

# Cadre méthodologique pour la rétroconception paramétrique assistée par intelligence artificielle. Cas des thermes impériaux romains en Afrique du Nord

## *Methodological Framework for Parametric Reverse Engineering assisted by Artificial Intelligence. Case of the Imperial Roman Baths in North Africa*

Zaineb Naifer<sup>1,3,\*</sup>, Damien Claeys<sup>1,2</sup>, Karim Bouaita<sup>3</sup>, et Louis Roobaert<sup>1,2</sup>

<sup>1</sup>TSA-LAB, LAB, UCLouvain, Rue Wafelaerts 47/51, 1060 Bruxelles, Belgique

<sup>2</sup>LOCI, UCLouvain, Rue Wafelaerts 47/51, 1060 Bruxelles, Belgique

<sup>3</sup>GADEV, ENAU, UCAR, Rue El Qods Sidi Bou Said, 2026 Tunis, Tunisie

**Résumé.** Un cadre méthodologique de restitution de thermes romains en ruines est proposé et comprend deux phases reposant sur l'application de deux méthodes distinctes : (1) la rétroconception paramétrique du processus de conception des édifices pour identifier des méthodes et des règles permettant de les modéliser, aboutissant à la création d'un modèle paramétrique de jeu de données (PDSM) ; (2) l'intelligence artificielle pour développer un modèle de complétion artificiellement intelligent (AICM), capable de reconstituer des plans fragmentaires. Le cadre méthodologique comprend cinq étapes (analyse des données, prétraitement, choix de l'algorithme, complétion des plans, post-traitement). Deux étapes sont plus particulièrement développées ici : (1) l'analyse des données menant à la création du PDSM ; (2) la sélection de l'algorithme approprié au modèle AICM. Le corpus étudié comprend 29 thermes impériaux romains (23 situés en Afrique du Nord et 6 à Rome), qui présentent des variations quant à l'avancement des fouilles et à la disponibilité documentaire.

**Mots-clés.** rétroconception architecturale, intelligence artificielle, conception paramétrique, thermes impériaux romains, Afrique du Nord

**Abstract.** A methodological framework for the reconstruction of roman baths in ruins is proposed, consisting of two phases based on the application of two distinct methods: (1) the parametric reverse-engineering of the design process of the buildings to identify methods and rules for modeling them, leading to the creation of a parametric dataset model (PDSM); (2) artificial intelligence to develop an artificially intelligent completion model (AICM) capable of reconstructing fragmentary plans. The methodological

---

\* Corresponding author: [zaineb.naifer@uclouvain.be](mailto:zaineb.naifer@uclouvain.be)

framework includes five steps (data analysis, preprocessing, algorithm selection, plan completion, and post-processing). Two steps are particularly developed here: (1) data analysis leading to the creation of the PDSM; (2) the selection of the appropriate algorithm for the AICM model. The studied corpus consists of 29 roman imperial baths (23 located in North Africa and 6 in Rome), which show variations in the progress of excavations and the availability of documentation.

**Keywords.** reverse engineering, artificial intelligence, parametric design, imperial roman baths, North Africa

## 1 Contexte, objectif et méthode de recherche

La méthode de rétroconception architecturale présentée ici s'intègre dans la continuité de plusieurs recherches menées à l'École Nationale d'Architecture et d'Urbanisme de Tunis (ENAU) : (1) à partir des travaux d'Herbert A. Simon, d'Arthur Koestler et de Michel Serres, Mounir Dhouib [1] a élaboré un modèle topologique et cognitif permettant de comprendre une architecture donnée par sa décomposition en plein (les parois et la toiture) et en vide (les espaces intérieurs) ; (2) ce modèle a été testé par Karim Bouaita [2] en l'appliquant à l'analyse et à la décomposition d'un corpus de thermes impériaux romains (Rome et Tunisie), pour reconstituer, à rebours, le processus de conception architecturale et pour retrouver les règles régissant les plans de ces édifices ; (3) la recherche a été prolongée par Imen Soussi [3] en étudiant le vide, à l'aide d'un logiciel statistique (SPSS) et d'une modélisation paramétrique (Rhinoceros3D/Grasshopper), pour déduire la forme de la toiture d'un composant élémentaire à partir de la géométrie de sa trace au sol.

Par transposition, le processus de *rétroconception* est *analogue* au concept informatique de la *reverse engineering* [ingénierie inverse], initialement utilisé dans le cadre de l'étude de cycles de vie de programmes informatiques [4]. Ce concept a été ensuite utilisé en ingénierie et plus particulièrement en mécanique. La *rétro-ingénierie* est « l'analyse de la structure d'un objet préexistant, pour *redécouvrir* les techniques d'élaboration et de fabrication ayant permis de le construire, ou dans le but d'en dévoiler les secrets, afin de l'exploiter » [5]. Sans être nommée comme telle, la rétro-ingénierie est une pratique ancienne. Ainsi, l'historien grec Polybe du II<sup>e</sup> BCE explique dans ses *Histoires* [6] que les romains, après avoir capturé et analysé la composition d'une birème phénicienne, en ont copié et amélioré les techniques de fabrication. Ce concept a été ensuite transposé à l'étude des processus de conception architecturale sous le nom de *rétroconception*.

En partant de l'idée que le mot *processus* indique le fait d'*avancer, pas à pas, pour aboutir à quelque chose* et que la *conception* dénote l'effort cognitif de *prendre ensemble par la pensée*, alors tout *concepteur* engagé dans un processus de conception opère sur une succession d'états du modèle mental qu'il lui associe [7]. De là, opérer une rétroconception est la tentative de décrire, à rebours, cette succession d'états pour élargir la connaissance du processus de projection ayant présidé à l'instauration d'un édifice, accessible aujourd'hui de manière *incomplète* parce qu'il est en ruine.

Le présent article décrit un plan détaillé d'une méthode originale de restitution de plans de thermes impériaux romains d'Afrique du Nord intégrant la rétroconception paramétrique et l'intelligence artificielle. L'objectif est double : (1) construire un *Parametric DataSet Model* (PDSM) par le biais de la rétroconception paramétrique, utilisant Rhinoceros3D/Grasshopper, sur une collection d'objets patrimoniaux (un corpus de thermes impériaux romains) ; (2) présenter la structuration de l'algorithme du *Artificial Intelligence Completion Model* (AICM), en cohérence avec les scripts paramétriques dérivés du PDSM,

afin de développer un modèle capable de compléter et de restituer les plans des thermes incomplets.

## 2 Apprentissage automatique en architecture

La méthode de rétroconception présentée ici tire parti de l'*intelligence artificielle* (IA), en particulier de l'*apprentissage automatique* (ML).

La conférence de Dartmouth [8] est habituellement citée comme point de départ de l'instauration de l'IA en tant que champ autonome. Depuis lors, le domaine s'est considérablement étoffé, parallèlement au récent renouvellement de l'engouement pour l'approche connexionniste (apprentissage par expérience), longtemps éclipsée par les résultats de l'approche symbolique (systèmes experts). En effet, après la définition du premier modèle de « neurone artificiel » [9], d'un modèle d'interaction entre les cellules du cerveau [10], puis de l'« apprentissage machine » [11] lors de la création de programmes auto-apprenant à jouer aux dames, ainsi que l'élaboration du Perceptron [12] entraîné pour reconnaître des formes, l'approche connexionniste poursuit encore son objectif de créer une *machine neuronale universelle* en proposant différentes structures de réseaux de neurones artificiels (ANNs) : *récurrents* [13], *parallèles* [14], *bayésiens* [15], ou encore, *multicouches* dans le cas de l'*apprentissage profond* (DL) [16].

Un modèle du ML est « un procédé algorithmique spécifique qui permet de construire une fonction de prédiction  $f$  à partir d'un jeu de données d'apprentissage » [17]. Si bien que l'IA « permet à une machine de reconnaître une image, de transcrire la voix d'une langue à une autre, de traduire un texte, d'automatiser la conduite d'une voiture ou le pilotage d'un procédé industriel » [18]. Le ML doit être distingué du DL qui « caractérise un réseau de neurones artificiels, dont l'architecture et le fonctionnement sont inspirés de ceux du cerveau. » [18].

En tant qu'outil d'assistance de prise de décision, le DL propose déjà de nombreuses applications en architecture et en patrimoine [19]. Des *réseaux antagonistes génératifs* (GANs) [20] sont notamment utilisés et ils mettent en compétition deux ANNs : (1) un *générateur* qui crée des données ; (2) un *discriminateur* qui évalue si les données sont réelles ou fausses. Ainsi, Xavier Marsault propose « une génération automatique des voiries, des places et d'éléments de décor urbain à partir des empreintes au sol et de la hauteur des bâtiments (provenant du monde réel ou de calcul) », par « l'application d'un algorithme d'optimisation par colonies de fourmis » [21], et il teste comment mettre à profit des GANs pour l'aide à la conception en phase d'idéation [22]. De même, à partir d'un GAN, Weixin Huang et Hao Zheng appliquent *pix2pixHD* – permettant la traduction d'image à image – pour reconnaître et générer des dessins architecturaux et des plans d'appartements [23]. Enfin, en mettant plusieurs GANs en réseau, Stanislas Chaillou propose un outil *ArchiGAN* de génération de plans capable d'améliorer ses résultats à partir des inputs successifs des utilisateurs [24] – boucle entre la machine et le concepteur – et décomposant le processus en trois étapes successives réalisées par des réseaux indépendants : l'empreinte, la définition du programme et l'ameublement [25].

Pour la génération des plans, de nombreuses approches ont déjà été explorées, faisant souvent appel au DL, via l'usage de GANs. Néanmoins, la méthode proposée ici pour la restitution de plans incomplets n'utilise volontairement pas le DL et elle suggère l'utilisation d'un système de sous-modèles de ML soigneusement articulés. Elle se distingue en combinant de manière originale des ANNs avec les *outputs* de la rétroconception architecturale (une méthode encore peu utilisée dans les études patrimoniales). Contrairement aux méthodes traditionnelles, souvent confinées à une restitution visuelle, le modèle présenté ici incorpore une rétroconception approfondie des données (les édifices romains).

Pour opérer la restitution des thermes, un processus intelligent passe par ces cinq phases : (1) L'analyse de données (comprenant le traitement et la collecte des données) vise à extraire les attributs indispensables à la rétroconception, selon une classification établie en fonction des données déjà disponibles : géométriques, dimensionnels, relationnels et d'organisation spatiale. À ce stade, l'objectif est de garantir qu'un ensemble de données aussi complet et détaillé que possible est disponible pour l'entraînement du modèle AICM, en construisant le modèle PDSM et en calculant les données de manière paramétrique ; (2) le prétraitement des données à travers une normalisation, pour les rendre exploitables par le modèle obtenu, pouvant impliquer la gestion des valeurs manquantes, suppression des doublons... ; (3) le choix de l'algorithme convenable [17] sachant que, compte tenu de la complexité de l'architecture romaine, le modèle le plus approprié choisi est un réseau de neurones multicouches catégorisés selon les sous-modèles à construire ; (4) la complétion des plans ; (5) le post-traitement des données (inférence causale) réalisé par : (a) l'évaluation du modèle : une fois entraîné, son efficacité et sa performance sont évaluées à l'aide de données de test ; (b) l'amélioration du modèle : lorsqu'il ne donne pas les résultats souhaités, certains paramètres ou la structure de réseau de neurones peuvent être ajustés.

Dans cet article, l'analyse des données et la sélection de l'algorithme approprié sont les deux niveaux traités en détail. Toutefois, le prétraitement des données, qui intervient entre ces deux étapes, ainsi que les phases de complétion des plans et d'inférence causale nécessitent une exploration plus approfondie. La complétion des plans a été initialement abordée de manière théorique, en référence aux travaux de Viollet-le-Duc, envisagée ici sous le prisme des « limites et perspectives ». L'introduction de l'inférence causale est également importante pour enrichir le cadre méthodologique. Ensemble, ces phases sont indispensables pour achever la méthodologie proposée et surtout valider la méthode de restitution proposée.

### 3 Corpus des thermes impériaux romains

Le corpus étudié (*cf.* fig. 1) est une collection de 29 thermes impériaux romains ( $T_i$ ) (11 en Tunisie, 10 en Algérie, 2 en Libye et 6 à Rome), leur degré de fouille est variable (non fouillé (/), dégagé partiellement (M) ou dégagé en totalité (+)). De même le degré de documentation de leurs plans varie (inconnus (0), partiellement connus (+/-), complètement connus (1)). L'analyse de la collection des thermes, présentée ci-dessous, se focalise sur le « paradigme structural » du « modèle topologique cognitif » de Dhouib [1].

### 4 Rétroconception paramétrique du corpus (PDSM)

La construction du modèle PDSM (*cf.* fig. 2.1) repose sur une rétroconception paramétrique itérative qui se régénère avec l'intégration de nouvelles données. Cette démarche commence par l'extraction des données pour former la *data base*. Les données sont recueillies à travers le dessin de documents graphiques, notamment les plans existants des thermes impériaux romains. Une fois ces données extraites, les plans sont classés en fonction de leur état de conservation : en plans complets et en plans avec lacunes.

La rétroconception architecturale est mise en œuvre sur les données préalablement extraites, comprenant une collection de thermes bien documentée. Les thermes partiellement documentés sont utilisés pour clarifier des concepts clés, enrichissant ainsi le modèle final. Cette méthode implique une décomposition des plans architecturaux des thermes en composants élémentaires [1] (le *caldarium*, le *frigidarium*...). L'objectif est de déterminer les méthodes de construction supposées originelles, ce qui permet de reconstituer le processus de conception initial et de calculer les attributs spécifiques à chaque composant architectural.

ID		thermes impériaux romains	m <sup>2</sup>	dégré de fouille	dégré de documentation
T <sub>1</sub>	Tunisie	El Knissia, Sousse, date inconnue.	1 600	M	1
T <sub>2</sub>		Karthago : grands thermes d'Antonin, Carthage, c.145-161 CE.	18 000	+	1
T <sub>3</sub>		Mactaris : grands thermes Est, Maktar, 199 CE.	3 600	M	1
T <sub>4</sub>		Sicca Veneria : grands thermes, El Kef, début III <sup>e</sup> s.	> 4 000	M	+/-
T <sub>5</sub>		Thelepte : grands thermes, Kasserine, date inconnue.	> 3 000	M	+/-
T <sub>6</sub>		Thugga : thermes d'Aïn Doura, Dougga, fin II <sup>e</sup> s.-début III <sup>e</sup> s. ?	> 3 300	M	+/-
T <sub>7</sub>		Thugga : thermes Antoniniens, Dougga, 212-217 CE.	1 700	+	1
T <sub>8</sub>		Uthina : grands thermes, Oudna, début du II <sup>e</sup> s.	> 3 200	M	+/-
T <sub>9</sub>		Utica : grands thermes, Utique, date inconnue.	5 990	M	+/-
T <sub>10</sub>		Bulla Regia : grands thermes Sud, Bulla Régia, date inconnue.	3 300	/	0
T <sub>11</sub>		Membressa, Mejez El Bab, date inconnue.	> 1 350	/	+/-
T <sub>12</sub>	Algérie	Caesarea, grands thermes Ouest, date inconnue.	5 500	/	1
T <sub>13</sub>		Cuicul, grands thermes Sud, 183-184.	3 000	+	+/-
T <sub>14</sub>		Cuicul, thermes du capitole, II <sup>e</sup> s. (première moitié ?)	1 200 -1 300	M	+/-
T <sub>15</sub>		Hippo Regius, grands thermes Sud, 198 au plus tard.	1 500 -2 000	+	+/-
T <sub>16</sub>		Lambaesis, grands thermes, dernières années du II <sup>e</sup> s.	3 100	M	1
T <sub>17</sub>		Lambaesis, thermes du Camp, Hadrien.	2 700	+	+/-
T <sub>18</sub>		Tubusuptus, grands thermes, époque sévérienne et plus tard ?	3 000	M	+/-
T <sub>19</sub>		Thamugadi, grands thermes Nord, Timgad, date inconnue.	4 400	/	1
T <sub>20</sub>		Calama, Guelma, II <sup>e</sup> s.	3 000	+	+/-
T <sub>21</sub>		Tiddis, date inconnue.	?	/	0
T <sub>22</sub>	Libye	Leptis Magna, grands thermes Sud, Hadrien, 126-127 CE.	13 870	+	1
T <sub>23</sub>		Leptis Magna, thermes du bord de la mer, I-II <sup>e</sup> s.	1 914	M	1
T <sub>24</sub>	Rome	Thermes de Néron, 62 CE.	21 500	M	1
T <sub>25</sub>		Thermes de Titus, 80 CE.	4 500	M	1
T <sub>26</sub>		Thermes de Trajan, 104-109 CE.	20 500	M	1
T <sub>27</sub>		Thermes de Caracalla, 212-216 CE.	24 000	+	1
T <sub>28</sub>		Thermes de Dioclétien, 298 à 306 CE.	35 500	+	1
T <sub>29</sub>		Thermes de Constantin, 315 CE.	13 000	M	1

**Fig. 1.** Le corpus des thermes impériaux romains étudiés.

À partir des objectifs définis et des résultats attendus pour chaque sous-modèle de ML (cf. fig. 4), les données sont identifiées et classifiées en fonction de différents attributs dans un tableau structuré (cf. fig. 2.2). Cette classification permet de déterminer comment chaque attribut se rapporte à des informations précises, de composants élémentaires à l'entité globale. Elle identifie également les attributs nécessaires à l'entraînement de chaque sous modèle ML. Par exemple, pour la prédiction des programmes spécifiques des espaces, correspondant au ML1 (cf. fig. 4), la décomposition du plan architectural permet de distinguer des composants élémentaires classés selon leur vocation (*caldarium*, *frigidarium*...). Les données pertinentes sont ainsi définies pour saisir les particularités de chaque programme. Ainsi, un ensemble de données est établi pour préciser la fonction de chaque espace, avec des caractéristiques (*features*) spécifiques (orientation, nombre de relations, longueur, largeur, surface utile totale par composant, surface utile par rapport au secteur...) attribuées à chacun, permettant de différencier un espace d'un autre.

Pour enrichir la base de données destinée à l'entraînement en ML, des principes d'organisation peuvent être identifiés tels que l'axialité, la symétrie et la centralité du *frigidarium* à partir des attributs classifiés. Le recours à la création de fragments artificiels est également envisageable. Lorsque les plans complets collectés et les caractéristiques associées calculées, des fragments peuvent être créés en masquant intentionnellement certaines parties des plans. Cette approche permet de simuler des ruines en dissimulant

certaines espaces dans les plans complets. Par exemple, dans un plan complet, le *frigidarium* peut être masqué, tandis que les autres parties restent visibles, rendant progressivement la tâche plus complexe en augmentant le nombre d'espaces cachés, jusqu'à ne laisser qu'un seul fragment. Ces fragments artificiels serviront à entraîner le modèle à compléter les espaces manquants. Cet article propose une approche originale qui maximise l'utilisation des données disponibles, malgré leur nature fragmentaire, en intégrant des caractéristiques communes entre les thermes et d'autres édifices, afin de renforcer la base de données pour l'entraînement des modèles de ML.

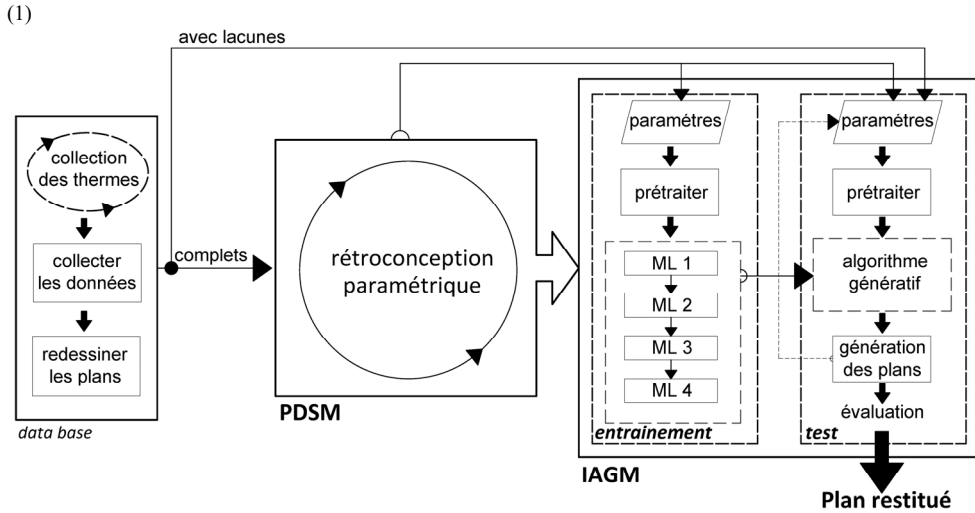
En convertissant ces données en paramètres dans Rhinoceros3D/Grasshopper, une bibliothèque d'objets paramétriques est créée, conduisant à l'élaboration d'un modèle PDSM. Sous la forme d'un système englobant un ensemble de jeux de données paramétriques modifiables et ajustables, le modèle est capable de s'adapter et d'intégrer de nouveaux objets architecturaux à la collection, offrant ainsi une flexibilité et une capacité d'évolution continue. Les grands thermes d'Antonin à Carthage sont utilisés comme exemple pour illustrer des échantillons du script établi sur Grasshopper, organisés en fonction des résultats attendus de chaque sous-modèle du AICM (cf. fig. 3). Spécialement conçu pour expliciter les principes et concepts sous-jacents, le modèle PDSM servira à entraîner le modèle AICM et à former une archive numérique pour la rétroconception des édifices de la collection étudiée.

## 5 Sélection de l'algorithme du modèle AICM

Pour créer le modèle AICM (cf. fig. 2.1) capable de restituer un plan fragmenté dans son intégralité, deux phases principales doivent être développées : l'entraînement et le test. Bien que leurs objectifs diffèrent, ces deux phases suivent une séquence similaire d'actions et de traitements réalisés par la machine.

(1) *La phase d'entraînement* : la machine assimile progressivement les données étiquetées afin de créer et d'ajuster ses paramètres internes, elle « converge vers une meilleure approximation du phénomène que les données documentent » [24]. Elle apprend donc un rapport de correspondance entre une série de variables prédictives les attributs (*features*) et une variable cible (*target*). La phase d'entraînement du modèle AICM commence par l'utilisation du modèle PDSM qui sert de données d'entrée (*input*) ; (2) *La phase de test* : correspondant à une phase de restitution, comprend la structuration du modèle à partir de données préalablement acquises pour permettre au concepteur d'évaluer sa performance ou prendre des décisions et surtout d'ajuster le modèle pour qu'il soit le plus performant possible.

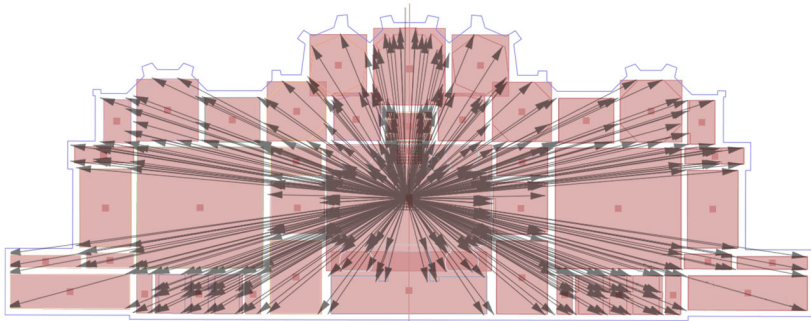
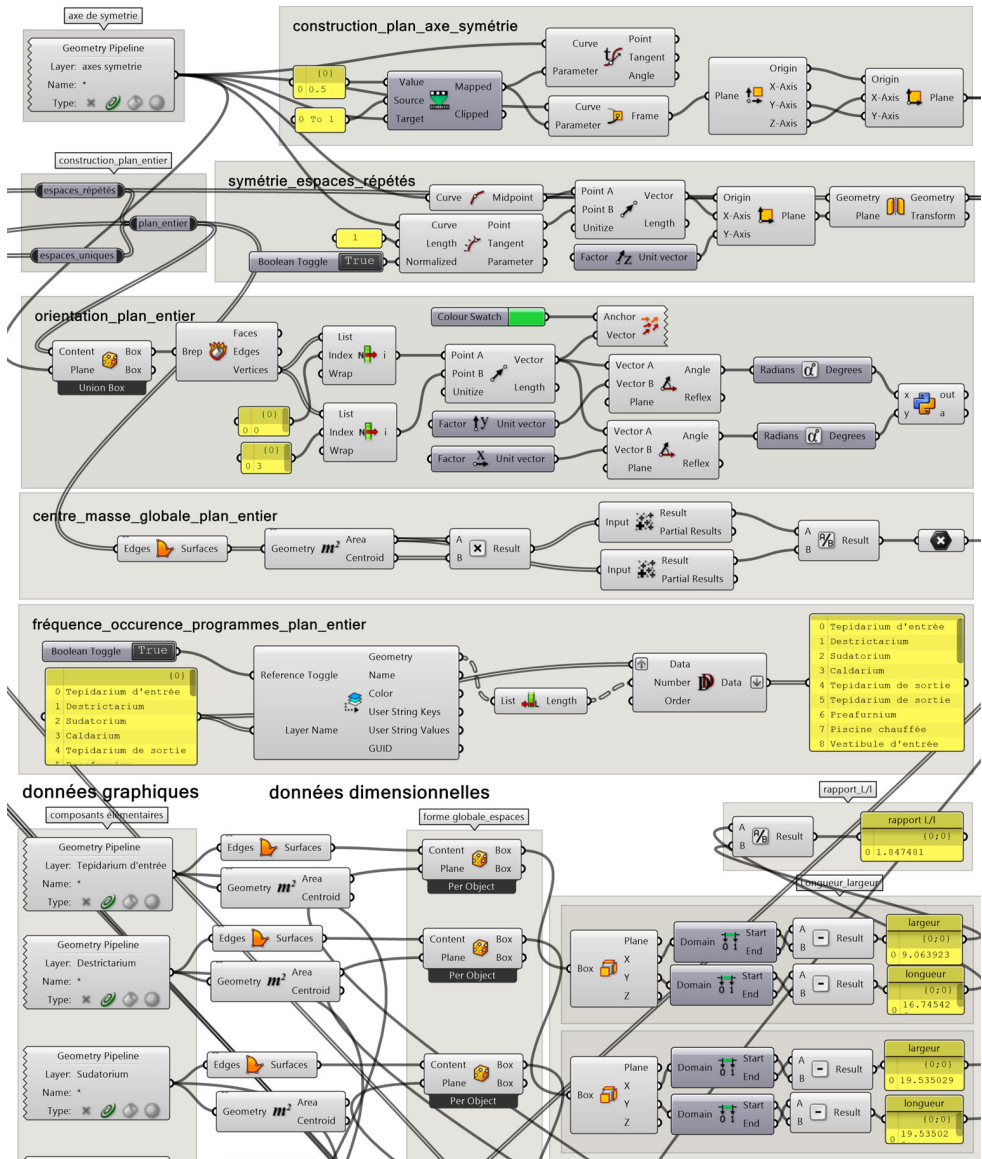
Pour montrer théoriquement la démarche du modèle AICM, un édifice thermal spécifique est sélectionné comme cas de test. Au cours de cette phase de test, l'input est représenté par un extrait partiel du plan. Dans cet exemple, le choix s'est porté sur le plan des thermes d'Aïn Doura, disponible sous une forme fragmentaire. En fin de processus, le plan complet présenté dans le schéma (cf. fig. 4) constitue une tentative de restitution par la méthode générative réalisée par Bouaita [2].



(2)

attribut	features	explication du format	a	b	c	d	ML 1	ML 2	ML 3	ML 4
géométrique	centre de gravité	calcul du <i>centroid</i> des éléments	*		*		*	*	*	*
	orientation	l'angle formé entre l'axe de symétrie et l'axe choisi comme référence (axe y = axe Nord)	*	*	*		*	*	*	*
	symétrie	calcul à partir des axes de symétrie	*		*		*	*	*	*
	formes englobantes	calcul de L, l, du rapport Q, de la surface	*		*		*	*	*	*
dimensionnel	surface	calcul de surface des formes	*	*	*	*	*	*	*	*
	périmètre	calcul de périmètre des formes	*		*		*		*	*
	proportions	des composants élémentaires par rapport à la surface totale, leur distribution dans deux secteurs et la quantité de matière dans un plan	*	*	*	*	*	*	*	*
	indice de compacité	calcul de la surface de chaque espace par le carré du périmètre global du plan, ainsi que le rapport entre la surface totale et ce même carré	*		*		*		*	*
	indice de circularité	sa formule est $(4 * \pi * x) / (y^2)$ et calcule la régularité des espaces dans un plan			*		*		*	*
relationnel	relations typologiques (matrice d'incidence)	calcul des distances entre les centres de gravité des espaces, présenté sous forme de matrice (chaque cellule indiquant la distance entre deux centres), et des coordonnées du centre de chaque espace par rapport au plan et à la distance entre les points de contour de l'emprise au sol et le centre de gravité du plan	*		*		*	*	*	*
d'organisation/spatial	fréquence d'occurrence	fréquence d'apparition de chaque type de composant élémentaire dans un plan entier			*			*		
	type d'usage (ID)	étiquette qualitative indiquant le type d'usage de l'espace, les emprises au sol et les axes de symétrie spécifique à chaque plan	*		*		*			
	génération des murs	le vide génère le plein				*				*

**Fig. 2.** La correspondance du PDSM à l'IACM. (1) Canevas de méthode paramétrique et artificiellement intelligent pour une restitution architecturale ; (2) Inventaire des attributs tabulaires. ((\*) indique si l'attribut est calculé dans les différents éléments et sa pertinence pour les sous-modèles ML) ; a : le plan entier, b : un secteur (chauffé/froid), c : les composants élémentaires (le vide), d : la quantité de la matière (les murs : le plein).



**Fig. 3.** Echantillon de script montrant quelques paramètres relevés sur Grasshopper d'un plan type (grands thermes d'Antonin, Carthage).

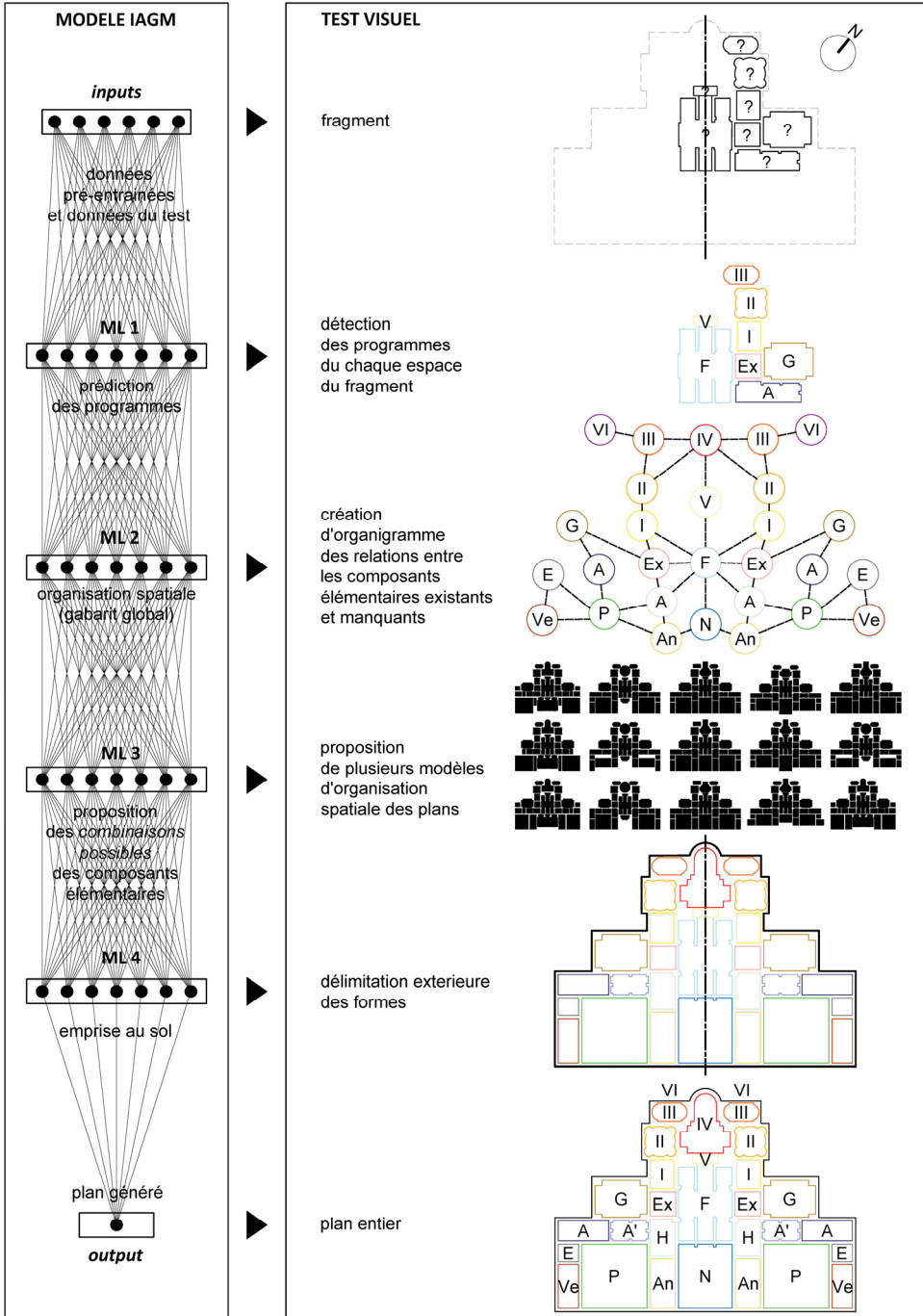
Le modèle AICM global sera divisé en plusieurs sous-modèles (ML1, ML2, ML3, ML4) inspirés du DL. Chaque sous-modèle produisant un résultat initial qui guide le développement du suivant, permettant ainsi les ajustements nécessaires par le concepteur. Cette démarche, qualifiée d'« approche multimodale » [25], en anglais « *multi-modal* » ou « *multi-objective* », optimise non seulement l'utilisation des données, mais explore également les capacités des réseaux de neurones multicouches avec un nombre restreint de spécimens. La méthode proposée vise à approfondir la compréhension théorique de l'enchaînement et de l'articulation des réseaux neuronaux, tout en définissant la structure optimale du PDSM en fonction des *outputs* générés par les différents sous-modèles.

Le modèle devrait être entraîné pour assembler des composants élémentaires déduits et reconstituer le plan entier de l'édifice dans une emprise au sol définie par la suite, tout en respectant les paramètres du fragment déjà existant. Plus précisément, l'approche permettra de développer un algorithme capable de traiter automatiquement un plan en 2D, représentant les enveloppes séparatives [1] (l'interface entre le vide et le plein : les contours extérieurs des espaces architecturaux) d'un édifice thermal partiellement préservé.

L'algorithme du modèle AICM final est structuré comme suit (cf. fig. 4) :

(1) la *prédiction des programmes* (ML 1) : à cette étape, l'*input* est constitué d'un fragment du plan incomplet, et en *output*, le modèle identifie à la fois la fonction du fragment existant et le programme minimal à compléter. L'apprentissage est supervisé, permettant au système de s'ajuster progressivement jusqu'à reconnaître avec précision chaque composant élémentaire, qu'il s'agisse d'un *Frigidarium*, d'un *Caldarium*, ou d'autres espaces thermaux. Cette aptitude à identifier et à traiter une diversité de fragments est connue par la capacité de généralisation du modèle [8], c'est-à-dire la capacité à donner la bonne réponse pour des exemples des plans qu'elle n'a pas vus durant l'apprentissage. Certaines erreurs peuvent affecter la performance du modèle de ML ce qui nécessite le recours à des stratégies pour les minimiser ; (2) l'*organisation spatiale* (ML 2) : Pour pouvoir compléter le plan donné tout en respectant les adjacences significatives, les dimensions caractéristiques des espaces et la position du fragment existant, le modèle propose une répartition des pièces.

Ce qui permet d'aboutir à l'assemblage et à la disposition des espaces, ainsi qu'à réussir l'interaction entre les composants élémentaires. Le type de relation est significatif pour l'assemblage : la structure des plans des thermes impériaux s'exprime par un ensemble de lois de composition qui traduisent l'étude des relations entre les composants d'un système parallèlement à l'étude des caractéristiques des éléments eux-mêmes ; (3) la *proposition des combinaisons possibles des composants élémentaires* (ML 3) : la logique adoptée par ce modèle consiste à identifier un *tracé régulateur* commun entre les différents composants élémentaires appartenant à un même programme. L'objectif est de trouver la combinaison qui respecte au mieux les contraintes et les logiques formelles propres à ces composants élémentaires. Une fois les espaces agencés, le modèle propose des configurations optimales qui intègrent ces éléments, en tenant compte des relations spatiales et fonctionnelles existantes entre eux, afin de créer une disposition cohérente et fidèle aux principes architecturaux des thermes ; (4) la *déduction de l'emprise au sol* (ML 4) : la dernière *loop* conduit le principe de génération à son niveau le plus complet. Elle consiste à relever le défi suivant la création d'une empreinte de l'édifice thermal approprié pour une combinaison des composants élémentaires choisie par le concepteur dans le modèle précédent.



- |                              |                             |                          |                          |
|------------------------------|-----------------------------|--------------------------|--------------------------|
| I : tepidarium (entrée)      | VI : preafurnium            | P : palestra             | E : escalier             |
| II : dstrictarium            | VII : piscine chauffée      | N : natatio              | Ap : annexes de palestra |
| III : sudatorium / laconicum | F : frigidarium             | Ve : vestibule d'entrée  | An : annexes du natatio  |
| IV : caldarium               | A : apodyterium (baigneurs) | H : hall de distribution | G : gymnasium            |
| V : tepidarium (sortie)      | A' : apodyterium (sportifs) | Ex : exèdre              | U : unctorium            |

**Fig. 4.** Processus de génération du plan avec le réseau de neurones (plan des thermes d'Aïn Doura).

## 6 Limites et perspectives

Ce travail a pour finalité de proposer un canevas méthodique qui se distingue par une réflexion originale, privilégiant une distribution des tâches à travers une succession de modèles de ML, plutôt que par l'utilisation directe du DL, pour redessiner un plan complet des thermes impériaux romains en Afrique du Nord. Le modèle AICM utilise le jeu de données du PDSM pour générer des représentations complètes des édifices thermaux, même à partir de fragments partiels. Cette approche permet non seulement de visualiser les hypothèses sur l'apparence des édifices originels, mais aussi de produire des restitutions architecturales cohérentes avec les méthodes et les styles de l'époque romaine. La restitution architecturale, telle que présentée ici, vise à reconstituer un édifice dans un état considéré comme original, souvent altéré par le passage du temps. En théorie et en pratique du patrimoine, cette posture interventionniste suscite des débats sur l'authenticité et la méthode appropriée. Emmanuel Viollet-le-Duc [26], illustre parfois une préférence pour l'invention plutôt que pour la fidélité historique, proposant des états complets qui n'ont peut-être jamais existé. Malgré cela, la restitution répond aussi à un besoin identitaire profond. Viollet-le-Duc abordait la question des limites acceptables dans la restitution, reconnaissant l'incertitude liée à l'usage des outils de génération de plans. Ces outils, bien qu'imparfaits, fournissent des indications précieuses pour envisager ce à quoi les édifices pourraient ressembler, tout en respectant des règles de composition établies. Sa méthode, empreinte de rationalité et ancrée dans un contexte romantique, admettait les limites de ses connaissances tout en aspirant à une démarche scientifique rigoureuse, intégrant les incertitudes sans compromettre la rigueur nécessaire à la rétroconception architecturale.

Les résultats de l'organisation et de la structuration du PDSM, ainsi que son adéquation avec l'algorithme proposé du modèle AICM, offrent plusieurs possibilités d'exploration : (a) la production de connaissances spécifiques aux thermes ; (b) l'intégration du modèle dans un contexte pédagogique, pour soutenir des situations d'apprentissage ; et (c) une fois les autres étapes du processus menant à la restitution achevées, et si les résultats s'avèrent concluants, le modèle PDSM pourra être généralisé afin d'être appliqué à d'autres catégories d'édifices du système architectural romain, tels que les amphithéâtres, les temples, et autres constructions similaires.

## Références

1. M. Dhoubi, *De la construction de connaissances à la création : modélisation du processus de conception architecturale* (ENAU, UCAR, Tunis, 2004)
2. K. Bouaita, *Rétro-conception architecturale : le modèle des thermes impériaux romains de tunisie* (ENAU, UCAR, Tunis, 2015)
3. I. Soussi, *Rétroconception paramétrique des thermes impériaux de Rome* (ENAU, UCAR, Tunis, 2019)
4. E. J. Chikofsky and J. H. Cross, *Reverse engineering and design recovery: a taxonomy*, IEEE Software **7**, 13 (1990)
5. D. Claeys and Z. Naifer, *Méthodes de reconception architecturale : imitation, modularité, typologie et paramétrisme*, DNArchi **2** (2022)
6. Polybe, *Histoire de Polybe. Tome 2 / nouvellement traduite du grec*, aux dépens de la Compagnie Amsterdam (1729)
7. D. Claeys, *Physiological and cognitive discontinuities: From mythical mediation to implicit discretization of architectural design tools*, Frontiers of Architectural Research **12**, 1 (2023)

8. J. McCarthy, M. L. Minsky, N. Rochester, and C. E. Shannon, *A Proposal for the Dartmouth Summer Research Project on Artificial Intelligence*, *AI Magazine* **27**, 12 (2006)
9. W. S. McCulloch and W. Pitts, *A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity*, *The Bulletin of Mathematical Biophysics* **5**, 4 (1943)
10. D. O. Hebb, *The Organization of Behavior. A Neuropsychological Theory* (John Wiley & Sons, New York, NY, 1949)
11. A. L. Samuel, *Some studies in machine learning using the game of checkers*, *IBM Journal of Research and Development* **3**, 3 (1959)
12. F. Rosenblatt, *The perceptron : A probabilistic model for information storage and organization in the brain.*, *Psychological Review* **65**, 6 (1958)
13. J. J. Hopfield, *Neural networks and physical systems with emergent collective computational abilities*, *Proceedings of the National Academy of Sciences* **79**, 8 (1982)
14. Rumelhart, D. E., J. McClelland, and J. L., *Parallel Distributed Processing: Explorations in the Microstructure of Cognition. Volume 1. Foundations* (1986)
15. J. Pearl, *Probabilistic Reasoning in Intelligent Systems: Networks of Plausible Inference* (Morgan Kaufmann, San Francisco, 1988)
16. Y. Le Cun, Y. Bengio, and G. Hinton, *Deep Learning*, *Nature* **521**, 7553 (2015)
17. P. Lemberger, M. Batty, M. Morel, and J.-L. Raffaëlli, *Big Data et Machine Learning. Les concepts et les outils de la data science* (Dunod, Paris, 2015)
18. L. C. Yann Le Cun, *Quand la machine apprend. La révolution des neurones artificiels et de l'apprentissage profond* (Odile Jacob, 2019)
19. R. Razavi-Far, A. Ruiz-Garcia, V. Palade, and J. Schmidhuber, editors, *Generative Adversarial Learning: Architectures and Applications* (Springer International, Cham, 2022)
20. I. J. Goodfellow, J. Pouget-Abadie, M. Mirza, B. Xu, D. Warde-Farley, S. Ozair, A. Courville, and Y. Bengio, *Generative Adversarial Networks*, *Proceedings of the 27<sup>th</sup> International Conference on Neural Information Processing Systems* **2**, (2014), pp. 2672–2680
21. X. Marsault, *Reconnaissance automatique de réseaux viaires urbains plausibles via un algorithme d'optimisation par colonies de fourmis*, *Ingénierie des systèmes d'information* **17**, 1 (2012)
22. X. Marsault and H. M.-C. Nguyen, *Les GANs : stimulateurs de créativité en phase d'idéation*, *SHS Web of Conferences* **147**, 2 (2022)
23. W. Huang and H. Zheng, *Architectural Drawings Recognition and Generation through Machine Learning*, *Proceedings of the 38<sup>th</sup> Annual Conference of the Association for Computer Aided Design in Architecture* (2018), pp. 156–165
24. S. Chaillou, *L'intelligence artificielle au service de l'architecture* (Le Moniteur, Paris, 2021)
25. S. Chaillou, *AI + Architecture | Towards a New Approach* (GSD, Harvard University, 2019)
26. E. E. Viollet-le-Duc, *Dictionnaire raisonné de l'architecture française du XI<sup>e</sup> au XVI<sup>e</sup> siècle* (A. Morel, Paris, 1866)