



Applying Latent Diffusion Model - Architecture as a Model for the generation of Architecture Documents (Morphogenesis Patterns of Residential Plan)

ARTICLE INFO

Article Type

Analytic Study

Authors

Seyedaliakbar Sadri¹
 Mohammad Hadi Kaboli^{*2}
 Mitra Mirzazadee³
 Mohamadreza Soleimani⁴

How to cite this article

F-----

ABSTRACT

Aims: Morphogenesis layout of the architectural space is one of the first and longest steps in the work process of architects to accomplish their tasks. It is thus that the designing procedure has taken a lot of time and effort up to now. The purpose of this study was to provide a new model for morphogenesis of architecture documents. It specifically created residential building plans by means of neural networks.

Methods: The computational approach of this model was a Latent Diffusion Model including three neural networks: a noise reduction network (UNET), an external variational auto encoder network (VAE), and a constraint encoder network (Clip). A fine-tuning mechanism was used to train this practical model. The method of conducting this study was based on computer simulation, using Python programming language.

Findings: The researchers used the criteria of Principal component analysis (PCA) and a support vector machine (SVM) while evaluating the findings quantitatively and qualitatively. Reading of samples indicated that the workflow and the proposed model of the research not only significantly improved in generating floor plans, compared to the current methods, but also the project plans, in many cases, were comparable with those of humans.

Conclusion: The researchers used the criteria of PCA and SVM while evaluating the findings quantitatively and qualitatively. The researchers' samples indicated that the workflow and the proposed model of the study significantly improved in generating floor plans, compared to the current methods. Besides, in many cases, the project plans were comparable with those of humans.

Keywords: Morphogenesis, Spatial Layout, Automated Plan Generation, Neural Networks, Latent Diffusion Model

CITATION LINKS

1,4- Department of Architecture, Faculty of Art and Architecture, West Tehran Branch, Islamic Azad University, Tehran, Iran

2- Department of Architecture, Faculty of Art and Architecture, Damavand branch, Islamic Azad University, Damavand, Iran.

3. Department of Computer Engineering, Science and Research Branch, Islamic Azad University, Tehran, Iran

*Correspondence

Address: Department of Architecture, Faculty of Art and Architecture, Damavand branch, Islamic Azad University, Damavand, Iran.

Email: hadikaboli@gmail.com

Article History

Received:

Accepted:

Published:

[1].Shekhawat K, Pinki N, Duarte JP. A graph theoretical.....[2].Grason J. An approach to computerized space planning using.....[4].Stiny G, Mitchell WJ. The Palladian grammar. Environment and.....[5]. Çağdaş G. A shape grammar model for designing....[6]. Eastman CM. Automated space planning....[7].Rahbar M, Bemanian M, Davaei Markazi A. Training CGAN.....[8]. Aalaei M, Saadi M, Rahbar M, Ekhlassi A. Architectural layout.....[9].Nauata N, Chang KH, Cheng CY, Mori G, Furukawa Y. House.....[10]. Nauata N, Hosseini S, Chang KH, Chu H, Cheng CY, Furukawa Y....[11]. Wu W, Fu XM, Tang R, Wang Y, Qi YH, Liu L. Data.....[12]. Zawidzki M, Tateyama K, Nishikawa I. The constraints.....[13]. Dino IG. An evolutionary approach for 3D architectural space....[14]. Yeh IC. Architectural layout optimization using annealed neural network....[15]. Gero JS, Kazakov VA. Evolving design genes in space....[16]. Yi H. User-driven automation for optimal thermal-zone...[17]. Guo Z, Li B. Evolutionary approach for spatial architecture layout.....[18]. Fortin G. BUBBLE: Relationship diagrams using iterative....[19]. Arvin SA, House DH. Modeling architectural design objectives in physically....[20]. Chatzikonstantinou I. A 3-Dimensional Architectural Layout Generation Procedure for....[21]. AlOmani A, El-Rayes K. Automated generation of optimal thematic architectural....[22]. Keshavarzi M, Rahmani-Asl M. GenFloor: Interactive generative space layout system via.....[23]. Koenig R, Knecht K. Comparing two evolutionary algorithm based methods....



به کارگیری مدل دیفیوژن پنهان، مبتنی بر شبکه های عصبی در ارائه الگویی برای تولید مدارک معماری (شکل زایی طرح مسکونی)

چکیده

اطلاعات مقاله

نوع مقاله: تحقیق بنیادی

نویسندگان

سید علی اکبر صدری^۱
محمد هادی کابلی*^۲
میترا میرزاضایی^۳
محمد رضا سلیمانی^۴

۱. گروه معماری، دانشکده هنر و معماری، واحد تهران غرب، دانشگاه آزاد اسلامی، تهران، ایران.
۲. گروه معماری، دانشکده هنر و معماری، واحد دماوند، دانشگاه آزاد اسلامی، تهران، ایران. (نویسنده مسئول)
۳. گروه مهندسی کامپیوتر، واحد علوم و تحقیقات، دانشگاه آزاد اسلامی، تهران، ایران.

نویسنده مسئول *

hadikaboli@gmail.com

تاریخ مقاله

تاریخ دریافت: ----

تاریخ پذیرش: ----

تاریخ انتشار: -----

ارجاع دهی

فلا

URL: [ht](https://doi.org/10.24212/25382594.1.25.15-1)

اهداف: شکل زایی چیدمان فضای معماری، یکی از اولین و طولانی ترین مراحل در فرآیند طراحی معماری است. هدف از این پژوهش، ارائه الگوی نوین شکل زایی مدارک معماری و به طور خاص تولید پلان مسکونی، با استفاده از مدل دیفیوژن پنهان است که برخلاف نمونه های موجود قابلیت اعمال محدودیت های ورودی متنوع را فراهم می کند.

روش ها: رویکرد محاسباتی این الگو یک شبکه دیفیوژن پنهان شامل سه شبکه عصبی شبکه پیچشی، کاهش دهنده نویز (UNET)، شبکه رمزگذار خارجی (VAE)، شبکه رمزگذار محدودیت ها (Clip) است. برای آموزش این مدل، از یک مکانیزم تنظیم دقیق استفاده شده است. روش انجام این پژوهش از منظر اجرا مبتنی الگوریتم نویسی، با استفاده از زبان برنامه نویسی پایتون است.

یافته ها: ارزیابی های پژوهشگران، براساس معیارهای پی. سی. ای، اس. وی. ام، خوانش نمونه های تولید شده و مقایسه عملکرد مدل با مدل های مبتنی بر داده موجود نشان می دهد که گردش کار و الگوی پیشنهادی این پژوهش پیشرفت قابل توجهی در زمینه تولید پلان های طبقه نسبت به روش های مبتنی بر داده فعلی نمایان کرده است. رویکردی که در آن معمار می تواند نقش فعالی در روند تولید ایفا کند.

نتیجه گیری: الگوی ارائه شده در این پژوهش می تواند، فرآیند کاری معماران را تسهیل کند و موجب آزادی عمل معماران و بروز خلاقیت بیشتر در طراحی پلان های طبقه شود. مسأله مهم، توجه به نقش مهمی است که معمار می تواند برای ارائه فضاهای اجتماعی، منصفانه و محیطی مسئولیت پذیرتر ایفا کند. چنین رویکردهایی می تواند منجر به ایجاد نقش های جدید و معاصر برای معماران در فرآیند شکل زایی پروژه های معماری شود.

کلیدواژه ها: شکل زایی، چیدمان فضا، تولید خودکار پلان، شبکه های عصبی، شبکه های دیفیوژن پنهان

مقدمه

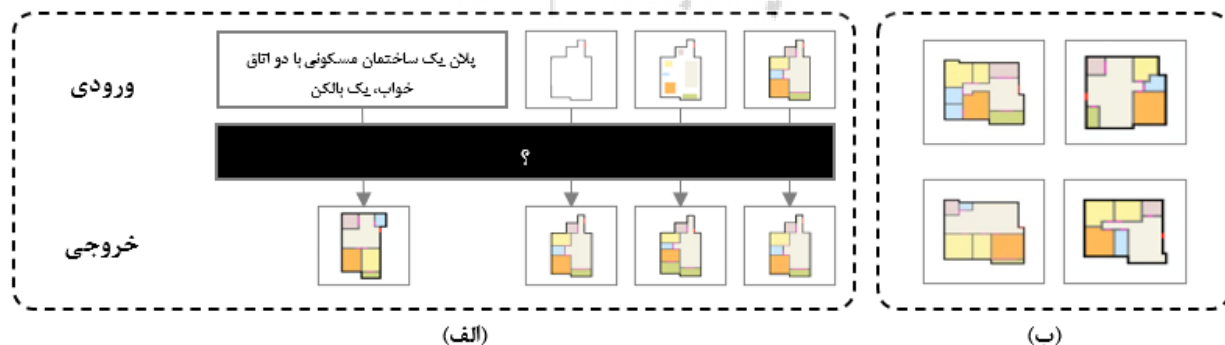
یکی از اولین فعالیت ها در فرآیند شکل زایی معماری، تهیه نقشه طبقات یعنی شکل زایی چیدمان فضا است. نقشه ها تنها یک مدرک مهندسی نیستند، بلکه یک بازنمایی معنایی دقیق از آنچه باید شکل داده شود، ارائه می دهند. شکل زایی چیدمان فضا، یک فرآیند تکراری است که بر پایه آزمون و خطا، تجربه و دانش معمار، زمینه، قوانین و مقررات محلی انجام می شود. به همین دلیل، این کار به تخصص و تجربه قابل توجهی نیاز دارد. از سوی دیگر معماران در حین فرآیند ایده پردازی و شکل زایی فضا، همواره با محدودیت زمان روبرو هستند. این محدودیت، بخصوص در مواردی مانند واکنش به حوادث طبیعی و یا بازسازی پس از جنگ اهمیت بیشتری پیدا می کند. در چنین شرایطی، پاسخ سریع و ارائه گزینه های طراحی در مرحله ایده پردازی از اهمیت ویژه ای برخوردار است و ممکن است، تیم طراحی را با خطاهای جبران ناپذیری روبرو کند. بنابراین روش های مولد و هوشمند شکل زایی مدارک معماری نه تنها می توانند به طراحان کمک کنند تا شهود خود را در مواجهه بهتر با شرایط بحرانی توسعه دهند، بلکه در نگاهی آرمانی، در نهایت می توانند موجب عدالت در دسترسی به فضاهای با کیفیت تر شوند (شکل ۱).

در دهه ۶۰ میلادی، با استانداردسازی مدارک معماری و تعیین روابط هندسی، گام های اولیه ای در جهت اتوماسیون چیدمان فضا برداشته شد. در آن زمان، محققان به استفاده از نظریه گراف [۱-۲]، ساختارهای درختی و درخت تصمیم گیری [۳]، گرامر شکل [۴-۵]، سیستم های خبره [۶]، روش های شمارشی روی آوردند. رویکردهایی کارایی آنها که خیلی زود با مشخص شدن محدودیت های محاسباتی و افول مصنوعی در دهه ۸۰، مورد تردید قرار گرفتند، در واقع این رویکرد ها فاقد یادگیری بودند. پس از آن، از آنجایی معماران در عمل، اغلب از تجربه های قبلی خود یا دیگران

در فرآیند طراحی استفاده می کنند. پژوهشگران به دنبال روش هایی برای پیاده سازی دانش ضمنی و تجربی معماران در قالب الگوریتم ها بودند. این امر منجر به استفاده از الگوریتم های تکاملی و ترکیب آن ها با رویکردهای رویه ای شد. با این حال، معماری را نمی توان در غالب اگر و آنگاه ها بیان کرد و یادگیری از مثال نقش مهمی در فرآیند یادگیری معماری دارد.

با ظهور مجدد شبکه های عصبی عمیق (DNN) و معرفی مدل های مولد تصویر مانند گن (GAN)، در کنار دیجیتالی شدن نقشه ها، این امکان فراهم شد، تا پژوهشگران از تکنیک های مبتنی داده با استفاده از شبکه های عصبی مشروط، برای استخراج ویژگی های پلان طبقات استفاده کنند. شبکه هایی که به مانند معماران از مثال می آموزند. بنابراین در آخرین تحقیقات، استفاده از یادگیری عمیق، به ویژه الگوریتم های مولد متخاصمی (GAN) [۷]، و شبکه های عصبی مبتنی بر گراف [۸-۱۱]، با هدف شبیه سازی روش کار معماران در مطالعات مربوط به تولید خودکار نقشه معماری مشاهده می شود. با وجود پیشرفت های چشمگیر در زمینه الگوریتم های مبتنی بر شبکه های عصبی مشروط، هنوز چالش های قابل توجهی از جمله اعمال محدودیت های طراحی در به کارگیری آن ها برای تولید چیدمان های فضایی وجود دارد و این حوزه همچنان نیازمند تحقیقات گسترده است.

هدف از این پژوهش ارائه یک الگوی شکل زایی، مبتنی بر مدل دیفیوژن پنهان، با هدف تولید طرح طبقه ساختمان های مسکونی است که در مراحل اولیه طراحی به معماران کمک کند. مدل ارائه شده در این پژوهش، بر خلاف رویکردهای موجود که معمولاً براساس یک محدودیت به عنوان ورودی عمل می کنند، می تواند بر اساس یک دسته از محدودیت ها، شامل، توصیف متنی برنامه پروژه، محدوده مرزی، محدوده مرزی و ماسک معنایی قرارگیری فضاها و در نهایت نمونه موجود، عمل کند.



شکل ۱- (الف) ایده مفهومی مدل، (ب) کدام یک از نمونه های فوق، یک پلان معماری ساخته شده و کدام یک توسط هوش مصنوعی تولید شده است؟

۱- رویکردهای رویه‌ای

رویکرد های رویه‌ای قانون‌محور هستند، در ۷۰ سال گذشته با استفاده از الگوهای محاسباتی متعددی از جمله سیستم‌های خبره، روش‌های شمارشی، جستجو و روش‌های تکاملی مورد پژوهش قرار گرفته‌اند. فارغ از الگوی محاسباتی استفاده شده در میان رویکردهای رویه‌ای، پنج شیوه عمده بازنمایی مساله چیدمان های فضا شامل، بازنمایی مبتنی بر تخصیص سلولی [۱۶-۱۲]، بازنمایی مبتنی الگوریتم های فیزیکال [۲۰-۱۷]، بازنمایی مبتنی بر تقسیم فضا [۲۳-۲۱]، بازنمایی مبتنی بر تئوری گراف [۲۰-۲۳]، بازنمایی مبتنی بر برنامه نویسی ریاضی [۲۱، ۳۳-۲۹]، مشاهده می شود [۳۴]. در واقع تفاوت رویکردهای رویه‌ای در ترکیب الگوریتم‌ها، تعداد اهداف الزامات هندسی و توپولوژیک مدنظر پژوهشگر و قدرت محاسبات خلاصه می‌شود. علیرغم مزایای متعدد این رویکردها با محدودیت هایی رو برو هستند.

الگوهای تکاملی (اکتشافی، فرا اکتشافی) برای هدف بهینه‌سازی طراحی شده‌اند و بر اساس محدودیت‌های از پیش تعریف شده، شکلیابی می‌کنند. از آنجایی که فضای جستجو در مسائل معماری به خصوص شکل‌زایی فضا بسیار گسترده است. روش‌های بهینه‌سازی لزوماً نمی‌توانند پاسخ جامع یا بهینه جهانی را پیدا کنند. از سوی دیگر معماری و بسیاری از مولفه‌های آن را نمی‌توان در قالب قوانین صریح ریاضی بیان کرد و برای وضع هر قانون جدید باید در ماهیت الگو بازبینی شود. محدودیت در ایجاد تنوع در هندسه فضاهای تولید شده و شرایط مرزی یکی دیگر از محدودیت های رویکردهای رویه‌ای است (هندسه مستطیلی). در نهایت باید توجه داشت که این روش‌ها قابلیت حافظه سپاری ندارند، به این معنا که برای هر بار استفاده نیاز است تا محاسبات مجدد انجام شود.

- **رویکرد های مبتنی بر داده:** پس از معرفی شبکه های مولد تصویر از جمله شبکه‌های مولد متخاصمی [۳۵]، و شبکه های دیفیوژن [۳۶]، ایده استفاده از قابلیت های این مدل های در تولید چیدمان های فضا دنبال شد. برخلاف رویکردهای رویه‌ای که در آن‌ها تلاش می‌شد تا مسأله شکل‌زایی فضا را در قالب قوانین صریح بازنمایی و توصیف کنند، در رویکردهای مبتنی بر داده یک مدل یادگیری عمیق، که معمولاً از خانواده شبکه‌های عصبی عمیق و به ویژه شبکه‌های مولد متخاصمی (GAN) است، به کمک یک مجموعه داده از نمونه پلان واقعی آموزش داده می‌شود. پس از پایان فرآیند آموزش، از این مدل های آموزش دیده می‌توان به طور مکرر برای تولید چیدمان های معماری جدید استفاده کرد [۷-۱۱]،

برای دست یابی به این هدف و امکان مقایسه با رویکرد های پیشین، برای آموزش مدل از مجموعه داده آر-پلن (RPLAN) [۱۱]، استفاده خواهد شد. بر اساس ارزیابی‌های کمی و کیفی، الگوی پیشنهادی از تکنیک‌های مبتنی بر داده موجود پیشی گرفته و نمونه‌های تولید شده توسط آن، در مواردی با نمونه های ساخته شده قابل مقایسه است. از نوآوری ها و مشارکت‌های مدل ارائه شده در این پژوهش نسبت به رویکردهای مبتنی بر داده موجود، در کنار عملکرد بهتر و انعطاف پذیری بیشتر می‌توان به موارد زیر اشاره کرد:

-- رویکرد محاسباتی این مدل مبتنی بر شبکه های دیفیوژن پنهان است بر اساس دانش محققین تا کنون در هیچ یک از پژوهش های مبتنی بر داده مورد استفاده قرار نگرفته است.

-- یک روش پیش پردازش اختصاصی، که بر روی مجموعه داده های آرپلن (RPLAN) پیاده سازی شده است، که در بخش ۴-۲ به آن پرداخته خواهد شد.

-- قابلیت پاسخ به محدودیت های ورودی بیشتر نسبت به سایر مدل های موجود از طریق شبکه رمزگذار محدودیت ها.

-- آموزش درها و اتاق والدین به مدل به عنوان یک داده معنایی برای آموزش مدل.

-- گردش کار انعطاف پذیر مدل، بر خلاف رویکرد های موجود در مدل این پژوهش معمار می‌تواند در مراحل متعددی در فرآیند تولید مداخله کرده و نظر خود را بر خروجی مرحله پیشین اعمال کند.

پژوهش حاضر در چهار بخش ساماندهی شده است، در بخش دوم؛ به بررسی پیشینه تحقیق و شکاف تحقیقاتی و معرفی روش تحقیق پرداخته می‌شود، در بخش سوم به تشریح الگوی محاسباتی مدل، آماده‌سازی داده‌ها، نحوه آموزش و نحوه عملکرد مدل پس از آموزش پرداخته می‌شود، بخش چهارم؛ به بررسی قابلیت‌ها و ارزیابی مدل می‌پردازد و در نهایت، جمع‌بندی و پیشنهاداتی برای پژوهش‌های آتی ارائه خواهد شد.

مواد و روش‌ها

پیشینه ادبیات در حوزه اتوماسیون چیدمان های فضا را می‌تواند به دوبخش تقسیم کرد. بخش اول شامل رویکردهای رویه‌ای که بر پایه سیستم‌های خبره، الگوریتم های جستجو و تکاملی توسعه یافته‌اند و عمدتاً روشی برای شکل یابی فضا هستند و بخش دوم شامل رویکردهای مبتنی بر داده که بر پایه الگوریتم های یادگیری عمیق توسعه یافته‌اند و هدف از آن شکل زایی فضا است.

موجود دارای محدودیت هایی هستند که در ادامه به برخی از آن ها اشاره می شود. روش های مبتنی بر داده موجود، تنها قادر به پاسخگویی بر اساس یک محدودیت خاص هستند، در حالی که در مسائل واقعی، معماران همواره از یک شیوه طراحی پیروی نمی کنند. عدم امکان تمایز میان اتاق والدین و دیگر اتاق های پلان، از محدودیت های عمومی این مدل ها است. عدم جانمایی درهای داخلی در این مدل ها، از دیگر محدودیت های آن ها به شمار می رود. همچنین مدل های ارائه شده، امکان تعامل معمار پس از وارد کردن ورودی را فراهم نمی کنند (جدول ۱).

از منظر محدودیت های الگوریتمی، عمده روش های مبتنی بر داده موجود، از شبکه های مولد متخاصمی (گن) برای تولید تصویر استفاده می کنند. آموزش این مدل ها (هر دو شبکه تشخیص دهنده و مولد) در یک مرحله انجام می شود که منجر به بروز مشکلاتی نظیر گرایان ناپایدار و وارانگی زبان می شود. این مدل ها از نظر ابعاد داده ها نیز محدود هستند و به طور معمول قادر به پردازش داده های با ابعاد ۶۴ در ۶۴ پیکسل هستند، این مساله موجب از دست رفتن برخی از ویژگی های معنایی در پیش پردازش و کاهش کیفیت نمونه های تولید شده می شود، در این پژوهش، در کنار تلاش برای رفع محدودیت های معماری به منظور رفع محدودیت های الگوریتمی، از مدل های دیفیوژن پنهان و تنظیم دقیق مدل استفاده خواهد شد. در این رویکرد، آموزش مدل به صورت گام به گام در فضای پنهان داده ها انجام می شود، ایجاد فضای پنهان، مشکل محدودیت ابعاد داده های آموزشی را حل می کند و مکانیزم تنظیم دقیق امکان آموزش مدل با تعداد داده های کمتر نسبت به رویکردهای موجود را فراهم می کند.

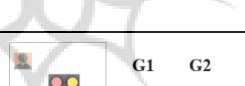
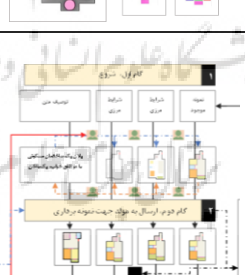
پژوهش حاضر از نظر هدف، پژوهشی کاربردی (توسعه محور) - اکتشافی است. از نظر ماهیت پژوهشی مبتنی بر شبکه های عصبی است. روش انجام این پژوهش از منظر اجرا مبتنی بر الگوریتم نویسی، با استفاده از زبان برنامه نویسی پایتون و کتابخانه های علمی آن از جمله کراس (Keras)، پایتورچ (PyTorch)، است. روش نمونه گیری استفاده شده نمونه گیری ساده، و حجم نمونه براساس اصل قضاوت مهندسی پژوهش گران در طول آزمایش های پی در پی تعیین شده است. در این پژوهش با هدف ارزیابی و بررسی صحت عملکرد مدل و نمونه های تولید شده از روش های استاندارد تحلیل نمودارهای تابع ضرر شبکه عصبی کاهش دهنده نویز (یونت) و رمزگذار متن، مقایسه آماری نمونه های تولید شده با نمونه های واقعی با استفاده از معیارهای پی سی ای (PCA)، اس-وی ام (SVM)، خوانش نمونه های تولید شده استفاده شده است.

۳۷-۳۹]. در واقع در این رویکرد قوانین از ویژگی های معنایی موجود در مثال ها آموخته می شود.

ژنگ و همکاران (۲۰۱۸) با استفاده از شبکه مولد متخاصمی (گن)، پیکس تو پیکس، مدلی را با هدف باز تولید پلان های معماری آموزش دادند [۳۹]. پس از ژنگ، استنسیل شیلو، (۲۰۱۹) در پایان نامه خود از الگوریتم پیکس تو پیکس برای مطالعه قابلیت تولید چیدمان های معماری استفاده کرد [۳۷]، با این حال، محدودیت های محاسباتی در آن زمان مانع از تولید چیدمان های دقیق توسط الگوریتم او شد و چیدمان های نهایی را به صورت دستی تهیه کرد. رهبر و همکاران، این خروجی ها را نقشه های حرارتی نامیدند و قابلیت های الگوریتم سی گن را در یادگیری ۴۰۰ نمونه ساخته شده در شهر تهران مورد بررسی قرار دادند [۳۷]. وو و همکاران (۲۰۱۹) روش مبتنی بر داده دیگر ارائه کردند [۱۱]. آن ها بر اساس این ایده که معماران در هنگام طراحی چیدمان فضا، معمولاً آن را بر اساس جانمایی بزرگ ترین فضا (مانند پذیرایی)، شروع می کنند، یک شبکه رزنت ۳۴ را با تغییراتی در آرایش لایه ها با هدف ایجاد رویکردی سه مرحله ای آموزش دادند. در این مقاله، مجموعه داده آر-پلان، نیز توسط محققان ارائه شد. که به نوعی معیار برای ارزیابی قابلیت های مولد پلان تبدیل شده است. از محدودیت های این مدل می توان به کیفیت پایین تصاویر پلان های تولید شده و مراحل اضافی در رویکرد پشته ای آن اشاره کرد.

پس از آن، هو و همکاران [۳۸]، چهارچوبی به نام گرف-تو-پلن (Graph2plan) ارائه کردند. این مدل قادر به تولید چیدمان های معماری بر اساس محدودیت گراف چیدمان، ضمن در نظر گرفتن محدودیت های مرزی بود. این مدل ترکیبی از یک شبکه عصبی گراف (پیشنهاد دهنده) با هدف تولید توپولوژی و یک شبکه کانولوشنی با هدف تولید چیدمان در مرز معین شده بود. در مورد محدودیت های این مدل می توان به محدود بودن به شرایط مرزی موجود در پایگاه داده آن اشاره کرد. که این مساله تعمیم پذیری قابلیت مدل را مورد سوال قرار می دهد. در ادامه تحقیقات، علایی و همکاران (۲۰۲۳)، مدل دیگری ارائه کردند [۸]، این مدل از دو بخش اصلی شامل: یک شبکه پیچشی مسیج پسینگ که محدوده فضاها در مرز طراحی، بر اساس ورودی کاربر پیش بینی می کند و سه شبکه گن-شرطی پی در پی (بازگشتی) که برای تولید تصویر برداری چیدمان به کار می روند، تشکیل شده است. با این حال این مدل نیز با محدودیت هایی شامل تعداد فضاها اتاق ها و نوع آنها، محدودیت در ابعاد تصویر تولید شده (۶۴ در ۶۴)، عدم پیش بینی درهای داخلی و محدودیت در نوع و تعداد ورودی ها جهت تولید مواجه است. همانگونه که از ادبیات تحقیق مشخص است، روش های

جدول ۱- آخرین پژوهش های مبتنی بر داده در مقایسه با مدل ارائه شده در این پژوهش

نویسنده	سال	ورودی مدل (محدودیت)	مدل محاسباتی	مجموعه داده استفاده شده	گردش کار مدل	بهترین نمونه های تولید شده	ابعاد خروجی	رابطه کاربری	در های داخلی	تعداد میان اتاق های خواب	خروجی برداری
Chaillou	۲۰۱۹		C gan (pix2pix)	۸۰۰ Boston	-		۶۴ * ۶۴	-	-	-	-
رهبر و همکاران	۲۰۱۹		C gan + (pix2pix)	۴۰۰ جمع اوری شده	-		۶۴ * ۶۴	-	-	-	-
Wu et al.	۲۰۱۹		Resnet	۷۰۰۰ RPLAN			۲۵۶ * ۲۵۶	-	-	-	-
Hu et al., 2020	۲۰۲۰		GNN + (CNN)	۷۰۰۰ RPLAN			۱۲۸ * ۱۲۸	-	-	-	-
Nauata	۲۰۲۰		Conv- MPN + house-gan	۷۰۰۰ RPLAN	-		۲۵۶ * ۲۵۶	-	-	-	-
Nauata et al.	۲۰۲۱		Relational GAN + ConvMP N	۷۰۰۰ RPLAN	-		۲۵۶ * ۲۵۶	-	-	-	-
Aalaei et al.	۲۰۲۳		C gan, ConvMP N	۸۰۰۰ RPLAN			۶۴ * ۶۴	*	-	*	-
مدل این پژوهش	۲۰۲۴	  	Ldifusion: Unet Vae Clip + تنظیم دقیق	۵۰۰۰ RPLAN		  	۵۱۲ * ۵۱۲	*	*	*	*

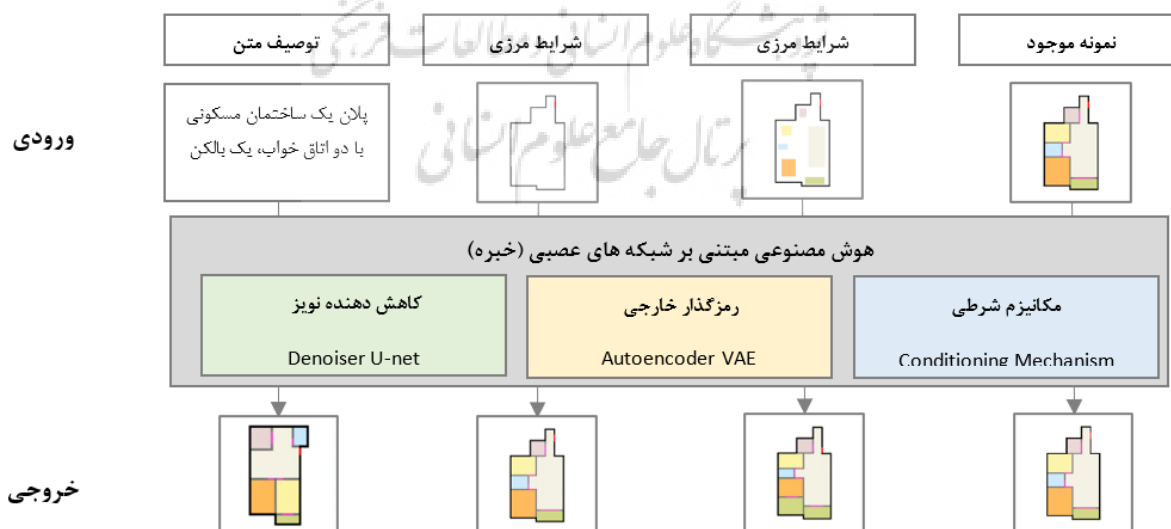
یافته‌ها

الگوی محاسباتی مدل: چارچوب محاسباتی مدل ارائه شده در این پژوهش بر پایه مدل دیفیوژن پنهان، رابین رومباخ و همکارانش پیاده سازی شده است [۴۰]، همچنین برای آموزش موثر مدل از روش تنظیم استفاده شده است [۴۱]. با توجه به اینکه مدل ارائه شده در این پژوهش گونه ایی از مدل های دیفیوژن پنهان است، امکان نمونه برداری یا به بیانی دیگر تولید نمونه از طریق رابط کاربری استیبل دیفیوژن به عنوان یک رابط کاربری آشنا برای معماران فراهم خواهد بود. معماری این مدل از سه بخش اصلی شامل شبکه عصبی، رمزگذار خارجی (Vae)، شبکه عصبی کاهش دهنده نویز (Unet)، مکانیزم محدودیت ها (Clip) که هر کدام از آنها یک شبکه عصبی مجزا هستند تشکیل شده است (شکل ۲). برای درک و تشریح عملکرد اجزا این مدل، نیاز است تا تصویر برداری یک پلان طبقه در نظر گرفته شود. تصور کنید، به این تصویر، در چند مرحله نویز اضافه شود. سپس، از تعدادی کارشناس خواسته شود تا تصویر اصلی را بر اساس یکی از مراحل تزریق نویز، بازسازی کنند. اگر میزان نویز تزریق شده تصویر کم باشد، کارشناسان می توانند به راحتی تشخیص دهند که تصویر مربوط به یک پلان مسکونی است. حتی ممکن است قادر به تشخیص جزئیات پلان، مانند تعداد اتاق ها، نوع چیدمان، وجود یا عدم وجود بالکن باشند. اما اگر میزان نویز تزریق شده تصویر زیاد باشد، تشخیص و بازتولید تصویر اصلی دشوارتر خواهد شد. بر این اساس، درک هر کارشناس از تصاویر نویزدار بسته به تجربه و میزان نویز موجود در

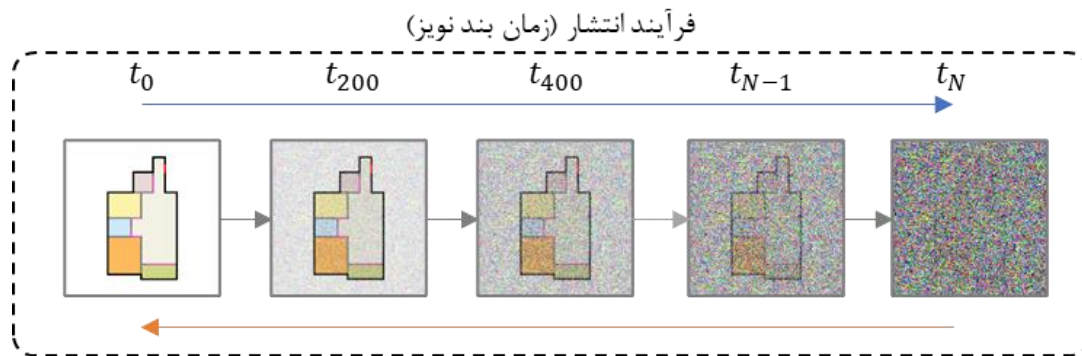
تصویر (گام زمانی) متفاوت خواهد بود. در حقیقت، همین تفاوت در ادراک مدل از تصاویر نویزدار باعث می شود تا پلان های نمونه برداری شده، توسط مدل ارائه شده این پژوهش، متفاوت باشند. بر اساس این ایده مفهومی، در ادامه نحوه آموزش اجزا مدل تشریح خواهد شد (شکل ۳).

رمزگذار خارجی (Vae): در ابتدا پلان ها به شبکه رمزگذار خارجی ارسال می شود، وظیفه رمزگذار خارجی این است تا در فرآیند رمزگذاری و کاهش بعد، میانگین و انحراف معیار در داده ها را محاسبه کند. رمزگذار خارجی همچنین تصویر پلان را به یک بازنمایی فشرده در فضای پنهان تبدیل می کند. این کار منجر به ایجاد فضای پنهان از پلان های معماری می شود (شکل ۴).

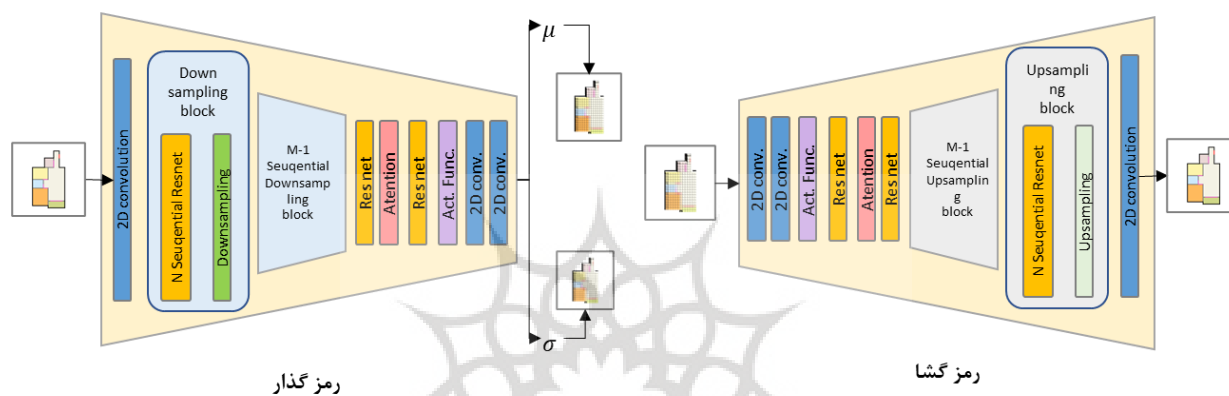
کاهش دهنده نویز (Unet): یونت یک شبکه عصبی پیچشی است که به دلیل فرم U شکل خود، به این نام شناخته می شود. این شبکه، تصویر ورودی را دریافت کرده و ابعاد آن را طی چند لایه پیچشی و با عبور از تابع فعال ساز رلو (ReLU)، کاهش می دهد. از سوی دیگر، تصویر فشرده شده را، طی چندین لایه پیچشی دیگر به ابعاد مورد نظر می گرداند. این شبکه همچنین دارای چهار لایه لایه پرش متصل است که دو بخش شبکه را مستقیماً به هم وصل می کند. از آنجا که این شبکه توانایی استخراج ویژگی های تصویر را دارد، می توان از آن در مدل برای تشخیص میزان نویز تصویر نیز استفاده کرد. البته برای این کار، لایه های پیچشی با بلوک های رزنت (Resnet Blocks)، به همراه یک ترنسفورمر فضایی (Spatial Transformers)، جایگزین شده اند (شکل ۵).



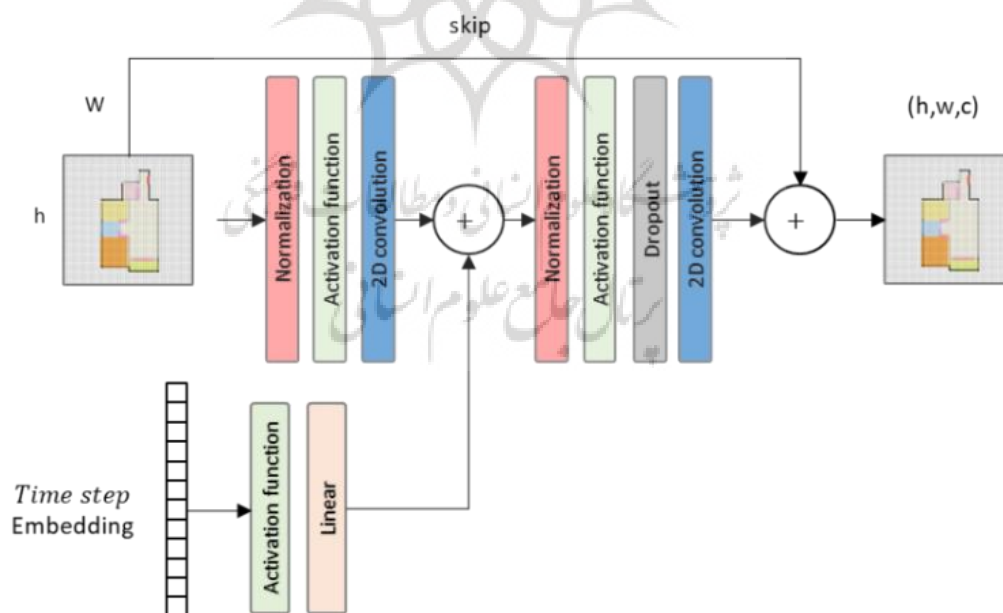
شکل ۲- ایده مفهومی چهارچوب محاسباتی مدل



شکل ۳- بازنمایی فرآیند دیفیوژن



شکل ۴- شکل ساختار لایه های شبکه رمز گذار خارجی



شکل ۵- الگوی بلوک های رزنت الحاقی به شبکه یونت مدل

با دو اتاق خواب و یک بالکن " چه ویژگی هایی دارد، یا باید شرایط مرزی پلان ها یا لکه گذاری فضاها را به صورت یک ماسک معنایی یاد بگیرد. برای رمز گذاری محدودیت ها در این پژوهش، همانند رومباخ و همکاران از مدل پیش آموزش داده شده کلیپ [۴۲]، استفاده شده است. کلیپ یک شبکه عصبی است که تصاویر را با متن ها مطابقت می دهد. بنابراین ساختار آن از دو رمزگذار، باهدف رمزگذاری متن و تصویر تشکیل شده است. وظیفه در کلیپ رمز- گذارها این است که، ماتریس رمزگذاری شده معادل متن و تصاویر را ایجاد کنند، این دو آرایه، به صورت نقطه ایی در هم ضرب می شوند. هدف از این کار محاسبه امتیاز توجه متقاطع متن و تصویر است که نشان دهنده ارتباط میان بخش های مختلف متن و تصویر است. هر قدر مقادیر عددی امتیازهای محاسبه شده در این ماتریس بیشتر باشد، یعنی میزان ارتباط متن با تصویر بیشتر است، به بیان دیگر تصویر تولید شده با محدودیت ورودی مطابقت دارد. یکی از دلایل برتری مدل ارائه شده در این پژوهش نسبت به مدل های مبتنی بر داده موجود، همین مساله یعنی استفاده از رمزگذار کلیپ است که امکان اعمال محدودیت های ورودی متنوع را به ارمغان آورده است (شکل ۷).

بازیابی پلان: در نهایت بازنمایی فشرده بدون نویز مجدداً از رمزگذار عبور داده می شود و پلان تولید شده در مقیاس اولیه بازیابی می شود.

نحوه آموزش مدل بر اساس مکانیزم تنظیم دقیق در مدل: از انجایی که کمبود داده ها برای مواجهه بسیاری از مسائل از جمله شکل- زایی فضا یکی از ضعف اصلی شبکه های عصبی و مدل های مولد است. برای حل این مشکل دانشمندان علوم داده مکانیزم های تنظیم دقیق را ارائه کرده اند، در این مکانیزم یک مدل از پیش آموزش دیده برای هدفی خاص مجدد آموزش می بیند. مکانیزم تنظیم دقیق در آموزش مدل های هوش مصنوعی، از جهاتی با آموزش دانشجویان در محیط دانشگاه قابل مقایسه است. در هر دو مورد، هدف ارتقای دانش و مهارت در یک زمینه خاص است. در آموزش دانشگاهی، دانشجو در طول سال های پیش از ورود به دانشگاه، درک اولیه ای از موضوع مورد نظر کسب کرده است. وظیفه اساتید در این مقطع، تنظیم دقیق این دانسته ها برای ورود به یک حرفه خاص، مانند معماری است (شکل ۸).

در مدل مولد این پژوهش بر خلاف پژوهش های پیشین در این حوزه به جای آموزش یک مدل از ابتدا، مکانیزم تنظیم دقیق رویز و همکاران [۴۱]، بر روی مدل رومباخ و همکاران (مدل پایه) اعمال شد.

به کمک بلوک های رزنت، اطلاعات زمان بندی نویز و گام های زمانی به مدل اضافه می شود. بلوک های رزنت می توانند به شبکه کمک کنند تا اطلاعات را از لایه های عمیق تر به لایه های کم عمق تر منتقل کند و در نتیجه، نویز را به طور موثرتری حذف کند. از سوی دیگر به کمک ترنسفورمر فضایی، فضای مشروط نهفته را به مدل اضافه می شود. ترنسفورمر فضایی می تواند به شبکه کمک کند تا به طور محلی و سراسری به اطلاعات تصویر دسترسی داشته باشد و در نتیجه، نویز را با دقت بیشتری حذف کند (شکل ۶).

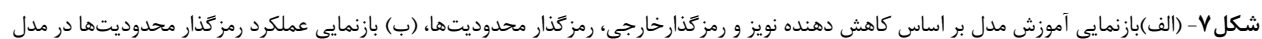
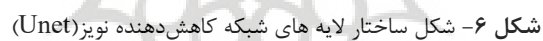
بنابراین به طور خلاصه پس از ارسال بازنمایی فشرده شده توسط شبکه رمزگذار خارجی، در این مرحله توسط یک زمان بند نویز بر اساس یک توزیع آماری مشخص مقداری نویز به این بازنمایی فشرده شده اضافه می شود. این کار در مراحل متعدد تکرار می شود. پس از آن شبکه کاهش دهنده نویز تلاش می کند، بر اساس تخمین های مرحله ای از میزان نویز موجود در تصویر، در هر گام از میزان نویز تصویر بکاهد. این فرآیند N مرتبه (۱۰۰۰ گام در نظر گرفته شده)، تکرار می شود و هدف این است که، شبکه در طول این فرآیند آموزش، به شروط اولیه توجه کند، اطلاعات ماتریس و گام های زمانی را بدست آورده و در نهایت یک تصویر با نویز کمتر پیش بینی کند.

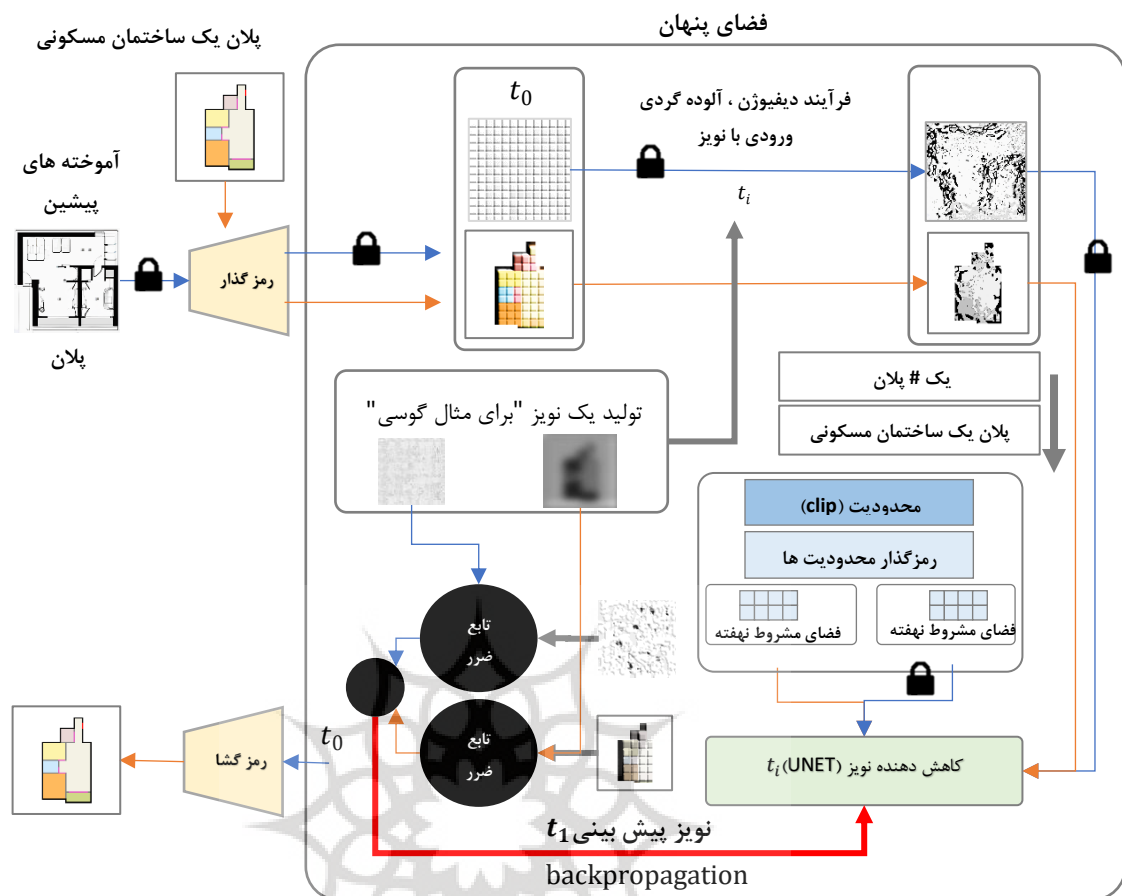
پس از پیش بینی تصویر با نویز کمتر توسط شبکه کاهش دهنده نویز (کارشناس)، نوبت به بررسی وضعیت این پیش بینی توسط تابع ضرر (Loss Function)، می رسد. وظیفه تابع ضرر این است که میزان نویز در تصویر پیش بینی شده را با تصویر پیش بینی شده در مرحله قبلی و تصویر ورودی، مدل مقایسه کند، در صورتی که نویز آخرین پیش بینی کمتر از نویز تصویر پیش بینی شده قبلی باشد، نشان دهنده بهبود عملکرد شبکه نسبت به گام پیشین است. در نهایت، بر اساس میزان تابع ضرر، مقادیر وزن های شبکه به روز- رسانی می شوند و تصویر پیش بینی شده در مرحله قبل به شبکه یونت بازگردانده می شود تا فرآیند آموزش ادامه پیدا کند. در مقاله رومباخ و همکاران [۴۰]، از تابع ضرر MSE و رگولاتور L1 برای آموزش شبکه کاهش دهنده نویز استفاده شده است. این تابع، میانگین قدر مطلق تفاضل مربعات بین مقادیر پیکسل های دو تصویر را بر اساس رابطه زیر محاسبه می کند.

فرمول ۱- تابع ضرر مدل پایه بر اساس مدل رومباخ و همکاران [۴۰]

$$\mathbb{E}_{x,c,\epsilon,\epsilon',t}[\omega_t \|\hat{x}_\theta(\alpha_t x + \sigma_t \epsilon', c) - x\|_2^2]$$

شبکه رمزگذار محدودیت ها (Clip): مشروط سازی به این معناست که مدل باید با مسائل مربوط به پلان ها یا مدارک معماری آشنا شود. به عنوان مثال، باید بیاموزد که پلان یک "ساختمان مسکونی





شکل ۸- نحوه آموزش مدل پس از اعمال مکانیزم تنظیم دقیق

در این فرآیند، محدودیت تولید به هر دو شبکه (مدل پایه و مدل تنظیم دقیق شده) اعمال می‌شود. با این حال به جای مقایسه پیش‌بینی دو شبکه، مدل پایه فریز کرده و وزن‌های آن با مدل تنظیم دقیق به اشتراک گذاشته می‌شود، یعنی بهینه‌سازی وزن‌ها از پس از پیش‌بینی هر دو مدل بر اساس مجموع مقادیر تابع ضرر هر دو مدل پایه و تنظیم دقیق به روز رسانی می‌شود. فرآیند آموزش مدل به روش تنظیم دقیق مدل در شکل ۸ شده است.

مجموعه داده و نحوه آماده‌سازی ورودی مدل

با توجه به رویکرد مبتنی بر داده اتخاذ شده در این پژوهش، نمونه‌ها و آماده‌سازی آنها از اهمیت ویژه‌ای برخوردار است، در این پژوهش و در راستای امکان‌سنجی و آموزش موثر مدل از ۵۰۰۰ نمونه که صورت تصادفی از مجموعه داده‌های آر-پلان انتخاب شده‌اند، استفاده شده است [۱۱]. این مجموعه داده شامل بیش از ۸۰ هزار طرح طبقه‌برداری مربوط به ساختمان‌های مسکونی است و در سال‌های اخیر از این مجموعه داده در مطالعات متعددی استفاده شده است و به نوعی این مجموعه داده، معیاری برای

از آنجایی که هدف آموزش پلان‌های معماری به مدل پایه است، برای این کار از N تصویر و N متن که بر اساس یک شناسه منحصر به فرد مانند v ، آماده شده جهت آموزش مدل تنظیم دقیق و تحریک مدل پایه استفاده می‌شود. برای درک نحوه پیاده‌سازی این مکانیزم، ابتدا نیاز است تا تابع ضرر شبکه پایه را مد نظر قرار دهیم:

در فرمول ۱، X تصویر رمزگذاری شده (بازنمایی فشرده توسط رمزگذار خارجی) و C فاکتور مربوط به محدودیت‌ها است. حال هدف این است که به کمک تنظیم دقیق مدل پایه، تصاویری تولید کنیم که خیلی شبیه نویز ورودی (محدودیت مد نظر کاربر) باشد. برای این کار، بر اساس پیشنهاد مقاله رویز و همکاران [۴۱]، مقادیر تابع ضرر پیشین را با تابع ضرر مدل تنظیم دقیق، جمع می‌کنیم. فرمول ۲- تابع ضرر مدل بر اساس مکانیزم تنظیم دقیق رویز و همکاران [۴۱]

$$\mathbb{E}_{x,c,\epsilon,\epsilon',t} [\omega_t \|\hat{x}_\theta(\alpha_t x + \sigma_t \epsilon', c) - x\|_2^2 + [\lambda \omega_t \|\hat{x}_\theta(\alpha_t x_{pr} + \sigma_t \epsilon', c_{pr}) - x_{pr}\|_2^2]$$

فرآیند شکل زایی در مدل پس از آموزش (گردش کار مدل)

گردش کار پیشنهادی این مدل از پنج گام تشکیل شده است: گام مقدماتی: شامل، جمع آوری نمونه ها و پیاده سازی الگوی محاسباتی و آموزش مدل مولد مدارک معماری. گام اول- شروع : کاربر ورودی به مدل ارائه می دهد. این ورودی می تواند، توصیف متنی (شامل نام و تعداد فضاهای مورد نیاز برای طراحی)، شرایط مرزی (شامل محدوده طرح، دیوارهای پیرامونی و محل قرارگیری درب ورودی)، شرایط مرزی به همراه ماسک معنایی (محل قرارگیری فضاها با استفاده از ماسک های رنگی) و یا یک نمونه موجود باشد.

گام دوم- تولید و نمونه برداری:

بخش ۱- کاربر ورودی را به رابط کاربری مدل ارسال می کند. مدل ورودی را پردازش می کند و آن را به فرمت قابل فهم برای خود تبدیل می کند (برای مثال، اگر ورودی یک توصیف متنی باشد، مدل آن را به یک توکن تبدیل می کند).

بخش ۲- شبکه کاهش دهنده نویز مدل بر اساس یک الگوی تصادفی تولید نویز، مقداردهی اولیه می شود. به عبارت دیگر، فرآیند شکل زایی را بر اساس یک تصویر نویزدار اولیه شروع می کند.

بخش ۳- در ادامه چیزی شبیه به رقابت مولد و تشخیص دهنده در شبکه های مولد متخاصمی انجام خواهد شد. یعنی تصویر نویزدار اولیه به دو شبکه یونت ارسال می شود که یکی از آنها بر اساس محدودیت ها آموزش دیده و به آنها توجه دارد و دیگری بدون توجه به محدودیت ها اما با توجه به مقادیر موجود تلاش می کند تا میزان نویز موجود در تصویر را پیش بینی کند. پس از هر پیش بینی بر اساس الگوی زیر میزان نویز پیش بینی شده توسط هر دو شبکه باهم ترکیب می شود تا پیش بینی نهایی از میزان نویز موجود در تصویر بدست بیاید:

فرمول ۳- نحوه محاسبه میزان نویز موجود در تصویر تولید شده در هر مرحله

$$Noise = Noise_{uncond} + \beta(Noise_{cond} - Noise_{uncond})$$

مقایسه کارایی مدل های مولد چیدمان فضا تبدیل شده است. در مطالعه و بررسی مجموعه داده مشخص شد، تصاویر پلان های مجموعه داده اصلی آر-پلان، شامل سیزده فضای متفاوت هستند، که در در چهار کانال (بعد)، کدگذاری معنایی شده اند، به طور خاص همانگونه که در تصاویر حرارتی استخراج شده و جدول تهیه شده در شکل قابل مشاهده است (شکل ۹).

با توجه به ورودی های مورد نیاز برای آموزش مدل، مجموعه داده ها از چند بابت باید مناسب سازی و پیش پردازش می شدند. بدین منظور، مراحل زیر با استفاده از کدهای پردازش تصویر اختصاصی انجام شد:

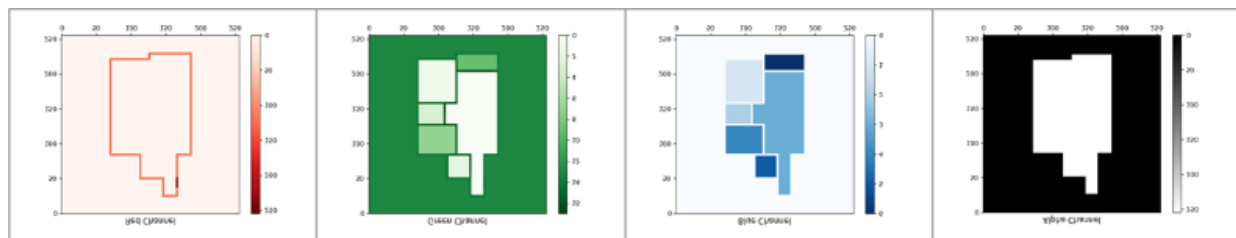
الف) برای اتاق های با فرکانس تکرار کم، مقدار مشترک در نظر گرفته شد: با توجه به اینکه در پلان های مسکونی، پذیرایی و نهارخوری معمولاً در قالب یک فضا (بدون دیوار) ترسیم می شوند، مقادیر پیکسل های نهارخوری به مقادیر پذیرایی تغییر داده شد. از سوی دیگر، مقادیر اتاق فرزندان، اتاق مطالعه، اتاق دوم و اتاق مهمان معادل با اتاق دوم در نظر گرفته شد.

ب) ایجاد پالت رنگی و انتقال داده ها به فضای پیکسل های رنگی: از آنجایی که بخشی از ورودی مدل باید تصاویر پلان باشد، برای درک بهتر مدل از فضاها، یک پالت رنگی اختصاصی ایجاد شد. سپس، مجموعه داده بر اساس پالت رنگی بازسازی شدند.

ج) حذف نمونه های ناقص: مجموعه داده اصلی شامل نمونه هایی بود که در فرآیند ترسیم آسیب دیده و ناقص بودند. به همین دلیل، تصمیم گرفته شد تا این نمونه ها را از مجموعه داده ی ۵۰۰۰ تایی که برای آموزش مدل آماده می شود، حذف شوند.

ه) تولید توصیف متنی برنامه پروژه: با توجه به اینکه در این پژوهش، یکی از محدودیت های تولید براساس توصیف متنی به مدل آموخته می شود، برای نمونه های آموزشی، توصیف متنی که معرف برنامه فیزیکی آن ها باشد، آماده شد. به عنوان مثال:

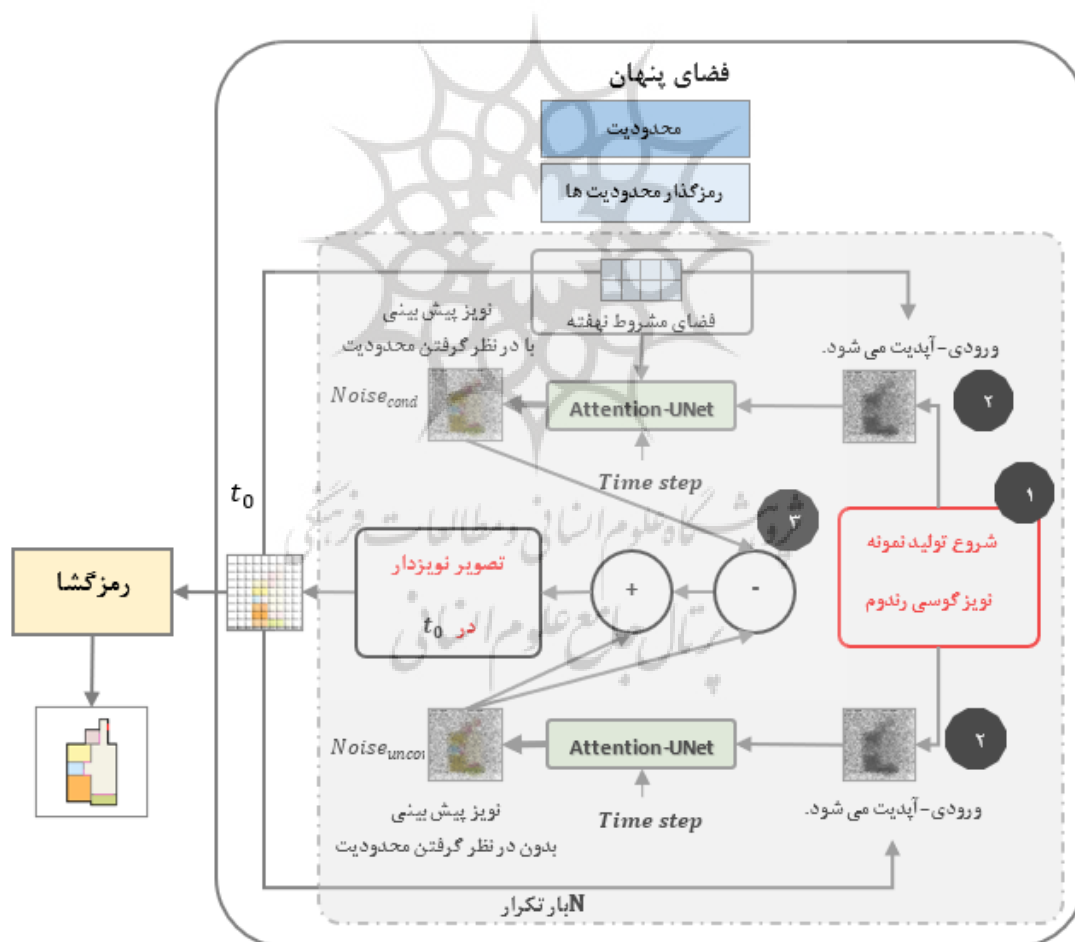
Architecture floor plan residential, 1Livingroom, 1Masterroom, 1Kitchen, 1Bathroom, 1room, 1Balcony



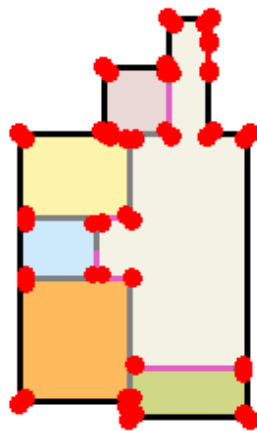
شکل ۹- نمایش حرارتی کانال های رنگی مجموعه داده

محدودیت های جدید تولید می کند. همچنین می تواند از طرح تولید شده در مرحله پیشین به عنوان یک ورودی جدید استفاده کند. از مجموعه داده های برداری استفاده می شود، پلان تولید شده توسط مدل نیز برداری خواهد بود (شکل ۱۰).
گام چهارم- تبدیل به فرمت برداری و ارسال به نرم افزار مبداء: در این گام، نمونه های تولید شده توسط مدل به فرمت برداری تبدیل می شوند. برای این کار پس از استخراج مختصات نقاط اصلی فضاها و تبدیل واحد، از آن ها برای ایجاد اشکال برداری استفاده می شود. این اشکال می توانند شامل خطوط، منحنی ها و اشکال هندسی باشند (شکل ۱۱).
گام پنجم، تکمیل جزئیات: کاربر می تواند جزئیات مد نظر خود را به طرح پیشنهادی اضافه کند.

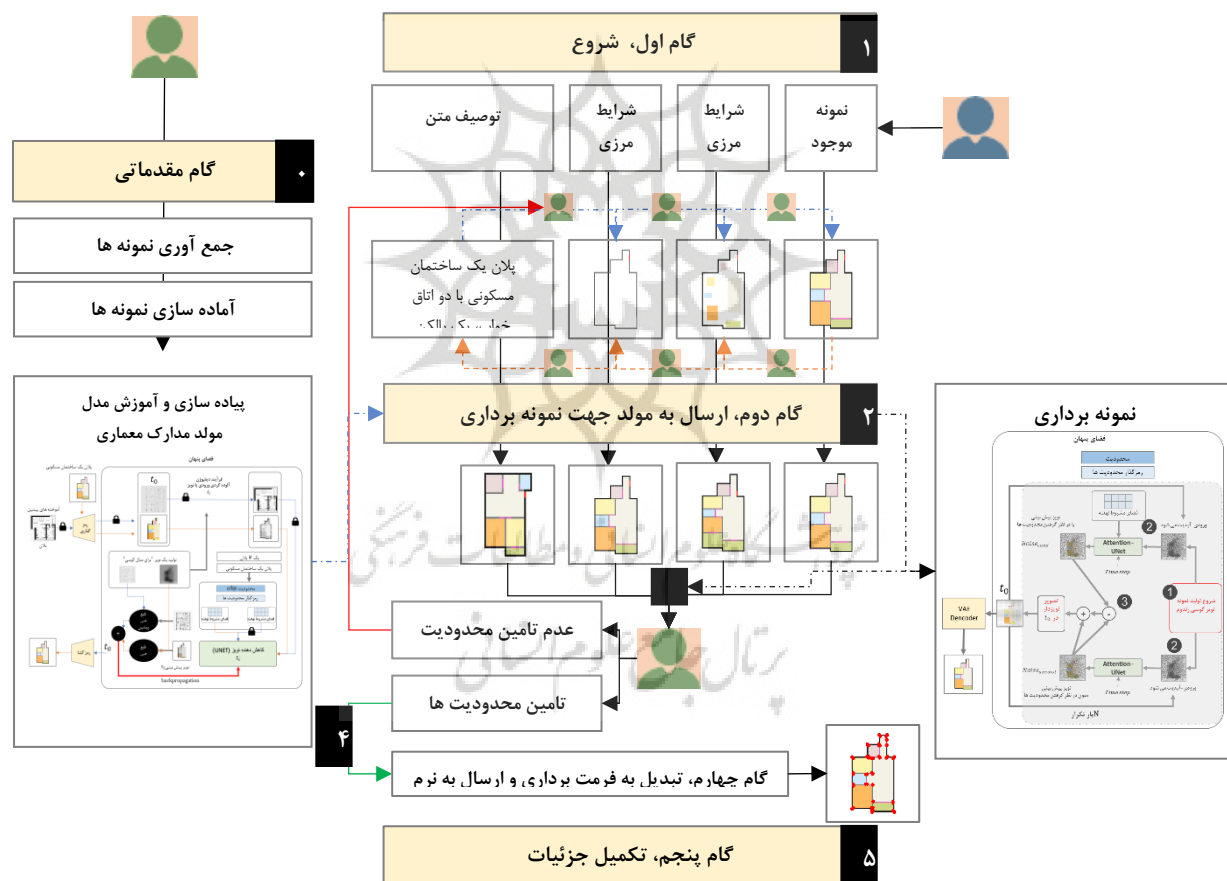
همانگونه که در شکل ۱۰ مصور شده است، این فرآیند به صورت سریالی N مرتبه تکرار می شود تا میزان نویز موجود به کمترین حد ممکن برسد و انگاره ای بدون نویز از پلان ایجاد شود. در نهایت، انگاره پیش بینی شده توسط مدل به بخش رمزگشا در شبکه رمزگذار خارجی ارسال می شود. رمزگشا بر اساس این انگاره از پلان در فضای پنهان، پلان را در ابعاد واقعی نمونه برداری و تولید می کند.
گام سوم- ارزیابی و تکرار: پس از نمونه برداری اولیه، کاربر می تواند خروجی را با محدودیت های مدنظر خود مقایسه کند. در صورت برآورده شدن محدودیت ها، کاربر می تواند طرح را برای تبدیل به فرمت قابل استفاده در نرم افزارهای کد انتخاب کند و در صورت برآورده نشدن محدودیت ها، می تواند عملیات نمونه برداری را مجدداً تکرار کند، در این روش، مدل طرح های جدیدی را بر اساس



شکل ۱۰-فرآیند تولید و نمونه برداری در مدل



شکل ۱۱- بررسی امکان استخراج مختصات نقاط اصلی در یک نمونه تولید شده



شکل ۱۲- گردش کار در مدل مولد تولید مدارک معماری

نمونه تولید شده توسط مدل به طور تصادفی مخلوط شده و به نسبت ۸۰ به ۲۰ برای آموزش و آزمایش اس‌وی‌ام تقسیم شدند. سپس از آن ها برای آموزش یک اس‌وی‌ام با یک هسته خطی استفاده شد. پس از آموزش مدل اس‌وی‌ام با دقت ۸۰ درصدی توانست تصاویر را طبقه‌بندی کند، که نشان می‌دهد مدل مولد پلان تا حدی موفق به تولید تصاویر شبیه به تصاویر واقعی بوده و توانسته است الگوریتم اس‌وی‌ام را در ۲۰٪ موارد همراه کند (نمودار ۱).

۳- ارزیابی به روش تحلیل مؤلفه‌های اصلی، پی‌سی‌ای (PCA)

پی‌سی‌ای به عنوان روشی کارآمد برای کاهش ابعاد داده‌های تصویری و استخراج ویژگی‌های مهم آنها، مورد استفاده قرار می‌گیرد. بدین منظور، با هدف ارزیابی قابلیت برون یابی مدل، ۵۰۰۰ نمونه استفاده شده در فرآیند آموزش به عنوان داده‌های واقعی و ۵۰۰۰ نمونه تولید شده توسط مدل آموزش‌دیده به عنوان داده‌های جعلی آماده و به الگوریتم ارسال شدند. نتایج این بررسی در نمودار ۳ به صورت سه‌بعدی نمایش داده شده است. نقاط آبی‌رنگ معرف نمونه‌های آموزشی و مثلث‌های قرمز رنگ، معرف نمونه‌های تولید شده توسط مدل است. نتایج حاکی از سوگیری بیشتر نمونه‌های استفاده شده در فرآیند آموزش نسبت به نمونه‌های تولید شده توسط مدل مولد پلان است. این نمودار نشان‌دهنده آموزش مؤثر مدل، همچنین قابلیت برون‌یابی مدل نسبت به نمونه‌های آموزشی استفاده شده، در فرآیند آموزش است (نمودار ۲).

بحث و نتیجه گیری

در این بخش جزئیات فرآیند آموزش و نمونه‌های تولید شده توسط مدل مورد بحث و ارزیابی قرار خواهند گرفت.

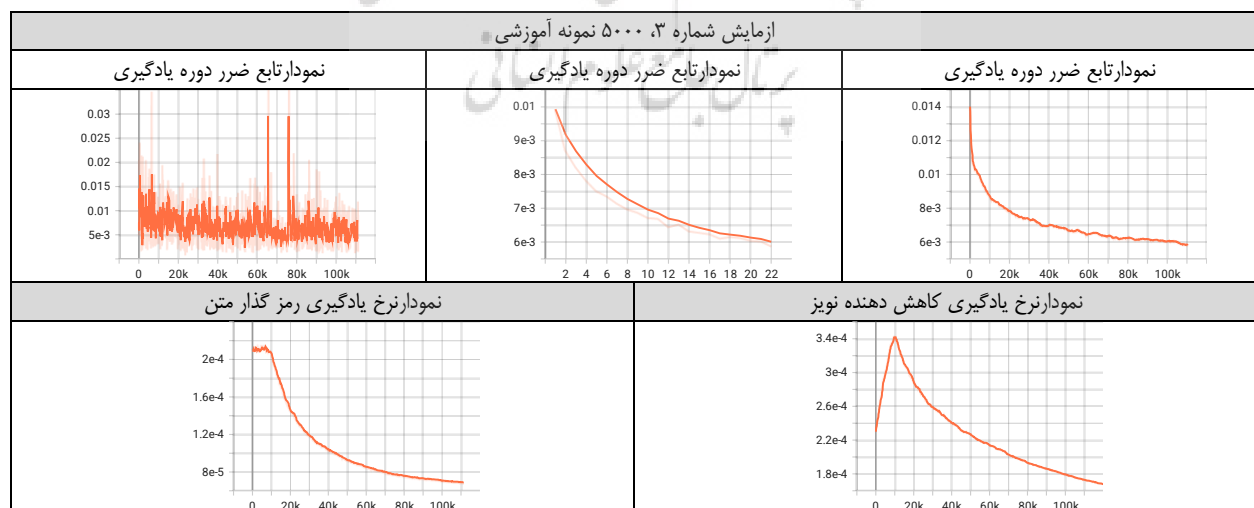
۱- آموزش و ارزیابی فرآیند آموزش مدل

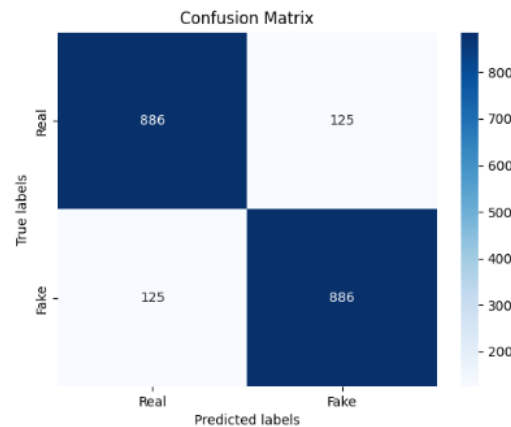
پس از پیاده‌سازی مدل بر پایه‌ی الگوی محاسباتی تشریح شده، سه آزمایش با هدف دستیابی به آموزش مؤثر شبکه مدل ترتیب داده شد. در پایان هر دوره یادگیری، از مدل نمونه‌برداری و نمونه‌ها مورد ارزیابی قرار گرفتند. همچنین، در پایان هر آزمایش، نمودارهای تابع ضرر و نرخ یادگیری مدل بررسی شدند. بر اساس نتایج هر آزمایش، برای تنظیمات مدل و تعداد داده‌های آموزشی در مرحله بعدی تصمیم‌گیری شد. همان‌گونه که در جدول نمودارهای تابع ضرر و نرخ یادگیری بهترین آزمایش قابل مشاهده است، سیر نزولی و عدم نوسان در نمودارهای تابع ضرر، همچنین سیر نزولی نمودارهای نرخ یادگیری کاهش‌دهنده نویز و رمزگذار متن پس از ۱۰ دوره آموزشی، نشان‌دهنده آموزش مؤثر مدل در آزمایش سوم بر اساس، ۵۰۰۰ نمونه آموزشی، ۳۰ دوره آموزش، نرخ یادگیری ۰.۰۰۰۰۲ و پیش‌گرمایش آموزشی ۱۰ دوره، است (جدول ۲).

۲- ارزیابی نمونه‌های تولید شده، کمک روش ماشین بردار پشتیبانی (SVM)

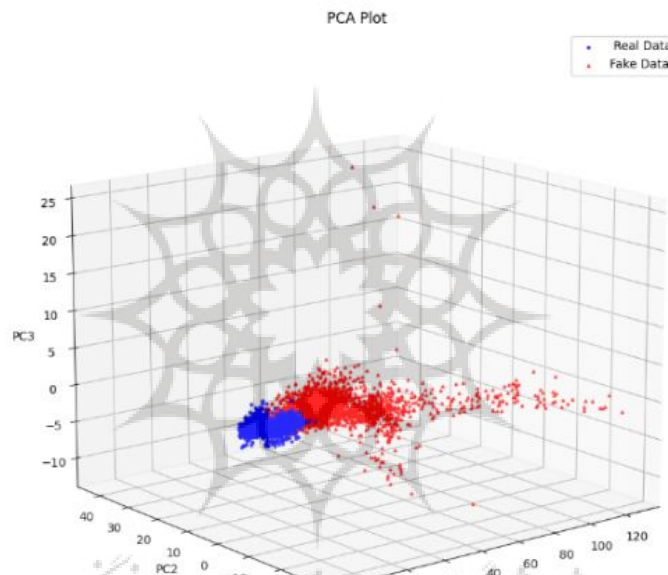
با هدف ارزیابی امکان دسته‌بندی تصاویر پلان‌های واقعی و نمونه‌های تولید شده توسط مدل مولد پلان، از الگوریتم اس‌وی‌ام (SVM)، استفاده شد تا میزان شباهت این تصاویر به تصاویر واقعی و قدرت مدل در همراه کردن الگوریتم یادگیری ماشین توسط آن‌ها بررسی شود. برای این کار ۵۰۰۰ داده آموزشی و ۵۰۰۰

جدول ۲- نمودارهای فرآیند آموزش





نمودار ۱- ماتریس اشتباهات، ارزیابی نمونه های تولید شده، کمک روش ماشین بردار پشتیبانی (SVM)



نمودار ۲- بازنمایی سه بعدی میزان سوگیری و پراکندگی نمونه های تولید شده توسط مدل نسبت به داده های آموزشی (PCA)

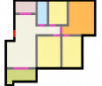
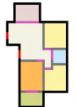
نشان دهنده تمایز تصاویر باشد، یکی از دلایل این ضعف در دستیابی سریع تر به گزینه مدنظر بوده است. همچنین با توجه به جدول ۳ که از داده ساختار تهیه شده از داده های آموزشی تهیه شده است، عدم وجود نمونه کافی از فضاها مانند انبار و به طور کلی عدم توازن داده های آموزشی یکی از موارد دیگری است که موجب ضعف مدل در تولید شده است، به عنوان نمونه تنها ۰.۰۳٪ از نمونه های آموزشی دارای فضای انبار بوده اند، بنابراین دور از ذهن نیست که مدل پس از آموزش در تولید نمونه هایی که در آن ها فضای انبار وجود داشته باشد، با مشکل روبرو شود. از سوی دیگر نمی توان انتظار داشت که مدل نمونه ای فاقد فضای پذیرایی تولید کند (جدول ۴).

۴- ارزیابی قابلیت تولید مدل براساس برنامه پروژه (نام و تعداد فضاها)

با هدف بررسی قابلیت مدل در تولید نمونه بر اساس نام و تعداد فضاها و قابلیت تولید گزینه های طراحی، یک بررسی با استفاده از برنامه های متفاوت انجام شد که ۱۰ نمونه از میان نمونه تولید شده توسط مدل در جدول ۳ قابل مشاهده است.

نتایج مشاهدات نشان داد، اگر چه مدل مولد پلان قابلیت تولید نمونه بر اساس متن ورودی را دارد، با این حال در مواردی نیاز به تلاش های متعدد برای دستیابی به گزینه مد نظر بود. از آنجایی که نمودارهای آموزشی رمزگذار متن نشان دهنده آموزش موثر شبکه است به نظر می رسد، ناکافی بودن توصیف متنی به گونه ای که

جدول ۳- قابلیت تولید مدل بر اساس نام و تعداد فضاها (متن به تصویر برداری)

بررسی قابلیت تولید مدل بر اساس نام و تعداد فضاها (متن به تصویر برداری)					
ردیف	ورودی	نمونه تولید شده توسط مدل مولد پلان	ردیف	محدودیت ورودی	نمونه تولید شده توسط مدل مولد پلان
۱	architecture floor plan residential, 1Livingroom, 1Masterroom, 1Kitchen, 1Bathroom, 1room, 0Balcony, 1storage,		۶	architecture floor plan residential, 1Livingroom, 1Masterroom, 1Kitchen, 1Bathroom, 2room, 0Balcony, 0storage	
۲	architecture floor plan residential, 1Livingroom, 1Masterroom, 1Kitchen, 1Bathroom, 1room, 1Balcony, 0storage,		۷	architecture floor plan residential, 1Livingroom, 1Masterroom, 1Kitchen, 1Bathroom, 0room, 2Balcony, 0storage	
۳	architecture floor plan residential, 1Livingroom, 1Masterroom, 1Kitchen, 1Bathroom, 1room, 1Balcony, 0storage		۸	architecture floor plan residential, 1Livingroom, 1Masterroom, 1Kitchen, 1Bathroom, 2room, 2Balcony, 0storage	
۴	architecture floor plan residential, 1Livingroom, 1Masterroom, 1Kitchen, 1Bathroom, 1room, 1Balcony, 0storage		۹	architecture floor plan residential, 1Livingroom, 1Masterroom, 1Kitchen, 1Bathroom, 3room, 2Balcony, 0storage	
۵	architecture floor plan residential, 1Livingroom, 1Masterroom, 1Kitchen, 1Bathroom, 2room, 1Balcony, 0storage,		۱۰	architecture floor plan residential, 1Livingroom, 1Masterroom, 1Kitchen, 1Bathroom, 2room, 1Balcony, 0storage	

جدول ۴- داده ساختار تعداد و درصد تکرار فضاها در ۵۰۰۰ داده استفاده شده در فرایند آموزش

انبار	بالکن	اتاق	حمام	آشپزخانه	اتاق والدین	پذیرایی	-
۱۶۷	۵۶۵۹	۷۲۶۷	۵۹۰۱	۴۷۱۱	۴۹۸۲	۵۰۰۰	مجموع تعداد تکرار فضا
۰.۰۳	۱.۱۳	۱.۴۵	۱.۱۸	۰.۹۲	۰.۹۹	۱	درصد تکرار

۵- ارزیابی قابلیت تولید مدل براساس محدودیت شرایط مرزی، شرایط مرزی و ماسک معنایی

با هدف بررسی قابلیت تولید بر اساس محدودیت شرایط مرزی همچنین شرایط مرزی و ماسک معنایی محل قرارگیری فضاها، تعدادی از نمونه های مجموعه داده استفاده در فرایند آموزش و تعدادی از نمونه های نمونه خارج از مجموعه داده آموزشی انتخاب شدند. پس از آماده سازی نمونه ها، به عنوان ورودی به مدل ارسال شدند. در مرحله اول بهترین نمونه ها از میان نمونه های تولید شده بر اساس معیارهای زیر و قضاوت محققان انتخاب شد و نمونه های غیرمعتبر کنار گذاشته شدند، نمونه انتخاب شده بار دیگر به عنوان

ورودی به مدل ارسال شدند، معیارهای در نظر گرفته شده در انتخاب به شرح زیر است:
 (الف) انطباق با شرایط مرزی و عدم انسداد محل درب خارجی (در بررسی دوم انطباق با جانمایی معنایی فضاها).
 (ب) عدم وجود فضای بن بست و بدون درب.
 (ج) جانمایی صحیح درب های داخلی به گونه ای که اتصال فضاها به درستی برآورده شده باشد (به عنوان مثال درب آشپزخانه به اتاق خواب باز نشود).
 (د) بررسی توپولوژی فضاها و روابط همسایگی بر اساس نمونه هدف.
 (ه) بررسی هندسه فضاها و عدم وجود دیوارهای نادرست در فضاها

جدول ۵- قابلیت مدل در بازتولید نمونه های استفاده شده در فرآیند آموزش

قابلیت مدل در بازتولید نمونه های استفاده شده در فرآیند آموزش							
ردیف	هدف	محدوده مرزی	ماسک معنایی	ردیف	هدف	محدوده مرزی	ماسک معنایی
۱-۱				۱-۲			
		تولید در مرحله ۱	تولید در مرحله ۱			تولید در مرحله ۱	تولید در مرحله ۱
							
		نمونه نهایی	نمونه نهایی			نمونه تولید شده	نمونه تولید شده
۱-۳				۱-۴			
		تولید در مرحله ۱	تولید در مرحله ۱			تولید در مرحله ۱	تولید در مرحله ۱
		-					
		نمونه نهایی	نمونه نهایی			نمونه تولید شده	نمونه تولید شده

جدول ۶- قابلیت مدل در تولید نمونه های خارج از داده های آموزشی

قابلیت مدل در تولید نمونه های خارج از داده های آموزشی							
ردیف	هدف	محدوده مرزی	ماسک معنایی	ردیف	هدف	محدوده مرزی	ماسک معنایی
۲-۱				۲-۲			
		نمونه هر مرحله ۱	نمونه در مرحله ۱			نمونه در مرحله ۱	نمونه در مرحله ۱
							
		نمونه نهایی	نمونه نهایی			نمونه تولید شده	نمونه تولید شده
۲-۳				۲-۴			
		نمونه در مرحله ۱	نمونه در مرحله ۱			نمونه در مرحله ۱	نمونه در مرحله ۱
						-	
		نمونه نهایی	نمونه نهایی			نمونه تولید شده	نمونه تولید شده

مدل های ارائه شده توسط ناتاوا و همکاران [۹-۱۰]، این دو مدل از نوعی گراف که تنها مشخص کننده تعداد فضاها هستند به عنوان ورودی استفاده می کنند و هیچ محدودیت دیگری را مدنظر قرار نمی دهند. با این حال تولیدات دو مدل با ورودی متن در پژوهش حاضر قابل مقایسه هستند. از آنجایی که در موارد متعددی در ارزیابی های پیشین به بررسی خروجی مدل بر اساس متن ورودی و نام فضاها پرداخته شده است، از عمیق شدن در مقایسه پرهیز می شود و پیشنهاد می شود به قسمت، ارزیابی تولیدات مدل بر اساس متن ورودی مراجعه شود.

از نظر نوع محدودیت های تولید، پژوهش آقای اعلائی و همکاران [۸]، همچنین پژوهش گراف به پلان هو و همکاران [۳۸]، شباهت هایی با مدل ارائه شده در این پژوهش دارند. هر سه مدل قادر به تولید پلان بر اساس محدودیت های مرزی شامل محل درب ورودی، دیوارهای خارجی و محدوده قرارگیری فضاها هستند. به همین دلیل، ما محدودیت های مندرج در مقاله اعلائی و همکاران [۸]، یعنی محدوده های طراحی را به مدل خود اعمال کرده ایم تا این دو مدل را با روش خود مقایسه کنیم. در هر مورد آزمایشی، سه فرآیند (سناریو) متمایز بررسی شده اند:

--در فرآیند اول، یک شرط ورودی به هر سه مدل داده شد (در مورد مدل حاضر، ماسک معنایی جانمایی فضا ارائه شده است).

--در فرآیند دوم، جانمایی اصلاح شده فضاها نسبت به حالت پیشین به مدل ارائه شد.

--در فرآیند آخر، فضای جدیدی به ورودی اضافه شد.

نتایج این ارزیابی در جدول ۸ مصور است.

۶- ارزیابی نمونه های تولید شده توسط مدل بر اساس مقایسه با ابعاد استاندارد، مساحت

به منظور بررسی قابلیت مدل در تولید نمونه های استاندارد، ۲۰ نمونه تولید شده توسط مدل انتخاب و ابعاد فضاها و مساحت آنها به صورت دستی استخراج شد. سپس این ابعاد با معیارهای زیر مقایسه شدند:

--معیارهای بدست آمده از مجموعه داده آموزشی که شامل، میانگین مساحت، بیشینه مساحت و کمینه مساحت.

--معیارهای حداقلی بدست آمده از استاندارد مقررات ملی ساختمان که شامل حداقل مساحت، حداقل عرض و حداقل طول فضاها.

در جدول ۷ زیر نمونه ای از بررسی انجام شده قابل مشاهده است. با توجه به نتایج، می توان استدلال کرد که مدل، در تولید نمونه های استاندارد تا حدی قابل قبولی موفق بوده است. با این حال، در برخی موارد، مانند فضای آشپزخانه و راهروها، مدل از معیارهای استاندارد تخطی کرده است. که این مساله می تواند ناشی از محتوای نمونه های استفاده شده در فرآیند آموزش باشد.

مقایسه با رویکرد های موجود

با وجود تفاوت های بنیادی رویکرد پیشنهادی در این پژوهش با مطالعات پیشین، در برخی موارد امکان مقایسه خروجی و قابلیت های آن ها با مدل ارائه شده در این مطالعه وجود دارد. در ادامه، با الهام و استناد به مقایسه انجام شده در مقاله آقای اعلائی و همکاران [۸]، به این مقایسه پرداخته خواهد شد. در خصوص

جدول ۷- نمونه بررسی نمونه های تولید شده توسط مدل بر اساس مقایسه با ابعاد استاندارد فضا، مساحت و مساحت کل

ردیف	مساحت موجود	نمونه تولید شده توسط مدل	حداقل های مندرج در مقررات ملی ساختمان			ابعاد بدست آمده از مجموعه داده			نام فضا
			حداقل طول	حداقل عرض	حداقل مساحت	کمینه مساحت	بیشینه مساحت	میانگین مساحت	
۵	۹۸.۰۵		-	-	-	۷۱.۱۱۷	۱۳۴.۵۵	۹۸.۸۳	کل
	۳۵.۳۸		-	۲.۷	۱۲	۱۵.۶۵	۶۱.۸۳	۳۳.۷۵	پذیرایی
	۱۳.۲۱		-	۲.۷	۱۲	۶.۶۱	۳۴.۹۶	۱۳.۹۴	اتاق والدین
	۷.۳۴		-	۲.۱۵	۷.۵	۰.۹۴	۲۲.۸۲	۵.۴	آشپزخانه
	۳.۶۶		۱.۲	۱.۱	-	۱.۴۸	۱۲.۳۴	۴.۰۹	حمام و سرویس
	۱۱.۳۵		-	۲.۵	۶.۵	۴.۶	۲۶.۸۹	۱۰.۵۰	اتاق
	۳.۳۹		-	-	۱.۵۶	۰.۴۳	۲۲.۲۴	۳.۸۸	بالکن
	*		۱.۷	۱.۲۰	۲	۰.۴۳	۸.۷۸	۰.۰۳	انبار
	-		-	۱.۱	-	-	-	-	راهرو
	-		تمامی فضاها منطبق با حداقل ها تولید شده است، انبار ندارد.						

جدول ۸- مقایسه مدل پژوهش با مدل‌های اعلایی و همکاران [۸] و هو و همکاران [۳۸].

۱	فرانامه شماره ۱				
	محدودیت	پژوهش حاضر	محدودیت	اعلایی و همکاران، ۲۰۲۳	هو و همکاران، ۲۰۲۰
۱-۱					
۲-۱					
۳-۱					
فرانامه شماره ۲					
۱-۲					
۲-۲					
۳-۲					
فرانامه شماره ۳					
۱-۳					
۲-۳					
۳-۳					
فرانامه شماره ۴					
۱-۴					
۲-۴					
۳-۴					
راهنما	بالکن ، حمام ، خواب ، خواب والدین ، پذیرایی ، آشپزخانه		بالکن ، آشپزخانه ، خواب ، حمام		

در هر دو مدل فاقد اطلاعات مربوط به درهای داخلی است، در حالی که مدل حاضر توانایی جانمایی درهای داخلی را نیز دارد. همچنین، در هر دو مدل مذکور، ارزش فضایی در نظر گرفته شده برای اتاق ها یکسان است، در حالی که مدل ارائه شده در این پژوهش، نوع اتاق والدین را از دیگر اتاق های برنامه متمایز در نظر می گیرد.

به طور مشابه، مدل پیشنهادی در پژوهش حاضر از نظر توانایی تولید پلان چیدمان بر اساس محدودیت دیوار پیرامونی و محل درب ورودی با مدل [۱۱]، نیز قابل مقایسه است. رویکرد او و همکاران، یک رویکرد چند مرحله ای است که براساس مرز پیرامونی و محل درب ورودی، ابتدا فضای پذیرایی را جانمایی می کند و سپس به صورت سریالی دیگر فضاها را به چیدمان اضافه می کند. در نهایت، مدل دیگری بر اساس مختصات مشخص شده دیوارها جانمایی می کند.

با اینکه رویکرد علایی و همکاران [۸]، توانایی تولید چیدمان را تنها بر اساس محدودیت مرزی ندارد، این رویکرد پس از مشخص شدن محدوده قرار گیری فضاها توسط کاربر از وجوهی با مدل او و همکاران قابل مقایسه است. در مقابل، رویکرد ارائه شده در پژوهش حاضر نه تنها توانایی تولید چیدمان بر اساس شرایط مرز را دارد، بلکه این فرآیند را در یک مرحله انجام می دهد. با هدف بررسی و مقایسه نمونه های تولید شده توسط مدل این پژوهش با دو رویکرد دیگر، سه نمونه محدودیت ورودی را به هر سه مدل اعمال شد که نتایج آن در جدول ۹ قابل مشاهده است.

بر اساس آزمایش علایی و همکاران [۸]، رابط کاربری هو و همکاران [۳۸]، از کاربران می خواهد که یک مرز را از پایگاه داده آزمایشی از پیش تعریف شده انتخاب کنند. این امر توانایی ارائه مرزهای سفارشی برای اهداف اعتبارسنجی را محدود می کند و در نتیجه، ارزیابی و اعتبارسنجی پلان های طبقه تولید شده توسط آن چالش برانگیز است. به همین دلیل، تعمیم پذیری مدل به شرایط مرزی مختلف نامشخص است. با وجود این، راه حل هایی که بر اساس مجموعه های از پیش تعریف شده مرزها ایجاد می شوند، دارای مزایای قابل توجهی هستند.

مشاهدات نشان می دهد که هر سه مدل در برابر تغییرات توپولوژیکی انعطاف پذیری بالایی دارند. با این حال، مدل هو و [۳۸]، در برخی موارد نتوانسته است تمام محدودیت های مدنظر را برآورده کند. به عنوان مثال در جدول ۷، در حالت های ۱-۳ و ۱-۳، این مدل فضای بالکن را ایجاد نکرده و در حالت ۳، بالکن و آشپزخانه را در مکان های صحیح قرار نداده است. همچنین، در حالت ۱-۴، سناریوی یک، اگرچه دو حمام به عنوان شرایط ورودی تعریف شده اند، مدل تنها یک حمام واحد ایجاد کرده است.

اگرچه مدل [۸]، در تمامی موارد نتوانسته است محدودیت های مد نظر را برآورده کند. با این حال پلان های تولید شده توسط مدل ارائه شده در این پژوهش از نظر عملکردی بهینه تر به نظر می رسند. به عنوان مثال در حالت ۱-۴، جانمایی ارائه شده در مدل ارائه شده در این پژوهش کیفیت فضایی بهتری را فراهم کرده است و در عمده موارد از جمله در حالت ۱-۳، تناسب های تولید نیز شده مناسب تر به نظر می رسند. از سوی دیگر، گراف ورودی

جدول ۹- مقایسه مدل معرفی شده در پژوهش حاضر بر اساس محدودیت مرز پیرامونی و محل درب ورودی با او و همکاران [۱۱] و علایی و همکاران [۸].

ردیف	محدودیت	پژوهش حاضر	وو و همکاران، ۲۰۱۹	محدودیت	علایی و همکاران، ۲۰۲۳
۱					
۲					
۳					
پذیرایی، آشپزخانه، خواب والدین، خواب، حمام، بالکن پذیرایی، آشپزخانه، خواب، حمام، بالکن					

پژوهش، می‌تواند به عنوان ابزاری ارزشمند در فرآیند طراحی به معماران کمک کند. از آنجایی که این مدل از مثال یاد می‌گیرد و به صورت شبه‌شهودی به یک موقعیت خاص پاسخ می‌دهد، می‌توان آن را، نه به معنای یک سیستم خبره (Expert System)، بلکه بر مبنای سطوح خبرگی لاوسن یک هوش مصنوعی تولید مدارک معماری خبره در نظر گرفت. با این حال عملکرد مطلوب مدل، داده‌های آموزشی به کار رفته در این پژوهش جامعیت کافی را نداشته و ممکن است در مواجهه با شرایط جدید از جمله اضافه شدن یک عملکرد جدید، تعداد اتاق‌های بیشتر یا الگوی متفاوت روابط فضایی، عملکرد مطلوبی نداشته باشد. بنابراین، پیشنهاد می‌شود در پژوهش‌های آتی موارد زیر دنبال شود:

--بررسی چگونگی آموزش محل قرارگیری پنجره‌ها به عنوان یک محدودیت طراحی در این حالت امکان مطالعه قابلیت‌های مدل در مجموعه‌های چند واحدی فراهم می‌شود.

--بررسی امکان استفاده از این مدل با هدف شکل‌زایی پلان سایر کاربری‌ها از جمله درمانی و آموزشی.

--بررسی امکان استفاده از این مدل با هدف شکل‌زایی پلان سایر مدارک معماری مانند، نماها و برش‌ها.

--توسعه یک افزونه برای استفاده از مدل‌های مولد تصویر در نرم افزارهای طراحی به کمک رایانه و مدل‌سازی اطلاعات ساختمان، این مساله می‌تواند هم صورت دو بعدی و هم به صورت سه بعدی دنبال شود.

--بررسی قابلیت استفاده از الگوی محاسباتی پژوهش با هدف تولید مدارک معماری در یک سبک خاص معماری.

--آماده‌سازی یک مجموعه داده متوازن ملی برای استفاده در پژوهش‌های مبتنی بر داده که این امر مستلزم همکاری سازمان‌ها و نهادهای مرتبط با موضوع است. به طور کلی یکی از محدودیت‌های مطالعات در حوزه هوش مصنوعی در مسائل معماری عدم دسترسی به داده‌ها برای توسعه روش‌های هوشمند است.

انتظار می‌رود به زودی استفاده از مدل‌های مولد در تولید مدارک معماری فراگیر شود. اما مسأله مهم، توجه به نقش مهمی است که معمار می‌تواند برای ارائه فضاهای اجتماعی، منصفانه و محیطی مسئولیت‌پذیرتر ایفا کند. نگارندگان این پژوهش بر این باورند که هدف نهایی کاربرد روش‌های مولد جایگزینی هوش مصنوعی با معمار نیست، بلکه چنین رویکردهایی می‌تواند منجر به ایجاد نقش‌های جدید و معاصر برای معماران در گردش کار پروژه‌های معماری شود.

همان‌گونه که مشاهده می‌شود، وضوح تصاویر تولید شده توسط مدل وو و همکاران [۱۱]، قابل مقایسه با دو رویکرد دیگر نیست. این موضوع از آنجایی حائز اهمیت است که این اختلال در فرآیند برداری کردن تصاویر تولید شده و انتقال آن به نرم‌افزارهای معماری مشکل‌ساز خواهد بود. مدل اعلائی و همکاران [۸]، در ردیف دوم نتوانسته است به برنامه ورودی وفادار باشد. از سوی دیگر، همان‌گونه که اشاره شد، این مدل قادر به تولید پلان تنها بر اساس مرز ورودی نیست. همچنین، این مدل در ردیف سوم در تولید دیوارهای داخلی با مشکل مواجه شده است. و در نهایت مدل ارائه شده در این پژوهش علاوه بر تمایز میان اتاق‌های خواب، محل درهای داخلی را نیز اموخته است. بنابراین به طور کلی به نظر می‌رسد مدل ارائه شده در پژوهش حاضر نسبت به هر دو مدل دیگر عملکرد بهتری را از خود نشان داده است.

جمع‌بندی نتایج پژوهش

در این پژوهش، یک تکنیک نوین مبتنی بر داده برای شکل‌زایی مدارک معماری، به‌ویژه برای تولید خودکار پلان‌های ساختمان‌های مسکونی، با استفاده از شبکه‌های دیفیوژن پنهان ارائه شد. این مدل به معماران اجازه می‌دهد تا بر اساس محدودیت‌های ورودی متنوع، پلان‌های مورد نظر خود را تولید و در صورت نیاز، تغییرات مدنظر خود را در فرآیند نمونه برداری از مدل اعمال کنند. ارزیابی کارایی مدل بر اساس روش‌های (PCA)، (SVM)، خوانش نمونه‌های تولید شده بر اساس محدودیت‌های ورودی و مقایسه با مدل‌های موجود نشان داده، که این مدل در مقایسه با رویکردهای مبتنی بر داده موجود، در زمینه‌های مختلف از موارد زیر برتری قابل‌توجهی دارد.

--استفاده از رویکرد محاسباتی جدید یعنی شبکه دیفیوژن پنهان.

--سازگاری با رابط کاربری استیبل دیفیوژن و ارائه گردش کار.

--انعطاف‌پذیری در طیف ورودی‌های مدل شامل محدوده مرزی، محدوده مرزی و ماسک معنایی محل قرارگیری فضاها، توصیف متنی برنامه پروژه، یک نمونه موجود.

--پیش‌بینی محل درهای داخلی (محدودیت اتصال).

--قابلیت تمایز در نوع اتاق‌های خواب.

--پیشنهاد تکنیک تنظیم دقیق که امکان مقابله با حجم کم داده‌ها در موارد کاربردی آتی را فراهم می‌کند. این موضوع از آنجایی حائز اهمیت است که امکان تنظیم دقیق مدل‌های آموزش دیده براساس مقررات محلی در شهرهای مختلف را فراهم می‌کند. به نظر می‌رسد، در صورت توسعه و تجاری‌سازی مدل ارائه شده در این

تشکر و قدردانی: پژوهش حاضر از رساله دکتری تخصصی نویسنده اول با عنوان "بکارگیری شبکه های عصبی عمیق و مفهوم خبرگی در تولید الگوی مدارک معماری (شکل زایی طرح مسکونی)" استخراج شده و با راهنمایی نویسنده دوم و مشاوره نویسنده گان سوم و چهارم به انجام رسیده است.

تاییدیه های اخلاقی: موردی از سوی نویسندگان گزارش نشده است.

تعارض منافع: موردی از سوی نویسندگان گزارش نشده است.

سهم نویسندگان در مقاله: نویسنده اول، پژوهشگر و نگارنده اصلی مقاله، تدوین محتوا و مطالعات کتابخانه ای با سهم ۵۰٪ و نویسندگان دوم برابر با ۲۰ درصد شامل کنترل و مدیریت روند مطالعات و جمع بندی اصلاحات، و سوم ۱۵ درصد شامل مشارکت در کنترل و مدیریت روند مطالعات و چهارم ۱۵ درصد شامل کنترل و مدیریت روند مطالعات و نتایج حاصله است.

منابع مالی/حمایت ها: موردی از سوی نویسندگان گزارش نشده است.

References

1. Shekhawat K, Pinki N, Duarte JP. A graph theoretical approach for creating building floor plans. In: Communications in computer and information science. 2019. p. 3–14. https://doi.org/10.1007/978-981-13-8410-3_1
2. Grason J. An approach to computerized space planning using graph theory. In: Proceedings of the 8th Design Automation Workshop. Association for Computing Machinery New York; 1971. p. 170–8. <https://doi.org/10.1145/800158.805070>
3. Alexander C. Notes on the synthesis of form. Harvard University Press; 1964.
4. Stiny G, Mitchell WJ. The Palladian grammar. Environment and Planning B Planning and Design. 1978 Jan 1;5(1):5–18. <https://doi.org/10.1068/b050005>
5. Çağdaş G. A shape grammar model for designing row-houses. Design Studies. 1996 Jan 1;17(1):35–51. [https://doi.org/10.1016/0142-694x\(95\)00005-c](https://doi.org/10.1016/0142-694x(95)00005-c)
6. Eastman CM. Automated space planning. Artificial Intelligence. 1973 Jan 1;4(1):41–64. [https://doi.org/10.1016/0004-3702\(73\)90008-8](https://doi.org/10.1016/0004-3702(73)90008-8)
7. Rahbar M, Bemanian M, Davaei Markazi A. Training CGAN Algorithm for Generating Architectural Layout Heat Map. Armanshahr Architecture & Urban Development Journal [Internet]. 2020 Nov 21;13(32):131–42. <https://www.doi.org/10.22034/aaud.2020.154406.1717>
8. Aalaei M, Saadi M, Rahbar M, Ekhlassi A. Architectural layout generation using a graph-constrained conditional Generative Adversarial Network (GAN). Automation in Construction. 2023 Nov 1;155:105053. <https://doi.org/10.1016/j.autcon.2023.105053>
9. Nauata N, Chang KH, Cheng CY, Mori G, Furukawa Y. House-GAN: Relational Generative Adversarial Networks for graph-constrained House Layout Generation. arXiv (Cornell University). 2020 Jan 1; <https://doi.org/10.48550/arXiv.2003.06988>
10. Nauata N, Hosseini S, Chang KH, Chu H, Cheng CY, Furukawa Y. House-GAN++: Generative Adversarial Layout Refinement Networks. arXiv (Cornell University). 2021 Jan 1; <https://doi.org/10.48550/arXiv.2103.02574>
11. Wu W, Fu XM, Tang R, Wang Y, Qi YH, Liu L. Data-driven interior plan generation for residential buildings. ACM Transactions on Graphics. 2019 Nov 8;38(6):1–12. <https://doi.org/10.1145/3355089.3356556>
12. Zawidzki M, Tateyama K, Nishikawa I. The constraints satisfaction problem approach in the design of an architectural functional layout. Engineering Optimization. 2011 Sep 1;43(9):943–66. <https://doi.org/10.1080/0305215x.2010.527005>
13. Dino IG. An evolutionary approach for 3D architectural space layout design exploration. Automation in Construction. 2016 Sep 1;69:131–50. <https://doi.org/10.1016/j.autcon.2016.05.020>
14. Yeh IC. Architectural layout optimization using annealed neural network. Automation in Construction. 2006 Jul 1;15(4):531–9. <https://doi.org/10.1016/j.autcon.2005.07.002>
15. Gero JS, Kazakov VA. Evolving design genes in space layout planning problems. Artificial Intelligence in Engineering. 1998 Jul 1;12(3):163–76. [https://doi.org/10.1016/s0954-1810\(97\)00022-8](https://doi.org/10.1016/s0954-1810(97)00022-8)
16. Yi H. User-driven automation for optimal thermal-zone layout during space programming phases. Architectural Science Review. 2015 Apr

- 2;59(4):279–306.
<https://doi.org/10.1080/00038628.2015.1021747>
17. Guo Z, Li B. Evolutionary approach for spatial architecture layout design enhanced by an agent-based topology finding system. *Frontiers of Architectural Research*. 2017 Mar 1;6(1):53–62.
<https://doi.org/10.1016/j.foar.2016.11.003>
18. Fortin G. BUBBLE: Relationship diagrams using iterative vector approximation. *Design Automation Conference*. 1978 Jun 19;145–51.
<https://dl.acm.org/citation.cfm?id=803079>
19. Arvin SA, House DH. Modeling architectural design objectives in physically based space planning. *Automation in Construction*. 2002 Feb 1;11(2):213–25. [https://doi.org/10.1016/s0926-5805\(00\)00099-6](https://doi.org/10.1016/s0926-5805(00)00099-6)
20. Chatzikonstantinou I. A 3-Dimensional Architectural Layout Generation Procedure for optimization applications : DC-RVD. *eCAADe Proceedings*. 2014 Jan 1;
<https://doi.org/10.52842/conf.ecaade.2014.1.287>
21. AlOmani A, El-Rayes K. Automated generation of optimal thematic architectural layouts using image processing. *Automation in Construction*. 2020 Sep 1;117:103255.
<https://doi.org/10.1016/j.autcon.2020.103255>
22. Keshavarzi M, Rahmani-Asl M. GenFloor: Interactive generative space layout system via encoded tree graphs. *Frontiers of Architectural Research*. 2021 Dec 1;10(4):771–86.
<https://doi.org/10.1016/j.foar.2021.07.003>
23. Koenig R, Knecht K. Comparing two evolutionary algorithm based methods for layout generation: Dense packing versus subdivision. *Artificial Intelligence for Engineering Design Analysis and Manufacturing*. 2014 Jul 22;28(3):285–99.
<https://doi.org/10.1017/s0890060414000237>
24. Ruch J. Interactive Space Layout: A Graph Theoretical Approach. In: 15th Design Automation Conference. IEEE; 1978. p. 152–7. <https://doi.org/10.1109/dac.1978.1585162>
25. Wong SSY, Chan KCC. EvoArch: An evolutionary algorithm for architectural layout design. *Computer-Aided Design*. 2009 Sep 1;41(9):649–67.
<https://doi.org/10.1016/j.cad.2009.04.005>
26. Roth J, Hashimshony R. Algorithms in graph theory and their use for solving problems in architectural design. *Computer-Aided Design*. 1988 Sep 1;20(7):373–81.
[https://doi.org/10.1016/0010-4485\(88\)90214-x](https://doi.org/10.1016/0010-4485(88)90214-x)
27. Lobos D, Trebilcock M. Informação de desempenho de um edifício e gráficos de abordagem na concepção de projetos. *Arquitetura Revista*. 2014 Aug 4;10(1).
<https://doi.org/10.4013/arg.2014.101.03>
28. Verma M, Thakur MK. Architectural space planning using Genetic Algorithms. In: 2010 The 2nd International Conference on Computer and Automation Engineering (ICCAE). IEEE; 2010. p. 268–75.
<https://doi.org/10.1109/iccae.2010.5451497>
29. Schwarz A, Berry DM, Shaviv E. On the use of the automated building design system. *Computer-Aided Design*. 1994 Oct 1;26(10):747–62.
[https://doi.org/10.1016/0010-4485\(94\)90013-2](https://doi.org/10.1016/0010-4485(94)90013-2)
30. Medjdoub B, Yannou B. Separating topology and geometry in space planning. *Computer-Aided Design*. 2000 Jan 1;32(1):39–61.
[https://doi.org/10.1016/s0010-4485\(99\)00084-6](https://doi.org/10.1016/s0010-4485(99)00084-6)
31. Nagy D, Lau D, Locke J, Stoddart J, Villaggi L, Wang R, et al. Project Discover: An application of Generative Design for Architectural Space planning. In: SIMAUD '17: Proceedings of the Symposium on Simulation for Architecture and Urban Design. Society for Computer Simulation International San Diego, CA, United States; 2017. p. 1–8.
<https://doi.org/10.22360/simaud.2017.simaud.007>
32. Rodrigues E, Gaspar AR, Gomes Á. An evolutionary strategy enhanced with a local search technique for the space allocation problem in architecture, Part 1: Methodology. *Computer-Aided Design*. 2013 May 1;45(5):887–97.
<https://doi.org/10.1016/j.cad.2013.01.001>
33. Babakhani R. The machine learning process in applying spatial relations of residential plans based on samples and adjacency matrix. *Maremat & Memari-e Iran*. 2023;13(34).
<http://mmi.aui.ac.ir/article-1-1297-fa.html>
34. Sadri A, Mirzarezae M, Soleimani M. Analyzing methods and approaches to produce automatic space layouts. *Memarshahr*. 2023;1(1):90–117.
<https://sanad.iau.ir/fa/Article/1041419>
35. Goodfellow IJ, Pouget-Abadie J, Mirza M, Xu B, Warde-Farley D, Ozair S, et al. Generative adversarial networks. *arXiv (Cornell University)*. 2014 Jan 1;
<https://doi.org/10.48550/arxiv.1406.2661>
36. Sohl-Dickstein J, Weiss EA, Maheswaranathan N, Ganguli S. Deep Unsupervised Learning using Nonequilibrium Thermodynamics. *arXiv.org*. 2015.
<https://doi.org/10.48550/arXiv.1503.03585>
37. Chaillou S. ArchiGAN: Artificial Intelligence x Architecture. In: *Architectural Intelligence*. 2020.

- p. 117–27. https://doi.org/10.1007/978-981-15-6568-7_8
38. Hu R, Huang Z, Tang Y, Van Kaick O, Zhang H, Huang H. Graph2Plan. ACM Transactions on Graphics. 2020 Aug 12;39(4). <https://doi.org/10.1145/3386569.3392391>
39. Huang W, Zheng H. Architectural Drawings Recognition and Generation through Machine Learning. ACADIA Quarterly . 2018 Jan 1; <https://doi.org/10.52842/conf.acadia.2018.156>
40. Rombach R, Blattmann A, Lorenz D, Esser P, Ommer B. High-Resolution Image Synthesis with Latent Diffusion Models. arXiv (Cornell University). 2021 Jan 1; <https://doi.org/10.48550/arxiv.2112.10752>
41. Ruiz N, Li Y, Jampani V, Pritch Y, Rubinstein M, Aberman K. DreamBooth: Fine Tuning Text-to-Image diffusion models for Subject-Driven Generation. arXiv (Cornell University). 2022 Jan 1; <https://doi.org/10.48550/arXiv.2208.12242>
42. Radford A, Kim JW, Hallacy C, Ramesh A, Goh G, Agarwal S, et al. Learning transferable visual models from natural language supervision. arXiv (Cornell University) . 2021 Jan 1; <https://doi.org/10.48550/arXiv.2103.00020>





پژوهشگاه علوم انسانی و مطالعات فرهنگی
پرتال جامع علوم انسانی