

# Repenser les collections patrimoniales par le prisme de l'IA 2025

Emmanuelle Bermès<sup>1</sup>, Marion Charpier<sup>1</sup>

<sup>1</sup> École nationale des chartes - PSL, Centre Jean-Mabillon

6 février 2025

## Résumé

*Le projet TORNE-H explore l'intégration de l'IA dans le traitement documentaire et scientifique des collections muséales. Centré sur le fonds Henrot du musée des Arts décoratifs (MAD), il vise à optimiser l'inventaire, l'indexation et la valorisation des œuvres grâce à des techniques avancées d'analyse d'images. Porté par MAD, l'École nationale des chartes et la BnF, il cherche à repenser la coopération humain-machine et à développer des processus reproductibles pour d'autres institutions patrimoniales.*

## Mots-clés

*Vision par ordinateur, Collections patrimoniales, Musée, coopération humain-machine*

## Abstract

*The TORNE-H project explores the integration of AI in the documentary and scientific processing of museum collections. Focused on the Henrot collection at the musée des Arts décoratifs (MAD), it aims to optimize the inventory, indexing, and promotion of artworks through advanced image analysis techniques. Led by MAD, the École nationale des chartes, and the BnF, the project seeks to rethink human-machine collaboration and develop reproducible processes for other heritage institutions.*

## Keywords

*Computer vision, Heritage collections, Museum, Human-machine cooperation*

## 1 Introduction

Six cent quarante-trois années : c'est le temps estimé nécessaire pour réaliser l'inventaire et la description des près de 700 000 œuvres non inventoriées du seul département des dessins, papiers peints et photographies du Musée des Arts Décoratifs de Paris (MAD). Face à ce constat, le musée a pris contact en 2023 avec l'équipe Humanités numériques de l'École nationale des chartes (ENC) afin d'examiner si l'intelligence artificielle (IA) et la vision par ordinateur pouvaient contribuer à améliorer la découvrabilité des collections et à répondre à l'obligation de l'inventaire réglementaire.

De cette rencontre est né un projet commun, réunissant l'expertise du MAD sur les collections, l'ENC comme force de travail alliant connaissances en histoire de l'art et compétences en vision par ordinateur, ainsi que la Bibliothèque

nationale de France (BnF) pour son savoir-faire en matière de structuration et de traitement de données patrimoniales. Cette première collaboration fructueuse a incité les différentes institutions à poursuivre leurs travaux dans un cadre élargi, donnant naissance en 2024 au projet TORNE-H, financé pour un an par le Ministère de la Culture. En s'appuyant sur la maturité actuelle des modèles de vision par ordinateur, le projet vise à étudier les cas d'usage spécifiques du musée et à analyser comment l'automatisation de la description d'images peut influencer l'organisation des compétences et des tâches au sein de l'institution.

Dans cet article, nous présentons les premiers résultats obtenus avec la collection Jean Royère, les développements prévus avec la collection Henrot, ainsi que les perspectives pour l'opérationnalisation du processus à travers différents cas d'usage identifiés.

## 2 La collection Royère : l'art du *fine-tuning*

L'origine du projet d'IA au sein du MAD repose sur la collection spécifique du designer Jean Royère, dont le fonds d'archives, conservé au sein du département des dessins, papiers peints et photographies, a été donné par l'artiste au musée en 1980.

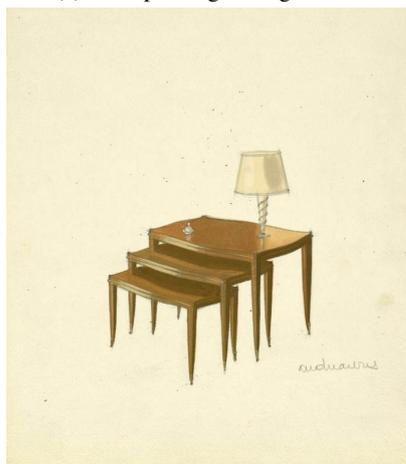
### 2.1 A propos de la collection

Jean Royère (1902-1981) est l'une des figures de proue de l'avant-garde française des années 1950. Artiste autodidacte, il quitte un emploi stable à l'âge de 29 ans pour devenir architecte d'intérieur, avec sa propre agence à partir de 1942[4, 3]. Anticipant l'essor du design biomorphique, des séries comme les chaises et fauteuils Œuf ou le canapé Ours-Polaire se vendent aujourd'hui plusieurs centaines de milliers d'euros aux enchères, atteignant parfois le [million](#).

Le fonds de dessins est constitué d'environ 18 000 objets répartis en quatre grandes catégories : les grandes gouaches (environ 400), les petites gouaches (1400), les calques de vue d'ensemble, classés par commanditaire (5500) et les calques d'exécution (plus de 10 500) (Fig. 1). Les grandes gouaches représentent le plus souvent des projets complets pour une pièce spécifique, permettant de rendre compte de la manière dont Jean Royère concevait l'articulation entre les différents objets. Les petites gouaches se présentent majoritairement sous la forme d'un objet unique réalisé au crayon de graphite et à la gouache. Parfois les variations



(a) Exemple de grande gouache



(b) Exemple de petite gouache



(c) Exemple de calque d'exécution

FIGURE 1 – Exemples issus du fonds de dessins Royère

d'un même objet sont représentées sur une seule gouache. C'est en particulier le cas des lampes dont le nombre d'abat-jours peut varier. Les petites gouaches peuvent également représenter une mise en contexte de l'objet principal, un bureau avec la chaise qui l'accompagne et un luminaire, par exemple. Les calques d'exécution sont constitués de deux grandes catégories. La première représente les différents modèles (fauteuils, canapés, luminaires, etc.) avec l'ensemble des dimensions et des vues variées : de face de profil et de  $\frac{3}{4}$ . La seconde catégorie est constituée des dessins de projet en cours de conception. Ces descriptions techniques des objets sont exécutées au crayon de graphite. À l'heure où nous écrivons ces lignes, aucune de ces 18 000 pièces n'est décrite dans la base de données des collections du musée, rendant la recherche d'un design spécifique particulièrement laborieuse. La complexité des motifs, l'absence de descriptions détaillées et le volume massif

d'éléments rendent l'identification manuelle longue et fastidieuse. Ainsi, la collection Royère constitue un cas d'utilisation très spécifique, centré sur les besoins des conservateurs du musée, et un corpus à la fois suffisamment homogène et particulièrement exigeant pour les modèles de vision par ordinateur les plus récents. Alors que ces modèles excellent dans la description globale de dessins en couleur, tels que les grandes gouaches, identifier un meuble spécifique au sein de cet ensemble demeure un véritable défi. Les calques d'exécution sont encore plus rares pour les modèles d'IA, qui ont été formés sur des bases de données iconographiques standard, issues d'Internet ou de corpus tels que [ImageNet](#). Par conséquent, pour générer des descriptions réellement utiles dans le cadre du cas d'usage Royère, un réglage fin est nécessaire.

## 2.2 Un processus itératif

La nature du fonds de dessins Royère et les contraintes spécifiques dont il fait l'objet nous ont amenées à préférer l'utilisation de modèle supervisé. Afin de créer des modèles les plus robustes qui soient, nous avons choisis d'utiliser l'algorithme YOLO (You Only Look Once) créé par Ultralytics, dans sa [version 9](#). Ce modèle a été conçu pour effectuer des tâches de détection d'objets : identifier et localiser des objets spécifiques dans une image. Le modèle génère des boîtes de délimitation autour des objets détectés, ce qui permet une classification rapide et efficace de chaque élément visible. Grâce à ce modèle, nous sommes en mesure d'identifier avec précision les meubles figurant dans chacun des dessins de Royère, de créer des boîtes englobantes pour isoler chaque objet dans l'image et de générer des métadonnées décrivant les objets, ou annotations, sur la base d'une ontologie simple de 23 concepts, qui répond aux contraintes techniques de la vision par ordinateur, tout en s'appuyant sur la classification créée par l'artiste lui-même.

Le traitement du fonds Royère, depuis la constitution des *datasets* successifs, suit un *workflow* conçu pour simplifier le traitement et permettre l'entraînement de modèles robustes de manière itérative. La première phase d'annotation du corpus a permis la création d'une vérité terrain riche de 159 images. Afin d'optimiser cette tâche, nous avons exploré différentes stratégies, notamment la déformation d'images, dans le but d'augmenter la taille des ensembles de données de vérité terrain grâce à des méthodes automatisées. La transformation de perspective applique un algorithme qui simule le type de déformation induit par la perspective, un aspect particulièrement pertinent pour notre corpus, notamment lorsqu'il s'agit d'identifier un meuble dans une vue de pièce. Lors de l'entraînement, nous avons choisi de ne pas utiliser un jeu de données de test, préférant déployer le modèle sur un nouveau jeu de données d'une centaine d'images. Les corrections apportées sont récupérées afin de générer les métriques d'évaluation du modèle et d'établir une nouvelle vérité terrain : les données corrigées servant ainsi à créer un nouveau dataset. Ce *workflow* permet de réduire le temps de traitement et de relancer de manière itérative de nouvelles sessions d'entraînement jusqu'à l'obtention d'un modèle suffisamment robuste.

Classes	Nb TP	Nb FP	Nb FN	Precision	Rappel	Score F1	Support
Armchair	60	18	36	0.769	0.625	0.690	96
Bar	3	4	2	0.43	0.60	0.50	5
Bed	24	10	10	0.706	0.706	0.706	34
Bookcase	36	9	15	0.800	0.706	0.750	51
Buffet	21	11	13	0.656	0.618	0.636	34
Chair	88	14	42	0.863	0.677	0.759	130
Fireplace	13	3	5	0.812	0.722	0.765	18
Lamp	96	6	42	0.941	0.696	0.800	138
Mirror	2	1	5	0.67	0.29	0.40	7
N° Model	58	4	6	0.935	0.906	0.921	64
Rectangle_stamp	28	1	0	0.966	1.000	0.982	28
Round_stamp	62	0	1	1.000	0.984	0.992	63
Sofa	26	7	24	0.788	0.520	0.627	50
Sponsor	75	4	5	0.949	0.938	0.943	80
Stool	9	4	3	0.69	0.75	0.72	12
Table	96	14	46	0.873	0.676	0.762	142
Wardrobe	10	0	7	1.000	0.588	0.741	17
curtain	30	1	11	0.968	0.732	0.833	41
plant	83	3	14	0.965	0.856	0.907	97
rug	50	5	7	0.909	0.877	0.893	57
Overall	870	119	294	0.8797	0.7474	0.8082	1164

FIGURE 2 – Model inference results Royere\_202231030\_x\_i640\_e100\_b8\_w24

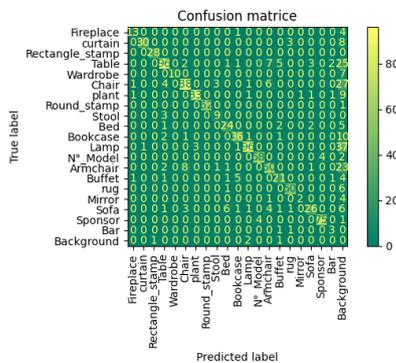


FIGURE 3 – Confusion matrix.

### 2.3 Premiers résultats et perspectives

Le traitement des images à l'aide de YOLOv9 a permis un enrichissement automatisé des métadonnées, tout en réduisant significativement le temps d'indexation. Nous présentons ici les métriques issues du projet. Les mesures obtenues (rappel, précision et score F1) lors des corrections nous ont permis de suivre l'évolution du modèle, tant pour chaque classe déterminée que pour l'ensemble des éléments. Comme le montre le tableau d'évaluation ci-dessus (Fig. 2), même après plusieurs itérations d'ajustement, certains objets restent difficiles à identifier. Cela concerne en particulier les objets les moins représentés, mais aussi ceux dont la forme est similaire, comme le met en évidence la matrice de confusion (Fig. 3) : le modèle peine à distinguer une chaise d'un fauteuil ou à détecter la présence d'une lampe. En revanche, certains éléments sont très bien prédits, notamment la présence de texte dans l'image.

Le degré de précision que nous recherchons pour répondre aux attentes du personnel du musée n'est pas encore atteint. Certaines classes, en particulier celles essentielles à la compréhension de la collection, échappent encore à une détection précise.

## 3 Pistes alternatives : une exploration des modèles de vision par ordinateur les plus récents

Alors que les modèles de vision par ordinateur deviennent de plus en plus précis et que de nouveaux modèles multimodaux voient le jour, la nécessité d'un tel processus de mise au point manuel, long et fastidieux, peut être remise en question. Pourrions-nous nous appuyer sur des modèles plus puissants et plus récents pour éviter cette étape ? L'exploration et l'évaluation de différents modèles est l'une des tâches de notre projet. Afin d'appliquer le prototype de workflow de Royère à d'autres collections, nous voulons adapter l'approche itérative pour tenir compte de l'évolution des modèles d'IA.

### 3.1 CLIP : une approche zéro-shot

Une autre limite de l'approche YOLO est l'absence d'une interface utilisateur graphique permettant de parcourir les résultats. Le personnel du musée souhaite pouvoir évaluer lui-même les résultats de ce processus de détection d'objets, et nous devons donc lui fournir un outil de recherche et de navigation. Pour ce faire, nous avons essayé une approche complètement différente avec CLIP.

CLIP (Contrastive Language-Image Pre-training) est un modèle open source développé par OpenAI qui relie des images à des descriptions en langage naturel[7]. Il permet d'interroger visuellement une collection en formulant des questions simples telles que « chaise rouge » ou « applique murale », ce qui facilite l'exploration des données sans nécessiter d'annotations complexes ni d'entraînement. Ce modèle, basé sur des paires d'images et de légendes, est dit « zéro-shot », ce qui signifie qu'il peut effectuer une tâche sans formation spécifique, grâce à l'utilisation d'*embeddings*. En représentant les vecteurs associés à la fois aux images et aux légendes dans un espace multidimensionnel, CLIP devient capable d'associer correctement des images et des descriptions textuelles qu'il n'a jamais vues lors de son entraînement.

Dans le cadre du projet Royère, nous avons pu réutiliser un prototype d'implémentation de CLIP, doté d'une interface web, créé à la BnF pour interroger la collection Royère sans avoir besoin d'annotations complexes. Cette approche, bien que prometteuse, présente des limites liées encore une fois à la complexité de la collection Jean Royère et aux besoins d'interrogation très spécifiques du personnel du musée : certains objets échappent encore à une détection précise et la recherche des styles spécifiques que Jean Royère a mis en œuvre dans ses dessins sous forme de motifs, tels que « fauteuil œuf » ou « style croisillon », ne donne pas les résultats escomptés. Cela témoigne de la nécessité d'affiner les modèles, aussi puissants soient-ils, dès lors qu'il s'agit de données patrimoniales spécifiques.

### 3.2 Autres perspectives

Au-delà des déformations en perspective, d'autres méthodes de transformation d'image, comme la transforma-

tion affine, peuvent être testées afin d'améliorer la robustesse des modèles. Nous explorons également l'intégration de déformations dynamiques au sein de notre workflow, dans le but d'augmenter davantage le volume de données d'apprentissage et d'optimiser l'efficacité de l'entraînement.

D'autres modèles comme Florence2 de Microsoft[9], SAM2[8] et DinoV2[5] de Meta, ainsi que des combinaisons de différents modèles, sont des pistes potentielles pour améliorer encore le processus. Dans le cadre de TORNE-H, nous souhaitons à la fois évaluer les résultats de ces modèles sans ajustement spécifique (fine-tuning) et itérer avec notre processus de fine-tuning. Ainsi, nous disposerons d'un panel de modèles à comparer et pourrons compléter notre étude par une dernière étape : confronter les résultats de l'annotation automatisée à une évaluation qualitative réalisée par le personnel du musée, une approche similaire à celle entreprise par la [Bibliothèque Nationale d'Australie](#)[2].

## 4 TORNE-H : inverser les processus

TORNE-H signifie « Traitement d'Objets par Reconnaissance Numérique en Environnement Humain » et constitue également l'anagramme inversée du nom « Henrot ». Ce projet vise à poursuivre le travail amorcé avec la collection Royère en l'étendant à un autre fonds conservé par le département des Dessins, Papiers peints et Photographies, en mettant un accent particulier sur l'opérationnalisation de l'IA dans le musée et son impact sur les tâches manuelles effectuées par le personnel. Notre hypothèse est que l'intégration de l'IA dans le musée permettrait d'inverser le processus de numérisation et de description des collections.

### 4.1 À propos du fonds Paul Henrot

Paul Henrot (1908-1986) était un photographe d'architecture moderne et d'architecture d'intérieur, ayant développé un style unique. Artiste oublié, il est pourtant central dans le domaine de l'architecture moderne et du design d'intérieur, comme en témoignent les noms de ses commanditaires, au premier rang desquels Le Corbusier, mais aussi Jean Prouvé, Michel Roux-Spitz, ainsi que des entreprises telles que Saint-Gobain, Citroën, EDF, Kodak, etc. Il a réalisé de nombreux reportages lors d'événements comme la Foire de Paris, le Salon des arts ménagers, le Salon des artistes décorateurs, l'Exposition internationale de 1937 à Paris, l'exposition « Surréalisme » rue de la Boétie en 1938, l'Exposition internationale de New York en 1939, ainsi que la Libération de Paris en 1944. Henrot a également collaboré avec des magazines tels que *Architecture d'aujourd'hui*, *Décor d'aujourd'hui*, *Plaisir de France*, *Urbanisme*. Il a travaillé avec des créateurs comme Simone Prouvé, Louis Sognot, André Arbus, César et Raphaël. Sa formation en architecture a affiné son regard. Ses photographies se distinguent par une expression particulière reposant sur des angles et des points de vue originaux (contre-plongées, compositions diagonales, goût du détail parfois proche de l'abstraction)[1].

En 1987, un fonds de 430 000 photographies de Paul Hen-



FIGURE 4 – Paul Henrot, *Escalier de l'IRSID (Institut de recherche de la sidérurgie) à Saint-Germain-en-Laye, 1953*, négatif souple. Don Marcelle Henrot, 1987 © DR © Photo : MAD Paris / Christophe Dellière

rot a été donné au MAD par sa veuve, avec les droits d'exploitation. Ce fonds, exceptionnel par son volume, sa complétude et les sujets photographiés, comprend plus de 12 500 rouleaux de négatifs majoritairement en noir et blanc et quelques-uns en couleur. Il couvre cinquante ans d'histoire des arts et de la vie culturelle, de 1933 à 1982. Ce fonds est unique : seuls quelques tirages et négatifs sont conservés dans d'autres institutions.

Travailler avec l'IA et la vision par ordinateur sur cette collection photographique soulève des défis spécifiques : la détection de motifs et de formes récurrents, mettant en lumière la naturalisation de l'architecture ; l'exploration de l'esthétique organique dans les photographies de Paul Henrot ; l'identification et la géolocalisation de monuments historiques.

### 4.2 Opérationnaliser l'IA dans le musée

Le projet TORNE-H explore également une nouvelle manière d'intégrer l'IA dans les musées en examinant les transformations introduites par ces technologies et en développant des flux de traitement automatisés adaptés au contexte patrimonial. En analysant un large corpus de photographies, nous souhaitons démontrer la valeur ajoutée de l'IA et explorer un nouveau paradigme, qui remet en question le processus traditionnel de conservation en organisant le traitement computationnel des collections avant le travail scientifique traditionnel, et en fournissant une description automatisée initiale avant l'analyse humaine.

### 4.3 Collecte des cas d'usage

L'une des premières tâches du projet TORNE-H a été de collecter des cas d'usage formels auprès du personnel du musée. Nous avons utilisé une adaptation du [Library of Congress AI Planning Framework](#)[6] pour mener des entretiens avec six acteurs clés du musée, dont les rôles étaient les suivants :

- Responsable d'activité ;
- Chargé(e)s de conservation ;
- Gestion des acquisitions, inventaire, dépôts et coordination de l'inventaire ;

- Direction générale du MAD ;
- Administration des bases de données.

Ces entretiens ont permis de mettre en avant les limitations des pratiques de travail actuelles. En particulier, ils ont révélé l'existence d'un passif important d'œuvres encore non inventoriées ou non numérisées, ce qui limite leur connaissance, freine leur consultation et entrave leur diffusion sur le portail des collections. Cette situation a fait émerger, de manière unanime parmi les personnes sondées, une volonté d'utiliser l'IA pour faciliter l'inventaire dans la base de données du musée, considérée comme une avancée bénéfique.

## 5 Applications potentielles de l'IA

Les entretiens menés ont révélé de nombreux cas d'usage pour l'intégration de l'IA au sein du musée. Afin de mieux structurer ces besoins et de comprendre les attentes des professionnels, nous les avons regroupés en deux grandes catégories.

### 5.1 Inventaire

L'inventaire est l'un des domaines où l'IA pourrait avoir un impact significatif en facilitant l'indexation des œuvres et la gestion des archives historiques. Son utilisation permettrait d'optimiser le travail des équipes tout en améliorant l'accessibilité des collections.

**Aide à l'indexation** L'IA pourrait automatiser certaines tâches fastidieuses en proposant une pré-indexation des œuvres. Elle pourrait générer des descriptions sommaires et attribuer des mots-clés pertinents afin de faciliter leur identification et leur recherche dans la base de données. Une autre possibilité réside dans la création automatique de fiches d'inventaire, permettant d'attribuer systématiquement un numéro à chaque œuvre et de réduire le temps consacré aux tâches administratives. Enfin, l'IA pourrait enrichir ces fiches en intégrant des informations issues de bases de données existantes ou de documents historiques.

**Compléter l'historique des œuvres** L'IA pourrait également contribuer à l'amélioration des connaissances sur les œuvres en facilitant la numérisation et l'exploitation des archives historiques. Ce processus inclurait la numérisation des registres conservés et leur intégration dans la base de données afin de centraliser les informations aujourd'hui dispersées sous format papier. L'utilisation de modèles de reconnaissance de texte manuscrit (*Handwritten Text Recognition - HTR*) permettrait d'extraire automatiquement des informations clés, telles que les noms, dates ou références, pour retrouver les donateurs et compléter l'historique des collections. En croisant ces données avec d'autres sources, l'IA pourrait ainsi améliorer la fiabilité des informations disponibles.

### 5.2 Exploration visuelle des collections

L'IA pourrait considérablement enrichir l'exploration des collections en facilitant l'identification d'œuvres similaires, en optimisant la gestion des médias et en assistant les équipes dans leurs recherches de provenance.

**Rattacher les métadonnées** L'exploitation de bases de données vectorielles permettrait d'améliorer la catégorisation des œuvres et l'enrichissement des métadonnées. La reconnaissance visuelle offrirait la possibilité d'identifier des œuvres similaires à partir d'images, tandis que l'IA pourrait associer automatiquement des informations telles que la date ou la période de création, l'artiste ou le lieu de production en comparant ces images avec des bases de données existantes.

**Rattacher les médias** L'IA pourrait rationaliser la gestion des médias liés aux collections en évitant la duplication d'informations inutiles. L'identification et la suppression des doublons d'images présentes dans la base de données et sur les serveurs internes, grâce à des algorithmes dédiés, optimiseraient l'organisation des fichiers multimédias. Une meilleure gestion des ressources assurerait également une interconnexion fluide entre la base de données du musée et le portail de diffusion des collections.

**Aide à la recherche de provenance** L'IA pourrait renforcer la fiabilité des recherches de provenance, un enjeu central pour la gestion des acquisitions et la lutte contre le trafic d'œuvres d'art. Lors des campagnes d'acquisition, elle faciliterait la vérification des œuvres en s'appuyant sur des bases de données internationales recensant les objets volés ou spoliés. En automatisant la comparaison avec ces bases externes, elle permettrait d'accélérer les vérifications et d'améliorer la robustesse des conclusions des experts.

### 5.3 Une technologie bien accueillie

L'intégration de l'IA au sein du musée des Arts décoratifs de Paris apparaît comme une opportunité intéressante pour optimiser la gestion des collections, enrichir la documentation, et améliorer l'accessibilité des œuvres pour les chercheurs et le grand public. A ce titre, aucune des personnes interrogées n'a formulé de crainte quant à l'utilisation de l'IA. Au contraire, les différents cas d'usage identifiés montrent un intérêt particulier pour l'automatisation de tâches répétitives liées à l'inventaire, l'indexation des œuvres et la recherche de provenance. L'IA pourrait également jouer un rôle clé dans l'exploration visuelle des collections et la modernisation de l'expérience des visiteurs grâce à des interfaces plus intuitives et interactives.

Les professionnels du musée reconnaissent les bénéfices que pourrait apporter une telle transformation, notamment en termes de gain de temps et d'amélioration de la qualité des données. Toutefois, des précautions sont nécessaires pour garantir la fiabilité des résultats, éviter les biais dans l'indexation, protéger la confidentialité des informations et s'assurer que les infrastructures techniques puissent supporter l'augmentation du volume de données traitées. L'IA est ainsi perçue comme un outil complémentaire qui, bien encadré, permettrait d'assister les équipes sans remettre en cause l'expertise humaine essentielle à la validation des informations.

## 6 Conclusion

Pour conclure, les projets Royère et TORNE-H, encore en cours, visent à démontrer la capacité de la vision par ordinateur à effectuer des tâches de haute précision sur des collections spécifiques. En affinant des modèles de pointe et en concevant des flux de travail adaptés, nous avons pu mettre en évidence la valeur ajoutée de cette approche sur mesure pour répondre aux besoins du personnel du musée dans des cas d'usage très spécifiques.

Notre projet cherche à alléger la charge de l'annotation manuelle en combinant l'IA avec d'autres approches d'automatisation, afin de construire un flux de travail éthique qui, à court et moyen terme, permettra la création de milliers de références dans la base de données du musée pour des œuvres encore non cataloguées.

Il convient toutefois de nuancer l'intérêt et la volonté d'adopter l'IA parmi les personnels du MAD. Si les entretiens menés dans le cadre du projet TORNE-H révèlent une disposition favorable à l'utilisation de ces technologies, celle-ci repose avant tout sur la recherche d'une solution viable aux défis liés au traitement des collections. Plus que l'IA en tant que telle, c'est avant tout une réponse efficace au passif à traiter qui suscite l'intérêt des acteurs du musée.

Les prochaines étapes du projet doivent encore explorer l'industrialisation de ce processus pour le MAD, en examinant à la fois l'évolution du système d'information du musée et l'organisation du travail humain en coopération avec le flux de traitement automatisé. La mise en place d'une interface optimisée pour l'exploitation des modèles d'IA et la formation des personnels constitueront des enjeux cruciaux pour assurer une intégration pérenne de ces nouveaux outils. La conception d'un système de gestion des ressources numériques (DAM) pour stocker les images et les annotations sera également un élément clé dans cette perspective.

Avec notre partenaire, la BnF, et potentiellement d'autres musées parisiens intéressés, nous envisageons également de tester la réutilisabilité de nos flux de travail et modèles sur d'autres collections et institutions. Cela implique de valider les scénarios d'usage dans des contextes variés, de déployer le processus itératif d'annotation et de fine-tuning sur de nouvelles collections, et de construire un cadre d'évaluation robuste qui consolidera les métriques de pertinence grâce à une validation scientifique des annotations par le personnel du musée.

## Remerciements

Le projet Royère (2023-24) a été financé par un mécénat de la Fondation Jean Royère.

Le projet TORNE-H (2024-25) est financé par le programme [FTNC](#) du ministère français de la Culture. Nous remercions Bénédicte Gady, promotrice du projet au sein des Arts Décoratifs; Natacha Grim, stagiaire sur le projet en 2024; Jean-Philippe Moreux, Chef de mission Intelligence artificielle à la BnF et expert sur le projet.

## 7 Bibliographie

### Références

- [1] Philippine Bergère. *Paul Henrot (1908-1986). Un photographe oublié au service du Mouvement moderne Le fonds Paul Henrot du musée des Arts décoratifs*. Mémoire de master, Faculté des Lettres de Sorbonne Université, Paris, 2022.
- [2] Francis Crimmins. Evaluation of techniques that improve findability of historic images in a large and diverse corpus using AI vision models and embeddings, 2024.
- [3] Jacques Lacoste. *Jean Royère*. Galerie Jacques Lacoste Galerie Patrick Seguin, Paris, 2012.
- [4] Pierre-Emmanuel Martin-Vivier. *Jean Royère*. Norma, Paris, France, 2002.
- [5] Maxime Oquab, Timothée Darcet, Théo Moutakanni, Huy Vo, Marc Szafraniec, Vasil Khalidov, Pierre Fernandez, Daniel Haziza, Francisco Massa, Alaaeldin El-Nouby, Mahmoud Assran, Nicolas Ballas, Wojciech Galuba, Russell Howes, Po-Yao Huang, Shang-Wen Li, Ishan Misra, Michael Rabbat, Vasu Sharma, Gabriel Synnaeve, Hu Xu, Hervé Jegou, Julien Mairal, Patrick Labatut, Armand Joulin, and Piotr Bojanowski. *Dinov2 : Learning robust visual features without supervision*, 2024.
- [6] Abigail Potter. *Introducing the LC Labs Artificial Intelligence Planning Framework*, 2023.
- [7] Alec Radford, Jong Wook Kim, Chris Hallacy, Aditya Ramesh, Gabriel Goh, Sandhini Agarwal, Girish Sastry, Amanda Askell, Pamela Mishkin, Jack Clark, Gretchen Krueger, and Ilya Sutskever. *Learning Transferable Visual Models From Natural Language Supervision*, February 2021.
- [8] Nikhila Ravi, Valentin Gabeur, Yuan-Ting Hu, Ronghang Hu, Chaitanya Ryali, Tengyu Ma, Haitham Khedr, Roman Rädle, Chloe Rolland, Laura Gustafson, Eric Mintun, Junting Pan, Kalyan Vasudev Alwala, Nicolas Carion, Chao-Yuan Wu, Ross Girshick, Piotr Dollár, and Christoph Feichtenhofer. *SAM 2 : Segment Anything in Images and Videos*, 2024. Version Number : 2.
- [9] Bin Xiao, Haiping Wu, Weijian Xu, Xiyang Dai, Houdong Hu, Yumao Lu, Michael Zeng, Ce Liu, and Lu Yuan. *Florence-2 : Advancing a unified representation for a variety of vision tasks*, 2023.