

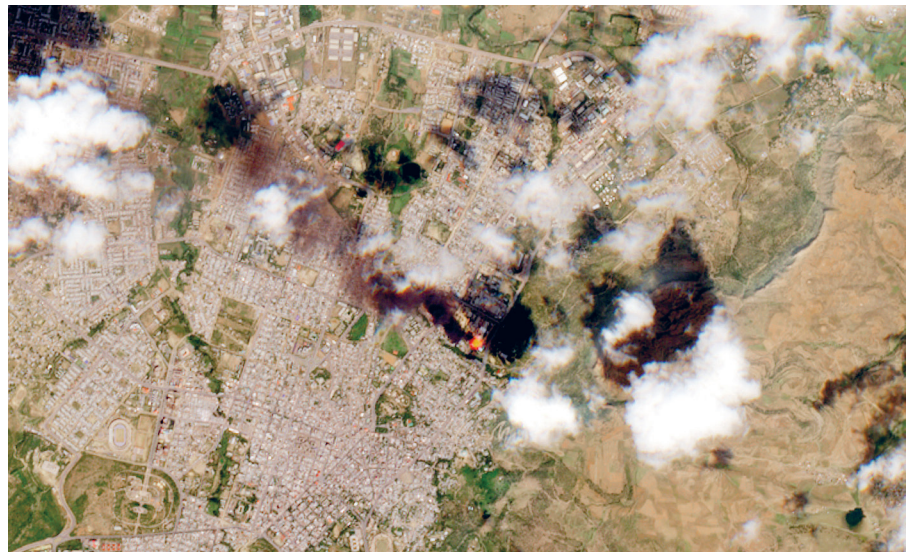
Observer les conflits armés depuis l'espace

L'exploitation d'images satellites en libre accès à l'aide du deep learning peut aider les organisations humanitaires et de défense des droits humains à réagir plus rapidement aux conflits violents. Pour garantir une surveillance à distance efficace, elles doivent aligner leurs stratégies sur les contraintes techniques des systèmes fondés sur cette technologie.

Par Valerie Sticher, Olivier Dietrich, Birke Pfeifle et Jan Dirk Wegner

De l'accumulation de chars russes à la frontière à la violente destruction de villes et de villages, nous avons tous regardé la guerre en Ukraine à travers des images prises depuis le ciel. Lorsque la Russie a bombardé le théâtre de Marioupol en mars 2022, ce ne sont pas tant les photos des victimes qui ont suscité l'attention et l'indignation mondiale, mais les images satellites de l'édifice capturées peu avant l'attaque. On y voyait le mot «enfants» écrit en russe à deux endroits à l'extérieur du bâtiment, clairement visible même depuis l'espace. Cela n'a pas empêché les avions de combat russes de frapper le théâtre. Pour beaucoup, cette attaque a symbolisé le mépris flagrant de la Russie pour les vies civiles dans la guerre en Ukraine, une démonstration puissante de l'impact que peuvent avoir les images satellites sur le discours public.

Tout au long de leur histoire, les images satellites ont influencé le cours des conflits armés. Cependant, avec la multiplication des opérateurs commerciaux, elles ne sont plus utilisées exclusivement par les belligérants, mais également par ceux qui relatent ces conflits, et ceux qui cherchent à atténuer les dommages qu'ils infligent. Contrairement à d'autres instruments de télédétection comme les drones, les satellites sont très peu intrusifs, car ils opèrent depuis l'espace. Pour les organisations humanitaires et de défense des droits humains



Fumée s'élevant de Mekelle, Éthiopie, le 20 octobre 2021. Images de Copernicus Sentinel 2, traitées par la DG de l'UE pour l'industrie de la défense et de l'espace, accès via Reuters.

comme le Comité international de la Croix-Rouge (CICR) ou Amnesty International, les images satellites constituent aujourd'hui un outil essentiel pour comprendre ce qui se passe dans des zones autrement inaccessibles. Elles les utilisent pour enquêter sur des questions de droits humains et pour déterminer, par exemple, quelle partie au conflit contrôlait une zone donnée lorsque des atrocités ont eu lieu. De façon plus générale, les images satellites aident ces organisations à voir où se déroulent les combats, à définir les priorités

en matière d'aide humanitaire et à surveiller les couloirs humanitaires afin de s'assurer que les réfugiés et les secours puissent passer en toute sécurité.

Aujourd'hui, la plupart des organisations dépendent d'analyses d'experts, qui examinent des images à haute résolution spatiale afin de repérer des modifications sur le terrain, comme des bâtiments endommagés ou des infrastructures détruites. L'annotation manuelle d'images est toutefois une tâche fastidieuse, ce qui limite la

capacité à examiner en détail des zones de conflit étendues. Face à ces contraintes et au fait que l'attention mondiale se concentre sur un petit nombre de conflits spécifiques, beaucoup d'affrontements passent à travers les mailles de la surveillance. C'est précisément là que les progrès du *deep learning* peuvent faire la différence.

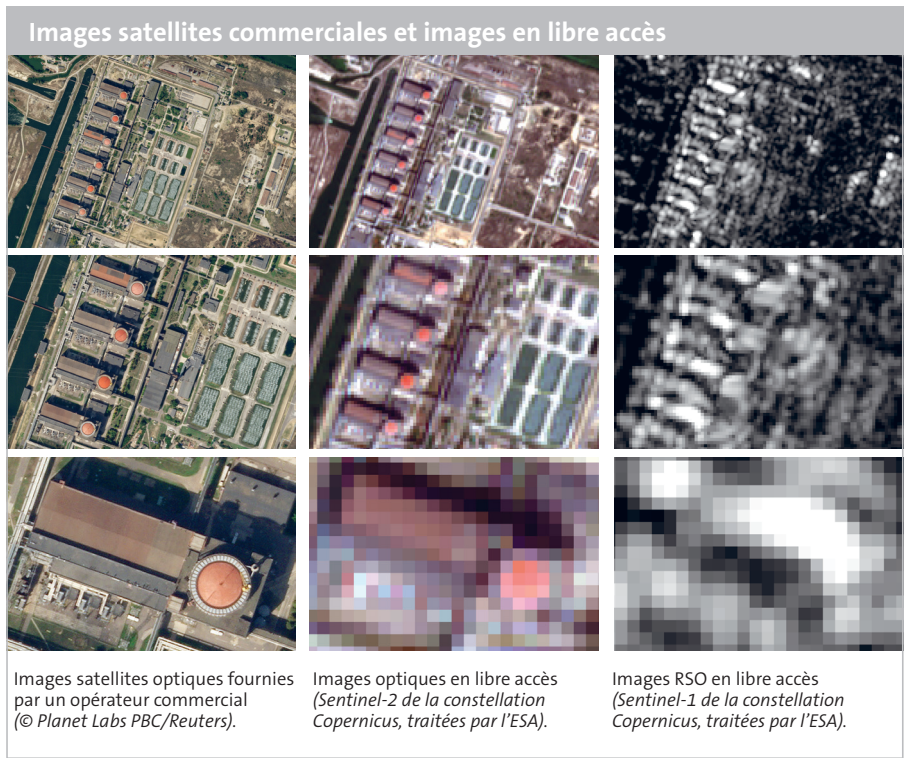
Cette analyse du CSS explore les possibilités associées à l'analyse automatisée d'images satellites grâce au *deep learning*, une évolution qui pourrait permettre aux organisations d'effectuer une surveillance plus systématique et plus large des conflits. Nous nous pencherons sur les obstacles présents dans l'adoption de l'analyse automatisée, notamment les coûts relatifs à l'utilisation d'images à haute résolution spatiale et le fardeau de la vérification des événements détectés par les systèmes automatisés. Nous soulignerons également l'intérêt de se concentrer sur le développement d'applications reposant en premier lieu sur des images satellites en libre accès et d'ajuster les attentes aux contraintes techniques des systèmes fondés sur le *deep learning*. Ainsi, les acteurs pourront tirer profit des avantages de l'analyse automatique sans créer de nouveaux points de congestion. Si la surveillance à distance peut soutenir les activités des organisations humanitaires et de défense des droits humains, les autres modes d'observation resteront cruciaux.

La surveillance à distance

La surveillance à distance des conflits armés désigne le fait de scruter en continu des zones de conflit entières à l'aide d'images satellites. L'objectif est de détecter rapidement l'impact d'événements liés au

Les conflits nécessitent souvent une surveillance permanente plutôt que des analyses ponctuelles.

conflit, tels que la destruction de bâtiments. Les images satellites sont déjà utilisées pour cartographier les effets de catastrophes comme des séismes ou des inondations. Cependant, la plupart des conflits armés s'étendent sur des périodes bien plus longues. Ils nécessitent donc souvent une surveillance permanente, plutôt que des analyses ponctuelles. L'automatisation de la surveillance à distance pourrait ainsi s'avérer plus intéressante pour les conflits armés que lors de catastrophes naturelles – mais aussi plus difficile.



Images satellites optiques fournies par un opérateur commercial (© Planet Labs PBC/Reuters).

Images optiques en libre accès (Sentinel-2 de la constellation Copernicus, traitées par l'ESA).

Images RSO en libre accès (Sentinel-1 de la constellation Copernicus, traitées par l'ESA).

Les progrès du *deep learning* et le développement de la puissance de calcul offrent de nouvelles perspectives pour ce type d'automatisation. Les techniques dites supervisées peuvent être particulièrement intéressantes pour la surveillance à distance. Ces techniques apprennent à partir de données de référence annotées par des humains et appliquent les connaissances acquises à de nouvelles données. Le principal intérêt de ces systèmes est qu'ils peuvent être déployés à des pays entiers, voire à l'ensemble de la planète. L'entraînement de tels modèles de *deep learning* nécessite d'importants volumes de données de référence annotées à la main couvrant un large éventail de scénarios possibles. Une fois configurés et validés avec soin par des experts, ces systèmes peuvent être utilisés de façon régulière avec peu d'efforts supplémentaires. Cela permet d'assurer une surveillance continue presque en temps réel des zones de conflits, au lieu de procéder à des cartographies sporadiques.

Malgré les promesses du *deep learning*, seuls quelques projets pilotes ont été mis en œuvre par les organisations humanitaires et de défense des droits humains à ce jour. L'étude d'Amnesty International sur les possibilités d'appliquer l'IA à l'analyse de

données satellites pour détecter la destruction d'installations humaines au Darfour en est un exemple. Le manque d'applications concrètes à grande échelle s'explique par deux principaux facteurs. Le premier concerne la focalisation sur les images à haute résolution spatiale. Le deuxième porte sur le décalage entre les attentes et la réalité de l'assistance que peuvent apporter ces systèmes de *deep learning*.

Types d'images satellites

Un défi majeur dans l'élaboration d'applications concrètes de surveillance à distance est que les modèles sont généralement conçus pour travailler avec des images à haute résolution spatiale. A priori, cette approche paraît logique: le haut niveau de détail facilite la reconnaissance d'éléments tels que des tranchées ou des bâtiments endommagés. Cependant, le recours à des images de haute résolution crée plusieurs contraintes pour les solutions de surveillance automatisée, notamment le coût élevé d'acquisition. Les opérateurs de satellites commerciaux proposent habituellement deux options: commander des prises de vue spécifiques ou choisir parmi les clichés disponibles dans leurs archives. Certains offrent aussi des abonnements qui permettent aux utilisateurs d'accéder en continu à des images d'une région spécifique. Ces abonnements sont coûteux, mais

commander une image spécifique à un satellite l'est encore plus. Les clichés d'archives sont moins chers, mais il n'y a aucune garantie qu'un lieu ait été couvert par le passé. Au-delà des frais d'acquisition, l'utilisation d'images à haute résolution spatiale entraîne des coûts indirects significatifs, dus à l'importante puissance de traitement et au haut débit de téléchargement nécessaires.

Les images en libre accès à plus faible résolution spatiale offrent ainsi une alternative prometteuse. Par exemple, les constellations de satellites Sentinel de l'Agence spatiale européenne (ESA) réalisent en permanence une cartographie dense du monde, y compris des zones de conflit isolées. Ces images sont accessibles au public sans aucuns frais, et couvrent presque tout le globe avec une fréquence de quelques jours. Le traitement d'images à résolution spatiale moyenne nécessite bien moins de puissance de calcul et de débit de téléchargement que celui d'images à haute résolution.

Un inconvénient majeur des images en libre accès est leur résolution au sol inférieure, définie par la distance d'échantillonnage au sol (*ground sampling distance*, GSD), c'est-à-dire la distance entre les centres de deux pixels adjacents sur le terrain. Ainsi, la GSD des images prises par le satellite Sentinel-2 de l'ESA est de 10 mètres, tandis que certains opérateurs commerciaux proposent des images satellites avec une GSD de 30 centimètres seulement. Cette résolution au sol moins précise rend plus difficile l'identification d'objets et de changements au sol avec des images en libre accès. L'exemple de la centrale nucléaire de Zaporijia à Enerhodar, en Ukraine, (voir p.2) illustre ce problème. Chacun des six bâtiments du site, que l'on peut voir sur la gauche des photos de la rangée du haut, s'étend sur environ 190 mètres de long et 70 mètres de large. Sur des images commerciales, chaque bâtiment pourrait être représenté par 53 200 pixels avec une GSD de 50 centimètres. En comparaison, ce même édifice occuperait à peine 133 pixels sur les images optiques des constellations Sentinel. Les détails de ces constructions sont donc bien plus difficiles à discerner sur les images en libre accès que sur les images commerciales à haute résolution spatiale, rendant même les dommages causés aux petits bâtiments potentiellement indétectables par l'œil humain.

Les modèles de *deep learning*, en revanche, peuvent détecter dans les données satellites

des éléments subtils qu'un humain ne pourrait pas percevoir. Les satellites équipés de radar à synthèse d'ouverture (RSO) constituent ainsi une source de données particulièrement prometteuse pour les projets de cartographie à grande échelle. Au lieu de s'appuyer sur la lumière visible par l'œil humain, comme le font les systèmes optiques, les satellites RSO émettent des micro-ondes, permettant l'acquisition de données même en présence de nuages. Contrairement aux images optiques, qui capturent les reflets du rayonnement solaire, les clichés RSO capturent les signaux rétrodiffusés émis par le capteur RSO. Même de petits objets peuvent générer des modifications significatives dans les signaux enregistrés. À terme, les données RSO seraient donc susceptibles d'indiquer la présence de destructions causées par un conflit, même si les dommages sont inférieurs à la taille d'un pixel sur une image RSO. En outre, ces données fournissent des informations supplémentaires, appelées informations de phase, qui permettent le recours à la technique dite d'interférométrie. Celle-ci est déjà largement utilisée dans les sciences et en pratique, notamment pour mesurer l'impact des séismes. Appliquées à une gamme spécifique de fréquences électromagnétiques, les méthodes de RSO interférométrique permettent de mesurer des changements de l'ordre du centimètre, même si la résolution au sol est bien moins précise.

L'utilisation des données RSO, éventuellement en association avec des cartographies de couverture terrestre existantes et des images satellites optiques, permet d'identifier des éléments imperceptibles sur des images en libre accès. Cette approche, par rapport au coût des images à haute résolution spatiale et au travail fastidieux qu'elles requièrent, présente une solution de substitution intéressante. Toutefois, les images satellites de haute résolution demeureront essentielles pour assurer le suivi des conflits armés, en particulier pour les organisations désireuses de déterminer plus précisément la nature et l'impact des dommages détectés sur des images à résolution moyenne.

Le défi de la vérification

Un deuxième défi majeur lié à l'utilisation du *deep learning* pour analyser des images satellites réside dans l'incertitude quant aux résultats générés. Les systèmes basés sur des algorithmes peuvent, au mieux, indiquer l'emplacement et le timing supposé des dommages ou autres impacts d'un conflit, en fournissant une estimation de la probabilité de leur occurrence. En d'autres

Lectures complémentaires

Mia Bennett et al., «**Improving Satellite Monitoring of Armed Conflicts**», *Earth's Future* 10:9 (2022).

Hannes Mueller et al., «**Monitoring War Destruction from Space Using Machine Learning**», *PNAS* 118:23 (2021).

Valerie Sticher / Aly Verjee, «**Do Eyes in the Sky Ensure Peace on the Ground? The Uncertain Contributions of Remote Sensing to Ceasefire Compliance**», *International Studies Review* 25:3 (2023).

Valerie Sticher / Jan Dirk Wegner / Birke Pfeifle, «**Toward the Remote Monitoring of Armed Conflicts**», *PNAS Nexus* 2:6 (2023).

termes, ces systèmes ne peuvent pas affirmer avec une certitude absolue qu'un événement s'est produit. Or, dans beaucoup de situations, les organisations exigent cette assurance. Celles qui ont recours à des outils de *deep learning* devront donc vérifier de manière conventionnelle qu'un événement signalé par le système – tel qu'une frappe aérienne sur un bâtiment civil – a effectivement eu lieu. Cette opération peut nécessiter l'utilisation d'images à haute résolution spatiale ou des sources sur le terrain.

Dans le cadre de la surveillance à distance, l'impératif de vérifier manuellement chaque événement signalé peut rapidement devenir insurmontable si les cartographies sont régulières. En effet, même lorsque la guerre fait rage, la prévalence d'événements liés au conflit comme la destruction ou la détérioration de bâtiments est relativement faible. Ainsi, selon les estimations de *The Economist*, plus de 40% de la surface bâtie de la ville ukrainienne de Marioupol a été détruite au cours des quatre premiers mois de la guerre. Pourtant, malgré ce chiffre énorme, seule une petite fraction des édifices de la ville a été dévastée chaque semaine. Dans la plupart des conflits, le nombre de structures intactes dépasse celui des bâtiments détruits dans une proportion bien plus grande qu'à Marioupol, en particulier lorsque les violences sont sporadiques. Dans de tels scénarios, même un faible taux de faux positifs signifie qu'un nombre important de constructions ont été signalées comme endommagées alors qu'elles ne l'étaient pas. Cette situation constitue un défi de taille pour les organisations qui souhaitent vérifier chaque résultat généré par le modèle et pourrait

même augmenter leur charge de travail, au lieu de l'alléger.

Alignement des politiques

Bien qu'il existe des stratégies et des méthodes permettant d'affiner les performances des modèles de *deep learning*, le défi de la vérification ne peut être relevé seulement sur le plan technique. Il nécessite également un changement de paradigme pour identifier les applications les plus prometteuses, tout en acceptant les limites actuelles. Au moins trois types d'applications sont envisageables. Ils reposent tous sur des usages qui réduisent le besoin de vérifications individuelles.

Premièrement, ces méthodes peuvent aider les organisations à se faire une idée des lieux où se déroulent les combats et des dommages qu'ils causent. Au lieu de se concentrer sur des événements précis et vérifiables, il s'agirait de recourir aux modèles de *deep learning* pour mettre en évidence les zones où des dommages s'accumulent. Les résultats pourraient servir à délimiter le travail de cartographie manuelle ou, de façon plus générale, offrir une vue d'ensemble utile pour définir les priorités en matière d'aide humanitaire.

Deuxièmement, ces modèles sont capables de détecter des tendances inhabituelles, que ce soit sur le plan temporel ou géographique. En attirant l'attention des utilisateurs sur ces tendances, ils peuvent servir de mécanisme d'alerte précoce. Comme ils ne se focalisent pas sur des événements précis, ces modèles peuvent être configurés pour surveiller de vastes zones de conflit dans le monde entier. Les alertes devront toujours être vérifiées conventionnellement par les organisations, mais seront seulement émises si une tendance a été détectée, plutôt qu'un événement. Les spécialistes humains sauront ainsi où chercher des preuves que les tensions s'exacerbent.

Troisièmement, ces modèles peuvent être utilisés avec des critères secondaires pour réduire le besoin de vérification manuelle. Pour les acteurs humanitaires, par exemple, il peut s'avérer particulièrement utile de surveiller les infrastructures critiques, telles que les hôpitaux ou les écoles. Ces

applications pourraient être conçues pour émettre des alertes uniquement si des dommages sont détectés dans des lieux prédéterminés. Même s'il faudrait ensuite vérifier chacune de ces alertes, l'utilisation de critères prédéfinis pourrait maintenir leur nombre à un niveau gérable.

Toutes ces applications sont particulièrement intéressantes pour les zones de conflit qui mobilisent peu l'attention, telles que la République centrafricaine ou le Tchad. Les médias ne relayent pas toujours les événements qui s'y produisent et les organisations humanitaires et de défense des droits humains manquent souvent de moyens pour effectuer une surveillance systématique de ces contextes. Malheureusement, il s'agit aussi d'endroits pour lesquels on ne dispose pas de données complètes sur la réalité du terrain, comme des images annotées à la main qui permettraient d'entraîner les modèles de *deep learning* pour ces conflits spécifiques. L'acquisition de telles données est fondamentale pour exploiter pleinement le potentiel de cette technologie.

Perspectives

Les organisations humanitaires et de défense des droits humains peuvent utiliser des images satellites en libre accès en association avec des modèles de *deep learning* afin de répondre aux conflits violents plus rapidement et efficacement. Pour exploiter ce potentiel, il conviendrait de développer des applications qui tiennent compte des limites techniques des systèmes de *deep learning*, des limites opérationnelles des organisations et des environnements sensibles dans lesquels elles sont déployées. En outre, il est essentiel que ces organisations travaillent en étroite collaboration avec le monde de la recherche. Le partage des données et de codes facilitera le développement et l'application de technologies visant à atténuer les effets des conflits armés, tout en réduisant autant que possible les préjudices potentiels.

Le monde de la recherche, en coopération avec les organisations humanitaires et de défense des droits humains, doit également envisager l'impact à long terme des solutions de surveillance à distance sur les conflits armés. Les modèles de *deep*

learning sont plus aptes à détecter certaines formes de violence, telles que les frappes aériennes ou les bombardements causant de lourds dégâts, que d'autres, telles que les razzias de bétail. Certaines exactions, comme les violences sexistes, ne seront jamais détectables par des images satellites. À mesure que la surveillance à distance se répand, les disparités dans les capacités de détection pourraient entraîner des répercussions sur les actions des organisations humanitaires et de défense des droits humains, voire même modifier les tactiques des auteurs de violences. Maintenir d'autres modes de surveillance, notamment la collaboration avec les acteurs de terrain, demeure primordiale. Lorsqu'elle est développée et appliquée avec discernement, en reconnaissant ses avantages et ses limites, la surveillance à distance peut constituer un outil efficace pour alléger les souffrances engendrées par les conflits armés, sans pour autant ouvrir de nouvelles voies à la violence.

Voir le [site thématique du CSS](#) pour en savoir plus sur la médiation et la promotion de la paix.

Valerie Sticher est chercheuse invitée à la School of Advanced International Studies de l'Université Johns Hopkins.

Olivier Dietrich est doctorant au sein du groupe «Photogrammetry and Remote Sensing» de l'ETH Zurich.

Birke Pfeifle est doctorante au Center for Security Studies (CSS) de l'ETH Zurich.

Jan Dirk Wegner est professeur associé, titulaire de la chaire «Data Science for Sciences» au sein du département de modélisation mathématique et d'apprentissage automatique (DM³L) à l'Université de Zurich.

Cette analyse s'appuie sur l'article suivant: Valerie Sticher, Jan Dirk Wegner et Birke Pfeifle, «[Toward the Remote Monitoring of Armed Conflicts](#)», *PNAS Nexus* 2:6 (2023). Les recherches sous-jacentes ont été réalisées dans le cadre du projet Remote Monitoring of Armed Conflicts, un travail mené en collaboration entre l'EcoVision Lab de l'ETH Zurich et l'Université de Zurich, le Center for Security Studies de l'ETH Zurich et le CICR, et financé par l'initiative Engineering for Humanitarian Action.

Les **analyses de politique de sécurité** du CSS sont publiées par le Center for Security Studies (CSS) de l'ETH de Zürich. Le CSS est un centre de compétence en matière de politique de sécurité suisse et internationale. Deux analyses paraissent chaque mois en allemand, français et anglais.

Éditrice: Névine Schepers
Révision linguistique: Olivier Dietrich
Layout et graphiques: Miriam Dahinden-Ganzoni, Rosa Guggenheim

Feedback et commentaires: analysen@sipo.gess.ethz.ch
Plus d'éditions et abonnement: www.css.ethz.ch/cssanalysen

Parus précédemment:

Ukraine: les défis des sondages en temps de guerre No 335
Répercussions géopolitiques du conflit au Karabagh No 334
Nouvelles frontières de la militarisation de l'espace No 333
Guerre hybride: distinguer la réalité de la fiction No 332
Le rôle des structures d'appui à la médiation No 331
Le maintien de la paix des Nations Unies No 330

© 2024 Center for Security Studies (CSS), ETH Zürich
ISSN: 2296-0228; DOI: 10.3929/ethz-b-000657586