



HAL
open science

PANOPTIC, un outil d'exploration par similarité de vastes corpus d'images

Édouard Bouté, Virginie Julliard, Félix Alié, David Gödicke, Fred Pailler,
Victor Ecrement

► To cite this version:

Édouard Bouté, Virginie Julliard, Félix Alié, David Gödicke, Fred Pailler, et al.. PANOPTIC, un outil d'exploration par similarité de vastes corpus d'images. *Humanistica* 2024, Association francophone des humanités numériques, May 2024, Meknès, Maroc. hal-04687627

HAL Id: hal-04687627

<https://hal.science/hal-04687627v1>

Submitted on 4 Sep 2024

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.



Distributed under a Creative Commons Attribution 4.0 International License

PANOPTIC, un outil d'exploration par similarité de vastes corpus d'images

Édouard Bouté¹, Virginie Julliard^{1,2}, Félix Alié¹,
David Gödicke¹, fred Pailler¹ et Victor Écrement^{2,3}

¹ CERES, Sorbonne Université ; {prénom.nom}@sorbonne-université.fr

² GRIPIC, CELSA ; {prénom.nom}@sorbonne-universite.fr

³ ITE, Sorbonne Université ; {prénom.nom}@sorbonne-universite.fr

Résumé

L'analyse de corpus d'images en SHS se heurte à différentes limites des outils numériques disponibles et des méthodologies employées. On trouve d'un côté des outils très spécifiques pour certaines applications (détection de tel ou tel type d'objet, segmentation, classification supervisée...), qui manquent de souplesse. D'un autre côté, on trouve des outils très génériques, non conçus pour les recherches en SHS (tels que des tableurs ou des outils de tri de photographies), dont les chercheurs et chercheuses se saisissent en détournant l'usage. Le présent article décrit une démarche méthodologique et technique pour tenter de combler cette lacune de l'outillage numérique. À l'occasion de différentes enquêtes sur la circulation d'images au sein des réseaux sociaux numériques, nous avons impulsé le développement d'un outil, PANOPTIC, dont l'objectif est de permettre aux chercheurs et chercheuses d'explorer et d'annoter de vastes corpus d'images associés à des métadonnées. Mobilisable au-delà de ce seul champ d'application, la solution logicielle proposée s'appuie sur des algorithmes de regroupement d'images par similarités visuelles pour aider à l'analyse.

1 Introduction

Les images nativement numériques, tout comme les images numérisées, constituent un matériau essentiel pour la recherche académique dans de nombreuses disciplines. Dans la plupart des situations, les chercheurs et chercheuses ont besoin d'y associer différentes informations telles que des métadonnées (un titre, une date, un auteur, un texte associé, un commentaire...) ou encore des annotations.

Travailler sur des corpus d'images pose différents problèmes, techniques et méthodologiques, mais aussi de temps disponible lorsque ces corpus comportent des dizaines ou des centaines de mil-

liers d'images. Afin de répondre à ce type de situation, le Centre d'expérimentation en méthodes numériques pour les recherches en sciences humaines et sociales (CERES) de la Faculté des Lettres de Sorbonne Université a développé un outil numérique, PANOPTIC¹, dédié à l'importation, la visualisation, l'exploration et l'annotation de grands corpus d'images.

Après avoir dressé un état de l'art des outils numériques permettant de travailler avec des images, nous présenterons la singularité de PANOPTIC et de ses principales fonctionnalités, avant de conclure sur la diversité des appropriations possibles qu'ouvre cet outil.

2 Quels outils numériques pour le travail avec de grands corpus d'images ?

Travailler avec de nombreuses images comporte plusieurs défis. Le premier d'entre eux consiste à obtenir une vue synoptique sur le corpus, afin de voir chaque image non pas de façon isolée, mais comme étant une partie d'un tout. Un autre défi est de pouvoir organiser et réorganiser à volonté l'affichage des éléments du corpus, suivant de multiples critères qui visent chacun à éclairer différemment la masse d'images qui le composent (grouper des peintures en fonction du nom de l'artiste ou d'un style, rapprocher des affiches de films en fonction de leur ressemblance, ordonnancer des images publiées sur un réseau social numérique en fonction de leur date de publication...). Enfin, un dernier défi est de pouvoir annoter des images par lots, ce qui offre à la fois un moyen de contextualiser chaque image et un moyen d'appréhender de vastes corpus dans un temps réduit.

Plusieurs outils numériques existent déjà pour constituer et/ou étudier des corpus plus ou moins

1. <https://github.com/CERES-Sorbonne/Panoptic>

importants d'images. D'un côté, il existe des gestionnaires d'images tels que DIGIKAM ou XNVIEW. Ces outils, plutôt destinés aux photographes, proposent des fonctionnalités basiques d'annotation, de groupage et de filtrage en fonction d'annotations diverses ou encore en fonction des dates de prise de vue. Développé pour sa part en contexte académique et en particulier pour le travail avec des images d'archives, TROPY est pensé pour organiser des grands corpus d'images, adjoindre des métadonnées et annoter pour recontextualiser et classer les différents éléments d'un corpus (Lucchesi et al., 2023).

Si les systèmes d'annotation de ces outils permettent concrètement de constituer des lots d'images une fois le travail de taggage réalisé, ils possèdent en revanche des limites lorsqu'il y a besoin de traiter et d'annoter une grande quantité d'éléments rapidement, ce que le recours à des algorithmes de vision par ordinateur, qui repèrent et rapprochent automatiquement des images en fonction de leur similarité, permet de pallier. Nous faisons par ailleurs l'hypothèse que, plus que de la classification supervisée (regroupement dans des classes pré-définies), une fonctionnalité susceptible de répondre à des questions de recherche en SHS pour des corpus dont on ne connaît pas le contenu *a priori* est justement de pouvoir faire de la classification non supervisée en fonction de ces similarités, ce qui revient à ne pas s'appuyer seulement sur les métadonnées des images pour les regrouper (ce que les outils pré-cités proposent), mais à s'appuyer également sur le contenu même des images.

Les projets VISE de l'Université d'Oxford (Dutta et al., 2021) et PIMMI de l'INA et du Médialab de Sciences Po (Hervé et Mazoyer, 2023) intègrent de tels enjeux de repérage de similarités. VISE permet de rechercher au sein des images d'un corpus des éléments identiques sélectionnés par l'utilisateur dans une image de ce même corpus. PIMMI permet, dans un grand corpus, « de trouver toutes les copies, totales ou partielles, [modifiées ou non,] dans de grands volumes d'images et de les regrouper ». Cependant, à l'inverse de TROPY ou encore d'XNVIEW, ces dispositifs ne proposent pas de gestion des métadonnées, ni n'ouvrent de possibilités d'annotations.

3 Les principaux enjeux de PANOPTIC

PANOPTIC (voir fig. 1) a été pensé et développé au CERES comme une solution logicielle adap-

table à différentes questions de recherche qui mobilisent des corpus d'images. Trois grands enjeux sont recouverts par ce dispositif pour la recherche : l'import de ses propres corpus d'images (3.1), l'exploration de vastes corpus notamment grâce au repérage de similarités (3.2), et l'annotation à grande échelle (3.3). Nous verrons que les gestes de recherche présentés dans les sections 3.2 et 3.3 sont itératifs, plus qu'ils ne se succèdent.

3.1 Importer ses propres corpus

3.1.1 Importer localement de vastes corpus d'images

Tout d'abord, il s'agit de donner la possibilité au chercheur ou à la chercheuse d'importer librement ses propres corpus d'images dans un espace de visualisation dédié. Un projet créé sous PANOPTIC est individuel et local, c'est-à-dire que tout ce qui y est importé ne rejoint pas une base de données externe et n'est pas diffusé en ligne : il ne s'agit pas d'un dispositif de science ouverte conçu pour la présentation en ligne ou la valorisation publique de corpus, mais d'un outil de travail prévu pour explorer et annoter les éléments d'un corpus d'images.

Plus particulièrement, PANOPTIC est pensé pour lever les verrous posés par l'exploration de vastes corpus d'images, en permettant de parcourir l'ensemble de son corpus de façon synoptique, afin d'avoir une vue générale de l'ensemble des éléments en un coup d'œil. Cet aspect central a été pensé dans le but de travailler avec ses images, non les unes *après* les autres, mais les unes *avec* les autres, *en même temps* que les autres, en donnant à voir le corpus comme un ensemble, et non comme une addition d'éléments distincts. Une telle vue permet une compréhension du corpus différente de ce qu'offrirait une analyse interne d'une image isolée, en permettant une analyse contextualisante des différentes images (Didi-Huberman, 2002).

3.1.2 Contextualiser les images en important leurs métadonnées

Les corpus d'images sont rarement seulement constitués d'images, mais intègrent aussi des métadonnées qui leurs donnent du contexte et aident à faire sens. Pour donner un premier exemple, dans le cadre de corpus d'images numérisées et partagées en ligne – des collections de bibliothèques par exemple –, le standard IIIF² implique l'existence

2. *International Image Interoperability Framework* est un standard qui définit une série de spécifications pour assurer l'interopérabilité dans la diffusion de données de type *image*.

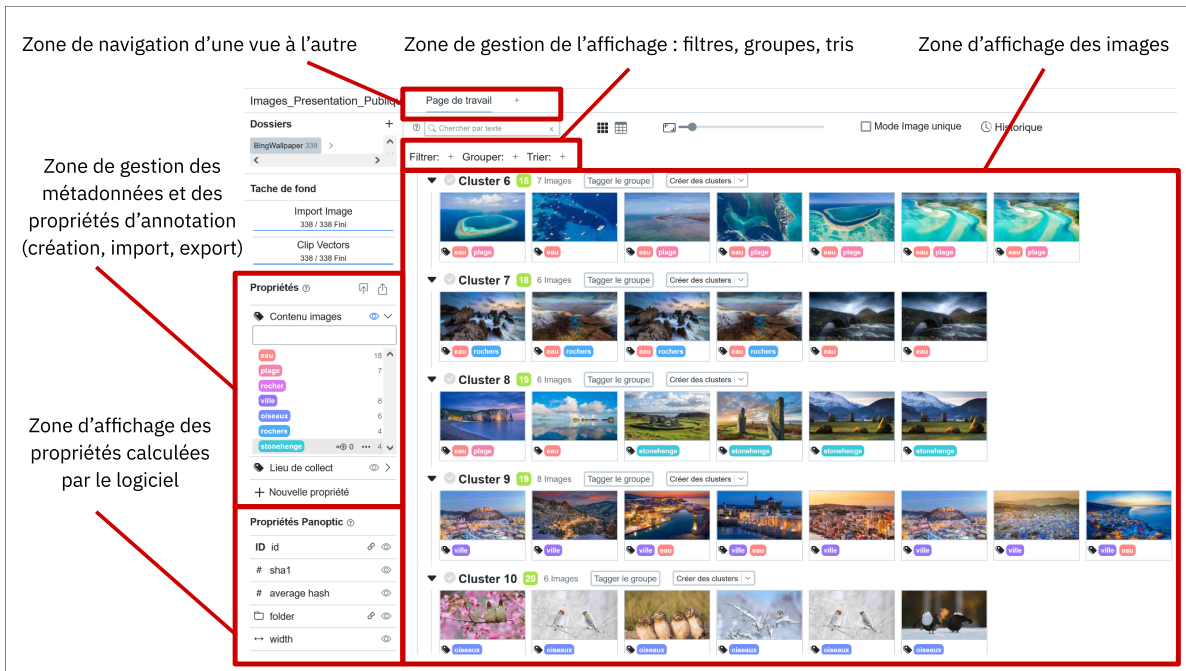


FIGURE 1 – Fenêtre d’affichage principale des images dans PANOPTIC.

d’un certain nombre de métadonnées structurées (source, sujet...) qu’il est possible de récupérer et qui permettent de qualifier et de décrire les différents éléments d’une collection d’images (Moreux, 2019). Pour prendre un second exemple, la collecte d’images numériques issues du web peut être assortie d’une collecte de leurs métadonnées également, en fonction de l’appareillage méthodologique mis en place : date de publication, auteur-e, texte, commentaires, informations de partage (voir fig. 2)... Ainsi, l’étude des images n’est-elle pas toujours seulement une étude à proprement parler des images et de leur contenu, mais aussi du contexte de mobilisation de ces images (voir par exemple Julliard 2016 ou Bouté et Mabi 2020). La reconstitution de ce contexte est en conséquence nécessaire pour l’enrichissement d’un corpus et son appréhension plus générale (Bottini et Julliard, 2017). PANOPTIC prévoit donc la possibilité d’importer à la fois des images et leurs métadonnées, si l’on en dispose.

3.1.3 Caractère non destructif de l’importation

Il est enfin à noter que l’import d’un corpus d’images et de leurs métadonnées dans PANOPTIC permet de manipuler les données sans que cela n’affecte les données d’origines : la manière dont sont stockées les images dans les dossiers de l’ordinateur, ainsi que le(s) fichier(s) contenant les mé-

tadonnées associées, ne subissent pas de modifications lors du travail réalisé au sein du logiciel.

3.2 Explorer de vastes corpus d’images

Face à un corpus composé de dizaines ou centaines de milliers d’images importées dans PANOPTIC, la première question qui se pose sera sans doute « comment s’y retrouver ? », ou bien peut-être « par où commencer ? ». Dès lors que les images sont importées avec leurs métadonnées, il est possible d’organiser et de réorganiser son corpus de différentes façons. Deux manières principales d’organiser à grande échelle les images sont proposées : l’une d’elle repose sur la *description* des images (c’est-à-dire les métadonnées importées). L’autre repose sur le *contenu* même des images.

3.2.1 (Ré)agencer l’affichage du corpus en fonction des propriétés des images

Dans PANOPTIC, l’ensemble des données qui qualifient les images sont rendues manipulables via des champs nommés propriétés d’images. L’import transforme les différentes métadonnées en autant de propriétés qui peuvent être de plusieurs types : label/labels (étiquettes), texte, valeur numérique, date, couleur, url (adresse internet) et checkbox (case cochable). Il est ainsi possible d’agencer finement les images les unes avec les autres, ou les unes sans les autres, en fonction de ces dif-

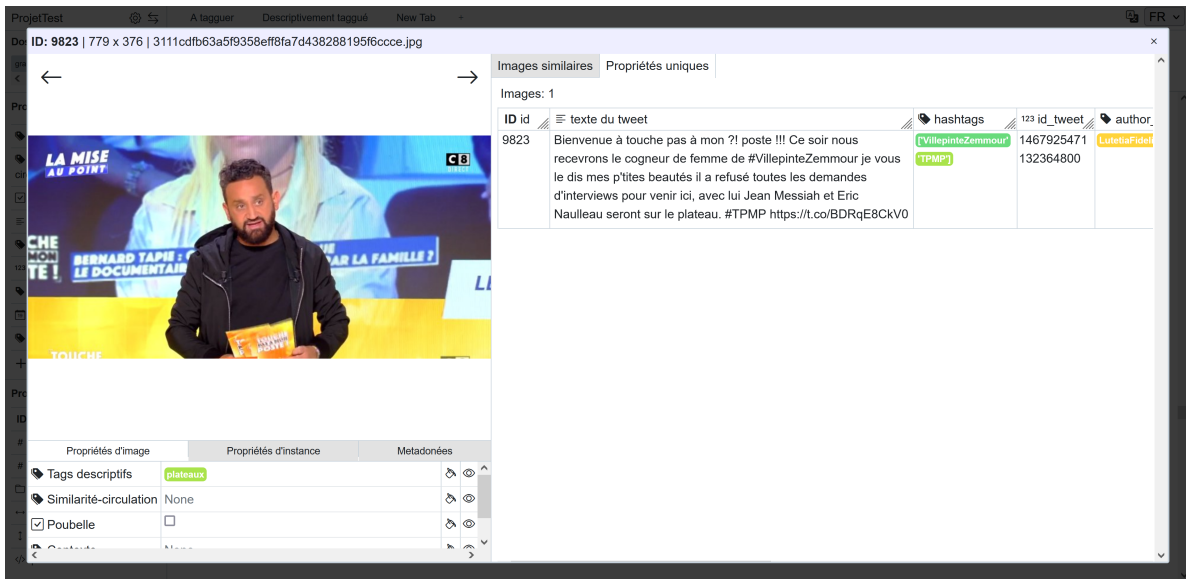


FIGURE 2 – Fenêtre contextuelle d’affichage des métadonnées associées à une image, ici dans l’exemple d’un corpus de publications issues de Twitter/X, avec du texte, des hashtags, un nom d’auteur, etc.

férentes propriétés, et ce grâce à trois fonctions de groupage, de filtrage et de tri. Par exemple, pour un corpus d’images issues de publications web contenant des métadonnées *auteur* et *date*, il est possible de grouper ensemble toutes les images partagées par une même personne, de trier les images de chacun de ces groupes en fonction de leur date de publication, et de faire disparaître de l’affichage les images n’étant associées à aucune de ces deux informations, ou encore ayant été publiées avant/après une certaine date.

Il est par ailleurs possible de multiplier les manières d’afficher un corpus via la création de différentes vues où l’on peut décider de modalités de groupage, filtrage et de tri tout à fait différentes et indépendantes, afin de regarder un corpus de différentes manières.

3.2.2 Explorer un corpus via des groupes d’images similaires

Un corpus peut également être exploré en fonction du partage de similarités entre plusieurs images du corpus. En particulier, il est possible de créer automatiquement des regroupements (*clusters*) d’images en fonction de leurs similarités, en définissant soi-même combien de groupes doivent être créés. Ces groupes doivent ensuite être interprétés, la proposition de regroupement d’images en fonction de leurs similarités ayant en effet pour enjeu de pré-organiser le corpus, et non

de l’organiser définitivement, à la place de l’interprétant-e. Les groupes automatiquement proposés peuvent ainsi être, par exemple, affinés en demandant à l’algorithme de créer, au sein de chaque *clusters*, des sous-*clusters* (et au sein des sous-*clusters*, d’autres sous-*clusters*, et ainsi de suite). Affiner la clusterisation renvoie ici à l’idée de restreindre au fur et à mesure ce qui peut être interprété comme étant similaire, en groupant automatiquement ensemble des images *a priori* de plus en plus ressemblantes.

Cette solution de repérage d’images similaires repose sur l’utilisation et la combinaison de plusieurs briques technologiques classiquement utilisées. À partir d’une conversion des images en vecteurs, via le modèle de *machine learning* CLIP qui analyse ce que contiennent les images en fonction d’un pré-entraînement humain réalisé sur un large jeu de données (Radford et al., 2021), deux modes de regroupements par similarité sont proposés. Le premier propose de faire des groupes d’images similaires en comparant toutes les images du corpus entre elles (il s’agit d’un regroupement des vecteurs similaires avec l’algorithme K-means). Le second propose de partir d’une image unique pour retrouver des images qui lui sont similaires dans le reste du corpus (recherche au sein d’une base de données de vecteurs FAISS (Douze et al., 2024) avec une similarité cosinus).

3.3 Annoter à grande échelle

Espace de production de sens avant tout, PANOPTIC permet d'annoter les éléments du corpus au cours de l'exploration. L'annotation des images une par une étant cependant une activité très chronophage, d'autant plus lorsque les corpus sont vastes, nous décrivons ici le processus d'annotation proposé, et comment l'annotation – en particulier l'annotation par lots – et le *clustering* interagissent pour permettre un gain de temps substantiel, tout en ouvrant des possibilités de découverte de liens entre images du corpus pertinents à annoter.

3.3.1 Créer et manipuler des propriétés

L'annotation passe d'abord par la création de propriétés. Il s'agit du même type de champ manipulable que ce en quoi sont transformées les métadonnées lorsqu'elles sont importées. Ainsi, les propriétés correspondent à chaque champ qu'il est possible de créer et de compléter pour annoter les images, et à partir desquels on peut ensuite réagencer l'affichage des images en fonction des annotations réalisées.

Pour reprendre l'exemple d'un corpus de publications web, on peut par exemple créer une propriété de type `checkbox` que l'on nomme « erreur de collecte ». Avec un filtre, on peut ainsi manipuler les images à partir de cette nouvelle propriété, en faisant disparaître de l'affichage toutes les images pour lesquelles la case est cochée, ce qui permet de nettoyer le corpus. On peut aussi créer deux propriétés `labels` « contenu de l'image » et « contexte de circulation de l'image », afin de créer des tags donnant du sens au corpus, tout en gardant un niveau de détail important dans ce qui est décrit : d'un côté, l'image elle-même, de l'autre, l'image dans son contexte de circulation d'origine. Une propriété de type `url` permet de générer un lien cliquable vers la publication en ligne, quand une autre de type `date` permet d'afficher un calendrier dans lequel on peut définir/modifier une date associée, ou bien à partir de laquelle on peut grouper ou trier les éléments du corpus.

Le choix du type de propriétés à créer permet ainsi d'annoter et de gérer son corpus de différentes manières – et dépend donc de la question de recherche travaillée.

3.3.2 Annoter unitairement ou par lots

Les corpus importés dans PANOPTIC pouvant être vastes, l'annotation de leurs éléments par lots

constitue le seul moyen de dégrossir et éclairer l'ensemble d'un corpus. En effet, l'annotation d'éléments individuels, en plus d'être éprouvante et coûteuse en temps, ne permet pas l'interprétation générale du corpus. Ainsi, il est possible de sélectionner un grand nombre d'éléments d'un coup (par exemple, tous les éléments d'un `cluster`) pour les annoter en complétant/modifiant une ou plusieurs de leurs propriétés.

L'enjeu reste de laisser au chercheur ou à la chercheuse de décider ce qui doit être regroupé, associé, ou non. En prenant en compte l'irréductibilité de l'interprétation humaine, le recours à des algorithmes de reconnaissance de similarités entre images n'a alors pas pour but de produire directement des résultats, mais de faire une proposition d'éléments qui pourraient, si on le décide, être annotés en commun. En conséquence, l'annotation par lots repose sur la possibilité de sélectionner une partie seulement des éléments regroupés dans un `cluster`, ou de faire une sélection dans plusieurs `clusters`. Ainsi, de tels algorithmes, associés aux possibilités d'annotations par lots, permettent simplement de faire sur un groupe d'images ce que l'on ferait, en prenant le même temps, sur une seule image dans un autre logiciel.

3.3.3 Différents affichages des similarités pour différentes pratiques d'annotation

L'annotation par lots d'images similaires peut se faire de trois manières. La première, décrite ci-dessus, consiste donc à annoter à partir des `clusters` proposés par l'outil.

La deuxième manière passe par une fenêtre contextuelle qui apparaît lorsque l'on clique sur une image. Dans cette fenêtre, l'image sélectionnée se retrouve positionnée conjointement avec toutes les images du corpus qui en sont proches³. Il est possible d'en sélectionner rapidement une partie, qui peut automatiquement être annotée de la même manière que l'image sélectionnée, propriété par propriété (voir fig. 3).

La troisième manière d'annoter par lots nécessite d'avoir déjà réalisé quelques annotations. En réalisant un groupage en fonction d'une propriété choisie, on peut demander à PANOPTIC de proposer des images similaires aux différents éléments de chaque groupe, ce qui permet de les compléter si des éléments n'ont pas pu être observés lors

3. Il est toutefois possible de filtrer les images proposées ici, par exemple pour que les images déjà annotées pour une propriété donnée ne soient pas proposées.

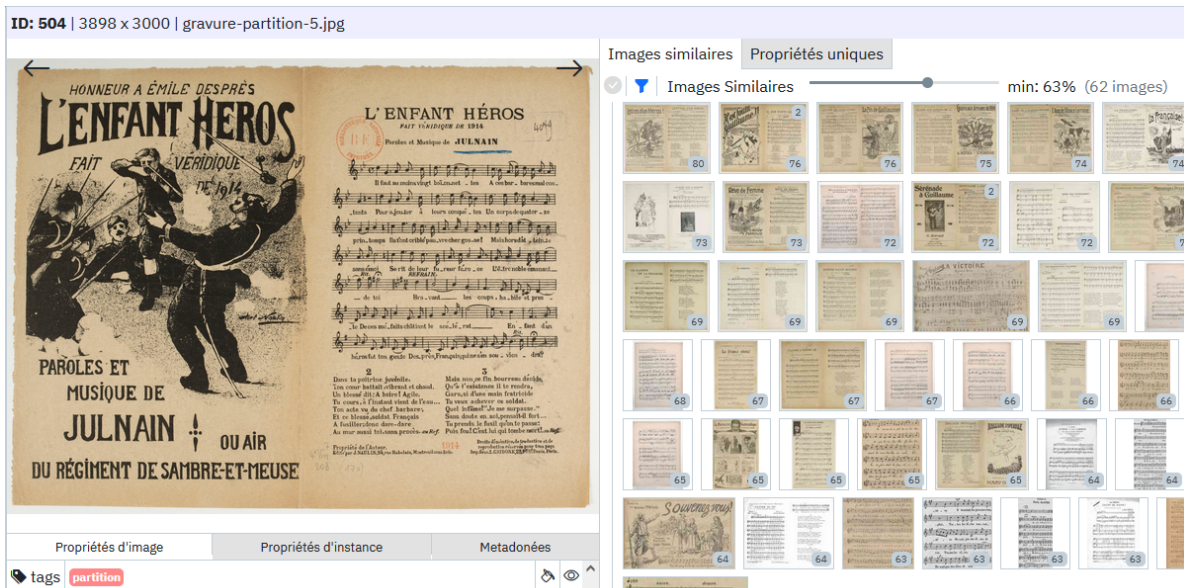


FIGURE 3 – Fenêtre contextuelle d’affichage et d’annotation des images similaires à une image.

des explorations précédentes. Si l’on décide qu’une image doit rejoindre un groupe, cela lui attribue automatiquement l’annotation du groupe qu’elle rejoint.

Ces différentes manières de regarder et trouver quelles images sont similaires à d’autres, couplées à la possibilité d’annoter par lots, permet d’avoir un parcours d’exploration varié et actif au sein de son corpus pour lui donner du sens.

3.3.4 Itérer, exporter

Les gestes d’exploration et d’annotation proposés par PANOPTIC sont ainsi itératifs. La recherche de similarités et l’annotation de groupes d’images permet peu à peu de donner du sens au corpus, mais aussi de constamment le réorganiser pour le voir autrement via les différentes fonctionnalités du logiciel de groupage, filtrage et de tri, afin de continuer à découvrir des éléments et mener l’annotation à son terme.

L’ensemble du travail d’annotation réalisé au sein de PANOPTIC est enfin exportable en CSV, un format ouvert et manipulable par d’autres outils.

4 Conclusion et perspectives

Dans cet article, nous avons présenté les principales fonctionnalités d’exploration, de *clustering* et d’annotation permises par PANOPTIC. Des expériences réalisées par différent-es chercheurs et chercheuses sur des sujets variés nous permettent d’élargir les perspectives offertes par l’outil.

4.1 Essaimage : vers de nouvelles applications

Initialement pensé pour l’analyse de la circulation de contenus sur les réseaux sociaux numériques (Bouté et Julliard, 2023), où le repérage d’images similaires est un enjeu crucial, PANOPTIC apparaît en définitive utilisable au-delà de ce seul champ d’application. En effet, les enjeux de repérage de similarités dépassent le seul cadre des analyses menées sur les réseaux sociaux numériques. Ainsi, cette solution logicielle permet une diversité d’applications dans différents champs scientifiques, dès lors que l’on travaille avec des corpus d’images (que l’on ait d’ailleurs besoin ou non de recourir aux algorithmes de *clustering*). Les cas d’usages potentiels sont donc nombreux : étude des discours narratifs visuels dans les bandes dessinées (Sähn et Hernandez, 2023), comparaison de captures d’écran issues de films et de séries (Andolfi, 2024), détection de structurations documentaires (ANR EcoLe)...

4.2 La figure de proue de PANOPTIC est la question de recherche

PANOPTIC est conçu pour être modulable dans son usage, ce qui lui confère la capacité de s’adapter à une grande variété de terrains, de disciplines et de questions de recherches. Un dispositif trop fermé impliquerait un usage limité en recherche, borné par les quelques questions de recherche qui ont présidé à son développement. La grande versatilité dont il fait malgré tout déjà preuve peut en

conséquence être augmentée, grâce à son système de *plug-in* qui permet d'importer des modèles de repérage de similarités plus spécifiques, à même de déplacer PANOPTIC vers autant d'usages et de méthodes⁴. Cela permet ainsi d'adapter le logiciel à d'autres enjeux.

Pour donner deux exemples qui imposent de penser cette modularité, dans certains cas, ce sont par exemple des similarités de textes contenus dans les images qui doivent être repérées, plus que des similarités purement visuelles, comme dans le cas de l'étude de mêmes internet, dont le principe repose sur les variations infinies d'un texte en surimpression d'une même image/trame visuelle (voir le projet HIVI⁵ et Schafer et Pailler 2024).

Dans d'autres cas encore, il peut être intéressant d'avoir un algorithme qui ne tienne pas compte des couleurs des images dans le repérage de similarités, afin de comparer des images du passé et du présent entre elles, sans que l'évolution des dispositifs techniques photographiques et le passage du noir et blanc à la couleur soit déterminant dans la production de *clusters*.

Bibliographie

- Léa Andolfi. 2024. À la recherche du genre perdu : la production nostalgique du genre dans les imaginaires du passé à l'écran. In *Doctorales de la SFSIC 2024*, Nancy.
- Thomas Bottini et Virginie Julliard. 2017. *Entre informatique et sémiotique: conditions technométhodologiques d'une analyse de controverse sur twitter*. *Réseaux*, 204(4) :35–69.
- Edouard Bouté et Clément Mabi. 2020. *Des images en débat : de la blessure de Geneviève Legay à la répression des Gilets Jaunes*. *Etudes de Communication*, 54 :29–52.
- Édouard Bouté et Virginie Julliard. 2023. Enjeux de tri et d'exploration de vastes corpus d'images collectées sur twitter. In *Journée d'études « Travailler avec les images » du CERES*, Paris.
- Georges Didi-Huberman. 2002. *L'image survivante : histoire de l'art et temps des fantômes selon Aby Warburg*. les Éditions de Minuit, Paris.
- Matthijs Douze, Alexandr Guzhva, Chengqi Deng, Jeff Johnson, Gergely Szilvasy, Pierre-Emmanuel Mazaré, Maria Lomeli, Lucas Hosseini, et Hervé Jégou. 2024. *The Faiss library*.
- Abhishek Dutta, Relja Arandjelović, et Andrew Zisserman. 2021. *Vgg image search engine*.
- Nicolas Hervé et Béatrice Mazoyer. 2023. *Pimmi: a command line interface to study image propagation*. In *FOSDEM*, Brussels.
- Virginie Julliard. 2016. *#Theoriedugenre : comment débat-on du genre sur Twitter? Questions de communication*, 30(2) :135–157.
- Virginie Julliard, fred Pailler, Félix Alié, et Victor Ecrement. 2024. *The Womb, the Banknote and the Trolley. Elements of French Anti-Gender Visual Culture*. In Valérie Schafer et fred Pailler, éditeurs, *Online Virality : Spread and Influence*. De Gruyter, Berlin.
- Anita Lucchesi, Douglas McRae, et Sean Takats. 2023. *« if data is king, context is the crown » : making sense of digitized sources with tropy and paving the way for integrative source processing*. In *DH Benelux Conference*, Brussels.
- Jean-Philippe Moreux. 2019. *Recherche d'images dans les bibliothèques numériques patrimoniales et expérimentation de techniques d'apprentissage profond*. *Documentation et bibliothèques*, 65(2) :5–27.
- Alec Radford, Jong Wook Kim, Chris Hallacy, Aditya Ramesh, Gabriel Goh, Sandhini Agarwal, Girish Sastry, Amanda Askell, Pamela Mishkin, Jack Clark, Gretchen Krueger, et Ilya Sutskever. 2021. *Learning Transferable Visual Models From Natural Language Supervision*.
- Valérie Schafer et fred Pailler. 2024. *Online Virality: Spread and Influence*. De Gruyter Oldenbourg, Berlin.
- Thomas Sähn et Marceau Hernandez. 2023. *De l'opposition à l'altérité. la sémiotique comme base d'une analyse automatisée des représentations picturales*. In *Congrès de l'AGES, « Altérités dans l'espace germanophone »*, Paris.

4. La notion de *similarités* renvoie en effet à une grande variété de types de ressemblances/rapprochements entre images qu'il est possible de repérer, ou qui sont susceptibles d'être pertinentes à étudier. (Julliard et al., 2024).

5. <https://www.c2dh.uni.lu/fr/projects/une-histoire-de-viralite-en-ligne-hivi>.