

Système d'intelligence artificielle pour la régulation médicale des urgences

Félicien Hêche, Mehdi Eraki, Oussama Barakat, Fabrice Dami, Efstratios Rappos, Thibaut Desmettre, Tania Marx, Stephan Robert

La stratégie optimale d'allocation/relocalisation de ressources (ambulances, hélicoptères, personnel soignant...) dans un contexte de service de secours préhospitalier n'est pas évidente à déterminer, car elle dépend d'un grand nombre de variables, que le preneur de décision n'a souvent pas le temps de consulter ou n'y a simplement pas accès. L'intelligence artificielle permettrait d'intégrer de nouvelles variables dans ce processus de décision, afin d'assister les opérateurs pour fournir des allocations/relocalisations les plus adaptées à la situation. L'intelligence artificielle présente aussi un intérêt prometteur pour la prédiction précoce des pathologies dites critiques (arrêt cardiaque, infarctus, AVC, etc.) au moment de la prise en charge de l'appel d'urgence par l'agent régulateur. Le travail sur ce sujet est décliné en trois grandes facettes : la transcription vocale des appels, l'alimentation d'un *DataWarehouse* de régulation des urgences, et la prédiction en utilisant des algorithmes d'apprentissage profond (*Deep Learning*).

Lorsqu'une centrale d'urgence traite d'une urgence et qu'un degré de priorité a été établi, un opérateur doit choisir rapidement la bonne réponse à adopter. Dans certains cas, comme lors d'une crise cardiaque, le choix du véhicule n'est pas vraiment discutable. Cependant pour certaines interventions, cette décision n'est pas aussi évidente. Par exemple, est-il pertinent d'envoyer la dernière ambulance disponible d'une région pour une entorse ? En parallèle à ce problème d'allocation, les opérateurs doivent également faire face à des problèmes de relocalisation de ressources. En effet, ils ont la possibilité de demander aux véhicules de faire des « déplacements stratégiques ». Ce terme se réfère au fait de déplacer des véhicules qui ne sont pas en intervention entre différents endroits afin de fournir une réponse plus rapide pour les futures interventions. Typiquement, il est nécessaire de faire un déplacement stratégique lorsque la dernière ambulance disponible d'une certaine zone est envoyée en intervention.

Pour ces deux problèmes, prendre la bonne décision n'est pas toujours facile. Les opérateurs doivent agir rapidement et dans un environnement stressant. De plus, pour pouvoir apporter la réponse la plus pertinente, il faudrait utiliser des données auxquelles les opérateurs n'ont pas forcément accès ni le temps de consulter.

[1] Blomberg, Stig & Folke, Fredrik & Ersbøll, Annette & Christensen, Helle & Torp-Pedersen, Christian & Sayre, Michael & Counts, Catherine & Lippert, Freddy. (2019). *Machine learning as a supportive tool to recognize cardiac arrest in emergency calls*.

Resuscitation. 138. 10.1016/j.resuscitation.2019.01.015.

[2] <https://www.vocapia.com>

Les multiples atouts de l'IA

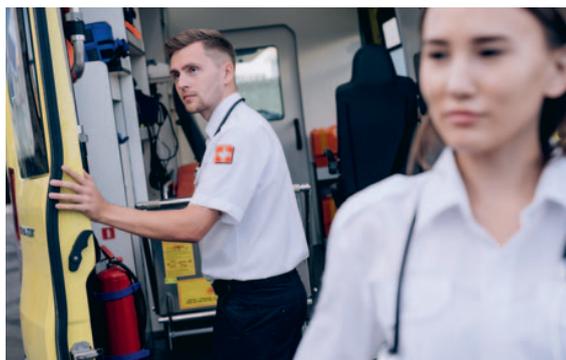
L'intelligence artificielle présente plusieurs propriétés qui permettraient d'aider les opérateurs dans ce processus de prise de décision. Pour commencer, elle pourrait utiliser un nombre beaucoup plus important de variables qu'un être humain. Par exemple, l'algorithme pourrait prendre en compte la date, l'heure, la localisation de l'urgence, les positions des véhicules de secours disponibles, les conditions météorologiques, les conditions du trafic routier, certaines caractéristiques du personnel soignant disponible (spécialisation potentielles, expérience passée...), le taux de remplissage des hôpitaux, etc.

Par ailleurs, s'il est possible d'obtenir un accès à ces données en temps réel, l'algorithme sera dynamique et fournira des réponses adaptées à la complexité de la situation. Ensuite, l'algorithme est optimisé pour maximiser une certaine fonction. En la changeant, il est possible d'adapter le comportement de l'algorithme à la politique du service de secours préhospitalier. Cherche-t-on, par exemple, à minimiser seulement le temps de réponse ? Ou souhaite-t-on également tenir compte d'autres paramètres, comme le coût de l'intervention ou la qualité de l'intervention ? L'intelligence artificielle permet d'être particulièrement souple et de s'adapter à pratiquement n'importe quelle volonté stratégique.

Pour toutes ces raisons, ce type d'algorithme pourrait fournir une aide précieuse pour améliorer l'efficacité de l'utilisation des ressources et, par conséquent, de potentiellement sauver des vies.

Prédiction précoce des pathologies critiques

Le texte des appels [1] est l'une des principales entrées pour la prédiction. L'entreprise Vocapia [2] fournit des modules de transcription automatique de la voix (*Speech Recognition*) en couplant des modèles d'encodage acoustique, de modélisation de langage, et de prononciation. Ces modules fournissent en temps réel un résultat riche incluant l'identification des mots, les scores de confiance associés, ainsi que la segmentation temporelle de l'appel et des opérateurs.





La modélisation de la prédiction des cas d'urgence critiques nécessite aussi, en amont, la conciliation des différentes sources de données (appels, dossiers de régulation, dossiers de passages en urgence, séjours hospitaliers).

Cette étape revêt une importance majeure pour les raisons suivantes: réunir le maximum d'informations relatives à un cas d'urgence dans le but d'enrichir la base des variables explicatives, ainsi que la labellisation du corpus d'apprentissage à travers des informations non disponibles au niveau du service de régulation. Ainsi, des structures logicielles de stockage et de traitement distribués des données (*Big Data*) sont utilisées afin d'ingérer, de structurer, de transformer et de concilier les différentes données, dans le but d'alimenter la base de données relationnelle des urgences. Celle-ci, conçue dans le cadre du projet, est basée sur une modélisation multidimensionnelle des dossiers d'urgence, conforme aux normes et standards internationaux de modélisation des données de santé (OpenEHR, FHIR).

Des modèles d'apprentissage profond

Selon des cas définis (pathologie, filière de soin), des modèles d'apprentissage profond sont employés afin de

[3] Ganaie, Mudasir & Hu, Minghui & Tanveer, M. & Suganthan, P. (2021). *Ensemble deep learning: A review.*

[4] Devlin, Jacob et al. BERT: *Pre-training of Deep Bidirectional Transformers for Language Understanding.* NAACL (2019).

traiter la classification du degré de criticité. Les auteurs de cet article travaillent sur l'utilisation de l'ensemble du *Deep Learning* [3], qui consiste à combiner la sortie de plusieurs réseaux de neurones dans la prédiction finale, permettant ainsi de meilleures performances de généralisation.

Les données statiques et structurées, telles que les informations démographiques, contextuelles et circonstancielles du cas d'urgence, représentent l'entrée du premier sous-réseau de type « perceptron multicouche » (*MultiLayer Perceptron MLP*). Ensuite, les données séquentielles structurées (motif d'appel, symptômes...) renseignées progressivement par le régulateur dans le progiciel de régulation, ainsi que le texte non structuré résultant de la transcription vocale séquentielle de l'appel, représentent chacun l'apport d'un sous-réseau de neurones récurrent (*Recurrent Neural Network*). L'encodage du texte se fait via la méthode Bert [4], qui s'appuie sur une représentation vectorielle dense du langage naturel, permettant de capturer les relations syntaxiques et sémantiques entre les mots. Enfin, les sorties des trois sous-réseaux sont concaténées pour former l'entrée d'un quatrième sous-réseau de type MLP qui permet d'émettre la prédiction finale pour la tâche considérée. ■