

روش ها و کاربردهای هوش مصنوعی در معماری

امیررضا کریمی^۱، رویا کریمی^{۲*}

۱- دانشجوی کارشناسی ارشد کامپیوتر، گرایش نرم افزار، واحد ساری، دانشگاه آزاد اسلامی، ساری، ایران،

Karimiamirreza33@gmail.com

۲- دانشجوی دکتری معماری، عضو باشگاه پژوهشگران جوان و نخبگان، واحد ساری، دانشگاه آزاد اسلامی، ساری، ایران،

roya.karimi224@gmail.com

خلاصه

با پیشرفت سریع فناوری‌های هوش مصنوعی (AI) و یادگیری ماشین (ML)، حوزه معماری نیز دچار تحولات بنیادین شده است. این مقاله به بررسی روش‌ها و کاربردهای متنوع هوش مصنوعی در طراحی، تحلیل و مدیریت پروژه‌های معماری می‌پردازد. در بخش نخست، الگوریتم‌های AI شامل یادگیری ماشین و یادگیری عمیق معرفی شده و توانایی‌های آن‌ها در پردازش داده‌های پیچیده و پشتیبانی از تصمیم‌گیری طراحی توضیح داده می‌شود. در بخش دوم، کاربردهای عملی این فناوری‌ها در حوزه‌های مختلف معماری از جمله طراحی مفهومی و سه‌بعدی، بهینه‌سازی فرم و مصالح، شبیه‌سازی بررسی می‌شود. نتایج نشان می‌دهد که هوش مصنوعی نه تنها می‌تواند کارایی و خلاقیت در طراحی معماری را افزایش دهد، بلکه زمینه را برای توسعه معماری هوشمند، پایدار و مبتنی بر داده فراهم می‌کند. این مطالعه چارچوبی جامع برای پژوهشگران و معماران جهت بهره‌گیری مؤثر از AI در تمامی مراحل طراحی و ساخت ارائه می‌دهد.

کلمات کلیدی: هوش مصنوعی، یادگیری ماشین، معماری هوشمند، طراحی پایدار، شبیه‌سازی معماری

۱. مقدمه

صنعت ساختمان و ساخت‌وساز به تدریج اما به طور مستمر در حال تحول است و فناوری‌های نوینی همچون دوقلوی دیجیتال (Digital Twin - DT)، مدل‌سازی اطلاعات ساختمان (BIM)، هوش مصنوعی (AI)، اینترنت اشیا (IoT) و عینک هوشمند (Smart Vision - SV) را برای ارتقای بیشتر بهره‌وری، دقت، ایمنی و کارایی محیط‌های ساخته‌شده به کار می‌گیرد. «صنعت ۴.۰» یا انقلاب صنعتی چهارم، به معنای دگرگونی روش‌های سنتی صنعت و تولید به سیستم‌های هوشمند خودکار با بهره‌گیری از فناوری‌های دیجیتال پیشرفته است. بر همین اساس، «ساخت‌وساز ۴.۰» را می‌توان همگرایی سیستم‌های تولید صنعتی پیشرفته، سامانه‌های سایبر-فیزیکی و فناوری‌های دیجیتال و محاسباتی دانست که فرایند طراحی، ساخت، بهره‌برداری و نگهداری ساختمان‌ها و زیرساخت‌ها را با رویکردی چرخشی و پایدار بازتعریف می‌کند. [1]

سیستم‌های تولید صنعتی شامل چاپ سه‌بعدی و مونتاژ، پیش‌ساختگی و تولید خارج از سایت هستند. سامانه‌های سایبر-فیزیکی شامل اینترنت اشیا، ربات‌ها، همکارربات‌ها (Cobots) و محرک‌ها می‌شوند و فناوری‌های دیجیتال و محاسباتی شامل BIM، هوش مصنوعی، یادگیری ماشین (ML)، یادگیری عمیق (DL)، رایانش ابری، کلان‌داده و تحلیل داده،



بلاکچین، واقعیت افزوده (AR) و دوقلوهای دیجیتال هستند. این دگرگونی دیجیتال منجر به تولید حجم عظیمی از داده‌ها می‌شود که تحلیل نظام‌مند و مدل‌سازی پیش‌بینانه آن‌ها می‌تواند به تولید طراحی‌های نوآورانه معماری و سازه‌ای، ارتقای ایمنی در ساخت و بهره‌برداری، کاهش انرژی مصرفی (نهفته و عملیاتی)، کاهش هزینه‌های ساخت و نگهداری، افزایش سرعت ساخت، بهبود بازگشت سرمایه و در نهایت ارتقای پایداری منجر شود [2].

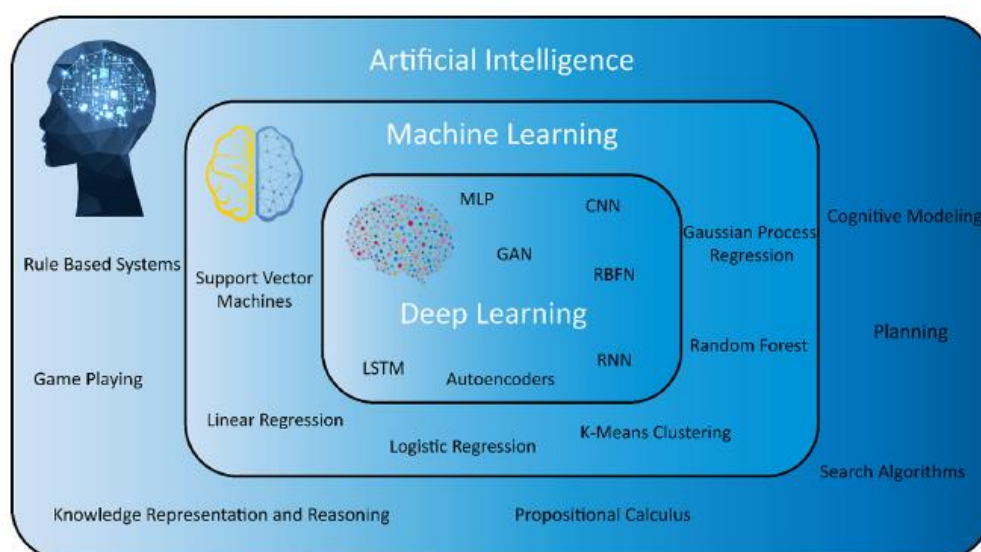
با این حال، تحلیل چنین حجم عظیمی از داده‌ها و شناسایی الگوها توسط انسان یا نرم‌افزارهای سنتی مبتنی بر قوانین از پیش تعریف‌شده امکان‌پذیر نیست. در اینجا است که توانایی هوش مصنوعی در پردازش داده‌های کلان، شناسایی الگوها و ایجاد مدل‌های آماری در مقیاس وسیع به‌عنوان یکی از کلیدی‌ترین محرک‌های ساخت‌وساز ۴.۰ مطرح می‌شود.

هوش مصنوعی مفهومی است که نخستین بار در دهه ۱۹۴۰ معرفی شد و به‌طور کلی به‌عنوان علم توسعه ماشین‌ها یا برنامه‌های رایانه‌ای هوشمند برای شبیه‌سازی هوش انسانی تعریف می‌شود. [3] در سال‌های اخیر، حوزه AI پیشرفت‌های چشمگیری در زمینه‌هایی همچون بینایی ماشین، رباتیک، خودروهای خودران، ترجمه زبان، بازی‌سازی، تشخیص پزشکی، بازشناسی گفتار و طراحی مولد داشته است. فناوری‌های محوری در پس این دستاوردها، یادگیری ماشین و یادگیری عمیق هستند [4].

یادگیری ماشین شاخه‌ای از هوش مصنوعی است که در آن پیش‌بینی‌ها بر اساس داده‌های گذشته انجام می‌گیرد. این روش با تبدیل داده‌ها به الگوهای معنادار، قادر است نمایش‌های مفیدی از داده‌ها را یاد بگیرد [5]. یادگیری عمیق زیرشاخه‌ای از یادگیری ماشین است که از لایه‌های متعدد عناصر محاسباتی ساده و قابل تنظیم (شبکه‌های عصبی) برای تحلیل داده‌ها استفاده می‌کند. امروزه، شبکه‌های عصبی پیچشی (CNN) به دلیل توان پردازشی بالای رایانه‌ها به‌طور گسترده در حوزه‌هایی چون بازشناسی تصویر و گفتار، سنتز تصویر و گفتار و ترجمه ماشینی به‌کار گرفته می‌شوند. [6]

در سال‌های اخیر، کاربردهای متعددی از AI، ML و DL در صنعت ساخت‌وساز محقق شده است. این امر ناشی از افزایش توان محاسباتی پردازنده‌های گرافیکی (GPU)، در دسترس بودن الگوریتم‌های پیشرفته یادگیری، و سهولت پیاده‌سازی آن‌ها از طریق زبان‌های برنامه‌نویسی و کتابخانه‌های رایج بوده است. [7]

این مقاله با هدف مرور روش‌های استفاده از هوش مصنوعی در معماری تنظیم شده است.



شکل ۱. حوزه‌های هوش مصنوعی، یادگیری ماشینی، یادگیری عمیق و الگوریتم‌های پرکاربرد (منبع: Baduge et al, 2022).



۲- مبانی نظری پژوهش

۲-۱- یادگیری ماشین

یادگیری ماشین (Machine Learning) زیرشاخه‌ای از هوش مصنوعی است که در آن رایانه با مشاهده مجموعه‌ای از داده‌ها، مدلی ایجاد می‌کند که قادر به حل مسائل یا پیش‌بینی در شرایط مشابه است. یادگیری ماشین با رویکرد برنامه‌نویسی سنتی متفاوت است. در برنامه‌نویسی سنتی، قوانین و دستورالعمل‌ها به صورت صریح در قالب کد نوشته می‌شوند، اما در یادگیری ماشین، داده‌ها مبنای ایجاد مدل‌های پیش‌بینی‌کننده هستند و این مدل‌ها سپس می‌توانند برای پیش‌بینی داده‌های جدید و ناشناخته مورد استفاده قرار گیرند [8].

در بسیاری از مسائل پیچیده، طراحی یک برنامه مبتنی بر قواعد از پیش تعریف‌شده بسیار دشوار یا حتی غیرممکن است. در این موارد، الگوریتم‌های یادگیری ماشین می‌توانند راه‌حل مناسبی باشند، مشروط بر آنکه داده‌های کافی و مرتبط در دسترس باشد [9].

مدل‌های یادگیری ماشین را می‌توان به شیوه‌های مختلف دسته‌بندی کرد. یکی از رایج‌ترین روش‌های طبقه‌بندی، بر اساس میزان نظارت در فرایند آموزش مدل است. بر این اساس، سه گروه اصلی یادگیری نظارت‌شده^۱، یادگیری بدون نظارت^۲، و یادگیری تقویتی^۳ مطرح می‌شوند [10].

در یادگیری نظارت‌شده، مجموعه داده شامل پیش‌بینی‌ها (ویژگی‌ها) و نتایج مورد انتظار (برچسب‌ها) است. مدل ابتدا با داده‌های برچسب‌دار آموزش می‌بیند و سپس می‌تواند پیش‌بینی‌های جدیدی برای داده‌های ناشناخته انجام دهد. دو وظیفه اصلی در این دسته عبارت‌اند از:

طبقه‌بندی^۴: پیش‌بینی یک برچسب گسسته

رگرسیون^۵: پیش‌بینی یک مقدار پیوسته. [11]

از الگوریتم‌های پرکاربرد در این حوزه می‌توان به k-نزدیک‌ترین همسایه‌ها (kNN)، ماشین بردار پشتیبان (SVM)، رگرسیون لجستیک، رگرسیون خطی و شبکه‌های عصبی اشاره کرد.

در یادگیری بدون نظارت، داده‌ها فاقد برچسب بوده و هدف، کشف الگوها و ساختارهای پنهان در داده‌ها است. کاربردهای رایج شامل خوشه‌بندی^۶، تشخیص ناهنجاری، کاهش ابعاد و مصورسازی داده‌ها است. یادگیری تقویتی روشی است که در آن مدل (عامل یادگیرنده) با تعامل مداوم با محیط، از طریق پاداش برای رفتار مطلوب و جریمه برای رفتار نامطلوب، راهبرد بهینه (سیاست تصمیم‌گیری) را می‌آموزد. [12]

۲-۲- یادگیری عمیق

یادگیری عمیق (Deep Learning) زیرشاخه‌ای از یادگیری ماشین است که عمدتاً بر مطالعه شبکه‌های عصبی مصنوعی با بیش از یک لایه پنهان متمرکز است. در این الگوریتم‌ها، مسیر محاسباتی از ورودی‌ها تا خروجی‌ها شامل چندین گام متوالی بوده و امکان استخراج نمایش‌های پیچیده از داده‌ها فراهم می‌شود. [13]

در مقایسه با الگوریتم‌های متداول یادگیری ماشین، روش‌های یادگیری عمیق به‌ویژه برای داده‌های با ابعاد بالا همچون تصاویر، ویدئوها و داده‌های صوتی مناسب‌تر هستند. دلیل این امر وجود مسیرهای محاسباتی طولانی و چندلایه در این

¹ (Supervised Learning)

² (Unsupervised Learning)

³ (Reinforcement Learning)

⁴ (Classification)

⁵ (Regression)

⁶ (Clustering)



مدل‌ها است که امکان پردازش الگوهای پیچیده را فراهم می‌سازد [14].

از جمله الگوریتم‌های پرکاربرد یادگیری عمیق در صنعت ساختمان و ساخت می‌توان به موارد زیر اشاره کرد:
شبکه‌های عصبی پیشخور (Feedforward Neural Networks - FNN/MLP): متشکل از لایه‌های متعدد نورون که داده‌ها تنها در جهت رو به جلو جریان می‌یابند. این شبکه‌ها بر اساس تابع خطا و به کمک روش پس‌انتشار خطا^۱ آموزش داده می‌شوند.

شبکه‌های عصبی پیچشی (Convolutional Neural Networks - CNN): معماری ویژه‌ای از شبکه‌های عصبی مصنوعی برای داده‌های دارای ساختار شبکه‌ای (مانند تصاویر) که با استفاده از لایه‌های پیچش^۲ و تجمیع^۳ امکان استخراج ویژگی‌های سطح بالا را فراهم می‌سازد. [15]

شبکه‌های مولد تخصصی (Generative Adversarial Networks - GANs): الگوریتمی برای مدل‌سازی مولد داده‌ها شامل دو بخش «تولیدکننده» و «تمایزدهنده» که در تعامل با یکدیگر داده‌های جدیدی مشابه داده‌های واقعی ایجاد می‌کنند.

خودرمزگذارهای واریاسیونی (Variational Autoencoders - VAEs): الگوریتم‌های مولد که با سازمان‌دهی مناسب فضای نهان، امکان تولید داده‌های جدید و بازسازی داده‌های اولیه را فراهم می‌کنند.

شبکه‌های عصبی بازگشتی (Recurrent Neural Networks - RNNs): معماری مناسب برای داده‌های دنباله‌ای و سری‌های زمانی که ورودی‌های گذشته را در پردازش ورودی فعلی دخالت می‌دهند. انواع پیشرفته‌تر آن شامل LSTM و GRU هستند. [16]

۲-۳- حسگرها و سامانه‌های بینایی برای گردآوری داده‌ها

الگوریتم‌های یادگیری ماشین و یادگیری عمیق برای آموزش به داده نیاز دارند. دقت و کارایی مدل‌های توسعه‌یافته به‌طور چشمگیری به کیفیت و جامعیت مجموعه داده وابسته است. در واقع، بخش عمده زمان موردنیاز برای توسعه یک مدل کامل یادگیری ماشین/یادگیری عمیق صرف گردآوری، پاک‌سازی، تحلیل، مصورسازی و مهندسی ویژگی‌ها می‌شود. [17]

الف) حسگرها

در صنعت ساختمان و ساخت‌وساز، طیف وسیعی از حسگرها برای جمع‌آوری داده به کار می‌روند؛ از جمله:

- گج‌های کرنش (Strain Gauges)

- سلول‌های بار (Load Cells)

- شتاب‌سنج‌ها (Accelerometers)

- ابزارهای اندازه‌گیری جابه‌جایی مانند لیزر، مبدل تفاضلی خطی (LVDT) و کابل کش‌ها (Draw-wire)

- حسگرهای حرارتی، مادون قرمز (IR)، فرابنفش (UV)، کیفیت هوا، صوت و سایر حسگرهای پایه

این حسگرها معمولاً باید به یک سامانه گردآوری داده متصل شوند که می‌تواند یک دستگاه I/O بزرگ، یک سامانه قابل حمل یا یک ریزکنترلر گر (Microcontroller) با قابلیت اتصال مستقیم به اینترنت باشد. بسیاری از حسگرهای جدید به دلیل کوچک‌تر شدن ابعاد، کاهش هزینه و مصرف انرژی کمتر، امکان اتصال مستقیم به فضای ابری از طریق اینترنت اشیاء (IoT) را فراهم می‌کنند. در این حالت، داده‌ها به‌طور هوشمند تحلیل، پایش و مدیریت می‌شوند. [18]

ب) سامانه‌های بینایی و دوربین‌ها

^۱ (Backpropagation)

^۲ (Convolution)

^۳ (Pooling)



در سال‌های اخیر، تصاویر RGB و مادون قرمز (Infrared) و سامانه‌های ویدئویی به‌طور گسترده در الگوریتم‌های یادگیری عمیق به‌کار گرفته می‌شوند. برای گردآوری این داده‌ها انواع مختلفی از دوربین‌ها وجود دارد که بر اساس حسگرهای تصویری به‌کاررفته در آن‌ها متمایز می‌شوند.

دوربین‌های RGB و مونوکروم که طیف مرئی (۳۸۰-۷۰۰ نانومتر) را پوشش می‌دهند، ارزان‌تر و رایج‌تر هستند. حسگرهای CCD و CMOS (در دوربین‌های قدیمی‌تر CCD و در مدل‌های جدیدتر CMOS) قادر به دریافت سیگنال در محدوده ۲۰۰-۱۱۰۰ نانومتر هستند.

بر اساس این طراحی‌ها، دو روش اصلی برای گردآوری داده وجود دارد:

۱. ثبت کامل تصویر و پردازش پیکسل‌ها در یک سامانه بینایی رایانه‌ای. در این حالت، دوربین‌ها به یک رایانه اختصاصی یا PLC متصل می‌شوند که نرم‌افزار بینایی را اجرا کرده و از طریق درگاه‌های ورودی/خروجی (سریال، موازی، PCI) با سایر تجهیزات (مثلاً ربات‌ها) در ارتباط هستند.

۲. ثبت انرژی بازتابی از اشیاء در طول موج‌های مشخص با استفاده از فناوری‌های تصویربرداری طیفی. در این روش، انرژی بازتابی ثبت شده می‌تواند با استفاده از روش‌های کمومتریکس (Chemometrics) برای شناسایی مواد بر اساس ویژگی‌های شیمیایی آن‌ها مورد استفاده قرار گیرد. [19]

۳- یافته‌های پژوهش

طراحی و تجسم معماری

طراحی معماری در صنعت ساخت‌وساز شامل برنامه‌ریزی و توسعه سازه‌ها با در نظر گرفتن جنبه‌های زیبایی‌شناختی و عملکردی آن‌هاست. اجزای اصلی طراحی معماری شامل تعیین شکل بنا، توجه به جنبه‌های زیبایی‌شناسی مانند رنگ، بافت و مصالح، و همچنین تولید نقشه‌ها و جانمایی عناصر معماری می‌شود [20].

طراحی و تجسم معماری فرایندی پیچیده است که نیازمند تخصص، تجربه و خلاقیت معماران است. در این میان، هوش مصنوعی می‌تواند با تحلیل الگوهای موجود در داده‌های طراحی پیشین، به تولید طرح‌های جدید کمک کند. الگوریتم‌های یادگیری عمیق تاکنون به‌طور گسترده در این حوزه به‌کار رفته‌اند و در زمینه‌هایی همچون:

- طراحی مولد (Generative Design) دوبعدی و سه‌بعدی،

- طبقه‌بندی سبک‌های معماری و انواع ساختمان‌ها،

- بازشناسی نقشه‌های معماری و فضاهای داخلی،

- سنتز صحنه‌های داخلی (Indoor Scene Synthesis)

- کاربردهای چشمگیری داشته‌اند [21].

مدل‌های مولد مبتنی بر یادگیری عمیق مانند شبکه‌های مولد تخاصمی (GANs) و خودرمزگذارهای واریاسیونی (VAEs) توانایی قابل توجهی در تولید طراحی‌های نوآورانه معماری در هر دو بعد ۲D و ۳D نشان داده‌اند. GAN به‌ویژه در تولید خودکار ویژگی‌های معماری مانند جرم بناها، پلان‌ها، طراحی داخلی و نماها انقلابی ایجاد کرده‌اند.

تولید پلان‌های معماری با استفاده از الگوریتم‌های یادگیری عمیق به‌عنوان یکی از حوزه‌های پرتحقیق شناخته می‌شود. برای نمونه، (Chaillou 2019) از GAN برای تولید نقشه‌های معماری استفاده کرد. این مدل که ArchiGAN نام گرفت، پس از آموزش با یک مجموعه داده تصویری، قادر بود بر اساس شکل زمین ورودی، پلان‌های معماری مبلی و کامل تولید کند [22].

همچنین Nauata و همکاران (۲۰۲۰) الگوریتم House-GAN را ارائه دادند که با بهره‌گیری از یک GAN محدودشده توسط گراف، توانست جانمایی خانه‌ها را تولید کند. در این روش، ورودی اولیه یک نمودار حبابی (Bubble)



Diagram) است که محدودیت‌هایی مانند ارتباط بین اتاق‌ها، تعداد آن‌ها و نوع هر فضا را مشخص می‌سازد. در این نمودار، گره‌ها نمایانگر اتاق‌ها و نوع آن‌ها و یال‌ها نشان‌دهنده مجاورت فضاها هستند. پس از آن، ماسک اتاق‌ها بر اساس نوع فضا تولید می‌شود و برای آموزش مدل از الگوریتم Wasserstein GAN with Gradient Penalty (WGAN-GP) استفاده شده است [23].

Radford و همکاران (۲۰۱۶) نسخه بهبود یافته GAN را تحت عنوان شبکه‌های مولد پیچشی عمیق (DCGAN) معرفی کردند. آن‌ها با افزودن مجموعه‌ای از محدودیت‌ها در معماری GAN، موفق به تولید طرح‌های جدید اتاق خواب شدند DCGAN. آن‌ها موجب افزایش پایداری در آموزش مولدها، امکان آموزش با شبکه‌های عمیق‌تر و تصاویر با وضوح بالاتر شدند.

Isola و همکاران (۲۰۱۷) نرم‌افزار pix2pix را توسعه دادند که از یک شبکه مولد تخصصی شرطی (cGAN) استفاده می‌کند. این نرم‌افزار می‌توانست بر اساس طرح اولیه نما، تصاویر واقع‌گرایانه از نمای ساختمان تولید کند. الگوریتم cGAN نخستین بار توسط Mirza & Osindero (2014) معرفی شد. ویژگی cGAN در آن است که هنگام تولید تصویر خروجی، شرایطی از تصویر ورودی (مانند طرح یا برچسب معماری) را نیز در نظر می‌گیرد. نرم‌افزار pix2pix دامنه گسترده‌ای از کاربردها دارد، از جمله:

-تولید عکس از روی طرح‌های دستی (Sketch-to-Image)،

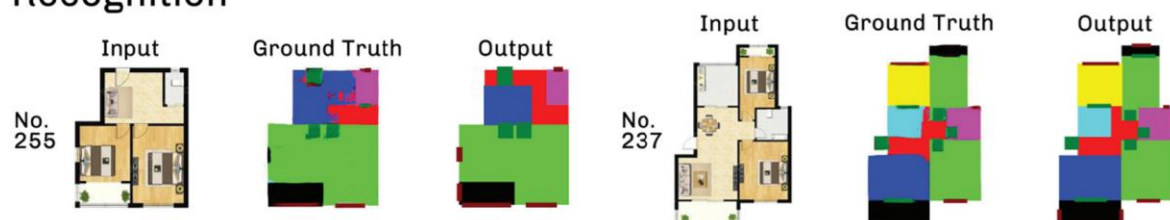
-رنگی‌سازی تصاویر سیاه‌وسفید،

-سنتز تصاویر بر اساس برچسب‌های معماری [24].

بعدها وانگ^۱ و همکاران (۲۰۱۸) نسخه پیشرفته‌تر این نرم‌افزار را با نام pix2pixHD ارائه کردند که امکان تولید تصاویر با وضوح بالا (۲۰۴۸×۱۰۲۴ پیکسل) را فراهم می‌کند. این نسخه شامل تابع هدف جدید، مولد بهبودیافته و تمایزدهنده نوین بود و کیفیت تصاویر تولیدی آن نسبت به نسخه اصلی (با وضوح ۲۵۶×۲۵۶) به‌طور چشمگیری افزایش یافت.

Zheng&Huang (۲۰۱۸) نیز از الگوریتم pix2pixHD برای بازشناسی و تولید نقشه‌های معماری و نیز طراحی پلان آپارتمان‌ها استفاده کردند [25].

Recognition



Generation



شکل ۲. تشخیص و تولید طرح طبقه آپارتمان با استفاده از cGANs [۵].

^۱ Wang

علاوه بر طراحی مولد دوبعدی، پژوهشگران طراحی‌های سه‌بعدی Generative Design را نیز با استفاده از GAN ها دنبال کرده‌اند. در این حالت، نمایش سه‌بعدی ویژگی‌های معماری می‌تواند از طریق داده‌های ابرنقاط (Point Clouds)، روش‌های مبتنی بر وُکسل (Voxel-based) یا نماهای دوبعدی حاصل شود. با این حال، باید توجه داشت که مدل‌های سه‌بعدی نسبت به مدل‌های دوبعدی به منابع محاسباتی به مراتب بیشتری نیاز دارند.

با وجود پتانسیل بالای GAN ها در حوزه طراحی معماری، این روش‌ها با چالش‌هایی نیز روبه‌رو هستند: وابستگی به داده‌های پیشین: به دلیل آموزش بر مبنای داده‌های موجود، GAN ها در تولید طرح‌هایی کاملاً نوآورانه یا بی‌سابقه محدودیت دارند. کمبود مجموعه داده‌های معماری: برای برخی موضوعات معماری، داده‌های کافی جهت آموزش مدل‌ها در دسترس نیست. [26]

چالش مهم دیگر در استفاده از GAN ها، کمبود داده‌های آموزشی برای برخی حوزه‌های معماری است. این مشکل را می‌توان تا حدی با استفاده از روش‌های افزایش داده (Data Augmentation) همچون چرخش (Rotation)، تغییر زاویه (Tilting) و تغییر مقیاس (Oversizing) برای تولید داده‌های بیشتر از مجموعه داده‌های کوچک کاهش داد. یکی دیگر از مشکلات رایج در GAN ها همگرایی سریع شبکه مولد است که منجر به تولید خروجی‌هایی اندک با تنوع پایین می‌شود؛ این پدیده با عنوان «فروپاشی مد» (Mode Collapse) شناخته می‌شود. علاوه بر این، ناپایداری در آموزش نیز از دیگر چالش‌های اصلی GAN ها به شمار می‌رود. با این حال، برای رفع این مشکلات روش‌هایی چون اصلاح توابع هدف، افزودن منظم‌سازی به تابع هدف و نرمال‌سازی پارامترها پیشنهاد شده‌اند [4].

در حوزه مدل‌های مولد عمیق، خودرمزگذارهای واریاسیونی (VAEs) نیز به‌طور گسترده مورد استفاده قرار گرفته‌اند. این مدل‌ها هم در طراحی مولد دوبعدی و هم در طراحی مولد سه‌بعدی کاربرد دارند. به‌عنوان نمونه، Wu و همکاران (۲۰۱۹) الگوریتمی مبتنی بر شبکه رمزگذار-رمزگشا ارائه دادند که قادر به تولید پلان‌های مسکونی بر اساس محیط (پریمتر) ساختمان به‌عنوان ورودی بود. در این روش، ابتدا یک اتاق نشیمن با استفاده از شبکه عصبی پیچشی (CNN) در پلان جانمایی می‌شد و سپس سایر اتاق‌ها به‌طور تکراری با کمک دو شبکه عصبی عمیق دیگر تولید می‌گردیدند. پس از آن، دیوارها با یک شبکه رمزگذار-رمزگشا ایجاد می‌شد و مکان درها و پنجره‌ها تعیین می‌گردید. برخی از پلان‌های تولیدشده توسط این الگوریتم نشان داد که می‌توان قیود مربوط به مکان اتاق‌ها را اعمال کرد، اما محدودیت‌های معنادارتر همچون مساحت اتاق‌ها یا جهت‌گیری کلی بنا را نمی‌توانست اعمال کند. [27]

الگوریتم دیگری با نام Graph2Plan بر پایه شبکه‌های عصبی کانولوشنی (CNNs) و شبکه‌های عصبی گرافی (GCNs) معرفی شد که در آن امکان وارد کردن قیود جزئی‌تر مانند مجاورت اتاق‌ها نیز فراهم شده بود. از دیگر حوزه‌های پرکاربرد، تبدیل نقشه‌های رستری به نقشه‌های برداری با استفاده از یادگیری عمیق است. پژوهش‌های متعددی با استفاده از الگوریتم‌هایی نظیر GANs، ResNet، CNN و شبکه کاملاً پیچشی (FCN) توانسته‌اند پلان‌های برداری با دقت بالا تولید کنند؛ حتی زمانی که ورودی‌ها نقشه‌های رستری با پیچیدگی‌های متفاوت بودند. اگرچه کاربرد هوش مصنوعی در طراحی معماری بسیار امیدبخش است، اما برای دستیابی به تمام ظرفیت این الگوریتم‌ها باید به چند عامل مهم توجه کرد:

نخست، تهیه مجموعه داده با کیفیت و مناسب برای مسئله مورد بررسی است [28].

دوم، فرآیند پیش‌پردازش داده‌ها است که نقش اساسی در دستیابی به مدل‌های دقیق ML ایفا می‌کند. برخی از الگوریتم‌ها نیازمند پیش‌پردازش بسیار پیچیده پیش از ورود داده‌ها به مدل هستند؛ بنابراین این موضوع باید در طراحی آزمایش‌های گردآوری داده مدنظر قرار گیرد و تلاش شود الگوریتم‌هایی توسعه یابند که بخش زمان‌بر پیش‌پردازش داده‌ها را خودکارسازی کنند [12].



سوم، آموزش مدل‌های یادگیری عمیق با مجموعه داده‌های بزرگ به شدت محاسباتی است. استفاده از رایانش ابری پر قدرت همراه با GPU ها می‌تواند زمان آموزش را به میزان چشمگیری کاهش دهد.

علاوه بر الگوریتم‌های یادگیری ماشین و یادگیری عمیق، الگوریتم‌های مولد مبتنی بر قواعد (Rule-based Generative Algorithms) نیز به طور گسترده مورد استفاده قرار گرفته‌اند. از جمله این الگوریتم‌ها می‌توان به الگوریتم‌های ژنتیک (GA)، تبرید شبیه‌سازی شده (Simulated Annealing) و سلول‌های خودکار (Cellular Automata) اشاره کرد. کاربردهای این روش‌ها در ادبیات پژوهشی شامل تولید فرم ساختمان، طراحی نما، طراحی معماری کم‌مصرف انرژی و تولید پلان‌ها گزارش شده است. [29]

طراحی و بهینه‌سازی مصالح

انتخاب مصالح مناسب ساختمانی یکی از جنبه‌های مهم پس از پایان فاز طراحی معماری است. مصالح ساختمانی تأثیر مستقیمی بر سرعت اجرا، دوام، مقاومت، بهره‌وری انرژی، انتشار آلاینده‌ها، زیبایی‌شناسی و آسایش حرارتی سازه دارند. امروزه می‌توان با بهره‌گیری از تکنیک‌های هوش مصنوعی، مصالح و کامپوزیت‌های نوین با عملکرد بالا طراحی و توسعه داد که این معیارها را بهینه‌سازی کنند.

برای کاهش مصرف مصالح، هزینه و زمان ناشی از آزمایش‌های گسترده، پژوهشگران در سال‌های اخیر مدل‌هایی مبتنی بر یادگیری ماشین توسعه داده‌اند که قادر به پیش‌بینی ویژگی‌های مکانیکی مصالح باشند. فناوری‌های کنونی با کاربردهای هوش مصنوعی عموماً بر سه ماده اصلی تمرکز دارند:

- بتن

- فولاد

- چوب

که هدف آن‌ها پیش‌بینی ویژگی‌های مکانیکی و ریزساختاری این مصالح است.

بتن به عنوان پرمصرف‌ترین مصالح ساختمانی جهان بیشترین توجه پژوهشی را به خود جلب کرده است. مطالعات متعددی با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی (ANN)، یادگیری عمیق (DL)، ماشین بردار پشتیبان (SVM)، الگوریتم ژنتیک (GA) و منطق فازی برای پیش‌بینی رفتار بتن انجام شده است.

رایج‌ترین کاربردها شامل پیش‌بینی:

-مقاومت فشاری بتن

-مقاومت کششی بتن

-سایر ویژگی‌های مکانیکی مانند مدول الاستیسیته [2]

همچنین کاربردهایی به بررسی عملکرد بتن در شرایط محیطی شدید مانند دماهای بالا اختصاص یافته‌اند. در برخی پژوهش‌ها از ANN برای پیش‌بینی مقاومت بتن حاوی نانومواد، سرباره کوره بلند دانه‌دانه شده، خاکستر بادی و سایر افزودنی‌های معدنی استفاده شده است.

علاوه بر بتن، در سال‌های اخیر علاقه‌مندی فزاینده‌ای به استفاده از ANN و DL برای پیش‌بینی ویژگی‌های مصالح نوین همچون پلیمرهای مسلح به الیاف (FRP)، سنگدانه‌های بازیافتی (RCA) و پیاده‌روسازی‌های نفوذپذیر مشاهده شده است. [8]

ابعاد مربوط به دوام بتن نیز به طور گسترده با الگوریتم‌های هوش مصنوعی بررسی شده‌اند؛ از جمله:

-پیش‌بینی رفتار بتن در معرض حمله سولفاتی

-پیش‌بینی نفوذ کلرید

-برآورد عمق کربن‌ناشته‌شدن بتن و اثرات آن بر خوردگی میلگرد

چالش اصلی در بهینه‌سازی استفاده از بتن، فولاد و چوب این است که طراحی و مصرف آن‌ها باید بر اساس یک یا چند تابع هدف (Objective Function) و مجموعه‌ای از قیود (Constraints) بهینه‌سازی شود. الگوریتم‌های ML و DL می‌توانند با استفاده از داده‌های پیشین، این توابع هدف را پیش‌بینی کنند [15].

توابع هدف معمولاً شامل:

-هزینه (Cost)

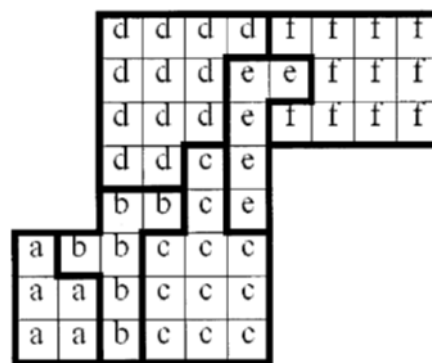
-معیارهای عملکردی مانند مقاومت فشاری و برشی

-معیارهای زیست‌محیطی مانند کربن نهفته و میزان انتشار [10]

مدل‌های طراحی جانمایی فضایی

تخصیص عناصر فضایی گسسته معماری در صفحه به مکان‌هایشان به عنوان مسئله تخصیص فضایی شناخته شده است. روابط بین عناصر فضایی شامل هندسه و هم‌جواری می‌شود. تعیین این روابط به دلیل ماهیت ترکیبی آن‌ها روند طراحی را پیچیده می‌کند. به همین دلیل استفاده از کامپیوترها برای خودکار کردن این کار احیا شد. تخصیص فضایی خودکار به منظور کمک به معماران در طول فرایند طراحی ادراکی به کار گرفته شد. از سال ۱۹۶۰ بسیاری از ابزارهای نرم افزاری به منظور پیدا کردن راه حل‌های خودکار برای این مسئله توسعه داده شدند.

تخصیص فضایی، تعریف فضای در دسترس به عنوان مجموعه‌ای از مربع‌های شبکه‌ای و استفاده از یک الگوریتم برای تخصیص هر مربع به یک فعالیت یا اتاق مشخص است. (شکل ۳). این مسئله به دلیل پیچیدگی در ترکیب بندی، نمی‌تواند راه حل جامعی برای مسئله جانمایی فضایی باشد [8].



شکل ۳: جانمایی تخصیص شبکه‌ای ثابت

الگوریتم گراف

برای حل مسئله پلان بندی فضایی ابتدا الگوریتم گراف برای یافتن پلان‌های ممکن توسط لوین (۱۹۶۴) استفاده شد. در تحقیق گراسون (۱۹۷۱) برنامه گرامپا پلان طبقات را تولید می‌کند. او از تخصیص فضایی افزاینده برای جایگذاری فضاها استفاده کرد و برنامه گرامپا پلان‌ها را به عنوان جایگاه‌های گراف‌های دوگانه تولید و هم‌جواری‌های لازم بین اتاق‌ها را ارائه می‌کند [9]. اما محدودیت کار او این است که این برنامه بیش از پنج اتاق را نمی‌تواند محاسبه کند. در همان سال مارش و استدمن (۱۹۷۱) نیز تئوری گراف را برای حل جانمایی فضایی استفاده کردند. برای تبدیل گراف به یک طرح ساختمان، الگوریتم متروپولیس استفاده شده است. الگوریتم متروپولیس هستینگ یک متد زنجیره مارکوف مونت کارلو است که برای به دست آوردن ترتیبی از نمونه‌های تصادفی از یک توزیع احتمالی به کار می‌رود. این متد خاصاً در مواردی به کار می‌رود که نمونه‌گیری مستقیم دشوار است [10].

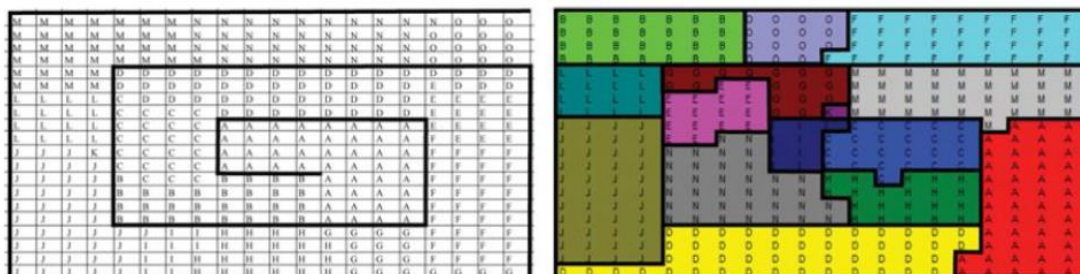


تبادل جفتی

پس از لوین تلاش‌ها بر روی تولید چیدمان مستطیلی در یک صفحه یا بر روی تخصیص سلول‌های شبکه‌ای متمرکز شدند. بویا و آرمور (۱۹۶۴) برای اولین بار مسئله جانمایی را به عنوان مسئله تخصیص درجه دوم فرمول‌بندی کردند. آن‌ها هزینه بین بخش‌ها را به عنوان معیاری برای به حداقل رساندن در نظر گرفتند. برای این کار آن‌ها تخصیص نسبی کامپیوتری از تکنیک تسهیلات (CRAFT) و تبادل جفتی را توسعه دادند. احتمالاً الداز و وایت‌هد در همان سال تحقیقشان را که بر روی حرکت افراد در یک بیمارستان بود، بر اساس این کار انجام دادند (شکل ۴). محدودیت‌های گرفت با الگوریتم تولید و توسعه جانمایی تسهیلات مارپیچ توسط هتیس و الدمیر (۲۰۱۰) تعمیم داده شد. هدف آن‌ها جمع‌آوری فضاهای غالب در مرکز بود که فاصله بین فضاها را به حداقل می‌رساند (شکل ۵) [11].



شکل ۴: CRAFT - جانمایی اولیه (چپ); تمام حالات بین بخش‌های ۲ و ۴ (راست)



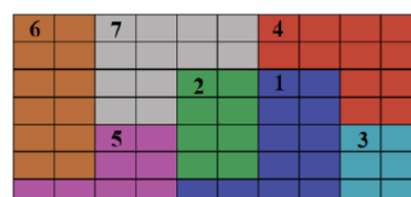
شکل ۵: SFLA - جانمایی اولیه (چپ); جانمایی نهایی (راست)

بعدها لی و مور (۱۹۶۷) و اوانز و سیهف (۱۹۶۷) به ترتیب برنامه جانمایی روابط کامپیوتری (CORELAP) و برنامه طراحی جانمایی خودکار (ALDEP) را بر اساس اهمیت رابطه نزدیکی دو فعالیت توسعه دادند و آن‌ها را در ۶ گروه درجه بندی کردند: ضروری مطلق، ضروری، مهم، معمولی، بی‌اهمیت و نامطلوب (شکل ۶) [12].

درجه‌بندی نزدیکی نهایی = ۲۲۸

نمودار روابط ALDEP

	2	3	4	5	6	7
1	E	O	I	O	U	U
	2	U	E	I	I	U
		3	U	U	O	U
				U	U	U
					A	I
						E



ضروری مطلق = A، ضروری = E، مهم = I، معمولی = O، بی‌اهمیت = U، نامطلوب = X

شکل ۶: گروه درجه بندی ALDEP (چپ); نتیجه (راست).



جایگذاری سازنده

پس از اوانز، گریوز و وینستون (۱۹۷۰) جایگذاری سازنده را توسعه دادند. جایگذاری سازنده یک فرایند تصمیم‌گیری مرحله‌ای است و فعالیت‌ها را به ترتیب جانمایی می‌کند. لیجت و میشل (۱۹۸۱) روش جایگذاری سازنده را همراه با روش توسعه تکرار استفاده کردند. در این روش، فضا به اتاق‌ها در یک زمان و بر اساس بهترین حرکت احتمالی در هر مرحله تخصیص داده شده است [13].

الگوریتم تصادفی

محققان دیگر از الگوریتم‌های برای جستجو استفاده کرده‌اند. محققانی مانند هندل و وینزافل (۱۹۷۵)، شارپ و همکاران، جاگیلسکی و گرو (۱۹۹۷) و گروتر (۲۰۰۳) بر روی الگوریتم‌های تصادفی کار کردند. هندل و وینزافل (۱۹۷۵) یک برنامه جانمایی سه بعدی به نام IMAGE را توسعه دادند که در آن مجموعه‌ای از احجام مستطیلی نماینده کاربری‌های ساختمان هستند [14].

۴- نتیجه‌گیری

این مقاله به مرور کاربردهای نوین الگوریتم‌های هوش مصنوعی (AI)، یادگیری ماشین (ML) و یادگیری عمیق (DL) در صنعت ساختمان و ساخت‌وساز ۴۰٪ پرداخته و به‌طور ویژه بر حوزه‌های طراحی و تجسم معماری، طراحی و بهینه‌سازی مصالح و جانمایی فضاها تمرکز داشته است.

نتایج نشان دادند که پژوهشگران توانسته‌اند از این الگوریتم‌ها برای بهبود و خودکارسازی فرآیندها در معماری به شکل موفقیت‌آمیز بهره بگیرند. جمع‌بندی اصلی این مقاله به شرح زیر است:

یادگیری ماشین و یادگیری عمیق هسته اصلی کاربردهای مبتنی بر هوش مصنوعی هستند که به دلیل افزایش توان محاسباتی و حجم عظیم داده‌های تولیدشده، به‌طور گسترده در صنعت ساخت‌وساز به کار گرفته می‌شوند.

مدل‌های مولد یادگیری عمیق مانند GANs و VAEs در طراحی مولد معماری به‌طور گسترده برای تولید پلان، طرح‌های مفهومی نوآورانه و سنتز صحنه‌های داخلی استفاده می‌شوند.

الگوریتم‌های ML به‌طور گسترده در پیش‌بینی ویژگی‌های مصالح ساختمانی مانند بتن، فولاد و چوب به کار می‌روند و می‌توانند در بهینه‌سازی مصالح برای دستیابی به ترکیبات مقرون‌به‌صرفه، پایدار و مقاوم کمک کنند.

بررسی‌ها نشان می‌دهد که کاربردهای هوش مصنوعی در صنعت ۴۰٪ به‌طور گسترده در حال گسترش است. در این میان، فناوری‌های بینایی هوشمند به دلیل پیشرفت در دوربین‌های رنگی و هاپراسپکتال، بهبود ظرفیت پردازش داده‌های تصویری با وضوح بالا، یکپارچگی روان بین بینایی رایانه‌ای و یادگیری عمیق، و نیز پیشرفت الگوریتم‌های طبقه‌بندی و تشخیص شیء، محبوبیت بیشتری یافته‌اند. همچنین، رباتیک در ترکیب با بینایی رایانه‌ای و الگوریتم‌های AI به‌عنوان یک ابزار کلیدی در خط پایانی عملیات ساخت به‌سرعت در حال توسعه است.

۱۲. مراجع (B Nazanin 12 pt, Bold) (فونت: B Nazanin، اندازه فونت ۱۲ و ضخیم)

- [1] I. N. da Silva, D. H. Spatti, R. A. Flauzino, L. H. B. Liboni, and S. F. dos Reis Alves, "Artificial neural network architectures and training processes," in Artificial Neural Networks, ed: Springer, 2017, pp. 21-28.
- [2] S. Mirjalili, S. Z. M. Hashim, and H. M. Sardroudi, "Training feedforward neural networks using hybrid particle swarm optimization and gravitational search algorithm," Applied Mathematics and Computation, vol. 218, pp. 11125-11137, 2012.



- [3] Y.-C. Harn. (2017). An overview of gradient descent optimization algorithm. Available: <https://deeplearning.web.unc.edu/files/2016/12/An-overview-of-gradient-descent-optimization-algorithm.pdf>
- [4] S. Ruder, "An overview of gradient descent optimization algorithms," arXiv preprint arXiv:1609.04747, 2016.
- [5] G. Hinton, N. Srivastava, and K. Swersky, "Neural networks for machine learning lecture 6a overview of mini-batch gradient descent," Cited on, p. 14, 2012.
- [6] D. P. Kingma and J. Ba, "Adam: A method for stochastic optimization," arXiv preprint arXiv:1412.6980, 2014.
- [7] J. Sohl-Dickstein, B. Poole, and S. Ganguli, "Fast large-scale optimization by unifying stochastic gradient and quasi-Newton methods," in International Conference on Machine Learning, 2014, pp. 604-612.
- [8] J. H. Jo and J. S. Gero, "Space layout planning using an evolutionary approach," Artificial Intelligence in Engineering, vol. 12, pp. 149-162, 1998.
- [9] P. H. Levin, "Use of graphs to decide the optimum layout of buildings," The Architects' Journal, vol. 7, pp. 809-815, 1964.
- [10] J. Grason, "An approach to computerized space planning using graph theory," in Proceedings of the 8th Design Automation Workshop, 1971, pp. 170-178.
- [11] H. E. Sanli and F. Eldemir, "Spiral facility Layout Generation and Improvement Algorithm," in Proceedings of the International Material Handling Research Colloquium, 2010.
- [12] J. M. Seehof and W. Evans, "Automated layout design program," Journal of Industrial Engineering, vol. 18, pp. 690-695, 1967.
- [13] R. S. Liggett and W. J. Mitchell, "Optimal space planning in practice," Computer-Aided Design, vol. 13, pp. 277-288, 1981.
- [14] G. Weinzapfel and S. Handel, "IMAGE: computer assistant for architectural design," Spatial synthesis in computer-aided building design, pp. 61-68, 1975.
- [15] G. Stiny, "Two exercises in formal composition," Environment and Planning B: Planning and Design, vol. 3, pp. 187-210, 1976.
- [16] P. Galle, "An algorithm for exhaustive generation of building floor plans," Communications of the ACM, vol. 24, pp. 813-825, 1981.
- [17] E. Shaviv, "Layout design problems: systematic approaches," in Computer-Aided Architectural Design Futures, 1986, pp. 28-52.
- [18] A. Schwarz, D. M. Berry, and E. Shaviv, "Representing and solving the automated building design problem," Computer-aided design, vol. 26, pp. 689-698, 1994.
- [19] C. A. Baykan, "Formulating spatial layout as a disjunctive constraint satisfaction problem," 1992.
- [20] K. Yoon and R. Coyne, "Reasoning about spatial constraints," Environment and Planning B: Planning and Design, vol. 19, pp. 243-266, 1992.
- [21] H. Kim, C. Jun, Y. Cho, and G. Kim, "Indoor Spatial Analysis Using Space Syntax, The," in International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences. Vol. XXXVII, Part B2, 2008.
- [22] K. Dutta and S. Sarthak, "Architectural space planning using evolutionary computing approaches: a review," Artificial Intelligence Review, vol. 36, p. 311, 2011.



- [23] J. S. Gero and V. A. Kazakov, "Learning and re-using information in space layout planning problems using genetic engineering," *Artificial Intelligence in Engineering*, vol. 11, pp. 329-334, 1997.
- [24] F. Ramtin, M. Abolhasanpour, H. Hojabri, A. Hemmati, and A. Jaafari, "Optimal multi floor facility layout," in *Proceedings of the international multiConference of engineers and computer scientists*, 2010.
- [25] S.-i. Nakano, "Enumerating floorplans with n rooms," *IEICE transactions on fundamentals of electronics, communications and computer sciences*, vol. 85, pp. 1746-1750, 2002.
- [26] E. Rodrigues, A. R. Gaspar, and Á. Gomes, "An evolutionary strategy enhanced with a local search technique for the space allocation problem in architecture, Part 2: Validation and performance tests," *Computer-Aided Design*, vol. 45, pp. 898-910, 2013.
- [27] B. C. Arabacioglu, "Using fuzzy inference system for architectural space analysis," *Applied Soft Computing*, vol. 10, pp. 926-937, 2010.
- [28] Z. Guo and B. Li, "Evolutionary approach for spatial architecture layout design enhanced by an agent-based topology finding system," *Frontiers of Architectural Research*, vol. 6, pp. 53-62, 2017.
- [29] J. Doran and I. Parberry, "Controlled procedural terrain generation using software agents," *IEEE Transactions on Computational Intelligence and AI in Games*, vol. 2, pp. 111-119, 2010.