

[COVID Information Commons \(CIC\) Research Lightning Talk](#)



Transcript of a Presentation by Michael Pazzani and Albert Hsiao, (UC San Diego), September 28, 2020

Title: [RAPID: Explainable Machine Learning for Analysis of COVID-19 Chest CT](#)

[Michael Pazzani Database profile](#)



NIH Project #: 2026809

[YouTube Recording with Slides](#)

[September 2020 CIC Webinar Information](#)

Transcript Editor: Julie Meunier

Transcript

Katie Naum:

Ensuite, Michela Pazzani et Albert Hsiao de l'Université de Californie à San Diego nous expliqueront la gestion des machines pour la gestion de COVID-19. Je vous laisse le soin d'y répondre.

Slide 1

Michael Pazzani:

Il s'agit d'une collaboration entre moi-même, un informaticien, et Albert, un radiologue ayant une formation approfondie en apprentissage profond, et nous utilisons des méthodes d'apprentissage automatique, en particulier l'apprentissage profond, pour analyser les tomodensitogrammes ou les radiographies afin de gérer le COVID-19. Il ne suffit pas de dire que vous avez 96 % de chances d'être atteint de COVID-19, ou même de mettre en évidence une partie de la partie inférieure du poumon, mais nous aspirons à étiqueter les images en disant, par exemple, qu'il y a du verre pilé dans la partie inférieure du poumon gauche. Nous évaluons une variété d'approches existantes pour la classification et l'explication et commençons à en développer de nouvelles. L'objectif final est que l'apprentissage automatique permette d'acquérir des signes diagnostiques qui peuvent être communiqués à des personnes, comme un clinicien lorsqu'il établit un diagnostic, ou peut-être pour enseigner à des pairs ou à des résidents sans même que les ordinateurs [inaudible] ne marquent les images. Sur la diapositive suivante, nous montrons le processus d'apprentissage profond...

Slide 2

-L'objectif est de prendre des images de patients normaux, de patients atteints de COVID-19 et de patients souffrant d'autres pathologies, et de mettre au point une méthode d'apprentissage permettant de les distinguer et de fournir des explications. Nous avons la chance de pouvoir exploiter une grande partie de l'infrastructure déjà en place pour réaliser l'imagerie, l'envoyer dans le nuage pour analyse, puis l'envoyer à la clinique où le médecin utilisateur peut l'observer. Tout cela

avait déjà été mis en place par Albert à UCSF Health et nous n'avons eu qu'à modifier les procédures de diagnostic en nuage avec les nouvelles données de COVID-19.

Slide 3

À partir de là, je vais laisser Albert prendre le relais et expliquer un peu plus en détail comment nous procédons.

Albert Hsiao:

Merci Mike, merci encore de nous avoir donné l'occasion de présenter ce travail. Il s'agit d'un travail de nature très technique, mais aussi très clinique et qui a un impact immédiat, puisque nous l'utilisons déjà dans notre clinique. Le concept principal consiste à développer des algorithmes d'intelligence artificielle qui nous permettent de localiser la pneumonie. C'est un travail que nous avons commencé avant même le début de la pandémie de COVID-19, mais qui a été accéléré en raison des besoins. L'un des aspects essentiels du COVID-19 est que tous les patients ne développent pas une pneumonie, certains le font et d'autres non, certains deviennent asymptomatiques, bien sûr, mais ceux qui le font, la gravité de la pneumonie à la radiographie ou au scanner nous fournit de très bonnes informations pronostiques, et de nombreuses données commencent à être publiées à ce sujet. Nous avons adopté une stratégie très différente pour cette approche de segmentation de type U-net, par opposition à de nombreuses approches de classification qui ont été utilisées précédemment, bien que les deux soient faisables, et que l'on puisse générer ces types de cartes de probabilité et autres - cartes d'activation à partir d'approches de classification que nous explorerons également. L'aspect important est que la quantification de la gravité de la maladie, je suppose, nous donne essentiellement des informations pronostiques, car en fin de compte nous voulons savoir quels patients doivent être hospitalisés, lesquels peuvent rester à la maison, lesquels ont besoin d'une ventilation mécanique et lesquels sont susceptibles de survivre ou non. Certaines de nos données initiales nous montrent que les patients dont la probabilité de survie est élevée selon l'algorithme sont également ceux qui ont tendance à ne pas survivre et à nécessiter une intubation. Cela nous fournira donc de très bonnes données sur la meilleure façon de prendre en charge ces patients, et c'est donc un élément essentiel de la manière dont les patients peuvent être pris en charge.

Slide 4

-Comment tout cela entrera en jeu dans notre clinique et, je l'espère, dans beaucoup d'autres grâce à nos collaborations. Nos résultats actuels dans le cas de COVID-19, voici un exemple de patient atteint de COVID-19 qui s'est présenté à notre clinique. Notre algorithme d'IA a produit ce résultat, très subtil, qui ne met pas vraiment en évidence les zones de pneumonie, car il a été entraîné sur des données publiques avant le COVID-19. Nous avons élaboré une stratégie qui utilise l'apprentissage actif et l'apprentissage par transfert pour identifier spécifiquement les bons cas sur lesquels nous pouvons nous entraîner en appliquant l'apprentissage par transfert à ce réseau neuronal. Nous avons également effectué des examens tomodensitométriques simultanés pour obtenir une meilleure vérité de base, ce qui nous a permis d'obtenir de meilleures performances sur l'ensemble des données internes et externes et de mieux mettre en évidence la pneumonie.

Slide 5

-Grâce au soutien de la NSF dans ce projet, nous l'avons déployé dans notre clinique et il y a certainement des articles en ligne à ce sujet ainsi qu'une publication évaluée par des pairs que nous avons publiée à peu près au moment où nous avons commencé à étudier la question. Nos

prochaines étapes consisteront à agréger de vastes ensembles de données provenant de plusieurs institutions, à demander à plusieurs lecteurs d'annoter les zones de pneumonie pour consolider un peu la vérité de terrain, à utiliser le scanner et à développer cet algorithme comparable pour le scanner au cours du processus. En fin de compte, nous voulons que cet algorithme soit explicable. Pour pouvoir l'utiliser cliniquement, il est essentiel de s'assurer que nous nous appuyons sur des caractéristiques qui n'ont pas d'importance, et non sur des caractéristiques accessoires que le réseau neuronal a vu associées par coïncidence à COVID, mais qui y sont réellement liées, puis d'évaluer son utilité clinique à la fois dans le cadre de l'étude et dans le cadre de la recherche. Ensuite, nous évaluerons son utilité clinique, à la fois pour la détection de la maladie et pour la distinction entre d'autres maladies assez similaires, comme l'œdème pulmonaire, et nous nous doterons des meilleures pratiques de prise en charge pour ces patients, et c'est ainsi que nous allons procéder. Voilà où nous voulons en venir. Merci.