

Apprentissage spécialisé des grands modèles : intégrer les connaissances de conception de la morphologie spatiale urbaine dans un modèle de génération d'images

NIU Xinyi, LIU Sihan, SANG Tian, GU Ruixing, WU Xuefei, WANG Jiang

Résumé : La principale difficulté de la construction d'un grand modèle spécialisé à partir d'un grand modèle général réside dans l'intégration effective de connaissances professionnelles au modèle général. La conception de la morphologie spatiale urbaine comporte une grande quantité de connaissances tacites ; or la nature de politique publique de l'urbanisme exige que ces connaissances soient transmises efficacement au public. En mobilisant la capacité propre aux grands modèles d'apprendre et de transmettre des connaissances tacites, cet article propose un cadre technique permettant d'intégrer, par apprentissage spécialisé, les connaissances de conception de la morphologie spatiale urbaine dans un modèle général de génération d'images. En prenant l'orientation de conception comme noyau, il clarifie les connaissances tacites et explicites de la conception morphologique spatiale afin de guider l'apprentissage spécialisé des grands modèles, puis réalise, par affinement du grand modèle, l'intégration de ces connaissances dans le modèle général de génération d'images. À partir du cas du renouvellement des espaces publics communautaires, l'article construit un grand modèle spécialisé incorporant les connaissances de conception de la morphologie spatiale urbaine. L'application montre que ce modèle spécialisé joue un rôle clé dans la transmission efficace des connaissances tacites, améliore l'efficacité de la communication dans le renouvellement communautaire et soutient effectivement la conception participative.

Mots-clés : grand modèle spécialisé pour l'urbanisme ; connaissances de conception morphologique spatiale ; connaissances tacites ; modèle de génération d'images ; affinement de grand modèle ; renouvellement des espaces publics communautaires

No de classification de la Bibliothèque chinoise : TU984 ; Code du document : A

DOI : 10.16361/j.upf.202501008 ; No d'article : 1000-3363(2025)01-0055-09

Notices biographiques : NIU Xinyi, professeur et directeur de thèse, College of Architecture and Urban Planning, Tongji University, et Key Laboratory of Spatial Intelligent Planning Technology, Ministry of Natural Resources. Courriel : niuxinyi@tongji.edu.cn ; LIU Sihan, doctorante, College of Architecture and Urban Planning, Tongji University ; SANG Tian, étudiante en master, College of Architecture and Urban Planning, Tongji University ; GU Ruixing, étudiant en master, College of Architecture and Urban Planning, Tongji University ; WU Xuefei, étudiante en master, College of Architecture and Urban Planning, Tongji University ; WANG Jiang, étudiant en master, College of Architecture and Urban Planning, Tongji University.

Financement : Programme national clé de recherche et développement de Chine, « Technologies clés pour l'évaluation et la régulation de la performance globale de l'espace territorial dans de multiples scénarios » (no 2022YFC3800804).

Avec le développement de l'intelligence artificielle générative (GenAI), les grands modèles (Large Models) peuvent apprendre, à partir de données massives, des informations linguistiques, visuelles, sonores et autres, puis générer de nouveaux contenus. Ils ont déjà démontré de fortes capacités en traitement automatique du langage, en vision par ordinateur et dans d'autres domaines, et pénètrent rapidement diverses disciplines^[1]. L'apparition continue de grands modèles généraux suscite également une large attention dans le champ de l'urbanisme^[2]. Les modèles de génération d'images

Apprentissage spécialisé des grands modèles : intégrer les connaissances de conception de la morphologie spatiale urbaine dans un modèle de génération d'images

constituent aujourd'hui une catégorie importante de grands modèles. Les modèles généraux de génération d'images peuvent être guidés par des instructions de type prompt et sont déjà appliqués directement dans les arts appliqués, le design graphique, la bande dessinée, l'album illustré et d'autres secteurs du design.

La construction de grands modèles spécialisés est un sujet exploré par de nombreuses disciplines. Les applications professionnelles présentent des besoins de tâches, des distributions de données et des critères d'évaluation spécifiques ; l'usage direct d'un grand modèle général ne peut donc pas satisfaire ces exigences. D'une part, l'entraînement d'un grand modèle requiert d'énormes volumes de données et de ressources de calcul, ce qui entraîne des coûts très élevés. D'autre part, le grand modèle général possède lui-même le caractère de modèle fondationnel : au cours du préentraînement auto-supervisé, il a déjà acquis des connaissances générales, qui servent de base aux applications spécialisées. La voie la plus courante consiste donc à construire des modèles spécialisés sur la base de grands modèles généraux. Les modèles généraux de génération d'images ayant déjà appris de nombreuses connaissances de génération d'images par préentraînement à grande échelle, il n'est pas nécessaire de recommencer l'entraînement depuis zéro pour construire un modèle d'image spécialisé. Des explorations existent déjà dans ce sens : en architecture, l'entraînement spécialisé de modèles de génération d'images est utilisé pour produire des propositions de conception et des rendus^[3-4].

La construction de grands modèles spécialisés pour l'urbanisme répond également à un besoin actuel de la discipline. L'intelligence artificielle vise à faire acquérir des connaissances humaines aux machines afin qu'elles puissent imiter les comportements humains. Les grands modèles généraux n'ayant pas été entraînés sur les connaissances professionnelles de l'urbanisme, les grands modèles spécialisés en urbanisme doivent eux aussi être construits à partir de modèles généraux. Si l'on prend encore l'exemple des modèles de génération d'images, ceux-ci comprennent et génèrent des images couvrant de nombreux thèmes et styles - paysages naturels, portraits, arts et cultures, voire architecture et ville -, mais ils manquent encore de connaissances professionnelles en urbanisme. Lorsqu'ils sont directement utilisés pour la conception de la morphologie spatiale urbaine, soit ils ne comprennent pas les termes professionnels de l'urbanisme et ne peuvent générer l'image attendue, soit ils produisent des images d'espaces urbains manifestement anormales. La raison fondamentale est que ces modèles généraux ne disposent pas encore des connaissances professionnelles de l'urbanisme. La difficulté centrale de la construction d'un grand modèle spécialisé en urbanisme est donc d'intégrer ces connaissances professionnelles au modèle général.

Les connaissances de conception de la morphologie spatiale urbaine constituent une composante importante des connaissances professionnelles de l'urbanisme et représentent un savoir propre à la discipline. Cet article vise à explorer une voie technique pour construire un modèle spécialisé en urbanisme. Il clarifie le système de connaissances de la conception morphologique spatiale urbaine, examine comment l'apprentissage spécialisé peut intégrer ces connaissances dans un modèle général de génération d'images, puis prend le renouvellement des espaces publics communautaires comme cas d'application afin de construire, à partir d'un modèle général de génération d'images, un grand modèle spécialisé pour ce type de renouvellement.

1 Connaissances de conception de la morphologie spatiale urbaine et grands modèles

1.1 Connaissances explicites, connaissances tacites et grands modèles

Pour intégrer les connaissances professionnelles de conception de la morphologie spatiale urbaine dans un grand modèle, il faut d'abord en avoir une compréhension claire. En gestion des connaissances, on distingue généralement, selon qu'un savoir peut être clairement formulé et efficacement transféré,

Apprentissage spécialisé des grands modèles : intégrer les connaissances de conception de la morphologie spatiale urbaine dans un modèle de génération d'images
les connaissances explicites (explicit knowledge) et les connaissances tacites (tacit knowledge)^[5]. Elles représentent deux composantes différentes du système de connaissances humaines.

La connaissance explicite est un savoir rationnel et abstrait, qui met l'accent sur la clarté et la systématisme. Elle peut être entièrement exprimée par un système de signes, tels que le langage, les formules mathématiques ou les diagrammes^[6]. Les théorèmes mathématiques en sont un exemple typique. Le théorème de Pythagore, exprimé par la formule $a^2 + b^2 = c^2$, est clairement formulé et peut être transmis et appris aisément par les manuels. Une fois cette formule comprise, elle peut être utilisée pour résoudre des problèmes liés aux triangles rectangles.

La connaissance tacite est au contraire un savoir d'expérience fondé sur la participation personnelle. Elle dépend principalement de l'expérience individuelle et ne peut pas être entièrement formulée au moyen d'un système de signes explicite^[6]. Les techniques de création d'un artiste en sont un exemple typique. Bien qu'un artiste puisse partager des techniques de base de peinture, la créativité et l'inspiration proprement artistiques proviennent souvent de longues années de pratique et d'accumulation d'expérience. Ces expériences et sensations sont difficiles à transmettre par le langage, mais elles sont essentielles à l'unicité de l'œuvre.

Les techniques traditionnelles d'intelligence artificielle ont longtemps eu des difficultés à traiter les connaissances tacites^[7], jusqu'à ce que l'apparition des grands modèles modifie la situation. Entraînés sur de vastes données non annotées issues d'Internet, les grands modèles simulent, dans leur processus d'entraînement, un environnement d'apprentissage et de communication propre aux communautés humaines ; ils peuvent ainsi apprendre non seulement des connaissances explicites, mais aussi des connaissances tacites. Le langage naturel contient par exemple une grande quantité de connaissances tacites. Par le préentraînement, les grands modèles de langage acquièrent de vastes connaissances linguistiques et maîtrisent les connaissances tacites qui y sont contenues^[8]. Le fait que les modèles généraux de génération d'images soient déjà utilisés dans la création artistique montre également que les grands modèles peuvent, par un préentraînement massif, acquérir des connaissances tacites propres à la peinture.

1.2 Les connaissances tacites dans la conception de la morphologie spatiale urbaine

Le système de connaissances de la conception de la morphologie spatiale urbaine contient à la fois des connaissances explicites et des connaissances tacites. Certaines connaissances morphologiques peuvent être exprimées par des formules claires, par exemple le rapport entre la largeur d'une rue et la hauteur des bâtiments de part et d'autre, c'est-à-dire le rapport d'encadrement de rue (D/H). Cependant, une part bien plus importante des connaissances de conception morphologique provient de l'expérience et demeure difficile à exprimer ou à écrire de manière explicite. Pour la notion de « vitalité de la rue », par exemple, un urbaniste expérimenté peut concevoir un espace de rue conforme à cette orientation, mais il lui est difficile de décrire précisément ce savoir en mots ou en formules. La conception morphologique urbaine comporte de nombreuses connaissances tacites de ce type, qui dépendent des années d'expérience professionnelle des urbanistes.

Les connaissances professionnelles de l'urbanisme comportent une grande quantité de connaissances tacites ; dans la conception de la morphologie spatiale urbaine, ces connaissances tacites sont même dominantes. C'est pourquoi les connaissances de conception morphologique sont difficiles à extraire et à exprimer systématiquement sous forme de textes, de règles fixes ou de formules^[9]. Pour les maîtriser, les urbanistes doivent observer, imiter et comprendre par l'expérience. Depuis longtemps, de nombreuses recherches explorent des méthodes quantitatives d'analyse de la morphologie spatiale urbaine, telles que l'analyse des caractéristiques de forme^[10] ou la syntaxe

Apprentissage spécialisé des grands modèles : intégrer les connaissances de conception de la morphologie spatiale urbaine dans un modèle de génération d'images spatiale^[11]. En réalité, elles cherchent toutes à convertir les connaissances tacites de conception morphologique en connaissances explicites. Jusqu'à présent, il reste toutefois impossible de transformer l'ensemble des connaissances de conception morphologique en connaissances explicites.

1.3 Nécessité de transmettre les connaissances tacites de la conception de la morphologie spatiale urbaine

L'expression et la transmission des connaissances tacites ont toujours été difficiles dans les échanges de connaissances. Parce qu'elles relèvent d'une forme d'expression non verbale, leur communication dépend du bagage cognitif, de la capacité d'expression et de la capacité de compréhension des participants^[6]. Bien qu'elles soient difficiles à formuler et à transférer clairement, les connaissances tacites de l'urbanisme doivent être largement diffusées et transmises. Cette nécessité tient aux caractéristiques propres de la discipline.

Premièrement, la nature de politique publique de l'urbanisme implique que la transmission des connaissances et informations professionnelles ne peut pas se limiter aux seuls professionnels ; les connaissances tacites de la discipline doivent être communiquées aux non-spécialistes. Les connaissances tacites de la conception morphologique spatiale doivent donc également être transmises au grand public. Dans le processus de planification sur tout le cycle, des échanges efficaces entre habitants, urbanistes et décideurs sont indispensables ; la conception participative exige particulièrement la transmission de connaissances tacites. Si des termes professionnels difficiles à saisir, tels que « conception favorable aux personnes âgées » ou « stimulation de la vitalité de la rue », peuvent être traduits en images et en langage accessibles, les discussions sur les stratégies d'aménagement deviendront beaucoup plus efficaces. Deuxièmement, l'enseignement des connaissances tacites représente une part importante de l'enseignement de l'urbanisme et du design. Le « studio de conception » en formation d'urbanisme consiste précisément à enseigner et à transmettre des connaissances tacites. Des expressions comme « échelle agréable » ou « sentiment d'oppression spatiale » sont typiques de cette transmission ; si elles peuvent être rapidement traduites en représentations graphiques et visuelles compréhensibles, l'efficacité de la transmission des connaissances s'en trouvera fortement améliorée.

Les grands modèles ont déjà montré une capacité particulière à apprendre et à maîtriser des connaissances tacites. La diffusion et la transmission des connaissances tacites en urbanisme ont donc un besoin urgent de grands modèles, ce qui constitue une exigence propre à la discipline. La conception de la morphologie spatiale urbaine contient beaucoup plus de connaissances tacites que de connaissances explicites transmissibles par des formules. Des travaux ont déjà exploré l'usage de modèles de génération d'images dans l'enseignement de la conception morphologique urbaine^[12] ; ces contextes sont précisément ceux où les grands modèles peuvent jouer un rôle important.

2 Voies d'apprentissage spécialisé des modèles de génération d'images

2.1 Apprentissage des connaissances générales et des connaissances de domaine dans les modèles de génération d'images

Les connaissances apprises par les grands modèles sont généralement distinguées en deux catégories : les connaissances générales (general knowledge, GK) et les connaissances de domaine (domain knowledge, DK)^[13-14]. Les connaissances générales sont intégrées au modèle de génération d'images par le préentraînement. Les modèles de diffusion (diffusion models) constituent aujourd'hui la technologie dominante en génération d'images^[15]. Grâce à l'association multimodale entre texte et image, ils comprennent les relations entre les deux et forment des modèles capables de générer des

Apprentissage spécialisé des grands modèles : intégrer les connaissances de conception de la morphologie spatiale urbaine dans un modèle de génération d'images images à partir du texte^[16]. La génération texte-image par un modèle général de génération d'images est, au fond, un processus d'expression de connaissances générales.

Les connaissances de domaine doivent être intégrées au modèle général de génération d'images par apprentissage spécialisé. L'affinement (fine-tuning) est une voie d'apprentissage spécialisé largement utilisée pour les modèles de génération d'images. Il permet, sans modifier la structure du modèle, d'adapter celui-ci à de nouvelles tâches et données en ajustant un petit nombre de paramètres^[17]. Différentes techniques d'affinement conviennent à différents types de connaissances professionnelles, selon le degré d'intégration et de spécialisation requis.

Dans les travaux existants, l'apprentissage spécialisé des grands modèles par affinement suit deux modes. Le premier consiste à activer d'une nouvelle manière les connaissances générales déjà possédées par le modèle, afin qu'il puisse accomplir des tâches « générales » dans un domaine professionnel ; il correspond souvent à des techniques comme l'ingénierie des prompts (prompt engineering). On peut par exemple demander au grand modèle de jouer différents rôles dans la participation publique afin d'améliorer l'efficacité de la décision en urbanisme^[18], ou construire une ingénierie de prompts fondée sur une taxinomie urbaine pour relier des fonctions urbaines abstraites à des éléments visuels concrets et extraire ainsi des fonctions urbaines à partir d'images de rue^[19]. Le jeu de rôles du public et la correspondance texte-image des éléments visuels urbains relèvent des connaissances générales déjà maîtrisées par le modèle. Le second mode consiste à compléter l'apprentissage par des connaissances professionnelles plus systématiques, afin que le modèle puisse accomplir des tâches « expertes » dans un domaine ; il correspond généralement à des techniques comme l'adaptation de bas rang (low-rank adaptation, LoRA) ou la génération augmentée par recherche (retrieval augmented generation, RAG). Par exemple, des grands modèles affinés sont utilisés pour la prévision de séries temporelles financières ou le raisonnement financier^[20]. L'apprentissage spécialisé constitue ainsi une voie efficace d'intégration des connaissances professionnelles dans les grands modèles généraux.

2.2 Connaissances de conception de la morphologie spatiale urbaine et apprentissage spécialisé des modèles de génération d'images

L'apprentissage spécialisé doit répondre aux caractéristiques des connaissances de conception de la morphologie spatiale urbaine et aux défis posés par les connaissances tacites^[21]. Le système de connaissances peut être divisé en deux catégories : les connaissances de conception de la morphologie spatiale et les connaissances de représentation spatiale. La constitution interne de la morphologie spatiale urbaine repose sur des éléments spatiaux et leurs relations^[22]. En planification et conception, les connaissances de conception morphologique organisent ces éléments selon différentes relations pour former un projet ; les connaissances de représentation spatiale expriment ce projet sous forme de plans, dessins et images. Les connaissances de conception de la morphologie spatiale urbaine sont des connaissances de domaine typiques, que le grand modèle général de génération d'images doit apprendre par voie spécialisée.

En prenant comme exemple le modèle ouvert de génération d'images Stable Diffusion^①, LoRA et le réseau de contrôle ControlNet sont deux techniques d'affinement représentatives. LoRA peut, avec un faible volume d'entraînement spécialisé, activer l'articulation entre connaissances générales et professionnelles et intégrer de nouvelles connaissances^[23] ; il convient donc à l'apprentissage spécialisé des connaissances de conception morphologique spatiale. ControlNet permet à l'utilisateur d'employer des images ou des cartes de caractéristiques comme conditions pour contrôler certaines structures ou certains styles de l'image générée^[24] ; il convient donc à l'apprentissage spécialisé des connaissances de représentation spatiale.

Apprentissage spécialisé des grands modèles : intégrer les connaissances de conception de la morphologie spatiale urbaine dans un modèle de génération d'images

Les modes d'affinement existants des modèles de génération d'images fournissent une base technique pour intégrer les connaissances de conception de la morphologie spatiale urbaine aux grands modèles, mais il reste nécessaire d'établir un cadre technique de correspondance entre les deux. Les sections suivantes prennent le renouvellement des espaces publics communautaires comme cas d'application, construisent le cadre technique d'intégration de ces connaissances dans un modèle général de génération d'images et réalisent l'apprentissage spécialisé du grand modèle général.

3 Cas pratique d'apprentissage spécialisé du grand modèle : modèle de renouvellement des espaces publics communautaires

3.1 Cadre technique

Le renouvellement des espaces publics communautaires existants constitue un contenu important du renouvellement urbain actuel^[25-26]. Les pratiques de renouvellement communautaire encouragent aujourd'hui la conception participative et mettent l'accent sur une large participation des habitants dans la communication des intentions de renouvellement, la précision des objets d'intervention et la comparaison des orientations de renouvellement^[27]. La pratique habituelle consiste à ce que l'urbaniste communique avec les habitants à l'aide de dessins professionnels - plans, coupes, rendus. Ces documents supposent un seuil de lecture et de compréhension, ce qui crée des obstacles dans la communication. Les habitants ne possèdent généralement pas de connaissances professionnelles en urbanisme ; ils peuvent donc avoir du mal à comprendre les termes spécialisés comme les orientations de conception, ou à identifier les éléments de design, et ne parviennent pas toujours à construire une imagination commune entre l'effet attendu et l'effet réel^[28]. La conception participative dans le renouvellement communautaire est donc un contexte typique où il faut transmettre et échanger des connaissances tacites de conception morphologique spatiale.

Cette recherche construit, sur la base d'un grand modèle général, le modèle CommunityGenAI destiné au renouvellement des espaces publics communautaires, afin de soutenir la conception participative dans le renouvellement communautaire. L'objectif est d'entrer plusieurs prompts « professionnels » pour que le modèle redessine localement des photographies d'espaces publics communautaires et génère intelligemment des scènes après renouvellement. L'article commence par clarifier les connaissances de conception de la morphologie spatiale urbaine, puis établit une correspondance entre connaissances professionnelles et techniques d'affinement de grands modèles, afin de proposer un cadre technique pour intégrer ces connaissances dans un modèle de génération d'images. Dans ce cadre, le système de connaissances professionnelles est traité comme connaissances de domaine et divisé en connaissances de conception morphologique spatiale et connaissances de représentation spatiale. Les premières sont dominées par les connaissances tacites et exprimées par un graphe de connaissances centré sur les orientations de conception ; ce graphe guide la construction du jeu d'entraînement, qui contient des connaissances explicites et tacites complètes, et l'apprentissage spécialisé est réalisé par affinement LoRA. Les connaissances de représentation spatiale sont explicites ; leur apprentissage spécialisé est réalisé par contrôle conditionnel d'image avec ControlNet afin de guider la génération d'images (Fig.1). Ce cadre technique permet de fusionner connaissances de domaine et connaissances générales.

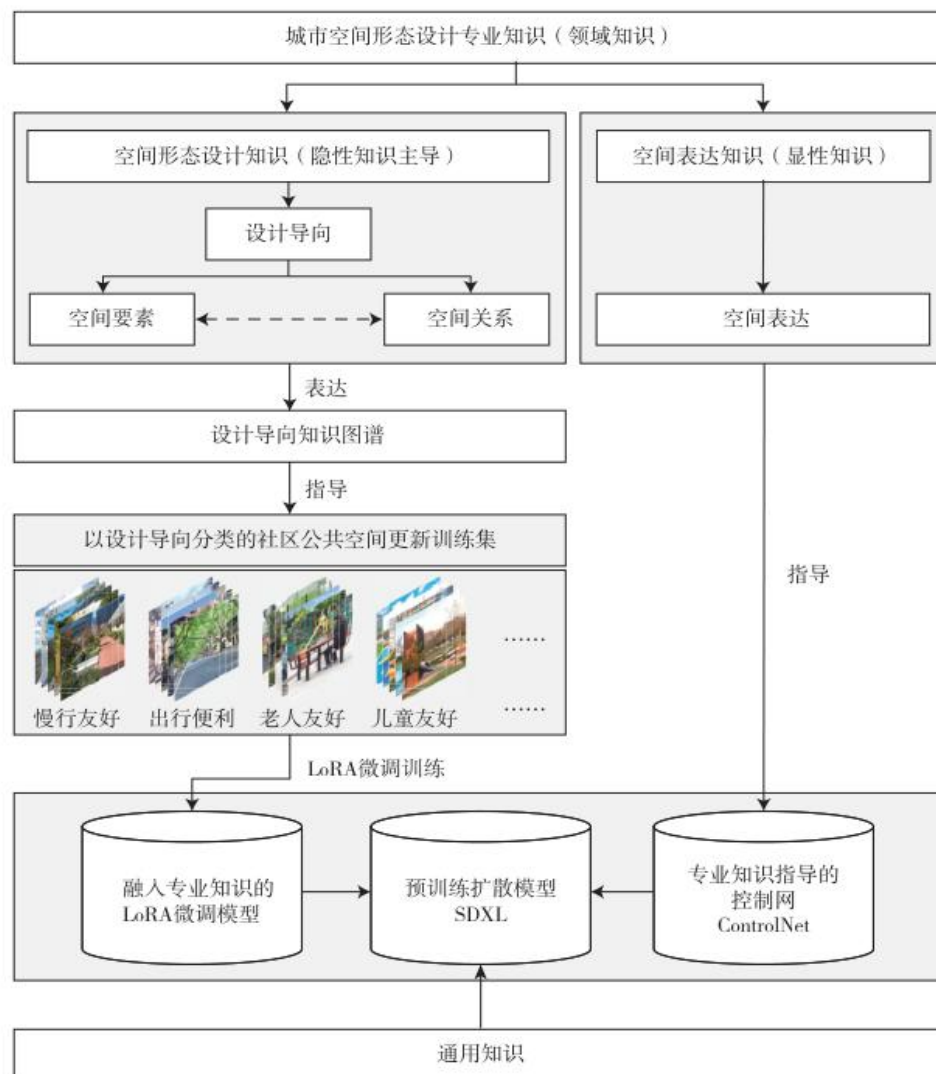


图1 技术框架

Fig.1 Technical framework

Fig.1 Cadre technique

3.2 Graphe de connaissances de la conception morphologique spatiale

Le renouvellement des espaces publics communautaires contient une grande quantité de connaissances tacites. Les bases de données graphiques, telles que les réseaux sémantiques et les cartes de connaissances, peuvent exprimer plus clairement les connaissances tacites^[29]. À partir des réseaux sémantiques, Google a proposé la notion de knowledge graph^[30]. Un graphe de connaissances organise de manière structurée, sous forme de graphe orienté, les concepts, objets et associations sémantiques entre eux ; il s'agit d'un réseau sémantique compréhensible et exploitable par l'ordinateur, où les nœuds représentent les entités et les arêtes les relations sémantiques^[31]. Les graphes de connaissances ont déjà été utilisés pour analyser les éléments et relations spatiales de la morphologie urbaine^[22, 32]. Cette recherche adopte donc la forme du graphe de connaissances pour organiser et exprimer les connaissances de conception morphologique spatiale.

Apprentissage spécialisé des grands modèles : intégrer les connaissances de conception de la morphologie spatiale urbaine dans un modèle de génération d'images

Les connaissances de conception morphologique spatiale dans le renouvellement des espaces publics communautaires sont divisées en trois catégories : orientations de conception, éléments spatiaux et relations spatiales. Les orientations de conception expriment les objectifs du renouvellement ; les éléments spatiaux désignent les bâtiments, les routes, les équipements de fitness, la végétation, etc. Les relations spatiales expriment les relations entre les éléments, par exemple la contiguïté, l'inclusion ou l'échelle spatiale : un site peut contenir plusieurs équipements de fitness, ceux-ci peuvent être adjacents à une voie, et leur proportion peut être rapportée au corps humain. Sous une orientation de conception, les éléments et relations spatiales s'organisent en espace public communautaire. Par exemple, l'orientation « favorable aux personnes âgées » organise la conception de l'espace public autour des besoins des personnes âgées ; elle se manifeste par des équipements de service ciblés, des revêtements de sol et des installations de détente, avec pour objectif de faciliter l'usage par les personnes âgées. L'orientation « sport et repos » promeut la forme physique collective et organise l'espace public autour de la santé sportive, par l'ajout d'équipements et de terrains d'activité afin de faciliter la pratique sportive de tous les habitants.

Les éléments spatiaux et leurs attributs relèvent des connaissances explicites et peuvent être clairement décrits par des mots. Les orientations de conception et les relations spatiales relèvent, elles, de connaissances tacites typiques, difficiles à formuler précisément. Les graphes de connaissances permettent d'organiser et de gérer efficacement ces connaissances de la morphologie spatiale urbaine^[33]. La Fig.2 présente une partie du graphe de connaissances sous l'orientation « favorable aux enfants ». Dans ce graphe, les nœuds représentent les éléments spatiaux et les arêtes les relations spatiales. L'objectif de cette expression par graphe est de permettre au modèle d'apprendre de manière ciblée les connaissances de conception morphologique contenues dans les images.

3.3 Apprentissage spécialisé des connaissances de conception morphologique spatiale

En prenant l'orientation de conception comme noyau, la recherche organise, sous forme de graphe de connaissances, les connaissances de conception morphologique spatiale dans le renouvellement communautaire. Le graphe guide la sélection des images d'entraînement ; l'affinement LoRA permet ensuite d'intégrer au modèle de génération d'images les connaissances explicites et tacites de cette conception. Dans le modèle CommunityGenAI, huit orientations de conception sont établies pour combiner les différents éléments spatiaux : déplacements pratiques, marche lente favorable, art et création culturelle, sport et repos, personnes âgées, enfants, ambiance commerciale et écologie naturelle.

Sous la conduite du graphe de connaissances des orientations de conception, l'apprentissage spécialisé vise à faire comprendre au grand modèle l'orientation de conception ainsi que les connaissances sur les éléments et relations spatiales qu'elle contient. Dans le cas du renouvellement d'un terrain d'activités communautaires orienté « enfants », les enfants, les équipements de jeux, les pistes en caoutchouc ou les dispositifs de protection relèvent des connaissances explicites ; mais leur combinaison, qui renvoie à l'orientation « favorable aux enfants », relève des connaissances tacites (Fig.2). La sélection d'images d'entraînement guidée par le graphe de connaissances conduit le grand modèle à établir un lien entre les éléments spatiaux concrets et l'orientation « enfants », afin d'intégrer au modèle les connaissances tacites de cette orientation.

Les images d'entraînement sélectionnées selon le graphe de connaissances contiennent aussi les connaissances tacites relatives aux relations spatiales. Le modèle peut apprendre des relations d'inclusion, de contiguïté et d'échelle, telles que « les équipements de jeux se trouvent dans un sol en plastique » ou « les dispositifs de protection sont adjacents au sol en plastique » (Fig.2). Ces

Apprentissage spécialisé des grands modèles : intégrer les connaissances de conception de la morphologie spatiale urbaine dans un modèle de génération d'images

connaissances tacites des relations spatiales sont transférées au grand modèle par le jeu d'entraînement, réalisant l'intégration des relations spatiales tacites sous l'orientation « enfants ».

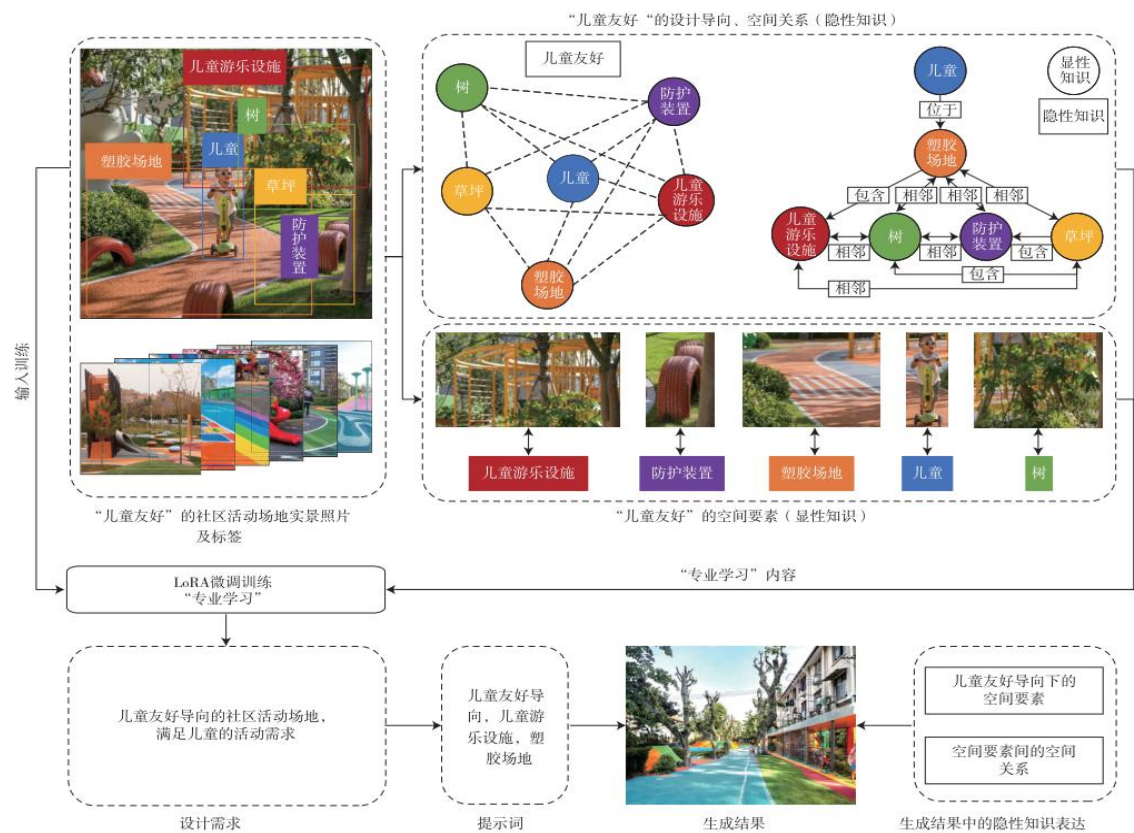


图2 空间形态设计知识“专业学习”和表达的路径
Fig.2 Pathway of "domain-specific learning" and expression of spatial form design knowledge

Fig.2 Parcours d'« apprentissage spécialisé » et expression des connaissances de conception morphologique spatiale

3.4 Apprentissage spécialisé des connaissances de représentation spatiale

La conception de la morphologie spatiale urbaine porte sur l'espace urbain tridimensionnel, mais doit être exprimée par des dessins bidimensionnels. L'expression bidimensionnelle d'un espace tridimensionnel constitue également une connaissance importante en conception. Les urbanistes doivent apprendre la géométrie descriptive et d'autres cours professionnels : il s'agit d'acquérir des connaissances de représentation spatiale pour convertir l'espace tridimensionnel en image bidimensionnelle. Ces connaissances de représentation sont explicites et peuvent être formulées par des méthodes géométriques et des formules claires.

Exprimer les effets du renouvellement des espaces publics communautaires à l'aide d'un modèle de génération d'images revient à effectuer un redessin local intelligent de l'image. Ce redessin doit garantir la cohérence globale de la représentation spatiale, ce qui nécessite un apprentissage spécialisé des connaissances de représentation afin d'assurer une expression spatiale correcte de la scène renouvelée.

Les connaissances de représentation spatiale sont ici classées en relations de perspective, d'occlusion et de taille relative. D'abord, dans l'exemple de la rue communautaire, la photographie

Apprentissage spécialisé des grands modèles : intégrer les connaissances de conception de la morphologie spatiale urbaine dans un modèle de génération d'images réelle de la Fig.3 exprime une perspective à point de fuite unique. Ensuite, lorsque des éléments tridimensionnels sont projetés sur un plan bidimensionnel, les objets situés au premier plan masquent ceux situés à l'arrière-plan. Enfin, les dimensions relatives des objets dans l'espace tridimensionnel réel se manifestent par projection sur le plan bidimensionnel ; dans la Fig.3, le rapport de hauteur entre les personnes et les vélos électriques est correctement exprimé dans l'image. Ces connaissances de représentation spatiale peuvent toutes être formulées par les théorèmes de la géométrie descriptive et intégrées au grand modèle par différents affinements conditionnels d'image ControlNet.

Dans Stable Diffusion, les extensions ControlNet peuvent transformer des cartes sémantiques, des dessins au trait et d'autres représentations en conditions d'image ; elles conviennent donc à l'expression et à la transmission des connaissances de représentation spatiale. Cette recherche propose d'utiliser l'affinement conditionnel d'image ControlNet comme voie d'apprentissage spécialisé pour ces connaissances et établit un cadre de correspondance entre les contrôles conditionnels d'image existants de ControlNet et les connaissances de représentation spatiale. Les relations de perspective utilisent des conditions d'image issues de la détection de contours et des entrées ControlNet de contrôle ; les relations d'occlusion et de taille relative utilisent les entrées Segmentation (segmentation sémantique) et Tile (découpage) pour le contrôle conditionnel d'image (Fig.3).

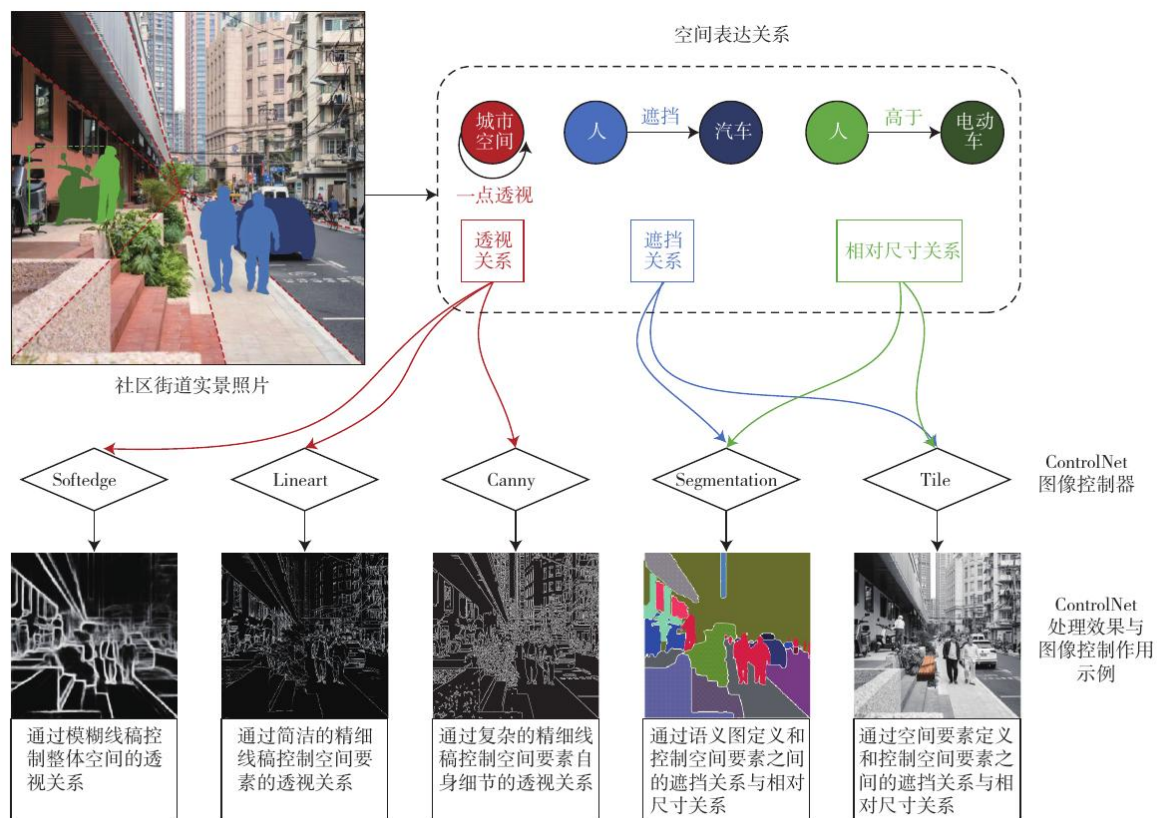


Fig.3 Parcours d'« apprentissage spécialisé » et expression des connaissances de représentation spatiale

4 Construction et cas pratique du modèle CommunityGenAI pour le renouvellement des espaces publics communautaires

4.1 Construction de l'ensemble d'étiquettes et préparation des données

Le jeu d'entraînement de l'apprentissage spécialisé du modèle CommunityGenAI se compose de deux parties : les étiquettes et les images. Sa construction et celle des étiquettes s'appuient sur le

Apprentissage spécialisé des grands modèles : intégrer les connaissances de conception de la morphologie spatiale urbaine dans un modèle de génération d'images

graphe de connaissances des orientations de conception. Les étiquettes servent à exprimer les connaissances relatives aux orientations de conception et aux éléments spatiaux dans la morphologie spatiale urbaine. Dans le processus d'application du modèle, elles deviennent directement des prompts qui assurent un contrôle textuel de la génération d'images. L'ensemble d'étiquettes est construit par correspondance avec le graphe de connaissances des orientations de conception et les éléments spatiaux associés.

Les images sont l'objet de l'apprentissage spécialisé du modèle et constituent une expression intuitive des connaissances de conception de la morphologie spatiale urbaine. Guidés par le graphe de connaissances des orientations de conception, des professionnels de l'urbanisme ont sélectionné, comme jeu d'entraînement, des photographies de scènes communautaires réelles qui expriment pleinement les orientations, présentent clairement les éléments spatiaux et possèdent une qualité spatiale élevée. Sous la conduite des graphes de connaissances correspondant aux huit orientations, 436 photographies de scènes communautaires ont été collectées, couvrant plusieurs types de quartiers résidentiels, afin que l'apprentissage spécialisé du modèle puisse s'adapter aux besoins de renouvellement de communautés résidentielles de différentes époques.

Selon le graphe de connaissances des orientations de conception, les photographies réelles ont été classées par orientation, puis chaque image a été annotée au regard des éléments spatiaux associés à cette orientation. Il a été vérifié que chaque étiquette et l'élément spatial qu'elle représente apparaissent au moins cinq fois dans le jeu d'entraînement, ce qui a permis de former le fichier d'étiquettes.

4.2 Intégration des connaissances de conception de la morphologie spatiale urbaine par affinement LoRA

L'affinement LoRA permet d'intégrer au grand modèle les connaissances relatives aux orientations de conception, aux éléments spatiaux et aux relations spatiales. Les éléments spatiaux, en tant que connaissances explicites, peuvent être directement annotés au moyen de l'ensemble d'étiquettes ; les orientations de conception et les relations spatiales, qui relèvent des connaissances tacites, sont exprimées par les photographies réelles du jeu d'entraînement. Parce que LoRA permet d'intégrer de nouvelles connaissances avec un faible volume d'entraînement, il réalise l'intégration des connaissances de conception morphologique spatiale.

L'entraînement LoRA utilise le grand modèle Stable Diffusion XL « base 1.0 ». L'environnement logiciel et matériel ainsi que les paramètres sont présentés dans les Tab.1 et Tab.2.

Tab.1 Environnement logiciel et matériel pour l'entraînement du modèle

硬件	配置
CPU	Intel Xeon Platinum 8352V, 36 核, 2.10 GHz, 54 MB
GPU	NVIDIA RTX 4090, 24GB
内存	120G
操作系统	Linux
基础通用大模型	Stable Diffusion XL base 1.0

Tab.2 Paramètres d'entraînement

Apprentissage spécialisé des grands modèles : intégrer les connaissances de conception de la morphologie spatiale urbaine dans un modèle de génération d'images

模型参数	含义	取值
epoch	循环次数	100
batch_size	批大小	1
unet_lr	U-Net 模型学习率	1
text_encoder_lr	文本编码器学习率	0.5
optimizer_type	优化器类型	AdaFactor
network_Dim	网络规模	128

Après 100 itérations d'entraînement, la valeur de la fonction de perte (Loss) se stabilise autour de 0,08 et le modèle présente ses meilleurs résultats. Un graphique X/Y/Z est utilisé pour tester les performances du modèle affiné LoRA sous différents poids. À partir des résultats, le poids optimal de LoRA est fixé à 0,4 et le modèle issu de la dernière itération d'entraînement est retenu comme résultat final de l'affinement LoRA.

4.3 Manifestation des connaissances professionnelles de conception morphologique spatiale dans le modèle CommunityGenAI

Par apprentissage spécialisé, le modèle CommunityGenAI intègre les connaissances professionnelles relatives aux orientations de conception, aux éléments spatiaux, aux relations spatiales, ainsi qu'aux connaissances de représentation spatiale. Dans le renouvellement communautaire, il suffit de sélectionner une image d'un espace public existant, d'entrer des prompts d'orientation de conception et des prompts d'éléments spatiaux clés, pour générer intelligemment une image conceptuelle de la scène publique après renouvellement local.

Prenons l'exemple du renouvellement d'un terrain d'activités communautaires orienté « enfants ». En entrant comme prompts « enfants », « couleurs adaptées aux enfants », « équipements de jeux pour enfants » et « bac à sable », on obtient une image conforme à cette orientation (Fig.4). L'image générée ne contient pas seulement des équipements de jeux et un bac à sable ; ses couleurs correspondent aussi à l'orientation « enfants », et la scène comprend encore des enfants, leurs parents, un sol en plastique, etc. Les prompts ne contenaient pourtant pas les mots « parents » ni « sol en plastique » : il s'agit de connaissances tacites comprises dans le terme « orientation enfants ». Les positions relatives et dimensions relatives entre équipements de jeux, arbres, bac à sable et autres éléments relèvent également des connaissances tacites acquises par l'apprentissage spécialisé. Le modèle CommunityGenAI intègre ainsi des connaissances de conception morphologique spatiale propres au renouvellement communautaire, en particulier les connaissances tacites qu'elles comportent.

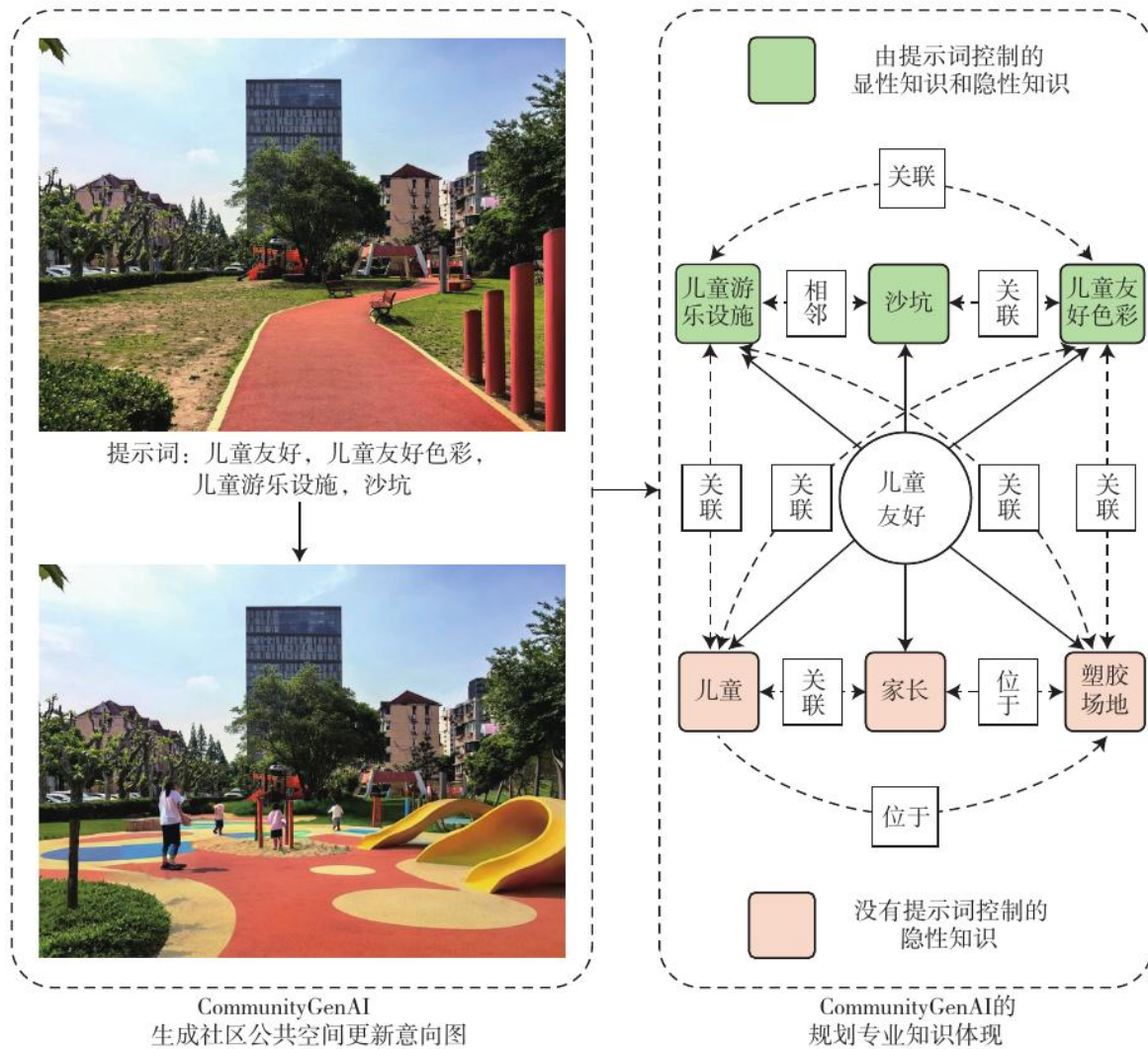


Fig.4 Manifestation des connaissances de domaine dans le modèle CommunityGenAI

Parce qu'il a été entraîné selon les orientations de conception, CommunityGenAI peut, dans un même cas de renouvellement communautaire, générer intelligemment des images conceptuelles correspondant à différentes orientations pour permettre aux habitants de comparer et de choisir. La Fig.5 prend comme objet de renouvellement une voie interne entre bâtiments dans un quartier et présente trois images conceptuelles générées selon les orientations « ambiance commerciale », « personnes âgées » et « déplacements pratiques ». Les tables et chaises produites par l'orientation « ambiance commerciale » diffèrent nettement des tables et chaises de l'orientation « personnes âgées » et des parterres sous les arbres de l'orientation « déplacements pratiques » (Fig.5). Les éléments spatiaux présents dans les images conceptuelles varient fortement selon l'orientation et expriment tous les caractéristiques typiques de l'espace public communautaire correspondant ; les échelles répondent également aux exigences de représentation spatiale des images conceptuelles. Cela montre que CommunityGenAI a acquis, par apprentissage spécialisé, les connaissances tacites contenues dans des orientations de conception particulières.

CommunityGenAI a réalisé un apprentissage spécialisé efficace des orientations de conception, des éléments spatiaux, des relations spatiales et des connaissances de représentation spatiale dans le renouvellement des espaces publics communautaires. Il maîtrise les connaissances explicites et tacites

Apprentissage spécialisé des grands modèles : intégrer les connaissances de conception de la morphologie spatiale urbaine dans un modèle de génération d'images propres à ce renouvellement et possède ainsi les capacités d'un grand modèle spécialisé pour les espaces publics communautaires.



Fig.5 Génération intelligente par CommunityGenAI d'images conceptuelles pour trois orientations de conception

4.4 Transmission des connaissances professionnelles dans CommunityGenAI

Le modèle de génération d'images incorporant les connaissances de conception de la morphologie spatiale urbaine peut exprimer et transmettre les connaissances tacites. Dans le renouvellement communautaire, il peut jouer un rôle efficace à la fois dans la communication initiale et dans les échanges et retours sur les propositions, en soutenant les interactions entre habitants et urbanistes. Prenons le renouvellement d'un terrain d'activité minéralisé dans un ancien quartier. Au moment où l'urbaniste et les habitants discutent des intentions de renouvellement, le modèle peut aider à confirmer l'objet et le périmètre de l'intervention. Lors de la précision des orientations de conception et de la comparaison des intentions de renouvellement, l'urbaniste peut, grâce à CommunityGenAI, transformer rapidement les besoins des habitants en termes professionnels tels que « orientation enfants » ou « équipements de jeux pour enfants », ainsi qu'en réseaux de contrôle correspondants. Le modèle génère intelligemment, à une vitesse moyenne de 40 s par image, une série d'images conceptuelles conformes aux orientations de conception. Ce processus réalise une mise en correspondance rapide entre les besoins des habitants et les termes professionnels de l'urbaniste, et

Apprentissage spécialisé des grands modèles : intégrer les connaissances de conception de la morphologie spatiale urbaine dans un modèle de génération d'images présente aux habitants, sous forme d'images faciles à comprendre, les connaissances tacites difficiles à formuler dans le savoir professionnel. CommunityGenAI permet ainsi une transmission efficace des connaissances spécialisées du renouvellement des espaces publics communautaires entre urbanistes et habitants, en particulier l'expression et la transmission des connaissances tacites, ce qui aide les deux parties à parvenir à une intention de renouvellement commune et soutient la conception participative.

5 Conclusions et discussion

5.1 Conclusions

Cet article appréhende les connaissances professionnelles de conception de la morphologie spatiale urbaine comme des « connaissances de domaine » et introduit les notions de connaissances tacites et explicites issues de la gestion des connaissances. En classant les connaissances professionnelles de conception morphologique spatiale et en les reliant aux techniques d'affinement des grands modèles, il propose deux voies d'apprentissage spécialisé et construit un cadre technique permettant d'intégrer ces connaissances dans un modèle général de génération d'images. En prenant le renouvellement des espaces publics communautaires comme cas d'application, il construit le grand modèle spécialisé CommunityGenAI. Trois conclusions peuvent être tirées.

Premièrement, le système de connaissances de l'urbanisme contient une grande quantité de connaissances tacites, qui sont particulièrement dominantes dans la conception de la morphologie spatiale urbaine. La communication et la transmission de ces connaissances tacites exigent l'intervention des grands modèles. Transmettre les connaissances tacites de la conception morphologique urbaine est un besoin propre de l'urbanisme à l'égard des grands modèles. La difficulté centrale de la construction d'un grand modèle de conception morphologique réside dans l'intégration de ces connaissances dans un modèle général.

Deuxièmement, l'article propose un cadre technique d'intégration des connaissances de conception de la morphologie spatiale urbaine dans un modèle général de génération d'images par apprentissage spécialisé. Les connaissances professionnelles sont divisées en connaissances de conception morphologique spatiale et connaissances de représentation spatiale. Les premières forment, autour des orientations de conception, un graphe de connaissances comprenant connaissances tacites et explicites ; les secondes, en tant que connaissances explicites, guident l'expression visuelle. Deux types de techniques d'affinement sont utilisés pour intégrer ces connaissances au modèle général de génération d'images.

Troisièmement, en prenant Stable Diffusion comme fondation générale de génération d'images et en recourant à l'affinement de grand modèle, l'article intègre aux modèles généraux des connaissances professionnelles de renouvellement des espaces publics communautaires et construit le modèle spécialisé CommunityGenAI, destiné à soutenir la conception participative dans ce renouvellement. Le modèle entraîné a appris les connaissances spécialisées : orientations de conception, éléments spatiaux, relations spatiales et représentation spatiale. Dans les scènes de conception participative, CommunityGenAI réalise la transmission de ces connaissances et joue un rôle clé dans la transmission et l'échange efficaces des connaissances tacites ; il améliore l'efficacité de la communication dans le renouvellement communautaire et peut soutenir effectivement la conception participative.

5.2 Discussion

Dans le domaine de l'urbanisme, les grands modèles de langage généraux peuvent déjà simuler les parties prenantes dans les processus de planification et de conception, et ainsi contribuer à simuler

Apprentissage spécialisé des grands modèles : intégrer les connaissances de conception de la morphologie spatiale urbaine dans un modèle de génération d'images la participation publique^[34]. Cette voie considère le grand modèle comme un public ne disposant que de « connaissances générales ». Le présent article construit, sur la base d'un grand modèle général, un modèle spécialisé en urbanisme : par apprentissage spécialisé, il fait du modèle un expert disposant simultanément de « connaissances générales + connaissances de domaine », capable de jouer un rôle spécifique dans le domaine professionnel. Ces deux voies constituent des modes efficaces d'application des grands modèles à l'urbanisme et méritent toutes deux d'être approfondies.

L'apprentissage spécialisé des grands modèles est également une voie technique pour construire d'autres types de modèles spécialisés en urbanisme. La manière d'intégrer les connaissances professionnelles de l'urbanisme aux modèles généraux deviendra une technologie clé de ces modèles spécialisés. Du point de vue de la gestion des connaissances, les savoirs professionnels diffèrent selon les sous-domaines de l'urbanisme. Non seulement les voies d'apprentissage des connaissances explicites et tacites varient, mais celles de différents types de connaissances tacites varient également. Les méthodes permettant d'intégrer les différents savoirs professionnels de l'urbanisme dans les grands modèles généraux seront donc nécessairement différentes. Il peut ainsi être préférable de construire des modèles spécialisés en urbanisme par domaine et par catégorie, ce qui mérite des recherches systématiques.

L'intérêt porté par de nombreuses disciplines aux grands modèles spécialisés tient globalement à deux raisons. Dans la recherche scientifique, les grands modèles peuvent traiter des tâches difficiles à accomplir manuellement, comme l'analyse de données massives, et améliorer ainsi l'efficacité de la recherche. Dans les applications d'ingénierie, ils peuvent accroître l'efficacité du design, optimiser les processus de production, réduire les coûts de travail et augmenter l'efficacité. Pour l'urbanisme, à ces deux besoins s'ajoute un besoin propre : la diffusion et la transmission des connaissances tacites de la discipline nécessitent des grands modèles, en raison même de la nature de politique publique de l'urbanisme. Comment faire apprendre et maîtriser aux grands modèles les connaissances tacites de l'urbanisme, et comment les faire intervenir dans tout le cycle de la planification spatiale, constituera une exigence spécifique des grands modèles spécialisés en urbanisme. Ce point mérite des explorations et recherches approfondies.

Notes

- ① Stable Diffusion est un grand modèle général d'images publié par Stability AI. Stable Diffusion XL 1.0 est une version open source publiée en juillet 2023 ; son modèle de base compte 3,5 milliards de paramètres.

Références

- [1] WANG H, FU T, DU Y, et al. Scientific discovery in the age of artificial intelligence [J]. *Nature*, 2023, 620: 47-60.
- [2] HERZOG Otthein, PAN Haixiao, DENG Zhituan, et al. L'intelligence artificielle de nouvelle génération au service de l'urbanisme : opportunités et défis [J]. *Urban Planning Forum*, 2023(4): 1-11. (en chinois)
- [3] YUAN Chao, ZHENG Hao. Nouveaux modes de conception architecturale sous l'influence de l'intelligence artificielle générative [J]. *Architectural Journal*, 2023(10): 29-35. (en chinois)
- [4] HE Wanyu, YANG Liangsong. Exploration de l'intelligence artificielle générative dans la conception architecturale : le cas de Xkool AI Cloud [J]. *Architectural Journal*, 2023(10): 36-41. (en chinois)
- [5] POLANYI M. *The Tacit Dimension* [M]. Routledge and Kegan Paul, 1966.
- [6] YAO Wei. *Gestion des connaissances* [M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2020. (en chinois)

- Apprentissage spécialisé des grands modèles : intégrer les connaissances de conception de la morphologie spatiale urbaine dans un modèle de génération d'images
- [7] SANZOGNI L, GUZMAN G, BUSCH P. Artificial intelligence and knowledge management: questioning the tacit dimension [J]. *Prometheus*, 2017, 35(1): 37-56.
 - [8] JIN K, ZHUO H H. Integrating AI planning with natural language processing: a combination of explicit and tacit knowledge [J]. *ArXiv*, 2022, 2202.07138.
 - [9] NIU Xinyi, LIN Shijia, SANG Tian, et al. Technologies de planification numérique : données et connaissances [J]. *Urban Planning Forum*, 2024(2): 18-24. (en chinois)
 - [10] LIN Bingyao. Méthodes quantitatives de la morphologie spatiale urbaine et leur évaluation [J]. *Urban Planning Forum*, 1998(3): 42-45. (en chinois)
 - [11] HILLIER B. The hidden geometry of deformed grids: or, why space syntax works, when it looks as though it shouldn't [J]. *Environment and Planning B: Planning and Design*, 1999, 26(2): 169-191.
 - [12] KAPSALIS T. UrbanGenAI: reconstructing urban landscapes using panoptic segmentation and diffusion models [J]. *ArXiv*, 2024, 2401.14379.
 - [13] WANG H, FU T, DU Y, et al. Scientific discovery in the age of artificial intelligence [J]. *Nature*, 2023, 620(7972): 47-60.
 - [14] MECKLENBURG N, LIN Y, LI X, et al. Injecting new knowledge into large language models via supervised fine-tuning [J]. *ArXiv*, 2024, 2404.00213.
 - [15] HO J, JAIN A, ABBEEL P. Denoising diffusion probabilistic models [J]. *Advances in Neural Information Processing Systems*, 2020, 33: 6840-6851.
 - [16] RADFORD A, KIM J W, HALLACY C, et al. Learning transferable visual models from natural language supervision [C]//International Conference on Machine Learning. PMLR, 2021: 8748-8763.
 - [17] RUIZ N, LI Y, JAMPANI V, et al. DreamBooth: fine tuning text-to-image diffusion models for subject-driven generation [C]//Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2023: 22500-22510.
 - [18] ZHOU Z, LIN Y, JIN D, et al. Large language model for participatory urban planning [J]. *ArXiv*, 2024, abs/2402.17161.
 - [19] HUANG W, WANG J, CONG G. Zero-shot urban function inference with street view images through prompting a pretrained vision-language model [J]. *International Journal of Geographical Information Science*, 2024, 38(7): 1414-1442.
 - [20] NIE Y, KONG Y, DONG X, et al. A survey of large language models for financial applications: progress, prospects and challenges [J]. *ArXiv*, 2024, abs/2406.11903.
 - [21] GAN Wei, WU Zhiqiang, WANG Yuankai, et al. Construction d'un modèle théorique pour l'assistance AIGC à la conception urbaine [J]. *Urban Planning Forum*, 2023(2): 12-18. (en chinois)
 - [22] YANG Junyan, SHAO Dian, WANG Peng, et al. Intégration, topologie et traduction : méthode d'analyse approfondie de la forme urbaine fondée sur les graphes de connaissances [J]. *City Planning Review*, 2023, 47(6): 57-67. (en chinois)
 - [23] HU E J, SHEN Y, WALLIS P, et al. LoRA: low-rank adaptation of large language models [J]. *ArXiv*, 2021, 2106.09685.
 - [24] ZHANG L, RAO A, AGRAWALA M. Adding conditional control to text-to-image diffusion models [C]//Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision. 2023: 3836-3847.
 - [25] WANG Jia, BAI Yunxi, SONG Jusheng. Évolution, défis et recommandations pour le renouvellement urbain en Chine [J]. *Planners*, 2021, 37(24): 21-27. (en chinois)

Apprentissage spécialisé des grands modèles : intégrer les connaissances de conception de la morphologie spatiale urbaine dans un modèle de génération d'images

- [26] HUA Xiahong, ZHUANG Shen. Promouvoir le renouvellement des espaces publics de la vie quotidienne par le design : revue des pratiques de micro-renouvellement urbain à Shanghai [J]. Architectural Journal, 2022(3): 1-11. (en chinois)
- [27] LI Qing, LIN Ni. Exploration d'un nouveau modèle de planification et conception participatives du micro-renouvellement communautaire dans la perspective de la « ville du peuple » : le cas du micro-renouvellement du lilong YF à Shanghai [J]. Urban Planning Forum, 2023(6): 87-96. (en chinois)
- [28] YANG Junyan, ZHANG Zhonghu, SHI Yi. Exploration d'une plateforme numérique de participation publique au design urbain pour le renouvellement urbain : le cas du secteur de Yuejianglou à Nanjing [J]. Urban Planning Forum, 2024(3): 74-81. (en chinois)
- [29] ZHANG Kai. Gestion des ressources informationnelles [M]. 3e éd. Beijing: Tsinghua University Press, 2013. (en chinois)
- [30] SINGHAL A. Introducing the knowledge graph: things, not strings [J]. Official Google Blog, 2012, 5(16): 3.
- [31] HOGAN A, BLOMQVIST E, COCHEZ M, et al. Knowledge graphs [J]. ACM Computing Surveys, 2021, 54(4): 1-37.
- [32] CONG Y, YANG M Y, ROSENHAHN B. ReITR: relation transformer for scene graph generation [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2023, 45(9): 11169-11183.
- [33] LIU Yu, LI Yong. Méthodes de construction et perspectives d'application des graphes de connaissances des quartiers et rues commerciales urbains pour le développement urbain durable [J]. Journal of Geo-information Science, 2023, 25(12): 2374-2386. (en chinois)
- [34] TIAN Li, YANG Xin, ZHANG Yudi, et al. Innovation de l'enseignement de la planification et de la conception urbano-rurales par le double moteur « connaissances professionnelles + intelligence artificielle » : le cas de la planification résidentielle [J]. Urban Planning Forum, 2024(5): 71-78. (en chinois)

Révisé : janvier 2025