Intelligence and Applications', '7'(5), 17–29.

Zhen, X., Zhang, Y., Huang, L., Sun, Z., & Xu, F. (2025). Catalyzing college students' well-being and creativity with campus outdoor spaces: A field study in China. 'Thinking Skills and Creativity', '56'(23), 101744.

Zupan, J. (1994). Introduction to artificial neural network methods: What they are and how to use them. 'Acta Chimica Slovenica', '41'(3), 327-352.

آماده انتشار فوری است

A Hybrid Approach of Structural Equation Modeling and Neural Networks for Modeling Creativity Training in Industrial Design Education*

Saeid Kaveh¹*, Sajjad Pakzad², Yaser Shahbazi³, Yazdan Movahedi⁴

1. Ph.D. Candidate, Faculty of Design, Tabriz Islamic Art University, Tabriz, Iran
2. Associate Prof., Faculty of Design, Tabriz Islamic Art University, Tabriz, Iran
3. Associate Prof., Faculty of Architecture and Urbanism, Tabriz Islamic Art University, Tabriz, Iran
4. Associate Prof., Faculty of Design, Tabriz Islamic Art University, Tabriz, Iran

Abstract

This study aims to design and develop an innovative hybrid model based on Structural Equation Modeling (SEM) and Artificial Neural Networks (ANN) to model the creativity training process in industrial design education. The research seeks to identify the key components influencing creativity training and provide a predictive framework to enhance curriculum quality in this field.

To achieve this, a combined SEM-ANN approach was implemented. Initially, Structural Equation Modeling was used to analyze the causal relationships between the four main components of Torrance's creativity model: fluency, flexibility, originality, and elaboration. SEM helped identify the critical variables within these components that have the strongest effect on creativity development. These significant factors were subsequently used as inputs for an Artificial Neural Network employing a multilayer perceptron (MLP) architecture, with the Levenberg–Marquardt algorithm applied for training the network. The study's population consisted of 528 industrial design students from multiple universities across Iran. Data collection was carried out through a questionnaire specifically designed by the researchers for this purpose.

SEM analysis revealed that three components—generating numerous ideas ($\beta=0.449$, $p<0.05$), producing diverse ideas ($\beta=0.303$, $p<0.01$), and generating original ideas ($\beta=0.181$, $p<0.05$)—had the most significant influence on creativity training. The ANN demonstrated considerable accuracy in predicting the impact of curricular elements on each component, with two models achieving a mean squared error (MSE) of 0.30 and a correlation coefficient (R) of 0.90, and a third model with MSE of 0.38 and R of 0.78. Comparative analysis showed that project-based courses played the most prominent role in fostering creativity, whereas technical courses had the least impact.

This research is groundbreaking in that it introduces the first domain-specific model in the field of industrial design education that integrates the interpretative capabilities of SEM with the predictive power of ANN. By combining these two methodologies, the hybrid model overcomes the individual limitations of each technique and offers a flexible, adaptive learning framework capable of dynamic updates as more data become available.

The findings emphasize the necessity of focusing industrial design curricula on improving ideational fluency, diversity, and innovation. The proposed model can serve as a practical tool for curriculum review and forecasting the effectiveness of educational interventions. This study opens a new avenue

* The present article is derived from the first author's doctoral dissertation titled "*Developing and Explaining a Creativity Teaching Model Focused on the Undergraduate Industrial Design Curriculum Using Artificial Intelligence*", which was conducted under the supervision of the second and third authors and with the consultation of the fourth author at Tabriz Islamic Art University.

for applying artificial intelligence to optimize creativity-oriented education and shows that combining statistical methods with machine learning can effectively influence the creativity training process and help develop higher-quality curricula.

This innovative model is particularly valuable for students and instructors in industrial design, as it helps identify strengths and weaknesses in educational programs and focus on targeted improvements.

In conclusion, this study provides valuable insights into the creative training process within industrial design education and offers a robust predictive model that educators and curriculum developers can utilize to enhance learning outcomes. The combination of advanced statistical modeling with machine learning represents a significant step forward in the application of technology to education, enabling more effective cultivation of creativity and innovation in future design professionals. This research also opens promising opportunities for further exploration of AI-driven educational tools across various disciplines focused on creative skill development.

Keywords: Structural Equation Modeling (SEM), Artificial Neural Network (ANN), Creativity Training, Industrial Design, Curriculum, AI in Education