



S712 SAVOIRS DES ACTIVITÉS DE PROJET INSTRUMENTÉES

ECOLE NATIONALE SUPÉRIEURE D'ARCHITECTURE DE PARIS LA
VILLETTE

L'intelligence artificielle et l'évaluation de dommages après une catastrophe naturelle

Auteur	CID
Saoud Khadija Yasmine	20277

Encadré par :
Monsieur Francois Guena
Monsieur Joachim Sylvestre
Madame Anne Tuscher

26 février 2024

Mes premiers remerciements vont à mes tuteurs de mémoire, Monsieur François Guéna, Monsieur Joachim Sylvestre, Madame Anne Tuscher. Permettez-moi de vous remercier pour les conseils prodigués, et le temps précieux que vous m'avez accordé durant ce travail. Veuillez trouver ici le témoignage de ma haute considération et de mon profond respect.

Table des matières

1	Introduction	1
2	Etat de l'Art	7
3	Explication Détailée	14
3.1	Estimer un degré de destruction	16
3.2	Les échelles d'estimation	17
3.3	L'estimation des dégâts grâce à l'intelligence artificielle	18
3.4	Méthodes d'évaluation de dommages par l'intelligence artificielle	20
3.5	Les réseaux neuronaux convolutifs	28
3.6	Améliorer les résultats et la précision	34
3.7	Conclusion	37
4	Comparaison et Expérimentation	41
4.1	Comparaison entre deux plateformes	41
4.2	Proposition d'amélioration	48
5	Discussions	53
6	Conclusion	55
7	Bibliographie	57
8	Références des figures	63

Table des figures

1.1	Séisme en Turquie - Février 2023.	2
1.2	Tsunami à Iwate au Japon - Mars 2011.	2
1.3	Ouragan à Fort Myer aux États-Unis - Octobre 2022.	2
1.4	Nombre de morts (rouge) en fonction du nombre de catastrophes naturelles (noir) et de personnes affectés (bleu), depuis 1975 à 2011, . Source : EM-DAT, the OFDA/CRED International Disaster Database.	3
3.1	Maison endommagée après le passage de l'ouragan Katarina aux États-Unis en 2005.	15
3.2	Bâtiment endommagé après le tremblement de terre de 2023 en Turquie. . . .	15
3.3	Maisons endommagées suite à l'incendie survenu à Hawaï en 2023.	15
3.4	Constructions endommagées ou détruites après le Tsunami à Onagawa au Japon en 2011.	15
3.5	Ville de Kahramanmaraş, Turquie - Carte des zones endommagées partiellement ou entièrement après le tremblement de terre du 06/02/2023.	21
3.6	Ville de Kahramanmaraş, Turquie - Carte des zones endommagées après le tremblement de terre du 06/02/2023.	21
3.7	Ville de Kahramanmaraş, Turquie - Carte des dommages	21
3.8	Schémas de l'organisation d'une estimation basée sur une analyse bâtiment par bâtiment.	22
3.9	Schémas de l'organisation d'une estimation basée sur une analyse pixel par pixel.	23
3.10	Résultat de l'analyse des deux méthodes.	24
3.11	Analyse de dommages des bâtiments sur la plateforme AI-driven Damage Diagnosis, localisation inconnue.	26
3.12	Analyse de dommages des bâtiments sur la plateforme AI-driven Damage Diagnosis, localisation inconnue.	26

3.13 Analyse de dommages des bâtiments sur la plateforme AI-driven Damage Diagnosis, localisation inconnue.	27
3.14 Analyse de dommages des bâtiments sur la plateforme AI-driven Damage Diagnosis, après le passage de la tornade "jopplin"» dans le Missouri, Etats-Unis.	27
3.15 Prises photographiques après un tremblement de terre, en detail : Prise satellite Amizmiz au Maroc (2023) , Prise aérienne Kahramanmaras en Turquie (2023), Prise UAV Wajima au Japon (2024).	29
3.16 Tableau exemple des données de recensement, avec images satellites, aériennes (airborne) et drones (UAV), leur localisation, la date de prise, le système et la résolution limite (GSD)	31
3.17 Images avant/après (satellites, aériennes, drone) résultantes de la mise en marche du programme par ses créateurs, à Pescra Del Tronto (Italie) ,on y voit les réels dommage détectés, les faux positifs et les faux négatifs.	32
3.18 Bâtiment à Bourmerdes (Algerie) effondré sur ces deux premiers étages après le séisme de 2003, détectable en vue de face (a) et non détectable en vue satellite (b).	33
3.19 Schémas du processus de détection des dommages réalisé par Karimi H-A. et Wheeler B-J dans le cadre du développement de leur modele d'identification de dommages.	35
3.20 Exemple d'un résultat du modele réalisé par Karimi H-A. et Wheeler B-J.	36
 4.1 Capture d'écran de la plateforme DamageMap, montrant une estimation des dommages à Paradise en Californie. On voit en rouge les constructions endommagées et en vert les construction non endommagées.	43
4.2 Capture d'écran de la plateforme DamageMap, montrant une estimation des dommages à Paradise en Californie sur une zone plus zoomé. On voit en rouge les constructions endommagées et en vert les construction non endommagées.	43
4.3 Carte des dommages après le tremblement de terre de 2023 à Antakya en Turquie	45
4.4 Carte des dommages après le tremblement de terre de 2023 dans un village de Marrakech au Maroc.	45
4.5 Carte des dommages après le cyclone tropical de 2017 à Acapulco au Mexique	46
4.6 Message d'erreur lors de l'execution de l'algorithme pour la mise en marche de "DamageMap".	46
4.7 Prise photographique de la NOOA après le passage de l'ouragan Harvey au Texas aux États-Unis, de taille 2048 X 2048 px, constituant le premier élément de la base de données créée.	50
	52

Chapitre 1

Introduction

Acteur de transformations dans différents domaines, l'intelligence artificielle a ouvert de nouvelles perspectives, facilitant la mise en place de processus autrefois longs et éprouvants. Elle a par exemple contribué à faciliter la détection de maladies, ou encore à rendre la conduite plus sûre, via des capteurs capables de détecter des obstacles sur la route. Il a fallu un peu plus de temps pour que cette innovation prenne place dans le domaine de l'architecture. En effet, l'intégration croissante de l'intelligence artificielle dans la discipline architecturale a dévoilé de nombreuses potentialités, permettant notamment d'optimiser des projets de réhabilitation. À travers l'usage d'algorithmes , il devient aujourd'hui possible d'évaluer précisément l'état d'un édifice avant qu'il ne tombe en ruine, ouvrant ainsi la voie à des interventions préventives. Ces avancées technologiques ne se limitent pas à une simple évaluation de structure, mais s'étendent également à une facilitation du processus de reconstruction. Ainsi, l'intégration de cet outil dans le domaine architectural transforme la façon dont nous abordons la construction, offrant de nouvelles possibilités quant à son optimisation, ou son entretien.

Par définition, une catastrophe naturelle est un « *événement d'origine naturelle, subi et brutal, qui provoque des bouleversements importants pouvant engendrer de grands dégâts matériels et humains*»¹. Qu'elle soit séismique, météorologique, ou liée à d'autres phénomènes naturels (fig.1.1 , fig.1.2 et fig.1.3), celle-ci a un impact dévastateur sur l'environnement bâti. Une catastrophe humaine est le résultat de l'action de l'homme , comme une explosion², elle a également, selon son intensité, un impact dévastateur sur le bâti. Outre pertes humaines et matérielles, cela déclenche une phase de reconstruction souvent complexe, coûteuse et quelquefois longue. Dans un monde où ces catastrophes se multiplient en fréquence et en gravité, les questions sur les processus de reconstruction ne font que s'accroître. On se demande par exemple de quelle manière optimiser la reconstruction au lendemain d'un séisme ? Comment repenser la ville après un tsunami ? Comment vite reconstruire après une explosion ? Ces interrogations mettent en lumière la nécessité de repenser les stratégies de reconstruction, leur durée, leur coût et leur rigueur. En effet, la gestion des phases de reconstruction se ré-

1. Futura, Catastrophe naturelle : qu'est-ce que c'est ?, dans futura, disponible sur : <https://www.futura-sciences.com/planete/definitions/catastrophe-naturelle-catastrophe-naturelle-6507/>

2. Ibid

vèle être un défi complexe, variant d'un pays à un autre, d'une politique à une autre, et est étroitement liée aux moyens financiers disponibles. L'ampleur de ces défis souligne la nécessité d'une approche innovante dans la manière dont nous envisageons la reconstruction post-catastrophe.



FIGURE 1.1 – Séisme en Turquie - Février 2023.



FIGURE 1.2 – Tsunami à Iwate au Japon - Mars 2011.



FIGURE 1.3 – Ouragan à Fort Myer aux États-Unis - Octobre 2022.

On peut voir sur le graphe (Fig.1.4), que le nombre de catastrophes naturelles a considérablement augmenté ces dernières années, mais, le nombre de morts due à ces catastrophe à une tendance décroissante. Cela peut se justifier par les meilleures interventions d'urgence ou la solidité des constructions (antisismiques par exemple). Une meilleure gestion d'urgence après une catastrophe dévastatrice diminuerait considérablement le nombre de morts, et, comme le montre un rapport du réassureur allemand Munich Re, «les mesures pour protéger des vies humaines commencent à produire des effets»³. Ainsi, une gestion en amont et en urgence après la catastrophe peut avoir un réel impact positif sur les humains. Par ailleurs, une gestion sur le long terme pourrait également impacter les populations aussi bien physiquement et économiquement que mentalement. En effet, selon un rapport de la Banque mondiale et de la Facilité mondiale pour la prévention des risques de catastrophes et le relèvement (GFDRR) publié en 2018, la reconstruction rapide aiderait à réduire les pertes humaines de 14%⁴ et une réduction de 31% de l'impact d'une catastrophe naturelle sur le niveau de vie et le bien-être de la population pourrait être obtenue grâce à une reconstruction améliorée, plus rapide et solidaire. Cela amènerait le montant des pertes de 55 milliards à 382 milliards de dollars⁵. Il est ainsi primordial de repenser la reconstruction, et d'user de nouveaux moyens et de nouvelles technologies afin de reconstruire plus vite, plus durablement, pour diminuer les pertes humaines et économiques.

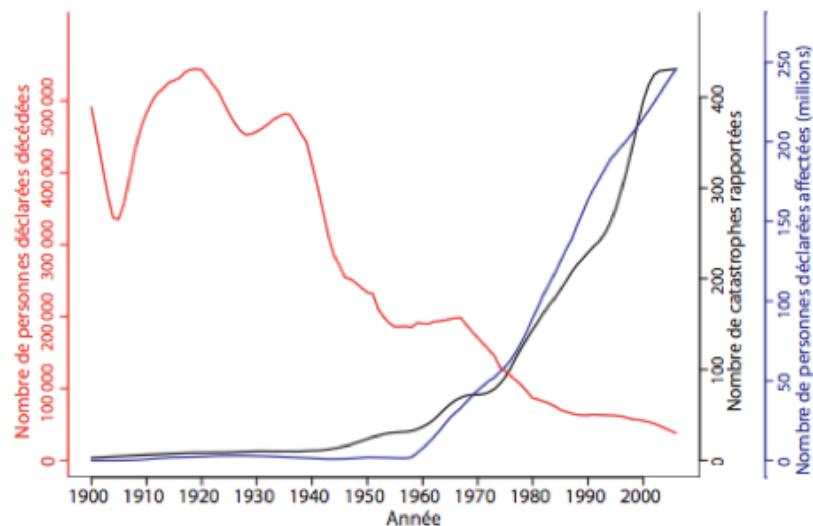


FIGURE 1.4 – Nombre de morts (rouge) en fonction du nombre de catastrophes naturelles (noir) et de personnes affectés (bleu), depuis 1975 à 2011, . Source : EM-DAT, the OFDA/CRED International Disaster Database.

3. Munich Re, (2019), Extreme storms, wildfires and droughts cause heavy nat cat losses in 2018, dans Munich RE, disponible sur : <https://www.munichre.com/en/company/media-relations/media-information-and-corporate-news/media-information/2019/2019-01-08-media-information.html>

4. Hallegatte S., Rentschler J., Walsh B., (2018), Building Back Better, achieving resilience through stronger, faster and more inclusive post disaster reconstruction ,dans GFDRR, p.2-5, disponible sur : <https://openknowledge.worldbank.org/server/api/core/bitstreams/df6fdd97-74d2-504f-b3a3-02daad568235/content>

5. Ibid

L'usage de l'intelligence artificielle à des fins de rapidité et de précision offrirait de nombreux avantages. Cela peut non seulement accélérer les reconstructions, mais également permettre aux autorités de faire un choix urbain, entre une restructuration radicale ou une préservation de l'existant avant les dégâts. Par exemple à travers une évaluation rapide des dégâts, une planification urbaine pourrait être mise en place, à travers une gestion des ressources disponibles, entre matériaux et bâtisses intactes. L'objectif de restaurer et reconstruire rapidement les infrastructures et les habitats détruits reste inchangé, mais l'intelligence artificielle permet d'atteindre cet objectif de manière plus efficace et rapide. Au lendemain d'une destruction à grande échelle, la phase de reconstruction est souvent complexe, coûteuse et quelquefois trop lente, selon la grandeur des dégâts⁶. Il est déjà complexe d'estimer de façon rapide les dégâts ; mais la détermination des coûts et de la durée de reconstruction, est beaucoup plus laborieuse. Celle-ci dépend de divers paramètres tels que la position géographique, l'état économique du pays, ou encore les matériaux disponibles. Ainsi, l'estimation des coûts et du calendrier de reconstruction varie considérablement d'un territoire à un autre, rendant difficile l'obtention d'une réponse rapide et concise à cette question.

Souvent, les autorités mettent en priorité la nécessité de reconstruire rapidement pour répondre aux besoins des habitants ; peu de temps est alors accordé à l'estimation concise des pertes et du délai de reconstruction alors que cela peut accélérer la reconstruction. On justifierait ce manque par le fait que les études d'estimation nécessitent une grande mobilisation humaine, irréalisable dans un contexte aussi urgent⁷. Toutefois, l'émergence de l'intelligence artificielle dans ce domaine peut rendre possible une évaluation rapide des dégâts⁸ voir potentiellement une estimation des coûts et des délais de reconstruction. Elle favoriserait ainsi la gestion après une destruction massive, sans nécessiter un grand nombre d'intervenants.

Actuellement imprécises et sujettes à des retards et à des dépassements de coûts significatifs, les estimations de dégâts, de coûts et temps de reconstruction seraient grandement facilitées par l'introduction de l'intelligence artificielle⁹. L'usage de cette technologie offre une toute nouvelle perspective et ne se limite pas uniquement à une simple analyse. Premièrement, on pourrait estimer plus précisément les pertes matérielles. De plus, une meilleure répartition des fonds disponible pourrait être mise en place. Il serait aussi possible de développer des systèmes basés sur l'intelligence artificielle pouvant fournir une évaluation des délais de reconstruction, et cela pourrait diminuer les retards ainsi que les dépassements de coûts. Ainsi, intégrer sur le long terme l'intelligence artificielle afin de faciliter les processus de reconstruction, ouvrirait la voie à une meilleure gestion de ces situations imprévues, nécessitant une grande mobilisation humaine et matérielle.

6. Sublime J. , Kalinicheva E. , (2019), Automatic Post-Disaster Damage Mapping Using Deep-Learning Techniques for Change Detection : Case Study of the Tohoku Tsunami, dans Remote Sensing, vol.9, p.1-3, disponible sur : <https://www.mdpi.com/2072-4292/11/9/1123>

7. Ibid

8. Duarte D. , Net F. , Kerle N. , Vosselman G. , (2018), Multi-Resolution Feature Fusion for Image Classification of Building Damages with Convolutional Neural Networks, dans Remote Sensing, vol.10, p. 1-3, disponible sur : <https://www.mdpi.com/2072-4292/10/10/1636>

9. Ibid

Mon étude vise à explorer cette perspective en répondant à la question : « Comment estimer les dégâts, les coûts et les délais de reconstruction après une catastrophe dévastatrice, à travers l'usage de l'intelligence artificielle ? ». Cette question vise à comprendre comment l'intelligence artificielle peut contribuer aux question d'architecture à travers la facilitation de la reconstruction. Plus précisément, est-il possible d'intégrer cette technologie afin d'estimer avec précision les dégâts, les coûts, ou encore les délais des travaux post-catastrophe ? Comment cela peut-il être réalisé ? Cette question est d'autant plus importante, car l'évaluation précise des dégâts, et l'estimation de la reconstruction conditionnent la rapidité et l'efficacité de la reconstruction. Le travail sur ces interrogations mettrait en exergue les avantages apportés par cette technologie. Elle permettrait par exemple une analyse approfondie des données historiques, des modèles climatiques, et des tendances de construction spécifiques à la région, afin de générer des estimations plus précises et contextualisées. Il serait alors possible d'anticiper certaines problématiques liées à la reconstruction. Ainsi, cette étude vise à explorer comment cet outil ne se résume pas à la simple amélioration des estimations, mais peut devenir un acteur de la reconstruction architecturale post-catastrophe, facilitant la gestion de ces situations encore complexes et délicates.

Pour répondre à cette problématique, mon travail de recherche vise à explorer les diverses méthodes d'usage de l'intelligence artificielle développés à l'échelle mondiale, contribuant à l'amélioration de la reconstruction post-catastrophe. Il s'agit de comprendre ce qui s'est fait historiquement et d'en dévoiler le potentiel. Par la suite, j'analyserai précisément certaines initiatives. En comprenant comment chacune fonctionne, je chercherai à déduire leurs limites. Cette étape me conduira à questionner la généralisation des intelligences artificielles à l'échelle mondiale et leur transférabilité d'une région à une autre. Après avoir réalisé ce travail de recherche, mon étude se tournera vers la proposition de solutions potentielles. L'objectif sera d'apporter une contribution au développement de ce domaine, en proposant des stratégies d'amélioration, ou des ajustements. En somme, cette démarche de recherche explore les développements de l'intelligence artificielle appliqués à la reconstruction post-catastrophe, pour ensuite les analyser, identifier les défis, et enfin, contribuer à l'amélioration de cette technologie.

Les objectifs de cette étude sont vastes et englobent plusieurs dimensions. Ma démarche à pour objectif premier de faciliter la compréhension du fonctionnement de l'intelligence artificielle dans le domaine de la reconstruction post-catastrophe . J'essaierai de rendre accessible à tous un sujet qui est trop peu compris par les architectes de par sa complexité technologique. Cette approche permettra à un plus grand nombre de personnes de saisir la diversité des applications de l'IA pour la reconstruction, tout en identifiant les points communs et les différences qui pourraient influencer leur efficacité. De même, la détermination des contraintes et défis auxquels sont confrontées ces technologies, que ce soit en termes de fiabilité des données, d'adaptabilité à des contextes spécifiques, ou encore de facteurs socio-économiques et culturels seront exposés dans cette étude. L'objectif de cette critique est d'éclairer les zones d'amélioration nécessaires pour optimiser l'impact de l'intelligence artificielle dans le processus de reconstruction post-catastrophe. Elle ouvre également des portes à de nouvelles possibilités, et réflexions quant à ce vaste sujet encore trop peu exploré.

Par la suite, l'objectif est d'introduire davantage l'utilisation de l'intelligence artificielle au profit de la reconstruction post-catastrophe par des propositions concrètes. L'approche sera accessible à plus d'acteurs, et l'ouverture sur l'approfondissement de ce sujet sera large. En somme, j'ai l'ambition de clarifier via cette étude les mécanismes de l'intelligence artificielle dans le contexte de la reconstruction post-catastrophe, d'identifier les limites des initiatives existantes, et enfin, de proposer des stratégies concrètes pour renforcer l'impact de cette technologie. Il s'agit alors de rendre la réflexion sur ce sujet accessible à un plus grand nombre de personnes, ouvrant un large éventail de perspectives dans un domaine d'actualité.

Chapitre 2

Etat de l'Art

Par définition, une intelligence artificielle est « *l'ensemble de théories et de techniques mises en œuvre en vue de réaliser des machines capables de simuler l'intelligence humaine.* »¹⁰. Ayant rapidement évolué pour devenir aujourd’hui un acteur clé dans la transformation de nombreux domaines, l’intelligence artificielle s'est développée à travers les années, en facilitant de nombreux processus. Elle remplace aujourd’hui des tâches autrefois longues et éprouvantes, nécessitant l'intervention de plusieurs humains. On peut prendre pour exemple la gestion de plannings, ou l'étude de marchés.

L'histoire de l'intelligence artificielle débute en 1943, avec la publication d'un article¹¹ par Warren McCullough (1898- 1969), neurophysiologiste, et Walter Pitts (1923-1969) mathématicien et chercheur en psychologie cognitive. Dans ce document, les scientifiques présentent le premier modèle mathématique pour la création d'un réseau de neurones¹². On y retrouve un rapprochement entre neurones humaines et «neurones formelles» (relais téléphoniques), et entre les liaisons synaptiques (de neurones humaines) et «synapses formelles» (connections entre relais téléphoniques)¹³. Ainsi, avec trois couches de neurones formelles, reliées d'une couche à l'autre par des synapses formelles, et un ajustement du poids synaptique (poids de la relation entre deux neurones) n'importe quelle fonction logique est réalisable¹⁴ et¹⁵.

10. Larousse, (2020), intelligence artificielle, Larousse, disponible sur : https://www.larousse.fr/encyclopedie/divers/intelligence_artificielle/187257

11. Warren S. , Pitts W. , (1943), A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity, dans Bulletin of Mathematical Biology, 1990, Vol. 52, p.99-115, disponible sur : <https://www.cs.cmu.edu/~epxing/Class/10715/reading/McCulloch.and.Pitts.pdf>

12. Ganascia J-G. . Apprentissage profond ou deep learning, dans Encyclopædia Universalis, Disponible sur : <https://www.universalis-edu.com/encyclopedie/apprentissage-profond-deep-learning/2-reseaux-de-neurones-formels/>

13. Ibid

14. Ibid

15. Warren S. , Pitts W. , (1943), A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity, dans Bulletin of Mathematical Biology, 1990, Vol. 52, p.99-115, disponible sur : <https://www.cs.cmu.edu/~epxing/Class/10715/reading/McCulloch.and.Pitts.pdf>

Le mathématicien Alan Turing (1912-1954), est également considéré comme l'un des pionniers dans le domaine de l'intelligence artificielle¹⁶. Il débute son ouvrage¹⁷ (1948) par la simple question : est-il possible pour une machine d'avoir une intelligence semblable à l'homme ?¹⁸. Il s'interroge sur le possible apprentissage des machines à partir de leurs expériences, l'amélioration de leur propre processus, voire l'imitation du comportement de l'Homme¹⁹. Il introduit alors les prémisses de ce qu'est aujourd'hui cette technologie révolutionnaire, à travers des idées telles que les algorithmes génétiques (inspirés des organismes vivants) et les réseaux de neurones.

Il faudra attendre 1955 pour la première introduction du terme «intelligence artificielle». En effet, l'ouvrage²⁰ (1955) écrit par John McCarthy, Marvin Minsky, Nathaniel Rochester et Claude Shannon est considéré comme la base ayant ouvert la recherche dans le domaine de l'intelligence artificielle. L'objectif est simple : proposer l'organisation d'un atelier de deux mois, afin de réaliser une machine qui utilise le langage, qui se perfectionne grâce à son expérience propre, imitant ainsi l'intelligence de l'homme²¹. N'ayant pas entièrement abouti, l'expérience ouvre cependant une première et grande porte pour la recherche et l'innovation dans ce domaine.

Dans le domaine architectural, l'introduction de l'intelligence artificielle a commencé dans les années 1960²². Les premières réflexions portaient sur la façon dont on pouvait utiliser l'intelligence artificielle afin d'automatiser des tâches répétitives dans la conception architecturale à travers des algorithmes²³.

Cependant, la notion d'intelligence artificielle et d'usage de nouvelles technologies dans le domaine architectural, comme l'explique Chaillou S. dans son écrit²⁴, ne se voit pas être comme une simple rupture, mais comme le résultat d'une évolution de diverses solutions technologiques. Les quatre principales périodes de ce processus débutent par la modularité, concept introduit dans les années 1920 par Walter Gropius, basé sur l'usage d'éléments pré-fabriqués, pré dimensionnés, confectionnés au préalable. Il s'agit du début de la réflexion sur

16. Bowen J-P., (2017), Alan Turing : Founder of Computer Science, dans Lecture Notes in Computer Science, (p. 1-15), disponible sur : https://doi.org/10.1007/978-3-319-56841-6_1

17. Turing, A. (2004). Intelligent Machinery (1948), dans Mind- Oxford University Press eBooks, vol.59,no236 , disponible sur : <https://doi.org/10.1093/oso/9780198250791.003.0016>

18. Ibid

19. Ibid

20. McCarthy J. , Minsky M. , Rochester N. , et Shannon C-E. ,(2006), A Proposal for the Dartmouth Summer Research Project on Artificial Intelligence, August 31, 1955, dans Ai Magazine,vol.27, disponible sur :<https://doi.org/10.1609/aimag.v27i4.1904>

21. Ibid

22. Borglund C. , (2022), Artificial Intelligence in Architecture and its Impact on Design Creativity, Projet de master en Build Environment, KTH Royal Institute of technology, p.6-11, , disponible sur : <https://www.diva-portal.org/smash/get/diva2:1678575/FULLTEXT01.pdf>

23. Ibid

24. S. Chaillou, (2020), The Advent of Architectural AI, Towards Data Science, disponible sur : <https://towardsdatascience.com/the-advent-of-architectural-ai-706046960140> (2020)

une potentielle standardisation de répétition dans la conception architecturale²⁵. La seconde période est celle du CAD (*Computer Aided Design*, conception assistée par ordinateur)²⁶. Le développement de PRONTO en 1959 par Patrick Hanratty, premier logiciel de dessin assisté par ordinateur, en est la première approche. Destiné au dessin d'ingénierie, il soulève de nombreuses questions quant au développement de tels outils pour le dessin architectural²⁷. Par la suite, Nicholas Negroponte fonde «Architecture Machine Group» au MIT (Massachusetts Institute of Technology), un laboratoire de recherche visant à étudier les interactions entre l'Homme, l'architecture et la technologie²⁸. Il fut le précurseur de l'intelligence artificielle dans le domaine, par son travail quant aux potentialités créatives des machines, imitant le comportement humain. Il évoque dans son ouvrage «*Soft Architecture Machines*» paru en 1976²⁹, l'idée d'intégrer l'intelligence artificielle dans les processus de design et conception, anticipant l'idée de la collaboration Homme/machine dans la réflexion de l'architecture. Par la suite, est initié par Franck Gehry, l'usage des éléments de conception architecturaux via le CAD se démocratise³⁰. Vient alors la troisième période, celle du paramétrisme au début des années 1990³¹. Il s'agit d'un processus permettant à l'architecte de générer plusieurs possibilités de conceptions automatisées en modifiant certains paramètres établis préalablement (éclairage, champs de vision, luminosité, ensoleillement...) Il peut ainsi créer différentes formes d'un projet donné en variant des informations sur les choix de sa conception³². Par exemple, Zaha Hadid introduit la notion de paramétrisme dans l'Opera House de Chine (2010), rendu possible par le logiciel Grasshopper développé par David Rutten début des années 2000³³. L'émergence de l'intelligence artificielle à proprement dit représente la dernière période. Il s'agit alors de développer des outils permettant d'apprendre la conception par eux-mêmes et de développer cela de façon intuitive. On ne se contente plus de répondre à des paramètres, mais de développer à travers la machine une évolution constante de la conception, avec une auto-régulation et correction au fur-et-à-mesure de l'entraînement. Par exemple, on peut voir cela dans l'article³⁴ paru en 2018, présentant un système d'intelligence

25. S. Chaillou, (2020), The Advent of Architectural AI, Towards Data Science, disponible sur : <https://towardsdatascience.com/the-advent-of-architectural-ai-706046960140>

26. Ibid

27. Ibid.

28. Negroponte N. , Toward a theory of architecture machine, dans Association of Collegiate school of architecture, p.1-4, disponible sur : https://cyberneticzoo.com/wp-content/uploads/2010/10/Architecture_Machine_Negroponte.pdf

29. Negroponte N., (1976), *Soft Architecture Machines*, dans The MIT Press, disponible sur : <https://doi.org/10.7551/mitpress/6317.001.0001>

30. Hegazy M., Saleh A-M., (2023) , Evolution of AI role in architectural design : between parametric exploration and machine hallucination, dans MSA university Engineering journal, p.2-22, disponible sur https://msaeng.journals.ekb.eg/article_291873_9e9b36545c240184708f6506df34ab31.pdf

31. Ibid.

32. Ibid.

33. Ibid.

34. As I. , Pal S. , Basu P., (2018), Artificial intelligence in architecture : Generating conceptual design via deep learning, dans International Journal of Architectural Computing, vol.16 disponible sur : <https://journals.sagepub.com/doi/full/10.1177/1478077118800982>

artificielle, générant des conceptions architecturales à travers l'usage de ces technologies. Son usage lui permet d'évaluer ses propres conceptions et les recombiner pour en créer des nouvelles³⁵.

D'autres systèmes d'intelligence artificielle sont également employés ces dernières années pour surveiller et réguler les systèmes de chauffage, de ventilation et de climatisation en temps réel, en fonction des besoins réels des occupants, réduisant ainsi la consommation d'énergie. On assiste alors à des travaux de recherche qui ont pour résultat l'émergence d'entreprises telles que BuildingIQ qui propose une plateforme basée sur l'IA pour la gestion intelligente de l'énergie dans les bâtiments³⁶. L'étude d'énergie étant facilitée, le travail de l'architecte sur les questions d'optimisation énergétique est plus rapide. Par ailleurs, on peut simplement prendre l'exemple de AutoCAD Générative Design qui est un exemple concret de l'intégration de l'intelligence artificielle dans le processus de conception architecturale³⁷. Il offre des avantages en termes de créativité, d'efficacité et d'exploration de solutions architecturales optimisées.

Avec la généralisation de l'utilisation des IA dans différents domaines, et en particulier en architecture, des réflexions quant à l'optimisation de la reconstruction post-catastrophe ont émergé. Quelques articles évoquaient la possibilité de faciliter la reconstruction via l'intelligence artificielle à la fin du XXème siècle, mais les premières réflexions profondes et innovations dans ce domaine sont apparues au cours des années 2000.

Lors du tremblement de terre de Haïti en 2010, l'imagerie aérienne satellitaire fut utilisée afin d'analyser et d'estimer le taux et la gravité des dégâts. Dans leur article paru en 2013, Lemoine Guido, Corbane Christina, Louvrier Christophe et Kauffmann Mayeul analysent différents travaux qui ont été réalisés via l'imagerie aérienne satellite³⁸. Ils effectuent également une comparaison entre les précisions des évaluations aériennes, satellites, et une étude des bâtiments au sol³⁹. Ils y évoquent deux travaux distincts qui ont été réalisés au lendemain du désastre, à savoir une cartographie rapide évaluant l'impact de la catastrophe sur le territoire, ainsi qu'une estimation précoce des dommages économiques des pertes causées par la catastrophe⁴⁰. Les résultats de la comparaison entre images satellites et aériennes démontrent que, malgré la disponibilité d'images satellites haute résolution, l'interprétation des dommages

35. As I. , Pal S. , Basu P., (2018), Artificial intelligence in architecture : Generating conceptual design via deep learning, dans International Journal of Architectural Computing, vol.16 disponible sur : <https://journals.sagepub.com/doi/full/10.1177/1478077118800982>

36. Implementing an AI strategy for energy management, dans BuildingIQ, disponible sur : <https://www.buildingiq.com/blog/implementing-an-ai-strategy-for-energy-management/>

37. What is Generative Design, Tools Software, dans Autodesk, disponible sur : <https://www.autodesk.com/solutions/generative-design>

38. Lemoine G. , Corbane C. , Louvrier C. , Kauffmann M. , (2013), Intercomparison and validation of building damage assessments based on post-Haiti 2010 earthquake imagery using multi-source reference data, dans Natural Hazards and Earth System Sciences, vol.1, p.1145-1486, disponible sur : <https://nhess.copernicus.org/preprints/1/1445/2013/nhessd-1-1445-2013.pdf>

39. Ibid.

40. Ibid.

n'est pas toujours précise⁴¹. Par ailleurs, ils soulignent l'importance de la prise en compte des caractéristiques de terrain et bâties des zones étudiées pour de meilleurs résultats⁴².

En 2017, Ken Sakurada, chercheur de l'Université de Aichi au Japon, ainsi que Aito Fujita, Tomoyuki Imaizumi, Riho Ito, Shuhei Hikosaka et Ryosuke Nakamura chercheurs à l'université de science et technologie de Tokyo, ont publié un article explorant l'usage de réseaux neuronaux convolutifs pour la détection de bâtiments emportés par les eaux après un tsunami⁴³. Le travail se fait à partir d'images aériennes avant et après la catastrophe naturelle. La superposition des images pré et post catastrophe permet de créer des modèles capables de déterminer, sur une parcelle donnée, les bâtiments endommagés (emportés par le tsunami) ou non. Les résultats montrent que le dispositif atteint un taux de précision allant de 94% à 96%, ce qui en fait un système prometteur⁴⁴.

Chen S-A. de l'université de New-York, Escay A. de l'université de Philippines Diliman, Haberland C. , Staneva V. et Choe Y. de l'université de Washington, et , Schneider T. de la Société allemande pour la coopération internationale, proposent un ensemble de données pouvant être utilisées comme référence pour l'estimation des dégâts sur bâtiments après un ouragan⁴⁵. Ils évoquent cette recherche comme étant « une première étape dans la détection automatique des bâtiments endommagés via des prises aériennes et satellitaires»⁴⁶, pouvant entraîner un modèle d'apprentissage automatique. L'étude se base sur des données de Houston après l'ouragan Harvey en 2017. Il s'agit d'un travail qui vise à faciliter la formation de modèles capable de détecter des bâtiments endommagés en minimisant l'intervention de l'homme. L'objectif étant de généraliser les estimations de destruction à d'autres territoires via l'entraînement de modèles d'intelligence artificielle.

Au-delà de l'analyse via satellite et images aériennes, d'autres travaux ont été effectués via l'usage de vidéos et de captures en trois dimensions. Ayant également pour but d'améliorer l'estimation des dégâts à la suite d'une catastrophe naturelle, le travail de Alexander Hauptmann, Junwei Liang et de Xiaoyu Zhu à l'université Carnegie Mellon propose des données issues de prises vidéo d'amateurs, annotées selon l'intensité des dégradations après un oura-

41. Lemoine G. , Corbane C. , Louvrier C. , Kauffmann M. , (2013), Intercomparison and validation of building damage assessments based on post-Haiti 2010 earthquake imagery using multi-source reference data, dans Natural Hazards and Earth System Sciences, vol.1, p.1145-1486, disponible sur : <https://nhess.copernicus.org/preprints/1/1445/2013/nhessd-1-1445-2013.pdf>

42. Ibid.

43. Fujita A. , Sakurada K. , Imaizumi t. , Ito R. , Hikosaka S. , Nakamura R. , (2017) , Damage Detection from Aerial Images via Convolutional Neural Networks, dans International Conference on Machine Vision Applications (MVA), disponible sur : <https://www.mva-org.jp/Proceedings/2017USB/papers/01-02.pdf>

44. Ibid.

45. Chen S-A., Escay A., Haberland C., Schneider T., Staneva V., Choe Y., (2018), Benchmark Dataset for Automatic Damaged Building Detection from Post-Hurricane Remotely Sensed Imagery, dans Arxiv - Cornell University, p. 1, traduis par Saoud Y., disponible sur : <https://arxiv.org/pdf/1812.05581.pdf>

46. Hauptmann A. , Liang J. , Zhu X. , (2020), A Multilevel Instance Segmentation Network for Natural Disaster Damage Assessment in Aerial Videos, dans Arxiv - Cornell University, disponible sur <https://arxiv.org/pdf/2006.16479.pdf>

gan⁴⁷. Au-delà de cette analyse, ils présentent un nouveau modèle d'estimation de dégâts, pour améliorer la précision des résultats de précédentes méthodes⁴⁸. L'objectif de cette approche est principalement de faciliter les prochains travaux, et d'affiner les résultats pour la détection de dégâts lors de catastrophes naturelles, et donc d'accélérer le processus de reconstruction.

Par ailleurs, des études visant à user de l'intelligence artificielle afin de reconstruire après une catastrophe naturelle ont émergé depuis les années 2000. Ayant des objectifs différents, tels que la durabilité, la réticence, la diminution des coûts de reconstruction, elles ont comme point en commun la mise en œuvre de l'intelligence artificielle, encore trop peu utilisée dans le domaine architectural. Simon Tucker, Arosha Gamage et Chitral Wijeyesekera étudient le lien entre les nouvelles technologies et la reconstruction post-catastrophe⁴⁹. Il s'agit d'une des premières approches concernant l'usage de l'intelligence artificielle dans la reconstruction.

De façon plus concrète, « DAMAGE » (Development of actions to the marketing and management post-evenement), est un projet qui s'intéresse à l'évaluation de dégâts causés par les incendies aux Etats-Unis, et vise la mise en place une méthodologie commune, pouvant généraliser l'estimation à d'autres zones ou par d'autres catastrophes⁵⁰. Le système est mis en place en 2020 grâce à un groupe de chercheurs de l'université de Stanford et de l'université polytechnique de Californie⁵¹. Le fonctionnement est simple et accessible à tous, via une map. Il peut aussi bien servir pour les résidents, les autorités de secours, ou pour les chercheurs. On peut également produire des statistiques de base, y compris l'estimation économique de la perte⁵². Il fonctionne grâce à une comparaison des images avant/après la catastrophe naturelle, permettant de définir les zones détruites à partir de prises photographies d'une zone précise. Ses créateurs, Marios Galanis, Krishna Rao, Xinle Yao, Yi-Lin Tsai, Jonathan Ventura, et G. Andrew Fricker espèrent voir une généralisation de ce projet vers d'autres territoires et pour d'autres catastrophes naturelles, ainsi qu'une meilleure précision quant aux diagnostics d'endommagement⁵³.

Les innovations de l'intelligence artificielle de façon générale étant très récentes, celles dans le domaine de l'architecture le sont beaucoup plus. Aujourd'hui, on recense de nombreuses initiatives dans le domaine architectural, et notamment en ce qui concerne l'estimation des dégâts après les catastrophes. Néanmoins, bien que utiles et novateurs, ces travaux restent as-

47. Hauptmann A. , Liang J. , Zhu X. , (2020), A Multilevel Instance Segmentation Network for Natural Disaster Damage Assessment in Aerial Videos, dans Arxiv - Cornell University, disponible sur <https://arxiv.org/pdf/2006.16479.pdf>

48. Tucker S. , Gamage A. , Wijeyesekera C. , (2014), Some design aspects of sustainable postdisaster housing, dans International Journal of Disaster Resilience in the Built Environment, Vol. 5, disponible sur : <http://dx.doi.org/10.1108/IJDRBE-06-2012-0019>

49. Rao K. , (2020). DamageMap : A Post-Wildfire damaged building detector, dans Krishna Rao, disponible sur :<https://krishnakrao.github.io/projects/damagemap/>

50. Ibid

51. Ibid.

52. Ibid.

53. Ibid.

sez marginaux. Cela peut s'expliquer par la difficulté de compréhension d'un domaine encore trop technique pour les architectes, qui peinent à encourager les travaux sur ce sujet. Cependant, «Damagemap», reste un exemple concret, résultant de plusieurs travaux, et proposant un début d'estimation. L'ensemble des travaux sont encore limités par un manque de généralisation à l'échelle internationale, et pour tout type de catastrophe. Les initiatives réalisées concernent souvent une seule catégorie, et ne sont pas applicables à d'autres situations de destruction à grande échelle. Cela peut se justifier par un manque de données. L'évolution de la recherche dans le domaine de l'estimation de dégâts ou des coûts de reconstruction après une catastrophe naturelle est cependant possible, à travers le développement des algorithmes et l'entraînement et outils actuels, pour une meilleure fiabilité, une meilleure précision des résultats et une meilleure utilisation sur différents territoires.

Chapitre 3

Explication Détaillée

Dans cette partie, je tente de comprendre comment fonctionnent les systèmes de diagnostic des dégâts sur les bâtiments après une destruction urbaine massive (catastrophe naturelle ou humaine). Pour cela, je commencerai par voir et comprendre ce qu'est une estimation de dégâts au lendemain d'une catastrophe, quels sont ses acteurs, les différents moyens de sa réalisation et ses échelles. Par la suite, une définition de l'intelligence artificielle et une analyse détaillée de certains articles expliquant comment fonctionne une estimation via l'usage de l'intelligence artificielle seront réalisées. Par cette démarche, je tente de comprendre comment fonctionne l'estimation automatique grâce à une intelligence artificielle, et quelles sont ses limites.

Après une catastrophe naturelle, les dégâts sur les constructions sont variables, ils peuvent être de plusieurs catégories. Allant de fissures au niveau intérieur ou extérieur des murs, jusqu'à une totale destruction du bâtiment, de ses piliers ou de sa toiture⁵⁴. Cela est changeant en fonction de la bâtie, sa hauteur, son architecture et de ses matériaux, mais surtout en fonction de l'intensité et de la catégorie de la catastrophe (séisme, ouragan, incendie, bombe ... ect.). Par exemple, dans le cas d'ouragans, les dégâts affectent généralement les toitures des bâties (fig.3.1)⁵⁵. Pour les tremblements de terre, des dégâts peuvent affecter l'ensemble de la bâtie, depuis ses fondations à sa toiture en passant par ses éléments porteurs (fig.3.2). Pour les incendies, cela dépend de la matérialité, mais ils peuvent affecter sa facade extérieure jusqu'à aller, pour les plus intenses, à sa structure (fig.3.3). En ce qui concerne les tsunamis et les inondations, il y a souvent deux possibilités : soit les structures résistent soit elles s'effondrent entièrement⁵⁶ (fig.3.4).

54. Chesnel A-L. , (2008), Quantification de dégâts sur le bâti liés aux catastrophes majeures par images satellite multimodales très haute résolution, thèse de doctorat, école nationale supérieure des mines de Paris , p.1-100 disponible sur <https://pastel.hal.science/pastel-00004211/file/ChesnelThese.pdf>

55. Ibid.

56. Ibid.



FIGURE 3.1 – Maison endommagée après le passage de l'ouragan Katarina aux États-Unis en 2005.



FIGURE 3.2 – Bâtiment endommagé après le tremblement de terre de 2023 en Turquie.

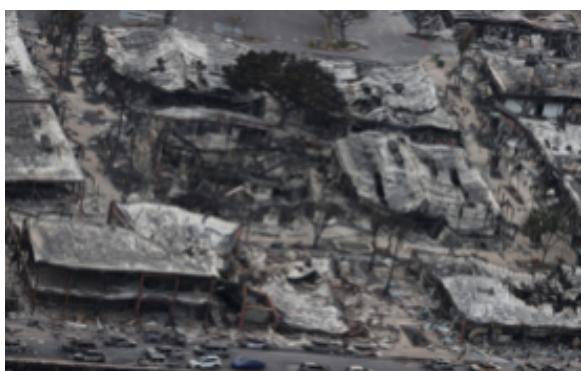


FIGURE 3.3 – Maisons endommagées suite à l'incendie survenu à Hawaï en 2023.



FIGURE 3.4 – Constructions endommagées ou détruites après le Tsunami à Onagawa au Japon en 2011.

3.1 Estimer un degré de destruction

Il est nécessaire pour les autorités de quantifier les dégâts pour plusieurs raisons. Tout d'abord, sur le court terme, l'estimation des possibles risques tels que les effondrements, incendies, ou les explosions liées au gaz par exemple, mais aussi les zones les plus touchées pour les interventions de secours, et les routes endommagées pour l'acheminement . Sur le long terme, cela est nécessaire pour l'établissement d'un plan de reconstruction avec des délais qui tentent d'être le plus précis possible. Pour l'estimation des dégâts, la première chose généralement réalisée est l'envoi d'équipes pour une enquête sur place⁵⁷. Ces enquêtes effectuées sur place donnent un premier aperçu des dégâts, des images précises, et permettent une localisation des bâtiments détruits. Une première analyse de ce qui peut être encore habité ou qui risque de s'écrouler est réalisée. Bien que ces interventions soient rapides, le diagnostic reste souvent imprécis, trop lent à réaliser sur de larges zones, et trop risqué pour les équipes qui le réalisent⁵⁸. En France, l'association française du génie Parasismique est une organisation qui vise à effectuer des interventions de diagnostics d'urgence de dommage des bâtiments après les séismes, partout dans le monde⁵⁹. Le second moyen d'estimer l'état des baisses après une destruction massive, est l'analyse par télédétection⁶⁰. Par définition, la télédétection est la «technique d'acquisition à distance d'informations sur la surface terrestre, principalement fondée sur l'analyse d'images obtenues dans différentes gammes de longueurs d'onde à partir d'aéronefs ou de satellites.»⁶¹. Le principe est d'analyser visuellement des images post-catastrophe et de les comparer aux images pré-catastrophe afin d'estimer le taux de destruction. Plusieurs organismes fournissent des images post-catastrophes basées souvent sur des prises satellitaires. On peut prendre pour exemple UNOSAT, le centre satellitaire des Nations unies. Depuis 2003, l'organisation fournit des analyses d'images satellites lors d'urgences humanitaires liées à des catastrophes, et des situations de conflit⁶². L'organisme a développé des technologies facilitant l'acheminement de l'aide humanitaire et la réponse aux catastrophes telles que, la cartographie des abris, l'empreinte des bâtiments ou l'estimation des dégâts⁶³. Plus efficace que les interventions humaines sur place, cette méthode, si elle est réalisée manuellement, nécessite cependant la mobilisation de plusieurs personnes, et beaucoup de temps pour des résultats précis. Aujourd'hui , en remplaçant l'analyse visuelle par une analyse automatique grâce à l'intelligence artificielle cette méthode peut nécessiter de la mobilisation humaine. Cela serait ainsi un moyen de gagner en temps et en précision, avec des résultats plus rapides, ciblant une zone très large.

57. Chesnel A-L. , (2008), Quantification de dégâts sur le bâti liés aux catastrophes majeures par images satellite multimodales très haute résolution, thèse de doctorat, école nationale supérieure des mines de Paris , p.1-100 disponible sur <https://pastel.hal.science/pastel-00004211/file/ChesnelThese.pdf>

58. Ibid.

59. Ibid.

60. Ibid.

61. Larousse, (2020), télédétection, Larousse.

62. UNOSAT, disponible sur : <https://unosat.org/>

63. Ibid.

3.2 Les échelles d'estimation

La représentation des dommages causés après une catastrophe naturelle ou humaine passe généralement par une cartographie de la zone touchée⁶⁴. Elle peut se traduire également par des informations sous forme de texte ou de tableaux pour des soucis de précision (chiffres, coordonnées géographiques), mais est généralement plus simplifiée sur une carte, pour des soucis de compréhension et d'accessibilité générale (secours, autorités locales, scientifiques, architectes, population ... ect.)⁶⁵. La qualification des dégâts et leur échelle dépendra du type de catastrophe et de la précision des résultats. On peut avoir, sur une carte, des résultats simplifiés (oui/non) pour un incendie par exemple (zone brûlée/non brûlée), ou pour un tremblement de terre (détruit/non détruit), ou alors pour des inondations (inondé/non inondé)⁶⁶. On retrouve alors pour un incendie des cartes recensant le degré de destruction (intact, brûlé partiellement, brûlé entièrement), pour un tremblement de terre (intact, partiellement détruit, structure endommagée, écroulé), pour une inondation (intact, humide, inondé partiellement, détruit/inondé entièrement).

Lors du séisme en Turquie, une carte (fig.3.5) a été réalisée par BlackSkyTechnology (plateforme de renseignement spatial fournissant des images satellitaires et analyses à haute fréquence⁶⁷ via une analyse des images satellites (ESRI Satellites Services et GLOBAL-16) avant et après la catastrophe. Cette carte réalisée un mois après l'événement (11/02/2023), a pour but de représenter les dégâts dans un quartier de la ville de Kahramanmaras. Les résultats représentent l'endommagement (partiellement ou entièrement), sur une zone donnée regroupant plusieurs bâtisses (encadrement rouge et bleu), ou sur un bâtiment individuel (étoile rouge). Cette carte présente ainsi une information sur l'état du bâtiment (intact ou endommagé) mais aussi sur son degré d'endommagement (partiellement ou entièrement).

L'image représentée sur la figure 3.6 est une carte de la même ville (Kahramanmaras) en Turquie. Réalisée par BBC Analysis, on y retrouve des informations plus simplifiées. La carte a été réalisée suite à une analyse visuelle des images satellites avant et après le tremblement de terre. On y recense de façon manuelle les dégâts sur les immeubles sur une petite échelle (quartier). En effet, les carrés violets représentent les immeubles endommagés suite au tremblement de terre. Aucune information n'est donnée quant à l'état de l'endommagement des bâtisses.

L'image sur la figure 3.7 est représentée une carte des dommages constatés dans cette même ville. On y recense sur une large étendue (à l'échelle de la ville), les zones hautement ou modérément endommagées. L'étude a été réalisée grâce à une prise du satellite Sentinel-1,

64. Chesnel A-L., (2008), Quantification de dégâts sur le bâti liés aux catastrophes majeures par images satellite multimodales très haute résolution, thèse de doctorat, école nationale supérieure des mines de Paris, p.1-100 disponible sur <https://pastel.hal.science/pastel-00004211/file/ChesnelThese.pdf>

65. Ibid.

66. Ibid.

67. BlackSky, disponible sur : <https://www.blacksky.com/>

puis analysée par des chercheurs de l'université de Tarbiz en Iran⁶⁸. On y recense de larges zones où les bâtiments sont détruits. Lorsqu'on compare ces 3 cartes basées sur l'étude d'une même ville, on réalise que la variation de l'échelle octroie une variation des résultats. Aussi, lorsque l'analyse est réalisée manuellement dans chacun de ces 3 cas, la qualification de l'état des bâtiments ne répond pas à une exigence généralisée. Ainsi, par exemple, la qualification de « destruction modérée » dans la fig.3.7 est beaucoup moins précise que dans la fig.3.5. Une qualification peut donc varier d'une échelle à une autre, et l'analyse est soumise à de nombreuses imprécisions de par sa caractéristique manuelle. On peut ici supposer que l'usage de l'intelligence artificielle, lorsque des images satellites à haute résolution sont disponibles, pourrait développer des cartes comme celles des figures 3.5 et 3.6 de façon plus rapide, et sur une étendue plus vaste.

3.3 L'estimation des dégâts grâce à l'intelligence artificielle

On a vu précédemment qu'il existe plusieurs échelles d'estimation, et plusieurs degrés d'information quant à l'intensité des destructions. Lorsque cela est fait de façon manuelle, les résultats sont généralement obtenus par une comparaison avant / après de photos satellites d'une échelle similaire, permettant à l'oeil humain de reconnaître les bâtiments facilement. Aujourd'hui, il est possible d'automatiser cette analyse, via l'entraînement de modèles d'intelligence artificielle. Bien que certains chercheurs tentent d'estimer les dégâts en utilisant uniquement des images «après» la catastrophe, la majorité des méthodes d'analyse de dégâts se posent sur la comparaison entre deux images : l'une avant la crise et l'autre après⁶⁹. Plusieurs méthodes d'estimation via intelligence artificielle ont été développées ces dernières années. Pour tenter de comprendre comment l'estimation des dégâts après une destruction massive fonctionne, je vais tenter d'analyser certains modèles d'intelligence artificielle via des articles qui visent à les développer ou à les améliorer. Pour comprendre chacune de ces initiatives, il est nécessaire de saisir le fonctionnement général d'une intelligence artificielle, son entraînement, et de définir certains termes propres à ce domaine.

Pour comprendre le fonctionnement d'une intelligence artificielle, il est nécessaire de définir en amont certains termes évoqués dans les articles que je vais analyser.

Le machine learning (apprentissage de machine) représente les techniques qui permettent aux machines d'apprendre automatiquement selon les données qui leur sont fournies.⁷⁰

Le deep learning (apprentissage profond) est une technique de machine learning qui re-

68. Damage proxy map of Kahramanmaraş earthquakes, (2023) dans Remote Sensing Laboratory, Disponible sur : <https://rslut.ir/409-2/>

69. Chesnel A-L. , (2008), Quantification de dégâts sur le bâti liés aux catastrophes majeures par images satellite multimodales très haute résolution, thèse de doctorat, école nationale supérieure des mines de Paris , p.1-100 disponible sur <https://pastel.hal.science/pastel-00004211/file/ChesnelThese.pdf>

70. Robert, J. , (2024), Deep Learning ou Apprentissage Profond : qu'est-ce que c'est ? , dans Formation Data Science, disponible sur : <https://datascientest.com/deep-learning-definition>

pose sur un modèle de réseaux imitant celui des neurones de l'homme. Plusieurs centaines de couches sont alors empilées afin de complexifier ce modèle et les règles établies. On analyse par son biais des données non structurées (images, vidéos...).⁷¹

Le Conventional neural network (CNN) (réseau neuronal convolutif) est une structure de réseau neuronal artificiel. Il est notamment adapté à l'usage de l'intelligence artificielle dans le domaine d'étude d'images. On y retrouve des centaines de couches qui permettent de reconnaître des caractéristiques précises d'une image. Il est composé d'une couche d'entrée, d'une de sortie, et le reste sont intermédiaires⁷². Combinées, ces couches permettent au réseau neuronal de reconnaître un point d'intérêt dans une image, comme une voiture par exemple⁷³.

Un jeu de données est un «ensemble de données classées dans un tableau, il en existe à une ou plusieurs variables. Les données peuvent être collectées à partir d'enquêtes, ou générées automatiquement.»⁷⁴

Pour sa mise en place, il est nécessaire de suivre les étapes suivantes :

- Définition des objectifs : il faut définir ce que l'on souhaite que l'intelligence artificielle accomplisse. Dans le cas étudié, l'objectif est principalement une estimation du taux de destruction, puis, en fonction de cela, une estimation du coût et de la durée de la reconstruction⁷⁵.
- Collecte et préparation de données : les modèles d'intelligence artificielle apprennent à partir de données. Il est ainsi nécessaire de rassembler un ensemble de données pertinent pour l'objectif défini. Ici, il nous faut des données telles que des photos satellites avant et après des catastrophes, où l'on repère les bâtiments endommagés et classifiés selon leur degré d'endommagement (le degré répond à des critères préalablement définis, par exemple : tel que l'usure des structures ou non, de la toiture, des fondations, ou la destruction totale du bâtiment).⁷⁶
- Choix du modèle : le choix du modèle dépend de la tâche à accomplir et de la nature des données disponibles. Dans le cas étudié, il s'agit d'une construction mathématique (plusieurs algorithmes, lignes de code) capable de définir quels bâtiments ont changé de forme (sont endommagés) après la catastrophe.⁷⁷

71. Robert, J. , (2024), Deep Learning ou Apprentissage Profond : qu'est-ce que c'est ?, dans Formation Data Science, disponible sur : <https://datascientest.com/deep-learning-definition>

72. Adriano, (2022), Qu'est-ce qu'un convolutional neural network ?, dans Devenir Data Scientist, disponible sur : <https://www.jeveuxetredatascientist.fr/convolutional-neural-network/>

73. Odemakinde E. , Everything about Mask R-CNN : A Beginner's Guide, dans Visio.ai, disponible sur : <https://visio.ai/deep-learning/mask-r-cnn/>

74. Adriano, (2021), Qu'est-ce qu'un jeu de données?, dans Devenir Data Scientist, disponible sur : <https://www.jeveuxetredatascientist.fr/jeu-de-donnees/>

75. Boucher P. , (2020), Artificial intelligence : How does it work, why does it matter, and what can we do about it? , dans European Parliamentary Research Service, p.2-13, disponible sur : [https://www.europarl.europa.eu/RegData/etudes/STUD/2020/641547/EPRS_STU\(2020\)641547_EN.pdf](https://www.europarl.europa.eu/RegData/etudes/STUD/2020/641547/EPRS_STU(2020)641547_EN.pdf)

76. Ibid.

77. Ibid.

- Entraînement du modèle : cette étape permet au modèle d'apprendre. On l'entraîne via l'utilisation d'un ensemble de données, tout en ajustant les paramètres internes du modèle pour minimiser une fonction de perte (écart entre les prédictions et les résultats). Dans le cas de l'estimation des dégâts, l'entraînement passera par exemple par l'insertion d'images avant/après, avec l'identification des bâtiments endommagés et leur degré d'endommagement. Pour prédire le cout et la durée de reconstruction, l'entraînement prendra pour base l'estimation du degré de destruction, en y enserrant des données d'estimation de coût et temps de reconstruction, en fonction de ce qui a été réalisé auparavant sur le même territoire ou un territoire similaire.⁷⁸
- Evaluation du modèle : on évalue les données grâce à des tests afin de vérifier la performance du modèle. On peut par exemple utiliser la formule de précision (nombre de données réelles divisé par le nombre prédis de la machine).⁷⁹
- Ajustement et déploiement : un ajustement peut être nécessaire si l'évaluation montre que les résultats sont trop imprécis, puis le modèle être déployé dans l'environnement réel où il réalise les tâches pour lesquelles il a été conçu. Dans le cas étudié, il s'agit donc de l'estimation du taux de destruction via l'analyse de photos avant et après la catastrophe naturelle ; puis de l'estimation du coût et durée de reconstruction selon la zone géographique.⁸⁰

3.4 Méthodes d'évaluation de dommages par l'intelligence artificielle

Dans mon analyse détaillée de l'usage de l'intelligence artificielle pour la détection des dommages, j'ai sélectionné un premier article qui présente plusieurs informations intéressantes à analyser. J'essaie de comprendre ici sur quelle méthode est basée l'analyse des dommages après une catastrophe naturelle, et j'expérimente une plateforme développée par les auteurs de cet article. L'article⁸¹ présente une explication détaillée de modèles d'usage de l'intelligence artificielle, afin de détecter via des images aériennes les constructions détruites après un incendie. Il tente également de proposer des solutions aux problèmes qui empêchent l'avancée scientifique dans ce domaine, et présente l'ADDP, une plateforme de diagnostique de dommages par l'intelligence artificielle⁸². On y évoque également la base de données Xbd, un large ensemble de données à grande échelle, contenant environ 700 000 annotations de

78. Boucher P. , (2020), Artificial intelligence : How does it work, why does it matter, and what can we do about it? , dans European Parliamentary Research Service, p.2-13, disponible sur : [https://www.europarl.europa.eu/RegData/etudes/STUD/2020/641547/EPRS_STU\(2020\)641547_EN.pdf](https://www.europarl.europa.eu/RegData/etudes/STUD/2020/641547/EPRS_STU(2020)641547_EN.pdf)

79. Ibid.

80. Ibid.

81. Su J. , Bai Y. , Wang X. , Lu D , Zhao, B , Yang, H , Mas, E , et Koshimura S. , (2020). Technical Solution Discussion for Key Challenges of Operational Convolutional Neural Network-Based Building-Damage Assessment from Satellite Imagery : Perspective from Benchmark xBD Dataset, dans Remote Sensing, vol.12, disponible sur : <https://doi.org/10.3390/rs12223808>

82. Ibid.



FIGURE 3.5 – Ville de Kahramanmaraş, Turquie - Carte des zones endommagées partiellement ou entièrement après le tremblement de terre du 06/02/2023.



FIGURE 3.6 – Ville de Kahramanmaraş, Turquie - Carte des zones endommagées après le tremblement de terre du 06/02/2023.

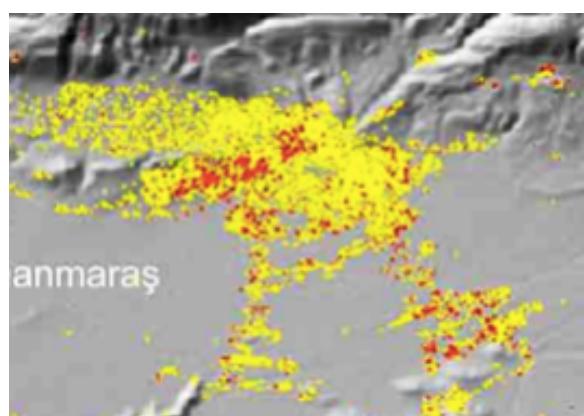


FIGURE 3.7 – Ville de Kahramanmaraş, Turquie - Carte des dommages

bâtiments provenant de 15 pays, pouvant servir à entraîner les modèles de détection de dommages après un sinistre⁸³. Toutes les images de ce jeu de données ont la même résolution (1024 X 1024 pixels), avec une photographie avant et après la catastrophe, et une classification des dommages selon leur intensité⁸⁴. L'estimation des dommages des bâtiments après une catastrophe naturelle est aujourd'hui abordée selon deux approches distinctes, chacune offrant une perspective différente pour estimer les dégâts⁸⁵. La première approche, centrée sur l'évaluation au niveau des bâtiments, se concentre sur une analyse globale des structures touchées. On octroie à chaque bâtiment un polygone qui représente son emprise au sol, et l'analyse avant/après se base sur les changements dans ces polygones⁸⁶. Le système est basé sur 3 principales étapes : la première est un prétraitement des données (préprocess) ; elle consiste à recadrer les images, à les mettre à l'échelle, ou à effectuer des rotations⁸⁷. La seconde est la segmentation, l'image est analysée pixel par pixel afin de déterminer les bâtiments qui sont réunis en polygones (masques)⁸⁸. Ensuite vient la classification, une comparaison est effectuée en fonction de la superposition des polygones pré et post catastrophe, afin de déterminer quel bâtiment est endommagé⁸⁹. Le schéma ci-dessous (fig.3.8) est une représentation simplifiée de l'analyse bâtiment par bâtiment.

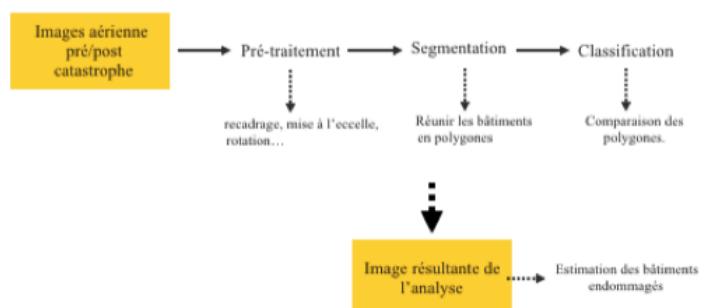


FIGURE 3.8 – Schémas de l'organisation d'une estimation basée sur une analyse bâtiment par bâtiment.

83. Gupta R. , Hosfelt R. , Sajeev S. , Patel N. , Goodman B. , Doshi J. , Heim E. , Choset H. , Gaston M. , (2019), Creating Xbd : A dataset for assessing building damage from satellite imagery, dans Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR) Workshops, Etats Unis, Disponible sur : https://openaccess.thecvf.com/content_CVPRW_2019/html/cv4gc/Gupta_Creating_xBD_A_Dataset_for_Assessing_Building_Damage_from_Satellite_CVPRW_2019_paper.html

84. Su J. , Bai Y. , Wang X. , Lu D , Zhao, B , Yang, H , Mas, E , et Koshimura S. , (2020). Technical Solution Discussion for Key Challenges of Operational Convolutional Neural Network-Based Building-Damage Assessment from Satellite Imagery : Perspective from Benchmark xBD Dataset, dans Remote Sensing, vol.12, disponible sur : <https://doi.org/10.3390/rs12223808>

85. Ibid.

86. Ibid.

87. Ibid.

88. Ibid.

89. Ibid.

La seconde approche également présentée dans cet article, est basée sur une analyse d'image au niveau des pixels. Comparé au précédent, ce système est uniquement basé sur 2 étapes : La première est toujours le prétraitement des données (recadrage, rognage ... ect.). Ensuite, vient la seconde étape qui segmente et classe les informations⁹⁰. On y traite les images au niveau du pixel, le système distingue les pixels qui correspondent aux bâtiments et ceux qui correspondent à l'arrière-plan, puis attribue un niveau de dommage à chaque pixel de bâtiment⁹¹. Le schéma ci-dessous (fig.3.9) est une représentation simplifiée de l'analyse par pixels.

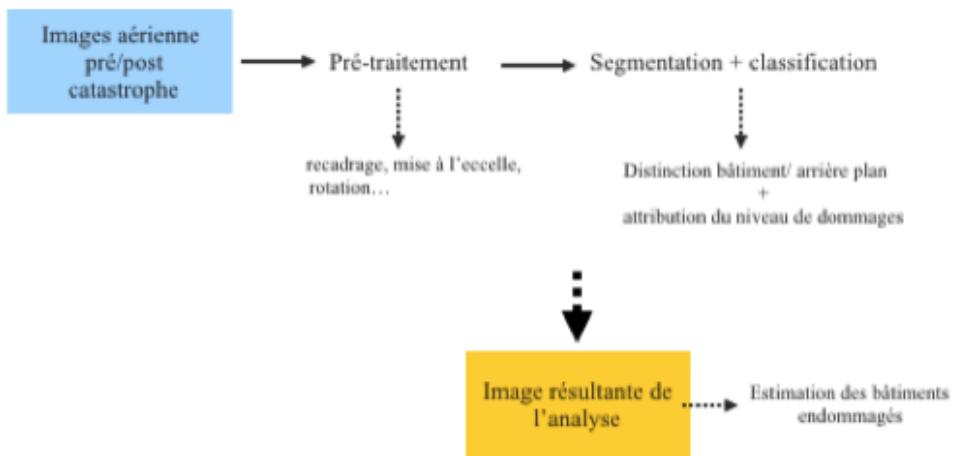


FIGURE 3.9 – Schémas de l'organisation d'une estimation basée sur une analyse pixel par pixel.

La figure 3.10 que l'on retrouve dans l'article présente les résultats des deux méthodes. On remarque que la méthode d'évaluation par pixels apporte plus de précision quant à l'état de destruction de la bâtie, et l'évaluation par bâtiment est plus correcte dans la délimitation des différentes constructions. Chacune de ces deux méthodes présente des avantages et des inconvénients. Pour l'évaluation au niveau des bâtiments, la mise en place est simplifiée, et l'analyse peut être appliquée de façon rapide sur une grande étendue. Cependant, se concentrant sur le bâtiment dans son ensemble, elle est sujette à des imperfections, et des imprécisions quant à l'identification des dommages. L'identification au niveau des pixels est plus précise, et détecte les détails qui ne sont pas détectables si on analyse au niveau des bâtiments. Cependant, elle nécessite des images de haute qualité, et un entraînement avec plus de données.

90. Su J. , Bai Y. , Wang X. , Lu D , Zhao, B , Yang, H , Mas, E , et Koshimura S. , (2020). Technical Solution Discussion for Key Challenges of Operational Convolutional Neural Network-Based Building-Damage Assessment from Satellite Imagery : Perspective from Benchmark xBD Dataset, dans Remote Sensing, vol.12, disponible sur : <https://doi.org/10.3390/rs12223808>

91. Ibid.

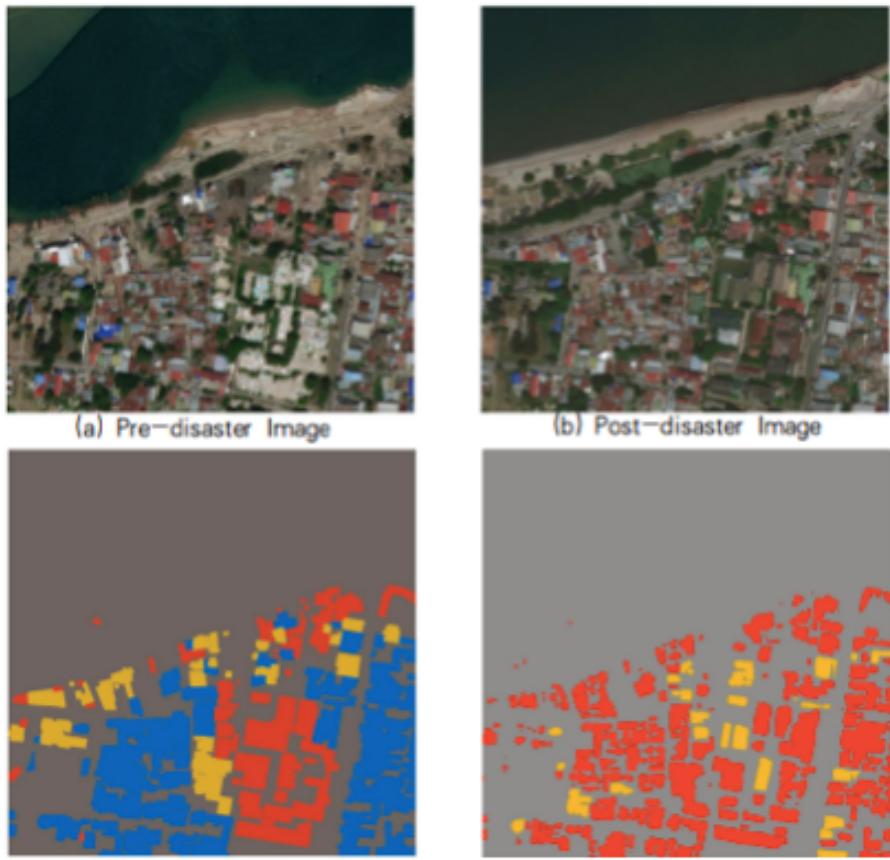


FIGURE 3.10 – Résultat de l’analyse des deux méthodes.

Afin de faire évoluer la recherche dans ce domaine, il est nécessaire de comparer ces deux méthodes d’analyse et de déduire laquelle est la plus précise, ou du moins, celle qui est la plus apte à être développée. Cependant, la comparaison est difficile via le score F1 (« capacité d’un modèle de classification à prédire efficacement les individus positifs, en faisant un compromis entre la précision et le recall »⁹², car le paramètre de précision est fixé manuellement dans sa fonction, ce qui peut altérer les résultats. Dans l’article, les chercheurs proposent par exemple d’introduire une nouvelle matrice d’évaluation, plus juste. Par ailleurs, l’évaluation nécessite actuellement une image pré et post catastrophe. Dans l’article, on propose de développer des méthodes nécessitant uniquement des photos post catastrophe, ou de générer automatiquement des photos pré catastrophe permettant par la suite une comparaison⁹³. Cela pourrait permettre d’utiliser des images de drone, par exemple, qui sont souvent peu exploitées dans les systèmes actuels, car la disposition de photos de drone pré-catastrophe est rare.

92. Tremblay C. , (2023), F1-score, la synthèse entre precision et recall, dans Kobia, disponible sur : <https://kobia.fr/classification-metrics-f1-score/>

93. Su J. , Bai Y. , Wang X. , Lu D , Zhao, B , Yang, H , Mas, E , et Koshimura S. , (2020). Technical Solution Discussion for Key Challenges of Operational Convolutional Neural Network-Based Building-Damage Assessment from Satellite Imagery : Perspective from Benchmark xBD Dataset, dans Remote Sensing, vol.12, disponible sur : <https://doi.org/10.3390/rs12223808>

Par la suite, les auteurs de l'article présentent le modèle qu'ils ont développé, permettant d'évaluer les dommages causés sur les bâtiments par une catastrophe naturelle. La plate-forme développée tente de répondre aux défis évoqués plus tôt. Elle classe les bâtiments en 4 catégories : «aucun dommage», «dommage mineur», «dommage majeur» et «détruit».

J'ai effectué quelques essais sur cette plateforme dans différentes zones. Quelques-uns de mes essais sont répertoriés ci-dessous (Fig.3.11 - Fig.3.12 - Fig.3.13 - Fig.3.14). L'interface est facilement accessible via ce lien : <http://qwenwu.online/classify/public/index.html>⁹⁴. Il suffit alors de sélectionner une zone afin d'avoir l'information concernant les bâtiments et leur niveau de destruction. Après plusieurs essais, j'ai pu conclure sur les points positifs de ce dispositif, ainsi que des possibilités d'améliorations futures. On y visualise les images post-catastrophe sur des zones (nommées ou non) analysées. Le dispositif peut analyser des images de toutes catastrophes naturelles. En effet, les estimations sont clairement présentées (barre à droite de la map) mais difficiles à vérifier manuellement. Les bâtiments sont classés selon 4 catégories, chaque catégorie correspondant à une couleur (pas endommagé, dommage mineur, dommage majeur, totalement détruit) . L'interface est compréhensible aussi bien pour les amateurs que pour les professionnels, et il est possible de télécharger les images. Il est aussi possible d'ajuster l'image en fonction de l'étendue du résultat souhaité (système de zoom sur la map). Cependant, certaines parties de la plateforme sont rédigées en chinois (les erreurs potentielles lors de la mise en marche), ce qui nécessite une traduction. Aussi, la plateforme ne possède pas de barre de recherche, les résultats se limitent à des zones choisies. La mise en marche requiert également un fort débit internet, ce qui la rend moins accessible dans des régions où la qualité de la connexion à internet est médiocre. Le temps de chargement est long, dans mon cas, quelques dizaines de minutes. Le dispositif présente également la possibilité d'insérer nos images avant/après afin qu'elles soient analysées, mais cela est impossible à mettre en place (temps d'attente trop long et message d'erreur). Quant à l'analyse, elle est souvent incomplète. On peut le voir sur la figure 3.14, beaucoup de bâtiments clairement endommagés ne sont pas répertoriés. Le dispositif reste néanmoins une approche prometteuse pour les analyses futures, et peut être amélioré afin d'apporter des résultats plus affinés et plus accessibles.

Pour conclure, cet article permet de mieux comprendre comment sont mis en place les programmes d'intelligence artificielle visant à estimer les dommages après une catastrophe naturelle. Les auteurs y présentent les deux méthodes d'analyse (par bâtiment et par pixel), et les principaux défis dans l'amélioration des systèmes existants. Par la suite, ils y présentent leur plateforme qui tente de répondre aux défis évoqués. J'ai ainsi pu, à travers cet article apporter plus de précision à la question du processus d'estimation, et tester une plateforme d'estimation des dommages. On arrive donc aujourd'hui à obtenir des résultats estimant le degré de destruction d'un bâtiment, mais ces innovations restent possibles dans une zone fixe et non généralisables à l'échelle mondiale. Par ailleurs, l'estimation des coûts ou encore du

94. Su J. , Bai Y. , Wang X. , Lu D , Zhao, B , Yang, H , Mas, E , et Koshimura S. , (2020). Technical Solution Discussion for Key Challenges of Operational Convolutional Neural Network-Based Building-Damage Assessment from Satellite Imagery : Perspective from Benchmark xBD Dataset, dans Remote Sensing, vol.12, disponible sur : <https://doi.org/10.3390/rs12223808>

temps de reconstruction n'a toujours pas été envisagée. Cependant, cela peut être potentiellement faisable dans le futur, via l'introduction de données de coût et de temps sur une zone spécifique, afin d'entraîner un système comme celui présenté, à fournir de telles informations après l'analyse du taux de destruction.



FIGURE 3.11 – Analyse de dommages des bâtiments sur la plateforme AI-driven Damage Diagnosis, localisation inconnue.



FIGURE 3.12 – Analyse de dommages des bâtiments sur la plateforme AI-driven Damage Diagnosis, localisation inconnue.



FIGURE 3.13 – Analyse de dommages des bâtiments sur la plateforme AI-driven Damage Diagnosis, localisation inconnue.



FIGURE 3.14 – Analyse de dommages des bâtiments sur la plateforme AI-driven Damage Diagnosis, après le passage de la tornade "jopplin"» dans le Missouri, Etats-Unis.

3.5 Les réseaux neuronaux convolutifs

L'article⁹⁵, propose une explication des CNN (réseaux neuronaux convolutifs). Les auteurs exposent les résultats d'un système qu'ils ont développé. Ce système vise à estimer les dommages après un tremblement de terre ou une explosion⁹⁶. J'essaie de comprendre par le biais de l'analyse de ce document comment fonctionnent de façon détaillée les réseaux neuronaux convolutifs et comment une possible amélioration de leur précision est possible.

On évoque en premier lieu la question des UAV (Unmanned Aerial Vehicle) qui sont les drones⁹⁷, capables de survoler les zones touchées en fournissant des photos. Cependant, une estimation via ce moyen de prise photographique est, selon les auteurs, limitée. En effet, ils couvrent une zone beaucoup plus petite que les satellites, ce qui rend complexe la tâche d'estimation cartographiée⁹⁸. La prise satellitaire est alors le moyen actuel le plus optimal pour cartographier les dommages. Cependant, la difficulté de développer un système capable d'estimer les dommages après des catastrophes différentes (tremblement de terre, tsunami, ouragan, incendie...) reste présente. Cela se justifie par le fait que les bâtiments soient affectés différemment en fonction de la catégorie de la catastrophe et de son intensité⁹⁹. Par ailleurs, les systèmes actuellement développés font face à des difficultés dans leur mise en oeuvre car les données accessibles sont limitées, et les photos aériennes sont variées en terme de qualité d'image, de résolution spatiale et de cadrage¹⁰⁰. Il est également compliqué d'analyser les images aériennes post-catastrophes car les débris varient en fonction des matériaux de construction . Et l'apparence des dommages varie selon plusieurs paramètres comme le type de capteur ou l'angle de prise¹⁰¹. Je recense dans la figure 3.15. des images de destruction d'immeubles aux matériaux variés, afin d'avoir une idée de ces variations dans une prise via satellite, avion et UAV, affectant la précision des résultats. On remarque que les débris varient en photo en fonction du matériau et de la typologie du bâti, et que les images varient en précision et en cadrage selon l'outil utilisé.

95. Nex F. , Durate D. , Giulio Tonolo F. , Kerle N. , (2019), Structural Building Damage Detection with Deep Learning : Assessment of a State-of-the-Art CNN in Operational Conditions, dans *Remote sensing* , disponible sur : <https://www.mdpi.com/2072-4292/11/23/2765>

96. Ibid.

97. Rédaction Futura, (2018), Drone : qu'est-ce que c'est ?, dans *Futura*, disponible sur : <https://www.futura-sciences.com/sciences/definitions/aeronautique-drone-6174/>

98. Nex F. , Durate D. , Giulio Tonolo F. , Kerle N. , (2019), Structural Building Damage Detection with Deep Learning : Assessment of a State-of-the-Art CNN in Operational Conditions, dans *Remote sensing* , disponible sur : <https://www.mdpi.com/2072-4292/11/23/2765>

99. Ibid.

100. Ibid.

101. Ibid.



FIGURE 3.15 – Prises photographiques après un tremblement de terre, en détail : Prise satellite Amizmiz au Maroc (2023), Prise aérienne Kahramanmaraş en Turquie (2023), Prise UAV Wajima au Japon (2024).

Par la suite, les auteurs présentent dans l'article une proposition de CNN qui serait adaptée à la réponse des défis évoqués précédemment. En effet, afin d'augmenter l'efficacité des programmes, les chercheurs ont travaillé sur deux principaux points : les connexions denses et les convolutions dilatées¹⁰². les connexions denses (Dense neural network) relient profondément une couche aux couches précédentes¹⁰³. Dans les systèmes aux connexions standards chaque couche traite l'information de la couche précédente et la transmet à la suivante ; hors, dans un système aux connexions dense, la couche reçoit les résultats de toutes les couches qui la précèdent, et passe sa sortie à toutes les couches qui la suivent¹⁰⁴. Le flux d'information est alors préservé car moins de risque de perte, il y a ainsi moins d'usage de paramètres avec plus de précision. Les entraînements sont alors plus simples, et les résultats plus rapides. Les convolutions sont des outils mathématiques permettant de faire ressortir les caractéristiques des images telles que les traits, lissage ou couleurs¹⁰⁵. Les convolutions dilatées s'ajustent sur une image plus grande (résolution plus faible) que les convolutions standards, permettant une analyse tout aussi précise mais en évitant le travail de zoom¹⁰⁶. En combinant ces deux paramètres (connexions denses et convolutions dilatées) dans la mise en place dans le développement d'un outil de détection des dommages après sinistre, il est donc possible d'améliorer l'efficacité du programme, de simplifier son entraînement et d'obtenir des résultats plus rapidement¹⁰⁷. Le réseau neuronal convolutif peut ainsi examiner de façon plus détaillée les bâtiments sur une image satellite, et obtenir des résultats plus précis.

Les données utilisées dans le développement du programme sont classifiées en 3 catégories : images satellites, aériennes, UAV (drones)¹⁰⁸. Afin d'entraîner le programme à plusieurs zones géographiques, les photos recensées proviennent de plusieurs régions et sont classifiées selon leur régions¹⁰⁹. On retrouve en figure 3.16 un exemple de tableau réalisé par les auteurs, montrant un échantillon des données collectées.

La Figure 3.17 publié dans l'article montre un exemple de résultats sur une ville en Italie. On y voit une estimation des dommages résultant de la mise en marche du programme avec des photos avant et après le séisme dans la ville. On y voit en violet les dommages relevés par l'intelligence artificielle qui s'avèrent être des réels. En rose, des dommages relevés

102. Nex F. , Durate D. , Giulio Tonolo F. , Kerle N. , (2019), Structural Building Damage Detection with Deep Learning : Assessment of a State-of-the-Art CNN in Operational Conditions, dans *Remote sensing* , disponible sur : <https://www.mdpi.com/2072-4292/11/23/2765>

103. Kassel R. , (2023), Dense neural network : Qu'est-ce que c'est?, dans *DataScientest*, disponible sur : <https://datascientest.com/dense-neural-network-tout-savoir>

104. Ibid.

105. Lambert R. , (2019), Focus : Le Réseau de Neurones Convolutifs, dans *pensée artificielle*, disponible sur : <https://penseeartificielle.fr/focus-reseau-neurones-convolutifs/>

106. CNAM, Cours - Réseaux de neurones convolutifs, dans : Cnam UE RCP209, disponible sur : <https://cedric.cnam.fr/vertigo/cours/ml2/coursDeep3.html>

107. Nex F. , Durate D. , Giulio Tonolo F. , Kerle N. , (2019), Structural Building Damage Detection with Deep Learning : Assessment of a State-of-the-Art CNN in Operational Conditions, dans *Remote sensing* , disponible sur : <https://www.mdpi.com/2072-4292/11/23/2765>

108. Ibid.

109. Ibid.

Location [City (Country)]	Test ID	N. of Samples		Date [Month/Year]	Sensor/System	GSD [m]
		Damaged	Intact			
Satellite samples						
L'Aquila (Italy)	S1	115	98	April/2009	GeoEye-1	0.41
Port-au-Prince (Haiti)	S2	732	748	January/2010	GeoEye-1	0.41
Portoviejo (Ecuador)	S3	47	85	April/2016	WorldView-3	0.31
Amatrice (Italy)	S4	165	180	August/2016	WorldView-3	0.31
Pesc. Tronto (Italy)	S5	95	74	August/2016	WorldView-3	0.31
Kathmandu (Nepal)	S6	130	149	April/2015	WorldView-3	0.31
Sukabumi (Indonesia)	S7	37	36	January/2018	WorldView-3	0.31
Total		1319	1379			
Airborne samples						
L'Aquila (Italy)	A1	238	410	April/2009	Pictometry	0.10
St Felice (Italy)	A2	337	301	May/2012	Midas	0.10
Amatrice (Italy)	A3	387	349	September/2016	Midas	0.08
Temera (Italy)	A4	196	282	April/2009	Pictometry	0.10
Port-au-Prince (slums) (Haiti)	A5	409	293	April/2010	Pictometry	0.12
Port-au-Prince (Haiti)	A6	296	296	January/2010	Pictometry	0.12
Orta (Italy)	A7	242	142	April/2009	Pictometry	0.10
Christchurch (New Zealand)	A8	568	512	April/2011	Vexcel UCXP	0.10
Mirandola (Italy)	A9	143	143	May/2012	Midas	0.10
Total		2758	2736			
UAV samples						
L'Aquila (Italy)	U1	74	243	April/2009	Sony ILCE-6000	0.02
Wesel (Germany)	U2	70	73	June/2016	Canon EOS 600D	0.01
Portoviejo (Ecuador)	U3	158	156	April/2016	DJI FC300S	0.05
Pesc. Tronto (Italy)	U4	143	153	August/2016	Canon 510D	0.06
Kathmandu (Nepal)	U5	472	469	April/2015	Canon IXLS 127	0.05
Taiwan (China)	U6	442	443	February/2016	DJI FC300S	0.03
Gronau (Germany)	U7	331	303	October/2013	Canon EOS 600D	0.02
Misabello (Italy)	U8	363	319	May/2012	Olympus E-P2	0.02
Lyon (France)	U9	225	247	May/2017	DJI FC300	0.03
Roquebillière (France)	U10	237	83	October/2018	DJI FC300	0.02
Total		2815	2485			

FIGURE 3.16 – Tableau exemple des données de recensement, avec images satellites, aériennes (airborne) et drones (UAV), leur localisation, la date de prise, le système et la résolution limite (GSD)

par l'intelligence artificielle qui n'en sont pas, et en jaune des dommages réels non détectés par l'intelligence artificielle. D'après mon analyse visuelle, les premiers résultats (colonne du milieu) sont moins concluants que les seconds (colonne de droite), car des entraînements supplémentaires et des modifications de certains paramètres du système (informations sur la localisation par exemple) ont été réalisés entre les deux. On remarque sur ces images que le résultat est beaucoup plus précis lorsque les images sont issues de drones, et la précision est moindre lorsqu'il s'agit d'images satellites. Cependant, le résultat obtenu via l'entrée d'une image prise par drone cadre une zone beaucoup moins vaste que celle prise par satellite ou avion. Lorsqu'on compare les résultats des images aériennes et satellites, ils sont tout de suite plus précis dans la prise aérienne. L'échelle étant assez proche, cela peut se justifier par la qualité des photos qui est supérieure dans les prises aériennes. Néanmoins, si l'outil se développe davantage en termes de précision, la prise satellite reste toujours plus utile car plus facile à réaliser. Comme évoqué plus tôt, il est complexe de réaliser des prises par drone ou avion dans certaines régions, alors que la prise satellite est plus accessible et rapide. De façon générale, le score F1 (score qui évalue la capacité d'un modèle de classification à prédire efficacement les individus positifs, en faisant un compromis entre la précision et le recall¹¹⁰ de ces résultats est proche du 0,9 et cela se justifie par le fait que la zone de test (le village en Italie) et similaire aux zones du jeu de données qui a servi à entraîner le programme¹¹¹.

110. Tremblay, C. (2023), F1-score, la synthèse entre precision et recall, dans Kobia, disponible sur : <https://kobia.fr/classification-metrics-f1-score/>

111. Nex F. , Durate D. , Giulio Tonolo F. , Kerle N. , (2019), Structural Building Damage Detection with Deep Learning : Assessment of a State-of-the-Art CNN in Operational Conditions, dans Remote sensing

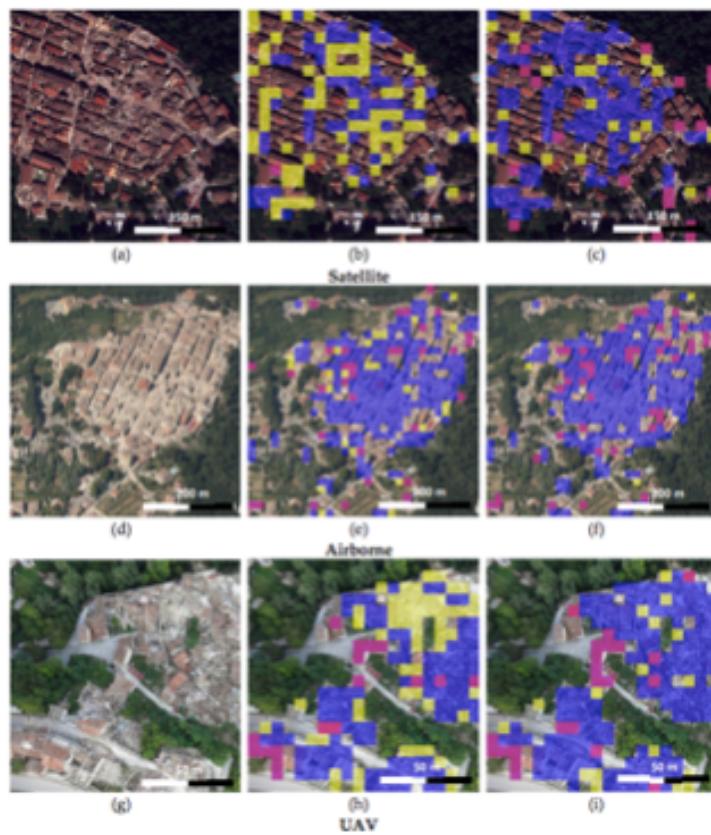


FIGURE 3.17 – Images avant/après (satellites, aériennes, drone) résultantes de la mise en marche du programme par ses créateurs, à Pescra Del Tronto (Italie) ,on y voit les réels dommage détectés, les faux positifs et les faux négatifs.

Les résultats obtenus ont été beaucoup plus rapides lorsque les chercheurs ont utilisé les photos issues de drone (19s), pour les photos aériennes, il a fallu attendre 1 minute, et pour l'estimation via photos satellites 24 minutes¹¹². Selon les auteurs, les deux aspects qui conditionnent les résultats sont les qualités des images et les lieux du test¹¹³. Les images satellites ne prenant pas en compte certains angles de prise, et donc certaines typologies de bâti, le résultat de leur analyse à travers le programme est moins précis que les prises par drone. Les auteurs confirment mon analyse des résultats, et justifient les résultats issus d'une image de drone par sa bonne qualité et sa meilleure prise en compte de la localisation (topographie, typologie)¹¹⁴. Cette problématique a déjà été soulignée en 2008 par Chesnel A-L. dans sa thèse lorsqu'elle évoquait la difficulté de détecter l'effondrement d'un étage d'un bâtiment lorsque la toiture est intacte¹¹⁵. Elle prenait pour exemple la figure 3.18 où

112. Nex F. , Durate D. , Giulio Tonolo F. , Kerle N. , (2019), Structural Building Damage Detection with Deep Learning : Assessment of a State-of-the-Art CNN in Operational Conditions, dans Remote sensing , disponible sur : <https://www.mdpi.com/2072-4292/11/23/2765>

113. Ibid.

114. Ibid.

115. Chesnel A-L. , (2008), Quantification de dégâts sur le bâti liés aux catastrophes majeures par images satellite multimodales très haute résolution, thèse de doctorat, école nationale supérieure des mines de Paris ,

l'étage de l'immeuble est effondré mais pas sa toiture, et il serait donc identifié comme «non endommagé» par un modèle de détection des dommages.



FIGURE 3.18 – Bâtiment à Bourmerdes (Algérie) effondré sur ces deux premiers étages après le séisme de 2003, détectable en vue de face (a) et non détectable en vue satellite (b).

En conclusion, il est possible pour un réseau d'apporter des résultats dans la détection de dommage après des tremblements de terre ou explosions. Bien que cela soit plus complexe, la mise en place de tels systèmes et leur expérimentation peut mener à une généralisation de ces outils à l'échelle internationale. Aussi, il n'a pas été question de mélanger les sources photographiques dans cet essai (par exemple une photo satellite avant et une photo de drone après), ce qui pose la question de la possibilité de développement de telles aptitudes plus tard, qui faciliteront le processus de calcul. Par ailleurs, l'établissement d'un lien entre les images du jeu de données et ceux des tests est évident : si l'image du test est similaire (topographie, construction) à un groupe d'images du jeu de données, le résultat est fiable, si l'image ne l'est pas, le résultat est moins fiable. Ce qui nous renvoie à la nécessité d'entraîner les machines à de nombreuses images afin de tenter une généralisation du processus à l'échelle internationale. Le délai d'obtention des résultats dépend encore grandement de la résolution des images et d'autres paramètres, mais d'après les résultats obtenus sur la villa en Italie, il est possible de développer davantage les outils actuels afin de générer des résultats plus rapidement. Il existe des recherches qui proposent une solution afin de détecter automatiquement les dommages via le passage d'un drone relié à un programme spécifique¹¹⁶. Enfin, les résultats concluants de cette proposition nous mènent à nous questionner sur la possibilité d'ouvrir cet outil à l'estimation de dommages sur d'autres catastrophes naturelles. Cela passerait par un entraînement sur une base de données plus riche, et une modification des paramètres du système actuel. Par ailleurs, l'approfondissement des résultats vers une estimation plus pré-

p.1-100 disponible sur https://pastel.hal.science/pastel-00004211/file/Chesnel_These.pdf

116. Nex F. , Duarte D. , Steenbeek A. , et Kerle N. , (2019), Towards Real-Time Building Damage Mapping with Low-Cost UAV Solutions, dans Remote Sensing, vol.11, traduis par Saoud Y. , disponible sur <https://doi.org/10.3390/rs11030287>

cise des dommages et de leurs coûts serait une porte d'entrée vers l'estimation des coûts et de la durée de reconstruction. Cela exigerait une base de données supplémentaire, propre à chaque zone géographique et dépendante de paramètres supplémentaires, mais serait néanmoins étroitement liée aux résultats de dommages. Bien que lointaine, cette possibilité n'est pas à écarter, le processus de sa mise en place reste similaire au processus d'estimation, mais dépendant de ce dernier et avec un surplus d'information et de paramètres.

3.6 Améliorer les résultats et la précision

Le troisième article¹¹⁷ écrit en 2020 par Karimi H-A. et WheelerB-J. Chercheurs à l'université de Pittsburg aux Etats-Unis, présente un autre modèle de détection des dommages via l'usage de photos pré et post catastrophe qu'ils ont développé. L'objectif principal est de repousser les limites des précédentes innovations¹¹⁸. Il s'agit ici de développer la précision des méthodes actuelles, de façon à apporter plus de détails quant au degré de destruction, ce qui est encore trop imprécis lorsque la détection est précise¹¹⁹.

Dans leur proposition, les chercheurs évoquent les deux principaux points sur lesquels ils ont tenté d'apporter des améliorations : la classification du modèle et sa segmentation. En ce qui concerne les améliorations au niveau de la classification des données, les algorithmes développées ici utilisent une pondération des classes avant la formation du modèle¹²⁰. La pondération des classes est un processus qui sert à équilibrer les différentes classes de l'algorithme du modèle en termes de données. Par définition, un algorithme est « un ensemble d'opérations suivies dans un ordre précis afin de résoudre un problème ou d'apporter de nouvelles solutions », un algorithme de classification est un algorithme de prédiction supervisées, où les résultats sont obtenus à partir de données historiques¹²¹. Par exemple, dans notre cas, nous avons un ensemble de classes (une classe par intensité de dommages), et après analyse, le modèle attribue des classes à des parties de l'image selon les résultats obtenus. Lors de l'entraînement, les données des classes sont égalisées, les classes avec le plus d'échantillon n'ont ainsi pas plus d'impact sur le résultats que les autres¹²². De plus, les chercheurs évoquent l'augmentation du nombre d'images. L'augmentation du nombre d'images est un processus qui vise à générer de nouvelles images en fonction de celles que nous avons, sans en créer

117. Karimi H-A. et Wheeler B-J, (2020), Deep Learning-Enabled Semantic Inference of Individual Building Damage Magnitude from Satellite Images, dans Algorithms, vol.13, traduis par Saoud Y. , disponible sur : <https://doi.org/10.3390/a13080195>

118. Ibid.

119. Ibid.

120. Ibid.

121. Kassel R. , (2024), Algorithme de classification : Définition et principaux modèles, dans Formation Data Science, disponible sur : <https://datascientest.com/algorithme-de-classification-definition-et-principaux-modeles>

122. Ibid.

de nouvelles¹²³. Ici, les chercheurs ont développé une méthode de zoom et de cadrage des images allant de 8% à 100% de l'image initiale suivie d'un redimensionnement de la zone cadrée (224 pixels sur 224 pixels). Cela vise à apporter plus de robustesse au modèle¹²⁴. Comme évoqué plus tôt, l'intégration de la segmentation est une plus-value que l'on retrouve dans le modèle développé ici. Il s'agit d'un processus qui vise à diviser une image en plusieurs parties (selon l'intensité des pixels par exemple), afin d'identifier des objets et des limites, dans notre cas, il s'agit de bâtiments (endommagés ou non). L'objectif de la segmentation est de simplifier la représentation d'une image en quelque chose de plus facile à analyser¹²⁵. Cela améliore l'entraînement du modèle¹²⁶ et apporte une précision dans l'identification des dommages en facilitant ainsi l'analyse à grande échelle. L'image ci-dessous (Fig.3.19), est un schéma simplifié que l'on retrouve dans l'article, expliquant le processus d'analyse : on prend une image avant et après la catastrophe, on y segmente les bâtiments, puis on classe selon l'ampleur des dommages qui seront codés selon leur intensité¹²⁷.

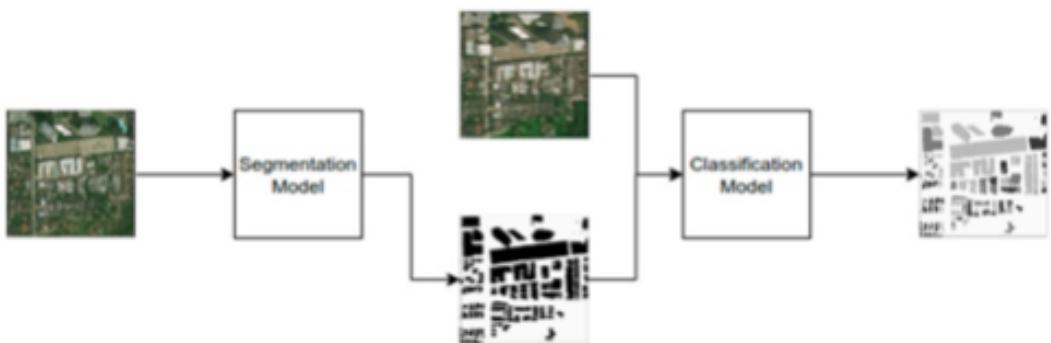


FIGURE 3.19 – Schémas du processus de détection des dommages réalisé par Karimi H-A. et Wheeler B-J dans le cadre du développement de leur modèle d'identification de dommages.

Par la suite, les chercheurs ont mis en place des expériences qu'il ont qualifiées de haut niveau (basées sur le choix de l'algorithme et ses paramètres) puis de bas niveau (basées sur les réglages et les détails)¹²⁸. En ce qui concerne les résultats, le score F1 a été retenu

123. Elleuch K. , (2021), Augmentation des images pour améliorer les modèles Machine Learning – Partie 1,dans Invivoo, disponible sur : <https://www.invivoo.com/augmentation-images-modeles-machine-learning-partie-1/>

124. Kassel R. , (2024), Algorithme de classification : Définition et principaux modèles, dans Formation Data Science, disponible sur : <https://datascientest.com/algorithme-de-classification-definition-et-principaux-modeles>

125. Akkodis, Le Deep Learning au service de la segmentation d'images en Géosciences, dans Akkodis, disponible sur : <https://www.akkodis.com/fr/publications/tendances-tech/deep-learning-segmentation-images-geosciences>

126. Karimi H-A. et Wheeler B-J, (2020), Deep Learning-Enabled Semantic Inference of Individual Building Damage Magnitude from Satellite Images, dans Algorithms, vol.13, traduis par Saoud Y. , disponible sur : <https://doi.org/10.3390/a13080195>

127. Ibid.

128. Ibid.

pour estimer leur fiabilité (score qui évalue la capacité d'un modèle de classification à prédire efficacement les individus positifs, en faisant un compromis entre la précision et le recall¹²⁹, et donc choisir le meilleur algorithme et ajuster les paramètres. Le seul exemple de résultats disponible après le choix de l'algorithme et ajustement des paramètres est celui de la figure 3.20, présent au début de l'article. On peut voir en gris clair les zones non endommagées, en gris plus foncé les bâtiments peu ou très endommagés, et en noir les bâtiments détruits.



FIGURE 3.20 – Exemple d'un résultat du modèle réalisé par Karimi H-A. et Wheeler B-J.

J'ai à travers cette analyse tenté de comprendre ce qui a été modifié afin d'affiner les résultats d'estimation des dommages. On peut voir dans cet article que les résultats du programme d'estimation des dommages mis en place apportent des détails supplémentaires, tout en étant plus précis que les modèles développés auparavant¹³⁰. Ce travail permet de mettre en exergue ce qui peut être amélioré dans les futurs modèles afin d'affiner les résultats, notamment en termes de segmentation et de classification. Les résultats obtenus (basés sur le score F1) permettent une visualisation claire et rapide de l'étendue des dommages dans la zone observée, avec une distinction en fonction de l'intensité de destruction. Par ailleurs, les chercheurs expliquent que le taux de perte (donc d'erreur) pour l'entraînement et le test sont proche ; cela indique que le modèle généralise bien à de nouvelles données (les données de test) et qu'il n'y a pas de suradaptation (le fait que le modèle échoue dans l'apport de résultats lorsqu'il y a de nouvelles données)¹³¹. Cela prouve la robustesse et la performance du modèle. J'ai donc pu comprendre quels sont les éléments qui influent sur la robustesse d'un modèle, et que l'amélioration des résultats n'était pas uniquement liée à l'entraînement ou la quantité de données, mais également liée à plusieurs autres paramètres. Il n'y a pas d'information quant à l'adaptation de ce modèle à différentes régions dans le monde, mais l'idée de développer le modèle cela à toutes les régions du monde s'affine à travers des modèles précis tel que celui-ci.

129. Tremblay, C. (2023), F1-score, la synthèse entre precision et recall, dans Kobia, disponible sur : <https://kobia.fr/classification-metrics-f1-score/>

130. Karimi H-A. et Wheeler B-J, (2020), Deep Learning-Enabled Semantic Inference of Individual Building Damage Magnitude from Satellite Images, dans Algorithms, vol.13, traduis par Saoud Y. , disponible sur : <https://doi.org/10.3390/a13080195>

131. Ibid.

3.7 Conclusion

L'analyse détaillée de chacun de ces 3 articles avait pour objectif de mettre en exergue le fonctionnement des modèles d'intelligence artificielle, et de l'expliquer de façon simple afin que l'assimilation de tels processus soit abordable pour tous. Il était important selon moi d'expliquer préalablement en quoi l'estimation des dommages après une catastrophe en remplaçant l'analyse manuelle par l'intelligence artificielle était nécessaire ; et en quoi cela faciliterait grandement les intervention sur le court terme (comme les premiers secours), mais aussi sur le long terme (comme la reconstruction, le réaménagement urbain, ou la réhabilitation). Par la suite, j'ai pu démontrer en quoi le choix cartographique avait une influence sur l'information transmise, et que l'estimation réalisée manuellement était sujette à des imprécisions et nécessitait une mobilisation humaine et un investissement temporel. Cela n'étant pas ou peu possible en temps de crise, il est donc plus judicieux de recourir à l'intelligence artificielle pour ces tâches. Cela m'a mené à tenter de comprendre comment l'automatisation de cette tâche est réalisable. Pour ce faire, une définition des termes utilisés communément dans le domaine de l'intelligence artificielle a été réalisée, suivie d'une compréhension générale des bases de systèmes qui sont développés dans le contexte de mon étude (l'estimation liée aux dommages via l'usage d'image). J'ai alors sélectionné trois articles qui, selon moi, exploraient les bases de ces systèmes, permettant une compréhension concise du fonctionnement de ces modèles d'estimation, tout en restant simplifiée, afin d'être compris par un grand nombre d'individus. J'ai pu alors parcourir trois exemples de modèles, en tester certains, voir leur fonctionnement, leurs limites, et les potentielles améliorations futures. J'ai également pu saisir comment serait possible l'estimation du coût et des délais de reconstruction dans le futur, et quelles en étaient les principales étapes.

L'étude de ces trois articles m'a initialement permise de comprendre qu'il était possible de développer différentes méthodes menant à des résultats plus ou moins concluants. Le premier article¹³² l'explique de façon simplifiée, et j'ai tenté, à travers cela, de mettre en lumière les notions les plus importantes qui y sont développées, et de les utiliser afin de mieux comprendre le fonctionnement de l'intelligence artificielle. J'ai ainsi pu expliquer de façon simplifiée qu'il existe deux méthodologies menant à des résultats, c'est-à-dire l'évaluation au niveau des bâtiments, ou l'évaluation pixel par pixel¹³³. Chacune de ces méthodologies permettent d'aboutir à des résultats concluants, ayant des aspects positifs comme négatifs en termes de précision ou de cartographie, permettant d'ouvrir une porte vers de nouvelles initiatives et améliorations. Par la suite, j'ai pu explorer à travers le second article les différents moyens de prises photographiques (aériennes, satellites et par drones), et d'en ressortir les positivités ainsi que les limites. Les auteurs y développent également des modifications ayant mené à

132. Su J. , Bai Y. , Wang X. , Lu D , Zhao, B , Yang, H , Mas, E , et Koshimura S. , (2020). Technical Solution Discussion for Key Challenges of Operational Convolutional Neural Network-Based Building-Damage Assessment from Satellite Imagery : Perspective from Benchmark xBD Dataset, dans Remote Sensing, vol.12, disponible sur : <https://doi.org/10.3390/rs12223808>

133. Ibid.

mettre en place un programme plus précis que les précédents¹³⁴. Cela m'a permis de comprendre plus précisément quelles étaient les fonctionnalités modifiables ou améliorables pour atteindre des résultats plus concluants ; mais aussi de comparer des résultats et développer une critique sur ces derniers, menant à une réflexion sur leur amélioration. Le dernier article présente un travail sur l'amélioration de la précision des précédents modèles, et j'ai pu saisir que cette amélioration passait par un travail sur la classification et la segmentation, et que l'entraînement d'un modèle présentait des limites quant à son amélioration si certains paramètres n'étaient pas modifiés en amont. Par ailleurs, ces trois analyses sont basées sur des données d'entraînement différentes, et j'ai pu comprendre que cela influence directement les résultats. Aussi, j'ai pu tester la plateforme développée par Su J. , Bai Y. , Wang X. , Lu D , Zhao, B , Yang, H , Mas, E , et Koshimura S. en 2020 qui est accessible via le lien mentionné dans l'article¹³⁵. Cela m'a permis d'apprendre mes connaissances et ainsi d'avoir une idée plus concrète des modèles et de leurs fonctionnalités, ainsi que d'en saisir les limites.

J'ai ainsi pu aboutir à une multitude d'aspects positifs et négatifs, des outils d'usage de l'intelligence artificielle dans un contexte post catastrophe. Les innovations actuelles dans l'usage de l'intelligence artificielle pour l'estimation des dommages permettent d'aboutir à des résultats concluants, plus ou moins précis, mais pouvant être perçus comme une première approche dans ce domaine encore trop peu exploré. J'ai pu voir que l'on peut aujourd'hui développer des plateformes pouvant analyser des images pré et post catastrophe, procurer des résultats quantifiant les dommages, en détaillant parfois l'intensité. Les résultats des différents articles évoqués plus haut peuvent être basés sur l'analyse d'une catastrophe donnée¹³⁶, mais sont aussi dans quelques cas généralisés à toutes les catastrophes (naturelles ou humaines)¹³⁷. Aussi, j'en ai déduit que chacun des outils de prise photographique possède des avantages et désavantages, et le choix de ces derniers doit répondre aux attentes (usage d'image satellites pour une large zone analysée, ou de drones pour une analyse précise sur une petite étendue)^{138 139}. Les plateformes développées sont parfois accessibles à tous

134. Nex F. , Durate D. , Giulio Tonolo F. , Kerle N. , (2019), Structural Building Damage Detection with Deep Learning : Assessment of a State-of-the-Art CNN in Operational Conditions, dans *Remote sensing* , disponible sur : <https://www.mdpi.com/2072-4292/11/23/2765>

135. Gupta R. , Hosfelt R. , Sajeev S. , Patel N. , Goodman B. , Doshi J. , Heim E. , Choset H. , Gaston M. , (2019), Creating Xbd : A dataset for assessing building damage from satellite imagery, dans *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR) Workshops*, Etats Unis, Disponible sur : https://openaccess.thecvf.com/content_CVPRW_2019/html/cv4gc/Gupta_Creating_xBD_A_Dataset_for_Assessing_Building_Damage_from_Satellite_CVPRW_2019_paper.html

136. Nex F. , Durate D. , Giulio Tonolo F. , Kerle N. , (2019), Structural Building Damage Detection with Deep Learning : Assessment of a State-of-the-Art CNN in Operational Conditions, dans *Remote sensing* , disponible sur : <https://www.mdpi.com/2072-4292/11/23/2765>

137. Su J. , Bai Y. , Wang X. , Lu D , Zhao, B , Yang, H , Mas, E , et Koshimura S. , (2020). Technical Solution Discussion for Key Challenges of Operational Convolutional Neural Network-Based Building-Damage Assessment from Satellite Imagery : Perspective from Benchmark xBD Dataset, dans *Remote Sensing*, vol.12, disponible sur : <https://doi.org/10.3390/rs12223808>

138. Nex F. , Duarte D. , Steenbeek A. , et Kerle N. , (2019), Towards Real-Time Building Damage Mapping with Low-Cost UAV Solutions, dans *Remote Sensing*, vol.11, traduis par Saoud Y. , disponible sur <https://doi.org/10.3390/rs11030287>

139. Nex F. , Duarte D. , Steenbeek A. , et Kerle N. , (2019), Towards Real-Time Building Damage Mapping

et leur utilisation est instinctive, mais certaines sont toujours au stade d'expérimentation et leur usage nécessite une maîtrise préalable des algorithmes (dans le cas où ces derniers sont accessibles).

J'ai pu, à travers mon analyse et ma compréhension, saisir que les méthodes actuelles présentent plusieurs limites. Dans chacun des outils que j'ai pu analyser, une image pré-catastrophe et post-catastrophe est nécessaire pour l'obtention de résultats^{140 141}. Par ailleurs, la précision des résultats reste encore relative, et leur généralisation à l'échelle internationale n'a pas encore été prouvée. Cela veut dire que lorsqu'une expérience aboutit avec un résultat concluant sur un territoire donné, cela ne sera pas forcément le cas pour un autre territoire notamment pour des questions de typologies ou de topographie¹⁴². Par exemple, un modèle entraîné pour reconnaître les dommages causés par les tornades aux États-Unis pourrait ne pas reconnaître efficacement les dommages causés par les séismes au Japon. De plus, l'aboutissement à des résultats via l'usage de différentes sources photographiques n'a pas été prouvé ; on ne peut donc pas actuellement utiliser une image pré-catastrophe prise par deux outils distincts, et ce, due à des angles de prise différents, dont l'ajustement est irréalisable par les machines actuelles¹⁴³. Par exemple, lorsque des images post-catastrophes sont prises par drone, il est difficile de les analyser car il existe rarement des images pré-catastrophe prises par le même outil. La variabilité dans la résolution et la qualité des images peut être également un frein à l'analyse. On peut évoquer la possibilité de réduire la qualité pour l'image post catastrophe pour qu'elle soit similaire à l'image pré-catastrophe ; mais une image de mauvaise qualité ne permet pas forcément d'aboutir à des résultats concluants¹⁴⁴ ; la qualité médiocre d'une image peut dissimuler des détails importants lors de l'analyse, ce qui complique la distinction entre différents types de débris ou la détection de dommages mineurs (1). Ainsi, l'usage de l'intelligence artificielle a permis d'ouvrir de nombreuses portes dans le domaine de la détection des dommages post-catastrophe. Les nombreuses limites de ses modèles actuels que j'ai évoqué se voient être comme des défis menant à l'amélioration des modèles actuels, vers une détection plus rapide, plus juste et plus facile. Le défi majeur est selon moi celui de la généralisation de ces outils à tous les territoires, simplifiant l'accès à ces informations et facilitant l'accès au secours ou à la reconstruction optimisée dans toutes les régions du monde, même les plus reculées.

with Low-Cost UAV Solutions, dans *Remote Sensing*, vol.11, traduis par Saoud Y. , disponible sur <https://doi.org/10.3390/rs11030287>

140. Nex F. , Durate D. , Giulio Tonolo F. , Kerle N. , (2019), Structural Building Damage Detection with Deep Learning : Assessment of a State-of-the-Art CNN in Operational Conditions, dans *Remote sensing* , disponible sur : <https://www.mdpi.com/2072-4292/11/23/2765>

141. Chesnel A-L. , (2008), Quantification de dégâts sur le bâti liés aux catastrophes majeures par images satellite multimodales très haute résolution, thèse de doctorat, école nationale supérieure des mines de Paris , p.1-100 disponible sur <https://pastel.hal.science/pastel-00004211/file/ChesnelThese.pdf>

142. Nex F. , Duarte D. , Steenbeek A. , et Kerle N. , (2019), Towards Real-Time Building Damage Mapping with Low-Cost UAV Solutions, dans *Remote Sensing*, vol.11, traduis par Saoud Y. , disponible sur <https://doi.org/10.3390/rs11030287>

143. Ibid.

144. Ibid.

Comme le montre l'analyse des articles, il est possible d'œuvrer sur plusieurs points afin d'améliorer les processus d'estimation et de le rendre plus fiable. Chacune des recherches évoquées plus haut expose une initiative visant à améliorer le processus. Si l'on prend la question de la généralisation des outils de détection, cela pourrait être par exemple possible à travers l'entraînement sur une base de données plus riche. En ce qui concerne la précision de l'analyse, cela passe par la mise en place d'outils encore plus robustes. Des interventions comme celles réalisées par Francesco Nex, Diogo Duarte, Fabio Giulio Tonolo et Norman Kerle en 2019 dans leur article¹⁴⁵ sur les connexions qui pourraient par exemple avoir un impact positif. L'estimation du coût de la reconstruction se verrait alors comme une seconde étape, mais dépendante des résultats de celle-ci. Elle prend forme en associant les données géographique aux données économiques d'une région, et suivant des algorithmes différents, non basés sur l'étude d'image. La base du développement de la machine sera un deep learning (apprentissage profond) mais se basera sur un réseau neuronal différent du réseau neuronal convolutif (CNN).

145. Nex F. , Durate D. , Giulio Tonolo F. , Kerle N. , (2019), Structural Building Damage Detection with Deep Learning : Assessment of a State-of-the-Art CNN in Operational Conditions, dans *Remote sensing* , disponible sur : <https://www.mdpi.com/2072-4292/11/23/2765>

Chapitre 4

Comparaison et Expérimentation

4.1 Comparaison entre deux plateformes

Afin d'approfondir la recherche dans l'usage de l'intelligence artificielle dans la reconstruction post catastrophe, j'ai voulu comparer deux plateformes permettant l'estimation des dommages après des destructions massives. L'accès à ces plateformes a été trouvé grâce à des études de cas et des articles¹⁴⁶ réalisés par les développeurs. Bien que la majorité des méthodes développées se soient limitées à des solutions d'apprentissages¹⁴⁷, on peut recenser d'autres plateformes similaires. Mais mon choix s'est posé sur celles-ci pour leur accessibilité, la langue utilisée, et pour le fait qu'elles soient parmi les plus récentes.

La première étape de ce processus après avoir trouvé les plateformes est de les présenter globalement, comprendre leur fonctionnement et quels résultats peuvent-elles fournir. Par la suite, je fixerai les critères de comparaison, avant d'expérimenter chacune d'entre elles. A la suite de l'expérimentation, la comparaison sera établie, afin de définir quels sont leurs aspects positifs et négatifs ainsi que leurs limites. Je tenterai enfin d'effectuer une proposition d'amélioration sur l'une de ces deux plateformes.

La première plateforme est « DamageMap ». Mise en place en 2021, elle a pour but de déterminer les dommages sur les constructions à la suite d'un incendie¹⁴⁸. Le modèle a été testé sur deux incendies en Californie et les résultats furent concluants^{149 150}. Pour son entraînement, les chercheurs ont utilisé Xbd, une large plateforme de données d'images aériennes

146. Galanis M. , Rao K. , Yao X. , Tsai Y. , Ventura J. , Fricker J-A. , (2021), DamageMap : A post-wildfire damaged buildings classifier, dans International Journal of Disaster Risk Reduction, Vol.65, disponible sur : https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S221242092100501X?ref=pdf_download&r=RR-2rr=85a37ee42fc8040f

147. Ibid.

148. Ibid.

149. Ibid.

150. Tucker T-D. , AI system identifies buildings damaged by wildfire , (2021), dans Stanford Doerr School Of Sustainability, disponible sur :<https://sustainability.stanford.edu/news/ai-system-identifies-buildings-damaged-wildfire>

et satellites¹⁵¹; ils ont utilisé pour l'entraînement de leur machine uniquement des images présentant des photographies d'incendies¹⁵². Le modèle d'apprentissage qu'ils ont développé ne nécessite pas forcément des photographies pré et post catastrophe pour l'obtention de résultats¹⁵³. En effet, le système a été d'abord entraîné à reconnaître des indicateurs de dommages causés par le feu tel que les changements de couleur ou de texture via des images pré-catastrophe et post-catastrophe¹⁵⁴. Les tests ont été effectués sur plusieurs zones géographiques¹⁵⁵. Il est ainsi apte à détecter les bâtiments endommagés par les incendies via une analyse par pixels, en se basant sur ses indicateurs, uniquement via l'usage d'une image de zone incendiée¹⁵⁶. Les résultats de l'analyse sont intégrés dans une interface cartographique interactive, où les bâtiments sont marqués comme endommagés ou intacts. En ce qui concerne la fiabilité de ces résultats, les tests effectués sur Camp Fire et Care Fire (deux incendies majeurs en Californie¹⁵⁷) ont eu un taux de précision respectif de 92% et 97% ainsi qu'un score F1 de 96%. Les résultats ont également été concluants lorsque la méthode de prise photographique était aérienne et non satellite¹⁵⁸. J'ai effectué quelques tests via la plateforme accessible en suivant le lien¹⁵⁹. Une barre de recherche interactive est mise à la disposition de l'utilisateur. Mais compte-tenu des faibles tests qui ont été effectués, les résultats des dommages ne sont disponibles que sur une petite étendue de Californie. Il y a la possibilité de zoomer et ainsi connaître une analyse sur une zone plus ou moins grande, et les images sont de bonne qualité. Les résultats sont classifiés en rouge (endommagés) ou vert (non endommagés) (Fig.3.1 et Fig.3.2). Ainsi, ce modèle propose une analyse des dommages causés par les incendies, en utilisant uniquement des photographies post-catastrophe, et évitant ainsi la recherche d'images « avant ». On évite par cela les imprécisions liées au cadrage différent entre photographies pré et post-catastrophe ou encore aux angles de prises lorsque l'image

151. Gupta R. , Hosfelt R. , Sajeev S. , Patel N. , Goodman B. , Doshi J. , Heim E. , Choset H. , Gaston M. , (2019), Creating Xbd : A dataset for assessing building damage from satellite imagery, dans Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR) Workshops, Etats Unis, p.10, disponible sur : https://openaccess.thecvf.com/content_CVPRW_2019/html/cv4gc/Gupta_Creating_xBD_A_Dataset_for_Assessing_Building_Damage_from_Satellite_CVPRW_2019_paper.html

152. Gupta R. , Hosfelt R. , Sajeev S. , Patel N. , Goodman B. , Doshi J. , Heim E. , Choset H. , Gaston M. , (2019), Creating Xbd : A dataset for assessing building damage from satellite imagery, dans Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR) Workshops, Etats Unis, p.10, disponible sur : https://openaccess.thecvf.com/content_CVPRW_2019/html/cv4gc/Gupta_Creating_xBD_A_Dataset_for_Assessing_Building_Damage_from_Satellite_CVPRW_2019_paper.html

153. Ibid.

154. Ibid.

155. Ibid.

156. Ibid.

157. Zimmerman J. , (2018), November 2018 Camp Fire, dans National oceanic and atmospheric administration, US department of commerce, disponible sur : <https://www.weather.gov/media/publications/assessments/sa1162SignedReport.pdf>

158. Galanis M. , Rao K. , Yao X. , Tsai Y. , Ventura J. , Fricker J-A. , (2021), DamageMap : A post-wildfire damaged buildings classifier, dans International Journal of Disaster Risk Reduction, Vol.65, disponible sur : https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S221242092100501X?ref=pdf_download&r=RR-2rr=85a37ee42fc8040f

159. Damagemap, disponible sur : <https://kkraoj.users.earthengine.app/view/damagemap>

n'est pas satellite¹⁶⁰.

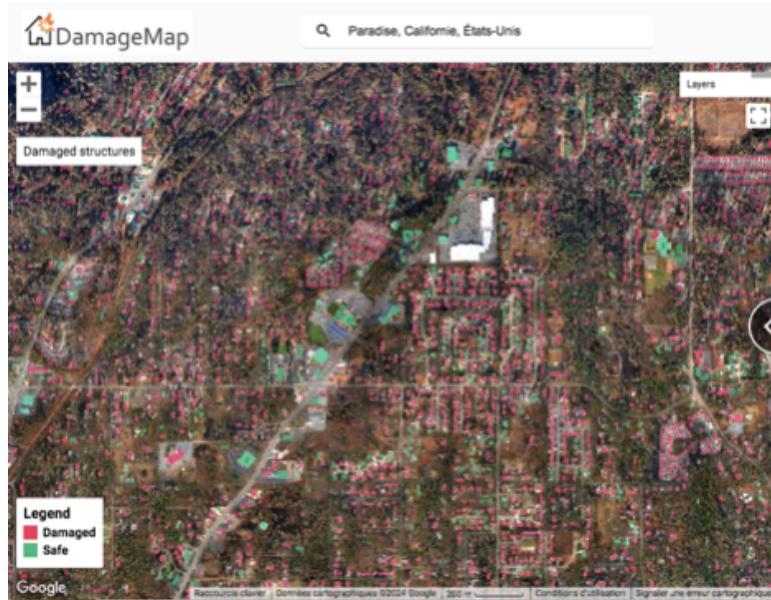


FIGURE 4.1 – Capture d'écran de la plateforme DamageMap, montrant une estimation des dommages à Paradise en Californie. On voit en rouge les constructions endommagées et en vert les construction non endommagées.

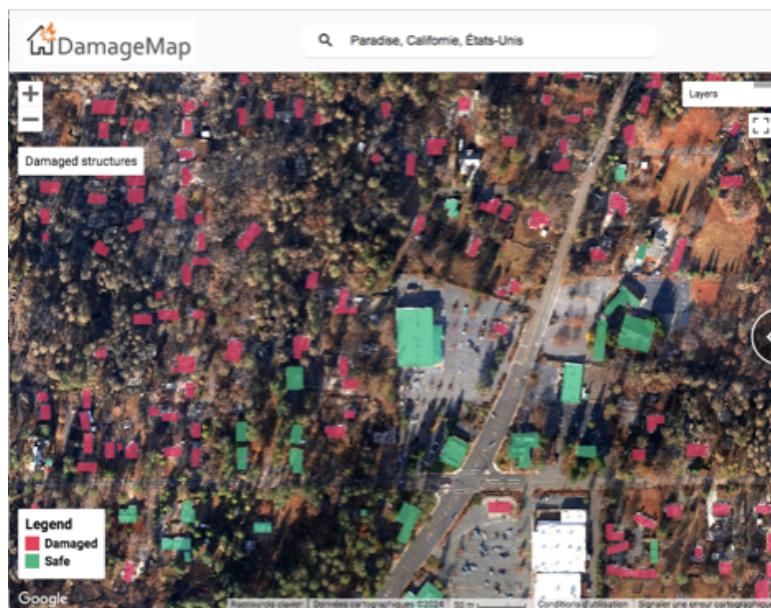


FIGURE 4.2 – Capture d'écran de la plateforme DamageMap, montrant une estimation des dommages à Paradise en Californie sur une zone plus zoomé. On voit en rouge les constructions endommagées et en vert les construction non endommagées.

160. Galanis M. , Rao K. , Yao X. , Tsai Y. , Ventura J. , Fricker J-A. , (2021), DamageMap : A post-wildfire damaged buildings classifier, dans International Journal of Disaster Risk Reduction, Vol.65, disponible sur : https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S221242092100501X?ref=pdf_download&r=RR-2rr=85a37ee42fc8040f

La seconde plateforme est « Copernicus EMS - Mapping ». Il s'agit d'une plateforme qui a pour but de déterminer les dommages sur les constructions à la suite de catastrophes naturelles¹⁶¹. Sur le site internet¹⁶², on peut accéder à des cartographies de prévention et à des cartographies dites « d'urgence » où sont recensés les dommages, à la suite de catastrophes naturelles diverses, et dans plusieurs régions du monde¹⁶³. La réalisation de la cartographie des dommages est basée à la fois sur l'utilisation de l'intelligence artificielle (IA) et sur des interventions manuelles¹⁶⁴. Les cartes, selon la zone touchée et le type de catastrophe, donnent des informations sur l'étendue des dommages, l'intensité de ces derniers, et peuvent être plus ou moins précises¹⁶⁵, allant d'une estimation au niveau d'une zone à une estimation au niveau d'un bâtiment. La plateforme propose une base de données pour le développement d'outils destinés uniquement à l'estimation de dommages, mais développe des informations via la mise à disposition de cartes interactives d'estimation (Fig.3.3 et fig.3.4) de dommages. Étant beaucoup plus développée que DamageMap, la cartographie dépend d'une combinaison de logiciels spécialisés et outils d'intelligence artificielle, choisis en fonction de la catastrophe recensée^{166 167 168}. Parmi les outils utilisés pour l'analyse, SNAP (Sentinel Application Platform)¹⁶⁹ pour le traitement des images satellites et le Semi-Automatic Classification Plugin (SCP) qui participe à la classification des images notamment sentinel¹⁷⁰. Les

161. Donezar-Hoyos, U. , Albizua-Huarte, L. , Amezketa-Lizarraga E. , Barinagarrementeria-Arrese I. , Ciriza R. , de Blas-Corral T. , Larrañaga-Urien A. , Ros-Elso F. , Tamés-Noriega A. , Viñuales-Lasheras M. , Broglia M. , Steel, A. , Ameztoy I. , Rufolo P. , (202), The Copernicus EMS Validation service as a vector for improving the emergency mapping based on Sentinel data, dans Crossref, disponible sur : https://www.researchgate.net/publication/347208751_The_Copernicus_EMS_Validation_service_as_a_vector_for_improving_the_emergency_mapping_based_on_Sentinel_data

162. Copernicus Emergency Management Service - Mapping, dans Copernicus EMS-Mapping, disponible sur : <https://emergency.copernicus.eu/mapping/zoom=2lat=13.56036lon=33.82273layers=0BT00>

163. List of EMS Rapid Mapping Activations, dans Copernicus EMS-Mapping, disponible sur : <https://emergency.copernicus.eu/mapping/list-of-activations-rapid>

164. Donezar-Hoyos, U. , Albizua-Huarte, L. , Amezketa-Lizarraga E. , Barinagarrementeria-Arrese I. , Ciriza R. , de Blas-Corral T. , Larrañaga-Urien A. , Ros-Elso F. , Tamés-Noriega A. , Viñuales-Lasheras M. , Broglia M. , Steel, A. , Ameztoy I. , Rufolo P. , (202), The Copernicus EMS Validation service as a vector for improving the emergency mapping based on Sentinel data, dans Crossref, disponible sur : https://www.researchgate.net/publication/347208751_The_Copernicus_EMS_Validation_service_as_a_vector_for_improving_the_emergency_mapping_based_on_Sentinel_data

165. Ibid.

166. Mello J. ,(2023), Copernicus Program : Artificial Intelligence in Cultural Heritage, dans Journal of bioengineering, Technologies ans Healt, vol.6, disponible sur : <http://www.jbth.com.br/index.php/JBTH/article/view/278>

167. Mateo-Garcia G, Veitch-Michaelis J, Smith L, Oprea SV, Schumann G, Gal Y, Baydin AG, Backes D, (2021), Towards global flood mapping onboard low cost satellites with machine learning, dans scientific reports, disponible sur : <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC8012608/>

168. Kyungil L. , Byeongcheol K. , Seonyoung P. , (2023), Evaluating the potential of burn severity mapping and transferability of Copernicus EMS data using Sentinel-2 imagery and machine learning approaches, dans : GIScience Remote Sensing, disponible sur : [10.1080/15481603.2023.2192157](https://doi.org/10.1080/15481603.2023.2192157)

169. Mora B. , (2019), Sentinel Application Platform (SNAP) , dans ESA, disponible sur : https://gofcgold.org/sites/default/files/2019-04/ESA_SNAP – Toolbox_BriceMora.pdf

170. Congedo L., (2021), Semi-Automatic Classification Plugin : A Python tool for the download and processing of remote sensing images in QGIS, dans Journal of Open Source Software, vol. 6

résultats de l'analyse des données sont cartographiés selon la zone géographique et le type de catastrophe, j'ai effectué quelques essais sur cette plateforme (Fig.3.3, fig.3.4 et fig.3.5), la classification des résultats est visible sur la légende, et dépend donc de critères comme : la zone touchée, le type de catastrophe naturelle ou encore la précision de l'analyse¹⁷¹. Il s'agit de cartes interactives, propres à chaque catégorie.

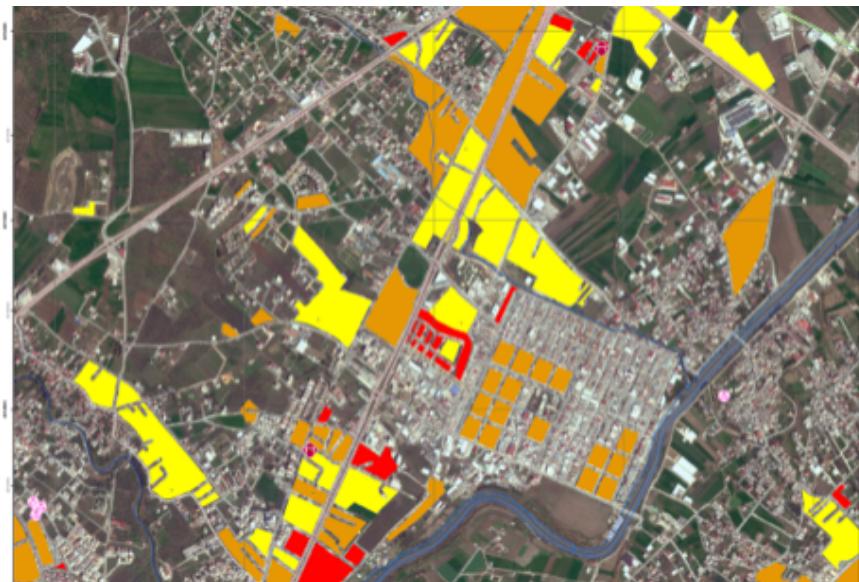


FIGURE 4.3 – Carte des dommages après le tremblement de terre de 2023 à Antakya en Turquie

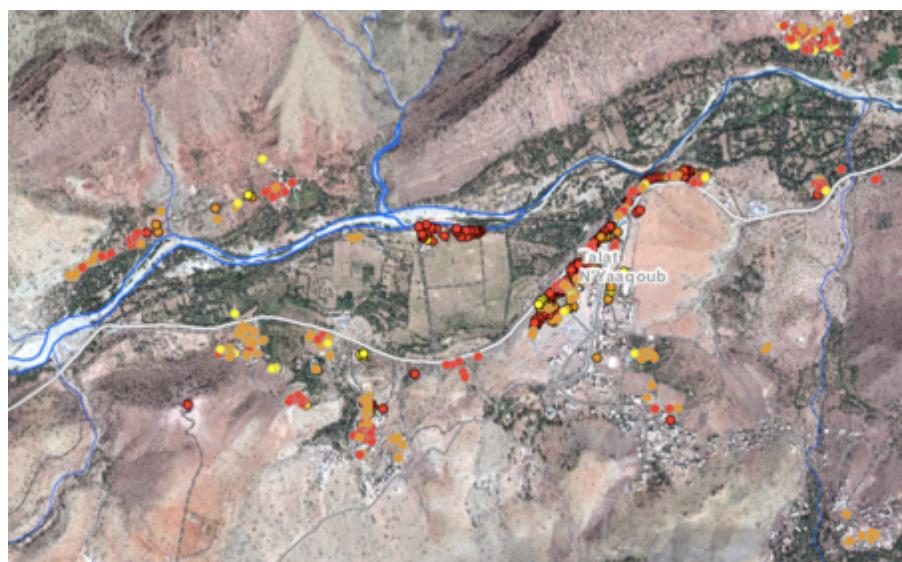


FIGURE 4.4 – Carte des dommages après le tremblement de terre de 2023 dans un village de Marrakech au Maroc.

171. Copernicus Emergency Management Service - Mapping, dans Copernicus EMS-Mapping, disponible sur : <https://emergency.copernicus.eu/mapping/zoom=2lat=13.56036lon=33.82273layers=0BT00>

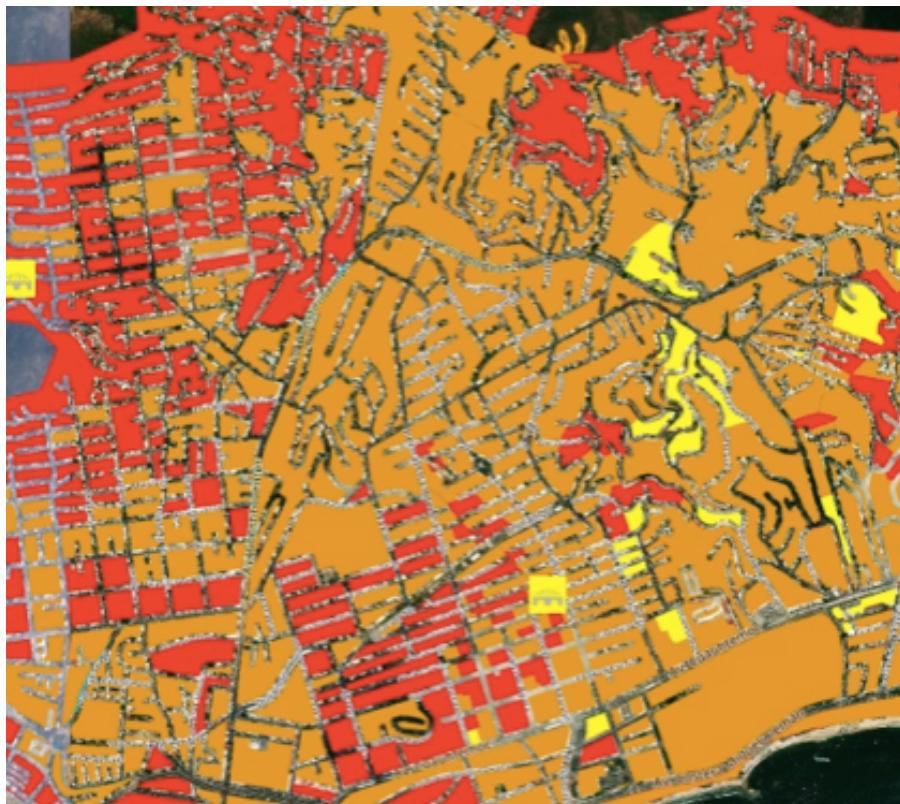


FIGURE 4.5 – Carte des dommages après le cyclone tropical de 2017 à Acapulco au Mexique

La comparaison est réalisée sur la base d'une personne n'ayant aucune connaissance technique dans le domaine, et voulant estimer le taux de destruction après une catastrophe. Cela peut être pour des fins de planification urbaine dans un processus de reconstruction par exemple. La comparaison est ainsi réalisée selon les critères suivants : Types de Catastrophes Couvertes, Couverture et Résolution des Données, précision des résultats, et Accessibilité à l'utilisation des données.

Alors que la plateforme « DamageMap » propose une cartographie d'évaluation des dommages uniquement après les incendies, « Copernicus » propose une cartographie plus variée et polyvalente en termes de catastrophes naturelles (séismes, ouragans, inondations, éruptions volcaniques...). De plus, « DamageMap » se concentre sur les évaluations d'images aériennes alors que l'on peut retrouver sur « Copernicus » différentes sources de données, bien que les principales soient issues d'images satellites. Ainsi, la portée des informations de « Copernicus » est plus grande, allant de la réponse immédiate à la planification à long terme sur différentes zones géographiques dans le monde. Bien que cela soit réalisable sur « DamageMap »¹⁷², l'étendue géographique des analyses reste très restreinte. Par ailleurs, la résolution des données dépend de l'outil de prise photographique, « DamageMap » est basé

172. Galanis M. , Rao K. , Yao X. , Tsai Y. , Ventura J. , Fricker J-A. , (2021), DamageMap : A post-wildfire damaged buildings classifier, dans International Journal of Disaster Risk Reduction, Vol.65, disponible sur : https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S221242092100501X?ref=pdf_download&r=RR-2rr=85a37ee42fc8040f

sur une analyse d'images aériennes de haute résolution¹⁷³, ce qui n'est pas forcément le cas de « Copernicus » étant donné que les analyses sont effectuées sur une base d'imagerie issue du satellite Sentinel¹⁷⁴. Cependant, la collecte d'images aériennes est plus complexe que celle des images satellites, ce qui pourrait affecter la rapidité d'obtention des résultats via « DamageMap » en cas de situation urgente. Comme j'ai pu le démontrer dans le chapitre précédent, plusieurs facteurs peuvent affecter la fiabilité et la précision des résultats. En ce qui concerne la précision, on peut voir sur les figures fig.3.1, fig.3.2, obtenues sur « DamageMap » que les bâtiments sont analysés un par un de façon précise grâce au système, ils sont classifiés en deux catégories, et toutes les constructions sont classifiées. Dans la figure 3.3 obtenue sur « Copernicus », l'estimation des dommages sur la ville en Turquie est classifiée par Zone et non par bâtiment, on retrouve ainsi une étendue colorée, supposant que la zone entière est détruite, endommagée ou possiblement endommagée. Il en est de même pour la figure 3.5 au Mexique où l'estimation n'est pas à l'échelle d'un bâtiment mais plus d'une petite zone regroupant plusieurs bâtiments. En ce qui concerne les résultats cartographiques sur la figure 3.4, l'imprécision des points colorés procure des informations très peu précises quant à l'état des bâtisses. Ainsi, le manque de précision dans la classification des résultats sur « Copernicus » se traduit par une cartographie d'analyse des dommages généralisés et non propre à chaque construction. Enfin, l'usage de « DamageMap » est beaucoup plus intuitif et rapide que « Copernicus ». En effet, « DamageMap » étant une plateforme uniquement destinée à l'évaluation des dommages d'une seule catastrophe, elle se présente comme une carte interactive proposant des vues satellites analysées. Pour accéder à la cartographie des dommages sur « Copernicus », il faut choisir en amont la zone et la catastrophe suivant une longue liste¹⁷⁵, et l'usage de ces cartes est moins intuitif. Cependant, « Copernicus » propose sur ces cartes plusieurs calques et plusieurs fonctionnalités, offrant notamment la possibilité de voir l'état des routes dans certains cas.

Pour conclure, cette mise en parallèle a montré que les capacités des deux plateformes sont distinctes mais peuvent être prévues comme complémentaires. La haute résolution et la précision des dommages sur « DamageMap » est propice à une analyse détaillée et aux interventions d'urgence voir aux planifications urbaines. La grande portée et les informations variées issues de prises satellites proposées par « Copernicus » sont propices à des études telle qu'une estimation financière globale des pertes par exemple. User des points positifs de chacune de ces deux plateformes pourrait ainsi mener à la mise en place d'un outil alliant les deux pour une meilleure détection en termes de qualité et de portée internationale.

173. Galanis M. , Rao K. , Yao X. , Tsai Y. , Ventura J. , Fricker J-A. , (2021), DamageMap : A post-wildfire damaged buildings classifier, dans International Journal of Disaster Risk Reduction, Vol.65, disponible sur : https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S221242092100501X?ref=pdf_download&fr=RR-2rr=85a37ee42fc8040f

174. Mora B. , (2019), Sentinel Application Platform (SNAP) , dans ESA, disponible sur : https://gofcgold.org/sites/default/files/2019-04/ESA_SNAP - Toolbox_BrinceMora.pdf

175. List of EMS Rapid Mapping Activations, dans Copernicus EMS-Mapping, disponible sur : <https://emergency.copernicus.eu/mapping/list-of-activations-rapid>

4.2 Proposition d'amélioration

Ce qui manque en grande partie à « DamageMap » est la généralisation de l'analyse à toutes les catastrophes naturelles. Le fait que cet outil se limite à la simple analyse des dommages après incendies est selon moi un défi et une opportunité afin d'améliorer ses fonctionnalités. Dans le cadre de cette possibilité, je vais tenter de comprendre comment on pourrait améliorer cet outil. Pour ce faire, j'essaierai de comprendre comment fonctionne son algorithme puis je proposerai des pistes pour l'amélioration de la plateforme.

Comme évoqué plus haut, « DamageMap » fonctionne sur une logique d'analyse nécessitant uniquement des photos aériennes post-catastrophes¹⁷⁶. Cela vise à faciliter et rendre plus rapide le processus d'estimation des dommages. La plateforme analyse uniquement l'état des bâtisses après des incendies, et à été entraînée sur plusieurs régions dans le monde¹⁷⁷. Pour arriver à ce résultat, il a fallu l'entraîner, à partir d'une base de données Xbd, à reconnaître les changements de pixels sur un bâtiment propre à l'impact d'incendie. L'algorithme qui a servi à la mise en place de cet outil est disponible sur internet¹⁷⁸, à des fins d'amélioration. J'ai tenté ici de comprendre le fonctionnement général de l'algorithme et de le tester.

L'algorithme est composé de 5 étapes distinctes, puis un code appelé «final» :

- La première étape, nommée "create_input_images.py"¹⁷⁹, contient un script qui prépare les données pour entraîner le modèle. Comme évoqué plus tôt, la majeure partie des données proviennent de Xbd¹⁸⁰ et sont uniquement des images avant et après incendies dans différentes régions du monde. Le script charge une base de donnée contenant des coordonnées (latitude et longitude) de zones endommagées. Il ouvre ensuite une image satellite couvrant plusieurs zones endommagées afin de quadriller les parties concernées (donc endommagées). Ce quadrillage se fait grâce aux coordonnées géographiques qui sont converties en pixel par le script en amont. Chaque image extraite représente donc une zone endommagée.
- La seconde étape, nommée "Data Augmentation.ipynb"¹⁸¹, est la partie qui sert à aug-

176. Galanis M. , Rao K. , Yao X. , Tsai Y. , Ventura J. , Fricker J-A. , (2021), DamageMap : A post-wildfire damaged buildings classifier, dans International Journal of Disaster Risk Reduction, Vol.65, disponible sur : https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S221242092100501X?ref=pdf_download&r=RR-2rr=85a37ee42fc8040f

177. Ibid.

178. Galanis M. , (2021), GitHub - MariosGalanis/DamageMap, dans GitHub, disponible sur :<https://github.com/MariosGalanis/DamageMap>

179. Ibid.

180. Galanis M. , Rao K. , Yao X. , Tsai Y. , Ventura J. , Fricker J-A. , (2021), DamageMap : A post-wildfire damaged buildings classifier, dans International Journal of Disaster Risk Reduction, Vol.65, disponible sur : https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S221242092100501X?ref=pdf_download&r=RR-2rr=85a37ee42fc8040f

181. Galanis M. , (2021), GitHub - MariosGalanis/DamageMap, dans GitHub, disponible sur :<https://github.com/MariosGalanis/DamageMap>

menter la base de donnée. Comme évoqué lors de l'analyse de l'article¹⁸², cette étape sert à multiplier les données via un travail de recadrage et de zoom sur une photo, afin d'en générer plusieurs^{183 184}.

- La troisième étape, nommée "Train Models.ipynb"¹⁸⁵, a pour but d'entraîner le modèle à travers les images préparées lors des deux étapes précédentes. Il montre l'accès aux données stockées sur le drive, qui sont classées en deux catégories selon les bâtiments : endommagées (1) et non endommagées (0). Puis, par la fonction « train_model », il exécute l'entraînement. Ce script se termine par la mise en place du modèle entraîné qui est stocké dans un fichier.
- La quatrième étape est nommée "Use Model on New Dataset.ipynb". Elle montre comment accéder au fichier entraîné sur un drive afin de classifier des images¹⁸⁶. Puis le script montre comment sont classées les images fournies (que l'on veut analyser). Puis le modèle de classification est chargé et mis en mode évaluation. Il classe donc les bâtiments sur les images fournies, selon s'ils sont endommagés ou non. Il peut comparer les résultats avec la donnée des résultats fournie si elle est disponible.
- La dernière étape, nommée "Visualize the performance of the model.ipynb", sert à mieux comprendre les résultats et à estimer leur précision. Comme il est évoqué dans l'article¹⁸⁷, la précision lorsque le modèle a utilisé des images de « camp fire » en Californie avoisinait les 98%. Cette étape sert donc à analyser la précision des résultats obtenus lors de l'étape précédente.

Le script "Final Project.ipynb" est une synthèse des précédentes étapes, intégrant la préparation des données, leur augmentation, l'entraînement, le test et la visualisation des performances. Il sert à automatiser toutes les étapes expliquées précédemment, et aussi à les optimiser dans le changement de paramètres par exemple. On peut ainsi effectuer les tâches de façon optimisée et standardisée, ce qui facilite son amélioration et son partage.

A travers l'analyse générale des scripts j'ai pu comprendre comment s'enchaînent les différentes étapes de mise en place du modèle. De ce fait, l'automatisation des tâches à travers les

182. Karimi H-A. et Wheeler B-J, (2020), Deep Learning-Enabled Semantic Inference of Individual Building Damage Magnitude from Satellite Images, dans Algorithms, vol.13, disponible sur : <https://doi.org/10.3390/a13080195>

183. Ibid.

184. Galanis M. , Rao K. , Yao X. , Tsai Y. , Ventura J. , Fricker J-A. , (2021), DamageMap : A post-wildfire damaged buildings classifier, dans International Journal of Disaster Risk Reduction, Vol.65, disponible sur : https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S221242092100501X?ref=pdf_download&fr=RR-2&rr=85a37ee42fc8040f

185. Karimi H-A. et Wheeler B-J, (2020), Deep Learning-Enabled Semantic Inference of Individual Building Damage Magnitude from Satellite Images, dans Algorithms, vol.13, traduis par Saoud Y. , disponible sur : <https://doi.org/10.3390/a13080195>

186. Ibid.

187. Galanis M. , Rao K. , Yao X. , Tsai Y. , Ventura J. , Fricker J-A. , (2021), DamageMap : A post-wildfire damaged buildings classifier, dans International Journal of Disaster Risk Reduction, Vol.65, disponible sur : https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S221242092100501X?ref=pdf_download&fr=RR-2&rr=85a37ee42fc8040f

différentes étapes du modèle est plus claire, et j'ai pu saisir comment se réalisait un entraînement de façon plus concrète. J'ai tenté de le mettre en marche le script "Final Project.ipynb" à travers Google Colaboratory (plateforme permettant d'exécuter du code¹⁸⁸. Cependant, j'ai rencontré différents problèmes dès les premières lignes de la première étape. Parmi eux, le fait que beaucoup de données d'entraînement soient manquantes, cela bloquait le script qui attendait un ensemble de données que je n'arrivais pas à me procurer. On peut voir sur l'image ci-dessous (fig.3.6) le message d'erreur que je recevais lorsque je tentais d'exécuter l'algorithme.

```

FileNotFoundError                         Traceback (most recent call last)
<ipython-input-5-32e3a920fc56> in <cell line: 7>()
      5     transforms.ToTensor() ])
      6
----> 7 train_set = datasets.ImageFolder(root=os.path.join(FOLDERNAME,'train'), transform = first_transform)
      8 train_loader = DataLoader(train_set, batch_size=BATCH_SIZE, shuffle=False, num_workers = 16)
      9

/usr/local/lib/python3.10/dist-packages/torchvision/datasets/folder.py in find_classes(directory)
    38     See :class:`DatasetFolder` for details.
    39
--> 40     classes = sorted(entry.name for entry in os.scandir(directory) if entry.is_dir())
    41     if not classes:
    42         raise FileNotFoundError(f"Couldn't find any class folder in {directory}.")

FileNotFoundError: [Errno 2] No such file or directory: 'damaged_structures_detector/images/train'

RECHERCHER DANS STACK OVERFLOW

```

FIGURE 4.6 – Message d'erreur lors de l'execution de l'algorithme pour la mise en marche de "DamageMap".

Après avoir compris comment était formé le processus général de ce modèle, j'ai voulu effectué une proposition afin d'améliorer les fonctionnalités de « DamageMap ». Il s'agit ici de proposer un moyen d'étendre ces capacités au-delà de l'analyse des incendies afin qu'il puisse détecter les dommages après le passage d'un ouragan ou d'un tremblement de terre par exemple. Le point de départ potentiel serait l'entraînement du modèle de la même manière¹⁸⁹ mais en changeant la base de données, c'est-à-dire via l'usage d'images pré et post catastrophes. Ainsi, il s'agirait d'entraîner le modèle aux caractéristiques de destruction d'un séisme ou d'un ouragan par exemple.

L'article¹⁹⁰ propose un processus de création d'un jeu de données classées référençant des bâtiments endommagés par les ouragans. Cela à pour but de rendre les données facilement accessibles et utilisables pour le développement d'outils tel que « DamageMap ». Les données présentées dans le data peuvent être utilisées par des algorithmes pour les entraîner à détecter les bâtiments endommagés. Afin de générer de nouvelles données, il suffit de suivre des

188. Bisong, E. ,(2019), Google Colaboratory, Dans Apress eBooks, p. 59, disponible sur https://doi.org/10.1007/978-1-4842-4470-8_7

189. Galanis M. , (2021), GitHub - MariosGalanis/DamageMap, dans GitHub, disponible sur :<https://github.com/MariosGalanis/DamageMap>

190. Chen S-A. , Escay A. , Haberland C. , Schneider T. , Staneva V. , and Choe Y. , (2018) , Benchmark Dataset for Automatic Damaged Building Detection from Post-Hurricane Remotely Sensed Imagery, dans ArXiv, disponible sur : <https://arxiv.org/abs/1812.05581>

étapes simples : l'extraction d'images sur le site de la NOAA (National Oceanic and Atmospheric Administration) ^{191 192}, leur prétraitement (travail sur les couleurs, la clarté... etc) à leur annotation (souvent manuelle) puis leur intégration au processus d'entraînement ¹⁹³. L'annotation est l'une des étapes importantes du processus, souvent réalisée manuellement, sa clarté et sa précision impactent l'entraînement du modèle de détection (dans notre cas potentiellement DamageMap). Lorsqu'on annote, on associe à l'image un autre document donnant les informations recherchées ¹⁹⁴, ici, il s'agit du recensement des bâtisses endommagées. On peut voir sur les images ci-dessous (Fig.3.7) une photo satellite que j'ai pu récupérer sur le site de la NOAA. Je l'ai remise à l'échelle demandée (2048 X 2048) ¹⁹⁵ avant d'effectuer un travail sur ses couleurs et sa netteté. Trouver une photographie correcte sur l'ensemble des prises photographiques disponibles sur la plateforme n'était pas simple, nombreuses images sont erronées, ne donnant aucune information ou image intéressante (mauvaise qualité, prise floue). Cela représente la première étape de la création de données, la seconde est l'annotation de cette image, avant de pouvoir l'intégrer au jeu de données. FIG.3.7 FIG.3.7 FIG.3.7 FIG.3.7 FIG.3.7 FIG.3.7 FIG.3.7 FIG.3.7 La proposition de nouvelles données telles que citées ci-dessus reste une première étape pour l'entraînement de « DamageMap » à la détection de nouvelles catégories d'endommagement sur les constructions. Cela a permis de mettre en exergue comment est réalisé le travail fastidieux de la création de données, qui représente seulement le point de départ des outils d'intelligence artificielle. Pour que l'outil de détection puisse reconnaître les dommages causés par les ouragans, un autre travail de modification des paramètres est nécessaire. Cela passe par l'adaptation du modèle à une nouvelle catégorie de détection, et nécessite une intervention sur son architecture ¹⁹⁶, donc ses algorithmes. Par la suite, un travail évaluant son efficacité (comme celui de l'étape 5) doit être réalisé.

A travers ce travail, j'ai pu identifier les aspects positifs ainsi que les limites de deux plateformes proposant un accès à des cartographies d'évaluation de dommages. J'ai pu voir quelles étaient les approches méthodologiques et technologiques de chacune, et comprendre que le choix cartographique (sa précision, son étendue, ses informations) doit être pris en fonction des besoins d'étude (intervention d'urgence, reconstruction, planification urbaine, estimation des pertes... etc). J'ai également tenté de comprendre ce qu'était l'architecture d'un modèle

191. Chen S-A. , Escay A. , Haberland C. , Schneider T. , Staneva V. , and Choe Y. , (2018) , Benchmark Dataset for Automatic Damaged Building Detection from Post-Hurricane Remotely Sensed Imagery, dans ArXiv, disponible sur : <https://arxiv.org/abs/1812.05581>

192. Hurricane HARVEY Imagery, disponible sur : <https://storms.ngs.noaa.gov/storms/harvey/index.html9/29.7035/-95.3727>

193. Chen S-A. , Escay A. , Haberland C. , Schneider T. , Staneva V. , and Choe Y. , (2018) , Benchmark Dataset for Automatic Damaged Building Detection from Post-Hurricane Remotely Sensed Imagery, dans ArXiv, disponible sur : <https://arxiv.org/abs/1812.05581>

194. Yeelen. (2023), Qu'est-ce que l'annotation de données?, dans Klippa, disponible sur : <https://www.klippa.com/fr/blog/informations/quest-ce-que-lannotation-de-donnees/>

195. Chen S-A. , Escay A. , Haberland C. , Schneider T. , Staneva V. , and Choe Y. , (2018) , Benchmark Dataset for Automatic Damaged Building Detection from Post-Hurricane Remotely Sensed Imagery, dans ArXiv, disponible sur : <https://arxiv.org/abs/1812.05581>

196. Galanis M. , (2021), GitHub - MariosGalanis/DamageMap, dans GitHub, disponible sur :<https://github.com/MariosGalanis/DamageMap>

de détection, via l'analyse des différents scriptes constituant « DamageMap ». J'ai ainsi pu comprendre sa méthode d'analyse des images pour la détection des bâtiments endommagés après les incendies. Étendre ce modèle de détection des dommages vers d'autres catastrophes naturelles tel que les ouragans était un point intéressant pour l'amélioration de la plateforme. J'ai pu alors démontrer que la première étape était la collection de données d'entraînement issues d'autres catastrophes, comme l'ouragan Harvey. J'ai ainsi proposé une première approche d'enrichissement de base de données de dommages causés par les ouragans à travers une image satellite redimensionnée et améliorée. Ce travail a pu mettre en exergue plusieurs points, dont le fonctionnement de plateformes de détection, la mise en place d'un modèle, son amélioration ainsi que la création de données pour son entraînement. Il s'agit ici d'une première approche prometteuse, pour l'extension et l'amélioration de ce type d'outils.



FIGURE 4.7 – Prise photographique de la NOOA après le passage de l'ouragan Harvey au Texas aux États-Unis, de taille 2048 X 2048 px, constituant le premier élément de la base de données créée.

Chapitre 5

Discussions

L'idée initiale de mon travail sur ce sujet était de savoir comment était possible d'effectuer une estimation des dégâts, du coût et du temps de reconstruction lorsque tout est détruit. L'usage de l'intelligence artificielle était dans ce projet l'outil majeur que je voulais explorer. De plus, le travail sur les catastrophes naturelles et l'optimisation de la reconstruction était, selon moi, un contexte de recherche intéressant.

Les limites actuelles que présentent les outils d'estimation sont dues à leur mise en place récente, et à l'émergence récente de réflexions dans ce domaine. En effet, la littérature existante nous montre que les recherches ont commencé après les années 2000. J'ai pu mettre en avant le fait qu'on pouvait aujourd'hui estimer les dommages et quelles étaient les différentes méthodologies de détection, voir d'évaluation. L'automatisation de ces processus reste prometteuse si les avancées scientifiques l'améliorent. L'impossibilité d'universaliser les outils actuels reste la limite majeure quant à leur usage. Les deux plateformes sont également un premier aboutissement, et leur expérimentation a bien démontré que des résultats fiables et utilisables pouvaient être atteints grâce à l'intelligence artificielle.

Par ailleurs, mon travail présente certaines limites, notamment en terme d'expérimentation plus concrète. La mise en marche de l'algorithme de « DamageMap » nécessitait beaucoup de connaissances techniques, et présentait un frein à l'avancée de l'expérience. J'ai cependant pu expliquer son mécanisme, cela à permis de mieux comprendre comment il était possible d'évaluer des dommages. Le premier travail sur la création des données n'était qu'une première étape du processus, auquel il faut ajouter un document apportant des précisions. Cet ajout nécessite également des connaissances techniques pointues.

J'ai pu par ce travail approfondir et répondre à la question d'estimation des dommages, mais l'estimation du coût et des délais de reconstruction a souvent été mise en second plan le long de ce travail. Cela se justifie par le fait que cette question est une seconde étape d'un processus qui n'a pas encore totalement abouti. En effet, l'estimation précise des dégâts n'a pas entièrement abouti. Bien que précise d'après les résultats obtenus, elle n'est actuellement pas généralisable et sa précision ainsi que son usage n'ont pas fait leurs preuves de façon concrète. Cependant, le travail que j'ai réalisé a permis de mettre en avant le fait qu'il était

également possible d'estimer les coûts et la durée de reconstruction, mais que cela nécessitait une large base de données changeante en fonction de la position géographique. Cela représente une première réflexion sur le sujet, qui peut être approfondie en commençant par une zone restreinte où les estimations des dommages ont abouti.

Ainsi, le travail réalisé met en exergue plusieurs défis à venir, permet d'avoir une première idée pour l'amélioration et l'approfondissement des outils actuels. Il met en avant un sujet encore trop peu abordé et démontre que ces outils peuvent grandement révolutionner les questions de reconstruction, et les interventions d'urgence après des catastrophes à grande échelle. L'aboutissement de l'expérience s'est vu être compliqué, mais reste une première approche que l'on peut potentiellement approfondir dans le futur.

Chapitre 6

Conclusion

Mon travail de recherche était basé sur une exploration d'une notion encore très peu étudiée par les architectes . Lorsque l'on parle d'intelligence artificielle, cela nous renvoie instinctivement au domaine de l'ingénierie. Il est vrai que le développement de tels outils nécessite une base de connaissances techniques solides, d'expérimentations complexes , que la simple formation d'architecte n'octroie pas. Mais les résultats de la mise en place d'outils performants dans le domaine architectural nécessiteraient davantage d'éclaircissement pour les professionnels qui en profitent. Le contexte étudié était celui d'une catastrophe naturelle (voire quelquefois humaine) engendrant une destruction massive; et mon travail s'est basé sur un questionnement simple : Comment user de ces outils pour faciliter la reconstruction ? Pour estimer temporellement et économiquement cette reconstruction ? Pour pouvoir répondre à cette problématique, mon expérience devait débuter par une reprise en premier lieu des bases de l'outil, comprendre comment il fonctionne de façon générale , puis dans le domaine de la reconstruction post-catastrophe. J'ai alors analysé des articles qui développent des initiatives intéressantes pour l'estimation des dégâts, j'ai aussi testé des plateformes de quantification de dommages après une catastrophe naturelle. Ce travail était la première étape, et a eu pour but une acquisition de bases dans ce domaine, comme le fonctionnement général des réseaux de neurones convolutifs (CNN), de leurs liaisons, et aussi des données qui permettent l'entraînement des machines d'intelligence artificielle. Cela m'a permis de développer un avis critique sur ce qui a été réalisé et d'en déduire les éventuelles limites et défis. En outre, parmi les défis principaux, il était question de généralisation de l'outil à toutes les régions du monde, et à toutes les catégories de catastrophes. Viendrait alors la possibilité de développer ces outils jusqu'à obtenir une estimation des coûts et des délais de reconstruction. Par la suite, la seconde partie de mon travail s'axait sur des propositions pouvant potentiellement mener à l'amélioration des outils actuels. J'ai pu parcourir l'algorithme du logiciel «DamageMap» et proposer des pistes pour l'amélioration de ce dernier. N'ayant pas pu aboutir jusqu'à la fin, l'expérience générale à cependant permis de comprendre et de faciliter au lecteur la compréhension de ces outils souvent complexes et trop techniques. Et cela a confirmé l'hypothèse qu'il était possible d'améliorer les outils actuels , à travers la mise en place de bases de données plus riches et diversifiées, mais aussi par le développement de paramètres de recadrage

et de remise à l'échelle automatiques. J'ai pu aussi confirmer que les estimations actuelles des dommages étaient sujettes à des imprécisions et des problèmes de généralisation (en terme d'outils utilisés et de territoires expérimentés). Rendre les outils actuels universels passerait par leur entraînement sur une base de donnée diversifiée, et un travail sur les paramètres de prise en compte des questions typologiques, topographiques et de matériaux. Évaluer les dommages représente la première étape du processus de reconstruction, et estimer le temps ou le coût ou d'autres paramètres sont les étapes suivantes. Et l'expérience m'a mené à comprendre que l'estimation du temps et du coût de reconstruction dépendait de l'estimation des dommages. Si l'on ne parvient actuellement toujours pas à obtenir à travers l'intelligence artificielle le taux de destruction de façon précise, l'estimation de données de reconstruction de façon automatique reste peu probable, mais pas impossible dans un futur proche.

D'autres possibilités ont également pu être évoquées dans cette étude , comme la question de la nécessité d'avoir une image pré et post catastrophe pour le fonctionnement d'une majorité d'outils actuels. Entraîner des outils capables de déduire une image pré-catastrophe en introduisant l'image post catastrophe pourrait être une étape réalisée en amont de l'estimation des dégâts. Cela faciliterait le processus car il ne sera plus question de se procurer des images avant la destruction, et l'outil se chargerait de les déduire avant d'estimer le taux de dommages. La mise en place d'un tel processus nécessite un entraînement solide, axé sur une large base de données, et les estimations dépendraient de la fiabilité du résultat.

Alors que mon travail à permis d'explorer les outils actuels d'estimation de dommages, on pourrait se questionner sur le rôle de l'intelligence artificielle dans la prévention de ces catastrophes , et quel travail pourrait être réalisé en amont, de façon à anticiper la reconstruction en fonction des régions , des matériaux disponibles , et des circuits d'acheminement. L'article¹⁹⁸ explore les questions d'usage de l'intelligence artificielle dans le travail en amont des catastrophes . Il s'agit d'user de ces technologies pour mieux comprendre les défis dans ce domaine . Cela va de la prévention, à la mise en place de structures adaptées aux risques , mais aussi à l'optimisation de l'aide humanitaire . L'intelligence artificielle offre donc la possibilité de réagir face aux catastrophes , mais aussi de les anticiper .

198. Pang G. , Artificial Intelligence for Natural Disaster Management, (2022) dans IEEE Intelligent Systems, vol. 37, p. 3-6, disponible sur : <https://www.computer.org/csdl/magazine/ex/2022/06/10044583/1KL73MQUtjO>

Chapitre 7

Bibliographie

- Adriano. (2021), Qu'est-ce qu'un jeu de données ?, dans Devenir Data Scientist, disponible sur : <https://www.jeveuxetredatascientist.fr/jeu-de-donnees/>
- Adriano, (2022), Qu'est-ce qu'un convolutional neural network ? , dans Devenir Data Scientist, disponible sur : <https://www.jeveuxetredatascientist.fr/convolutional-neural-network/>
- Akkodis, Le Deep Learning au service de la segmentation d'images en Géosciences, dans Akkodis, disponible sur : <https://www.akkodis.com/fr/publications/tendances-tech/deep-learning-segmentation-images-geosciences>
- As I. , Pal S. , Basu P., (2018), Artificial intelligence in architecture : Generating conceptual design via deep learning, dans International Journal of Architectural Computing, vol.16 disponible sur : <https://journals.sagepub.com/doi/full/10.1177/1478077118800982>
- BBC, (2023), Turkey earthquake : One ruined neighbourhood at the centre of the devastation, dans BBC News, disponible sur : <https://www.bbc.com/news/world-europe-64581229>
- Bisong, E. ,(2019), Google Colaboratory, Dans Apress eBooks, p. 59, disponible sur https://doi.org/10.1007/978-1-4842-4470-8_7
- Bowen J-P., (2017), Alan Turing : Founder of Computer Science, dans Lecture Notes in Computer Science , (p. 1-15), disponible sur : https://doi.org/10.1007/978-3-319-56841-6_1
- Chaillou S. , (2020), The Advent of Architectural AI, dans Towards Data Science, disponible sur : <https://towardsdatascience.com/the-advent-of-architectural-ai-706046960140>
- Chen S-A., Escay A. , Haberland C. , Schneider T. , Staneva V. , Choe Y., (2018), Benchmark Dataset for Automatic Damaged Building Detection from Post-Hurricane Remotely Sensed Imagery, dans Arxiv - Cornell University , disponible sur : <https://arxiv.org/pdf/1812.05581.pdf>
- Chesnel A-L. , (2008), Quantification de dégâts sur le bâti liés aux catastrophes majeures par images satellite multimodales très haute résolution, thèse de doctorat, école nationale supérieure des mines de Paris , disponible sur https://pastel.hal.science/pastel-00004211/file/Chesnel_These.pdf

- CNAM, Cours - Réseaux de neurones convolutifs, dans : Cnam UE RCP209, disponible sur : <https://cedric.cnam.fr/vertigo/cours/ml2/coursDeep3.html>
- Congedo L. , (2021), Semi-Automatic Classification Plugin : A Python tool for the download and processing of remote sensing images in QGIS, dans
- Journal of Open Source Software, vol.6, , disponible sur : <https://doi.org/10.21105/joss.03172>
- Damagemap, disponible sur : <https://kkraoj.users.earthengine.app/view/damagemap>
- Donezar-Hoyos, U. , Albizua-Huarte, L. , Amezketa-Lizarraga E. , Barinagarrementeria-Arrese I. , Ciriza R. , de Blas-Corral T. , Larrañaga-Urien A. , Ros-Elso F. , Tamés-Noriega A. , Viñuales-Lasheran M. , Broglia M. , Steel, A. , Ameztoy I. , Rufolo P. , (2022), The Copernicus EMS Validation service as a vector for improving the emergency mapping based on Sentinel data, dans Crossref, disponible sur : https://www.researchgate.net/publication/347208751_The_Copernicus_EMS_Validation_Service_as_a_Vector_for_Improving_the_Emergency_Mapping_Based_on_Sentinel_Data
- Elleuch K. , (2021), Augmentation des images pour améliorer les modèles Machine Learning – Partie 1,dans Invivoo, disponible sur : <https://www.invivoo.com/augmentation-images-modeles-machine-learning-partie-1/>
- Elms V. , (2023) , Turkey-Syria earthquake : Satellite imagery shows scale of destruction, dans Skynews, disponible sur : <https://news.sky.com/story/turkey-syria-earthquake-satellite-imagery-shows-scale-of-destruction-12805981>
- Fontaine R. , (2019), Les catastrophes naturelles tuent moins mais coûtent davantage, dans La Croix, disponible sur : <https://www.la-croix.com/Economie/Monde/catastrophes-naturelles-tuent-moins-mais-co%C3%BBtent-davantage~text=Moins%20de%20morts%20mais%20plus,un%20peu%20plus%20de%2012>
- Fujita A. , Sakurada K. , Imaizumi t. , Ito R. , Hikosaka S. , Nakamura R. , (2017) , Damage Detection from Aerial Images via Convolutional Neural Networks, dans International Conference on Machine Vision Applications (MVA), disponible sur : <https://www.mva-org.jp/Proceedings/2017USB/papers/01-02.pdf>
- Futura, Catastrophe naturelle : qu'est-ce que c'est ?, dans futura, disponible sur : <https://www.futura-sciences.com/planete/definitions/catastrophe-naturelle-catastrophe-naturelle-6507/>
- Munich Re, (2019), Extreme storms, wildfires and droughts cause heavy nat cat losses in 2018, dans Munich RE, disponible sur : <https://www.munichre.com/en/company/media-relations/media-information-and-corporate-news/media-information/2019/2019-01-08-media-information.html>
- Galanis M. , Rao K. , Yao X. , Tsai Y. , Ventura J. , Fricker J-A. , (2021), DamageMap : A post-wildfire damaged buildings classifier, dans International Journal of Disaster Risk Reduction, Vol.65, disponible sur : <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S221242092100501X?ref=RR-2rr=85a37ee42fc8040f>
- Galanis M. , (2021), GitHub - MariosGalanis/DamageMap, dans GitHub, disponible sur : <https://github.com/MariosGalanis/DamageMap>
- Ganascia J-G, . Apprentissage profond ou deep learning, dans Encyclopædia Universalis, Disponible sur : <https://www.universalis-edu.com/encyclopedie/apprentissage-profond-deep-learning/2-reseaux-de-neurones-formels/>

- Gokon H. , Koshimura S. , (2012), MAPPING OF BUILDING DAMAGE OF THE 2011 TOHOKU EARTHQUAKE TSUNAMI IN MIYAGI PREFECTURE , dans Coastal Engineering in Japan 2022, disponible sur : https://www.researchgate.net/publication/266888142_Mapping_of_building_damage_of_the_2011_Tohoku_earthquake_tsunami_in_Miyagi_prefecture
- Gupta R. , Hosfelt R. , Sajeev S. , Patel N. , Goodman B. , Doshi J. , Heim E. , Choset H. , Gaston M. , (2019), Creating Xbd : A dataset for assessing building damage from satellite imagery, dans Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR) Workshops, Etats Unis, Disponible sur : https://openaccess.thecvf.com/content_CVPRW_2019/html/cv4gc/Gupta_Creating_xBD_A_Dataset_for_Assessing_Building_Damage_from_Satellite_CVPRW_2019_paper.html
- Hallegatte S. , Rentschler J. , Walsh B. , (2018), Building Back Better, achieving resilience through stronger, faster and more inclusive posy disaster reconstruction , dans GFDDR, disponible sur : <https://openknowledge.worldbank.org/server/api/core/bitstreams/df6fdd97-74d2-504f-b3a3-02daad568235/content>
- Hauptmann A. , Liang J. , Zhu X. , (2020), A Multilevel Instance Segmentation Network for Natural Disaster Damage Assessment in Aerial Videos, dans Arxiv - Cornell University, disponible sur <https://arxiv.org/pdf/2006.16479.pdf>
- Hegazy M., Saleh A-M., (2023) , Evolution of AI role in architectural design : between parametric exploration and machine hallucination, dans MSA university Engineering journal, disponible sur :https://msaeng.journals.ekb.eg/article_291873_9e9b36545c240184708f6506df34ab31.pdf
- Horton M. , (2021), AI Model Rapidly Identifies Structures Damaged by Wildfire, dans Nvida Developer, disponible sur : <https://developer.nvidia.com/blog/ai-model-rapidly-identifies-structures-damaged-by-wildfires/>
- Hurley B., (2021), DamageMap Uses AI to Spot Damage from Wildfires, dans Tech briefs, disponible sur : <https://www.techbriefs.com/component/content/article/40070-damagemap-uses-ai-to-spot-damage-from-wildfires>
- Implementing an AI strategy for energy management, dans BuildingIQ, disponible sur :<https://www.buildingiq.com/blog/implementing-an-ai-strategy-for-energy-management/>
- Kakooei M. , Baleghi Y. , (2017), Fusion of satellite, aircraft, and UAV data for automatic disaster damage assessment, dans Taylor Francis Online, disponible sur : <https://www.tandfonline.com/doi/full/10.1080/01431161.2017.1294780?scroll=top&needAccess=true>
- Karimi H-A. et Wheeler B-J, (2020), Deep Learning-Enabled Semantic Inference of Individual Building Damage Magnitude from Satellite Images, dans Algorithms, vol.13, disponible sur : <https://doi.org/10.3390/a13080195>
- Kassel R. , (2023), Dense neural network : Qu'est-ce que c'est ?, dans DataScientest, disponible sur : <https://datascientest.com/dense-neural-network-tout-savoir>

- Kassel R. , (2024), Algorithme de classification : Définition et principaux modèles, dans Formation Data Science, disponible sur : <https://datascientest.com/algorithme-de-classification->
- Lambert R. , (2019), Focus : Le Réseau de Neurones Convolutifs, dans pensée artificielle, disponible sur : <https://penseeartificielle.fr/focus-reseau-neurones-convolutifs/>
- Kyungil L. , Byeongcheol K. , Seonyoung P. , (2023), Evaluating the potential of burn severity mapping and transferability of Copernicus EMS data using Sentinel-2 imagery and machine learning approaches, dans : GIScience Remote Sensing, disponible sur : 10.1080/15481603.2023.2192157
- Larousse, (2020), intelligence artificielle, dans Larousse , disponible sur : [https://www.larousse.fr/encyclopedie/divers/intelligence_artificielle/187257#:~:text=L'intelligence%20artificielle%20\(IA\),perception%2C%20ou%20de%20la%20d%C3%A9cision.](https://www.larousse.fr/encyclopedie/divers/intelligence_artificielle/187257#:~:text=L'intelligence%20artificielle%20(IA),perception%2C%20ou%20de%20la%20d%C3%A9cision.)
- Lemoine G. , Corbane C. , Louvrier C. , Kauffmann M. , (2013), Intercomparison and validation of building damage assessments based on post-Haiti 2010 earthquake imagery using multi-source reference data, dans Natural Hazards and Earth System Sciences, vol.1, p.1145-1486, disponible sur : <https://nhess.copernicus.org/preprints/1/1445/2013/nhessd-1-1445-2013.pdf>
- Mateo-Garcia G, Veitch-Michaelis J, Smith L, Oprea SV, Schumann G, Gal Y, Baydin AG, Backes D, (2021), Towards global flood mapping onboard low cost satellites with machine learning, dans scientific reports, disponible sur : <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC8012608/>
- Mello J. ,(2023), Copernicus Program : Artificial Intelligence in Cultural Heritage, dans Journal of bioengineering, Technologies ans Healt, vol.6, disponible sur : <http://www.jbth.com.br/index.php/JBTH/article/view/278>
- McCarthy J. , Minsky M. L. , Rochester N. , ShannonC.E. (2006). A Proposal for the Dartmouth Summer Research Project on Artificial Intelligence, August 31, 1955. Dans AI Magazine, vol. 27, n°12, disponible sur : <https://doi.org/10.1609/aimag.v27i4.1904>
- McCulloch, W.S., Pitts, W., (1943) A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity. Dans Bulletin of Mathematical Biophysics, vol.5, disponible sur : <https://doi.org/10.1007/BF02478259>
- Negroponte N., (1976), Soft Architecture Machines, dans The MIT Press, disponible sur : <https://doi.org/10.7551/mitpress/6317.001.0001>
- Negroponte N. , Toward a theory of architecture machine, dans Association of Collegiate school of architecture, p.1-4, disponible sur : https://cyberneticzoo.com/wp-content/uploads/2010/10/Architecture_Machine_Negroponte.pdf
- Nex F. , Durate D. , Giulio Tonolo F. , Kerle N. , (2019), Structural Building Damage Detection with Deep Learning : Assessment of a State-of-the-Art CNN in Operational Conditions, dans Remote sensing , disponible sur : <https://www.mdpi.com/2072-4292/11/23/2765>
- Nex F. , Duarte D. , Steenbeek A. , et Kerle N. , (2019), Towards Real-Time Building Damage

Mapping with Low-Cost UAV Solutions, dans Remote Sensing, vol.11, disponible sur <https://doi.org/10.3390/rs11030287>

- Odemakinde E. , Everything about Mask R-CNN : A Beginner's Guide, dans Visio.ai, disponible sur : <https://visio.ai/deep-learning/mask-r-cnn/>

- Pang G. , Artificial Intelligence for Natural Disaster Management, (2022) dans IEEE Intelligent Systems, vol. 37, p. 3-6, disponible sur : <https://www.computer.org/csdl/magazine/ex/2022/06/10044583/1KL73MQUtj0>

- Rao K. , (2020). DamageMap : A Post-Wildfire damaged building detector, dans Krishna Rao, disponible sur : <https://krishnakrao.github.io/projects/damagemap/>

- Rédaction Futura, (2018), Drone : qu'est-ce que c'est ?, dans Futura, disponible sur : <https://www.futura-sciences.com/sciences/definitions/aeronautique-drone-6174/>

- Robert, J. , (2024), Deep Learning ou Apprentissage Profond : qu'est-ce que c'est ? , dans Formation Data Science, disponible sur : <https://datascientest.com/deep-learning-definition>

- Ségalat L., (1985) , L'Intelligence Artificielle. Dans Raison présente, n°76, 4e trimestre, disponible sur : https://www.persee.fr/doc/raipr_033_90751985num7612470

- Sublime J. , Kalinicheva E. , (2019), Automatic Post-Disaster Damage Mapping Using Deep-Learning Techniques for Change Detection : Case Study of the Tohoku Tsunami, dans Remote Sensing, vol.9, p.1-3, disponible sur : <https://www.mdpi.com/2072-4292/11/9/1123>

- Su J. , Bai Y. , Wang X. , Lu D , Zhao, B , Yang, H , Mas, E , et Koshimura S. , (2020). Technical Solution Discussion for Key Challenges of Operational Convolutional Neural Network-Based Building-Damage Assessment from Satellite Imagery : Perspective from Benchmark xBD Dataset, dans Remote Sensing, vol.12, disponible sur : <https://doi.org/10.3390/rs12223808>

- Torrent Tucker D, (2021), AI system developed by Stanford researchers identifies buildings damaged by wildfire, dans Sanford News, disponible sur : <https://news.stanford.edu/2021/09/16/ai-system-identifies-buildings-damaged-wildfire/>

- Tremblay C. , (2023), F1-score, la synthèse entre precision et recall, dans Kobia, disponible sur : <https://kobia.fr/classification-metrics-f1-score/>

- Tucker S. , Gamage A. , Wijeyesekera C. , (2014), Some design aspects of sustainable post-disaster housing, dans International Journal of Disaster Resilience in the Built Environment, Vol. 5, disponible sur : <http://dx.doi.org/10.1108/IJDRBE-06-2012-0019>

- Tucker T-D. , AI system identifies buildings damaged by wildfire , (2021), dans Stanford Doerr School Of Sustainability, disponible sur :<https://sustainability.stanford.edu/news/ai-system-identifies-buildings-damaged-wildfire>

- Turing, A. (2004). Intelligent Machinery (1948). Dans Mind- Oxford University Press eBooks, vol. 59, no 236, disponible sur : [https://doi.org/10.1093/oso/9780198250791.003.0016.](https://doi.org/10.1093/oso/9780198250791.003.0016)

- Warren S. , Pitts W. , (1943), A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity, dans Bulletin of Mathematical Biology, 1990, Vol. 52, p.99-115, disponible sur : <https://>

- www.cs.cmu.edu/~./epxing/Class/10715/reading/McCulloch.and.Pitts.pdf
- Yeelen. (2023), Qu'est-ce que l'annotation de données ?, dans Klippa, disponible sur : <https://www.klippa.com/fr/blog/informations/quest-ce-que-lannotation-de-donnees/>
 - Yi-Lin T. , (2020), DamageMap [Vidéo], sur YouTube, disponible sur : <https://www.youtube.com/watch?v=GLAH9EjCARk>
 - Zimmerman J. , (2018), November 2018 Camp Fire, dans National oceanic and atmospheric administration, US department of commerce, disponible sur : <https://www.weather.gov/media/publications/assessments/sa1162SignedReport.pdf>

Chapitre 8

Références des figures

- Fig.1.1 - Séisme en Turquie - février 2023, par Reuters, dans La tribune économie, (2023) , disponible sur : <https://www.latribune.fr/entreprises-finance/industrie/biens-d-equipement-btp-immobilier/le-bilan-du-seisme-monte-a-33-000-morts-en-turquie-la-colere-gronde-contre-les-mafias-du-batiment-951531.html>
- Fig.1.2 - Tsunami à Iwate au Japon - Mars 2011, par Masamine Kawaguchi (photographe) pour The Yomiuri Shimbun, dans Scenes of destruction after Japan's tsunami, quake (2011), disponible sur : <https://img.apmcdn.org/9dc088b1721f3818303b84c7a5d1c866014153e9/uncropped/6aad7b-20110311-tsunamidestruction.jpg>
- Fig.1.3 - Ouragan à Fort Myer aux Etats UNis- Octobre 2022, par Raedle J. (photographe), (2022), disponible sur : https://media1.ledevoir.com/images_galerie/nwd_1392705_1070327/image.jpg
- Fig.1.4 - Nombre de morts (rouge) en fonction du nombre de catastrophes naturelles (noir) et de personnes affectés (bleu), depuis 1975 à 2006, . Source : EM-DAT, the OFDA/CRED International Disaster Database, réalisé par : Chesnel A-L, dans Quantification de dégâts sur le bâti liés aux catastrophes majeures par images satellite multimodales très haute résolution p.4, (2008), source : Em-DAT the OFDA/CRED International Disaster Database – www.em-dat.net –, disponible sur : <https://pastel.hal.science/pastel-00004211/file/ChesnelThese.pdf>
- Fig.3.1 - Maison endommagée après le passage de l'ouragan Katarina aux Etats Unis en 2005, par Pattie Steib, (2005), disponible sur : https://i.f1g.fr/media/figarofr/616x347_cropupscale/2013/07/01/PH0bf09b400-e239-11e2-8ce6-bd61cfcb471a-805x453.jpg
- Fig.3.2 - Bâtiment endommagé après le tremblement de terre de 2023 en Turquie , par AP, (2023), disponible sur : <https://imengine.prod.srp.navigacloud.com/?uuid=2b2bcf82-6a40-5da8-type=primary&q=72&width=1024>
- Fig.3.3 - Maisons endommagées après l'incendie de Hawaï en 2023, Par Garcia M. , (2023), disponible sur : https://static.cnews.fr/sites/default/files/styles/image_750_422/public/2023-09-08t235249z_1146831240_rc2612aj36x3_rtrmadp_3_hawaii-wildfires-taille1200-64fc0ce1f13c5.jpg?itok=XgMfBOVH

- Fig.3.4 - Constructions endommagées ou détruites après le Tsunami à Onagawa Au Japon en 2011, Par Sawyer T. , (2011) , disponible sur : https://www.enr.com/ext/resources/Issues/National_Issues/2016/May-2016/9-May/ENR0509_01_onagawa.jpg?t=1462376581&width=1080
- Fig.3.5 - Ville de Kahramanmaraş, Turquie - Carte des zones endommagées partiellement ou entièrement après le tremblement de terre du 06/02/2023, réalisée par Geo-information Systems, BlackSky Technology, (2023), disponible sur : https://disasterscharter.org/image/journal/article.jpg?img_id=23585469&t=1707736501577
- Fig.3.6 - Ville de Kahramanmaraş, Turquie - Carte des zones endommagées après le tremblement de terre du 06/02/2023, réalisée par BBC, (2023), disponible sur : <https://www.bbc.com/news/world-europe-64581229>
- Fig.3.7 - Ville de Kahramanmaraş, Turquie - Carte des dommages après le tremblement de terre du 06/02/2023, réalisée par : Laboratoire de l'université de Tarbiz (Iran), en collaboration avec l'université technique de Gebze (Turquie), et l'intitule de technologie de Tokyo (Japon), (2023), disponible sur : <https://rslut.ir/409-2/>
- Fig.3.8 - Schémas de l'organisation d'une estimation basée sur une analyse bâtiment par bâtiment ,(2023), réalisée par Saoud Y. . -Fig.3.9 - Schémas de l'organisation d'une estimation basée sur une analyse pixel par pixel, (2023), réalisée par Saoud Y. .
- Fig.3.10 - Résultat de l'analyse des deux méthodes, réalisée par : Su J. , Bai Y. , Wang X. , Lu D , Zhao, B , Yang, H , Mas, E , et Koshimura S, dans Technical Solution Discussion for Key Challenges of Operational Convolutional Neural Network-Based Building-Damage Assessment from Satellite Imagery : Perspective from Benchmark xBD Dataset, (2020), traduis par Saoud Y., disponible sur : <https://doi.org/10.3390/rs12223808>
- Fig.3.11 - Analyse de dommages des bâtiments sur la plateforme AI-driven Damage Diagnosis, localisation inconnue, (2023) par Saoud Y. , disponible sur <http://qwenwu.online/classify/public/img/post-low-2.jpg?v=1>
- Fig.3.12 - Analyse de dommages des bâtiments sur la plateforme AI-driven Damage Diagnosis, localisation inconnue, (2023), par Saoud Y. , disponible sur <http://qwenwu.online/classify/public/img/post-low-2.jpg?v=1>
- Fig.3.13 - Analyse de dommages des bâtiments sur la plateforme AI-driven Damage Diagnosis, localisation inconnue, (2023), par Saoud Y. , disponible sur <http://qwenwu.online/classify/public/img/post-low-2.jpg?v=1>
- Fig.3.14 - Analyse de dommages des bâtiments sur la plateforme AI-driven Damage Diagnosis, après le passage de la tornade « joplin » dans le Missouri, Etats-Unis, par Saoud Y. , disponible sur <http://qwenwu.online/classify/public/img/post-low-2.jpg?v=1>
- Fig.3.15 - Prises photographiques après un tremblement de terre, en detail : Prise satellite Amizmiz au Maroc (2023) , Prise aérienne Kahramanmaraş en Turquie (2023), Prise UAV Wajima au Japon (2024), respectivement prises par : Airbus DS, Sipa, Mery F. , disponibles sur : <https://un-regard-sur-la-terre.org/2023/09/tremblement-de-terre-au-%>

20maroc-premieres-images-des-degats-vus-par-le-satellite-pleiades-neo.html

/ <https://www.bienpublic.com/environnement/2023/02/08/les-10-seismes-les-plus-meurtriers>

/ <https://www.sciencesetavenir.fr/nature-environnement/serie-de-puissants-seismes-au-japon-175916>

-Fig.3.16 - Tableau exemple des données de recensement, avec images satellites, aériennes (airborne) et drones (UAV), leur localisation, la date de prise, le système et la résolution limite (GSD) , (2019), réalisé par : Nex F. , Durate D. , Giulio Tonolo F. , Kerle N. , dans : Structural Building Damage Detection with Deep Learning : Assessment of a State-of-the-Art CNN in Operational Conditions, disponible sur : <https://www.mdpi.com/2072-4292/11/23/2765>

-Fig.3.17 - Images avant/après (satellites, aériennes, drone) résultantes de la mise en marche du programme par ses créateurs, à Pescra Del Tronto (Italie) ,on y voit les réels dommage détectés, les faux positifs et les faux négatifs, (2019), réalisé par : Nex F. , Durate D. , Giulio Tonolo F. , Kerle N. , dans : Structural Building Damage Detection with Deep Learning : Assessment of a State-of-the-Art CNN in Operational Conditions, disponible sur : <https://www.mdpi.com/2072-4292/11/23/2765>

-Fig.3.18 -Bâtiment à Bourmerdes (Algérie) effondré sur ces deux premiers étages après le séisme de 2003, détectable en vue de face et non détectable en vue satellite, photographe inconnu, (2008), par Chesnel A-L dans sa thèse : Quantification de dégâts sur le bâti liés aux catastrophes majeures par images satellite multimodales très haute résolution, p.20, disponible sur <https://pastel.hal.science/pastel-00004211/file/ChesnelThese.pdf>

-Fig.3.19 - Schémas du processus de détection des dommages réalisé par Karimi H-A. et Wheeler B-J dans le cadre du développement de leur modèle d'identification de dommages, (2020), dans : Deep Learning-Enabled Semantic Inference of Individual Building Damage Magnitude from Satellite Images, dans Algorithms, disponible p.2 sur : <https://doi.org/10.3390/a13080195>

-Fig.3.20 - Exemple d'un résultat du modèle réalisé par Karimi H-A. et Wheeler B-J., (2020), dans : Deep Learning-Enabled Semantic Inference of Individual Building Damage Magnitude from Satellite Images, dans Algorithms, disponible p.4 sur : <https://doi.org/10.3390/a13080195>

-Fig.4.1- Capture d'écran de la plateforme DamageMap, montrant une estimation des dommages à Paradise en Californie, réalisée par Saoud Y. ,(2023), disponible sur : <https://kkraoj.users.earthengine.app/view/damagemap>

-Fig.4.2- Capture d'écran de la plateforme DamageMap, montrant une estimation des dommages à Paradise en Californie sur une zone plus zoomé, réalisée par Saoud Y. ,(2023), disponible sur : <https://kkraoj.users.earthengine.app/view/damagemap>

-Fig.4.3 - Carte des dommages après le tremblement de terre de 2023 à Antakya en Turquie, Réalisée par Opernicus, (2023), disponible sur https://emergency.copernicus.eu/mapping/system/files/components/EMSR648_AOI11_GRA_MONIT01_r1_RTP03_v2.jpg

- Fig.4.4 - Carte des dommages après le tremblement de terre de 2023 dans un village de Marrakech au Maroc, Réalisée par Opernicus, (2023), disponible sur : <https://rapidmapping.emergency.copernicus.eu/EMSR695>
- Fig.4.5 - Carte des dommages après le cyclone tropical de 2017 à Acapulco au Mexique, Réalisée par Opernicus, (2017), disponible sur : <https://rapidmapping.emergency.copernicus.eu/EMSR703>
- Fig.4.6 - Capture d'écran du message d'erreur lors de l'execuition de l'algorithme pour la mise en marche de « DamageMap », Par Saoud Y. , (2023), sur Google Colab.
- Fig.4.7 - Prise photographique de la NOOA après le passage de l'ouragan Harvey au Texas aux Etats-Unis, de taille 2048 X 2048 px, constituant le premier élément de la base de donnée créee, (2017), Par la NOAA (National Oceanic and Atmospheric Administration), éditée par Saoud Y. (2023).