



BDeep Learning
Classification de Bande dessinée selon l'origine
géographique
Projet apprentissage profond - Rapport

Pierre Thuriès Alexandre Hamoir Antoine Hing
Thomas Trouvé François Lauriol

Deuxième Année - Département Sciences du Numérique
Année 2022-2023

Table des matières

1	Introduction	4
1.1	Description du sujet choisi	4
2	Constitution de la base de donnée	6
2.1	Méthodologie pour acquérir, puis annoter les données	6
2.1.1	Comment avons-nous trouvé les images?	6
2.1.2	Comment avons-nous annoté les données?	9
2.1.3	Des images non colorés?	9
2.2	Méthodologie pour partitionner les images en ensembles d'entraîne- ment, de validation et de test.	10
2.3	Pronostic	10
3	Élaboration de la solution	11
3.1	Mise en place de notre réseau de neurones	11
3.1.1	Détails des couches du réseau	11
3.1.2	Hyperparamètres et autres informations	12
3.1.3	Paramètres d'entraînement	13
3.2	Fragmentation des images de manière à faire un vote sur le résultat des sous-images	14
4	Analyse des résultats	16
4.1	Analyse quantitative	16
4.2	Analyse qualitative	16
4.2.1	Exemples positifs	16
4.2.1.1	Japon	17
4.2.1.2	Europe	17
4.2.1.3	Amerique	18
4.2.1.4	Corée	18
4.2.2	Exemples négatifs	20
4.2.2.1	Japon mal classé en :	20
4.2.2.2	Europe mal classé en :	21
4.2.2.3	Amerique mal classé en :	22
4.2.2.4	Corée mal classé en :	23
4.3	Identification des biais dans la BD	25
5	Conclusion	27

Table des figures

1	The Amazing Spider-Man (1963) - Stan Lee - Steve Ditko	4
2	Gaston - André Franquin	5
3	Jaco the Galactic Patrolman - Akira Toriyama	6
4	Solo Leveling - Chugong	7
5	The Promised Neverland - Kaiu Shirai - Posuka Demizu	8
6	Les Cahiers d'Esther - Riad Sattouf	9
7	Deadpool Kills the Marvel Universe - Cullen Bunn	10
8	Dr. Stone - Riichirō Inagaki - Boichi	11
9	Edge of Spider-Verse (2022) - Sanshiro Kasama - Hikaru Uesugi	12

10	My Hero Academia - Kōhei Horikoshi	12
11	Mutafukaz - Run	13
12	Mutafukaz 2 - Run	14
13	Little Marvel : AvX - Skottie Young	15
14	Résultat pour des images en 256x256 (non divisées)	16
15	Résultat pour des images en 256x256 séparées en 4 (divisées en sous images de 128x128)	17
16	Résultat pour des images en 256*256 séparées en 16 (divisées en sous images de 64x64)	18
17	Résultat pour des images en 128*128 séparées en 4 (divisées en sous images de 64x64)	19
18	Image d'un manga classé en BD européenne	20
19	Image d'un manga classé en comics	21
20	Image d'une BD européenne classé en comics	22
21	Image d'une BD européenne classé en manhwa	23
22	Image d'un comics classé en manga	24
23	Image d'un comics classé en BD européenne	25
24	Image d'un manhwa classé en manga	26
25	Image d'un manhwa classé en BD européenne	27
26	Image d'un manhwa classé en comics	28

1 Introduction

BD, comics, mangas, manhwas, comment s'y retrouver ? Nous sommes 5 jeunes étudiants passionnés de toutes ces oeuvres du 9^{ème} art, contents de mettre en place une classification de ces différentes expressions de littérature pour ce projet d'Apprentissage Profond. La base de données est disponible [ici](#).

1.1 Description du sujet choisi

Étant donné la grande diversité dans le domaine du 9^{ème} art, nous avons décidé de classer les BD, comics, mangas, manhwas selon leur localisation : États-Unis 1, Europe 2, Japon 3 et Corée 4.

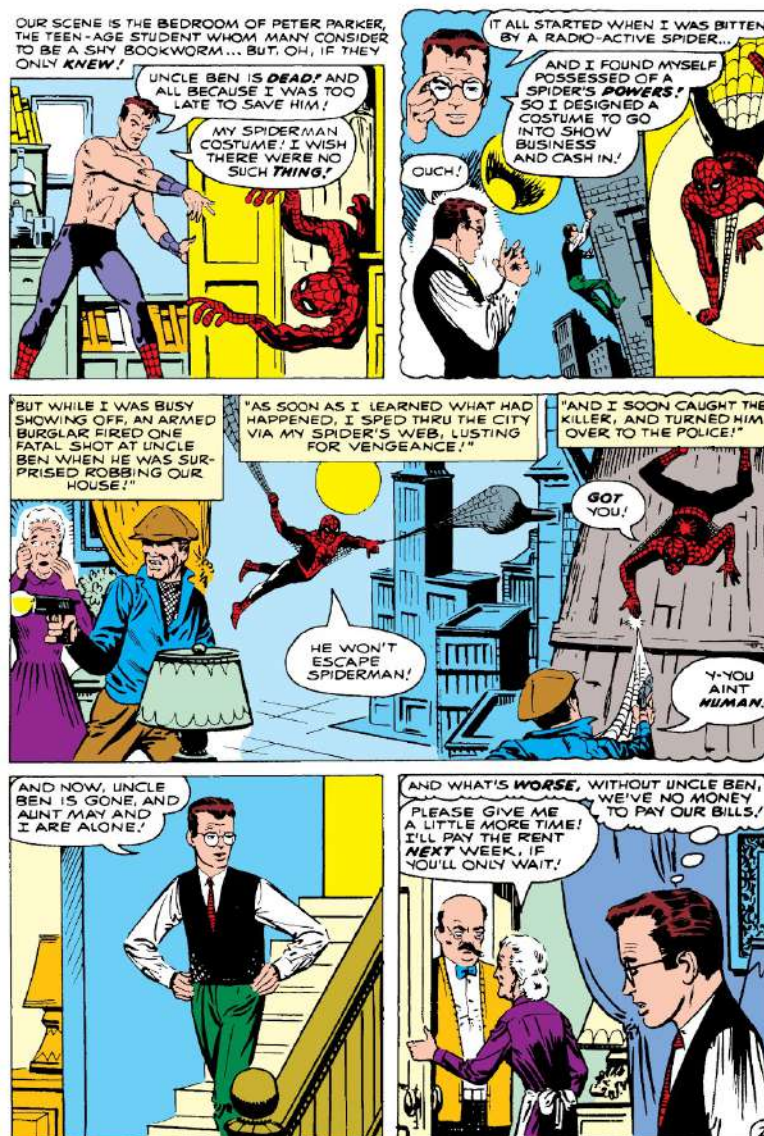


FIGURE 1 – The Amazing Spider-Man (1963) - Stan Lee - Steve Ditko



FIGURE 2 – Gaston - André Franquin



FIGURE 3 – Jaco the Galactic Patrolman - Akira Toriyama

2 Constitution de la base de donnée

2.1 Méthodologie pour acquérir, puis annoter les données

2.1.1 Comment avons-nous trouvé les images ?

Pour obtenir des données, la plupart d'entre nous avons puisé dans notre propre collection personnelle en prenant directement des photographies. En plus de per-



FIGURE 4 – Solo Leveling - Chugong

mettre de faire découvrir des œuvres qui nous ont marquées, cela nous permet également de prendre des photos délibérément mauvaises, comme par exemple des photos à l'envers (comme l'exemple Japon_007.png 5), avec la table apparente (comme l'exemple Europe_003.png 6) ou encore avec des reflets (comme l'exemple USA_135 7).

En outre, il existe également dans la base de données des scans trouvés directement en ligne. Ces derniers peuvent être de mauvaise qualité ou dans d'autres langues.



FIGURE 5 – The Promised Neverland - Kaiu Shirai - Posuka Demizu

Il est nécessaire d'avoir des images de mauvaise qualité dans la base de données car cela permet d'augmenter la robustesse du modèle. En effet, si le modèle est uniquement entraîné sur des images parfaites et nettes, il risque de ne pas être en mesure de traiter correctement des images plus complexes et moins claires, ce qui peut conduire à une mauvaise performance en situation réelle.

En incluant des images de mauvaise qualité dans la base de données, le modèle apprend à reconnaître les caractéristiques importantes malgré les défauts de l'image, ce qui améliore sa capacité à généraliser et à traiter des images qu'il n'a jamais vues auparavant.



FIGURE 6 – Les Cahiers d'Esther - Riad Sattouf

2.1.2 Comment avons-nous annoté les données ?

Nous avons décidé de classer les données en fonction du pays (ou du continent pour l'Europe). Nous nous sommes basés sur le pays d'origine de l'éditeur pour effectuer cette classification. Cela nous a permis de prendre des décisions dans des cas complexes tels que celui de Dr. Stone (Japon_008 8), un manga publié dans le Shonen Jump (le magazine de manga le plus célèbre) et dessiné par Boichi, un dessinateur coréen.

Nous avons également appliqué cette méthode de classification pour l'image USA_100 9, issue d'une bande dessinée américaine mais dessinée par un mangaka pour représenter une version alternative de Spider-man inspirée de manga (plus précisément inspirée de My Hero Academia, Japon_001 10).

2.1.3 Des images non colorés ?

Nous avons décidé de dupliquer certaines images en niveau de gris afin de ne pas biaiser notre classifieur avec des images colorées car la plupart de nos images de mangas sont en noir et blanc.



FIGURE 7 – Deadpool Kills the Marvel Universe - Cullen Bunn

2.2 Méthodologie pour partitionner les images en ensembles d'entraînement, de validation et de test.

Nous avons décidé de partitionner les images de manière aléatoire en groupe de 70 % pour l'entraînement, 15 % pour la validation et 15 % pour le test.

2.3 Pronostic

Notre problème est plutôt complexe, car bien qu'en général, on puisse identifier des disparités entre les régions dans le domaine de la bande dessinée, lorsque l'on y regarde de plus près, on constate qu'il existe de nombreuses exceptions, et que les auteurs aiment mélanger les styles. Par exemple, Mutafukaz, une bande dessinée de l'auteur français Run, est un mélange de plusieurs inspirations, comme la bande dessinée franco-belge, les comics ou encore les mangas (par exemple Europe_023 [11](#) et Europe_044 [12](#)). Parfois même les comics de super-héros tentent un style Chibi (USA_055 [13](#)).

En effet, bien que chaque pays ait ses propres styles et traditions en matière de bande dessinée, il peut y avoir des influences croisées entre différents pays et



FIGURE 8 – Dr. Stone - Riichirō Inagaki - Boichi

cultures, ce qui rend encore plus difficile de déterminer l'origine géographique d'une bande dessinée.

3 Élaboration de la solution

3.1 Mise en place de notre réseau de neurones

Pour réaliser notre réseau nous avons réutilisé celui du TP4 (estimation de posture) adapté à notre problème.

3.1.1 Détails des couches du réseau

- 32 filtres de convolution 3x3, activation Relu
- Max pooling 2x2
- 64 filtres de convolution 3x3, activation Relu
- Max pooling 2x2
- 96 filtres de convolution 3x3, activation Relu
- Max pooling 2x2



FIGURE 9 – Edge of Spider-Verse (2022) - Sanjiro Kasama - Hikaru Uesugi



FIGURE 10 – My Hero Academia - Kōhei Horikoshi

- 128 filtres de convolution 3x3, activation Relu
- Max pooling 2x2
- Vectorisation du tenseur pour passer à la couche dense (flatten)
- Couche dense à 256 neurones, activation Relu
- Couche dense de sortie à 4 neurones, activation softmax

3.1.2 Hyperparamètres et autres informations

- Fonction de perte (loss) : Crossentropy
- Optimiseur : Adam
- Taux d'apprentissage : le learning rate "magique" d'Adam, $3e - 4$



FIGURE 11 – Mutafukaz - Run

— Metrique : Accuracy

3.1.3 Paramètres d'entraînement

- Nombre d'epochs : Tout d'abord 10, puis 30 en constatant que l'apprentissage n'était pas fini
- Taille de batch : 30
- On utilise un callback keras pour conserver la meilleure epoch pour la précision sur l'ensemble de validation
- Qualité des images : notre réseau s'applique à des images de taille supérieure ou égale à 64x64 et nous pouvons charger des images de taille maximales

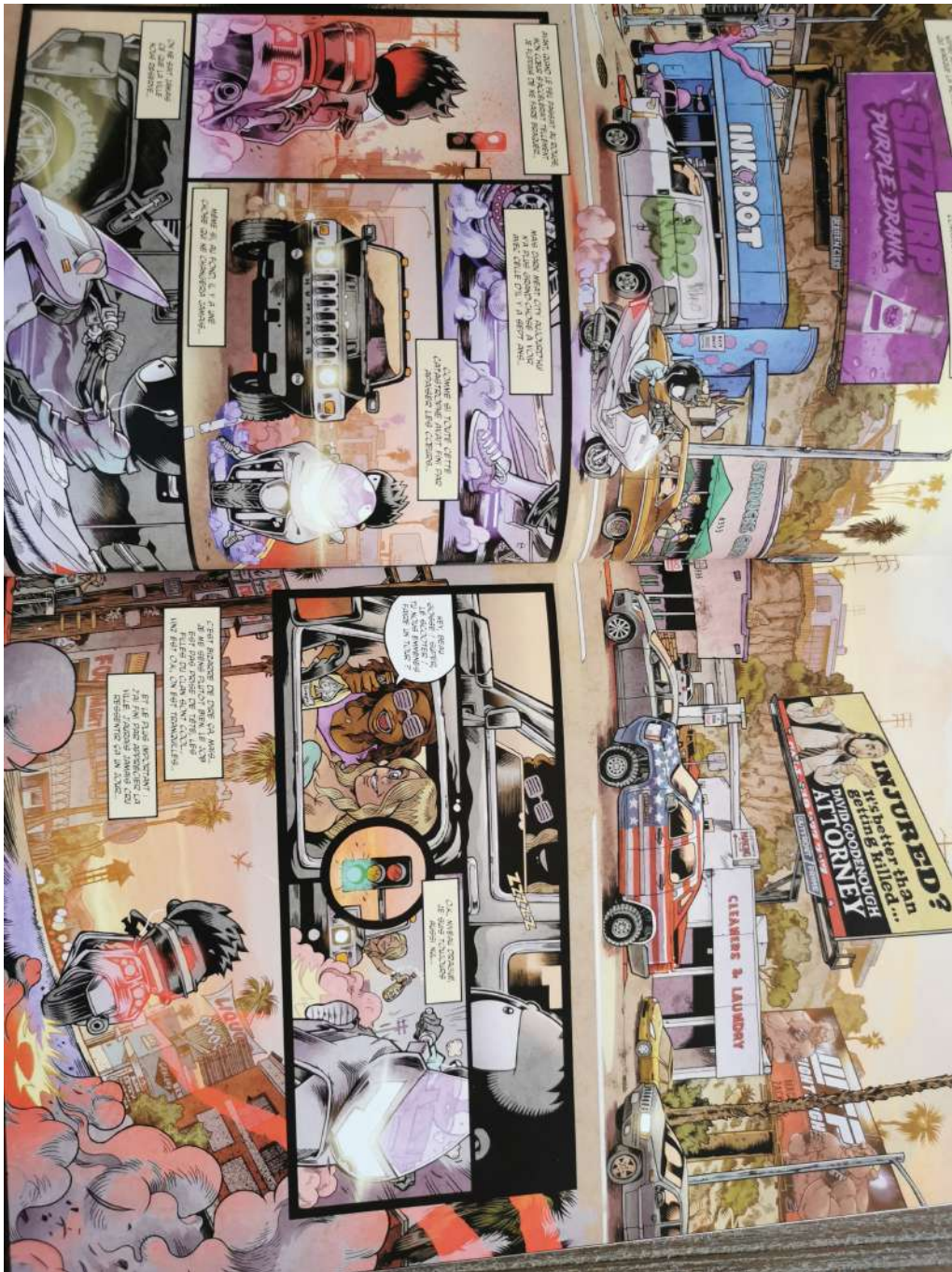


FIGURE 12 – Mutafukaz 2 - Run

256x256 (le chargement des images de taille 512x512 épuise la RAM de google colab, nous aurions pu essayer d'optimiser le code mais avons jugé que cela n'était pas nécessaire). Naturellement plus la qualité des images est importante plus les résultats sont satisfaisants.

3.2 Fragmentation des images de manière à faire un vote sur le résultat des sous-images

Après avoir mis en place notre réseau, nous avons décidé de découper nos images pour tenter d'obtenir de meilleurs résultats.

Les images sont découpés suivant un ratio suivant l'axe des abscisses et des



FIGURE 13 – Little Marvel : AvX - Skottie Young

ordonnées (par exemple pour un ratio de 2, on divise les images en 4 sous images). Concrètement on utilise deux fois en chaîne les fonctions `np.split` et `np.concatenate` sur les bons axes pour couper nos images en 4 et avoir une liste de toutes les sous-images.

Ensuite, on entraîne notre réseau de neurone avec les sous-images. À partir des probabilités d'appartenance à chaque classes calculées par notre réseau, on calcule la probabilité cumulé d'une image pour chaque classe. Finalement on choisi la classe avec la plus grande probabilité cumulée comme prédiction de notre réseau.

Avec les limitations sur les tailles des images de notre réseau nous pouvons découper les images aux formats 2x2 ou 4x4 avec des images totales de taille 256x256.

Nous avons conservé les probabilités cumulées pour chaque classes afin de com-

parer les probabilités dans les cas d’erreurs.

4 Analyse des résultats

4.1 Analyse quantitative

Cette partie est illustrée par des images issues de notre document google colab, elles présentent les scores de notre réseau (precision, recall et f1-score par classe ainsi que matrice de confusion) pour différents découpage des images (1x1, 2x2 et 4x4) et qualités 256x256 ainsi que 128x128.

Voir figures 14, 15, 16 et 17.

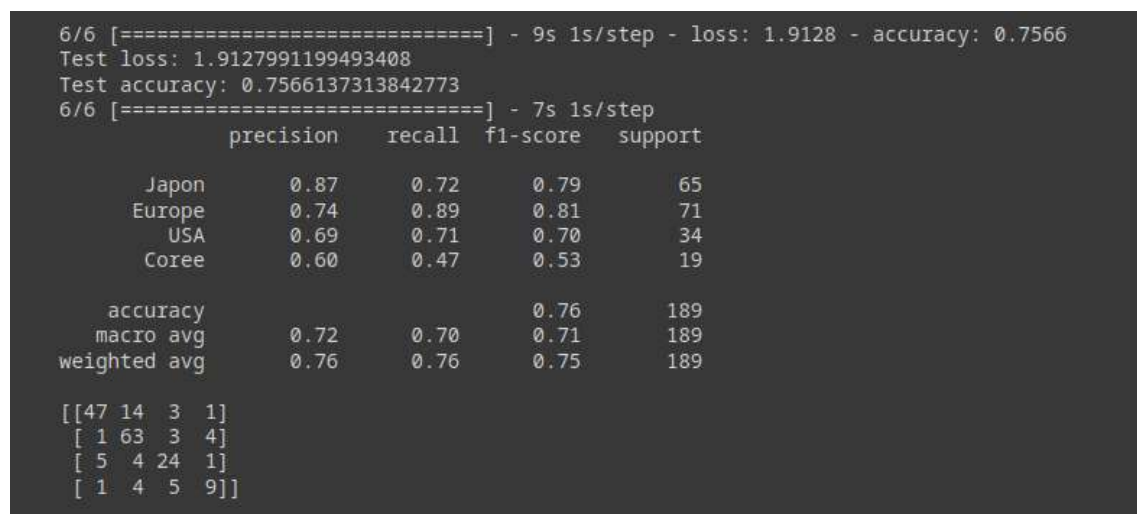


FIGURE 14 – Résultat pour des images en 256x256 (non divisées)

4.2 Analyse qualitative

Dans cette section on analyse les réussites et échecs de notre réseau, en essayant d’interpréter autant que possible les décisions (au risque de parfois surinterpréter, bien que pour certaines images on ne puisse expliquer).

Ces images bien ou mal classifiées proviennent de l’entraînement avec des images de qualité 128x128 coupées en 4 (format 2x2). On présente systématiquement des images parmi les plus représentatives (celles qui sont les mieux classifiées, ou celles pour lesquelles la prédiction en probabilité est la plus marquée à l’avantage d’une mauvaise classification).

Pour certaines erreurs on peut atteindre jusqu’à 99.98% de probabilité (exemple du comics Invincible classifié en bd plus bas).

4.2.1 Exemples positifs

En observant les images les mieux reconnues par notre réseau nous pouvons déduire certaines tendances ou spécificités de chaque genre de bande dessinées.

Avant le vote					
	precision	recall	f1-score	support	
Japon	0.86	0.85	0.85	260	
Europe	0.79	0.85	0.81	284	
USA	0.63	0.63	0.63	136	
Coree	0.78	0.61	0.68	76	
accuracy			0.78	756	
macro avg	0.76	0.73	0.75	756	
weighted avg	0.78	0.78	0.78	756	
[[220 24 12 4]					
[12 240 29 3]					
[14 30 86 6]					
[10 11 9 46]]					
Après le vote					
	precision	recall	f1-score	support	
Japon	0.90	0.88	0.89	65	
Europe	0.82	0.90	0.86	71	
USA	0.68	0.68	0.68	34	
Coree	0.93	0.68	0.79	19	
accuracy			0.83	189	
macro avg	0.83	0.78	0.80	189	
weighted avg	0.83	0.83	0.83	189	
[[57 5 3 0]					
[1 64 6 0]					
[3 7 23 1]					
[2 2 2 13]]					
' print("Après le vote")\nprint(classification_report(y_reel, y_predit,					

FIGURE 15 – Résultat pour des images en 256x256 séparées en 4 (divisées en sous images de 128x128)

4.2.1.1 Japon

Les mangas se différencient des autres bandes dessinées étudiées (ainsi qu'une partie des manwha) par l'absence de couleur. Ce biais avait été traité dans la construction de la base de donnée en dupliquant la moitié de nos images (indépendamment de leur classe) en noir et blanc.

Les caractéristiques identifiées par notre réseau sont :

- Des images à fort contraste entre noir et blanc (peu de nuances de gris)

4.2.1.2 Europe

- Des cases colorées
- Des cases très rectangulaires avec une bordure blanche nettement visible entre elles

Avant le vote				
	precision	recall	f1-score	support
Japon	0.87	0.74	0.80	1040
Europe	0.66	0.89	0.76	1136
USA	0.64	0.40	0.49	544
Coree	0.64	0.55	0.59	304
accuracy			0.72	3024
macro avg	0.70	0.65	0.66	3024
weighted avg	0.73	0.72	0.71	3024
[[773 206 25 36]				
[37 1016 64 19]				
[44 245 217 38]				
[33 71 32 168]]				
Après le vote				
	precision	recall	f1-score	support
Japon	1.00	0.82	0.90	65
Europe	0.69	0.99	0.81	71
USA	0.90	0.53	0.67	34
Coree	0.93	0.68	0.79	19
accuracy			0.81	189
macro avg	0.88	0.75	0.79	189
weighted avg	0.86	0.81	0.81	189
[[53 12 0 0]				
[0 70 1 0]				
[0 15 18 1]				
[0 5 1 13]]				
' print("Après le vote")\nprint(classification_report(y_reel, y				

FIGURE 16 – Résultat pour des images en 256*256 séparées en 16 (divisées en sous images de 64x64)

4.2.1.3 Amerique

- Des pages très colorées avec des couleurs vives

4.2.1.4 Corée

Les bandes dessinées coréennes se heurtent à une difficulté, nous avons dans notre base de donnée à la fois des manwha traditionnels (format papier noir et blanc, très semblables aux mangas) et des webtoons (pensé pour être lus sur téléphone). Les caractéristiques ci-dessous sont spécifiques aux webtoons (pour les manwha, rien de vraiment différent des mangas, si ce n'est le style des visages)

- Des images simples (un personnage ou objet central et peu de fond/détails)
- Pas vraiment de cases, à la limite des successions d'images dans le sens de la verticale

Avant le vote				
	precision	recall	f1-score	support
Japon	0.89	0.83	0.86	260
Europe	0.79	0.82	0.81	284
USA	0.61	0.72	0.66	136
Coree	0.75	0.58	0.65	76
accuracy			0.78	756
macro avg	0.76	0.74	0.74	756
weighted avg	0.79	0.78	0.78	756
[[215 25 15 5]				
[6 234 36 8]				
[10 26 98 2]				
[10 10 12 44]]				
Après le vote				
	precision	recall	f1-score	support
Japon	0.94	0.89	0.91	65
Europe	0.81	0.86	0.84	71
USA	0.65	0.82	0.73	34
Coree	0.89	0.42	0.57	19
accuracy			0.82	189
macro avg	0.82	0.75	0.76	189
weighted avg	0.83	0.82	0.82	189
[[58 5 2 0]				
[0 61 9 1]				
[1 5 28 0]				
[3 4 4 8]]				

FIGURE 17 – Résultat pour des images en 128*128 séparées en 4 (divisées en sous images de 64x64)

- De grands espaces blancs en périphéries
- Des tons bleus/sombres (biais dû à une importante présence de l'oeuvre solo leveling dans la base d'apprentissage)



FIGURE 18 – Image d'un manga classé en BD européenne

4.2.2 Exemples négatifs

4.2.2.1 Japon mal classé en :

Europe (Figure 18)

Interprétation : Dans la plupart des pages de manga, il y a souvent peu de remplissage, il est donc logique que cette image le perturbe. Pour empirer le tout, la partie de la table prise en photo fait comme si une bande entière était "remplie".

Amélioration possible : mettre plus de photos de manga avec des parties de tables et autres fond colorés, c'est sa principale cause d'erreur.

USA (Figure 19)

Interprétation : Encore une fois, le remplissage du fond de l'image le perturbe beaucoup, cependant il y a que peu d'erreurs.

Amélioration possible : mettre plus de photos de manga avec beaucoup de remplissage.

Corée : Aucun



FIGURE 19 – Image d'un manga classé en comics

Interprétation : La classe Japon possédant beaucoup plus de photos que la Corée, si jamais il hésite il met dans le Japon, il est donc difficile pour lui de ce tromper dans ce sens.

4.2.2.2 Europe mal classé en :

Japon : aucun

Interprétation : Les deux classes majoritaires (en terme de nombre de photos) ont des styles assez distincts pour être précisément séparées.

USA (Figure 20)

Interprétation : Il s'agit d'une case assez grande (qui prend toute la page) avec un ton rougeâtre qui rappelle les comics

Amélioration possible : Eventuellement augmenter la qualité des images pour qu'il reconnaisse la forme des bulles, et mettre plus d'images de BD avec un ton sombre et rougeâtre, par exemple des doubleducks devrait faire l'affaire.

Coree (Figure 21)



FIGURE 20 – Image d’une BD européenne classé en comics

Interprétation : Il y a un ton très bleu et sombre qui fait penser à Solo leveling, qui représente une partie non négligeable de nos images de la partie Corée.

Amélioration possible : Augmenter et diversifier les images partie Corée.

4.2.2.3 Amérique mal classé en :

Japon (Figure 22)

Interprétation : L’image a mis en noir et blanc pour le perturber (comme plusieurs autres images), certaines l’ont perturbé. Dur d’améliorer cette partie, je me serais aussi trompé. Notamment dû au fait qu’il possède de nombreuses cases petites ainsi qu’un fort contraste noir et blanc. Le taux d’erreur est assez faible pour cette catégorie.

Europe (Figure 23)

Interprétation : Cette image provient du comics Invincible qui est globalement mal classifié par notre réseau. Pour cette image elle ressemble à une bd selon les critères de notre réseau : cases rectangulaires délimités par des bordures blanches marquées.



FIGURE 21 – Image d'une BD européenne classé en manhwa

Amélioration possible : Eventuellement augmenter la diversité des images de comics, cependant le principal de cette catégorie et vraiment le comics Invincible, avec des taux d'erreurs assez affolants. Il représente une écrasante majorité des erreurs de cette catégorie avec des probabilités allant jusqu'à 99,989 pourcents pour le réseau que l'image appartienne aux BD européenne.

Corée : Aucun

Interprétation : Les styles sont assez distincts, de par la disposition et taille des cases. D'autre part, les palettes de couleurs sont assez différentes (plus chaude (tire vers le rouge) pour les comics, plus froide (tire vers le bleu) pour les manhwa)

4.2.2.4 Corée mal classé en :

Japon (Figure 24)

Interprétation : Comme dit précédemment, si jamais il hésite entre Japon et Corée il met toujours Japon (classe majoritaire avec l'europe en nombre d'images). Les deux styles etant assez similaires ont s'attendait à ce qu'il y ait confusion. Cette



FIGURE 22 – Image d'un comics classé en manga

image est la plus perturbante car le style est plus proche du manga que du manhwa (notamment avec son absence de couleur). Je l'aurais aussi classé en manga. En conclusion ce sont 2 classes plus complexes à séparer que le reste de par la proximité des 2 styles.

Amélioration possible : Augmenter et diversifier les images partie Corée

Europe (Figure 25)

Interprétation : Une image très colorée, avec un personnage difficilement détectable rend la tâche plus complexe pour le réseau de neurones. Amélioration possible : le réseau a du mal avec les images très zoomées. Il faudrait lui en rajouter plus afin qu'il puisse mieux classifier ce type d'image.

USA (Figure 26)

Interprétation : Les grandes bulles ovales, une grande case et le feu de cette image (couleurs chaudes -> comics) rappelle le style caractéristique des comics. Les tenues et les lunettes de soleil exagèrent cette tendance. Cela me semble humainement assez complexe à classer, le résultat est donc compréhensible. A part cette image et ses déclinaisons il ne semble pas y avoir de soucis majeurs.

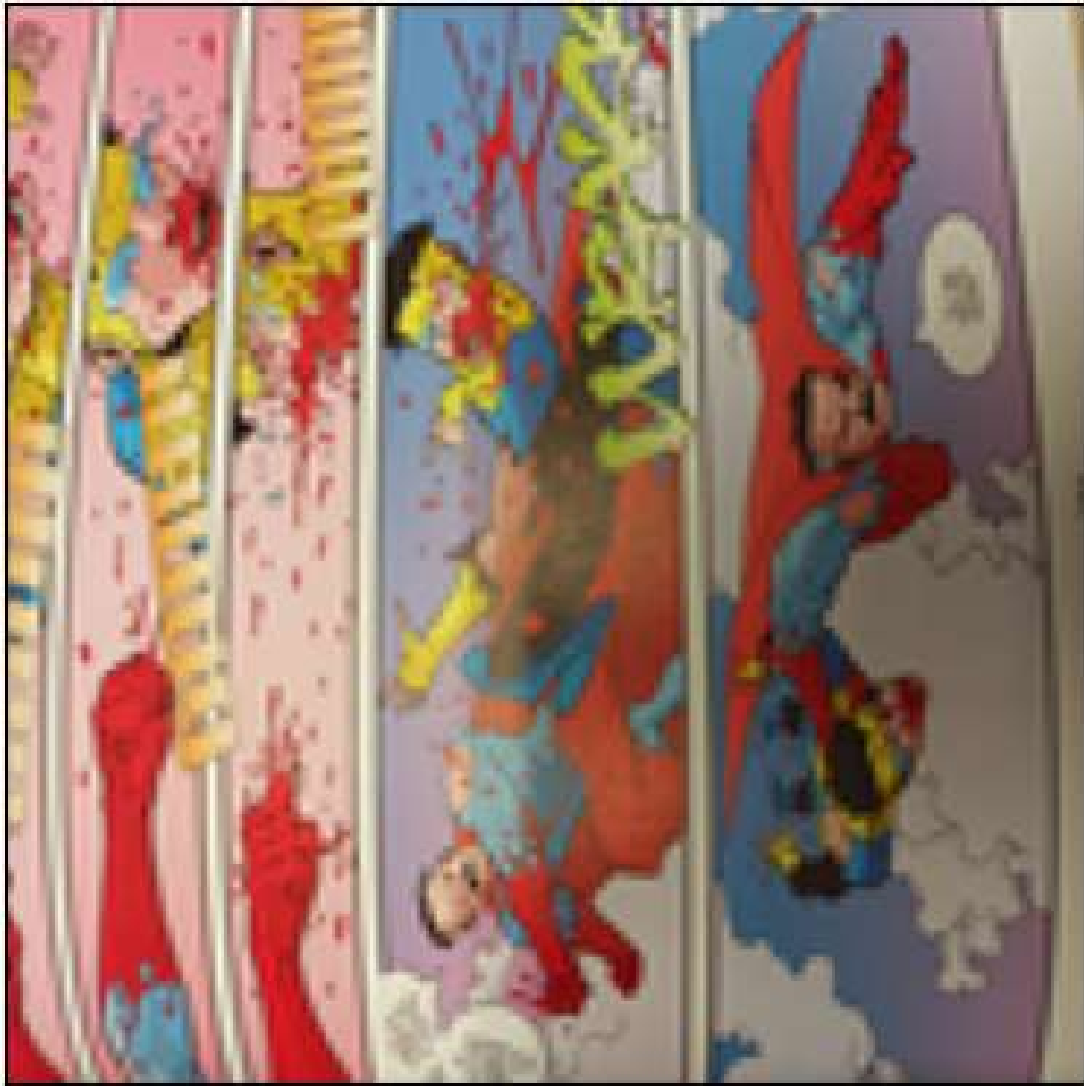


FIGURE 23 – Image d'un comics classé en BD européenne

4.3 Identification des biais dans la BD

Le premier biais évident que nous avons identifié est la couleur des pages (noir et blanc pour les mangas et certains manwhas). Nous l'avons corrigé avant de réaliser le réseau en dupliquant certains images en noir et blanc, cela a certainement permis de réduire ce biais. Cependant les images dupliquées possèdent pour chaque pixel 3 valeurs identiques pour les canaux de couleurs ce qui les rend identifiables, les images ne présentant cette caractéristiques et étant en noir et blanc sont donc facilement identifiable comme manga en général.

Le deuxième biais identifié est l'équilibre (ou déséquilibre) des classes. En effet les classes Japon et Europe sont bien fournies là ou Coree et USA sont bien plus petites, ce qui pousse notre réseau à prédire ces classes rarement.

Le troisième biais vient du fait que la répartition entre groupes (apprentissage, test et validation) a été fait de manière aléatoire, ainsi la plupart des oeuvres de la



FIGURE 24 – Image d'un manhwa classé en manga

base sont présents dans chaque groupe. Aucune oeuvre n'a été spécifiquement gardé pour le test ou la validation. Même, certaines images identique à la couleur près (duplication noir et blanc) sont dans des groupes différents.

Le quatrième biais provient de la prise de photos et scans, les format d'images et filtres par défauts de nos appareils sont peut être identifiables (sachant que chacun s'est plus concentré sur certaines classes que d'autres). La manière de photographier (en biais, avec une ombre, un reflet, flou, avec un fond, page partielle ou entière, ...) apporte aussi des tendances à chaque classes qui n'ont pas vraiment lieu d'être. Pour les scans certaines images présentent un logo des sites webs dont ils sont issus, ce qui pourrait indiquer la provenance des oeuvres.

Le cinquième biais provient des oeuvres sélectionnées, l'exemple le plus parlant est Solo Leveling pour la classe Coree. Ce livre occupe presque un quart de la classe et ses teintes bleutées et sombres sont assez reconnaissables, ce qui d'après nous a causé des erreurs de classification pour certaines autres images.



FIGURE 25 – Image d’un manhwa classé en BD européenne

5 Conclusion

En conclusion, nous avons constitué notre base de données à partir d’images photographiées et scannées (issues d’internet). Ensuite nous avons réutilisé un réseau fonctionnel de TP que nous avons adapté à notre problème. Une fois le réseau mis en place nous avons observé des résultats meilleurs qu’espérés et avons poussé l’entraînement sur des images de qualité supérieur (256x256). Finalement nous avons réalisé une séparation de nos images avec prédiction du label à partir des sous-images et obtenus des résultats significativement meilleurs.

La plus grosse difficulté pour ce projet était la création de la base de données, les biais sont nombreux et difficiles à éviter, nous aurions dû porter plus d’attention à l’équilibre des classes. Nous avons eu la chance que l’entraînement présente directement de très bons résultats même sans adaptation.

Toutefois, un enrichissement de la base de donnée permettrait probablement une amélioration significative des résultats, que ce soit l’accuracy ou le recall. En priorité il faudrait équilibrer les classes et mettre autant de manhwa et comics que les BD et



FIGURE 26 – Image d'un manhwa classé en comics

les mangas qui sont majoritaires. Varier les zooms d'images et prendre plus de photos mal prises (avec un bout de table par exemple, ou dans un angle bizarre) permettrait de rendre la classification plus robuste (on l'a déjà fait, mais ce n'était probablement pas suffisamment d'images pour qu'il comprenne). Par ailleurs certaines oeuvres étaient très présentes au sein d'une même classe ce qui rend probablement plus simple l'identification de ce type d'oeuvre, et plus complexe pour les autres oeuvres de la même classe.

Un potentiel défaut de notre base de données est la présence de deux sous-classes à la classe Corée (les manwhas papier et les webtoons conçus pour téléphone) qui sont très distincts et n'ont pas vraiment de similarités, si ce n'est les traits des visages des personnages.

Une amélioration possible du réseau aurait été d'utiliser un réseau conséquent déjà entraîné et très performant puis réaliser un fine-tuning pour l'adapter à notre problème. Nos résultats étant satisfaisants nous avons préféré nous concentrer sur la séparation des images et l'analyse.