

JUMBER  
SHOTADZE

# DATASETS ET INTELLIGENCE ARTIFICIELLE EN ARCHITECTURE

UNE ÉTUDE DES RELATIONS  
ENTRE DIVERSITÉ DES  
DONNÉES ET QUALITÉ DES  
PLANS GÉNÉRÉS

**ENSA  
PARIS LA  
VILLETTE**

**2024/2025**

Domaine d'étude: Concevoir et  
Construire l'Architecture (CCA)

Seminaire : Savoir des Activités  
de Projet Instrumentés  
(SAPI)

Encadré par:  
Joaquim Silvestre  
Anne Tüscher

François Guéna(2023/2024)





*Je souhaite remercier d'abord mes les enseignants Anne Tüscher, Joaquim Silvestre et François Guéna qui m'ont accompagné tout au long de ce parcours de mémoire.*

*Ma reconnaissance va particulièrement à Monsieur Joaquim Silvestre, qui a joué un rôle fondamental dans ma compréhension du processus de recherche. Ses conseils hebdomadaires et son aide précieuse dans la formulation de ma problématique ont été déterminants, notamment lors des moments où je me trouvais submergé par la complexité du sujet. Son accompagnement rigoureux et sa patience m'ont permis de structurer ma pensée et de donner une direction claire à mon travail.*

*Je remercie également Madame Anne Tüscher pour son soutien constant et ses précieux conseils en matière de rédaction. Sa perspicacité et ses suggestions m'ont permis d'affiner mon écriture et de présenter mes idées avec plus de clarté et de précision. Son expertise dans la structuration du mémoire a été inestimable.*

*Je souhaite aussi remercier Monsieur François Guéna pour sa contribution significative durant l'année 2023/2024.*

*Malgré la distance géographique durant mon erasmus en Belgique, ces trois professeurs ont maintenu un suivi régulier et attentif de mon travail à travers nos sessions en visioconférence. Leur engagement et leur disponibilité ont été essentiels à la réalisation de ce mémoire.*

*L'année 2024/2025 a été particulièrement enrichissante grâce au suivi hebdomadaire de Joaquim Silvestre et Anne Tüscher. Leur complémentarité – M.Silvestre pour les aspects scientifiques et méthodologiques de la recherche, Mme. Tüscher pour la rigueur rédactionnelle - a été déterminante dans l'aboutissement de ce travail.*

*Ce mémoire n'aurait pas pu voir le jour sans leur encadrement bienveillant et leur expertise. Leurs conseils, leurs encouragements et leur patience ont été les piliers de ma réussite dans cette entreprise académique.*

*Je tiens à souligner que la qualité de ce travail doit beaucoup à leur investissement personnel et à leur capacité à me guider tout en me laissant développer ma propre réflexion. La réalisation de ce mémoire n'aurait tout simplement pas été possible sans leur accompagnement précieux.*

## **Avant-propos**

*Mon parcours en architecture, initié à l'ENSA Paris La Villette puis enrichi par une année de master à KU Leuven à Bruxelles avant mon retour à ENSA, m'a progressivement amené à m'intéresser à l'intersection entre l'architecture et l'intelligence artificielle. Cette curiosité est née d'une volonté de comprendre et de maîtriser les nouvelles technologies qui transforment notre profession.*

*L'émergence de l'intelligence artificielle<sup>26</sup> dans le domaine de l'architecture représentait pour moi un territoire inexploré, un défi intellectuel stimulant. Mon choix de me concentrer sur ce sujet était motivé par le désir d'acquérir une compréhension approfondie de ces outils tout en les reliant directement à ma pratique architecturale. Ma spécialisation dans l'architecture résidentielle pendant mes études m'a naturellement conduit à m'intéresser à la génération automatique de plans d'étage par l'IA, et plus particulièrement par les réseaux antagonistes génératifs (GANs<sup>19</sup>).*

*Au fil de mes recherches, ma curiosité initiale s'est transformée en une quête plus précise : comprendre les mécanismes qui déterminent la qualité des plans générés par l'IA. Cette exploration m'a mené vers l'étude des jeux de données (datasets) et de leur influence sur le processus de génération, révélant des relations complexes et parfois paradoxales entre la diversité des données et la qualité des résultats.*

*La relative nouveauté du sujet a constitué à la fois un défi et une opportunité. Le manque de recherches directement liées à ma problématique m'a poussé à adopter une approche transversale, puisant dans diverses sources pour construire une compréhension cohérente du sujet. Cette démarche m'a permis de développer une perspective unique sur la relation entre données et conception architecturale.*

*Une des découvertes les plus marquantes de ce travail fut de constater que la qualité des plans générés ne dépend pas uniquement du volume de données disponibles, mais d'une interaction complexe entre plusieurs facteurs. Cette révélation a profondément influencé ma compréhension du potentiel et des limites de l'IA en architecture.*

*Je souhaite maintenant partager les résultats de cette recherche, espérant qu'ils contribueront à une meilleure compréhension de l'utilisation de l'IA dans la conception architecturale et ouvriront de nouvelles perspectives pour l'évolution de notre profession.*

## Résumé

*Ce mémoire explore l'influence de la diversité des données dans les datasets dans la conception architecturale assistée par intelligence artificielle, en se concentrant particulièrement sur la génération de plans d'étage résidentiels. L'IA transforme progressivement les pratiques architecturales, la question de la qualité et de la diversité des données au sein des jeux d'apprentissage devient fondamentale pour le développement d'outils de conception efficaces et pertinents.*

*À travers une analyse approfondie de trois papiers de recherche concernant les datasets majeurs - CubiCasa5K (5 000 plans), House-GAN (65 636 plans) et Graph2Plan (120 000 plans) - cette recherche met en lumière la relation complexe entre la diversité des données au sein d'un même dataset et la performance des systèmes d'Apprentissage Automatique<sup>3</sup> en architecture. L'étude révèle notamment un paradoxe intéressant entre le volume des données et leur précision technique.*

*L'analyse comparative des différentes approches de structuration des données architecturales au sein des datasets permet d'identifier leurs forces et limitations actuelles. Cette recherche souligne notamment l'importance significative des Annotations<sup>1</sup> techniques et de la contextualisation environnementale dans les données, tout en révélant les défis persistants liés à la gestion de la complexité programmatique. L'étude met également en évidence les limites actuelles.*

*Les résultats de cette étude contribuent à une meilleure compréhension des facteurs influençant la qualité des plans générés par IA et ouvrent des perspectives pour le développement de données architecturales plus pertinentes au sein des datasets. Cette recherche propose également des recommandations concrètes pour l'évolution future des outils d'aide à la conception architecturale, visant un meilleur équilibre entre volume, précision technique et diversité contextuelle des données. Elle suggère notamment une approche hybride combinant les avantages des différentes méthodes de structuration des données pour optimiser la génération de plans.*

Mots-clés :

Dataset(jeux de données), GANs<sup>19</sup>, Intelligence artificielle, Apprentissage Automatique<sup>3</sup> , Conception architecturale(plans de bâtiments résidentiels), Diversité des données, Génération automatique, Datasets : CubiCasa5K, House-GAN, Graph2Plan

**Dataset (Jeux de Données) :**Un dataset, ou ensemble de données, est une collection d'informations organisées que l'on utilise pour entraîner et tester des modèles d'intelligence artificielle.Par exemple, un dataset d'images de chats et de chiens peut servir à apprendre à un modèle à distinguer ces deux animaux. Les datasets sont essentiels en IA car ils fournissent les exemples à partir desquels les modèles peuvent extraire des patterns et des connaissances.

## Abstract

*This thesis explores the influence of data diversity in datasets on AI-assisted architectural design, with a particular focus on the generation of residential floor plans. At a time when AI is gradually transforming architectural practices, the question of data quality and diversity within learning sets becomes fundamental for the development of effective and relevant design tools.*

*Through an in-depth analysis of three major datasets - CubiCasa5K (5,000 plans), House-GAN (65,636 plans), and Graph2Plan (120,000 plans) - this research highlights the complex relationship between data diversity within a dataset and the performance of machine learning systems in architecture. The study reveals an interesting paradox between data volume and technical precision.*

*The comparative analysis of different approaches to structuring architectural data within datasets enables the identification of their current strengths and limitations. This research particularly emphasizes the significant importance of technical Annotations<sup>1</sup> and environmental contextualization in the data, while revealing persistent challenges related to managing programmatic complexity. The study specifically highlights current limitations.*

*The results of this study contribute to a better understanding of the factors influencing the quality of AI-generated plans and open up perspectives for the development of more relevant architectural data within datasets. This research also proposes concrete recommendations for the future evolution of architectural design tools, aiming for a better balance between volume, technical precision, and contextual diversity of data. It notably suggests a hybrid approach combining the advantages of different data structuring methods to optimize plan generation.*

Key words :

Architectural dataset, GANs<sup>19</sup>, Artificial intelligence, Machine learning, Architectural design, Floor plans, Data diversity, Automatic generation, datasets: CubiCasa5K, House-GAN, Graph2Plan

## **Chapitre I (Introduction)**

*Présentation historique de l'évolution technologique en architecture*

*Question de recherche centrale*

*Hypothèse principale*

## **Chapitre II (État de l'art)**

*Analyse des travaux majeurs*

*Applications commerciales*

*Considérations éthiques*

## **Chapitre III (Cadre théorique)**

*Définition des concepts clés*

*Théories sur l'apprentissage automatique*

*Critères d'évaluation*

## **Chapitre IV (Méthodologie)**

*Collecte et classification des datasets*

*Identification des caractéristiques*

*Analyse comparative*

## **Chapitre V (Résultats)**

*Analyse des trois datasets majeurs*

*Comparaison détaillée*

*Validation de l'hypothèse*

## **Chapitre VI (Discussion)**

*Paradoxe volume/précision*

*Limites fondamentales*

*Définition optimale de la diversité*

# SOMMAIRE

<b>I. Introduction .....</b>	<b>10</b>
<b>1.1 Contexte de la recherche .....</b>	<b>10</b>
1.1.1 Évolution historique de l'utilisation des technologies en architecture .....	10
1.1.2 Émergence de l'IA dans la conception architecturale .....	11
1.1.3 Importance croissante des datasets dans le processus de conception .....	12
<b>1.2 Problématique .....</b>	<b>13</b>
1.2.1 Formulation de la question de recherche .....	13
1.2.2 Enjeux et implications pour le domaine de l'architecture .....	13
<b>1.3 Objectifs de la recherche .....</b>	<b>14</b>
<b>1.4 Hypothèse principale.....</b>	<b>14</b>
1.4.1 Énoncé de l'hypothèse .....	14
1.4.2 Justification de l'hypothèse.....	15
1.4.3 implications de l'hypothèse .....	15
<b>II. État de l'art .....</b>	<b>16</b>
<b>2.1 Évolution des approches d'IA en conception architecturale : vers les systèmes     génératifs.....</b>	<b>17</b>
2.1.1 Des premières expérimentations aux réseaux de neurones.....	17
2.1.2 L'application des réseaux de neurones.....	17
2.1.3 Des approches contemporaines.....	18
2.1.4 Implications et perspectives.....	19
<b>2.2 Développement et utilisation de datasets en architecture .....</b>	<b>19</b>
2.2.1 Évolution et enjeux des datasets architecturaux .....	19
2.2.2 Diversité des approches dans la constitution des datasets .....	19
2.2.3 Qualité versus quantité : un débat central.....	20
2.2.4 Méthodologies d'annotation et de validation .....	20
2.2.5 Perspectives et défis futurs .....	21
<b>2.3 Applications commerciales et pratiques.....</b>	<b>22</b>
2.3.1 Cas d'étude : TestFit.io .....	22
<b>2.4 Considérations éthiques et pratiques .....</b>	<b>23</b>
2.4.1 Réflexions de Casilli sur la valeur des données et implications pour l'architecture .....	23
<b>III. Cadre théorique et conceptuel.....</b>	<b>24</b>
<b>3.1 Définition des concepts clés.....</b>	<b>24</b>
3.1.1 Datasets en architecture .....	24



3.1.2 Diversité des données architecturales .....	24
3.1.3 Qualité et efficacité des plans générés par IA.....	25
<b>3.2 Théories sur l'apprentissage automatique en architecture.....</b>	<b>25</b>
3.2.1 Principes des GANs appliqués à la génération de plans .....	25
3.2.2 Rôle des datasets dans l'entraînement des modèles d'IA.....	26
<b>IV.Méthodologie .....</b>	<b>27</b>
<b>4.1 Collecte des sources d'information .....</b>	<b>27</b>
<b>4.2 Classification des datasets .....</b>	<b>28</b>
4.2.1 Critères de classification .....	28
4.2.2 Méthodes de catégorisation .....	28
<b>4.3 Identification des caractéristiques.....</b>	<b>29</b>
<b>4.4 Analyse des datasets .....</b>	<b>30</b>
<b>4.5 Comparaison des datasets .....</b>	<b>30</b>
<b>V. Résultats et analyse .....</b>	<b>32</b>
<b>5.1 Présentation des résultats .....</b>	<b>32</b>
5.1.1 Caractéristiques des datasets analysés.....	32
5.1.2 datasets analysés .....	34
5.1.3 Performances comparées des datasets .....	43
5.1.4 Analyse comparative des méthodes d'entrainement .....	44
<b>5.2 Analyse des facteurs clés de performance.....</b>	<b>45</b>
5.2.1 Impact de la structure des données.....	45
5.2.2 Rôle des annotations <sup>1</sup> et de la qualité des données .....	47
<b>5.3 Validation partielle de l'hypothèse principale.....</b>	<b>48</b>
5.3.1 Évaluation de l'impact des datasets sur la génération des plans d'étage .....	49
5.3.2 Limites et facteurs influençant la performance des systèmes d'IA.....	50
<b>VI. Discussion.....</b>	<b>52</b>
<b>6.1 Le paradoxe de la diversité des données dans le dataset architecturaux .....</b>	<b>52</b>
6.1.1 La relation paradoxale entre volume et précision .....	52
6.1.2 Le rôle des annotations.....	52
6.1.3 Structures de données et performances architecturales.....	53
<b>6.2 Les limites fondamentales des datasets actuels.....</b>	<b>54</b>
6.2.1 L'absence critique des informations techniques.....	54
6.2.2 Le défi de la complexité croissante .....	54
6.2.3 L'absence de contextualisation environnementale .....	55

6.2.4 Les contraintes technologiques actuelles .....	56
<b>6.3 Vers une définition optimale de la diversité en architecture .....</b>	<b>57</b>
6.3.1 Les composantes essentielles d'un dataset architectural .....	57
6.3.2 L'équilibre entre quantité et qualité .....	57
6.3.3 Perspectives d'évolution et recommandations.....	58
<b>VII.Conclusion .....</b>	<b>59</b>
<b>7.1 Synthèse des découvertes.....</b>	<b>59</b>
7.1.1 Principaux résultats de l'analyse des datasets .....	59
7.1.2 Validation(partielle) de l'hypothèse de recherche.....	59
7.1.3 Implications pratiques pour la conception architecturale .....	60
<b>7.2 Pistes pour des recherches futures.....</b>	<b>60</b>
7.2.1 Développements techniques proposés.....	60
7.2.2 Axes d'exploration méthodologique .....	61
7.2.3 Questions émergentes et nouveaux défis.....	61
<b>Bibliographie .....</b>	<b>62</b>
References utilisées dans les papiers de recherche .....	63
Vocabulaire .....	66
Figures .....	69
Tableaux complets.....	70

# I. Introduction

## 1.1 Contexte de la recherche

### 1.1.1 Évolution historique de l'utilisation des technologies en architecture

L'intégration de la technologie dans le domaine de l'architecture n'est pas un phénomène récent. Depuis des siècles, les architectes ont cherché à optimiser leurs processus de conception et à repousser les limites de ce qui est possible en matière de construction.

Au 15ème siècle, l'invention de la perspective linéaire par Filippo Brunelleschi a révolutionné la représentation architecturale, permettant une visualisation plus précise des espaces tridimensionnels. Cette avancée a marqué le début d'une longue histoire d'innovations technologiques en architecture.

L'ère industrielle du 19ème siècle a apporté de nouveaux matériaux et techniques de construction, transformant radicalement les possibilités architecturales. L'utilisation de l'acier et du verre a permis la création de structures plus hautes et plus légères, comme en témoigne le Crystal Palace de Joseph Paxton en 1851.

Le 20ème siècle a vu l'émergence de l'informatique dans le domaine de l'architecture. Dans les années 1960, les premiers logiciels de Conception Assistée par Ordinateur (CAO<sup>11</sup>) ont fait leur apparition, ouvrant la voie à une nouvelle ère de conception numérique. Des pionniers comme Ivan Sutherland, avec son système Sketchpad en 1963, ont posé les bases de l'interaction homme-machine dans la conception architecturale.

Les années 1980 et 1990 ont vu l'adoption généralisée des logiciels de CAO<sup>11</sup> dans les cabinets d'architecture, transformant radicalement les processus de conception et de documentation. Des architectes comme Frank Gehry ont commencé à explorer les possibilités offertes par la modélisation 3D avancée, ouvrant la voie à des formes architecturales plus complexes et organiques.

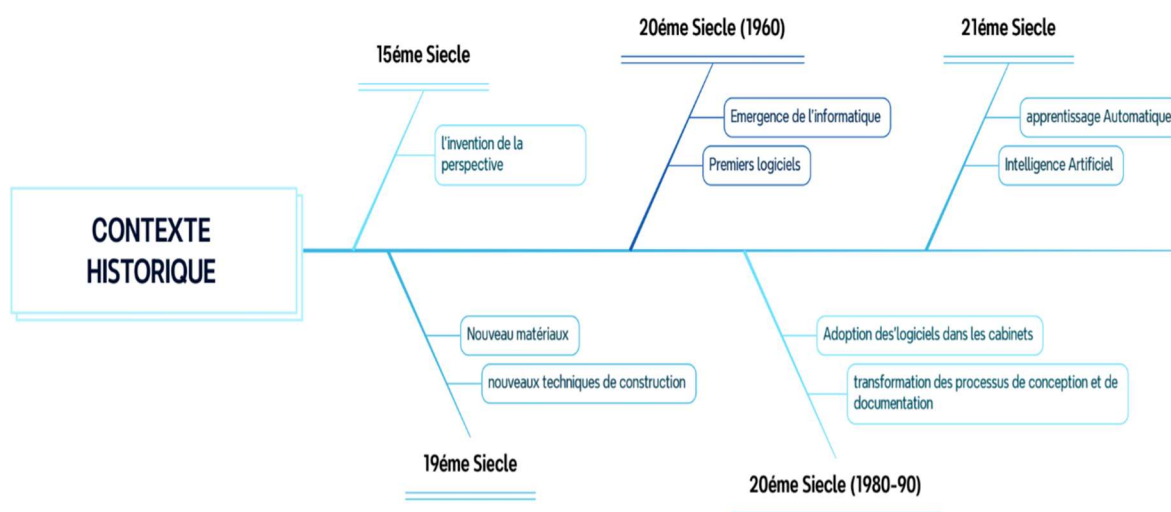


Figure 1 illustration de l'évolution des technologies en architecture

### 1.1.2 Émergence de l'IA dans la conception architecturale

L'avènement du 21ème siècle a marqué le début d'une nouvelle ère dans le domaine de l'architecture, caractérisée par l'émergence de l'intelligence artificielle<sup>26</sup> et de l'apprentissage automatique. Cette évolution s'inscrit dans la continuité de la numérisation du processus de conception, mais représente un saut qualitatif majeur en termes de possibilités et d'autonomie des outils de conception.

Les systèmes d'Apprentissage Automatique<sup>3</sup>, englobant diverses techniques telles que les réseaux de neurones<sup>42</sup> profonds, l'apprentissage par renforcement et les modèles génératifs, ont ouvert de nouvelles perspectives dans la conception architecturale. Ces technologies avancées permettent aujourd'hui la génération automatisée<sup>22</sup> de plans à partir de jeux de données spécifiques, communément appelés **datasets**.

Selon une étude menée par Loyola et al. (2019), les modèles d'Apprentissage Automatique<sup>3</sup> ont démontré une efficacité remarquable dans la création de plans d'étage pour des bâtiments résidentiels. Ces systèmes sont capables de produire des designs innovants tout en respectant les contraintes architecturales. Les auteurs soulignent que ces technologies ont le potentiel de révolutionner les processus de conception architecturale en offrant des solutions rapides et créatives à des problèmes complexes de design.

Par ailleurs, Nagy et al. (2018) ont mis en évidence l'utilisation de l'Apprentissage Automatique<sup>3</sup> pour optimiser la planification spatiale dans les bâtiments de bureaux. Leur recherche démontre comment ces technologies peuvent être appliquées pour générer des layouts efficaces tout en prenant en compte de multiples critères de performance.

Ces avancées dans l'application de l'IA à l'architecture ne se limitent pas à la génération de plans. Comme le soulignent Pedro et al. (2022), l'Apprentissage Automatique<sup>3</sup> est également utilisé pour l'analyse prédictive des performances des bâtiments, l'optimisation énergétique, et même l'assistance à la prise de décision dans les phases précoces de la conception.

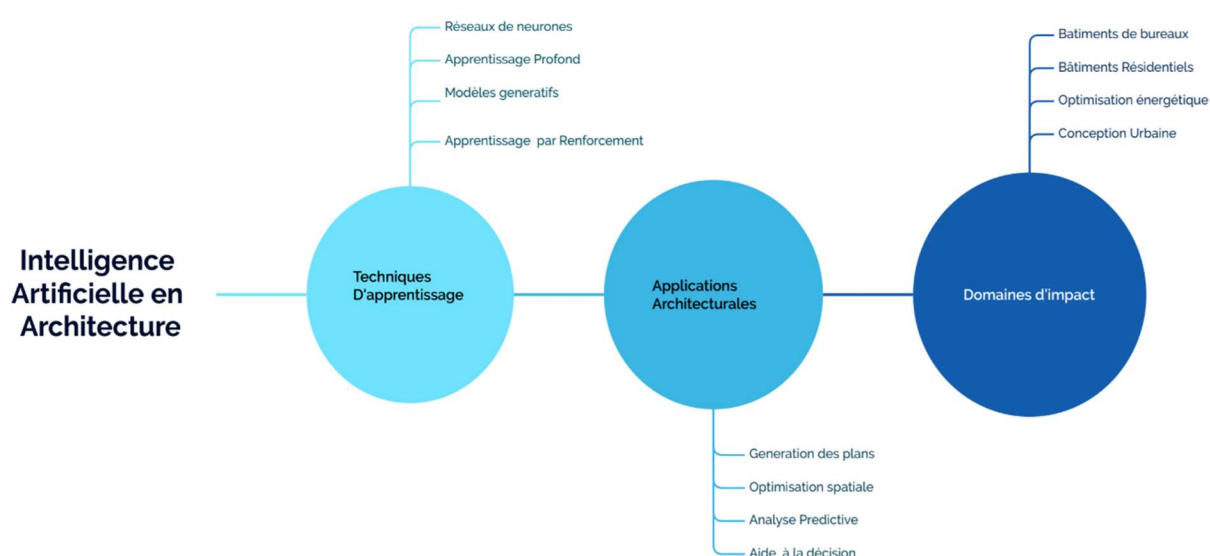


Figure 2 Une représentation visuelle liée à l'émergence de l'IA dans la conception architecturale

### 1.1.3 Importance croissante des datasets dans le processus de conception

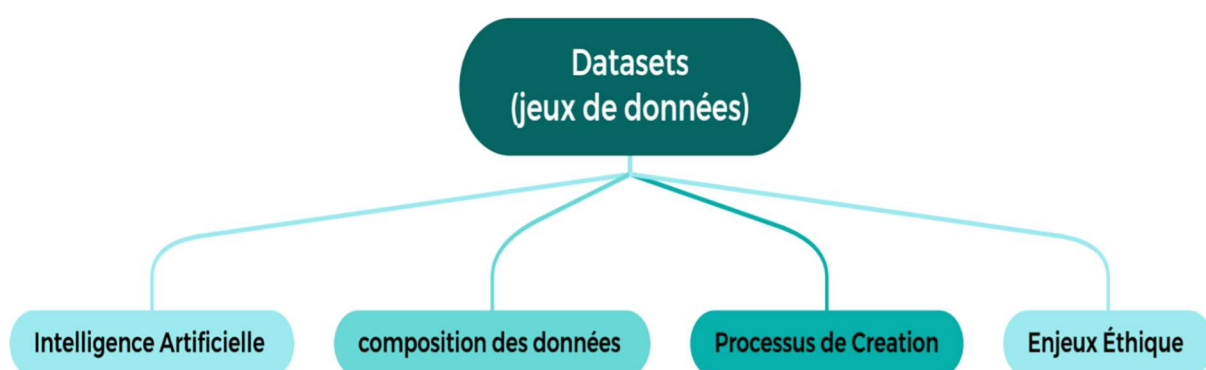
La qualité et la pertinence des plans générés par ces systèmes d'IA dépendent fortement de la nature et de la diversité des données dans le dataset utilisés lors de la phase d'Apprentissage Automatique<sup>3</sup>. Ces jeux de données ont un rôle fondamental, comparable à celui d'une "connaissance" pour le système d'IA. Ils fournissent les informations essentielles qui guident et façonnent le processus d'apprentissage, influençant directement la capacité du système à produire des designs architecturaux cohérents et fonctionnels.

La composition de ces datasets est d'une importance capitale. Ils peuvent inclure une variété d'éléments tels que :

- Des plans d'étage existants
- Des images de bâtiments et d'intérieurs
- Des données vectorielles représentant des structures architecturales
- Des informations sur les normes de construction et les réglementations urbaines
- Des données contextuelles sur l'environnement et le climat

La diversité et la richesse de ces données influencent directement la capacité des systèmes d'IA et GANs<sup>19</sup> (*Generative Adversarial Networks - Réseaux antagonistes génératifs*) à générer des plans qui non seulement respectent les normes architecturales, mais aussi intègrent des considérations esthétiques, fonctionnelles et environnementales.

Il est important de noter, comme l'a souligné Antonio Casilli lors du symposium "Assembling Intelligence" en 2024, que ces datasets ne sont pas simplement des ressources gratuites et facilement accessibles. Leur création et leur curation nécessitent un travail considérable de collecte, de nettoyage et d'organisation des données. Ce processus implique souvent la contribution, consciente ou non, de nombreux acteurs à travers le monde, rendant ces datasets aussi précieux que complexes à élaborer.



**Figure 3** Une illustration démontrant l'importance des datasets dans le processus de conception architecturale.

## 1.2 Problématique

### 1.2.1 Formulation de la question de recherche

Cette recherche examine l'influence de la diversité des données dans les datasets ,dans la génération automatique de plans d'étage ; en s'appuyant sur l'analyse approfondie de trois papiers de recherche majeurs : CubiCasa5K, House-GAN et Graph2Plan. Ces trois cas d'étude, choisis pour leurs méthodologies distinctes, permettent d'explorer différentes dimensions de la diversité des données et leurs impacts sur la qualité des plans générés.

La question centrale qui guide cette recherche est :

**Comment la diversité des données dans les datasets influence-t-elle la génération automatique de plans d'étage ?** Une analyse comparative de trois papiers de recherche(CubiCasa5K, House-GAN et Graph2Plan).

Cette question principale se décline en plusieurs sous-questions :

1. Comment les différentes approches de structuration des données (annotation d'images, graphes relationnels) influencent-elles la qualité des résultats ?
2. Quel est l'impact relatif du volume de données par rapport à leur qualité d'annotation ?
3. Comment la diversité des données affecte-t-elle la capacité d'adaptation des systèmes aux différents contextes architecturaux ?
4. Quelles sont les forces et limites spécifiques de chaque approche étudiée ?

### 1.2.2 Enjeux et implications pour le domaine de l'architecture

L'analyse comparative de ces trois approches majeures relève une importance particulière pour plusieurs raisons, elle permet d'examiner comment différentes méthodologies de structuration des données influencent la qualité des plans générés.

Cette analyse contribue à une meilleure compréhension des facteurs critiques dans le développement de systèmes d'IA pour l'architecture, en identifiant les éléments clés qui influencent la qualité des plans générés.

Ces enjeux sont importants pour guider le développement futur des outils d'aide à la conception architecturale afin pour optimiser l'utilisation de l'IA dans la pratique architecturale.

## 1.3 Objectifs de la recherche

Cette recherche vise à comprendre l'importance de la diversité des données dans les datasets sur la génération automatique de plans d'étage résidentiels. L'étude s'articule autour de trois objectifs principaux.

Le premier objectif consiste à analyser l'impact des différentes approches de structuration des données. Cette analyse permet de mettre en lumière l'importance relative des annotations<sup>1</sup> détaillées, des représentations en graphe et de l'approche volumétrique dans la génération de plans architecturaux.

Le deuxième objectif se concentre sur l'évaluation de la relation entre volume et qualité des données. La comparaison des performances peut potentiellement révéler des relations parfois contre-intuitives entre la quantité de données disponibles et la qualité des plans produits. Cette évaluation s'attache particulièrement à identifier les facteurs clés qui influencent la génération de plans architecturalement viables.

Le troisième objectif vise à formuler des recommandations pour le développement futur des datasets architecturaux. L'analyse comparative permet d'établir des critères d'évaluation de la diversité des données et d'identifier les meilleures pratiques pour leur structuration. Ces recommandations s'appuient sur une synthèse des forces et faiblesses observées dans chaque approche étudiée.

## 1.4 Hypothèse principale

### 1.4.1 Énoncé de l'hypothèse

L'hypothèse centrale de cette recherche est que, la capacité d'un système d'intelligence artificielle<sup>26</sup> à générer des plans architecturalement pertinents, dépend de sa capacité à "absorber" et "reproduire" les qualités architecturales présentes dans son dataset d'apprentissage. Cette capacité de transfert est influencée par le volume des données, ainsi que par leur richesse qualitative et leur diversité.

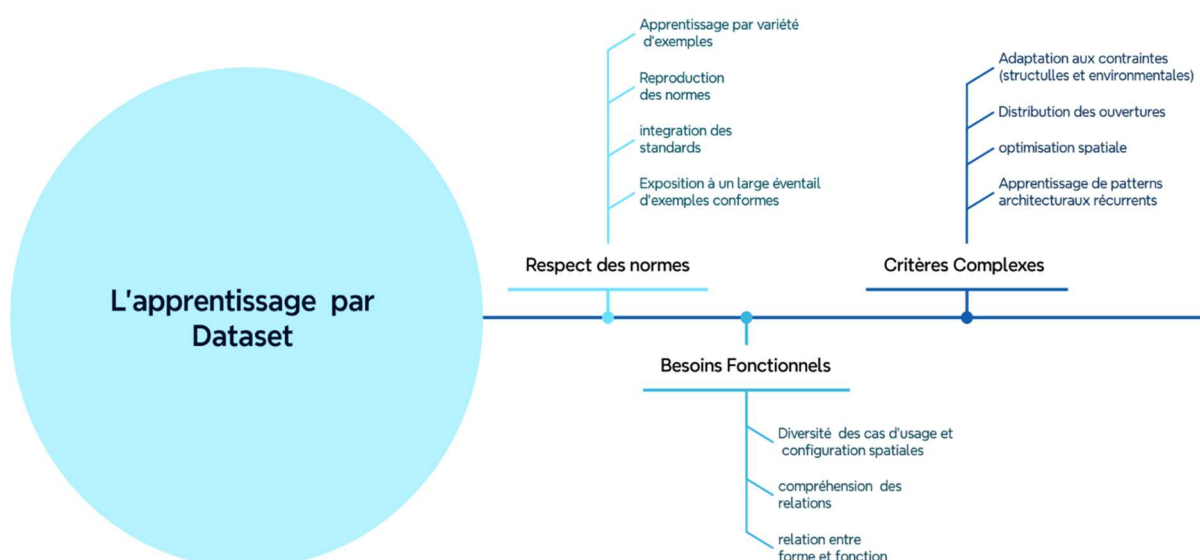
*Pour illustrer cette idée, imaginons une bibliothèque. Une bibliothèque avec 1000 copies du même livre ne permettrait pas d'apprendre autant qu'une bibliothèque plus petite contenant 100 livres différents, chacun offrant des connaissances uniques et complémentaires. De la même manière, un système d'IA apprendra mieux de 100 plans variés et bien documentés que de 1000 plans similaires et peu détaillés.*

### 1.4.2 Justification de l'hypothèse

Cette hypothèse trouve son fondement dans plusieurs observations préliminaires issues de l'analyse des systèmes actuels. Les performances observées montrent systématiquement une amélioration significative lorsque les systèmes sont entraînés sur des données bien annotées et documentées. La qualité des plans générés apparaît plus étroitement liée à la richesse des informations disponibles qu'au nombre brut de plans dans le dataset. Cette observation est particulièrement visible dans les cas où les systèmes, entraînés sur des datasets de taille modeste mais variés, parviennent à produire des solutions plus adaptables et pertinentes que ceux utilisant des datasets plus volumineux mais moins diversifiés.

### 1.4.3 implications de l'hypothèse

La validation de cette hypothèse entraînerait des conséquences significatives pour le développement futur des outils d'aide à la conception architecturale. Cette approche implique un travail de documentation et de diversification des types de projets inclus dans les données d'apprentissage. Pour la pratique architecturale, ces résultats ouvriraient la voie à des outils plus performants, développés à partir de datasets plus modestes mais mieux structurés. Cette perspective souligne l'importance d'une collaboration étroite entre architectes et développeurs d'intelligence artificielle, où l'expertise architecturale jouerait un rôle important dans la curation et l'organisation des données d'apprentissage.



**Figure 4** un schéma illustrant l'apprentissage par dataset dans le domaine de l'architecture. Au



## II. État de l'art

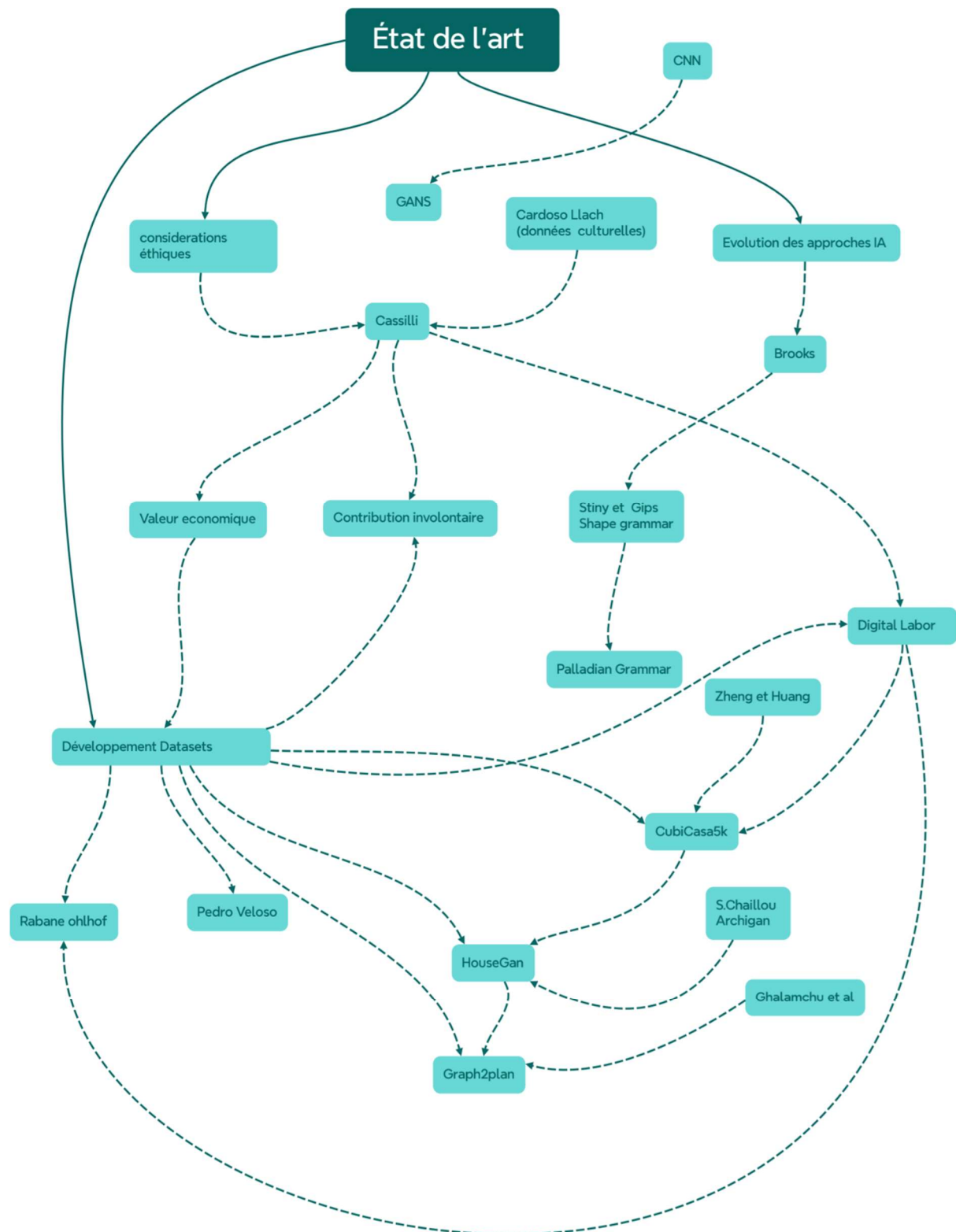


Figure 5 Une illustration d'un aperçu global de l'état de l'art dans le domaine

## *2.1 Évolution des approches d'IA en conception architecturale : vers les systèmes génératifs*

L'évolution de l'intelligence artificielle<sup>26</sup> dans la conception architecturale peut être comprise comme un développement progressif marqué par plusieurs phases distinctes, allant des fondements théoriques aux applications pratiques contemporaines. Cette évolution reflète non seulement les avancées technologiques mais aussi une compréhension croissante de la façon dont l'IA peut enrichir le processus de conception architecturale.

### 2.1.1 Des premières expérimentations aux réseaux de neurones

L'intégration de l'intelligence artificielle<sup>26</sup> dans la conception architecturale a connu une évolution significative, passant d'approches déterministes à des systèmes d'apprentissage de plus en plus sophistiqués.

Les années 1970 marquent les premières tentatives de formalisation avec l'introduction des "shape grammars" par Stiny et Gips. Cette approche pionnière visait à codifier les principes de conception architecturale en règles formelles, comme illustré par leur travail sur la grammaire palladienne. Bien que novatrice, cette méthode restait limitée par sa rigidité et son caractère déterministe.

Un tournant majeur s'opère dans les années 1990 avec l'émergence des réseaux de neurones<sup>42</sup> convolutifs (CNN) appliqués à l'analyse architecturale. Ces systèmes, initialement conçus pour l'interprétation d'images, ont permis une avancée significative dans la classification automatique d'éléments architecturaux. Cependant, leur application directe à la génération de plans restait limitée, produisant souvent des résultats "visuellement impressionnants mais fonctionnellement incohérents".

### 2.1.2 L'application des réseaux de neurones

Les années 1990 représentent une phase importante avec l'apparition des réseaux de neurones<sup>42</sup> convolutifs (CNN) appliqués à l'analyse et à la génération de plans architecturaux. Initialement conçus pour l'interprétation d'images complexes, les CNNs ont permis une avancée majeure dans la classification automatique d'éléments visuels spécifiques dans des plans d'étage (Sculpting Spaces of Possibility, p.19).

Les CNNs (Les réseaux de neurones<sup>42</sup> convolutifs), inspirés du fonctionnement du cerveau humain, sont constitués de couches hiérarchiques de neurones artificiels capables de détecter des motifs visuels complexes à différentes échelles. Cette capacité à extraire des caractéristiques abstraites d'images a ouvert la voie à une meilleure interprétation des plans architecturaux, mais également à leur génération automatisée<sup>22</sup> (Sculpting Spaces of Possibility, p.19).

Une application majeure a été le développement de systèmes capables de détecter des schémas spatiaux complexes dans les plans architecturaux, améliorant ainsi l'automatisation de l'analyse spatiale et géométrique. Comme le souligne Daniel Cardoso Llach :

*"Les CNN ont jeté les bases pour des systèmes plus avancés, capables d'analyser les espaces complexes représentés dans les plans architecturaux" (Sculpting Spaces of Possibility, p.20).*

Cependant, malgré ces avancées, l'application directe des CNNs à la conception générative restait limitée. Les modèles produisaient souvent des résultats "visuellement impressionnants mais fonctionnellement incohérents" (Sculpting Spaces of Possibility, p.20).

Bien que les GANs<sup>19</sup> (réseaux antagonistes génératifs) soient devenus plus largement populaires après 2010, les travaux de Stanislas Chaillou sur l'intégration des GANs<sup>19</sup> en architecture trouvent leurs racines dans les défis posés par les approches basées sur les CNNs.

Dans sa thèse "AI + Architecture: Towards a New Approach" (2019), Chaillou présente une analyse approfondie des limites des modèles traditionnels et explique comment les GANs<sup>19</sup> offrent une alternative pour combiner Apprentissage Automatique<sup>3</sup>, génération de contenu visuel et interaction utilisateur (AI + Architecture, p.419).

Il met en évidence que les GANs<sup>19</sup> permettent une approche plus souple et interactive pour la génération de plans architecturaux. Leur architecture en couches permet de décomposer la conception en étapes distinctes mais interconnectées, rendant le processus de génération plus transparent et modulable (AI + Architecture, p.423).

*"Les GANs<sup>19</sup> facilitent une interaction bidirectionnelle entre l'humain et l'algorithme, créant ainsi une véritable collaboration dans le processus de conception architecturale" (AI + Architecture, p.421).*

Ces premières applications des réseaux neuronaux posent ainsi les bases pour les systèmes hybrides développés dans les années suivantes, où les GANs<sup>19</sup> jouent un rôle central dans la modélisation générative architecturale.

L'introduction des réseaux antagonistes génératifs (GANs<sup>19</sup>) en 2014 a marqué une révolution dans l'approche de la génération automatique de plans. Ces systèmes, basés sur la compétition entre un réseau générateur<sup>21</sup> et un réseau discriminateur<sup>16</sup>, ont ouvert de nouvelles possibilités dans la création de designs architecturaux cohérents.

### 2.1.3 Des approches contemporaines

Cette évolution technologique a conduit au développement de trois approches majeures, qui constituent le cœur de l'analyse :

- CubiCasa5K (2019), qui privilégie la qualité des *Annotations*<sup>1</sup> et la précision technique
- House-GAN (2020), qui introduit une approche relationnelle basée sur les graphes
- Graph2Plan (2020), qui exploite un large volume de données pour améliorer la génération

Ces trois approches, bien que développées dans un intervalle de temps relativement court, représentent des philosophies distinctes dans l'utilisation des données pour la génération automatique de plans d'étage. Leur analyse comparative permet de comprendre les différentes stratégies possibles pour aborder la complexité de la conception architecturale assistée par IA.

#### 2.1.4 Implications et perspectives

Cette évolution historique montre un passage progressif des approches basées sur des règles vers des systèmes plus flexibles et adaptatifs. Comme le souligne Cardoso Llach (p.19-20), un aspect crucial de cette évolution est **la reconnaissance que les données architecturales ne sont pas neutres mais constituent des artefacts culturels ancrés dans des contextes sociaux et matériels spécifiques.**

Les développements récents suggèrent une tendance vers des systèmes hybrides qui combinent différentes techniques pour répondre à la complexité de la conception architecturale. Ces systèmes ne visent plus simplement à automatiser la conception, mais cherchent à intégrer les aspects culturels et contextuels de l'architecture, ouvrant ainsi la voie à une nouvelle ère de conception architecturale assistée par l'IA.

## *2.2 Développement et utilisation de datasets en architecture*

### 2.2.1 Évolution et enjeux des datasets architecturaux

L'émergence des approches d'Apprentissage Profond<sup>4</sup> en architecture a mis en évidence un besoin : celui de disposer de bases de données architecturales suffisamment vastes et richement annotées pour entraîner des modèles performants. Cette problématique est particulièrement bien illustrée dans l'évolution récente des datasets dédiés à l'analyse et à la génération de plans d'architecture.

Un tournant majeur dans ce domaine a été marqué par l'introduction du dataset CubiCasa5K. Comme le soulignent Kalervo et al., *"il existe un manque évident de datasets représentatifs pour approfondir la recherche"* en matière d'analyse automatique des plans d'architecture. Pour répondre à ce besoin, les chercheurs ont développé *"le plus grand dataset de plans d'étage annoté disponible publiquement"*, comprenant *"5000 échantillons annotés dans plus de 80 catégories d'objets de plans d'étage"* ("CubiCasa5K", p.28). Cette initiative marque une étape importante dans la constitution de ressources dédiées à l'Apprentissage Automatique<sup>3</sup> en architecture.

### 2.2.2 Diversité des approches dans la constitution des datasets

La diversité des approches méthodologiques dans la constitution des datasets architecturaux reflète la complexité des enjeux du domaine. Ces approches peuvent être classées en trois grandes catégories : la collecte et l'annotation de plans existants, la génération paramétrique de données synthétiques, et les approches hybrides combinant données réelles et générées.

Une contribution majeure dans le domaine de la génération synthétique vient des travaux de Raban Ohlhoff (2022). Sa méthodologie novatrice combine *"la génération de plans d'appartements paramétriques via Python et Sverchok pour Blender"* avec *"l'utilisation d'algorithmes génétiques pour l'optimisation des designs"*. L'utilisation de la bibliothèque Python Topologic pour l'analyse géométrique des configurations spatiales ajoute une dimension analytique importante à cette approche. Cette méthodologie ouvre des perspectives prometteuses pour la création de datasets diversifiés et contrôlés.

Dans une perspective différente mais complémentaire, les travaux d'Asma Ghalamchi et Birgül Çolakoğlu (2020) démontrent l'importance de la diversité des données dans le contexte des GANs<sup>19</sup>. Leur utilisation d'un *"dataset de 50,000 plans de maisons"* représente une des plus grandes collections de données dans ce domaine. Leur recherche établit un lien direct entre la diversité des données dans le dataset et la créativité des designs générés par IA, soulignant l'importance de la variété des données d'apprentissage.

Les travaux de Hao Zheng et Weixin Huang apportent un éclairage particulièrement intéressant sur l'efficacité des datasets de taille modeste mais bien structurés. Leur recherche avec PIX2PIXHD, utilisant un dataset de seulement 100 plans d'appartements soigneusement annotés, démontre qu'une annotation précise peut compenser un volume limité de données. Leur système de codage couleur sophistiqué, où *"le rouge représente les circulations, le vert les chambres, le bleu les séjours"*, illustre l'importance d'une structuration claire et cohérente des données.

### 2.2.3 Qualité versus quantité : un débat central

La question de l'équilibre entre qualité et quantité des données constitue un débat central dans le développement des datasets architecturaux. Comme le souligne Daniel Cardoso Llach, *"la qualité et l'élaboration du dataset sont plus importantes que sa taille"* ("Sculpting spaces of possibility", p.20). Cette position est particulièrement pertinente dans le contexte des applications architecturales spécialisées, où un *"petit dataset de gestes soigneusement élaborés peut être plus efficace qu'une grande quantité de données mal structurées"*.

Cette approche qualitative trouve un écho dans les travaux de Pedro Veloso, qui conceptualise le dataset comme un outil pédagogique. Selon lui, *"un dataset étiqueté avec des paires d'entrées et de sorties fonctionne comme un instructeur pour indiquer au modèle quelles fonctions approximer"* ("Mapping generative models", p.31). Cette vision du dataset comme "instructeur" souligne l'importance d'une structuration réfléchie des données d'apprentissage.

Les travaux de Stanislas Chaillou sur ArchiGAN illustrent parfaitement cette approche qualitative. En utilisant un dataset de 800 plans d'appartements soigneusement sélectionnés, il démontre qu'un *"corpus d'apprentissage bien structuré permet non seulement d'améliorer la qualité des générations, mais aussi d'assurer une meilleure cohérence architecturale des résultats"* ("AI + Architecture", p.424).

### 2.2.4 Méthodologies d'annotation et de validation

La qualité des *Annotations*<sup>1</sup> constitue un enjeu fondamental dans le développement des datasets architecturaux. Le dataset CubiCasa5K illustre particulièrement bien cette préoccupation à travers son protocole d'annotation<sup>37</sup> rigoureux qui *"décrit l'ordre d'annotation des éléments"* et utilise *"toutes les informations disponibles des éléments précédemment annotés"* ("CubiCasa5K", p.32). Cette approche méthodique garantit une cohérence globale dans l'annotation des données.

L'importance de la validation des *Annotations*<sup>1</sup> est également mise en évidence par le processus d'assurance qualité en deux étapes introduit dans CubiCasa5K. Comme l'expliquent les auteurs, *"Le premier tour est effectué par l'annotateur [...] Le second tour est effectué par une personne différente"* ("CubiCasa5K", p.32). Cette double vérification représente une innovation significative dans la validation des datasets architecturaux.

#### 2.2.5 Perspectives et défis futurs

Le développement des datasets architecturaux fait face à plusieurs défis majeurs. Comme le souligne Theodoros Galanos, *"la capacité de ces modèles à prédire les performances avec précision est difficile et hautement dépendante de la diversité du dataset d'entraînement"*. Cette observation met en lumière la nécessité de développer des datasets qui reflètent non seulement la diversité des solutions architecturales possibles, mais aussi la complexité des contraintes contextuelles.

Cardoso Llach rappelle par ailleurs que *"les données ne sont jamais neutres - ce sont des artefacts culturels situés dans des contextes sociaux et matériels"* ("Sculpting spaces of possibility", p.19). Cette perspective souligne l'importance d'une approche critique dans la constitution des datasets, qui doit prendre en compte non seulement les aspects techniques mais aussi les dimensions culturelles et sociales de l'architecture.

L'avenir des datasets architecturaux semble ainsi s'orienter vers une intégration plus poussée des différentes approches, combinant la richesse des données réelles, la flexibilité des données synthétiques, et la rigueur des protocoles d'annotation. Cette évolution devra également prendre en compte les questions éthiques et culturelles soulevées par l'utilisation croissante de l'IA en architecture, tout en maintenant un équilibre entre innovation technologique et respect des pratiques architecturales traditionnelles.

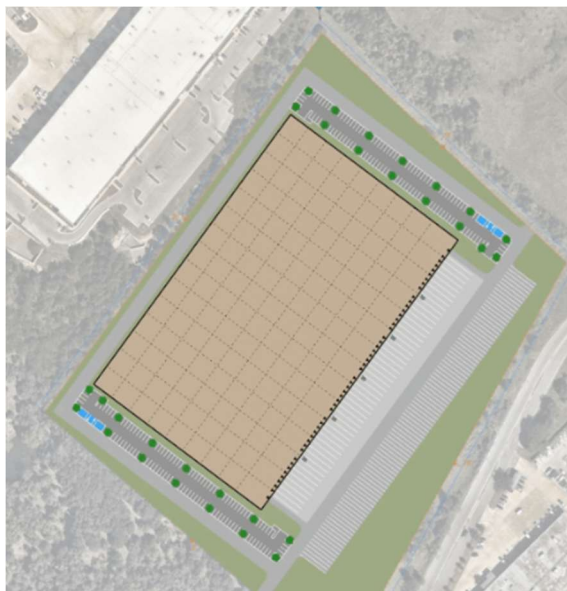
## 2.3 Applications commerciales et pratiques

### 2.3.1 Cas d'étude : TestFit.io

TestFit.io, fondé par Clifton Harness en 2015, représente une approche innovante dans l'utilisation de l'intelligence artificielle<sup>26</sup> et des datasets pour la conception architecturale et le développement immobilier. Les points clés de leur approche incluent :

Utilisation d'algorithmes génératifs et de règles basées sur l'IA pour créer rapidement des concepts de bâtiments. Intégration de vastes datasets comprenant des codes de construction, des réglementations zonales, et des paramètres de conception architecturale.

Capacité à générer et à évaluer des milliers de scénarios de conception en quelques secondes, en tenant compte de contraintes complexes. TestFit se distingue par sa capacité à combiner des données provenant de multiples sources pour créer des designs architecturaux qui répondent à des critères spécifiques de faisabilité, de rentabilité et de conformité réglementaire. Leur approche démontre l'importance de datasets diversifiés et constamment mis à jour dans la conception architecturale assistée par IA. Un aspect particulièrement pertinent pour l'étude est la manière dont TestFit utilise des datasets dynamiques, intégrant des informations en temps réel sur les réglementations locales, les tendances du marché, et les préférences des utilisateurs. Cela illustre comment la diversité et l'actualité des datasets peuvent influencer directement la qualité et la pertinence des designs architecturaux générés.



**Figure 6** Variation d'aménagement de parking n°1 générée par TestFit.io



**Figure 7** Variation d'aménagement de parking n°2 générée par TestFit.io

## 2.4 Considérations éthiques et pratiques

### 2.4.1 Réflexions de Casilli sur la valeur des données et implications pour l'architecture

Antonio Casilli, sociologue et chercheur en études sur le numérique, a apporté un éclairage important sur la nature et la valeur des données utilisées dans les systèmes d'Apprentissage Automatique<sup>3</sup>. Ses travaux, notamment ceux présentés dans son ouvrage "En attendant les robots" (2019) et lors de sa présentation au symposium "Assembling Intelligence" à Genève en 2024, soulèvent plusieurs points cruciaux qui ont des implications directes pour l'utilisation des datasets dans la conception architecturale assistée par IA : Lors du symposium de 2024, Casilli a approfondi son concept de "digital labor", soulignant que les données ne sont pas simplement disponibles gratuitement, mais nécessitent un travail considérable de collecte, de nettoyage et de préparation. Dans le contexte architectural, cela implique que la création de datasets de plans d'étage représente un travail significatif, souvent sous-estimé, réalisé par des architectes, des dessinateurs et d'autres professionnels du domaine.

La valeur économique des données :

Casilli a argumenté que les données sont devenues une forme de capital, générant de la valeur pour les entreprises d'IA. Dans le domaine de l'architecture, cela soulève des questions sur la valeur économique des plans d'étage et autres données architecturales utilisées pour entraîner les systèmes d'IA. Les architectes qui créent ces plans contribuent indirectement à la valeur des datasets utilisés par les entreprises d'IA, souvent sans compensation adéquate.

L'analogie du cerveau/nerfs :

Dans sa présentation de 2024, Casilli a développé son analogie comparant les données au système nerveux d'une IA, soulignant leur rôle important dans le fonctionnement et l'apprentissage de ces systèmes. Pour la génération de plans d'étage par IA, cela signifie que la qualité et la diversité des données dans le dataset sont fondamentales pour la performance et la créativité des modèles générés.

La contribution involontaire :

Casilli a mis en lumière comment l'utilisation quotidienne de services en ligne contribue involontairement à la création de datasets. Dans le contexte architectural, l'utilisation de logiciels de CAO<sup>11</sup>, de BIM<sup>8</sup>, ou le partage de plans sur des plateformes professionnelles peuvent alimenter des datasets utilisés pour l'IA sans que les architectes en soient pleinement conscients.

Enjeux éthiques et de gouvernance :

Les observations de Casilli en 2024 ont soulevé des questions importantes sur la gouvernance des données et les implications éthiques de leur utilisation. Pour l'architecture, cela concerne la propriété intellectuelle des plans d'étage utilisés dans les datasets, le consentement des architectes pour l'utilisation de leurs créations dans l'entraînement des IA, et la nécessité de cadres réglementaires adaptés



# III. Cadre théorique et conceptuel

## 3.1 Définition des concepts clés

### 3.1.1 Datasets en architecture

Les datasets en architecture sont des ensembles organisés de données utilisées pour entraîner des modèles d'intelligence artificielle. Ils regroupent des informations variées comme des plans d'étage, des élévations, des modèles 3D et des données contextuelles sur les bâtiments. Ces ensembles de données ne se limitent pas à la géométrie des espaces : ils intègrent également leur signification et leur fonction, ce qui est essentiel dans le cadre des systèmes d'Apprentissage Automatique<sup>3</sup> appliqués à l'architecture.

Selon Stanislas Chaillou (Harvard Graduate School of Design, 2019), un dataset architectural doit représenter à la fois la forme et la sémantique des espaces pour être réellement utile à l'entraînement des modèles. Par ailleurs, Daniel Cardoso Llach ("Sculpting spaces of possibility", 2019) rappelle que l'utilisation de datasets en architecture remonte aux débuts de l'intelligence artificielle<sup>26</sup> dans les années 1950. Il souligne que la numérisation des données architecturales implique des choix spécifiques sur la manière dont les informations sont organisées et représentées. Ces choix influencent directement les expériences et les résultats futurs, car les datasets ne sont jamais neutres : ils reflètent des perspectives et des priorités propres à leur conception.

### 3.1.2 Diversité des données architecturales

La diversité des données architecturales se définit comme la variété et la richesse des éléments représentés dans un dataset, englobant différents styles architecturaux, configurations spatiales, et contextes culturels. Comme le souligne Daniel Cardoso Llach (2019, p.19) dans son analyse des données architecturales "data are never neutral—they are cultural artifacts situated in social and material settings" ("les données ne sont jamais neutres - ce sont des artefacts culturels ancrés dans des contextes sociaux et matériels Cette observation met en évidence l'importance fondamentale de la diversité pour éviter les biais incohérents aux modèles d'IA générés. En effet, une diversité limitée dans les données d'entraînement peut conduire à des modèles qui reproduisent systématiquement certains schémas architecturaux au détriment d'autres, limitant ainsi leur capacité d'innovation et d'adaptation.

Cette notion de diversité s'exprime à travers plusieurs dimensions complémentaires et interdépendantes. Les recherches menées dans le cadre de House-GAN (Nauata et al., 2020, p.2-3) ont démontré que la capacité à générer des plans diversifiés nécessite une exposition à un large éventail de styles architecturaux dans les données d'entraînement. Cette diversité stylistique permet au modèle de comprendre et d'assimiler différentes approches de conception spatiale et esthétique. Parallèlement, les travaux de Graph2Plan (Hu et al., 2020, p.1-2) ont souligné l'importance d'inclure une variété de programmes architecturaux et leurs relations spatiales, mettant en lumière la dimension fonctionnelle de la diversité. Cette

approche permet aux modèles de comprendre comment différents espaces peuvent être organisés et connectés pour répondre à des besoins variés.

Les recherches de Kalervo et al. (2019, p.31) ont par ailleurs enrichi cette compréhension en mettant en évidence l'importance du contexte urbain et environnemental dans la diversité des données. Leurs travaux démontrent que les plans architecturaux ne peuvent être pleinement compris et générés de manière pertinente sans prendre en compte leur insertion dans un tissu urbain plus large et leur adaptation à des conditions environnementales spécifiques. Cette dimension contextuelle de la diversité permet aux modèles d'IA de générer des solutions architecturales qui ne sont pas seulement cohérentes en tant qu'objets isolés, mais qui s'intègrent harmonieusement dans leur environnement.

### 3.1.3 Qualité et efficacité des plans générés par IA

L'évaluation de la qualité et de l'efficacité des plans générés par IA constitue un défi majeur qui nécessite une approche rigoureuse. Comme le démontrent Nelson Nauata et ses collaborateurs dans "House-GAN" (2020, p.3), cette évaluation doit se faire selon trois métriques<sup>30</sup> essentielles : "the realism, the diversity, and the compatibility". Le réalisme constitue le premier pilier, exigeant que les plans générés respectent les principes fondamentaux de l'architecture. La compatibilité forme le second pilier, assurant que les plans générés correspondent bien aux contraintes et aux exigences initiales du projet.

L'adaptabilité aux besoins des utilisateurs représente le troisième aspect important de cette évaluation. Comme l'expliquent Ahti Kalervo et ses collaborateurs dans "CubiCasa5K" (2019, p.32), l'importance d'un "protocol d'annotation rigoureux" et d'un "QA process"<sup>38</sup> en deux étapes est fondamentale pour garantir que les espaces générés répondent effectivement aux besoins pratiques. Cette dimension humaine de l'architecture ne peut être négligée dans le processus de génération automatique, car elle garantit que les espaces créés répondent effectivement aux besoins et aux usages de leurs futurs occupants. La qualité d'un plan ne peut donc être jugée uniquement sur des critères techniques ou esthétiques, mais doit inclure une évaluation de son potentiel à créer des espaces vivables et fonctionnels.

## *3.2 Théories sur l'apprentissage automatique en architecture*

### 3.2.1 Principes des GANs appliqués à la génération de plans

Les generative adversarial networks (GAN) sont utilisés pour générer des plans architecturaux de bâtiments résidentiels en employant deux réseaux neuronaux : un générateur<sup>21</sup> et un discriminateur<sup>16</sup>, qui travaillent en opposition pour affiner les résultats de la conception par un processus contradictoire (Goodfellow et al., 2014). Le générateur<sup>21</sup> produit des schémas architecturaux, tels que des plans d'étage, tandis que le discriminateur<sup>16</sup> évalue leur réalisme, conduisant le générateur<sup>21</sup> à créer des conceptions de plus en plus précises et fonctionnelles. Pour tenir compte des contraintes architecturales, les cadres GAN intègrent souvent des méthodes telles que les structures de graphes relationnels pour représenter les relations spatiales, ce qui permet de générer des plans qui respectent les règles d'adjacence entre les pièces (Nauata et al., 2020). D'autres modèles introduisent des cartes d'activité humaine dans le cadre du processus de génération, garantissant que les plans sont non seulement géométriquement valides, mais aussi fonctionnellement alignés sur les exigences

d'utilisabilité centrées sur l'homme (Matsushita et al., 2021). Ces approches sont entraînées sur des ensembles de données architecturales annotées contenant divers agencements résidentiels, qui aident les GAN à apprendre les modèles spatiaux, les règles d'adjacence et les conventions de conception nécessaires pour générer des plans architecturaux réalistes et sensibles au contexte.

### 3.2.2 Rôle des datasets dans l'entraînement des modèles d'IA

Les datasets représentent le fondement sur lequel repose tout système d'Apprentissage Automatique<sup>3</sup> en architecture. Ils jouent un rôle comparable à celui d'une bibliothèque d'expériences architecturales, à partir de laquelle les systèmes d'IA apprennent à reconnaître et à reproduire des patterns de conception pertinents. Cette base de connaissances architecturales structurée permet aux systèmes d'assimiler non seulement les aspects géométriques des plans, mais aussi les principes fondamentaux qui régissent leur organisation.

La première fonction d'un dataset architectural est de fournir des exemples représentatifs de bonnes pratiques de conception. Ces exemples servent de modèles à partir desquels le système apprend à reconnaître les caractéristiques essentielles d'un plan viable. Par exemple, le système peut apprendre les relations spatiales typiques entre une cuisine et une salle à manger, ou les dimensions standard d'une chambre à coucher. Cette compréhension des standards architecturaux se développe progressivement à travers l'analyse de nombreux exemples.

Au-delà de la simple accumulation d'exemples, les datasets architecturaux jouent également un rôle dans la transmission des règles implicites de conception. À travers l'exposition répétée à différentes configurations spatiales, le système développe une compréhension intuitive des principes d'organisation qui sous-tendent la conception architecturale. Cette "intuition artificielle" permet au système de proposer des solutions qui respectent les contraintes explicites.

Les datasets servent également de référentiel pour la validation des solutions générées. En comparant les plans produits avec les exemples du dataset, le système peut évaluer la pertinence et la viabilité de ses propositions. Cette capacité d'auto-évaluation est essentielle pour assurer la qualité et la cohérence des plans générés.

Dans le contexte de l'Apprentissage Automatique<sup>3</sup>, les datasets agissent comme un pont entre le monde abstrait des algorithmes et la réalité concrète de l'architecture. Ils traduisent les concepts architecturaux en données structurées que les systèmes d'IA peuvent traiter et analyser. Cette traduction permet aux systèmes d'appréhender la complexité multidimensionnelle de la conception architecturale.

Les datasets jouent ainsi un rôle dans la qualité et la pertinence des plans générés par IA. Ils déterminent non seulement ce que le système peut apprendre, mais aussi comment il peut appliquer cet apprentissage à la création de nouvelles solutions architecturales.

## IV.Méthodologie

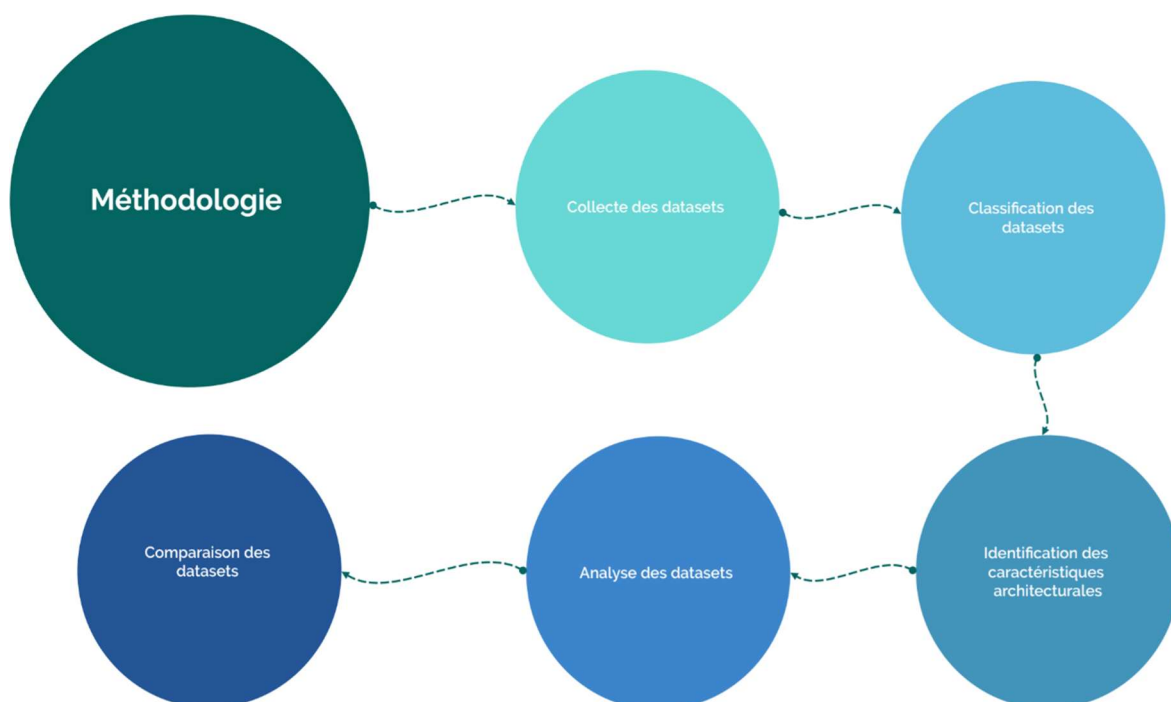


Figure 8 Un diagramme illustrant les étapes méthodologiques de la recherche

### 4.1 Collecte des sources d'information

La démarche initiale envisagée pour cette recherche prévoyait la collecte et la manipulation directe de datasets architecturaux. Cependant, pour des raisons pratiques et méthodologiques, cette approche a été adaptée. Plutôt que de sélectionner des datasets et de les manipuler directement, la recherche s'est concentrée sur l'analyse approfondie de trois articles scientifiques de référence. Ces articles décrivent des datasets significatifs dans le domaine de la génération de plans d'étage, et leur contenu a été utilisé comme source principale d'information pour la suite de l'étude.

Le choix de ces articles repose sur leur pertinence scientifique et leur qualité méthodologique. Chaque article décrit un dataset utilisé dans des contextes variés, documentant des approches différentes pour structurer, annoter et exploiter les données architecturales. Cette décision méthodologique présente plusieurs avantages : elle permet de bénéficier d'analyses validées et détaillées tout en assurant une diversité d'approches, malgré l'absence de manipulation directe des données.

Les informations extraites de ces articles ont été utilisées pour alimenter les étapes suivantes de la recherche : Classification des datasets (4.2), où les caractéristiques des datasets décrits dans les articles ont été systématiquement classées selon une grille d'analyse. Identification des caractéristiques architecturales (4.3), en appliquant une méthodologie commune pour extraire des informations comparables, malgré les différences dans la structuration des données et des *Annotations*<sup>1</sup>.

Analyse comparative, où les résultats des trois approches ont été évalués de manière uniforme afin de mettre en lumière les forces, les faiblesses et les particularités de chaque dataset étudié.

En choisissant de s'appuyer sur ces trois articles scientifiques comme base principale, la méthodologie assure une continuité dans l'analyse, tout en reflétant la diversité des approches utilisées dans la recherche architecturale sur les plans d'étage. Ce choix garantit également une transparence et une reproductibilité des résultats, tout en prenant en compte les contraintes liées à l'accès direct à certains datasets.

## *4.2 Classification des datasets*

### 4.2.1 Critères de classification

La classification des datasets architecturaux repose sur cinq catégories principales de critères:

Les types de données constituent le premier critère de classification. Cette catégorie comprend les données textuelles (documents descriptifs, spécifications techniques, normes de construction), les données d'images (plans d'étage), les données vectorielles (plans CAD, schémas vectoriels), et le contexte architectural (données sur l'utilisation des espaces, réglementations urbaines).

La taille des datasets forme le deuxième critère, mesurée selon deux aspects : le volume total des données, exprimé en mégaoctets (Mo) ou gigaoctets (Go), et le nombre d'éléments individuels comptabilisés dans chaque dataset.

La diversité géographique représente le troisième critère, avec une classification en trois niveaux : locale pour les données d'une ville ou région spécifique, nationale pour les données couvrant un pays, et internationale pour les données de plusieurs pays ou régions.

La période couverte constitue le quatrième critère, distinguant trois époques : historique pour les plans antérieurs à 2000, contemporaine pour les designs de 2000 à aujourd'hui, et futuriste pour les concepts prospectifs.

Le niveau de détail forme le cinquième critère, établissant trois degrés : basique pour les informations générales sur la disposition des pièces, intermédiaire incluant les détails sur les dimensions et les matériaux, et avancé pour les informations détaillées sur les systèmes techniques.

### 4.2.2 Méthodes de catégorisation

La méthodologie de catégorisation des datasets architecturaux s'appuie sur une grille d'évaluation standardisée, élaborée à partir des critères de classification précédemment établis. Cette grille permet une analyse systématique et reproductible des caractéristiques de chaque dataset.

Le processus d'évaluation s'articule autour d'un système de notation qui vise à quantifier deux aspects fondamentaux : la diversité et la richesse des données présentes dans chaque dataset. La diversité est évaluée à travers la variété des types de plans, des configurations spatiales et des contextes architecturaux représentés. La richesse, quant à elle, est mesurée par le niveau

de détail des informations techniques, la précision des *Annotations*<sup>1</sup> et la complétude des données associées à chaque plan.

Cette approche structurée permet de générer des évaluations comparables entre les différents datasets, facilitant ainsi leur analyse comparative et l'identification de leurs forces et faiblesses respectives. La grille d'évaluation établit des critères objectifs et mesurables, essentiels pour une compréhension approfondie de l'influence des caractéristiques des datasets sur la qualité des plans générés par les systèmes d'Apprentissage Automatique<sup>3</sup>.

### *4.3 Identification des caractéristiques*

L'identification des caractéristiques architecturales repose sur une grille d'évaluation détaillée qui englobe dix catégories principales d'éléments à analyser dans les plans. Cette grille permet une analyse systématique et exhaustive des composants architecturaux présents dans chaque dataset.

Les éléments structurels constituent la première catégorie d'analyse, comprenant l'identification des murs porteurs et non porteurs, des colonnes, des poutres et des fondations lorsque ces informations sont disponibles dans les données.

Les ouvertures forment la deuxième catégorie, incluant l'analyse des portes et fenêtres avec leurs caractéristiques dimensionnelles et leur emplacement, ainsi que les autres types d'ouvertures comme les lucarnes.

La distribution des espaces représente la troisième catégorie, englobant l'analyse des circulations avec les couloirs et escaliers, des espaces de vie comme le salon et la salle à manger, des espaces privés tels que les chambres et bureaux, et des espaces de service incluant la cuisine et les salles de bains.

Le mobilier et les équipements constituent la quatrième catégorie, comprenant les meubles fixes, les appareils sanitaires et les équipements électroménagers.

Les détails techniques constructifs forment la cinquième catégorie, incluant l'analyse des matériaux de construction, de l'isolation et des systèmes MEP<sup>28</sup>.

La forme du bâtiment constitue la sixième catégorie, avec l'étude de la géométrie générale, du nombre d'étages et du type de toiture.

La division spatiale représente la septième catégorie, analysant les zones fonctionnelles jour/nuit et public/privé, ainsi que la flexibilité des espaces.

Les caractéristiques quantitatives forment la huitième catégorie, comprenant le nombre de pièces, la surface habitable et le ratio entre espaces ouverts et fermés.

Le contexte et la localisation constituent la neuvième catégorie, incluant le type d'environnement, l'orientation et la topographie du site.

Enfin, les éléments de durabilité forment la dixième catégorie, avec l'analyse des dispositifs d'économie d'énergie, des matériaux écologiques et des systèmes de récupération d'eau.

La quantification de ces caractéristiques s'effectue selon une échelle de notation allant de 0 à 5, permettant d'évaluer la présence et la qualité de chaque élément dans le dataset. Cette approche quantitative permet de calculer des scores de diversité pour chaque caractéristique architecturale, offrant ainsi une base objective pour l'analyse comparative des datasets.

#### *4.4 Analyse des datasets*

L'analyse approfondie des datasets s'articule autour de trois phases principales : la sélection des données, l'évaluation du contenu, et l'étude de la génération des plans.

La première phase concerne la sélection des datasets pour l'étude approfondie. Cette sélection vise à constituer un échantillon représentatif incluant des ensembles de données de différentes tailles et origines. L'intégration de datasets déjà utilisés dans des études précédentes permet d'établir des comparaisons avec les résultats existants, offrant ainsi un cadre de référence pour l'analyse.

La deuxième phase se concentre sur l'évaluation du contenu et de la diversité des datasets sélectionnés. Cette évaluation s'appuie sur la grille développée dans la section 4.3, appliquée systématiquement à chaque dataset. L'analyse examine la diversité des données selon les caractéristiques architecturales définies précédemment. Des visualisations sont créées pour représenter la richesse et la diversité des données dans chaque dataset, permettant une compréhension claire des variations et des patterns présents.

#### *4.5 Comparaison des datasets*

La comparaison des datasets repose sur une méthodologie combinant analyses quantitatives et qualitatives, structurée en deux phases principales : la comparaison méthodologique des caractéristiques et l'analyse de leur influence sur les résultats générés.

La première phase s'articule autour de trois approches complémentaires. Le calcul du delta de performance constitue la première approche : un dataset de référence, typiquement le moins diversifié, sert de point de comparaison pour évaluer les différences de performance en termes de qualité, diversité et cohérence des plans générés. Des métriques<sup>30</sup> quantitatives, telles que le score de similarité structurelle<sup>45</sup> et l'évaluation de la fonctionnalité, permettent de mesurer ces écarts de manière objective.

La deuxième approche implique la création d'une matrice comparative détaillant la présence et l'importance des caractéristiques architecturales dans chaque dataset. Une échelle numérique facilite la visualisation des différences entre les datasets. La troisième approche vise à identifier les différences clés entre les datasets, en analysant les types d'informations spécifiques ayant le plus d'impact sur les résultats et en repérant les lacunes communes aux datasets moins performants.

La seconde phase examine l'influence de ces caractéristiques sur les résultats générés. Des corrélations sont établies entre la diversité des données dans le dataset et la qualité des plans d'étage générés. L'évaluation porte sur les avantages et limitations de chaque dataset dans le

contexte de la génération de plans d'étage. Cette analyse permet également d'identifier les types de projets architecturaux pour lesquels chaque dataset serait le plus approprié.

Cette méthodologie de comparaison approfondie fournit une base solide pour évaluer l'impact de la diversité des données sur la qualité des plans générés par IA, apportant ainsi des éléments de réponse concrets à la problématique de recherche.



## V. Résultats et analyse

### 5.1 Présentation des résultats

#### 5.1.1 Caractéristiques des datasets analysés

L'analyse approfondie des datasets utilisés dans la génération de plans d'étage constitue une étape fondamentale pour comprendre l'impact de leur diversité sur la qualité des résultats produits. Cette analyse s'inscrit dans la démarche de validation de l'hypothèse principale, selon laquelle la diversité et la qualité des données dans le dataset sont des facteurs déterminants dans l'efficacité des systèmes d'Apprentissage Automatique<sup>3</sup> pour la génération de plans d'étage résidentiels.

La méthodologie d'analyse repose sur une grille d'évaluation systématique examinant sept aspects fondamentaux des datasets :

**Caractéristiques générales** : métadonnées<sup>29</sup> et informations techniques fondamentales permettant de contextualiser le dataset dans son ensemble.

**Éléments architecturaux** : analyse détaillée de la représentation des composants structurels, des ouvertures et des systèmes de circulation, éléments essentiels à la cohérence architecturale des plans générés.

**Organisation spatiale** : évaluation des zones fonctionnelles, des relations entre espaces et des proportions, aspects cruciaux pour la fonctionnalité des designs produits.

**Équipements et aménagements** : examen des informations relatives aux équipements fixes et aux systèmes MEP<sup>28</sup> (Mécanique, Électricité, Plomberie), nécessaires à la viabilité technique des plans.

**Diversité et contexte** : analyse de la variété typologique et des considérations environnementales, facteurs déterminants pour l'adaptabilité des plans générés.

**Qualité des données** : évaluation de la précision technique et de la complétude des informations, éléments essentiels à la fiabilité des résultats.

Cette grille d'évaluation attribue une note de **0 à 5** à chaque critère, permettant une quantification objective des caractéristiques des datasets. L'approche méthodique vise à établir des corrélations entre les propriétés des jeux de données et la qualité des plans générés par les systèmes d'intelligence artificielle.

Les sections suivantes présenteront une analyse détaillée de plusieurs datasets majeurs ayant démontré leur efficacité dans la génération automatique de plans d'étage. La sélection de ces datasets s'appuie sur des critères rigoureux :

- 1.Publication dans des revues académiques reconnues
- 2.Documentation détaillée des résultats de génération
- 3.Validation par des expérimentations reproduites par différentes équipes de recherche
- 4.Disponibilité des informations sur les méthodes de collecte et de traitement des données

<i>Critères</i>	<i>Score (/5)</i>	<i>Observations</i>
<b>A. CARACTÉRISTIQUES GÉNÉRALES</b>		
<i>A1. Informations techniques</i>		
<i>A2. Métadonnées</i>		
<b>B. ÉLÉMENTS ARCHITECTURAUX</b>		
<i>B1. Structure et enveloppe</i>		
<i>B2. Ouvertures</i>		
<i>B3. Circulation</i>		
<b>C. ORGANISATION SPATIALE</b>		
<i>C1. Zones fonctionnelles</i>		
<i>C2. Relations spatiales</i>		
<i>C3. Dimensions et proportions</i>		
<b>D. ÉQUIPEMENTS ET AMÉNAGEMENTS</b>		
<i>D1. Équipements fixes</i>		
<i>D2. MEP</i>		
<b>E. DIVERSITÉ ET CONTEXTE</b>		
<i>E1. Diversité typologique</i>		
<i>E2. Contexte environnemental</i>		
<b>F. QUALITÉ DES DONNÉES</b>		
<i>F1. Précision technique</i>		
<i>F2. Complétude</i>		
<b>SCORE TOTAL</b>	/75	
<b>SCORE MOYEN</b>	/5	

**Tableau 1**

### 5.1.2 datasets analysés

#### Cubicasa5k

#### Référence de l'étude scientifique

Kalervo et al. présentent en 2019 leur recherche "CubiCasa5K: A Dataset and an Improved Multi-task Model for Floorplan Image Analysis" lors de la conférence SCIA 2019, publiée dans LNCS 11482, pp. 28-40.

#### Contexte et objectifs

Cette recherche répond à un besoin croissant d'analyse automatique des plans d'étage, motivé par l'émergence des technologies AR/VR(Réalité Augmentée/Réalité Virtuelle) et une meilleure compréhension des intérieurs de bâtiments (p.28). Les auteurs constatent un manque de datasets représentatifs pour approfondir ce domaine de recherche. Pour combler cette lacune, ils proposent un nouveau dataset nommé CubiCasa5K ainsi qu'une approche améliorée basée sur un réseau neuronal multi-tâches.

#### Architecture technique et méthodologie

*L'architecture technique dans le contexte de l'analyse se réfère à la structure et l'organisation des composants du réseau neuronal et ses mécanismes de traitement.*

Le système repose sur une architecture "hourglass"<sup>5</sup> complexe utilisant ResNet-152<sup>44</sup> pré-entraîné sur ImageNet comme base (p.34). Cette architecture comprend des blocs D1-D10 intégrant des couches de convolution<sup>14</sup>, de normalisation par lots<sup>33</sup> et ReLU<sup>39</sup>. Le modèle produit simultanément deux cartes de segmentation et 21 heatmaps<sup>25</sup> (p.33-34).

L'approche méthodologique s'articule autour d'un réseau neuronal convolutif(CNN<sup>43</sup>) multi-tâches qui effectue trois opérations principales, comme détaillé dans l'article (p.33-35) :

- Segmentation des pièces et des icônes
- Régression pour localiser les points d'intérêt
- Apprentissage Automatique<sup>3</sup> des poids entre les différentes tâches

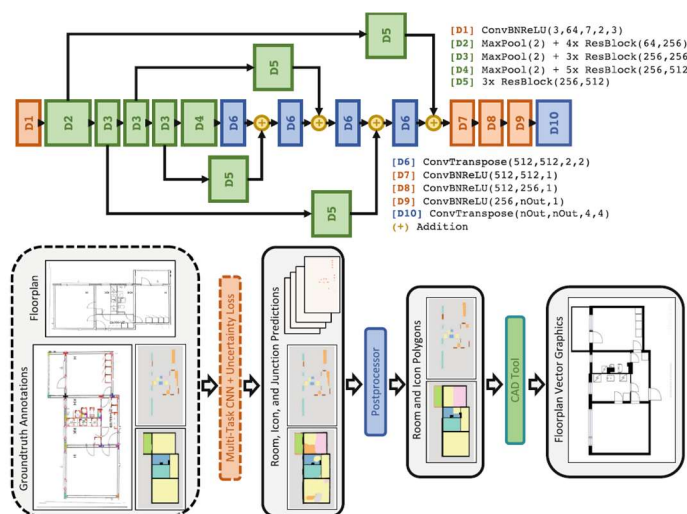


Figure 9 illustration de l'architecture du système CubiCasa5K

## Caractéristiques du dataset

CubiCasa5K constitue le plus grand dataset annoté de plans d'étage disponible (le jour de publication), comprenant 5000 échantillons répartis en trois catégories (p.31) :

- 3732 plans de haute qualité architecturale
- 992 plans de haute qualité
- 276 plans colorés

L'ensemble est divisé en 4200 échantillons pour l'entraînement, 400 pour la validation et 400 pour les tests.

## Système d'annotation

Le processus d'annotation est particulièrement rigoureux, comme décrit dans la section "*Annotations<sup>1</sup> and Their Consistency*" (p.32). Les plans sont annotés manuellement par des experts, nécessitant entre 5 et 120 minutes par plan selon leur complexité. Les *Annotations<sup>1</sup>* sont réalisées au format SVG<sup>18</sup> vectoriel suivant un protocole strict. Un système de contrôle qualité en deux étapes assure la cohérence et la précision des *Annotations<sup>1</sup>*, tant au niveau du placement que des étiquettes. Plus de 80 classes d'objets différentes sont identifiées, incluant les pièces, murs, portes et fenêtres.

Cette recherche apporte une contribution significative au domaine en fournissant non une méthodologie améliorée pour leur analyse automatique, comme souligné dans leurs conclusions (p.39).



**Figure 10** une comparaison en trois étapes du traitement d'un plan d'étage

## Méthode de prompt<sup>31</sup>

La méthode utilise un réseau de neurones convolutif multi-tâches (CNN<sup>43</sup>) basé sur ResNet-152, qui combine deux objectifs principaux : la segmentation<sup>46</sup> des pièces/icônes et la localisation des points d'intérêt via des cartes de chaleur. Le système utilise une fonction de perte innovante qui ajuste automatiquement les poids entre les différentes tâches, tandis qu'un post-traitement<sup>36</sup> convertit les prédictions en plans vectoriels. Cette approche unifiée permet de traiter efficacement un grand nombre de classes d'objets dans les plans d'architecture.

## Conclusion

L'analyse révèle un paradoxe intéressant : bien que le dataset soit techniquement excellent pour l'Apprentissage Automatique<sup>3</sup>, avec une précision remarquable dans la géométrie des plans, sa diversité reste principalement concentrée sur les aspects fonctionnels et spatiaux, négligeant d'autres dimensions importantes de l'architecture. Cette spécialisation se reflète particulièrement dans une excellente gestion des relations spatiales et des annotations<sup>1</sup> fonctionnelles, dans une forte précision dans la représentation des dimensions et des proportions et dans une limitation dans la gestion de programmes complexes (performance optimale jusqu'à 8 pièces). Cette analyse soutient partiellement l'hypothèse principale. Elle confirme l'importance d'un dataset bien structuré et rigoureusement annoté pour l'Apprentissage Automatique<sup>3</sup>, tout en soulignant les limitations qu'un manque de diversité dans certains aspects peut imposer.

<b>Critères</b>	<b>Score (/5)</b>	<b>Observations</b>
<b>A. CARACTÉRISTIQUES GÉNÉRALES</b>		
A1. Informations techniques	4	Bien documenté dans l'article source
A2. Métadonnées	4	Bien structurées
<b>B. ÉLÉMENTS ARCHITECTURAUX</b>		
B1. Structure et enveloppe	3	Limité aux éléments visibles en 2D
B2. Ouvertures	3	Représentation basique
B3. Circulation	3	Éléments basiques représentés
<b>C. ORGANISATION SPATIALE</b>		
C1. Zones fonctionnelles	4	Bien définies
C2. Relations spatiales	4	
C3. Dimensions et proportions	3	
<b>D. ÉQUIPEMENTS ET AMÉNAGEMENTS</b>		
D1. Équipements fixes	3	Représentation basique
D2. MEP	1	Très peu d'informations
<b>E. DIVERSITÉ ET CONTEXTE</b>		
E1. Diversité typologique	4	Bonne variété de plans
E2. Contexte environnemental	1	Très peu d'informations
<b>F. QUALITÉ DES DONNÉES</b>		
F1. Précision technique	4	Bonne qualité générale
F2. Complétude	4	
<b>SCORE TOTAL</b>	<b>45.8/75</b>	Basé sur les moyennes des catégories
<b>SCORE MOYEN</b>	<b>3.05/5</b>	Score global satisfaisant

Tableau 2 Version complet : page 70

## HOUSEGAN

### Référence de l'étude scientifique

Nauata, N., Chang, K. H., Cheng, C. Y., Mori, G., & Furukawa, Y. (2020). House-GAN: Relational Generative Adversarial Networks for Graph-constrained House Layout Generation. arXiv preprint arXiv:2003.06988.

### Contexte et objectifs

L'article propose une nouvelle approche pour générer automatiquement des plans d'étage de maisons réalistes et compatibles avec un diagramme relationnel (bubble diagram<sup>10</sup>) donné en entrée, qui représente les contraintes de haut niveau comme le nombre et les types de pièces avec leurs relations d'adjacence spatiale (Nauata et al., 2020, Fig. 1, Abstract). L'objectif est de faciliter le processus itératif de conception architecturale, qui consiste à : 1) esquisser un "bubble diagram"<sup>10</sup>, 2) produire des plans d'étage correspondants, 3) recueillir les commentaires des clients, 4) affiner le bubble diagram<sup>10</sup> et itérer (Nauata et al., 2020, Introduction).

### Architecture technique et méthodologie

House-GAN est un réseau antagoniste génératif (GAN) relationnel, dont le générateur<sup>21</sup> et le discriminateur<sup>16</sup> sont construits sur une architecture relationnelle. L'idée principale est d'encoder la contrainte dans la structure du graphe de ses réseaux relationnels (Nauata et al., 2020, Abstract). Plus précisément, l'article utilise des réseaux de neurones convolutionnels de passage de messages (Conv-MPN<sup>13</sup>) pour le générateur<sup>21</sup> et le discriminateur<sup>16</sup>. Contrairement aux réseaux convolutionnels de graphes (GCN<sup>20</sup>), dans les Conv-MPN<sup>13</sup> : 1) un nœud représente une pièce sous forme de volume de caractéristiques dans l'espace de conception, et 2) les convolutions<sup>14</sup> mettent à jour les caractéristiques dans l'espace de conception (Nauata et al., 2020, Section 4). Le générateur<sup>21</sup> prend en entrée un vecteur de bruit par pièce et un bubble diagram<sup>10</sup>, puis génère un plan d'étage sous forme d'un rectangle aligné sur les axes par pièce (Nauata et al., 2020, Section 4.1). Le discriminateur<sup>16</sup> effectue une séquence d'opérations dans l'ordre inverse pour classifier les échantillons réels et générés (Nauata et al., 2020, Section 4.2).

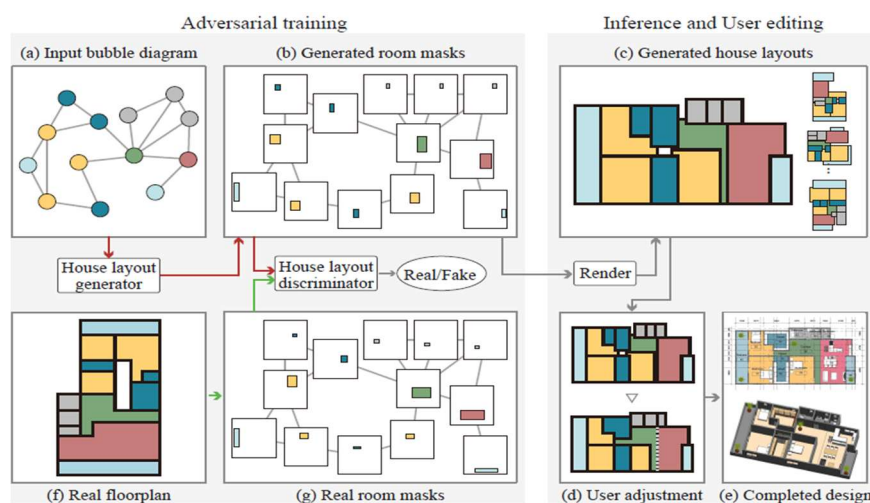


Figure 11 L'illustration présente l'architecture technique de la méthodologie House-GAN

## Caractéristiques du dataset

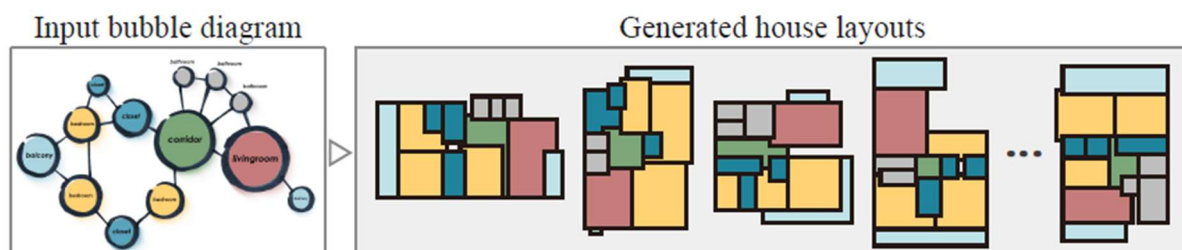
Les auteurs ont récupéré 65,636 vrais plans d'étage de maisons de la base de données LIFULL HOME (Nauata et al., 2020, Section 3). Les échantillons sont divisés en 5 groupes en fonction du nombre de pièces : 1-3, 4-6, 7-9, 10-12 et 13+. Le tableau 1 de l'article donne la répartition du nombre d'échantillons par groupe, ainsi que le nombre moyen de pièces de chaque type.

## Système d'annotation

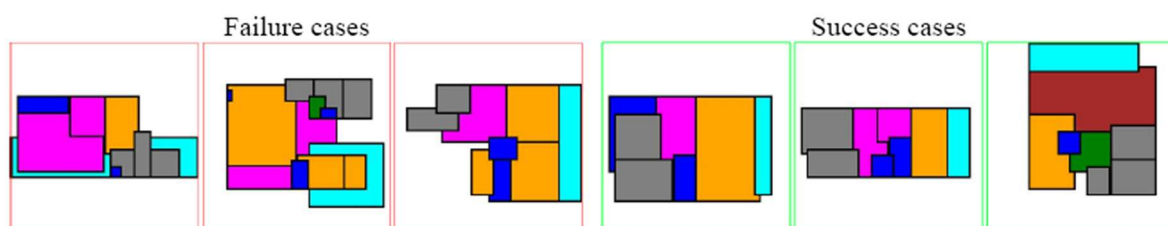
L'article n'utilise pas de système d'annotation manuelle des données. Les bubble diagrams<sup>10</sup> sont générés automatiquement à partir des plans d'étage vectorisés obtenus grâce à l'algorithme de vectorisation de Liu et al.(2017) en représentant chaque pièce comme un nœud avec son type en propriété. Deux pièces sont connectées si la distance de Manhattan<sup>17</sup> entre leurs boîtes englobantes<sup>9</sup> est inférieure à 8 pixels (Nauata et al., 2020, Section 3).

## Methode de prompt<sup>31</sup>

Le modèle House-GAN prend directement en entrée le graphe relationnel<sup>24</sup> (bubble diagram<sup>10</sup>) représentant les contraintes sur les pièces et leurs relations d'adjacence. C'est ce graphe d'entrée qui sert à conditionner le réseau génératif pour produire des plans d'étage correspondants.



**Figure 12** L'illustration montre le système House-GAN, qui prend un bubble diagram en entrée et génère de multiples options d'agencement de maison basées sur ce diagramme.



**Figure 13** Exemples d'échecs et de réussites de House-GAN

## Conclusion et implications

HOUSE-GAN privilégie la qualité des relations spatiales et l'organisation fonctionnelle au détriment des aspects techniques et contextuels. Cette orientation reflète une approche ciblée de la génération de plans, focalisée sur la logique spatiale plutôt que sur l'exhaustivité architecturale. Les points saillants incluent : une excellente gestion des relations topologiques entre espaces, une capacité remarquable à traiter des configurations complexes, une absence quasi-totale d'informations contextuelles. Cette analyse soutient partiellement l'hypothèse de la recherche. Elle démontre qu'un dataset peut être très efficace dans son domaine de spécialisation tout en soulignant l'importance d'une diversité plus large pour une génération complète de plans d'étage.

Criteria	Score (/5)	Observations
<b>A. CARACTÉRISTIQUES GÉNÉRALES</b>		
A1. Informations techniques	4.4	
A2. Métadonnées	4.8	
<b>B. ÉLÉMENTS ARCHITECTURAUX</b>		
B1. Structure et enveloppe	1.2	
Moyenne B1	1.2	
B2. Ouvertures	1.2	
B3. Circulation	2.0	
<b>C. ORGANISATION SPATIALE</b>		
C1. Zones fonctionnelles	4.0	
<b>D. ÉQUIPEMENTS ET AMÉNAGEMENTS</b>		
D1. Équipements fixes	1.6	
D2. MEP	0	
<b>E. DIVERSITÉ ET CONTEXTE</b>		
E1. Diversité typologique	2.8	
E2. Contexte environnemental	0.4	
<b>F. QUALITÉ DES DONNÉES</b>		
F1. Précision technique	4.2	
F2. Complétude	4.2	
SCORE TOTAL MOYEN	3.0	

**Tableau 3** Version complet : page 72



## Graph2Plan

### Référence de l'étude scientifique

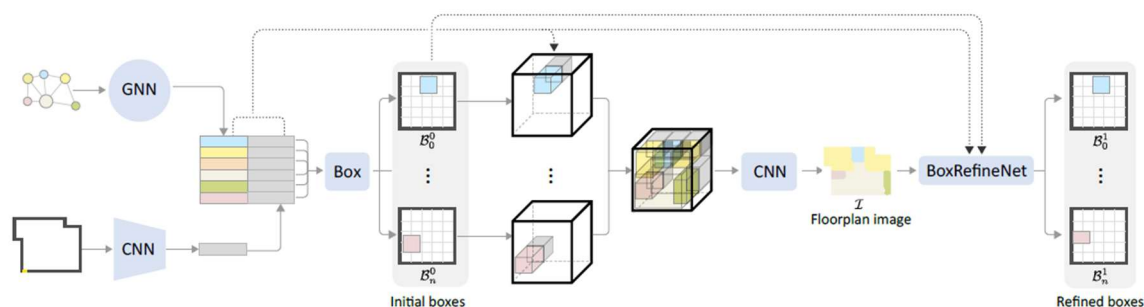
Cette recherche a été publiée par HU, R., HUANG, Z., TANG, Y., VAN KAICK, O., ZHANG, H., & HUANG, H. dans ACM Transactions on Graphics en juillet 2020

### Contexte et objectifs de recherche

Cette étude s'inscrit dans le développement des technologies d'intelligence artificielle<sup>26</sup> appliquées à l'architecture. Les chercheurs ont développé un framework d'Apprentissage Automatique<sup>3</sup> innovant qui combine la modélisation générative et le design interactif pour la création automatisée de plans d'étage. L'objectif principal est de permettre aux utilisateurs de générer des plans d'étage de haute qualité tout en gardant un contrôle sur le processus de création via des contraintes de conception spécifiques.

### Architecture technique et méthodologie

L'architecture du système repose sur plusieurs composants interconnectés. Au cœur du système se trouve le réseau neuronal Graph2Plan, qui transforme un graphe de disposition en plan d'étage fonctionnel. Ce réseau s'appuie sur un Graph Neural Network (GNN<sup>23</sup>) pour traiter les informations structurelles des graphes et un réseau convolutif (CNN<sup>43</sup>) pour le traitement des images raster. Le système intègre également un module de raffinement appelé BoxRefineNet qui améliore la précision des résultats. La génération se termine par une phase d'optimisation qui assure l'alignement correct des pièces dans le plan final.



**Figure 14** La figure présente l'architecture du réseau Graph2Plan

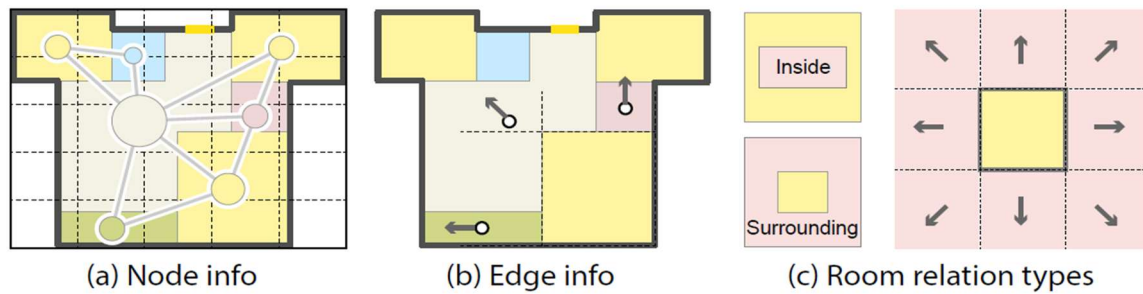
### Caractéristiques du dataset

La recherche s'appuie sur le dataset RPLAN, une base de données substantielle contenant environ 120 000 plans d'étage annotés. Les chercheurs ont divisé ce dataset selon une répartition classique : 70% des données pour l'entraînement, 15% pour la validation et 15% pour les tests. Cette division permet une évaluation robuste des performances du modèle.

### Système d'annotation

Le système d'annotation est particulièrement détaillé et comprend plusieurs niveaux d'information. Les chercheurs ont défini 13 catégories de pièces différentes incluant des espaces comme le salon, la chambre principale et la salle de bain. La localisation des pièces

est encodée sur une grille 5x5, permettant une représentation spatiale précise. Le système capture également les relations spatiales entre les pièces et intègre des informations sur les portes intérieures, créant ainsi une représentation complète de l'espace.



**Figure 15** : La figure présente un système d'annotation des plans d'étage à plusieurs niveaux

### Méthode de prompt<sup>31</sup>

L'approche *retrieve-and-adjust* adoptée par les chercheurs offre une flexibilité remarquable dans l'interaction utilisateur-système. Les utilisateurs peuvent définir leurs préférences à travers des contraintes initiales portant sur le nombre de pièces et leurs connexions. Le système permet ensuite une modification interactive du graphe de disposition et un ajustement des contraintes de mise en page.

Ces inputs servent à identifier et adapter les graphes de disposition les plus pertinents dans la base de données, assurant ainsi que le résultat final correspond aux attentes de l'utilisateur tout en respectant les principes architecturaux.



**Figure 16** La figure montre le réseau entraîné qui peut générer des plans d'étage basés uniquement sur un contour de bâtiment en entrée

### Conclusion et implications

L'analyse de Graph2Plan met en évidence une approche équilibrée entre volume de données et structuration des relations spatiales. Le système se distingue par : une capacité supérieure à gérer des programmes complexes, une flexibilité remarquable dans la génération de variations, une absence notable d'informations techniques et contextuelles, une forte structuration des relations spatiales

Cette analyse soutient partiellement l'hypothèse initiale, démontrant qu'un grand volume de données bien structurées peut améliorer la flexibilité et l'adaptabilité du système, tout en soulignant l'importance d'une diversité plus complète des informations architecturales.



Figure 17 Galerie de plans d'étage générés avec la méthode présentée.

Criteria	Score (/5)	Observations
A. CARACTÉRISTIQUES GÉNÉRALES		
A1. Informations techniques	4.6	Documentation complète
Moyenne A1	4.6	
A2. Métadonnées	4.8	
B.ÉLÉMENTS ARCHITECTURAUX		
B1. Structure et enveloppe	1.2	
B2. Ouvertures	1.6	
B3. Circulation	2.0	
C. ORGANISATION SPATIALE		
C1. Zones fonctionnelles	4.4	
D. ÉQUIPEMENTS ET AMÉNAGEMENTS		
D1. Équipements fixes	2.0	
D2. MEP	0	
E. DIVERSITÉ ET CONTEXTE		
E2. Contexte environnemental	0.6	
F. QUALITÉ DES DONNÉES		
F1. Précision technique	4.2	
F2. Complétude	4.2	
SCORE TOTAL MOYEN	3.0	

Tableau 4 Version complet : page 73

### 5.1.3 Performances comparées des datasets

#### Précision technique comparée

La comparaison des performances techniques révèle des différences significatives entre les trois datasets. CubiCasa5K, avec 5 000 plans, affiche la précision technique la plus élevée à 93,5%, une marge d'erreur<sup>27</sup> inférieure à 5% dans le dimensionnement des espaces, 97% de conformité aux normes d'accessibilité, 72% des plans générés suivant des configurations traditionnelles et 3 à 5 variations distinctes proposées par programme.

House-GAN, composé de 65 636 plans, présente 85% des plans respectant les contraintes de cohérence spatiale, des variations dimensionnelles jusqu'à 10%, 82% de conformité aux normes architecturales, 12 à 15 solutions significativement différentes par programme, une réduction moyenne de 15% des distances de parcours et 78% des plans respectant les principes fondamentaux de construction.

Quant à Graph2Plan, avec 120 000 plans, il maintient 89% de cohérence spatiale<sup>12</sup>, des variations dimensionnelles atteignant 12%, 85% de conformité aux normes architecturales, jusqu'à 20 configurations uniques viables par programme et 83% des plans intégrant des considérations techniques.

#### Gestion de la complexité

Les trois systèmes montrent des seuils de performance différents face à la complexité des programmes. CubiCasa5K offre une performance optimale jusqu'à 8 pièces, avec une chute de performance à 45% pour les configurations atypiques, une limitation directement liée au volume restreint du dataset.

House-GAN maintient ses performances jusqu'à 12 pièces, avec une baisse de performance de 35% au-delà de 20 pièces, tout en démontrant une efficacité dans l'optimisation des circulations, réduisant les distances de 15%.

Graph2Plan maintient 89% de cohérence jusqu'à 15 pièces interconnectées, affichant une meilleure résilience face à la complexité des programmes et une décomposition efficace des relations spatiales complexes.

#### Capacité d'innovation

L'analyse de la capacité d'innovation révèle une corrélation avec le volume de données. CubiCasa5K propose 3 à 5 variations par programme, avec 72% des plans suivant des configurations traditionnelles, privilégiant la conformité aux normes sur l'innovation.

House-GAN offre 12 à 15 solutions significativement différentes par programme, une variation significative étant définie comme 30% de différence dans l'organisation, avec 82% de réussite pour les configurations non conventionnelles.

Graph2Plan génère jusqu'à 20 configurations uniques viables par programme, maintenant 83% de conformité technique malgré la diversité, démontrant une plus grande flexibilité créative.

### Impact du volume de données

L'analyse révèle une relation paradoxale entre volume et précision. Un plus grand volume permet plus de variations créatives, mais la précision technique dépend davantage de la qualité des annotations<sup>1</sup>. Chaque approche présente donc des compromis entre précision et diversité. CubiCasa5K, avec le plus petit volume, atteint la plus haute précision technique à 93,5% mais propose le moins de variations par programme. À l'inverse, Graph2Plan, avec le plus grand volume, maintient 85% de précision tout en offrant le plus de configurations uniques viables.

### 5.1.4 Analyse comparative des méthodes d'entraînement

#### Comparaison des méthodes de prompt

L'analyse des trois datasets révèle des approches distinctes dans la méthode de prompt<sup>31</sup>. CubiCasa5K utilise un réseau de neurones convolutif (CNN<sup>43</sup>) multi-tâches basé sur ResNet-152, qui combine deux objectifs principaux : la segmentation<sup>46</sup> des pièces/icônes et la localisation des points d'intérêt via des cartes de chaleur. Cette approche permet une analyse fine des caractéristiques spatiales, grâce à un système de poids auto-ajustable entre les différentes tâches.

House-GAN adopte une méthode différente en utilisant directement le graphe relationnel<sup>24</sup> (bubble diagram<sup>10</sup>) comme prompt d'entrée. Cette approche conditionne le réseau génératif pour produire des plans d'étage correspondants aux contraintes spatiales définies. La représentation sous forme de graphe permet une meilleure gestion des relations entre espaces.

Graph2Plan introduit une méthode "retrieve-and-adjust"<sup>45</sup> plus sophistiquée, où les utilisateurs peuvent définir des contraintes initiales sur le nombre de pièces et leurs connexions. Le système permet une modification interactive du graphe de disposition et un ajustement des contraintes de mise en page, offrant ainsi une plus grande flexibilité dans le processus de génération.

#### Comparaison des modèles d'architecture

Chaque dataset emploie une architecture de modèle distincte, reflétant des approches différentes de la génération de plans. CubiCasa5K utilise une architecture "hourglass"<sup>5</sup> sophistiquée avec des blocs D1-D10 intégrant des couches de convolution<sup>14</sup>, de normalisation par lots<sup>33</sup> et ReLU<sup>39</sup>. Cette structure permet une analyse multi-échelle des caractéristiques spatiales.

House-GAN s'appuie sur une architecture de réseaux antagonistes génératifs relationnels, où le générateur<sup>21</sup> et le discriminateur<sup>16</sup> sont construits sur une base relationnelle. L'utilisation de réseaux de neurones convolutionnels de passage de messages (Conv-MPN<sup>13</sup>) permet de mieux gérer les relations spatiales complexes.

Graph2Plan combine un Graph Neural Network (GNN<sup>23</sup>) pour le traitement des informations structurelles des graphes avec un réseau convolutif (CNN) pour le traitement des images raster. Cette architecture hybride est complétée par un module de raffinement BoxRefineNet qui améliore la précision des résultats.

Cette diversité d'approches architecturales reflète différentes stratégies pour aborder le défi de la génération automatique de plans, chacune présentant ses forces et ses limitations spécifiques, comme démontré dans les analyses de performance de la section

## 5.2 Analyse des facteurs clés de performance

### Rappel du contexte de la recherche

Cette recherche examine l'influence de la diversité des données dans le dataset sur la phase de conception des plans d'étage résidentiels en utilisant des systèmes d'Apprentissage Automatique<sup>3</sup>, particulièrement. L'étude se concentre sur la manière dont la qualité, la quantité et la diversité des données d'entrée influencent la performance de ces systèmes dans la génération de plans architecturaux.

### Hypothèse principale

La diversité des données dans le dataset sont des facteurs déterminants du niveau de qualité et de l'efficacité des systèmes d'Apprentissage Automatique<sup>3</sup> tels que les GANs<sup>19</sup> dans la phase de conception des plans d'étage résidentiels.

Cette hypothèse suggère que la variété et la quantité des données utilisées pour entraîner ces modèles influencent directement leur capacité à générer des plans d'étage qui :

1. Respectent les normes architecturales en vigueur
2. Répondent aux besoins fonctionnels des utilisateurs
3. Intègrent efficacement des critères complexes tels que l'optimisation de l'espace, la distribution des ouvertures, et l'adaptation aux contraintes structurelles et environnementales

Dans ce contexte, les sections suivantes visent à analyser en détail les relations entre la diversité des datasets et la qualité des plans générés, ainsi que l'analyse des performances selon les caractéristiques spécifiques des datasets, pour valider ou nuancer cette hypothèse.

### 5.2.1 Impact de la structure des données

L'analyse approfondie de trois datasets révèle que la structure des données influence directement leurs performances dans la génération de plans architecturaux. Cette influence se manifeste principalement dans l'organisation et l'annotation des données.

### Représentation en Graphe : Approche de House-GAN et Graph2Plan

#### Caractéristiques Principales

La représentation en graphe<sup>40</sup> présente des avantages significatifs dans la gestion des relations spatiales. Ses caractéristiques clés incluent une représentation explicite des connexions entre espaces, une hiérarchisation claire des relations spatiales et une modélisation précise des flux de circulation.

### Performances et Avantages

Les résultats sont remarquables : House-GAN maintient une cohérence spatiale<sup>12</sup> de 85% dans des configurations complexes, tandis que Graph2Plan atteint 89% de cohérence spatiale<sup>12</sup> pour des programmes jusqu'à 15 pièces. Cette approche offre une capacité supérieure à gérer les relations entre espaces et une grande flexibilité dans la génération de variations.

### Implications Fonctionnelles

Cette structure permet une attribution précise des fonctions aux espaces, une définition claire des relations programmatiques, une gestion efficace des compatibilités d'usage et la capacité de générer 12 à 20 variations viables par programme.

### Structure par Image Annotée : Approche de CubiCasa5K

#### Caractéristiques Distinctives

L'approche par image annotée se caractérise par une organisation géométrique rigoureuse, une documentation précise des dimensions, une définition explicite des alignements et un contrôle strict des proportions.

#### Performance Technique

Les performances sont remarquables : 93.5% de précision technique, une marge d'erreur<sup>27</sup> inférieure à 5% dans le dimensionnement et 97% de conformité aux normes d'accessibilité.

#### Système d'Annotation Multiniveau

Le système d'annotation se déploie sur trois niveaux :

Premier niveau : informations visibles directement sur le plan (identification des pièces, dimensions, circulations)

Deuxième niveau : règles techniques (normes d'accessibilité, standards dimensionnels, organisation logique des espaces)

Troisième niveau : informations contextuelles (type de projet, destination, configuration globale)

#### Impact Global sur les Performances

L'analyse comparative des différentes structures de données révèle des nuances significatives en termes de performances. Sur le plan de la précision technique, on observe deux approches distinctes : la structure annotée se distingue par sa meilleure précision dimensionnelle, tandis que la structure en graphe excelle dans la gestion des relations spatiales.

En termes de flexibilité créative, les différences sont tout aussi marquantes. La structure en graphe offre une capacité de variation plus élevée, permettant une exploration plus large des possibilités de conception. À l'inverse, la structure annotée propose des variations plus limitées, mais garantissant une précision technique remarquable.

La gestion de la complexité met en lumière les forces et les limites de chaque approche. Graph2Plan se révèle particulièrement performant sur les programmes architecturaux complexes, démontrant une capacité supérieure à traiter des configurations spatiales élaborées. House-GAN trouve un équilibre optimal entre complexité et cohérence, offrant une approche plus modulaire et adaptable. CubiCasa5K, quant à lui, atteint plus rapidement ses limites, montrant une efficacité réduite face à des configurations architecturales trop complexes.

## Conclusion

Ces différences structurelles expliquent les performances distinctes observées dans la génération de plans, chaque approche présentant ses forces spécifiques. La structure des données devient ainsi un élément déterminant dans la qualité et la précision des plans architecturaux générés.

### 5.2.2 Rôle des annotations<sup>1</sup> et de la qualité des données

L'analyse des trois datasets révèle que la qualité des annotations<sup>1</sup> joue un rôle essentiel, souvent plus déterminant que le volume des données, dans la performance des systèmes de génération. Le dataset CubiCasa5K illustre particulièrement bien cette dynamique grâce à un système d'annotation complexe, malgré un volume de données relativement restreint.

CubiCasa5K repose sur une structure hiérarchique des *Annotations*<sup>1</sup> organisée en trois niveaux :

Niveau basique : Ce niveau contient des informations spatiales, incluant les dimensions précises des pièces, les relations directes entre espaces, la circulation et les accès, ainsi que les dimensions des portes et des circulations. Niveau technique : Il traite de la conformité, avec des éléments comme les standards dimensionnels minimaux, les normes d'accessibilité, l'organisation logique des espaces et les relations fonctionnelles entre eux. Niveau contextuel : Ce niveau intègre des informations sur le projet global, telles que le type de bâtiment, la configuration d'ensemble, la capacité d'accueil et l'organisation verticale ou horizontale. Grâce à cette structure, CubiCasa5K atteint des résultats remarquables : une précision technique de 93,5 %, une conformité aux normes de 97 %, et une marge d'erreur <sup>27</sup>dimensionnelle inférieure à 5 %.

### Approche par graphe relationnel

Les systèmes House-GAN et Graph2Plan adoptent une stratégie différente, mettant en avant des *annotations*<sup>1</sup> relationnelles pour modéliser la structure spatiale des données.

House-GAN se concentre sur l'annotation des relations spatiales directes, avec une codification des connexions entre les pièces. Cela permet un score de cohérence spatiale de 85 %, la production de 12 à 15 variations cohérentes par programme, et le maintien des relations logiques entre les espaces. Graph2Plan enrichit la structure relationnelle avec des *annotations*<sup>1</sup> des flux de circulation. Cette approche lui permet d'atteindre une cohérence spatiale de 89 %, de générer 20 variations possibles par programme, et de maintenir les relations complexes entre espaces.



En conclusion, cette analyse démontre que la qualité des *annotations*<sup>1</sup> peut compenser un volume plus restreint de données. Cela est particulièrement vrai pour atteindre une précision technique élevée et assurer une conformité aux normes architecturales, comme le montre l'exemple de CubiCasa5K.

### *5.3 Validation partielle de l'hypothèse principale*

Dans ce travail de recherche, je me suis interrogé sur l'influence de la diversité des données dans les datasets sur la génération automatique de plans d'étage résidentiels. Cette question m'a conduit à formuler l'hypothèse selon laquelle la diversité des données dans les datasets sont des facteurs déterminants du niveau de qualité et de l'efficacité des systèmes d'Apprentissage Automatique<sup>3</sup> tels que les GANs<sup>19</sup> dans la phase de conception des plans d'étage résidentiels.

Pour évaluer cette hypothèse, j'ai suivi une démarche en plusieurs étapes :

Initialement, j'ai exploré l'évolution historique des technologies en architecture. Cette mise en contexte m'a permis de comprendre comment nous sommes arrivés à l'utilisation actuelle des systèmes d'Apprentissage Automatique<sup>3</sup> en architecture.

J'ai ensuite réalisé un état de l'art approfondi, analysant les travaux majeurs dans ce domaine. L'étude des recherches de Stanislas Chaillou (2019), qui a démontré l'efficacité des GANs<sup>19</sup> avec un dataset de 700 plans à Harvard, m'a fourni une première indication de l'importance de la qualité des données. Les travaux de Hao Zheng et Weixin Huang (2018), utilisant 100,000 plans, ont renforcé cette compréhension en montrant l'impact du volume des données sur la performance des systèmes.

Pour approfondir cette analyse, j'ai sélectionné et étudié en détail trois papier de recherche contenant des approches différentes des datasets majeurs :

- CubiCasa5K (Kalervo et al., 2019) avec 5,000 plans annotés
- House-GAN (Nauata et al., 2020) comprenant 65,636 plans
- Graph2Plan (Hu et al., 2020) avec 120,000 plans

L'analyse comparative de ces datasets révèle des relations complexes entre leurs caractéristiques et leurs performances. Certains datasets de taille modeste mais bien annotés peuvent surpasser des datasets plus volumineux en termes de précision technique. En revanche, les datasets plus larges montrent généralement une meilleure capacité à générer des variations créatives et à proposer des solutions diversifiées.

L'étude approfondie des performances met en lumière l'importance de la structure des données. La façon dont les informations sont organisées et reliées entre elles influence directement la capacité des systèmes à gérer des configurations architecturales complexes et à maintenir une cohérence spatiale<sup>12</sup> élevée.

### 5.3.1 Évaluation de l'impact des datasets sur la génération des plans d'étage

Mon analyse approfondie des trois datasets majeurs et de leurs performances me permet maintenant d'évaluer la validité de mon hypothèse initiale. Cette évaluation révèle une relation plus complexe que celle initialement envisagée entre la diversité des données dans le dataset et l'efficacité des systèmes d'Apprentissage Automatique<sup>3</sup>.

#### Validation partielle de l'hypothèse

Mes observations confirment partiellement mon hypothèse initiale. J'ai effectivement constaté que la diversité des données dans le dataset influence significativement la qualité des plans générés, mais cette influence s'avère plus nuancée que je ne l'avais initialement supposé.

Pour renforcer cette validation partielle, je m'appuie sur plusieurs observations clés :

L'analyse de Graph2Plan, détaillée dans la section 5.1.2, démontre qu'un volume important de données favorise la diversité des solutions générées. Comme documenté dans les résultats d'analyse (section 5.1.3), cette capacité est directement liée à la richesse du dataset, permettant au système d'explorer un plus large éventail de possibilités architecturales.

En contraste, l'étude de CubiCasa5K, dont les caractéristiques sont présentées dans la section 5.1.2, révèle un aspect inattendu. Malgré un volume plus restreint, ce dataset atteint une précision technique remarquable, comme le montrent les métriques<sup>30</sup> de performance analysée dans la section 5.1.3. Kalervo et al. (2019) attribuent cette performance à la qualité exceptionnelle des *Annotations*<sup>1</sup>, un aspect approfondi dans l'analyse des facteurs clés de performance (section 5.2).

Cette observation renforce les conclusions présentées dans la section 5.2.2 sur l'importance de la qualité des *Annotations*<sup>1</sup> dans la performance des systèmes d'Apprentissage Automatique<sup>3</sup>.

#### Découverte de facteurs complémentaires

Mon analyse m'a également permis d'identifier des facteurs que je n'avais pas initialement considérés dans mon hypothèse :

La structure des données s'avère un facteur aussi déterminant que leur volume. L'analyse de House-GAN, présentée en détail dans la section 5.1.2, illustre l'efficacité d'une représentation en graphe<sup>40</sup> pour maintenir la cohérence spatiale<sup>12</sup> dans des configurations complexes. Nauata et al. (2020) attribuent ces performances à leur méthode de structuration des données, un aspect approfondi dans l'analyse des facteurs clés de performance (section 5.2.1).

L'importance des *Annotations*<sup>1</sup> techniques, examinée dans la section 5.2.2, constitue un autre facteur clé. L'étude comparative des différents datasets révèle que la précision des plans générés dépend fortement de la qualité des *Annotations*<sup>1</sup>. CubiCasa5K, dont les performances sont détaillées dans la section 5.1.3, démontre comment des *Annotations*<sup>1</sup> méticuleuses peuvent surpasser les avantages d'un volume de données plus important en termes de conformité aux normes architecturales.

### 5.3.2 Limites et facteurs influençant la performance des systèmes d'IA

À travers l'analyse des trois datasets majeurs, j'ai identifié plusieurs limites significatives et facteurs critiques qui influencent directement la performance des systèmes d'IA dans la génération de plans d'étage.

#### Limites techniques fondamentales

La première limite majeure qu'identifiée concerne les aspects techniques constructifs. L'analyse montre que les systèmes d'IA, indépendamment de la qualité de leur dataset, ont du mal à intégrer certains aspects essentiels de la conception architecturale :

Les systèmes MEP<sup>28</sup> (Mécanique, Électricité, Plomberie) sont totalement absents des trois datasets (score de 0/5 dans mes évaluations). Cette limitation, oblige systématiquement une intervention humaine pour rendre les plans techniquement viables.

#### Limites dans l'adaptation contextuelle

Une deuxième limite importante concerne l'adaptation au contexte. Les scores très faibles (0.4-0.6/5) obtenus par tous les datasets dans la catégorie "contexte environnemental" révèlent une faiblesse systémique. Hu et al. (2020) expliquent cette limitation dans leur analyse de Graph2Plan : même avec 120,000 plans, leur système ne parvient pas à :

- Adapter les plans à l'orientation solaire
- Prendre en compte la topographie du site
- Intégrer les contraintes environnementales locales

#### Facteurs influençant la performance

Les facteurs influençant la performance, déjà analysés en détail dans les sections 5.1.3 et 5.2, peuvent être résumés en trois points principaux : la qualité des *Annotations*<sup>1</sup>, la structure des données, et la capacité à gérer la complexité des programmes. Ces facteurs, dont l'impact a été quantifié dans l'analyse comparative des datasets (section 5.1.3), constituent des éléments déterminants dans l'efficacité des systèmes d'Apprentissage Automatique<sup>3</sup> pour la génération de plans.

#### Limites technologiques actuelles

Une limite fondamentale liée aux capacités technologiques disponibles en 2024. La création et l'utilisation d'un dataset "idéal" se heurte à des contraintes matérielles significatives.

Pour illustrer cette limitation, prenons l'exemple de Graph2Plan avec ses 120,000 plans. Hu et al. (2020) notent que même ce dataset, bien qu'important, représente un compromis entre exhaustivité et faisabilité technique.

Pour créer un dataset véritablement complet qui inclurait :

- Tous les aspects techniques (MEP<sup>28</sup>)
- Les informations contextuelles détaillées
- Les *Annotations*<sup>1</sup> constructives complètes
- Les variations climatiques et environnementales
- Les différentes normes et réglementations

La taille du dataset devrait être multipliée par un facteur significatif, tel dataset "parfait" nécessiterait :

- Un espace de stockage considérablement plus important
- Une puissance de calcul dépassant les capacités courantes des ordinateurs standards
- Des ressources en mémoire vive bien supérieures à celles disponibles dans les configurations habituelles

Cette limitation est particulièrement contraignante dans le contexte pratique de l'architecture. La plupart des cabinets d'architecture n'ont pas accès à des infrastructures de calcul avancées. Ils utilisent des ordinateurs standards qui, en 2024, ne peuvent pas gérer efficacement des datasets aussi volumineux et complexes.

## VI. Discussion

### 6.1 Le paradoxe de la diversité des données dans le dataset architecturaux

Dans le cadre de l'utilisation croissante de l'intelligence artificielle<sup>26</sup> en architecture, la question de la diversité des données dans le dataset s'est révélée fondamentale pour la qualité des plans générés, comme établi dans la problématique initiale (1.2). L'analyse approfondie des trois datasets majeurs - CubiCasa5K, House-GAN et Graph2Plan - met en lumière une relation paradoxale entre la diversité des données et l'efficacité des systèmes d'Apprentissage Automatique<sup>3</sup>.

#### 6.1.1 La relation paradoxale entre volume et précision

L'étude comparative des trois datasets révèle une découverte contre-intuitive concernant la relation entre le volume de données et la précision des résultats générés. Cette découverte remet en question l'hypothèse initiale formulée dans la section 1.4.1, selon laquelle la disponibilité d'un plus grand volume de données conduirait nécessairement à de meilleurs résultats.

CubiCasa5K, dont les caractéristiques sont détaillées dans la section 5.1.2, démontre qu'un dataset de taille modeste peut atteindre une précision technique remarquable dans la génération de plans architecturalement viables. Cette performance est documentée à travers plusieurs aspects quantifiables présentés dans l'analyse comparative de la section 5.1.3, notamment en termes de conformité aux normes, de précision dimensionnelle et de cohérence spatiale<sup>12</sup>.

Ces résultats contrastent de manière significative avec ceux de Graph2Plan qui, malgré une base de données considérablement plus importante (comme détaillé dans la section 5.1.2), présente des performances techniques différentes. Les métriques<sup>30</sup> de performance, analysées dans la section 5.2.1, révèlent des écarts notables en termes de variations dimensionnelles, de conformité aux normes et de cohérence des solutions générées. Ces différences soulignent les observations présentées dans la section 5.2.2 concernant l'impact de la structure des données sur la qualité des résultats.

La comparaison directe de ces performances, comme détaillé dans les tableaux d'analyse de la section 5.1.2, révèle que la simple accumulation de données ne garantit pas une amélioration des performances. Ce constat fondamental nécessite une réévaluation de compréhension de la diversité dans les datasets architecturaux.

#### 6.1.2 Le rôle des annotations

Le système d'annotation de CubiCasa5K fonctionne comme une bibliothèque bien organisée, où les informations architecturales sont classées en trois niveaux, chacun apportant une couche de compréhension supplémentaire aux plans d'architecture.

Le premier niveau traite des informations de base qu'on peut directement voir sur un plan. C'est comme une carte détaillée qui indique non seulement ce que chaque pièce représente

(cuisine, chambre, salon), mais aussi comment on circule entre ces espaces. Par exemple, le système note qu'une cuisine communique directement avec la salle à manger, ou qu'il faut passer par un couloir pour accéder aux chambres. Toutes les dimensions sont également précisément enregistrées : la taille des pièces, la largeur des portes, la longueur des couloirs.

Le deuxième niveau ajoute les règles techniques que tout bâtiment doit respecter. C'est comparable à un guide de construction qui précise, par exemple, qu'un couloir doit faire au moins 90 centimètres de large pour permettre à une personne en fauteuil roulant de circuler, ou qu'une chambre doit avoir une certaine surface minimale pour être confortable. Ce niveau s'assure aussi que les espaces sont organisés logiquement : la buanderie près de la cuisine, les chambres dans un secteur plus calme, les toilettes facilement accessibles.

Le troisième niveau s'intéresse au projet dans son ensemble. Il répond à des questions plus générales : s'agit-il d'une maison ou d'un appartement ? Pour combien de personnes ? Sur un ou plusieurs étages ? Ces informations aident à comprendre le contexte global du projet et ses besoins spécifiques.

Cette organisation en trois niveaux permet au système d'intelligence artificielle<sup>26</sup> de comprendre non seulement ce qui compose un plan d'architecture, mais aussi pourquoi les espaces sont organisés d'une certaine manière. C'est comme si le système apprenait non seulement à lire un plan, mais aussi à comprendre la logique derrière chaque décision architecturale. Cette compréhension approfondie explique pourquoi CubiCasa5K réussit à générer des plans qui sont à la fois techniquement corrects et pratiques à vivre.

#### 6.1.3 Structures de données et performances architecturales

L'analyse comparative des datasets révèle que la structure des données architecturales joue un rôle fondamental dans la performance des systèmes d'Apprentissage Automatique<sup>3</sup>, influençant directement leur capacité à générer des plans architecturalement viables.

House-GAN et Graph2Plan, dont les caractéristiques sont détaillées dans la section 5.1.2, adoptent une représentation en graphe<sup>40</sup> des données architecturales. Cette approche, présentée dans le cadre conceptuel (section 3.2), permet une modélisation explicite des relations spatiales. Comme analysé dans la section 5.2.1, cette méthode se distingue par sa capacité à gérer des configurations architecturales complexes. Les résultats détaillés dans la section 5.1.3 démontrent l'efficacité de cette approche dans la gestion des espaces interconnectés.

Au niveau fonctionnel, cette structure de données facilite l'organisation programmatique des espaces. Les performances observées, documentées dans la section 5.2, révèlent une capacité remarquable à générer des variations tout en maintenant la cohérence fonctionnelle. Cette flexibilité, dont les métriques<sup>30</sup> sont présentées dans la section 5.1.3, découle directement de l'organisation en graphe des données.

En contraste, l'approche par image annotée de CubiCasa5K, analysée dans la section 5.1.2, présente un profil de performance distinct. Cette méthode privilégie la précision technique à travers une structuration rigoureuse des données. Les résultats de cette approche, détaillés

dans l'analyse des facteurs clés de performance (section 5.2), démontrent une supériorité significative dans la précision géométrique par rapport aux systèmes basés sur les graphes.

## ***6.2 Les limites fondamentales des datasets actuels***

L'analyse approfondie des trois datasets majeurs - CubiCasa5K, House-GAN et Graph2Plan - a révélé non seulement leurs forces mais aussi leurs limitations communes. Ces limites, qui persistent malgré les différentes approches adoptées, méritent une attention particulière car elles affectent directement la capacité des systèmes d'Apprentissage Automatique<sup>3</sup> à produire des plans d'étage pleinement fonctionnels.

### **6.2.1 L'absence critique des informations techniques**

La première limitation majeure, et peut-être la plus significative, concerne l'absence systématique des informations techniques essentielles à la pratique architecturale. Cette lacune, identifiée lors de l'analyse comparative dans la section 5.1.2, se manifeste particulièrement dans le domaine des systèmes MEP<sup>28</sup> (Mécanique, Électricité, Plomberie).

Dans le cas de CubiCasa5K par exemple, malgré sa précision géométrique remarquable de 93.5%, le dataset ne contient aucune information sur les réseaux techniques. Pour comprendre l'importance de cette limitation, il faut rappeler qu'un bâtiment réel nécessite une intégration soignée de ces systèmes. Un plan d'étage, aussi précis soit-il géométriquement, ne peut être considéré comme véritablement viable sans prendre en compte :

- Les gaines techniques nécessaires pour la distribution des réseaux
- Les espaces requis pour les équipements mécaniques
- Les zones de passage des conduits de ventilation
- L'emplacement des tableaux électriques et des points d'alimentation

Cette absence d'informations techniques se retrouve également dans House-GAN et Graph2Plan. Même avec leurs vastes bases de données respectives (65,636 et 120,000 plans), ces datasets obtiennent un score de 0/5 dans la catégorie MEP<sup>28</sup>. Cette limitation signifie que les plans générés, bien que spatialement cohérents, nécessitent systématiquement une intervention humaine pour intégrer ces aspects techniques essentiels.

### **6.2.2 Le défi de la complexité croissante**

La deuxième limitation fondamentale concerne la capacité des systèmes à gérer des programmes architecturaux complexes. L'analyse des performances, détaillée dans la section 5.1.3, révèle une dégradation systématique des performances avec l'augmentation de la complexité du programme.

Cette limitation se manifeste différemment selon les datasets. Les résultats comparatifs présentés dans la section 5.2.1 montrent des seuils de performance distincts pour chaque système. CubiCasa5K, dont les caractéristiques sont analysées en section 5.1.2, atteint rapidement ses limites avec les programmes complexes. L'exemple d'un appartement familial

illustre bien cette problématique : la qualité des plans se dégrade significativement lors du passage d'une configuration simple à un programme plus élaboré.

House-GAN, dont l'architecture est présentée dans la section 5.1.2, démontre une meilleure résistance à la complexité grâce à sa structure en graphe, comme analysé dans la section 3.2.1 sur les principes des GANs<sup>19</sup>. Cette approche, détaillée dans l'analyse des facteurs clés de performance (section 5.2), permet une gestion plus efficace des relations spatiales multiples.

Graph2Plan, malgré l'importance de son dataset documentée en section 5.1.2, rencontre également des limitations, particulièrement dans la gestion des espaces de circulation complexes. Ces limitations, analysées en détail dans la section 5.2.1, deviennent particulièrement évidentes dans les grands programmes architecturaux.

Cette problématique de la complexité, dont les fondements théoriques sont exposés dans le cadre conceptuel (section 3.1), trouve son origine dans la structure même des données d'apprentissage. L'augmentation exponentielle des relations spatiales avec l'ajout de nouvelles pièces crée une complexité qui dépasse les capacités actuelles des systèmes, comme démontré dans l'analyse des performances (section 5.1.3).

### 6.2.3 L'absence de contextualisation environnementale

La troisième limitation majeure concerne l'intégration du contexte environnemental dans la génération des plans. L'analyse des trois datasets révèle des scores particulièrement faibles dans cette catégorie.

Cette faiblesse se manifeste à plusieurs niveaux fondamentaux :

Premièrement, les datasets ne prennent pas en compte l'orientation solaire des espaces. Cette lacune est particulièrement problématique car l'orientation influence directement la qualité des espaces de vie. Par exemple, dans un climat tempéré, une chambre idéalement orientée à l'est pour profiter de la lumière matinale, ou un séjour orienté sud-ouest pour maximiser l'ensoleillement, sont des considérations fondamentales que les systèmes actuels ignorent complètement.

Deuxièmement, les contraintes topographiques sont absentes des données d'apprentissage. Aucun des trois datasets n'intègre d'informations sur la pente du terrain, les niveaux de sol, ou les contraintes de site. Cette limitation rend les plans générés "hors-sol", déconnectés de leur contexte physique réel. Pour illustrer cette problématique, prenons l'exemple d'un terrain en pente : les systèmes actuels ne peuvent pas adapter automatiquement la disposition des espaces pour tirer parti du dénivelé ou proposer des solutions de demi-niveaux.

Troisièmement, les spécificités climatiques locales sont ignorées. Qu'il s'agisse d'un projet en zone méditerranéenne nécessitant une protection solaire importante ou d'un programme en zone froide requérant une compacité maximale, les systèmes ne peuvent pas adapter leurs propositions aux contraintes climatiques spécifiques.



#### 6.2.4 Les contraintes technologiques actuelles

La quatrième limitation découle des contraintes technologiques inhérentes aux systèmes informatiques contemporains. Ces contraintes, documentées dans l'analyse des facteurs clés de performance (section 5.2) et dans l'évaluation des limitations fondamentales (section 6.2), imposent des restrictions pratiques significatives sur le développement et l'utilisation des datasets architecturaux.

Le défi principal réside dans la gestion du volume de données nécessaire pour créer un dataset véritablement complet. Pour comprendre l'ampleur de ce défi, considérons les besoins d'un dataset "idéal" qui intégrerait les éléments identifiés comme manquants dans l'analyse des caractéristiques des datasets (section 5.1.2) :

- Les informations techniques complètes (MEP<sup>28</sup>, structure, détails constructifs)
- Les données contextuelles (orientation, topographie, climat)
- Les variations programmatiques possibles
- Les différentes solutions architecturales pour chaque configuration

Un tel dataset nécessiterait un espace de stockage considérable, dépassant largement les capacités des systèmes informatiques couramment disponibles dans les agences d'architecture. Par exemple, si l'on prend le volume actuel de Graph2Plan (120,000 plans) et qu'on y ajoute toutes les informations manquantes identifiées précédemment, la taille du dataset pourrait facilement décupler.

De plus, le traitement de ces données massives exige une puissance de calcul importante. Même les ordinateurs professionnels actuels peinent à gérer efficacement les datasets existants. L'ajout d'informations supplémentaires aggraverait ce problème, rendant les systèmes potentiellement inutilisables dans un contexte professionnel standard.

Cette limitation technologique crée ainsi un cercle vicieux : l'amélioration des datasets nécessite plus de données et de détails, mais les contraintes pratiques imposent des compromis qui limitent leur efficacité. Cette situation souligne la nécessité de développer des approches plus efficaces dans la structuration et le traitement des données architecturales, un défi qui sera abordé dans la section suivante consacrée aux perspectives d'amélioration.

## 6.3 Vers une définition optimale de la diversité en architecture

L'analyse approfondie des trois datasets majeurs et l'identification de leurs limitations fondamentales, présentées dans les sections précédentes, permettent maintenant d'envisager une redéfinition plus nuancée et plus opérationnelle de la diversité dans le contexte des datasets architecturaux. Cette nouvelle perspective s'appuie sur les résultats empiriques détaillés dans la section 5.2 et vise à dépasser les limitations identifiées dans la section 6.2.

### 6.3.1 Les composantes essentielles d'un dataset architectural

L'analyse comparative des datasets existants révèle qu'une diversité efficace en architecture ne peut se limiter à une simple accumulation de données. Le paradoxe observé, démontre la nécessité d'une approche plus sophistiquée. Un dataset architectural optimal doit intégrer trois dimensions fondamentales de la diversité.

La première dimension concerne la diversité technique. Cette lacune technique doit être comblée par l'intégration systématique :

- Des informations structurelles, distinguant clairement les éléments porteurs et non porteurs
- Des données MEP<sup>28</sup> complètes, incluant les réseaux et les équipements techniques
- Des détails constructifs essentiels à la viabilité du projet

La deuxième dimension englobe la diversité contextuelle. Comme établi dans la cadre théorique, l'architecture ne peut être dissociée de son contexte. Un dataset optimal doit donc intégrer :

- Les données environnementales (orientation, climat, topographie)
- Les contraintes urbaines et réglementaires
- Les spécificités culturelles et régionales

La troisième dimension traite de la diversité fonctionnelle. L'analyse des performances montre que les datasets actuels atteignent leurs limites face à la complexité programmatique. Un dataset complet doit donc inclure :

- Une variété de programmes architecturaux
- Différentes échelles de projets
- Des configurations spatiales diverses

### 6.3.2 L'équilibre entre quantité et qualité

La recherche d'un équilibre optimal entre la quantité et la qualité des données constitue un enjeu fondamental pour le développement des futurs datasets architecturaux. L'analyse comparative présentée dans la section 5.2 a démontré que cet équilibre ne peut être atteint par la simple maximisation du volume de données, mais nécessite une approche plus nuancée et stratégique.

L'expérience de CubiCasa5K offre un enseignement précieux à cet égard. un principe essentiel : la qualité des *annotations*<sup>1</sup> peut compenser un volume plus restreint de données. Ce constat

invite à repenser l'approche traditionnelle qui privilégie systématiquement l'accumulation de données.

L'équilibre optimal semble se situer à l'intersection de trois facteurs clés. Premièrement, un volume minimal critique de données, estimé à environ 5,000 plans d'après l'expérience de CubiCasa5K, nécessaire pour assurer une diversité typologique suffisante. Deuxièmement, un système d'annotation sophistiqué qui capture non seulement les aspects géométriques mais aussi les principes architecturaux sous-jacents. Troisièmement, une structure de données adaptative qui permet d'exploiter efficacement ces informations

### 6.3.3 Perspectives d'évolution et recommandations

L'analyse approfondie des datasets actuels et de leurs limitations ouvre la voie à plusieurs recommandations concrètes pour l'évolution future des datasets architecturaux. Ces recommandations s'appuient sur les observations détaillées dans les sections précédentes et visent à établir un cadre plus robuste pour le développement des outils d'aide à la conception architecturale.

La première recommandation concerne l'enrichissement qualitatif des datasets. Plutôt que de chercher simplement à augmenter le volume de données, l'effort devrait se concentrer sur l'amélioration de la qualité des Annotations<sup>1</sup>. Cela implique le développement d'un système standardisé d'annotation qui intègre systématiquement les aspects techniques, contextuels et fonctionnels identifiés comme manquants dans l'analyse de la section 6.2. Par exemple, chaque plan devrait inclure non seulement sa géométrie, mais aussi des informations sur les systèmes MEP<sup>28</sup>, les contraintes environnementales et les relations fonctionnelles complexes.

La deuxième recommandation porte sur l'adoption d'une structure de données hybride qui combine les avantages des différentes approches analysées. Cette structure devrait fusionner la précision géométrique de l'approche par image annotée de CubiCasa5K avec la flexibilité relationnelle de l'approche par graphe de House-GAN. Une telle fusion permettrait de maintenir une haute précision technique tout en offrant la souplesse nécessaire pour générer des variations créatives.

La troisième recommandation concerne le développement d'outils d'évaluation plus sophistiqués. Ils devraient être élargis pour inclure la performance technique, l'adaptation contextuelle et la qualité architecturale globale. Cette évolution des critères d'évaluation permettrait de mieux guider le développement des futures générations de datasets.

L'objectif n'est plus simplement d'accumuler des données, mais de créer des ressources d'apprentissage plus intelligentes et mieux structurées, capables de soutenir une génération de plans architecturalement plus pertinente.

## VII. Conclusion

### 7.1 Synthèse des découvertes

Cette recherche sur l'influence de la diversité des données dans le dataset dans la conception architecturale assistée par intelligence artificielle<sup>26</sup> a révélé des relations complexes et parfois contre-intuitives entre la qualité des données et la performance des systèmes de génération automatique de plans. L'analyse approfondie des trois datasets majeurs - CubiCasa5K, House-GAN et Graph2Plan - a permis de mettre en lumière plusieurs découvertes.

#### 7.1.1 Principaux résultats de l'analyse des datasets

L'étude comparative des trois datasets a révélé un paradoxe fondamental dans la relation entre le volume de données et la précision des résultats générés. Contrairement aux attentes initiales, un plus grand volume de données n'assure pas systématiquement une meilleure performance. Cette découverte est particulièrement visible dans la comparaison entre CubiCasa5K et Graph2Plan.

Ce paradoxe s'explique principalement par la qualité des *Annotations*<sup>1</sup> et la structure des données. L'analyse détaillée révèle que CubiCasa5K compense son volume restreint par un système d'annotation sophistiqué à trois niveaux, permettant une compréhension approfondie. Cette approche qualitative se traduit par une meilleure conformité aux normes architecturales et une plus grande précision dans la génération des plans.

La structure des données émerge également comme un facteur déterminant dans la performance des systèmes. L'approche par graphe, adoptée par House-GAN et Graph2Plan, démontre une capacité supérieure à gérer les relations spatiales complexes. Cette performance s'explique par la capacité du format graphe à représenter explicitement les connexions entre les espaces, facilitant ainsi la compréhension et la reproduction des patterns architecturaux.

#### 7.1.2 Validation(partielle) de l'hypothèse de recherche

L'hypothèse initiale, qui postulait que la diversité des données dans le dataset sont des facteurs déterminants de la qualité et de l'efficacité des systèmes d'Apprentissage Automatique<sup>3</sup>, se trouve partiellement validée mais nécessite des nuances importantes. Les résultats démontrent que la relation entre diversité des données et performance n'est pas linéaire mais dépend d'une interaction complexe entre plusieurs facteurs :

- La qualité des annotations<sup>1</sup> s'avère souvent plus déterminante que le volume brut de données
- La structure de représentation des données influence significativement la capacité du système à générer des plans cohérents
- L'équilibre entre précision technique et flexibilité créative dépend davantage de l'organisation des données que de leur quantité

### 7.1.3 Implications pratiques pour la conception architecturale

Les découvertes de cette recherche ont des implications significatives pour la pratique architecturale concernant des plans ,assistée par IA. L'identification des limites actuelles, particulièrement l'absence systématique d'informations techniques (MEP<sup>28</sup>) et de contextualisation environnementale dans les datasets existants, souligne la nécessité d'une approche plus holistique dans le développement des futurs datasets.

La performance remarquable de CubiCasa5K dans la précision technique, malgré son volume restreint, suggère qu'une attention particulière devrait être portée à la qualité des *Annotations*<sup>1</sup> plutôt qu'à la simple accumulation de données. Cette découverte a des implications pratiques importantes pour les bureaux d'architecture qui pourraient privilégier le développement de datasets plus modestes mais mieux structurés.

L'étude révèle également une limite significative dans la capacité des systèmes actuels à gérer la complexité croissante des programmes architecturaux. Cette limitation se manifeste par une dégradation systématique des performances au-delà d'un certain seuil de complexité (8 pièces pour CubiCasa5K, 12 pour House-GAN, 15 pour Graph2Plan), soulignant la nécessité de développer des approches plus sophistiquées pour la gestion des programmes architecturaux complexes.

Ces découvertes invitent à repenser l'approche du développement des datasets architecturaux, en privilégiant une stratégie plus équilibrée qui combine qualité des annotations<sup>1</sup>, structure adaptée des données, et diversité contextuelle. Cette nouvelle perspective ouvre la voie à une génération de plans d'étage plus pertinente et mieux adaptée aux exigences de la pratique architecturale contemporaine.

## *7.2 Pistes pour des recherches futures*

Les découvertes et limitations identifiées dans cette recherche ouvrent de nombreuses perspectives pour de futurs travaux dans le domaine de l'entraînement de réseau pour l'intelligence artificielle. L'analyse approfondie des datasets actuels et de leurs performances suggère plusieurs axes de développement prometteurs qui méritent d'être explorés.

### 7.2.1 Développements techniques proposés

L'amélioration des systèmes d'annotation apparaît comme une priorité majeure pour les recherches futures. Un axe de recherche particulièrement prometteur consisterait à développer un système d'annotation standardisé qui intégrerait : Une hiérarchisation claire des informations architecturales, depuis les éléments structurels jusqu'aux détails d'aménagement, Un format unifié pour la documentation des relations spatiales et fonctionnelles, Des métadonnées<sup>29</sup> enrichies incluant les aspects techniques et contextuels

L'intégration des systèmes MEP<sup>28</sup> (Mécanique, Électricité, Plomberie) constitue un autre défi technique à relever. L'absence systématique de ces informations dans les datasets actuels, , limite significativement l'utilité pratique des plans générés, et créer le besoin de vérification par l'humain.

### 7.2.2 Axes d'exploration méthodologique

La recherche a mis en évidence le besoin de nouvelles approches dans la structuration des données. L'expérience de House-GAN avec sa représentation en graphe<sup>40</sup> suggère des pistes prometteuses pour le développement de structures de données plus sophistiquées. Les futures recherches pourraient explorer des modèles hybrides combinant représentation géométrique et relationnelle, des systèmes adaptatifs capables d'ajuster leur structure selon la complexité du programme, des méthodes d'enrichissement automatique des données existantes

L'évaluation des plans générés nécessite également une révision méthodologique approfondie. Les critères actuels, principalement focalisés sur la précision géométrique et la cohérence spatiale<sup>12</sup>, doivent être étendus pour inclure des métriques<sup>30</sup> de qualité architecturale plus complètes, des indicateurs de performance environnementale et des critères d'évaluation de l'adaptabilité contextuelle

### 7.2.3 Questions émergentes et nouveaux défis

L'évolution rapide des technologies d'IA soulève de nouvelles questions qui méritent une attention particulière. Les enjeux éthiques, notamment, deviennent de plus en plus prégnants à mesure que ces systèmes gagnent en autonomie. Les futures recherches peuvent aborder :

La propriété intellectuelle des plans générés par IA, une question particulièrement complexe lorsque les datasets utilisés proviennent de multiples sources

La compatibilité entre les différents systèmes et datasets émerge également comme un défi majeur. Les recherches futures devront explorer des standards de communication entre différentes plateformes ainsi que des protocoles de conversion et d'enrichissement des données et puis des méthodes de validation croisée des résultats

Un dernier axe pour l'avenir de la conception architecturale assistée par IA concerne l'adaptation des systèmes aux spécificités culturelles et régionales. Cette dimension, largement absente des datasets actuels comme démontré par les scores critiques dans la catégorie "contexte environnemental" de CubiCasa5K, House-GAN et Graph2Plan (section 5.1.2), nécessite le développement de méthodes d'intégration des particularités architecturales locales. L'analyse détaillée de la section 6.2.3 a révélé que l'absence de prise en compte des contraintes climatiques et des normes régionales limite significativement l'efficacité des systèmes actuels dans la génération de plans adaptés à leur contexte.

Les résultats de l'étude comparative ont démontré une dégradation notable des performances lorsque les systèmes sont confrontés à des contextes culturels et environnementaux différents de leurs données d'entraînement. Cette limitation, conjuguée au paradoxe entre volume et précision des données (6.1), souligne l'importance d'une approche plus nuancée intégrant explicitement ces spécificités locales.

# Bibliographie

- Cardoso Llach, D. (2019). *Sculpting spaces of possibility: Brief history and prospects of artificial intelligence in design*. Dans *Artificial Intelligence and Architecture*, Chapitre 2, 13-26.
- Casilli, A. A. (2019). *En attendant les robots - Enquête sur le travail du clic*. Éditions du Seuil.
- Casilli, A. (2024, April). *The hidden labor behind AI datasets*. Présentation au symposium "Assembling Intelligence", Genève, Suisse.
- Chaillou, S. (2019). *AI + Architecture: Towards a New Approach*. Mémoire de Master, Harvard Graduate School of Design, 419-424.
- Chaillou, S., Wurtzel, W., & Stojanović, T. (2019). *Artificial Intelligence and Architecture: From Research to Practice*. *Architectural Design*, 89(1), 126-133.
- Dino, I. G. (2020). *Creative design exploration by parametric generative systems in architecture*.
- Ghalamchi, A., & Çolakoğlu, B. (2020). *Generating House Floor Plan Designs Using Generative Adversarial Networks*. Dans *Proceedings of the 38th eCAADe Conference*, TU Berlin, Berlin, 285-294.
- Goodfellow, I., Pouget-Abadie, J., Mirza, M., Xu, B., Warde-Farley, D., Ozair, S., Courville, A., & Bengio, Y. (2014). *Generative Adversarial Networks*.
- Harness, C. (2022). *AI in Architecture: How TestFit is Changing the Game*. ArchDaily. <https://www.archdaily.com/986860/ai-in-architecture-how-testfit-is-changing-the-game>
- House-GAN. GitHub: <https://github.com/ennauata/housegan>
- Hu, R., Huang, Z., Tang, Y., van Kaick, O., Zhang, H., & Huang, H. (2020). *Graph2Plan: Learning Floorplan Generation from Layout Graphs*. *ACM Transactions on Graphics (SIGGRAPH 2020)*. DOI: <https://doi.org/10.1145/3386569.3392391>
- Kalervo, A., Ylioinas, J., Häikiö, M., Karhu, A., & Kannala, J. (2019). *CubiCasa5K: A Dataset and an Improved Multi-task Model for Floorplan Image Analysis*. *Lecture Notes in Computer Science*, 28-40. DOI: [https://doi.org/10.1007/978-3-030-20205-7\\_3](https://doi.org/10.1007/978-3-030-20205-7_3)
- Kvochick, T. (2019). *Pattern recognition in architectural drawing*. Dans *AI in Architectural Design*, Chapitre 6, 110-128.
- Liu, C., et al. (2017). *Raster-to-Vector: Revisiting Floorplan Transformation*.
- Loyola, M., López, J. F., & Pérez, C. (2019). *Automatic generation of building floor plans using machine learning*. *Automation in Construction*, 103, 102-111. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.autcon.2019.03.010>
- Matsushita, Y., Chang, K. H., Nauata, N., & Nagakura, T. (2021). *ActFloor-GAN: Activity-Guided Adversarial Networks for Human-Centric Floorplan Design*.
- Nagy, D., Lau, D., Locke, J., Stoddart, J., Villaggi, L., Wang, R., Zhao, D., & Benjamin, D. (2018). *Project Discover: An application of generative design for architectural space planning*. Dans *Proceedings of the Symposium on Simulation for Architecture and Urban Design (SimAUD 2018)*.
- Nauata, N., Chang, K.-H., Cheng, C.-Y., Mori, G., & Furukawa, Y. (2020). *House-GAN: Relational Generative Adversarial Networks for Graph-constrained House Layout Generation*. *European Conference on Computer Vision (ECCV 2020)*, 162-177. DOI: [https://doi.org/10.1007/978-3-030-58545-7\\_10](https://doi.org/10.1007/978-3-030-58545-7_10)
- Newton, D. (2019). *Generative Deep Learning in Architectural Design*. *Technology|Architecture + Design*, 3(2), 176-189.
- Pedro, A., Seo, K. W., & Lee, H. W. (2022). *Data-driven generative design in architecture: Current frontiers and future challenges*. *Automation in Construction*, 133, 103981. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.autcon.2021.103981>
- TestFit. (2023). *White Paper: The Role of AI in Modern Architectural Design and Real Estate Development*. <https://testfit.io/resources/whitepaper-ai-in-architecture>
- Veloso, P., & Krishnamurti, R. (2019). *Mapping generative models for architectural design*. Dans *Computational Design Methods*, Chapitre 3, 29-58.
- Włodarczyk, K., & Rokicki, W. (2021). *Artificial Intelligence in Architectural Design: An Extensive Review*.
- Zheng, H., & Huang, W. (2018). *Architectural Drawings Recognition and Generation through Machine Learning*. *ACADIA Conference Proceedings*, 156-165..

## References utilisées dans les papiers de recherche

### Cubicasa5k

- Acuna, D., Ling, H., Kar, A., Fidler, S.: Efficient interactive annotation of segmentation datasets with polygon-RNN++. In: *Proceedings of CVPR* (2018)
- Andriluka, M., Pishchulin, L., Gehler, P., Schiele, B.: 2D human pose estimation: New benchmark and state of the art analysis. *Proc. CVPR* pp. 3686–3693 (2014)
- Bulat, A., Tzimiropoulos, G.: Human pose estimation via convolutional part heatmap regression. In: Leibe, B., Matas, J., Sebe, N., Welling, M. (eds.) *ECCV 2016*. LNCS, vol. 9911, pp. 717–732. Springer, Cham (2016). [https://doi.org/10.1007/978-3-319-46478-7\\_44](https://doi.org/10.1007/978-3-319-46478-7_44)
- Caruana, R.: Multitask learning. *Mach. Learn.* 28(1), 41–75 (1997)
- de las Heras, L.P., Terrades, O., Robles, S., Sánchez, G.: CVC-FP and SGT: a new database for structural floor plan analysis and its groundtruthing tool. *IJDAR* 18, 15–30 (2015)
- Deng, J., Dong, W., Socher, R., Li, L., Li, K., Fei-Fei, L.: ImageNet: a large-scale hierarchical image database. In: *Proceedings of CVPR*, pp. 248–255 (2009)
- Dodge, S., Xu, J., Stenger, B.: Parsing floor plan images. In: *MVA*, pp. 358–361 (2017)
- He, K., Zhang, X., Ren, S., Sun, J.: Deep learning for image recognition. In: *Proceedings of CVPR*, pp. 770–778 (2016)
- Hinton, G., Vinyals, O., Dean, J.: Distilling the knowledge in a neural network. In: *NIPS* (2015)
- Kendall, A., Gal, Y., Cipolla, R.: Multi-task learning using uncertainty to weigh losses for scene geometry and semantics. In: *Proceedings of CVPR* (2018)
- Lecun, Y., Bengio, Y., Hinton, G.: Deep learning. *Nature* 521(7553), 436–444 (2015)
- Liebel, L., Körner, M.: Auxiliary tasks in multi-task learning. *CoRR abs/1805.06334* (2018)
- Liu, C., Wu, J., Kohli, P., Furukawa, Y.: Raster-to-vector: revisiting floorplan transformation. In: *The IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV)* (2017)
- Long, J., Shelhamer, E., Darrell, T.: Fully convolutional networks for semantic segmentation. In: *Proceedings of CVPR* (2015)
- Neuhof, G., Ollmann, T., Rota Bulo, S., Kotschieder, P.: The mapillary vistas dataset for semantic understanding of street scenes. In: *Proceedings of ICCV* (2017)
- Pohlen, T., Hermans, A., Mathias, M., Leibe, B.: Full-resolution residual networks for semantic segmentation in street scenes. In: *Proceedings of CVPR* (2017)
- Ronneberger, O., Fischer, P., Brox, T.: U-net: convolutional networks for biomedical image segmentation. In: Navab, N., Hornegger, J., Wells, W.M., Frangi, A.F. (eds.) *Proceedings of MICCAI*, pp. 234–241 (2015)
- Russakovsky, O., et al.: Imagenet large scale visual recognition challenge. *IJCV* 115(3), 211–252 (2015)
- Sun, C., Shrivastava, A., Singh, S., Gupta, A.: Revisiting unreasonable effectiveness of data in deep learning era. In: *Proceedings of ICCV* (2017)
- Zhou, B., Zhao, H., Puig, X., Fidler, S., Barriuso, A., Torralba, A.: Scene parsing through ADE20K dataset. In: *Proceedings of CVPR* (2017)

### HOUSEGAN

- Abu-Aisheh, Z., Raveaux, R., Ramel, J.Y., Martineau, P.: An exact graph edit distance algorithm for solving pattern recognition problems (2015)
- Ashual, O., Wolf, L.: Specifying object attributes and relations in interactive scene generation. In: *Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision*. pp. 4561–4569 (2019)
- Bao, F., Yan, D.M., Mitra, N.J., Wonka, P.: Generating and exploring good building layouts. *ACM Transactions on Graphics (TOG)* 32(4), 1–10 (2013)
- Choi, Y., Choi, M., Kim, M., Ha, J.W., Kim, S., Choo, J.: Stargan: Unified generative adversarial networks for multi-domain image-to-image translation. In: *Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition*. pp. 8789–8797 (2018)
- Goodfellow, I., Pouget-Abadie, J., Mirza, M., Xu, B., Warde-Farley, D., Ozair, S., Courville, A., Bengio, Y.: Generative adversarial nets. In: *Advances in neural information processing systems*. pp. 2672–2680 (2014)
- Gulrajani, I., Ahmed, F., Arjovsky, M., Dumoulin, V., Courville, A.C.: Improved training of Wasserstein GANs<sup>19</sup>. In: *Advances in neural information processing systems*. pp. 5767–5777 (2017)
- Harada, M., Witkin, A., Baraff, D.: Interactive physically-based manipulation of discrete/continuous models. In: *Proceedings of the 22nd annual conference on Computer graphics and interactive techniques*. pp. 199–208 (1995)
- Hendrikx, M., Meijer, S., Van Der Velden, J., Iosup, A.: Procedural content generation for games: A survey. *ACM Transactions on Multimedia Computing, Communications, and Applications (TOMM)* 9(1), 1–22 (2013)
- Heusel, M., Ramsauer, H., Unterthiner, T., Nessler, B., Hochreiter, S.: GANs<sup>19</sup> trained by a two time-scale update rule converge to a local Nash equilibrium. In: *Advances in Neural Information Processing Systems*. pp. 6626–6637 (2017)
- Isola, P., Zhu, J.Y., Zhou, T., Efros, A.A.: Image-to-image translation with conditional adversarial networks. In: *Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition*. pp. 1125–1134 (2017)
- Johnson, J., Gupta, A., Fei-Fei, L.: Image generation from scene graphs. In: *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. pp. 1219–1228 (2018)
- Jyothi, A.A., Durand, T., He, J., Sigal, L., Mori, G.: LayoutVAE: Stochastic scene layout generation from a label set. In: *Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision*. pp. 9895–9904 (2019)



- Karras, T., Laine, S., Aittala, M., Hellsten, J., Lehtinen, J., Aila, T.: Analyzing and improving the image quality of StyleGAN. *arXiv preprint arXiv:1912.04958* (2019)
- Kwon, Y.H., Park, M.G.: Predicting future frames using retrospective cycle GAN. In: *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. pp. 1811–1820 (2019)
- Li, J., Yang, J., Hertzmann, A., Zhang, J., Xu, T.: LayoutGAN: Generating graphic layouts with wireframe discriminators. *arXiv preprint arXiv:1901.06767* (2019)
- Lifull home's dataset. <https://www.nii.ac.jp/dsc/idr/lifull>
- Liu, C., Wu, J., Kohli, P., Furukawa, Y.: Raster-to-vector: Revisiting floorplan transformation. In: *Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision*. pp. 2195–2203 (2017)
- Ma, C., Vining, N., Lefebvre, S., Sheffer, A.: Game level layout from design specification. In: *Computer Graphics Forum*. vol. 33, pp. 95–104. Wiley Online Library (2014)
- Merrell, P., Schkufza, E., Koltun, V.: Computer-generated residential building layouts. In: *ACM Transactions on Graphics (TOG)*. vol. 29, p. 181. ACM (2010)
- Müller, P., Wonka, P., Haegler, S., Ulmer, A., Van Gool, L.: Procedural modeling of buildings. In: *ACM SIGGRAPH 2006 Papers*, pp. 614–623 (2006)
- Peng, C.H., Yang, Y.L., Wonka, P.: Computing layouts with deformable templates. *ACM Transactions on Graphics (TOG)* 33(4), 1–11 (2014)
- Ritchie, D., Wang, K., Lin, Y.A.: Fast and flexible indoor scene synthesis via deep convolutional generative models. In: *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. pp. 6182–6190 (2019)
- Wang, K., Lin, Y.A., Weissmann, B., Savva, M., Chang, A.X., Ritchie, D.: PlanIt: Planning and instantiating indoor scenes with relation graph and spatial prior networks. *ACM Transactions on Graphics (TOG)* 38(4), 132 (2019)
- Wang, K., Savva, M., Chang, A.X., Ritchie, D.: Deep convolutional priors for indoor scene synthesis. *ACM Transactions on Graphics (TOG)* 37(4), 1–14 (2018)
- Wu, W., Fu, X.M., Tang, R., Wang, Y., Qi, Y.H., Liu, L.: Data-driven interior plan generation for residential buildings. *ACM Transactions on Graphics (TOG)* 38(6), 1–12 (2019)
- Zhang, F., Nauata, N., Furukawa, Y.: Conv-MPN: Convolutional message passing neural network for structured outdoor architecture reconstruction. *arXiv preprint arXiv:1912.01756* (2019)
- Zhu, J.Y., Park, T., Isola, P., Efros, A.A.: Unpaired image-to-image translation using cycle-consistent adversarial networks. In: *Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision*. pp. 2223–2232 (2017)

## GRAPH2PLAN

- Arkin, E. M., Chew, L. P., Huttenlocher, D. P., Kedem, K., & Mitchell, J. S. B. (1991). An efficiently computable metric for comparing polygonal shapes. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 13(3), 209–216. [<https://doi.org/10.1109/34.75509>](<https://doi.org/10.1109/34.75509>)
- Arvin, S. A., & House, D. H. (2002). Modeling architectural design objectives in physically based space planning. *Automation in Construction*, 11(2), 213–225.
- Ashual, O., & Wolf, L. (2019). Specifying Object Attributes and Relations in Interactive Scene Generation. In *Proceedings of the International Conference on Computer Vision (ICCV)*.
- Bao, F., Yan, D. M., Mitra, N. J., & Wonka, P. (2013). Generating and Exploring Good Building Layouts. *ACM Transactions on Graphics (TOG)*, 32(4), 122:1–122:10.
- Chaillou, S. (2019). *\*AI + Architecture: Towards a New Approach\**. Master's thesis, Harvard School of Design.
- Chen, Q., & Koltun, V. (2017). Photographic image synthesis with cascaded refinement networks. In *Proceedings of the International Conference on Computer Vision (ICCV)*, 1511–1520.
- Feng, T., Yu, L. F., Yeung, S. K., Yin, K., & Zhou, K. (2016). Crowd-driven Mid-scale Layout Design. *ACM Transactions on Graphics (TOG)*, 35(4), 132:1–132:14.
- Fisher, M., Ritchie, D., Savva, M., Funkhouser, T., & Hanrahan, P. (2012). Example-based synthesis of 3D object arrangements. *ACM Transactions on Graphics (TOG)*, 31(6), 135:1–11.
- Fisher, M., Savva, M., Li, Y., Hanrahan, P., & Nießner, M. (2015). Activity-centric Scene Synthesis for Functional 3D Scene Modeling. *ACM Transactions on Graphics (TOG)*, 34(6), 179:1–13.
- Girshick, R. (2015). Fast R-CNN. In *Proceedings of the International Conference on Computer Vision (ICCV)*, 1440–1448.
- Grover, A., Zweig, A., & Ermon, S. (2019). Graphite: Iterative Generative Modeling of Graphs. In *Proceedings of the Conference on Machine Learning (ICML)*.
- Hendrikx, M., Meijer, S., Van Der Velden, J., & Iosup, A. (2013). Procedural Content Generation for Games: A Survey. *ACM Transactions on Multimedia Computing, Communications, and Applications*, 9(1), 1:1–1:22.
- Johnson, J., Gupta, A., & Fei-Fei, L. (2018). Image Generation from Scene Graphs. In *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*.
- Li, J., Yang, J., Hertzmann, A., Zhang, J., & Xu, T. (2019). LayoutGAN: Generating Graphic Layouts with Wireframe Discriminators. In *Proceedings of the International Conference on Learning Representations (ICLR)*.
- Li, M., Patil, A. G., Xu, K., Chaudhuri, S., Khan, O., Shamir, A., Tu, C., Chen, B., Cohen-Or, D., & Zhang, H. (2019). GRAINS: Generative Recursive Autoencoders for Indoor Scenes. *ACM Transactions on Graphics (TOG)*, 38(4).
- Liu, C., Wu, J., & Furukawa, Y. (2018). FloorNet: A Unified Framework for Floorplan Reconstruction from 3D Scans. In *Proceedings of the European Conference on Computer Vision (ECCV)*, 203–219.

- Liu, C., Wu, J., Kohli, P., & Furukawa, Y.\*\* (2017). Raster-to-Vector: Revisiting Floorplan Transformation. In *Proceedings of the International Conference on Computer Vision (ICCV)\**, 2214–2222.
- Ma, C., Vining, N., Lefebvre, S., & Sheffer, A.\*\* (2014). Game Level Layout from Design Specification. *Computer Graphics Forum*, 33\*(2), 95–104.
- Merrell, P., Schkufza, E., & Koltun, V.\*\* (2010). Computer-generated Residential Building Layouts. *ACM Transactions on Graphics (TOG)*, 29\*(6), 181:1–181:12.
- Merrell, P., Schkufza, E., Li, Z., Agrawala, M., & Koltun, V.\*\* (2011). Interactive Furniture Layout Using Interior Design Guidelines. *ACM Transactions on Graphics (TOG)*, 30\*(4), 87:1–10.
- Rodrigues, E., Gaspar, A. R., & Gomes, Á.\*\* (2013). An evolutionary strategy enhanced with a local search technique for the space allocation problem in architecture. *Computer-Aided Design*, 45\*(5), 887–910 (Part 1) and 898–910 (Part 2).
- Rosser, J. F., Smith, G., & Morley, J. G.\*\* (2017). Data-driven estimation of building interior plans. *International Journal of Geographical Information Science*, 31\*(8), 1652–1674.
- Scarselli, F., Gori, M., Tsoi, A. C., Hagenbuchner, M., & Monfardini, G.\*\* (2009). The Graph Neural Network Model. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 20\*(1), 61–80.
- Simonovsky, M., & Komodakis, N.\*\* (2018). GraphVAE: Towards Generation of Small Graphs Using Variational Autoencoders. In *Proceedings of the International Conference on Artificial Neural Networks (ICANN)\**, 412–422.
- Sun, C. Y., Zou, Q. F., Tong, X., & Liu, Y.\*\* (2019). Learning Adaptive Hierarchical Cuboid Abstractions of 3D Shape Collections. *ACM Transactions on Graphics (TOG)*, 38\*(6), 241:1–241:13.
- Wang, K., Lin, Y. A., Weissmann, B., Savva, M., Chang, A. X., & Ritchie, D.\*\* (2019). PlanIT: Planning and Instantiating Indoor Scenes with Relation Graph and Spatial Prior Networks. *ACM Transactions on Graphics (TOG)*, 38\*(4), 132:1–132:15.
- Wu, W., Fan, L., Liu, L., & Wonka, P.\*\* (2018). MIQP-based Layout Design for Building Interiors. *Computer Graphics Forum*, 37\*(2), 511–521.
- Wu, W., Fu, X. M., Tang, R., Wang, Y., Qi, Y. H., & Liu, L.\*\* (2019). Data-driven Interior Plan Generation for Residential Buildings. *ACM Transactions on Graphics (TOG)*, 38\*(6), 234:1–234:12.
- Xu, K., Stewart, J., & Fiume, E.\*\* (2002). Constraint-based Automatic Placement for Scene Composition. In *Proceedings of Graphics Interface (GI)\**, 25–34.
- Yang, Y. L., Wang, J., Vouga, E., & Wonka, P.\*\* (2013). Urban Pattern: Layout Design by Hierarchical Domain Splitting. *ACM Transactions on Graphics (TOG)*, 32\*(6), 181:1–181:12.
- You, J., Ying, R., Ren, X., Hamilton, W. L., & Leskovec, J.\*\* (2018). GraphRNN: Generating Realistic Graphs with Deep Auto-regressive Model. In *Proceedings of the Conference on Machine Learning (ICML)\**.
- Zhang, Z., Yang, Z., Ma, C., Luo, L., Huth, A., Vouga, E., & Huang, Q.\*\* (2018). Deep Generative Modeling for Scene Synthesis via Hybrid Representations. *CoRR*, abs/1808.02084\*. [<http://arxiv.org/abs/1808.02084>](<http://arxiv.org/abs/1808.02084>)
- Zhao, X., Hu, R., Guerrero, P., Mitra, N., & Komura, T.\*\* (2016). Relationship Templates for Creating Scene Variations. *ACM Transactions on Graphics (TOG)*, 35\*(6), 207:1–13.

## Vocabulaire

<sup>1</sup> **Annotations**<sup>1</sup> : Étiquettes ou commentaires ajoutés à des données brutes, souvent manuellement, pour les rendre plus compréhensibles ou utilisables pour l'entraînement de modèles d'intelligence artificielle.

<sup>2</sup> **API** : Interface de Programmation d'Application. Ensemble de définitions, protocoles et outils qui permettent de construire des applications logicielles. Permet d'interagir avec un modèle entraîné via des requêtes.

<sup>3</sup> **Apprentissage Automatique (Machine Learning)** : C'est la capacité d'un système informatique à "apprendre" à partir d'exemples, comme un enfant qui apprend à reconnaître les chats après en avoir vu plusieurs. Au lieu d'être explicitement programmé avec des règles, le système découvre lui-même les patterns à partir des données qu'on lui montre.

<sup>4</sup> **Apprentissage Profond (Deep Learning)** : C'est une forme avancée d'apprentissage automatique qui utilise de nombreuses couches de traitement (comme les étages d'un building). Chaque couche apprend à reconnaître des caractéristiques de plus en plus complexes, permettant au système de comprendre des concepts très sophistiqués.

<sup>5</sup> **Architecture "hourglass"** : Type de réseau de neurones utilisé pour des tâches où l'entrée et la sortie ont la même taille, comme la segmentation d'image. La forme du réseau ressemble à un sablier.

<sup>6</sup> **Arêtes** : Liens reliant deux nœuds dans un graphe, souvent représentés par des lignes, indiquant une relation entre les entités représentées par les nœuds.

<sup>7</sup> **Benchmark** : Jeu de données de référence ou tâche standard utilisé pour comparer équitablement les performances de différents modèles ou algorithmes.

<sup>8</sup> **BIM (Building Information Modeling)** : Processus basé sur des modèles 3D intelligents qui donnent aux professionnels de l'architecture les informations et les outils pour planifier, concevoir, construire et gérer des bâtiments de manière plus efficace.

<sup>9</sup> **Boîtes englobantes** : En vision par ordinateur, rectangles définis par les coordonnées de deux coins opposés, utilisés pour localiser grossièrement des objets dans une image.

<sup>10</sup> **Bubble diagram** : Un bubble diagram est un schéma utilisé par les architectes au début d'un projet pour représenter les différentes pièces d'un bâtiment et montrer lesquelles doivent être proches les unes des autres. Chaque pièce est dessinée comme un cercle (ou une "bulle"), et on relie les bulles par des lignes pour dire "ces pièces doivent être à côté". Dans l'article de recherche, les chercheurs utilisent des bubble diagrams qu'ils transforment en graphes. Chaque bulle devient un nœud du graphe, et chaque ligne devient une arête. Cela leur permet de donner ces graphes à leur programme d'intelligence artificielle, House-GAN, pour qu'il génère des plans de maisons détaillés à partir de ces schémas simplifiés.

<sup>11</sup> **CAO (Conception Assistée par Ordinateur)** : Utilisation de logiciels informatiques pour créer, modifier, analyser ou optimiser un design. Cela permet aux architectes de visualiser et de tester leurs idées numériquement.

<sup>12</sup> **Cohérence spatiale** : Mesure de la régularité et de la continuité des prédictions dans l'espace, par opposition à des prédictions bruitées et incohérentes spatialement.

<sup>13</sup> **Conv-MPNs, ou Convolutional Message Passing Neural Networks (réseaux de neurones convolutifs à passage de messages)** : sont une variante des GCNs spécialement conçue pour générer des plans d'étage. Contrairement aux GCNs classiques, dans un Conv-MPN, chaque nœud représente une pièce par un volume 3D de caractéristiques, et les convolutions servent à mettre à jour ces volumes en fonction des relations de voisinage entre les pièces. Cette architecture permet de mieux capturer les contraintes spatiales et de générer des agencements plus cohérents.

<sup>14</sup> **Convolution** : Opération mathématique où un filtre glisse sur les données d'entrée pour détecter des caractéristiques. Très utilisée dans les réseaux de neurones convolutifs pour traiter les images.

<sup>15</sup> **Dataset (Jeux de Données)** : Un dataset, ou ensemble de données, est une collection d'informations organisées que l'on utilise pour entraîner et tester des modèles d'intelligence artificielle. Par exemple, un dataset d'images de chats et de chiens peut servir à apprendre à un modèle à distinguer ces deux animaux. Les datasets sont essentiels en IA car ils fournissent les exemples à partir desquels les modèles peuvent extraire des patterns et des connaissances.

<sup>16</sup> **Discriminateur** : Dans un système GAN, c'est le "critique" qui évalue si ce que le générateur produit semble réel ou non. Comme un expert qui examinerait une œuvre d'art pour déterminer si c'est un original ou une copie.

<sup>17</sup>**Distance de Manhattan** : La distance de Manhattan est une façon de mesurer la distance entre deux points dans un plan quadrillé, comme les rues de Manhattan à New York. Imaginez que vous vouliez aller d'un coin de rue à un autre dans un quartier comme Manhattan où toutes les rues se croisent à angle droit. Vous ne pouvez pas couper à travers les blocs, vous devez marcher le long des rues. La distance de Manhattan mesure la longueur de ce trajet, en additionnant combien de blocs vous parcourez horizontalement et verticalement. Dans House-GAN, les chercheurs utilisent la distance de Manhattan pour décider si deux pièces sur un plan sont considérées comme étant à côté l'une de l'autre. S'ils calculent que la distance entre les deux pièces est plus petite qu'un certain seuil, alors ils considèrent que les pièces sont adjacentes, et ils relient les bulles correspondantes par une ligne dans le bubble diagram. Ainsi, la distance de Manhattan est utilisée pour construire automatiquement les bubble diagrams à partir de vrais plans de maisons.

<sup>18</sup>**Format SVG** : Format Scalable Vector Graphics, basé sur XML, pour décrire des images vectorielles 2D. Peut être mis à l'échelle sans perte de qualité.

<sup>19</sup>**GANs, ou Generative Adversarial Networks (réseaux antagonistes génératifs)** : sont un type d'algorithme d'intelligence artificielle utilisé pour générer de nouveaux contenus, comme des images, des vidéos ou des plans de maisons. Un GAN est composé de deux réseaux de neurones : un générateur qui crée de nouveaux contenus, et un discriminateur qui essaie de distinguer les contenus créés par le générateur des contenus réels. En s'affrontant, ces deux réseaux s'améliorent mutuellement, jusqu'à ce que le générateur produise des contenus très réalistes.

<sup>20</sup>**GCNs, ou Graph Convolutional Networks (réseaux convolutifs de graphes)**, : sont une extension des réseaux de neurones classiques qui permettent de traiter des données structurées sous forme de graphes. Dans un GCN, chaque nœud du graphe est associé à un vecteur de caractéristiques, et le réseau met à jour ces vecteurs en agrégeant les informations des nœuds voisins. Ainsi, un GCN peut apprendre des représentations qui capturent à la fois les caractéristiques individuelles des nœuds et la structure du graphe.

<sup>21</sup>**Générateur** : C'est l'"artiste" dans un système GAN. Il crée de nouvelles données (images, plans, etc.) en essayant de les rendre aussi réalistes que possible pour tromper le discriminateur. C'est comme un artiste qui essaie de créer des œuvres si bonnes qu'elles pourraient passer pour authentiques.

<sup>22</sup>**Génération automatisée de plans** : La génération automatisée de plans consiste à utiliser des algorithmes informatiques pour créer des représentations détaillées d'espaces, comme des plans d'étage de bâtiments, sans intervention humaine. Le but est de produire des agencements optimisés et réalistes en un temps réduit, en exploitant la puissance de calcul des ordinateurs. Ces techniques peuvent s'appuyer sur des règles expertes, des contraintes de conception, ou des modèles appris sur des exemples.

<sup>23</sup>**Graph Neural Network (GNN)** : C'est un système qui comprend les relations entre différents éléments, comme une carte qui montre comment les villes sont connectées entre elles. Dans le contexte de l'architecture, il peut comprendre comment les différentes pièces d'une maison sont reliées les unes aux autres.

<sup>24</sup>**Graphe relationnel** : Diagramme utilisant des nœuds pour représenter les espaces et des arêtes pour les relations entre eux. Aide à analyser l'organisation spatiale et les flux.

<sup>25</sup>**Heatmaps (cartes de chaleur)** : Représentations graphiques où différentes valeurs sont représentées par des couleurs. Souvent utilisés pour visualiser la densité ou l'intensité d'un phénomène sur une zone.

<sup>26</sup>**Intelligence Artificielle (IA)** : L'intelligence artificielle est comme un "cerveau numérique" qui permet aux ordinateurs d'effectuer des tâches qui nécessitent habituellement l'intelligence humaine. Par exemple, reconnaître des images, comprendre du texte, ou prendre des décisions. Imaginez un assistant virtuel qui peut vous aider à accomplir des tâches en comprenant vos demandes.

<sup>27</sup>**Marge d'erreur** : Plage de valeurs dans laquelle la valeur réelle d'une quantité mesurée se situe probablement. Souvent exprimée avec un niveau de confiance (ex :  $\pm 2\%$  à 95% de confiance).

<sup>28</sup>**MEP (Mécanique, Électricité, Plomberie)** : Fait référence aux aspects des systèmes de construction qui vont dans les murs et plafonds, comme le CVC, la plomberie, l'électricité, etc. Essentiel pour le bon fonctionnement d'un bâtiment.

<sup>29</sup>**Métadonnées** : Données décrivant d'autres données. Exemples : date de création d'un fichier, auteur d'un document, format d'une image, etc. Utiles pour l'organisation et la gestion des données. **\*\*** : Interface de Programmation d'Application. Ensemble de définitions, protocoles et outils qui permettent de construire des applications logicielles. Permet d'interagir avec un modèle entraîné via des requêtes.

<sup>30</sup>**Métriques** : Mesures utilisées pour évaluer les performances d'un modèle, comme la précision, le rappel, la F1-score, etc. Permettent de comparer différents modèles.

<sup>31</sup>**Méthode de prompt** : Un modèle de prompt, ou modèle conditionnel, est un type de modèle d'IA qui génère de nouveaux contenus à partir d'une entrée textuelle appelée "prompt". Par exemple, un modèle de prompt entraîné sur des paires question-réponse pourra générer une réponse pertinente quand on lui donne une nouvelle question. Les modèles de prompt sont très polyvalents et permettent un contrôle fin sur les sorties, en ajustant le texte d'amorce. Ils sont notamment utilisés pour des tâches de conversation, de résumé, de traduction, ou de génération créative.

- <sup>32</sup>**Nœuds** : Entités fondamentales d'un graphe, souvent représentées par des cercles, pouvant représenter des concepts, des objets, etc.
- <sup>33</sup>**Normalisation par lots** : Technique utilisée pendant l'entraînement de réseaux de neurones où les données sont normalisées au sein de chaque lot (sous-ensemble des données d'entraînement) pour aider le modèle à converger plus rapidement.
- <sup>34</sup>**Plans d'étage** : Dessins à l'échelle représentant la disposition, les dimensions et les relations entre les pièces, les espaces et les éléments d'un niveau d'un bâtiment vu de dessus.
- <sup>35</sup>**Plans raster** : Plans numérisés sous forme d'image matricielle composée d'une grille de pixels. Peuvent être issus d'un scan de dessin papier. Moins flexibles que les plans vectorisés.
- <sup>36</sup>**Post-traitement** : Étapes effectuées sur les sorties brutes d'un modèle pour les rendre plus utiles. Peut inclure le seuillage, le lissage, le reformatage, etc.
- <sup>37</sup>**Protocole d'annotation** : Document décrivant les règles, formats et processus à suivre pour annoter un jeu de données de manière cohérente et précise. Aide à assurer la qualité des Annotations<sup>1</sup>.
- <sup>38</sup>**QA (Quality Assurance / Assurance qualité)** : Ensemble de processus visant à vérifier qu'un produit ou service répond à des exigences de qualité spécifiées. Dans le domaine des données, cela implique de vérifier la précision, la cohérence et la pertinence des Annotations<sup>1</sup> par exemple.
- <sup>39</sup>**ReLU** : Abréviation de Unité Linéaire Rectifiée. Fonction d'activation couramment utilisée dans les réseaux de neurones pour introduire de la non-linéarité. Renvoie 0 pour les entrées négatives et la valeur de l'entrée pour les entrées positives.
- <sup>40</sup>**Représentation en graphe** : Modélisation d'un problème ou d'un système sous forme de graphe mathématique, avec des nœuds représentant des entités et des arêtes représentant des relations entre ces entités.
- <sup>41</sup>**Réseaux Convolutifs de Graphes (GCN)** : Une version spécialisée des GNN qui permet d'analyser des structures complexes en réseau. C'est comme avoir une super-vision qui permet de voir non seulement les éléments individuels mais aussi toutes leurs connexions en même temps.
- <sup>42</sup>**Réseaux de Neurones** : Imaginez un réseau de petits calculateurs interconnectés, inspiré du fonctionnement du cerveau humain. Chaque "neurone" reçoit des informations, les traite, et les transmet aux autres neurones. C'est comme un grand système de relais d'information qui permet à l'IA de comprendre des données complexes
- <sup>43</sup>**Réseaux de Neurones Convolutifs (CNN)** : C'est un type spécial de réseau de neurones particulièrement doué pour analyser des images. Comme un expert qui examinerait une image en détail, zone par zone, le CNN analyse différentes parties de l'image pour en comprendre le contenu. C'est la technologie qui permet à votre téléphone de reconnaître les visages dans vos photos.
- <sup>44</sup>**ResNet-152** : C'est un modèle d'IA très profond et puissant, comme une tour de 152 étages où chaque étage ajoute un niveau de compréhension. Il est particulièrement efficace pour reconnaître des patterns complexes dans les images.
- <sup>45</sup>**Retrieve-and-adjust** Une méthode en deux étapes où le système : Cherche des informations pertinentes dans sa base de données , Modifie ces informations pour les adapter aux besoins actuels C'est une approche qui permet de créer du nouveau contenu en se basant sur des exemples existants.
- <sup>46</sup>**Score de similarité structurelle** : Mesure quantifiant la ressemblance entre deux structures, par exemple entre la prédiction d'un modèle et la vérité terrain. Des scores élevés indiquent des structures similaires
- <sup>47</sup>**Segmentation** : Processus de division des données en groupes distincts et significatifs selon certains critères. Par exemple, segmenter une image en différents objets qu'elle contient.
- <sup>48</sup>**Système vectoriel** : En CAO, le modèle est créé avec des formes géométriques précises basées sur des équations mathématiques plutôt que des pixels. Permet un redimensionnement sans perte de qualité.
- <sup>49</sup>**Validation** : Processus consistant à évaluer un modèle sur des données non utilisées pendant l'entraînement pour estimer ses performances sur de nouvelles données.
- <sup>50</sup>**Vectorisation** : Conversion d'une image matricielle composée de pixels en un ensemble de formes géométriques vectorielles modifiables. Permet de transformer des croquis papier en dessins numériques.
- <sup>51</sup>**Vecteur de bruit** : En génération de données synthétiques, vecteur aléatoire ajouté en entrée d'un modèle pour introduire de la variabilité dans les sorties générées.

## Figures

**Figure 1 :** illustration de l'évolution des technologies en architecture, montrant la transition de la conception manuelle aux outils numériques. **Source :** Auteur

**Figure 2 :** Une représentation visuelle liée à l'émergence de l'IA dans la conception architecturale. elle illustre l'utilisation de systèmes d'apprentissage automatique. - **source :** Auteur

**Figure 3 :** Une illustration démontrant l'importance des datasets dans le processus de conception architecturale. - **source :** Auteur

**Figure 4 :** un schéma illustrant l'apprentissage par dataset dans le domaine de l'architecture. Au centre se trouvent les "Besoins Fonctionnels", qui comprennent des aspects tels que la diversité des cas d'usage et configurations spatiales, la compréhension des relations entre forme et fonction, et le respect des normes.- **source :** Auteur

**Figure 5 :** Une illustration qui présente un aperçu global de l'état de l'art dans le domaine de l'IA en architecture. - **source :** Auteur

**Figure 6 :** Variation d'aménagement de parking n°1 générée par TestFit.io, démontrant une configuration optimisée de stationnement pour un projet **source :** TestFit.io

**Figure 7 :** Variation d'aménagement de parking n°2 générée par TestFit.io, présentant une configuration alternative d'organisation des places de stationnement pour le même projet. - **source :** TestFit.io

**Figure 8 :** Un diagramme illustrant les étapes méthodologiques de la recherche. - **source :** Auteur

**Figure 9 :** Ce schéma illustre l'architecture du système CubiCasa5K avec :En haut : Architecture "hourglass" du réseau neuronal montrant les blocs D1 à D10, incluant des ResBlocks (x,y) où x est le nombre de canaux d'entrée et y le nombre de sorties, des couches ConvBNReLU et ConvTranspose avec leurs paramètres respectifs (taille du noyau, pas, remplissage).En bas : Pipeline complet de traitement des plans d'étage comprenant :Plans d'étage bruts avec annotations de référence ;Traitement par CNN multi-tâches ;Post-traitement des prédictions ;Génération finale des plans vectoriels. Les éléments en pointillés mettent en évidence les contributions principales : le nouveau dataset et le modèle multi-tâches amélioré. **Source :** Kalervo et al. (2019) "CubiCasa5K: A Dataset and an Improved Multi-task Model for Floorplan Image Analysis"

**Figure 10 :** Ce visuel présente une comparaison en trois étapes du traitement d'un plan d'étage :À gauche : L'image originale du plan d'étage;Au centre L'annotation SVG de référence ; À droite : La prédiction générée automatiquement par le système **Source :** Kalervo et al. (2019) "CubiCasa5K: A Dataset and an Improved Multi-task Model for Floorplan Image Analysis"

**Figure 11 :** L'illustration présente l'architecture technique de la méthodologie House-GAN pour la génération de plans d'étage. - **source :** N., Chang, K.-H., Cheng, C.-Y., Mori, G., & Furukawa, Y. (2020). House-GAN: Relational Generative Adversarial Networks for Graph-constrained House Layout Generation. European Conference on Computer Vision (ECCV 2020), 162-177.

**Figure 12 :** L'illustration montre le système House-GAN, qui prend un diagramme de bulles en entrée et génère de multiples options d'agencement de maison basées sur ce diagramme. Le diagramme de bulles encode les relations de haut niveau entre les pièces, tandis que les agencements générés montrent différentes dispositions potentielles des pièces qui satisfont ces contraintes. - **source :** N., Chang, K.-H., Cheng, C.-Y., Mori, G., & Furukawa, Y. (2020). House-GAN: Relational Generative Adversarial Networks for Graph-constrained House Layout Generation. European Conference on Computer Vision (ECCV 2020), 162-177.

**Figure 13 :** Exemples d'échecs et de réussites de House-GAN issus de l'étude. Les architectes évaluent les exemples de réussite (à droite) comme "aussi bons" et les exemples d'échec (à gauche) comme "moins bons" par rapport à la vérité terrain. - **source :** N., Chang, K.-H., Cheng, C.-Y., Mori, G., & Furukawa, Y. (2020). House-GAN: Relational Generative Adversarial Networks for Graph-constrained House Layout Generation. European Conference on Computer Vision (ECCV 2020), 162-177.

**Figure 14 :** La figure présente l'architecture du réseau Graph2Plan pour la génération automatique de plans d'étage. Elle illustre le processus de transformation d'un graphe d'agencement et d'un contour de bâtiment en entrée, en un plan d'étage détaillé en sortie. Ce processus se fait par étapes successives impliquant différents composants du réseau, tels que des réseaux de neurones convolutifs (CNN), des couches entièrement connectées et un module BoxRefineNet, qui affinent progressivement la représentation des pièces et de leur disposition.

**Figure 15 :** La figure présente un système détaillé d'annotation des plans d'étage à plusieurs niveaux. Elle montre les informations associées aux nœuds du graphe représentant les pièces (a), les informations sur les arêtes reliant ces pièces (b), et les différents types de relations spatiales possibles entre elles..Ce système permet de capturer finement la configuration spatiale en encodant la position des pièces sur une grille 5x5, en représentant les connexions entre pièces, et en intégrant des informations sur les portes intérieures. Différents types de pièces sont pris en compte, tels que le salon, la chambre principale et la salle de bain. - **source :** Hu, R., Huang, Z., Tang, Y., van Kaick, O., Zhang, H., & Huang, H. (2020). Graph2Plan: Learning Floorplan Generation from Layout Graphs. ACM Transactions on Graphics.

**Figure 16 :** La figure montre le réseau entraîné qui peut générer des plans d'étage basés uniquement sur un contour de bâtiment en entrée (a-b). De plus, il permet aux utilisateurs d'ajouter diverses contraintes telles que le nombre de pièces (c), la connectivité des pièces (d) et d'autres modifications du graphe d'agencement (e). Plusieurs plans d'étage générés qui remplissent les contraintes d'entrée sont présentés

**Figure 17 :** Galerie de plans d'étage générés avec la méthode présentée. Les lignes montrent les résultats générés pour différents contours d'entrée, tandis que les colonnes montrent les résultats générés pour différentes contraintes. Les contraintes sont le nombre souhaité de trois types de pièces : chambre (en jaune), salle de bain (en bleu) et balcon (en vert). - **source :** Hu, R., Huang, Z., Tang, Y., van Kaick, O., Zhang, H., & Huang, H. (2020). Graph2Plan: Learning Floorplan Generation from Layout Graphs. ACM Transactions on Graphics.

## Tableaux complets

### 5.Cubicasa5k

Critères	Score (/5)	Observations
<b>A. CARACTÉRISTIQUES GÉNÉRALES</b>		
A1. Informations techniques	4	Bien documenté dans l'article source
Nombre total de plans	5	5000 plans confirmés
Format des données	4	Format image raster avec <i>Annotations</i> <sup>1</sup>
Taille du dataset	3	Mentionnée mais non détaillée
Date de création/mise à jour	4	2019 - clairement documenté
Source des données	3	Plans immobiliers professionnels
Moyenne A1	3.8	Documentation technique satisfaisante
A2. Métadonnées	4	Bien structurées
Documentation du dataset	4	Documentation disponible et claire
Description des éléments	4	Descriptions standardisées
Informations sur la source	3	Source générale indiquée
Contexte de création	4	But du dataset bien expliqué
<i>Annotations</i> <sup>1</sup> techniques	5	Système d'annotation détaillé
Moyenne A2	4	Métadonnées bien organisées
<b>B. ÉLÉMENTS ARCHITECTURAUX</b>		
B1. Structure et enveloppe	3	Limité aux éléments visibles en 2D
Murs porteurs	2	Non différenciés
Murs non porteurs	2	Non différenciés
Colonnes/poteaux	1	Rarement identifiables
Poutres	0	Non représentées
Fondations	0	Non représentées
Structure du toit	0	Non représentée
Moyenne B1	0.8	Très limité aux éléments basiques
B2. Ouvertures	3	Représentation basique
Portes (types et dimensions)	4	Clairément indiquées
Fenêtres (types et dimensions)	3	Présentes mais sans détail
Baies vitrées	2	Non différenciées
Puits de lumière	0	Non représentés
Ouvertures spéciales	0	Non représentées
Moyenne B2	1.8	Focus sur ouvertures standard
B3. Circulation	3	Éléments basiques représentés
Escaliers	4	Bien représentés
Couloirs	4	Clairément identifiables
Ascenseurs	2	Présents mais peu détaillés
Rampes	1	Rarement indiquées
Issues de secours	0	Non représentées
Moyenne B3	2.2	Circulation principale bien représentée
<b>C. ORGANISATION SPATIALE</b>		
C1. Zones fonctionnelles	4	Bien définies
Espaces de vie	5	Clairément identifiés
Espaces de repos	5	Bien définis
Espaces de service	4	Identifiables
Espaces de stockage	3	Présents mais peu détaillés
Espaces extérieurs	2	Peu détaillés
Moyenne C1	3.8	Bonne définition des espaces principaux
C2. Relations spatiales	4	
Hierarchie des espaces	4	Visible dans l'organisation
Connexions entre pièces	5	Clairément indiquées
Zones publiques/privées	4	Distinction visible
Flexibilité des espaces	2	Non explicite
Modularité	2	Non explicite
Moyenne C2	3.4	Bonnes relations spatiales basiques
C3. Dimensions et proportions	3	
Surfaces des pièces	4	Présentes
Hauteurs sous plafond	0	Non représentées
Ratios longueur/largeur	4	Visibles dans les plans
Échelle humaine	3	Implicite dans les dimensions
Ergonomie	2	Non explicite
Moyenne C3	2.6	Focus sur dimensions 2D
<b>D. ÉQUIPEMENTS ET AMÉNAGEMENTS</b>		
D1. Équipements fixes	3	Représentation basique
Sanitaires	3	Présents mais peu détaillés
Cuisine	3	Présente mais peu détaillée
Rangements intégrés	2	Peu détaillés
Mobilier fixe	2	Peu détaillé
Équipements techniques	1	Très peu détaillés
Moyenne D1	2.2	Représentation minimale
D2. MEP	1	Très peu d'informations
Réseaux électriques	0	Non représentés
Plomberie	0	Non représentée
Ventilation	0	Non représentée
Chauffage/climatisation	0	Non représentée
Réseaux de communication	0	Non représentés
Moyenne D2	0	Absence d'informations MEP
<b>E. DIVERSITÉ ET CONTEXTE</b>		

<b>E1. Diversité typologique</b>	4	Bonne variété de plans
Types de logements	4	Plusieurs types représentés
Tailles de logements	4	Variété de tailles
Styles architecturaux	3	Non explicitement documenté
Périodes historiques	2	Non spécifié
Contextes culturels	2	Non spécifié
Moyenne E1	3	Diversité correcte mais limitée
<b>E2. Contexte environnemental</b>	1	Très peu d'informations
Orientation	1	Rarement indiquée
Topographie	0	Non représentée
Climat	0	Non représenté
Environnement urbain/rural	1	Peu indiqué
Contraintes du site	0	Non représentées
Moyenne E2	0.4	Contexte très limité
<b>F. QUALITÉ DES DONNÉES</b>		
<b>F1. Précision technique</b>	4	Bonne qualité générale
Exactitude des mesures	4	Cohérente
Cohérence des échelles	4	Maintenue
Détail des informations	3	Correct pour l'usage prévu
Clarté des représentations	4	Bonne lisibilité
Normes de dessin	4	Standardisées
Moyenne F1	3.8	Bonne qualité technique
<b>F2. Complétude</b>	4	
Exhaustivité des informations	3	Pour les éléments couverts
Absence d'erreurs	4	Bien vérifié
Cohérence des données	4	Maintenue
Documentation associée	4	Bien fournie
Mises à jour	3	Version initiale
Moyenne F2	3.6	Bonne complétude globale
<b>G. UTILISABILITÉ POUR L'IA</b>		
<b>G1. Format et structure</b>	5	Excellent pour l'IA
Compatibilité avec les systèmes d'IA	5	Format optimal
Organisation des données	5	Bien structurée
Standardisation	5	Excellente
Facilité d'extraction	5	Très bonne
Interopérabilité	4	Bonne
Moyenne G1	4.8	Très adapté à l'IA
<b>G2. Annotations<sup>1</sup> et labels</b>	5	
Étiquetage des éléments	5	Complet
Classification des espaces	5	Bien définie
Métadonnées exploitables	5	Bien structurées
Informations sémantiques	4	Bonnes
Relations spatiales codifiées	4	Bien représentées
Moyenne G2	4.6	Excellent système d'annotation
<b>SCORE TOTAL</b>	45.8/75	Basé sur les moyennes des catégories
<b>SCORE MOYEN</b>	3.05/5	Score global satisfaisant



## Graph2plan

Criteria	Score (/5)	Observations
<b>A. CARACTÉRISTIQUES GÉNÉRALES</b>		
<b>A1. Informations techniques</b>		
Nombre total de plans	5	120000 plans annotés
Format des données	5	Format graphe avec <i>Annotations</i> <sup>1</sup>
Taille du dataset	5	Large dataset bien documenté
Date de création/mise à jour	4	2020 avec mises à jour
Source des données	4	Plans résidentiels vérifiés
Moyenne A1	4.6	Documentation complète
<b>A2. Métadonnées</b>		
Documentation du dataset	5	Documentation exhaustive
Description des éléments	5	Description détaillée des graphes
Informations sur la source	4	Sources documentées
Contexte de création	5	Objectifs clairement définis
<i>Annotations</i> <sup>1</sup> techniques	5	Système d'annotation détaillé
Moyenne A2	4.8	
<b>B. ÉLÉMENTS ARCHITECTURAUX</b>		
<b>B1. Structure et enveloppe</b>		
Murs porteurs	3	Représentés comme relations
Murs non porteurs	3	Dans la structure du graphe
Colonnes/poteaux	1	Non détaillés
Poutres	0	Non inclus
Fondations	0	Non inclus
Structure du toit	0	Non inclus
Moyenne B1	1.2	
<b>B2. Ouvertures</b>		
Portes	4	Bien définies dans le graphe
Fenêtres	3	Position indiquée
Baies vitrées	1	Non différenciées
Puits de lumière	0	Non inclus
Ouvertures spéciales	0	Non incluses
Moyenne B2	1.6	
<b>B3. Circulation</b>		
Escaliers	4	Bien représentés
Couloirs	4	Clairément définis
Ascenseurs	2	Basique
Rampes	0	Non incluses
Issues de secours	0	Non incluses
Moyenne B3	2.0	
<b>C. ORGANISATION SPATIALE</b>		
<b>C1. Zones fonctionnelles</b>		
Espaces de vie	5	Parfaitement identifiés
Espaces de repos	5	Bien définis
Espaces de service	5	Bien catégorisés
Espaces de stockage	4	Identifiés
Espaces extérieurs	3	Basiques
Moyenne C1	4.4	
<b>D. ÉQUIPEMENTS ET AMÉNAGEMENTS</b>		
<b>D1. Équipements fixes</b>		
Sanitaires	3	Position uniquement
Cuisine	3	Position uniquement
Rangements intégrés	2	Minimal
Mobilier fixe	2	Minimal
Équipements techniques	0	Non inclus
Moyenne D1	2.0	
<b>D2. MEP</b>		
Réseaux électriques	0	Non inclus
Plomberie	0	Non inclus
Ventilation	0	Non inclus
Chauffage/climatisation	0	Non inclus
Réseaux de communication	0	Non inclus
Moyenne D2	0	
<b>E. DIVERSITÉ ET CONTEXTE</b>		
<b>E1. Diversité typologique</b>		
Types de logements	5	Grande variété
Tailles de logements	5	Bien diversifié
Styles architecturaux	3	Implicite
Périodes historiques	0	Non spécifié
Contextes culturels	2	Limité
Moyenne E1	3.0	
<b>E2. Contexte environnemental</b>		
Orientation	2	Basique
Topographie	0	Non inclus
Climat	0	Non inclus
Environnement urbain/rural	1	Minimal
Contraintes du site	0	Non incluses
Moyenne E2	0.6	
<b>F. QUALITÉ DES DONNÉES</b>		
<b>F1. Précision technique</b>		

Exactitude des mesures	4	Bonne précision
Cohérence des échelles	4	Maintenue
Détail des informations	4	Bien détaillé
Clarté des représentations	5	Excellente structure
Normes de dessin	4	Standardisées
Moyenne F1	4.2	
<b>F2. Complétude</b>		
Exhaustivité des informations	4	Pour aspects couverts
Absence d'erreurs	4	Bien vérifié
Cohérence des données	5	Excellente
Documentation associée	5	Complète
Mises à jour	3	Version stable
Moyenne F2	4.2	
<b>G. UTILISABILITÉ POUR L'IA</b>		
<b>G1. Format et structure</b>		
Compatibilité IA	5	Optimal pour génération
Organisation des données	5	Bien structurée
Standardisation	5	Excellente
Facilité d'extraction	4	API fournie
Interopérabilité	4	Bonne
Moyenne G1	4.6	
SCORE TOTAL MOYEN	3.0	

#### HouseGAN

Criteria	Score (/5)	Observations
<b>A. CARACTÉRISTIQUES GÉNÉRALES</b>		
<b>A1. Informations techniques</b>		
Nombre total de plans	5	65636 plans vérifiés
Format des données	5	Format graphe vectoriel avec <i>Annotations</i> <sup>1</sup>
Taille du dataset	4	Bien documentée
Date de création/mise à jour	4	2020- version stable
Source des données	4	RPLAN dataset avec <i>Annotations</i> <sup>1</sup>
Moyenne A1	4.4	
<b>A2. Métadonnées</b>		
Documentation du dataset	5	Documentation exhaustive
Description des éléments	5	Description détaillée des graphes
Informations sur la source	4	Sources bien documentées
Contexte de création	5	Méthodologie claire
<i>Annotations</i> <sup>1</sup> techniques	5	Système d'annotation complet
Moyenne A2	4.8	
<b>B. ÉLÉMENTS ARCHITECTURAUX</b>		
<b>B1. Structure et enveloppe</b>		
Murs porteurs	3	Représentés comme relations
Murs non porteurs	3	Dans la structure du graphe
Colonnes/poteaux	1	Non explicitement représentés
Poutres	0	Non inclus
Fondations	0	Non inclus
Structure du toit	0	Non inclus
Moyenne B1	1.2	
<b>B2. Ouvertures</b>		
Portes	4	Comme connexions entre pièces
Fenêtres	2	Non explicitement traitées
Baies vitrées	0	Non incluses
Puits de lumière	0	Non inclus
Ouvertures spéciales	0	Non incluses
Moyenne B2	1.2	
<b>B3. Circulation</b>		
Escaliers	4	Bien représentés dans le graphe
Couloirs	4	Clairement définis
Ascenseurs	2	Représentation limitée
Rampes	0	Non incluses
Issues de secours	0	Non incluses
Moyenne B3	2.0	
<b>C. ORGANISATION SPATIALE</b>		
<b>C1. Zones fonctionnelles</b>		
Espaces de vie	5	Parfaitement identifiés
Espaces de repos	5	Clairement définis
Espaces de service	5	Bien catégorisés
Espaces de stockage	3	Identification basique

Espaces extérieurs	2	Peu détaillés
Moyenne C1	4.0	
<b>D. ÉQUIPEMENTS ET AMÉNAGEMENTS</b>		
<b>D1. Équipements fixes</b>		
Sanitaires	3	Position indiquée uniquement
Cuisine	3	Position indiquée uniquement
Rangements intégrés	1	Rarement indiqués
Mobilier fixe	1	Minimal
Équipements techniques	0	Non inclus
Moyenne D1	1.6	
<b>D2. MEP</b>		
Réseaux électriques	0	Non inclus
Plomberie	0	Non incluse
Ventilation	0	Non incluse
Chauffage/climatisation	0	Non inclus
Réseaux de communication	0	Non inclus
Moyenne D2	0	
<b>E. DIVERSITÉ ET CONTEXTE</b>		
<b>E1. Diversité typologique</b>		
Types de logements	4	Bonne variété
Tailles de logements	4	Bien diversifié
Styles architecturaux	3	Implicite
Périodes historiques	1	Non spécifié
Contextes culturels	2	Limité
Moyenne E1	2.8	
<b>E2. Contexte environnemental</b>		
Orientation	1	Minimale
Topographie	0	Non incluse
Climat	0	Non inclus
Environnement urbain/rural	1	Minimal
Contraintes du site	0	Non incluses
Moyenne E2	0.4	
<b>F. QUALITÉ DES DONNÉES</b>		
<b>F1. Précision technique</b>		
Exactitude des mesures	4	Bonne précision topologique
Cohérence des échelles	4	Bien maintenue
Détail des informations	4	Adapté aux objectifs
Clarté des représentations	5	Excellente structure de graphe
Normes de dessin	4	Bien standardisées
Moyenne F1	4.2	
<b>F2. Complétude</b>		
Exhaustivité des informations	4	Pour les aspects couverts
Absence d'erreurs	4	Bien validé
Cohérence des données	5	Très bonne
Documentation associée	5	Complète
Mises à jour	3	Version stable
Moyenne F2	4.2	
<b>G. UTILISABILITÉ POUR L'IA</b>		
<b>G1. Format et structure</b>		
Compatibilité IA	5	Optimal pour GANs <sup>19</sup>
Organisation des données	5	Excellente
Standardisation	5	Très bonne
Facilité d'extraction	5	API fournie
Interopérabilité	4	Bonne
Moyenne G1	4.8	
SCORE TOTAL MOYEN	3.0	

