

Aprendizaje especializado de grandes modelos: incorporación del conocimiento de diseño de la morfología espacial urbana en un modelo de generación de imágenes

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

Resumen: La principal dificultad para construir un gran modelo especializado sobre la base de un gran modelo general consiste en incorporar de forma eficaz el conocimiento profesional del dominio al modelo general. En el diseño de la morfología espacial urbana existe una gran cantidad de conocimiento tácito, y el carácter de política pública del urbanismo exige que este conocimiento se transmita al público con eficiencia. Aprovechando la capacidad singular de los grandes modelos para aprender y transmitir conocimiento tácito, este artículo propone un marco técnico que integra el conocimiento de diseño de la morfología espacial urbana en un modelo general de generación de imágenes mediante aprendizaje especializado. Tomando la orientación de diseño como núcleo, se ordenan el conocimiento tácito y el conocimiento explícito del diseño de la morfología espacial para guiar el aprendizaje especializado de los grandes modelos, y se realiza, mediante ajuste fino del gran modelo, la incorporación de dicho conocimiento al modelo general de generación de imágenes. Con la renovación de espacios públicos comunitarios como caso, se construye un gran modelo especializado que incorpora conocimiento de diseño de la morfología espacial urbana. La aplicación muestra que el modelo especializado puede desempeñar un papel clave en la transmisión eficiente del conocimiento tácito, mejorar la eficacia de la comunicación en la renovación comunitaria y apoyar de manera efectiva el diseño participativo.

Palabras clave: gran modelo especializado para urbanismo; conocimiento de diseño de la morfología espacial; conocimiento tácito; modelo de generación de imágenes; ajuste fino de grandes modelos; renovación de espacios públicos comunitarios

Clasificación de la Biblioteca China: TU984; Código documental: A

DOI: 10.16361/j.upf.202501008; N.º de artículo: 1000-3363(2025)01-0055-09

Perfil de los autores: NIU Xinyi, profesor y director de doctorado, Escuela de Arquitectura y Urbanismo, Universidad Tongji, y Laboratorio Clave de Tecnología de Planificación Inteligente del Espacio Territorial, Ministerio de Recursos Naturales. Correo electrónico: niuxinyi@tongji.edu.cn; LIU Sihan, doctoranda, Escuela de Arquitectura y Urbanismo, Universidad Tongji; SANG Tian, estudiante de maestría, Escuela de Arquitectura y Urbanismo, Universidad Tongji; GU Ruixing, estudiante de maestría, Escuela de Arquitectura y Urbanismo, Universidad Tongji; WU Xuefei, estudiante de maestría, Escuela de Arquitectura y Urbanismo, Universidad Tongji; WANG Jiang, estudiante de maestría, Escuela de Arquitectura y Urbanismo, Universidad Tongji.

Financiación: Proyecto del Programa Nacional Clave de I+D de China, «Tecnologías clave para la evaluación y regulación de la eficiencia integral del espacio territorial en múltiples escenarios» (n.º 2022YFC3800804).

Con el desarrollo de la inteligencia artificial generativa (GenAI), los grandes modelos (Large Models) pueden aprender lenguaje, imágenes, audio y otros tipos de información a partir de datos masivos y generar nuevos contenidos. Ya han demostrado una gran capacidad en procesamiento del lenguaje natural, visión por computador y otros campos, y están entrando rápidamente en diversas disciplinas^[1]. La aparición continua de múltiples grandes modelos generales también ha suscitado una amplia atención en la disciplina del urbanismo^[2]. Los modelos de generación de imágenes constituyen en la

Aprendizaje especializado de grandes modelos: incorporación del conocimiento de diseño de la morfología espacial urbana en un modelo de generación de imágenes

actualidad una clase importante de grandes modelos. Los modelos generales de generación de imágenes pueden guiarse mediante instrucciones tipo prompt y se han aplicado directamente en artes aplicadas, diseño gráfico, cómic, álbum ilustrado y otros sectores del diseño.

La construcción de grandes modelos especializados es un tema que muchas disciplinas están explorando. Dado que las aplicaciones profesionales tienen necesidades de tarea, distribuciones de datos y criterios de evaluación específicos, el uso directo de grandes modelos generales no satisface estos requisitos. Por una parte, el entrenamiento de un gran modelo requiere cantidades enormes de datos y recursos de cómputo, lo que implica costes muy elevados. Por otra parte, el gran modelo general posee ya el carácter de modelo fundacional: durante el preentrenamiento basado en aprendizaje autosupervisado ha adquirido conocimientos generales, que proporcionan la base para las aplicaciones especializadas. Por ello, la vía habitual actual consiste en construir grandes modelos especializados sobre la base de modelos generales. Los modelos generales de generación de imágenes ya han aprendido numerosos conocimientos de generación visual mediante preentrenamiento a gran escala, por lo que no es necesario construir desde cero, partiendo del preentrenamiento, un modelo de generación de imágenes para un dominio profesional. Esta vía ya se explora, por ejemplo, en el diseño arquitectónico, donde se emplea entrenamiento especializado para aplicar modelos de generación de imágenes a la producción de propuestas y visualizaciones de diseño^[3-4].

La construcción de grandes modelos especializados para el urbanismo responde asimismo a una necesidad actual de la disciplina. La inteligencia artificial busca que las máquinas dominen conocimientos humanos para imitar conductas humanas. Como los grandes modelos generales no han sido entrenados con conocimiento profesional de urbanismo, los grandes modelos especializados en esta disciplina también deben construirse sobre modelos generales. Tomando de nuevo como ejemplo los modelos de generación de imágenes, estos comprenden y generan imágenes sobre una amplia variedad de temas y estilos, como paisajes naturales, retratos, arte y cultura, e incluso ciudad y arquitectura, pero aún carecen de conocimiento profesional de urbanismo. Si se usan directamente para el diseño de la morfología espacial urbana, o bien no comprenden los términos profesionales de planificación y no generan las imágenes correspondientes, o bien producen imágenes de espacios urbanos claramente anómalas. La razón fundamental es que el gran modelo general aún no posee conocimiento profesional de urbanismo. La dificultad clave de construir un gran modelo especializado para urbanismo radica en cómo incorporar este conocimiento profesional al gran modelo general.

El conocimiento de diseño de la morfología espacial urbana es una parte importante del conocimiento profesional de urbanismo y constituye un saber específico de la disciplina. Este artículo tiene por objetivo explorar una vía técnica para construir un modelo especializado en urbanismo. Para ello, ordena el sistema de conocimiento de diseño de la morfología espacial urbana, examina cómo integrar dicho conocimiento en un modelo general de generación de imágenes mediante aprendizaje especializado y, tomando la renovación de espacios públicos comunitarios como aplicación, construye sobre un modelo general de generación de imágenes un gran modelo especializado para la renovación de dichos espacios.

1 Conocimiento de diseño de la morfología espacial urbana y grandes modelos

1.1 Conocimiento explícito, conocimiento tácito y grandes modelos

Para integrar en un gran modelo el conocimiento profesional del diseño de la morfología espacial urbana, primero es necesario comprender con claridad este tipo de conocimiento. En la gestión del conocimiento se distingue, según si el conocimiento puede formularse claramente y transferirse

Aprendizaje especializado de grandes modelos: incorporación del conocimiento de diseño de la morfología espacial urbana en un modelo de generación de imágenes eficazmente, entre conocimiento explícito (explicit knowledge) y conocimiento tácito (tacit knowledge)^[5]. Ambos representan partes distintas del sistema de conocimientos humanos.

El conocimiento explícito es un saber racional de carácter abstracto, que enfatiza la claridad y la sistematicidad. Puede expresarse de forma completa mediante determinados sistemas de signos, como el lenguaje, las fórmulas matemáticas o los diagramas^[6]. Los teoremas matemáticos son ejemplos típicos de conocimiento explícito: la fórmula del teorema de Pitágoras ($a^2 + b^2 = c^2$) tiene una forma clara y se transmite y aprende fácilmente mediante manuales. Una vez comprendida la fórmula, puede utilizarse para resolver problemas relacionados con triángulos rectángulos.

El conocimiento tácito es, en cambio, un saber experiencial basado en la participación personal y depende principalmente de la experiencia individual. No puede formularse de manera completa mediante sistemas de signos explícitos^[6]. Las técnicas creativas de un artista son un ejemplo típico. Aunque un artista pueda compartir habilidades básicas de pintura, la verdadera creatividad e inspiración artísticas suelen proceder de años de práctica y acumulación de experiencia. Estas experiencias y sensaciones son difíciles de expresar y transmitir con palabras, pero resultan decisivas para la singularidad de la obra.

Las técnicas tradicionales de inteligencia artificial tuvieron durante mucho tiempo dificultades para abordar el conocimiento tácito^[7], hasta que la aparición de los grandes modelos modificó esta situación. El entrenamiento de los grandes modelos se basa en grandes cantidades de datos no anotados de Internet y simula, durante el proceso de entrenamiento, un entorno de aprendizaje y comunicación propio de las comunidades humanas; por ello, pueden aprender no solo conocimiento explícito, sino también conocimiento tácito. El lenguaje natural, por ejemplo, contiene abundante conocimiento tácito. Mediante el preentrenamiento, los grandes modelos de lenguaje aprenden vastos conocimientos lingüísticos y dominan el conocimiento tácito contenido en ellos^[8]. El hecho de que los modelos generales de generación de imágenes ya se apliquen en la creación artística muestra que los grandes modelos también pueden dominar, mediante preentrenamiento masivo, el conocimiento tácito propio de la pintura.

1.2 El conocimiento tácito en el diseño de la morfología espacial urbana

El sistema de conocimiento del diseño de la morfología espacial urbana contiene tanto conocimiento explícito como conocimiento tácito. Aunque parte del conocimiento sobre la morfología urbana puede expresarse mediante fórmulas claras, como la relación entre la anchura de una calle y la altura de los edificios a ambos lados, es decir, la relación de encuadre de calle (D/H), una parte mucho mayor del conocimiento de diseño morfológico procede de la experiencia y es difícil de expresar o escribir de manera explícita. Por ejemplo, ante la noción de «vitalidad de la calle», un urbanista experimentado puede diseñar un espacio viario acorde con esa orientación, pero le resulta difícil describir con claridad dicho conocimiento mediante palabras o fórmulas. En el diseño de la morfología espacial urbana existen muchos conocimientos tácitos similares a la «vitalidad de la calle», que dependen de los años de experiencia profesional de los urbanistas.

El conocimiento profesional del urbanismo contiene una gran cantidad de conocimiento tácito, especialmente dominante en el diseño de la morfología espacial urbana. Esta es también la razón por la que el conocimiento de diseño morfológico difícilmente puede extraerse y expresarse sistemáticamente mediante textos, reglas fijas o fórmulas^[9]. Para aprender y dominar el conocimiento de diseño, los urbanistas deben comprender ese conocimiento tácito mediante abundante observación e imitación. Durante mucho tiempo, numerosas investigaciones han explorado métodos cuantitativos para analizar la morfología espacial urbana, como los métodos de análisis de

Aprendizaje especializado de grandes modelos: incorporación del conocimiento de diseño de la morfología espacial urbana en un modelo de generación de imágenes características de forma^[10] y la sintaxis espacial^[11]; en esencia, todas ellas han buscado convertir el conocimiento tácito del diseño morfológico urbano en conocimiento explícito. Sin embargo, hasta ahora aún no ha sido posible transformar todo el conocimiento de diseño morfológico espacial en conocimiento explícito.

1.3 Necesidad de transmitir el conocimiento tácito del diseño de la morfología espacial urbana

La expresión y la transmisión del conocimiento tácito han sido siempre dificultades en el intercambio de conocimientos. Al tratarse de una forma de expresión no verbal, la comunicación del conocimiento tácito se ve afectada por el bagaje cognitivo, la capacidad comunicativa y la capacidad de comprensión de quienes participan en el intercambio^[6]. Aunque el conocimiento tácito es difícil de formular y transferir con claridad, en la disciplina del urbanismo debe difundirse y transmitirse ampliamente. Esta necesidad deriva de las características propias de la disciplina.

En primer lugar, el carácter de política pública del urbanismo determina que la transmisión de conocimiento e información profesional no pueda limitarse a los profesionales de la planificación; el conocimiento tácito de la disciplina debe transmitirse también a personas no especializadas. El conocimiento tácito del diseño de la morfología espacial debe comunicarse e intercambiarse con el público general. En particular, en el proceso de planificación de ciclo completo se requiere una comunicación eficiente entre residentes, urbanistas y decisores; el diseño participativo necesita de manera urgente transmitir conocimiento tácito. Si expresiones técnicas difíciles de comprender, como «diseño amigable para las personas mayores» o «estimular la vitalidad de la calle», pueden traducirse a imágenes y lenguaje accesibles, la discusión sobre estrategias de planificación será mucho más eficiente. En segundo lugar, la enseñanza del conocimiento tácito ocupa una parte considerable de la enseñanza de la planificación y el diseño. El «taller de diseño» en la educación urbanística consiste precisamente en enseñar y transmitir conocimiento tácito. Descripciones del espacio urbano como «escala agradable» o «sensación de opresión espacial» son ejemplos típicos; si pueden traducirse rápidamente en representaciones gráficas e imágenes comprensibles, la eficacia de la transmisión del conocimiento aumentará de forma notable.

Los grandes modelos ya han demostrado una capacidad singular para aprender y dominar conocimiento tácito. La difusión y transmisión del conocimiento tácito en urbanismo requiere con urgencia grandes modelos, lo que constituye una necesidad particular de la disciplina. El diseño de la morfología espacial urbana contiene mucho más conocimiento tácito que conocimiento explícito transmisible mediante fórmulas. Investigaciones existentes han explorado la aplicación de modelos de generación de imágenes a la enseñanza del diseño de la morfología espacial urbana^[12]; estos contextos son precisamente aquellos en los que los grandes modelos pueden desempeñar un papel importante.

2 Vías de aprendizaje especializado de los modelos de generación de imágenes

2.1 Aprendizaje de conocimiento general y conocimiento de dominio en los modelos de generación de imágenes

El conocimiento aprendido por los grandes modelos suele dividirse en dos grandes categorías: conocimiento general (general knowledge, GK) y conocimiento de dominio (domain knowledge, DK)^[13-14]. El conocimiento general se introduce en el modelo de generación de imágenes mediante preentrenamiento. En la actualidad, los modelos de difusión (diffusion model) son la tecnología principal en generación de imágenes^[15]. Al realizar la asociación multimodal entre texto e imagen, los modelos de difusión comprenden la relación entre ambos y forman modelos capaces de generar imágenes a partir de texto^[16]. La generación texto-imagen de un modelo general de imágenes es, en esencia, un proceso de expresión de conocimiento general.

Aprendizaje especializado de grandes modelos: incorporación del conocimiento de diseño de la morfología espacial urbana en un modelo de generación de imágenes

El conocimiento de dominio debe incorporarse al modelo general de generación de imágenes mediante aprendizaje especializado. El ajuste fino (fine-tuning) es una vía de aprendizaje especializado ampliamente utilizada en modelos de generación de imágenes; permite adaptar el modelo a nuevas tareas y datos ajustando un pequeño número de parámetros sin cambiar su estructura^[17]. Distintas técnicas de ajuste fino se adaptan a diferentes tipos de conocimiento profesional, dependiendo del grado de incorporación del conocimiento de dominio y del grado de especialización requerido.

En los estudios existentes, el aprendizaje especializado de grandes modelos mediante ajuste fino sigue dos modos. El primero consiste en activar de una forma nueva el conocimiento general que el modelo ya posee, de modo que pueda realizar tareas «generales» en un dominio profesional; suele corresponder a técnicas como la ingeniería de prompts (prompt engineering). Por ejemplo, se puede hacer que el gran modelo represente distintos roles en la participación pública para mejorar la eficiencia de la toma de decisiones urbanísticas^[18]; o bien construir una ingeniería de prompts basada en una taxonomía urbana que asigne funciones urbanas abstractas a elementos visuales concretos, logrando así extraer funciones urbanas a partir de imágenes de calle^[19]. Tanto la simulación de roles del público como la correspondencia texto-imagen de elementos visuales urbanos son conocimientos generales ya dominados por el gran modelo. El segundo modo consiste en hacer que el modelo complete su aprendizaje con conocimiento profesional más sistemático, para poder desempeñar tareas «expertas» en un dominio; suele corresponder a técnicas como la adaptación de bajo rango (low-rank adaptation, LoRA) y la generación aumentada por recuperación (retrieval augmented generation, RAG). Por ejemplo, grandes modelos ajustados se emplean en predicción de series temporales financieras y razonamiento financiero^[20]. El aprendizaje especializado es, por tanto, una vía eficaz para incorporar conocimiento de un dominio profesional específico a grandes modelos generales.

2.2 Conocimiento de diseño de la morfología espacial urbana y formas de aprendizaje especializado de los modelos de generación de imágenes

El aprendizaje especializado debe responder a las características del conocimiento de diseño de la morfología espacial urbana y afrontar los desafíos que plantea el conocimiento tácito^[21]. El sistema de conocimiento de diseño de la morfología espacial urbana puede dividirse en dos categorías: conocimiento de diseño de la morfología espacial y conocimiento de representación espacial. La constitución interna de la morfología espacial urbana se compone de elementos espaciales y sus relaciones^[22]. En la planificación y el diseño, el conocimiento de diseño morfológico organiza los elementos espaciales en distintas relaciones para formar propuestas de planificación; el conocimiento de representación espacial expresa dichas propuestas como planos, dibujos e imágenes. El conocimiento de diseño de la morfología espacial urbana es un conocimiento de dominio típico, y el gran modelo general de generación de imágenes debe aprenderlo mediante una vía especializada.

Tomando como ejemplo el modelo abierto general de generación de imágenes Stable Diffusion^①, LoRA y la red de control ControlNet son dos técnicas típicas de ajuste fino. LoRA permite, con un volumen reducido de entrenamiento especializado, activar la conexión entre conocimiento general y conocimiento profesional e incorporar nuevo conocimiento^[23]; por ello, es adecuada para el aprendizaje especializado del conocimiento de diseño de la morfología espacial. ControlNet permite al usuario emplear imágenes o mapas de características como condiciones para controlar estructuras y estilos específicos de la imagen generada^[24]; por tanto, es adecuado para el aprendizaje especializado del conocimiento de representación espacial.

Las formas existentes de ajuste fino de los modelos de generación de imágenes proporcionan una base técnica para incorporar el conocimiento de diseño de la morfología espacial urbana a los grandes

Aprendizaje especializado de grandes modelos: incorporación del conocimiento de diseño de la morfología espacial urbana en un modelo de generación de imágenes modelos, pero aún es necesario establecer un marco técnico de correspondencia entre ambos. A continuación se toma la renovación de espacios públicos comunitarios como caso de aplicación, se construye el marco técnico para integrar el conocimiento de diseño de la morfología espacial urbana en un modelo general de generación de imágenes y se realiza el aprendizaje especializado del gran modelo general.

3 Caso práctico de aprendizaje especializado del gran modelo: modelo de renovación de espacios públicos comunitarios

3.1 Marco técnico

La renovación de espacios públicos comunitarios existentes es un contenido importante de la renovación urbana actual^[25-26]. En la renovación comunitaria se fomenta hoy el diseño participativo y se destaca la amplia participación de los residentes en la comunicación de intenciones de renovación, la precisión de los objetos de actualización y la comparación de orientaciones de intervención^[27]. La práctica habitual consiste en que el urbanista se comuniquen con los residentes mediante dibujos profesionales, como planos, secciones y visualizaciones. Estos documentos tienen un umbral de lectura y comprensión, lo que crea barreras en la comunicación entre urbanistas y residentes. Los residentes, por lo general, no poseen conocimiento profesional de urbanismo, por lo que pueden tener dificultades para comprender términos especializados como las orientaciones de diseño, reconocer insuficientemente los elementos de diseño y no lograr construir una imaginación común entre el efecto esperado y el efecto real^[28]. El diseño participativo en la renovación comunitaria es, por tanto, un contexto típico que requiere transmitir e intercambiar conocimiento tácito de diseño de la morfología espacial.

Esta investigación construye, sobre la base de un gran modelo general, el modelo CommunityGenAI para la renovación de espacios públicos comunitarios, con el fin de apoyar el diseño participativo en la renovación comunitaria. El objetivo es que, al introducir varios prompts «profesionales», el modelo pueda redibujar localmente fotografías de espacios públicos comunitarios y generar de forma inteligente escenas renovadas. En primer lugar, al ordenar el conocimiento de diseño de la morfología espacial urbana, se establece la correspondencia entre el conocimiento profesional y las técnicas de ajuste fino de grandes modelos, proponiendo un marco técnico de modelo de generación de imágenes que incorpora diseño de la morfología espacial urbana. En este marco, el sistema de conocimiento profesional de diseño de la morfología espacial urbana, como conocimiento de dominio, se divide en dos grandes categorías: conocimiento de diseño de la morfología espacial y conocimiento de representación espacial. El primero está dominado por el conocimiento tácito y se expresa como un grafo de conocimiento centrado en la orientación de diseño, que guía la construcción del conjunto de entrenamiento para que este contenga conocimientos explícitos y tácitos completos, realizando el «aprendizaje especializado» mediante entrenamiento de ajuste fino LoRA. El conocimiento de representación espacial es conocimiento explícito y realiza su «aprendizaje especializado» mediante control condicional de imagen con ControlNet, guiando la generación de imágenes (Fig.1). Este marco técnico permite fusionar conocimiento de dominio y conocimiento general.

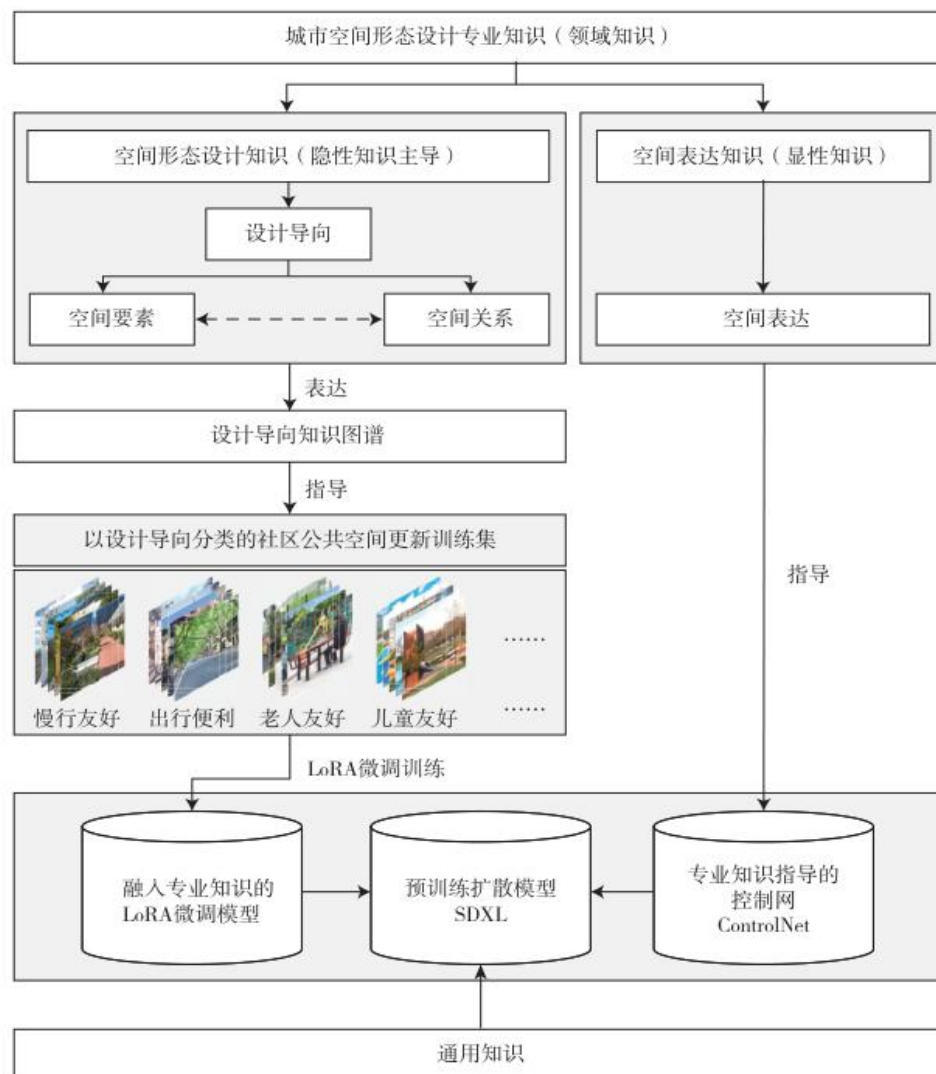


图1 技术框架

Fig.1 Technical framework

Fig.1 Marco técnico

3.2 Grafo de conocimiento del diseño de la morfología espacial

La renovación de espacios públicos comunitarios contiene gran cantidad de conocimiento tácito. Las bases de datos gráficas, como las redes semánticas y los mapas de conocimiento, pueden expresar el conocimiento tácito con mayor claridad^[29]. A partir de las redes semánticas, Google propuso el concepto de knowledge graph^[30]. Un grafo de conocimiento organiza de manera estructurada, en forma de grafo dirigido, conceptos, objetos y sus asociaciones semánticas; es una red semántica comprensible y utilizable por ordenador, donde los nodos representan entidades y las aristas representan relaciones semánticas entre ellas^[31]. Los grafos de conocimiento ya pueden utilizarse para analizar elementos y relaciones espaciales en la morfología urbana^[22, 32]. Esta investigación adopta la forma de grafo de conocimiento para organizar y expresar el conocimiento de diseño de la morfología espacial.

Aprendizaje especializado de grandes modelos: incorporación del conocimiento de diseño de la morfología espacial urbana en un modelo de generación de imágenes

El conocimiento de diseño de la morfología espacial en la renovación de espacios públicos comunitarios se divide en tres categorías: orientaciones de diseño, elementos espaciales y relaciones espaciales. Las orientaciones de diseño expresan los objetivos de la renovación; los elementos espaciales incluyen edificios, vías, equipamientos deportivos, vegetación, etc. Las relaciones espaciales expresan las relaciones entre los elementos, por ejemplo relaciones de adyacencia e inclusión, o relaciones de escala espacial. Un sitio puede contener varios equipamientos deportivos; los equipamientos pueden estar junto a una vía; y la proporción entre los equipamientos y las personas puede constituir una relación de escala. Los elementos espaciales y sus relaciones se organizan, bajo una orientación de diseño, en espacios públicos comunitarios. Por ejemplo, la orientación «amigable para las personas mayores» organiza el diseño del espacio público en torno a las necesidades de este grupo; se manifiesta mediante instalaciones de servicio específicas, pavimentos y dispositivos de descanso, con el propósito de facilitar el uso por parte de las personas mayores. La orientación «deporte y descanso» promueve el fitness para todos y organiza el espacio público alrededor de la salud deportiva, incorporando diversos equipamientos y áreas de actividad para facilitar el ejercicio comunitario.

Los elementos espaciales y sus atributos pertenecen al conocimiento explícito y pueden describirse claramente con palabras. Las orientaciones de diseño y las relaciones espaciales son conocimiento tácito típico, difícil de formular con precisión. El grafo de conocimiento puede organizar y gestionar eficazmente esos conocimientos de morfología espacial urbana^[33]. La Fig.2 muestra parte del grafo de conocimiento bajo la orientación «amigable para la infancia». En el grafo, los nodos representan elementos espaciales y las aristas representan relaciones espaciales. Expresar el conocimiento mediante un grafo permite que el modelo aprenda de manera dirigida el conocimiento de diseño de la morfología espacial contenido en las imágenes.

3.3 Aprendizaje especializado del conocimiento de diseño de la morfología espacial

Tomando la orientación de diseño como núcleo, esta investigación organiza en forma de grafo de conocimiento el conocimiento de diseño de la morfología espacial presente en la renovación comunitaria. El grafo de conocimiento guía la selección de imágenes del conjunto de entrenamiento y, mediante entrenamiento de ajuste fino LoRA, integra en el modelo de generación de imágenes el conocimiento explícito y tácito del diseño de la morfología espacial urbana. Para ello, en el modelo CommunityGenAI se establecen ocho orientaciones de diseño para combinar diversos elementos espaciales: movilidad conveniente, caminabilidad amigable, arte y creatividad cultural, deporte y descanso, amigable para las personas mayores, amigable para la infancia, ambiente comercial y ecología natural.

Guiado por el grafo de conocimiento de las orientaciones de diseño, el aprendizaje especializado busca que el gran modelo comprenda la orientación de diseño y los conocimientos de elementos y relaciones espaciales que esta contiene. En el ejemplo de renovación de un espacio de actividades comunitarias orientado a la infancia, los niños, los juegos infantiles, las pistas de caucho y los dispositivos de protección son elementos espaciales que pertenecen al conocimiento explícito; pero su combinación, que apunta a la orientación «amigable para la infancia», pertenece al conocimiento tácito (Fig.2). La selección de imágenes de entrenamiento guiada por el grafo de conocimiento de la orientación de diseño conduce al gran modelo a vincular elementos espaciales concretos con la orientación «amigable para la infancia», incorporando al modelo el conocimiento tácito de dicha orientación.

Las imágenes seleccionadas según el grafo de conocimiento de la orientación de diseño contienen también conocimiento tácito sobre las relaciones espaciales. El modelo puede aprender relaciones de

Aprendizaje especializado de grandes modelos: incorporación del conocimiento de diseño de la morfología espacial urbana en un modelo de generación de imágenes inclusión, adyacencia y escala espacial, tales como «los juegos infantiles se ubican dentro del pavimento de caucho» o «los dispositivos de protección son adyacentes al pavimento de caucho» (Fig.2). Este conocimiento tácito de las relaciones espaciales se transmite al gran modelo a través del conjunto de entrenamiento, logrando incorporar las relaciones espaciales tácitas bajo la orientación «amigable para la infancia».

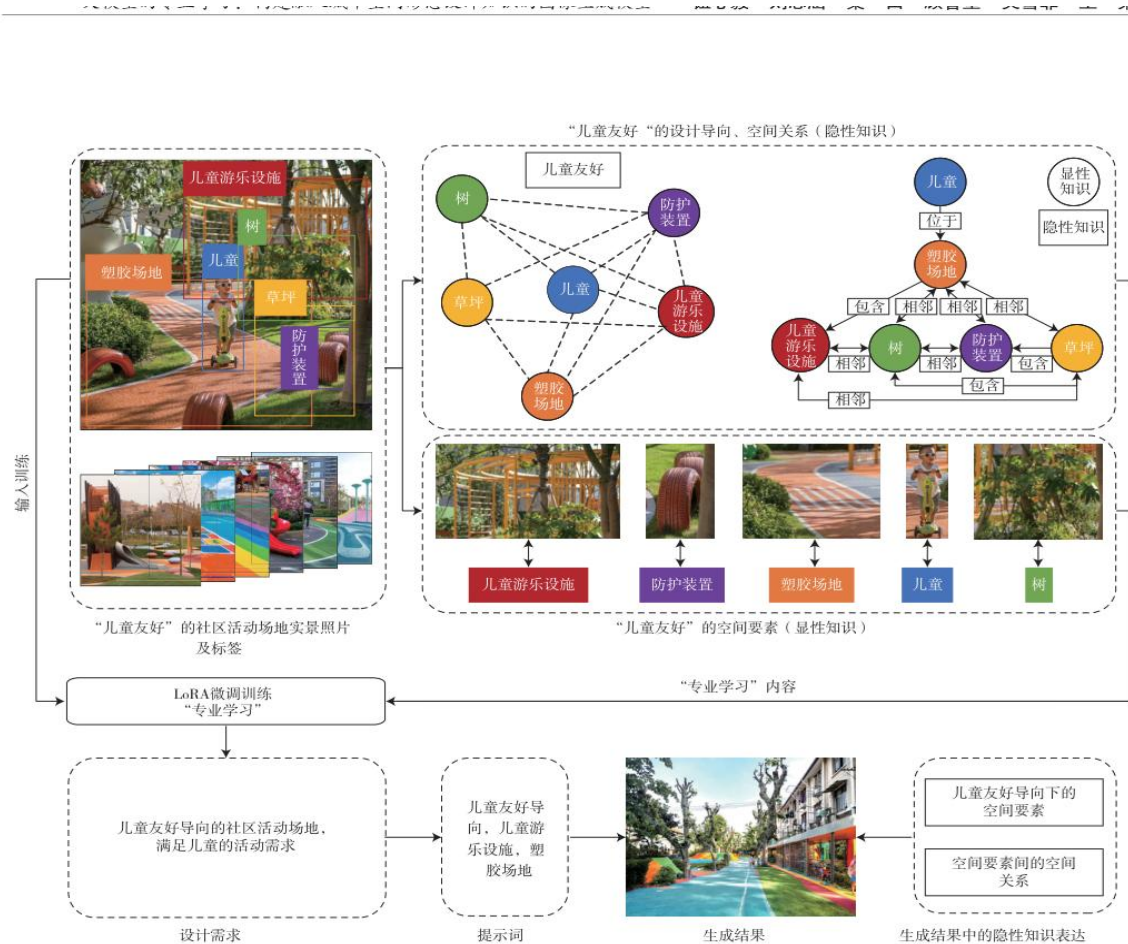


图2 空间形态设计知识“专业学习”和表达的路径
Fig.2 Pathway of "domain-specific learning" and expression of spatial form design knowledge

Fig.2 Ruta de «aprendizaje especializado» y expresión del conocimiento de diseño de la morfología espacial

3.4 Aprendizaje especializado del conocimiento de representación espacial

El diseño de la morfología espacial urbana se refiere al espacio urbano tridimensional, pero debe expresarse mediante dibujos bidimensionales. La expresión bidimensional del espacio tridimensional es también un conocimiento importante en diseño. Los urbanistas deben estudiar cursos profesionales como geometría descriptiva, precisamente para aprender el conocimiento de representación espacial y convertir el espacio tridimensional en una imagen bidimensional. Este conocimiento de representación es explícito y puede formularse mediante métodos geométricos y fórmulas claras.

Expresar con un modelo de generación de imágenes los efectos de la renovación de espacios públicos comunitarios equivale a realizar un redibujo local inteligente de la imagen. Este redibujo debe garantizar la coherencia global de la representación espacial, lo que exige un «aprendizaje especializado» del conocimiento de representación espacial para asegurar la correcta expresión espacial de la escena renovada.

Aprendizaje especializado de grandes modelos: incorporación del conocimiento de diseño de la morfología espacial urbana en un modelo de generación de imágenes

El conocimiento de representación espacial se clasifica aquí en relaciones de perspectiva, de oclusión y de tamaño relativo. En primer lugar, tomando como ejemplo una calle comunitaria, la fotografía real de la Fig.3 expresa una relación de perspectiva de un punto de fuga. En segundo lugar, cuando los elementos tridimensionales se proyectan sobre el plano bidimensional, los objetos en primer plano ocultan los del fondo. Por último, el tamaño relativo de los objetos en el espacio tridimensional real se manifiesta en el plano bidimensional mediante la proyección; en la Fig.3, la relación de altura entre las personas y las bicicletas eléctricas se expresa de manera fiel. Estos conocimientos de representación espacial pueden formularse mediante teoremas de la geometría descriptiva e incorporarse al gran modelo por medio de diferentes controles condicionales de imagen de ControlNet.

En Stable Diffusion, las extensiones ControlNet pueden transformar mapas semánticos, dibujos lineales y otros tipos de representación en condiciones de imagen, por lo que son adecuadas para expresar y transmitir conocimiento de representación espacial. Esta investigación propone utilizar el ajuste fino mediante control condicional de imagen ControlNet como vía de aprendizaje especializado del conocimiento de representación espacial, estableciendo un marco de correspondencia entre los controles condicionales de imagen existentes de ControlNet y el conocimiento de representación espacial. Las relaciones de perspectiva utilizan como condiciones de imagen la detección de bordes y entradas ControlNet de control; las relaciones de oclusión y tamaño relativo utilizan entradas Segmentation (segmentación semántica) y Tile (división en bloques) para el control condicional de imagen (Fig.3).

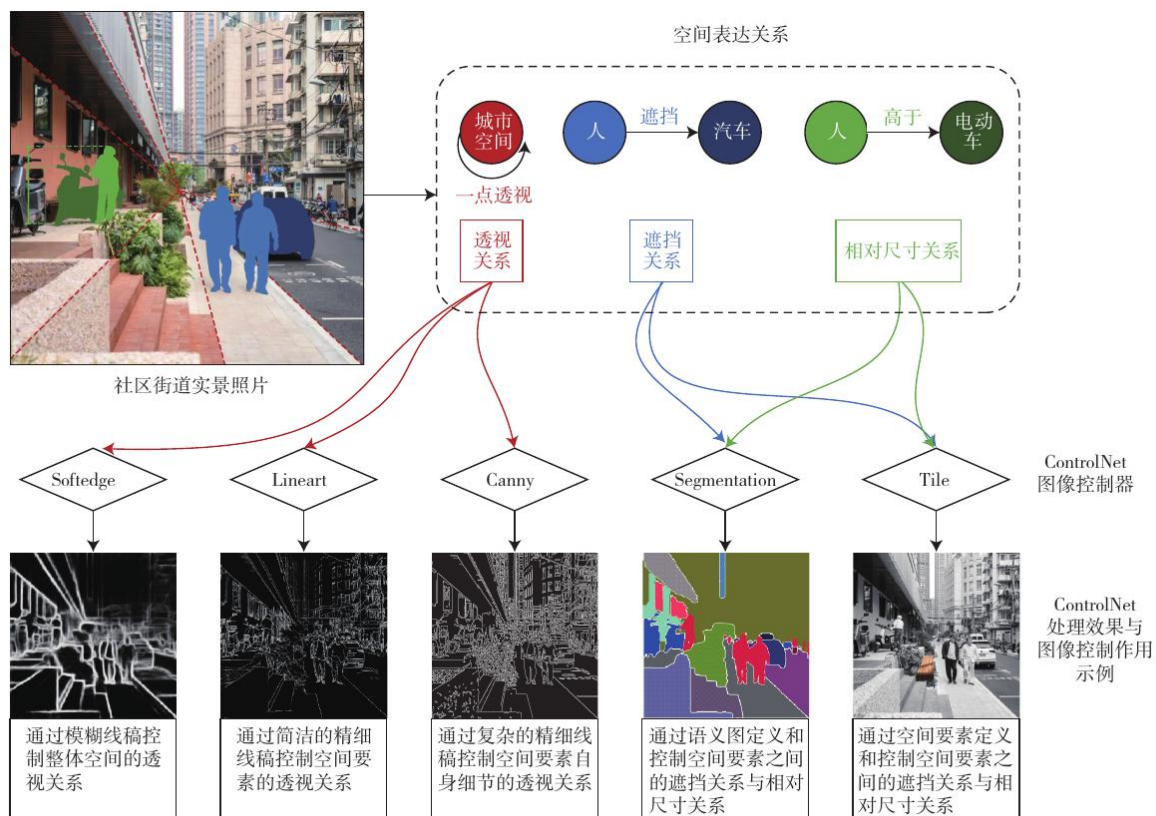


Fig.3 Ruta de «aprendizaje especializado» y expresión del conocimiento de representación espacial

4 Construcción y caso práctico del modelo CommunityGenAI para la renovación de espacios públicos comunitarios

4.1 Construcción del conjunto de etiquetas y preparación de datos

Aprendizaje especializado de grandes modelos: incorporación del conocimiento de diseño de la morfología espacial urbana en un modelo de generación de imágenes

El conjunto de entrenamiento del aprendizaje especializado del modelo CommunityGenAI se compone de dos partes: etiquetas e imágenes. La construcción del conjunto y de las etiquetas se apoya en el grafo de conocimiento de las orientaciones de diseño. Las etiquetas sirven para expresar el conocimiento relativo a las orientaciones de diseño y a los elementos espaciales en el diseño de la morfología espacial urbana. En el flujo de aplicación del modelo, las etiquetas se usan directamente como prompts para controlar textualmente el proceso de generación de imágenes. El conjunto de etiquetas se construye en correspondencia con el grafo de conocimiento de las orientaciones de diseño y sus elementos espaciales asociados.

Las imágenes son el objeto del aprendizaje especializado del modelo y constituyen una expresión intuitiva del conocimiento de diseño de la morfología espacial urbana. Guiados por el grafo de conocimiento de las orientaciones de diseño, profesionales de la planificación seleccionaron fotografías reales de escenas comunitarias que expresan de forma completa la orientación de diseño, muestran con claridad los elementos espaciales y presentan alta calidad espacial como conjunto de entrenamiento. Bajo la guía de los grafos correspondientes a las ocho orientaciones de diseño, se recopilieron 436 fotografías reales de escenas comunitarias, que cubren diversos tipos de comunidades residenciales, con el fin de asegurar que el aprendizaje especializado del modelo pueda adaptarse a las necesidades de renovación de comunidades de distintas épocas.

De acuerdo con el grafo de conocimiento de las orientaciones de diseño, las fotografías reales se clasificaron por orientación de diseño y se anotó cada imagen conforme a los elementos espaciales subordinados a esa orientación, garantizando que cada etiqueta y el elemento espacial que representa aparecieran al menos cinco veces en el conjunto de entrenamiento, hasta formar el archivo de etiquetas.

4.2 Integración del conocimiento de diseño de la morfología espacial urbana mediante ajuste fino LoRA

El entrenamiento de ajuste fino LoRA integra en el gran modelo los conocimientos de orientación de diseño, elementos espaciales y relaciones espaciales del diseño de la morfología espacial urbana. Los elementos espaciales, como conocimiento explícito, pueden anotarse directamente con el conjunto de etiquetas; las orientaciones de diseño y las relaciones espaciales pertenecen al conocimiento tácito y se expresan mediante las fotografías reales del conjunto de entrenamiento. Dado que el ajuste fino LoRA permite incorporar nuevos conocimientos con un conjunto de entrenamiento reducido, se logra así integrar el conocimiento de diseño de la morfología espacial.

El entrenamiento LoRA utiliza el gran modelo «base 1.0» de Stable Diffusion XL. El entorno de software y hardware, así como los parámetros, se muestran en la Tab.1 y la Tab.2.

Tab.1 Entorno de software y hardware para el entrenamiento del modelo

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 Configuración de parámetros de entrenamiento

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

Después de 100 iteraciones de entrenamiento, el valor de la función de pérdida (Loss) se estabiliza alrededor de 0,08 y el modelo muestra su mejor efecto de entrenamiento. Mediante un gráfico X/Y/Z se prueban las prestaciones del modelo LoRA ajustado con distintos pesos. Con base en los resultados de la prueba, se determina que el peso óptimo de LoRA es 0,4 y se elige el modelo de la última iteración como resultado final del ajuste fino LoRA.

4.3 Manifestación del conocimiento profesional de diseño de la morfología espacial en el modelo CommunityGenAI

Mediante aprendizaje especializado, el modelo CommunityGenAI incorpora conocimiento profesional de orientaciones de diseño, elementos espaciales y relaciones espaciales, así como conocimiento de representación espacial. En la renovación comunitaria, al seleccionar una imagen de un espacio público existente e introducir prompts de orientación de diseño y de elementos espaciales clave, el modelo puede generar de manera inteligente imágenes conceptuales de la escena de espacio público tras la renovación local.

Tomando como ejemplo la renovación de un espacio de actividades comunitarias orientado a la infancia, al introducir como prompts «amigable para la infancia», «colores amigables para la infancia», «juegos infantiles» y «arenero», se obtiene una imagen conceptual que responde a la orientación anterior (Fig.4). La imagen generada no solo contiene juegos infantiles y arenero; la orientación cromática también corresponde a colores amigables para la infancia, y la escena incluye niños, padres acompañantes y pavimento de caucho. Los prompts no incluían «padres» ni «pavimento de caucho»; esto constituye el conocimiento tácito contenido en la expresión «orientación amigable para la infancia». Las posiciones y tamaños relativos entre juegos, árboles, arenero y otros elementos son también conocimiento tácito dominado mediante el aprendizaje especializado. El modelo CommunityGenAI incorpora conocimiento de diseño de la morfología espacial propio de la renovación comunitaria, especialmente el conocimiento tácito que contiene.

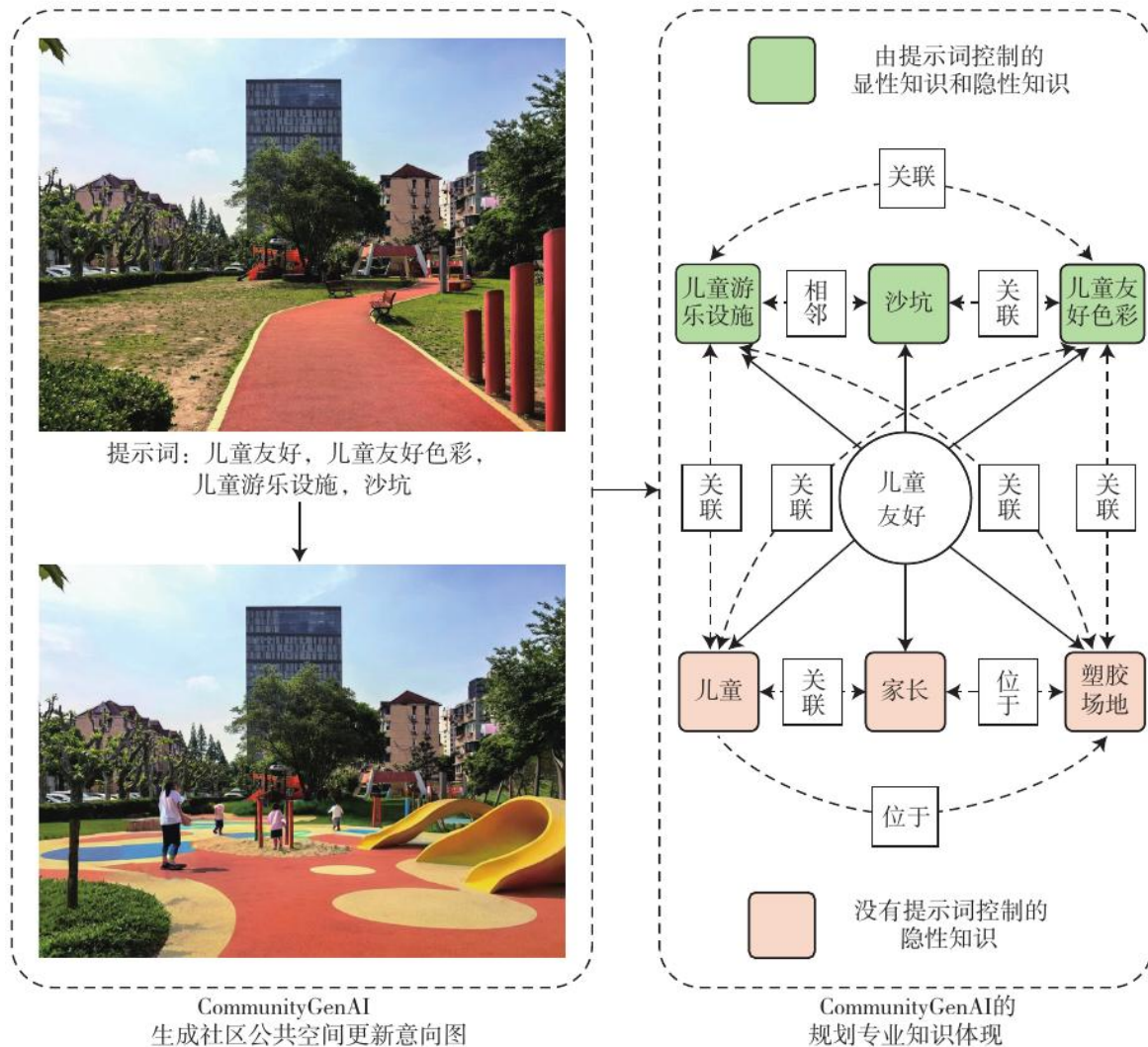


Fig.4 Manifestación del conocimiento de dominio en el modelo CommunityGenAI

Al haber sido entrenado según orientaciones de diseño, CommunityGenAI puede generar de forma inteligente, en un mismo caso de renovación comunitaria, imágenes conceptuales correspondientes a distintas orientaciones para que los residentes comparen y elijan. La Fig.5 muestra tres imágenes conceptuales generadas para una vía interna entre viviendas de una comunidad, con las orientaciones «ambiente comercial», «amigable para las personas mayores» y «movilidad conveniente». Las mesas y sillas generadas bajo la orientación «ambiente comercial» difieren claramente de las mesas y sillas de la orientación «amigable para las personas mayores» y de los parterres bajo los árboles de la orientación «movilidad conveniente» (Fig.5). Los elementos espaciales de las imágenes conceptuales bajo cada orientación muestran diferencias notables y expresan los rasgos típicos del espacio público comunitario de esa orientación; las escalas también cumplen los requisitos de representación espacial de las imágenes conceptuales. Esto demuestra que CommunityGenAI ha aprendido, mediante aprendizaje especializado, el conocimiento tácito contenido en orientaciones de diseño específicas.

CommunityGenAI ha realizado un aprendizaje especializado eficaz de las orientaciones de diseño, elementos espaciales, relaciones espaciales y conocimiento de representación espacial en la renovación de espacios públicos comunitarios. Ha dominado el conocimiento explícito y tácito de dicha renovación y posee las capacidades propias de un gran modelo especializado para espacios públicos comunitarios.



Fig.5 Generación inteligente de imágenes conceptuales por CommunityGenAI para tres orientaciones de diseño

4.4 Transmisión del conocimiento profesional en CommunityGenAI

El modelo de generación de imágenes que incorpora conocimiento de diseño de la morfología espacial urbana puede expresar y transmitir conocimiento tácito. En la renovación comunitaria puede desempeñar un papel eficaz tanto en la etapa inicial de comunicación como en la etapa de intercambio y retroalimentación de propuestas, apoyando la comunicación entre residentes y urbanistas. Tomando como ejemplo la renovación de un espacio de actividades pavimentado en un barrio antiguo: durante la comunicación de las intenciones de renovación entre urbanista y residentes, el modelo puede ayudar a confirmar el objeto y el alcance de la intervención; en la etapa de precisión de las orientaciones de diseño y de comparación de alternativas, el urbanista puede transformar rápidamente, mediante CommunityGenAI, las necesidades de los residentes en términos profesionales de planificación como «orientación amigable para la infancia» y «juegos infantiles», así como en las correspondientes redes de control. El modelo puede generar inteligentemente, a una velocidad media de 40 s por imagen, una serie de imágenes conceptuales de renovación acordes con las orientaciones de diseño. Este proceso completa la conexión rápida entre las necesidades de los residentes y los términos profesionales del urbanista, y presenta a los residentes, en forma de imágenes fáciles de comprender, el conocimiento tácito difícil de formular dentro del conocimiento profesional.

Aprendizaje especializado de grandes modelos: incorporación del conocimiento de diseño de la morfología espacial urbana en un modelo de generación de imágenes

CommunityGenAI realiza una transmisión eficiente del conocimiento profesional de renovación de espacios públicos comunitarios entre urbanistas y residentes; en particular, expresa y transmite eficazmente el conocimiento tácito, apoya el logro de una intención de renovación compartida entre ambas partes y, con ello, el diseño participativo en la renovación comunitaria.

5 Conclusiones y discusión

5.1 Conclusiones

Este artículo comprende el conocimiento profesional de diseño de la morfología espacial urbana como «conocimiento de dominio», introduce además los conceptos de conocimiento tácito y explícito de la gestión del conocimiento, clasifica el conocimiento profesional de diseño morfológico espacial y lo vincula con las técnicas de ajuste fino de grandes modelos. Con ello propone dos vías de aprendizaje especializado y construye un marco técnico para incorporar conocimiento profesional de diseño de la morfología espacial urbana en un modelo general de generación de imágenes. Tomando la renovación de espacios públicos comunitarios como caso de aplicación, se construye el gran modelo especializado CommunityGenAI. La investigación obtiene tres conclusiones.

Primero, el sistema de conocimiento de la disciplina del urbanismo contiene una gran cantidad de conocimiento tácito, especialmente dominante en el diseño de la morfología espacial urbana. La comunicación y transmisión de este conocimiento tácito requiere la intervención de grandes modelos. Transmitir el conocimiento tácito del diseño de la morfología espacial urbana es una necesidad específica de la disciplina del urbanismo respecto de los grandes modelos. La dificultad clave para construir un gran modelo de diseño morfológico espacial radica en cómo incorporar el conocimiento de diseño de la morfología espacial urbana al gran modelo general.

Segundo, se propone un marco técnico para integrar el conocimiento de diseño de la morfología espacial urbana en un modelo general de generación de imágenes mediante aprendizaje especializado. El conocimiento profesional se divide en conocimiento de diseño de la morfología espacial y conocimiento de representación espacial. El primero forma, con la orientación de diseño como núcleo, un grafo de conocimiento que contiene conocimiento tácito y explícito; el segundo guía la representación visual como conocimiento explícito. Dos tipos de técnicas de ajuste fino permiten incorporar el conocimiento de diseño de la morfología espacial urbana al modelo general de generación de imágenes.

Tercero, tomando Stable Diffusion como base general de generación de imágenes y mediante ajuste fino del gran modelo, se incorpora al modelo general el conocimiento profesional de diseño para la renovación de espacios públicos comunitarios, construyendo el gran modelo especializado CommunityGenAI que apoya el diseño participativo en la renovación comunitaria. El modelo entrenado ha aprendido conocimientos profesionales y posee conocimiento sobre orientaciones de diseño, elementos espaciales, relaciones espaciales y representación espacial en el diseño de espacios públicos comunitarios. En escenarios de diseño participativo, CommunityGenAI realiza la transmisión del conocimiento profesional y puede desempeñar un papel clave en la transmisión e intercambio eficientes del conocimiento tácito; mejora la eficiencia de la comunicación en la renovación comunitaria y puede apoyar de manera efectiva el diseño participativo.

5.2 Discusión

En el campo del urbanismo, los grandes modelos generales de lenguaje ya pueden simular a las partes interesadas en los procesos de planificación y diseño, desempeñando un papel eficaz en la simulación de la participación pública^[34]. Esta vía considera al gran modelo como un público que solo

Aprendizaje especializado de grandes modelos: incorporación del conocimiento de diseño de la morfología espacial urbana en un modelo de generación de imágenes posee «conocimiento general». Este artículo construye, sobre la base de un gran modelo general, un modelo especializado en urbanismo mediante aprendizaje especializado, haciendo que el modelo especializado se convierta en un experto que posee simultáneamente «conocimiento general + conocimiento de dominio» y pueda desempeñar un papel singular en el ámbito profesional. Ambas vías serán formas eficaces de aplicar la tecnología de grandes modelos a la disciplina del urbanismo y merecen exploración profunda.

El aprendizaje especializado de grandes modelos es también una vía técnica para construir otros tipos de modelos especializados en urbanismo. Cómo incorporar el conocimiento profesional de la disciplina a un gran modelo general se convertirá en una tecnología clave para construir grandes modelos especializados de planificación. Desde la perspectiva de la gestión del conocimiento, el conocimiento profesional de los distintos ámbitos del urbanismo presenta diferencias. No solo varían las vías de aprendizaje especializado del conocimiento explícito y del conocimiento tácito; también varían las vías de aprendizaje de diferentes tipos de conocimiento tácito. Por ello, los métodos para incorporar distintos conocimientos profesionales de planificación en modelos generales serán necesariamente diferentes. Construir grandes modelos especializados en urbanismo por ámbitos y categorías puede ser una vía más adecuada, que merece investigación sistemática.

Numerosas disciplinas prestan atención a los grandes modelos especializados por dos razones principales. En la investigación científica, los grandes modelos se utilizan para abordar tareas difíciles de realizar manualmente, como el procesamiento y análisis de datos masivos, mejorando así la eficiencia de la investigación. En aplicaciones de ingeniería, se usan para elevar la eficiencia del diseño, optimizar procesos productivos, reducir costes laborales y aumentar la eficacia del trabajo. Para la disciplina del urbanismo, además de estas dos necesidades, existe una necesidad propia: la difusión y transmisión del conocimiento tácito de la disciplina requiere grandes modelos, lo que está determinado por su carácter de política pública. Cómo hacer que los grandes modelos aprendan y dominen el conocimiento tácito del urbanismo, y cómo hacer que desempeñen un papel en la planificación espacial de ciclo completo, será una necesidad singular de los grandes modelos especializados en urbanismo. Este aspecto merece exploración e investigación en profundidad.

Notas

- ① Stable Diffusion es un gran modelo general de imágenes publicado por Stability AI. Stable Diffusion XL 1.0 es una versión de código abierto publicada en julio de 2023; su modelo base cuenta con 3.500 millones de parámetros.

Referencias

- [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. Inteligencia artificial de nueva generación al servicio de la planificación urbana: oportunidades y desafíos [J]. Urban Planning Forum, 2023(4): 1-11. (en chino)
- [3] YUAN Chao, ZHENG Hao. Nuevos modos de diseño arquitectónico bajo la influencia de la inteligencia artificial generativa [J]. Architectural Journal, 2023(10): 29-35. (en chino)
- [4] HE Wanyu, YANG Liangsong. Exploración de la inteligencia artificial generativa en el diseño arquitectónico: el caso de Xkool AI Cloud [J]. Architectural Journal, 2023(10): 36-41. (en chino)
- [5] POLANYI M. The Tacit Dimension [M]. Routledge and Kegan Paul, 1966.
- [6] YAO Wei. Gestión del conocimiento [M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2020. (en chino)

- Aprendizaje especializado de grandes modelos: incorporación del conocimiento de diseño de la morfología espacial urbana en un modelo de generación de imágenes
- [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. Tecnologías de planificación digital: datos y conocimiento [J]. *Urban Planning Forum*, 2024(2): 18-24. (en chino)
 - [10] LIN Bingyao. Métodos cuantitativos de la morfología espacial urbana y su evaluación [J]. *Urban Planning Forum*, 1998(3): 42-45. (en chino)
 - [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. Construcción de un modelo teórico para la asistencia de AIGC al diseño urbano [J]. *Urban Planning Forum*, 2023(2): 12-18. (en chino)
 - [22] YANG Junyan, SHAO Dian, WANG Peng, et al. Integración, topología y traducción: método de análisis profundo de la forma urbana basado en grafos de conocimiento [J]. *City Planning Review*, 2023, 47(6): 57-67. (en chino)
 - [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. Evolución, desafíos y recomendaciones de la renovación urbana en China [J]. *Planners*, 2021, 37(24): 21-27. (en chino)

- Aprendizaje especializado de grandes modelos: incorporación del conocimiento de diseño de la morfología espacial urbana en un modelo de generación de imágenes
- [26] HUA Xiahong, ZHUANG Shen. Promover la renovación del espacio público de la vida cotidiana mediante el diseño: revisión de las prácticas de microrrenovación urbana en Shanghái [J]. Architectural Journal, 2022(3): 1-11. (en chino)
 - [27] LI Qing, LIN Ni. Exploración de un nuevo modelo de planificación y diseño participativos para la microrrenovación comunitaria desde la perspectiva de la «ciudad del pueblo»: el caso de la microrrenovación del lilong YF en Shanghái [J]. Urban Planning Forum, 2023(6): 87-96. (en chino)
 - [28] YANG Junyan, ZHANG Zhonghu, SHI Yi. Exploración de una plataforma digital de participación pública en el diseño urbano para la renovación urbana: el caso del área de Yuejianglou en Nankín [J]. Urban Planning Forum, 2024(3): 74-81. (en chino)
 - [29] ZHANG Kai. Gestión de recursos de información [M]. 3.ª ed. Beijing: Tsinghua University Press, 2013. (en chino)
 - [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. ReTR: 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. Métodos de construcción y perspectivas de aplicación de grafos de conocimiento de distritos comerciales y calles urbanas para el desarrollo urbano sostenible [J]. Journal of Geo-information Science, 2023, 25(12): 2374-2386. (en chino)
 - [34] TIAN Li, YANG Xin, ZHANG Yudi, et al. Exploración de la innovación educativa en planificación y diseño urbano-rural impulsada por «conocimiento profesional + inteligencia artificial»: el caso de la planificación residencial [J]. Urban Planning Forum, 2024(5): 71-78. (en chino)

Revisado: enero de 2025

(Este artículo fue traducido con asistencia de IA.)