



HAL
open science

L'affiche de film à l'épreuve de la vision par ordinateur

Adrien Jeanrenaud

► **To cite this version:**

Adrien Jeanrenaud. L'affiche de film à l'épreuve de la vision par ordinateur. Humanistica 2023, Association francophone des humanités numériques, Jun 2023, Genève, Suisse. hal-04133342

HAL Id: hal-04133342

<https://hal.science/hal-04133342v1>

Submitted on 19 Jun 2023

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

L’affiche de film à l’épreuve de la vision par ordinateur

Adrien Jeanrenaud

Université de Genève

adrien.jeanrenaud@unige.ch

Résumé

Dans l’historiographie des affiches de cinéma, on constate une divergence des chercheurs quant au moment où les compositions exclusivement photographiques deviennent hégémoniques dans la production des affiches. Les études qui jalonnent cette historiographie se basent sur des cas d’étude ou une intuition. Or, mondialement, le passage du dessin à la photographie dans les compositions des affiches de film n’a jamais été étudié à large échelle. Ainsi, cette étude entend, à partir d’un abondant corpus et d’outils numériques, apporter des réponses à cette querelle de spécialistes : à partir de quand la photo inonde-t-elle les affiches de film ?

1 Introduction

Le second XX^e siècle est le théâtre de l’affrontement du dessin et de la photographie dans les affiches de cinéma. Progressivement la lithographie cède sa place à l’impression offset puis à l’impression numérique (jet d’encre ou laser), tandis que la photographie fait son entrée aux côtés du dessin dans les compositions avant de le détrôner (Gervereau, 2006; Capitaine, 2020; Doduik, 2020). Cette évolution n’a rien de brusque, linéaire ou irréversible (Poole et Poole, 1997). Le passage du dessin (cf. fig. 1) à la photographie (cf. fig. 2a) ne se résume pas à une simple substitution, mais à une coexistence qui donne naissance à des affiches hybrides (cf. fig. 2b). Cependant, les spécialistes ne s’accordent pas sur les temporalités et les spécificités nationales ou régionales de tels changements.

À l’aide d’un large corpus d’affiches de cinéma et d’outils numériques adaptés, il doit être possible de différencier les techniques à l’œuvre dans les affiches de cinéma, et d’ainsi dénouer les temporalités et les particularités nationales éventuelles de leur apparition. Grâce à la numérisation des affiches de cinéma sur Internet, principalement sur des sites de ventes ou dédiés, un nombre considérable d’affiches est disponible. Ces affiches peuvent être récoltées afin de former un corpus, le plus exhaus-



FIGURE 1 – Exemples d’affiches dessinées. À gauche : *La belle et la bête* (Jean Cocteau, 1946), Isolde Baumgart, A1, Allemagne, 1960. À droite : *Cria Cuervos* (Carlos Saura, 1975), Eduardo Muñoz Bachs, Cuba, 1977.

tif possible. Pour le moment, un corpus d’environ 160’000 affiches a été constitué pour mener nos recherches. Cependant, distinguer les techniques à l’œuvre dans les affiches de film est complexe, car l’hétérogénéité des esthétiques est difficile à clarifier et aucun algorithme dédié n’est disponible. Ainsi, il est nécessaire d’expérimenter plusieurs algorithmes afin d’élaborer un outil finalement efficace. Dans cette perspective, l’article qui suit tente de proposer une méthode efficace pour classer les affiches selon leur technique afin d’esquisser une chronologie plus fine des techniques dans l’affiche de cinéma.

2 État de l’art

Les historiennes et historiens de l’affiche et de l’affiche de cinéma ne s’accordent pas sur la chronologie de ses techniques durant le second XX^e siècle. Leurs études ont identifié plusieurs étapes clés dans ce basculement du dessin à la photographie, notamment : l’évolution des techniques marketing d’après-guerre (Guffey, 2015; Smith, 2022), la consécration de l’impression offset (Doduik, 2020), la substitution de la peinture par la photographie dans les années 1960 (Poole et Poole, 1997; Gervereau, 2006), ou l’intégration des



(a) Exemples d’affiches photographiques. À gauche : *Thelma & Louise* (Ridley Scott, 1991) One Sheet, États-Unis, 1991. À droite : *The passion of Anna* (Ingmar Bergman, 1969), Suède, 1969.

(b) Exemples d’affiches de cinéma hybrides. À gauche : *Pandora and the Flying Dutchman* (1951, Albert Lewin), États-Unis, 1951. À droite : *Locura de amor* (1948, Juan de Orduña), Espagne, 1948.

FIGURE 2 – Exemples d’affiches photographiques et hybrides.

affiches dans des dispositifs marketing plus vastes, notamment avec l’avènement de la vidéo dans les années 1980 (Poole et Poole, 1997; Smith, 2022).

Ces divergences autour du moment du changement dans les compositions des affiches, sont également imputables à deux autres aspects. D’une part, la définition des moments et des conditions du changement manque de précision – qu’est-ce qui change dans les affiches et pourquoi ? D’autre part, l’historiographie autour d’histoire de l’impression et de ses techniques au second XX^e siècle est insuffisante (Marshall, 2015).

De plus, ces études raisonnent principalement sur des cas d’études isolés ou d’après une simple intuition. Au contraire, une étude à large échelle peut révéler des divergences, des convergences et des discordances dans les techniques de conception des affiches de cinéma. En d’autres termes, un corpus mondialisé doit permettre d’affiner plusieurs chronologies selon les spécificités nationales ou régionales.

Bien que la vision par ordinateur ait été appliquée aux affiches de cinéma depuis 2007 (Marsden et al., 2007), et plus abondamment à partir de 2017 (Matsuzaki et al., 2017; Chu et Guo, 2017; Wehrmann et Barros, 2017), ces études ne sont pas très utiles pour notre travail. Elles tentent de prédire le genre cinématographique d’après le contenu de l’affiche, en lien avec des enjeux commerciaux, notamment la classification des genres filmiques et le conseil aux spectateurs. Cependant, dans ces études, plusieurs algorithmes peuvent être utiles à la détection numérique des caractéristiques des affiches de film : VGG16 (Simonyan et Zisserman, 2014), ResNet50 (He et al., 2015), DenseNet169

(Huang et al., 2016), InceptionV3 (Szegedy et al., 2015), MobileNetV2 (Sandler et al., 2018). Ces algorithmes, de différentes architectures conçues pour la classification des images, seront expérimentés dans la partie méthode.

3 Corpus

Notre corpus est composé de quasiment 160’000 affiches numérisées. Majoritairement occidentale, il compte des originaux publiés entre 1944 et 1999 (cf. fig. 3). Le corpus contient quelques doublons, au sens où parfois plusieurs affiches se rapportent à un même film – affiche A et B pour la sortie du film, affiches variant selon le pays, le format, affiches pour la ressortie du film, etc. Bien que des pays comme le Japon ou la Corée du Sud y soient représentées, notre corpus manque d’affiches extra-occidentales. En outre, il est également limité dans ses métadonnées. En effet, les affiches sont uniquement décrites par le pays et l’année de leur parution, le type d’affiche (une ressortie, par exemple) et, parfois, le nom de l’afficheur.

4 Méthode

Selon l’état de l’art, une classification se fait en deux étapes distinctes (Sung et Chokshi, 2018; Hossain et al., 2021) : la labélisation et l’expérimentation des algorithmes. Premièrement, il faut annoter les images manuellement selon les trois catégories mises en évidence : ce que nous avons fait pour la photographie (3’446), le dessin (8’839) et les affiches hybrides (3’715), soit environ 10% du corpus. À noter que, pour l’entraînement de l’algorithme, des poids sont attribués aux catégories afin de rééquilibrer la répartition entre le nombre annoté

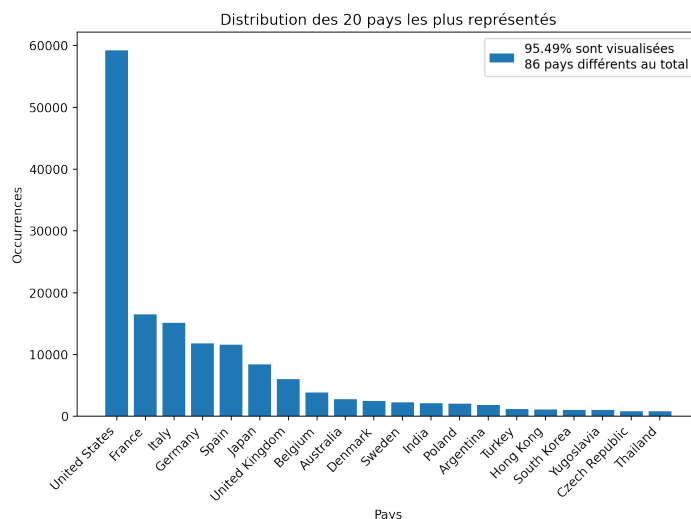
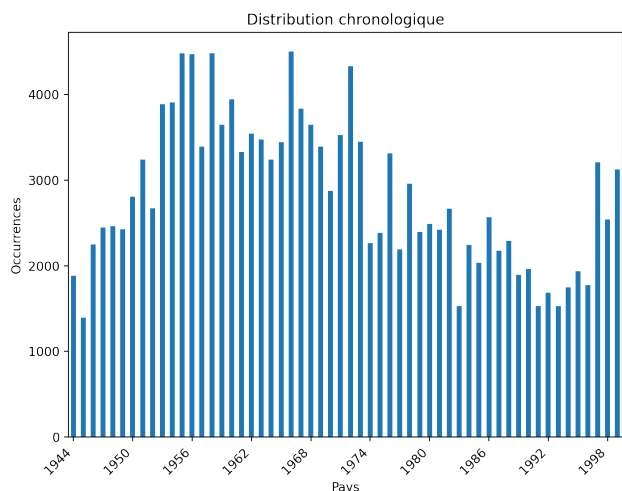


FIGURE 3 – Distribution chronologique et nationale du corpus (n = 159'376)

d'affiches composées de dessin, de photographie ou hybride.

Deuxièmement, la mise en place des algorithmes se fait de deux manières distinctes. Dans un premier temps, un réseau de neurones vierge sert de base de référence quant aux capacités de prédictions qu'il peut avoir sur nos données. Il permet également de mesurer le gain que peuvent apporter des algorithmes spécifiques à la classification des images. Dans un second temps, il s'agit d'expérimenter les algorithmes (VGG16, ResNet50, DenseNet169, InceptionV3, MobileNetV2) afin de trouver le plus efficace. Chacun de ces réseaux a été entraîné sur ImageNet, une base de données de plusieurs millions d'images, généralement des photographies, réparties en milliers de catégories annotées humainement – un biais important, car nos affiches de film ne sont principalement pas des images cette nature.

Finalement, sur la base de ces algorithmes, il s'agit mettre au point du transfert de compétences pour notre étude. Chacun son tour, un réseau de neurones de la liste ci-dessus est modifié de manière à ce que les couches supérieures soient réentraînées avec nos propres données réparties entre entraînement (11'200), test (2'400) et validation (2'400). Finalement, la comparaison des performances des algorithmes indiquera lequel est le plus efficace pour faire de nouvelles prédictions sur les compositions des affiches de cinéma du reste de notre corpus.

5 Résultats

5.1 Les bonnes performances relatives de DenseNet169

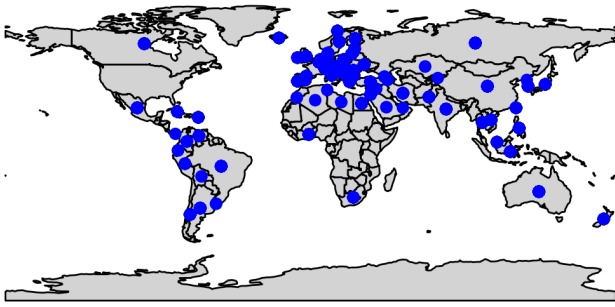
Le transfert de compétence montre son intérêt, car un des algorithmes, le DenseNet169, est plus performant que la base de référence selon l'*accuracy* (la proportion d'échantillons correctement classés par rapport à l'ensemble des échantillons) et le F1-Score (moyenne harmonique de la précision, la prédiction correcte, et du rappel, la capacité à identifier tous les exemples réels de la classe d'intérêt) (cf. tab. 1).

Modèle	Accuracy	F1-score
CNN initialisé aléatoirement	0.59	0.44
VGG16	0.65	0.59
ResNet50	0.56	0.46
DenseNet169	0.70	0.64
Inception	0.55	0.61
MobileNetV2	0.66	0.63

TABEAU 1 – Performances (*accuracy* et F1-score) des algorithmes.

Cependant, DenseNet169 n'est pas miraculeux, car il prédit mal les compositions hybrides et photographiques. En effet, selon la matrice de confusion (cf. fig. 5), les performances dans les prédictions de l'algorithme sont inégales selon les catégories. Ces irrégularités sont probablement imputables au déséquilibre dans l'annotation des données, mal-

Répartition géographique du corpus total (~160'000)



Répartition géographique du corpus réduit (16'000)

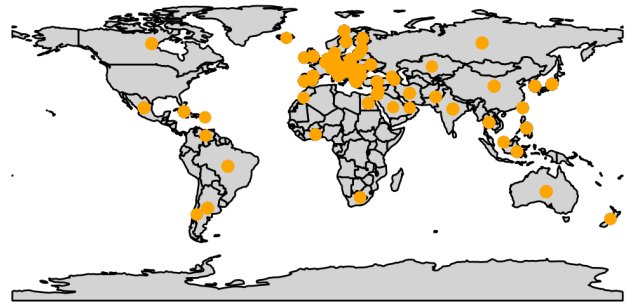


FIGURE 4 – Représentativité géographique entre le corpus total (160'000) et le corpus réduit (16'000).

gré nos tentatives pour les réduire. En outre, cet obstacle dans la prédiction reflète une difficulté intrinsèque à la technique des affiches de cinéma : comment définir clairement les compositions hybrides (cf. fig. 6), par elle-même et en rapport avec la photographie et le dessin ? Pour le moment, les performances de l'algorithme ne permettent pas de prédire les catégories de l'entièreté du corpus.

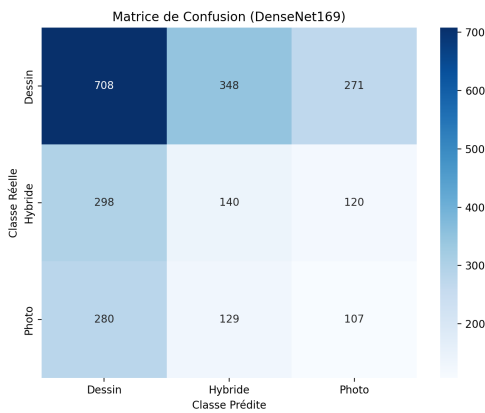


FIGURE 5 – Matrice de confusion issue des prédictions du DenseNet169.

L'algorithme permet cependant d'accélérer la labélisation, dans la mesure où l'on relit plus vite ses propositions, que l'on valide ou qu'on invalide. Ainsi l'algorithme nous a permis d'augmenter considérablement le nombre de données annotées. à partir de ce corpus augmenté (annoté de manière manuelle au sens où les propositions de l'algorithme ont été vérifiées humainement), soit 16'000 affiches, nous envisagerons de dégager des tendances temporelles et nationales.



FIGURE 6 – Mauvaises prédictions. À gauche : *It Came from Outer Space* (1953, Jack Arnold), Australie, 1953. À droite : *Guess Who's Coming to Dinner* (1967, Stanley Kramer) Allemagne, 1967. À ces deux affiches s'ajoutent celles de la fig. 1 : classées comme dessins, elles sont en fait toutes deux hybrides.

5.2 Chronologie des techniques de l'affiche de film

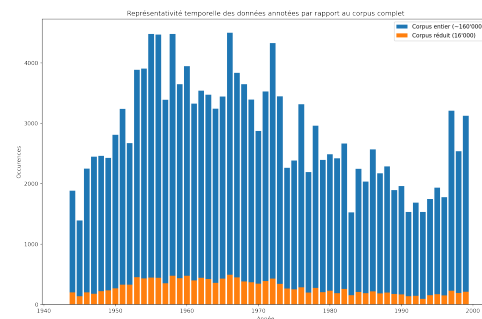


FIGURE 8 – Représentativité temporelle entre le corpus total (160'000) et le corpus réduit (16'000).

L'échantillonnage qui résulte de cette labellisation, représentant quelques 10% du corpus total,



FIGURE 7 – Chronologie proportionnelle des affiches composées de dessin, de photographie ou hybrides, entre 1944 et 1999, en France, en Italie, au Japon et aux États-Unis, sur les données labélisées manuellement du corpus réduit (16'000). En gris figure le nombre total de données présent en compte par année.

a été extrait de manière aléatoire du corpus (Lemerrier et Zalc, 2008). Sa répartition temporelle et géographique semble proche de celle du corpus total (cf. fig. 4 et 8). Nous avons donc tenté avec précaution, de faire émerger des tendances et d'émettre des hypothèses à partir du corpus réduit, que le corpus total pourrait avoir.

sif voit la montée inexorable de la photographie et son triomphe à partir de la fin des années 1980 (cf. fig. 7). Or, la tendance mondiale ne semble pas refléter unanimement des particularités nationales. En effet, entre les pays les plus représentés dans le corpus réduit – États-Unis, France, Italie et Japon – les disparités sont flagrantes (cf. fig. 9).

En Europe, la France et l'Italie sont plus ou moins représentatives du mouvement général observé. Cependant, en France, le dessin laisse progressivement place à la photographie dans les affiches de cinéma à partir du début des années 1970 alors qu'en Italie cette transition semble intervenir 15 ans plus tard. Au Japon, le dessin semble moins une tradition qu'un mode de création comme un autre. Aucune technique n'est privilégiée, si bien qu'il est difficile de parler d'homogénéisation des compositions dans les affiches de cinéma. Aux États-Unis, bien que le dessin soit surreprésenté, la photographie semble très présente dès l'après-guerre par le biais des compositions hybrides. Le déclin du dessin semble arriver au début des années 1980, après la France et avant l'Italie. Ainsi, à l'aune de ces résultats préliminaires, il est possible de présumer que l'affiche de film et ses techniques ont des spécificités nationales. Bien que tous les

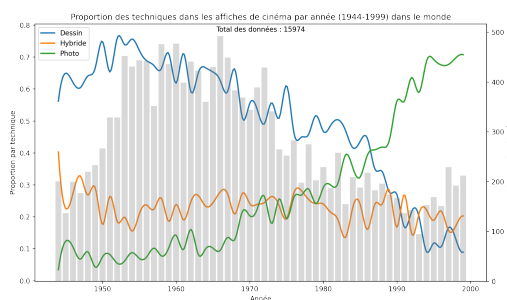


FIGURE 9 – Chronologie proportionnelle des affiches du corpus réduit (16'000) composées de dessin, de photographie ou hybride entre 1944 et 1999 dans le monde, sur les données labélisées manuellement. En gris figure le nombre total de données présent en compte par année.

Quels que soient les pays, dans le corpus réduit le dessin est surreprésenté jusqu'aux années 1970, moment à partir duquel son déclin progres-

pays semblent converger vers des compositions photographiques à partir du début des années 1990, les divergences chronologiques tendent à concevoir une histoire des affiches et de ses techniques non pas mondiale, mais nationale.

6 Conclusion

Les performances de la méthode sont encourageantes, cependant il est nécessaire d'améliorer les performances de l'algorithme en ajoutant des données, en explorant de nouveaux algorithmes, en faisant une meilleure utilisation des paramètres de ces derniers ainsi qu'en affinant la labélisation des images de type hybride. La chronologie des techniques à l'œuvre dans les affiches de film, d'après 10% du corpus total, est un premier indicatif à prendre avec précaution. Cependant l'étude doit se déployer plus largement sur un plan multiscalaire. D'une part, davantage de données doivent servir à mettre au point une chronologie globale plus représentative. D'autre part, l'étude des sources et des archives doit mettre en évidence ce que les graphiques ne renseignent pas : quelles sont ces spécificités nationales ? Est-ce une question de goût ? Est-ce un problème technique ? Est-ce lié à l'industrie cinématographique et son mode de circulation international ?

Bibliographie

- Jean-Louis Capitaine. 2020. *L'art de l'affiche de cinéma à la française*. *Cinémathèque française : Magazine*.
- Wei-Ta Chu et Hung-Jui Guo. 2017. *Movie genre classification based on poster images with deep neural networks*. In *Proceedings of the Workshop on Multimodal Understanding of Social, Affective and Subjective Attributes*, pages 39–45. ACM.
- Véronique Doduik. 2020. *René Péron, affichiste (1904-1972)*. *Cinémathèque française : Magazine*.
- Laurent Gervereau. 2006. *Dictionnaire mondial des images*. Nouveau monde, Paris.
- Elizabeth E. Guffey. 2015. *Posters : a global history*. Reaktion Books, Londres.
- Kaiming He, Xiangyu Zhang, Shaoqing Ren, et Jian Sun. 2015. *Deep residual learning for image recognition*. Publisher : arXiv Version Number : 1.
- Nayeem Hossain, Md. Martuza Ahamad, Sakifa Aktar, et Mohammad Ali Moni. 2021. *Movie genre classification with deep neural network using poster images*. In *2021 International Conference on Information and Communication Technology for Sustainable Development (ICICT4SD)*, pages 195–199. IEEE.
- Gao Huang, Zhuang Liu, Laurens van der Maaten, et Kilian Q. Weinberger. 2016. *Densely connected convolutional networks*. Publisher : arXiv Version Number : 5.
- Claire Lemerrier et Claire Zalc. 2008. *Méthodes quantitatives pour l'historien*. La Découverte, Paris.
- A. Marsden, A. Mackenzie, A. Lindsay, H. Nock, J. Coleman, et G. Kochanski. 2007. *Tools for searching, annotation and analysis of speech, music, film and video a survey*. *Literary and Linguistic Computing*, 22(4) :469–488.
- Alan Marshall. 2015. *Pour une histoire des techniques graphiques du XXe siècle*. In *50 ans d'histoire du livre 1958-2008*. Presse de l'ENSSIB, Villeurbanne.
- Yuta Matsuzaki, Kazushige Okayasu, Takaaki Imanari, Naomichi Kobayashi, Yoshihiro Kanehara, Ryouzuke Takasawa, Akio Nakamura, et Hirokatsu Kataoka. 2017. *Could you guess an interesting movie from the posters?: An evaluation of vision-based features on movie poster database*. Number : arXiv :1704.02199.
- Edwin E. Poole et Susan T. Poole. 1997. *Collecting movie posters : an illustrated reference guide to movie art—posters, press kits, and lobby cards*. McFarland & Co, Jefferson (N.C.)-Londres.
- Mark Sandler, Andrew Howard, Menglong Zhu, Andrey Zhmoginov, et Liang-Chieh Chen. 2018. *MobileNetV2: Inverted residuals and linear bottlenecks*. Publisher : arXiv Version Number : 4.
- Karen Simonyan et Andrew Zisserman. 2014. *Very deep convolutional networks for large-scale image recognition*. Publisher : arXiv Version Number : 6.
- Ian Haydn Smith. 2022. *Le cinéma s'affiche : une autre histoire du 7e art*. Editions de l'Imprévu, Paris.
- Samuel Sung et Rahul Chokshi. 2018. *Classification of movie posters to movie genres*. In *CS230 : Deep Learning*, Stanford University.
- Christian Szegedy, Vincent Vanhoucke, Sergey Ioffe, Jonathon Shlens, et Zbigniew Wojna. 2015. *Rethinking the inception architecture for computer vision*. Publisher : arXiv Version Number : 3.
- Jônatas Wehrmann et Rodrigo C. Barros. 2017. *Movie genre classification: A multi-label approach based on convolutions through time*. *Applied Soft Computing*, 61 :973–982.

Annexe

 Phenakistiscope