

L'apport de l'intelligence artificielle générative dans la détection du cancer du colon

The Role of Generative Artificial Intelligence in Detecting Colon Cancer

F. Chettab

Service Gastro-Entérologie, Centre Hospitalo-Universitaire, Annaba

RÉSUMÉ

L'intelligence artificielle générative (IAG) ouvre de nouvelles perspectives dans le diagnostic et le traitement du cancer colorectal, une pathologie grave aux conséquences souvent fatales. Grâce aux avancées technologiques en endoscopie haute définition, les performances des endoscopistes se sont considérablement améliorées, permettant un diagnostic plus précis et des traitements mieux adaptés aux caractéristiques spécifiques de chaque patient. Ces évolutions pavent la voie à une médecine de précision, augmentant les chances de guérison et de survie.

Ce travail ne vise pas à évaluer l'efficacité de l'IAG, à comparer différentes technologies ou à analyser leurs impacts cliniques. Il se concentre sur la description des techniques d'analyse d'IA employées pour détecter et identifier les signaux indicateurs du cancer colorectal. L'objectif principal est de présenter les systèmes d'IAG qui améliorent la précision et la rapidité du diagnostic de cette pathologie.

Bien que l'IAG ne remplace pas l'examen coloscopique, elle constitue un outil complémentaire précieux, permettant aux médecins de poser des diagnostics plus précis et de définir des traitements personnalisés. Ce travail met en lumière le potentiel de l'IA pour prédire et prévenir les néoplasies colorectales, offrant ainsi une approche innovante pour améliorer le dépistage et la prise en charge de cette maladie.

Mots clés : cancer colorectal, intelligence artificielle générative, détection de polypes.

ABSTRACT

Generative Artificial Intelligence (GAI) is revolutionizing the diagnostic and therapeutic landscape of colorectal cancer, a severe and often fatal condition. Thanks to advancements in high-definition endoscopic technologies, endoscopists' performance has significantly improved, enabling more accurate diagnoses and tailored treatments that cater to the specific characteristics of each patient. These developments pave the way for precision medicine, offering enhanced chances of recovery and survival.

This work does not aim to evaluate the efficacy of GAI, compare various technologies, or explore their clinical impacts. Instead, it focuses on describing AI-driven analytical techniques used to detect and identify early indicators of colorectal cancer. The primary objective is to showcase GAI systems that enhance diagnostic accuracy and speed in identifying this disease.

While GAI does not replace colonoscopic examinations, it serves as a valuable complementary tool, empowering physicians to make more accurate diagnoses and develop personalized treatments. This work highlights the potential of AI in predicting and preventing colorectal neoplasms, introducing an innovative approach to improving the screening and management of this condition.

Keywords : colorectal cancer, generative artificial intelligence, polyp detection.

INTRODUCTION

Le cancer colorectal (CCR) résulte principalement de la dégénérescence d'adénomes sporadiques et de polypes adénomateux. Il constitue le troisième cancer le plus répandu dans le monde et se classe au deuxième rang des causes de décès liés au cancer. En 2020, plus de 1,9 million de nouveaux cas de CCR ont été recensés, entraînant plus de 930 000 décès à l'échelle mondiale [1]. En 2024, il est prévu une augmentation significative de la charge de morbidité due à cette maladie, avec une hausse attendue des cas chaque année jusqu'en 2050 [2].

En Algérie, l'incidence du CCR a également été marquée en 2020, avec environ 4645 nouveaux cas diagnostiqués, représentant un taux d'incidence standardi-

sé par âge de 18,2 pour 100 000 habitants [3]. Ce type de cancer figure parmi les plus courants dans le pays, après ceux du sein, du poumon et de la prostate. Il touche, notamment, une population relativement jeune, souvent âgée de moins de 60 ans, contrairement à la France où l'âge moyen des patients est de 70 ans en raison d'une population vieillissante [4].

La coloscopie demeure l'examen de référence pour la détection du CCR car elle permet une visualisation complète du côlon et l'identification précoce des anomalies avant la dégénérescence des polypes. Cependant, seuls près de 58 % des CCRs sont diagnostiqués après une coloscopie en raison de lésions non détectées lors de l'examen [5]. La résection de ces polypes, souvent asymptomatiques, révèle dans 95 % des cas un adénocarcinome peu, moyennement ou bien différencié et dans 60 à 80 % des cas un polype adénomateux [5].

Ainsi, le CCR représente un fardeau sanitaire majeur en constante augmentation, y compris en Algérie où il affecte une population plus jeune. Bien que la coloscopie soit essentielle pour le dépistage, certaines lésions peuvent échapper à cet examen. L'IAG offre des perspectives prometteuses pour améliorer la détection et la prédiction du CCR. L'objectif de cet article est d'explorer le rôle des principales techniques d'IAG dans la prédiction du risque et du pronostic du CCR.

I. De la coloscopie standard à la coloscopie assistée par l'intelligence artificielle générative

L'endoscopie constitue une méthode essentielle pour le diagnostic du CCR, mais elle est également associée à un certain nombre d'erreurs médicales, plaçant cette procédure parmi les sources notables d'erreurs de diagnostic. L'utilisation exclusive de la lumière blanche (CLB) pour la prédiction histologique des polypes, qu'ils soient hyperplasiques, adénomateux ou cancéreux, ne permet pas d'atteindre une précision diagnostique satisfaisante. En effet, la CLB peut manquer de contraste suffisant pour différencier les tissus normaux des tissus anormaux, rendant ainsi difficile la distinction entre les polypes adénomateux et hyperplasiques, ainsi que d'autres anomalies muqueuses subtiles. Outre le manque de contraste de la CLB, plusieurs facteurs peuvent contribuer à cette mauvaise détection. Tout d'abord, les polypes plats, déprimés ou de petite taille (< 10 mm) sont particulièrement difficiles à détecter à l'œil nu, car les polypes coliques sont souvent infra-centimétriques [7].

De plus, les polypes situés dans les plis ou les courbes du côlon peuvent échapper à la visualisation avec la CLB. Ces zones nécessitent une manipulation minutieuse de l'endoscope pour être correctement examinées. Par ailleurs, une préparation colique inadéquate, avec des résidus fécaux présents dans le côlon, peut obscurcir la vue et masquer les polypes. En effet, une préparation insuffisante est l'une des principales causes de polypes manqués. Enfin, la variabilité des symptômes cliniques et la taille des tumeurs amplifient la complexité des décisions diagnostiques. La variabilité dans les techniques de retrait est tout aussi significative : la méthode utilisée pour retirer les polypes peut influencer la détection des lésions résiduelles. Une résection incomplète peut laisser des tissus précancéreux non détectés. Le temps consacré à l'examen du côlon, notamment lors du retrait de l'endoscope est également crucial pour la détection des polypes ; un retrait trop rapide peut réduire le taux de détection [8].

Le taux de polypes et/ou adénomes manqués lors d'une coloscopie est estimé entre 20 et 25 %. Ces polypes non détectés sont en grande partie responsables des cancers d'intervalle, qui représentent environ 2,5 % à 11 % des cancers colorectaux. Dans 70 à 80 % des cas, ces cancers proviennent de lésions non identifiées lors de coloscopies précédentes.

L'examen endoscopique est classé parmi les erreurs médicales les plus fréquentes, juste après l'embolie pulmonaire, le cancer du poumon et les erreurs médicamenteuses, alors qu'il demeure le moyen le plus efficace et rapide pour prévenir le cancer [9].

Face à ces défis, IAG offre de nouvelles perspectives en coloscopie. Elle améliore la détection des polypes et la caractérisation des lésions, tout en optimisant la prise en charge clinique en complément de l'expertise des gastro-entérologues. Cette synergie entre intelligence humaine et artificielle annonce une évolution significative en coloscopie au service de l'amélioration des soins pour les patients.

1.1 Les évolutions de la coloscopie à la lumière blanche

La coloscopie à la lumière blanche est une technique couramment utilisée pour l'examen du côlon et du rectum. Bien qu'elle soit largement reconnue comme la méthode de référence pour la détection des polypes colorectaux et du CCR, elle présente certaines limites significatives [10,11].

Pour surmonter ces limites, des techniques complémentaires et avancées ont été développées au fil des années (cf. encadré 1), afin d'améliorer la détection des polypes et des CCRs. En 2018, l'introduction de la coloscopie assistée par intelligence artificielle a permis d'utiliser des algorithmes pour analyser en temps réel les images de coloscopie, facilitant ainsi l'identification des polypes et augmentant ainsi le taux de détection [12].

Encadré 1 : Evolutions de la coloscopie à la lumière blanche

Chromocoloscopie (années 1970) : c'est une technique qui utilise des colorants comme l'indigo carmin pour colorer la muqueuse colique, facilitant ainsi la détection des polypes plats et d'autres lésions.

Coloscopie à bande étroite (années 2000) : Introduite par Olympus, cette méthode utilise des filtres optiques pour améliorer le contraste entre les vaisseaux sanguins et la muqueuse, ce qui aide à mieux détecter et caractériser les polypes.

Endomicroscopie confocale (2004) : Cette technique permet une visualisation microscopique en temps réel des tissus, offrant des images détaillées qui aident à distinguer les lésions bénignes des malignes.

Coloscopie haute définition (2006) : Elle offre une meilleure résolution d'image, ce qui améliore la détection des polypes grâce à une visualisation plus claire de la muqueuse colique.

Imagerie de fluorescence (2007) : Cette méthode utilise des agents fluorescents pour marquer les tissus anormaux, améliorant ainsi la visualisation des lésions cachées.

Imagerie par rétrodiffusion (fin des années 2010) : Elle permet de visualiser des zones difficiles d'accès, comme l'angle recto-sigmoïdien, et améliore la détection des polypes.

Imagerie par spectroscopie optique (2010) : Cette technique fournit des images en coupe transversale des tissus avec une résolution proche de celle de la microscopie, aidant à détecter et caractériser les lésions précancéreuses.

De nombreuses innovations techniques ont contribué à améliorer progressivement la détection et la caractérisation des lésions colorectales, notamment :

– L'utilisation de dispositifs innovants tels que le G-EYEO, un coloscope de dernière génération qui déplie les haustrations coliques à l'aide d'un ballon distal, permettant une meilleure détection des polypes colorectaux. Ce dispositif contribue à augmenter le taux de détection des polypes et à améliorer la précision des coloscopies [10,12].

– L'application de technologies avancées comme Genius™ Medtronic, un système d'aide à la détection en temps réel des polypes et des adénomes colorectaux. L'IA intégrée à ce système signale automatiquement les lésions, augmentant ainsi la précision de la détection avec une sensibilité avoisinant les 100 % [11,12].

Ces nombreuses innovations techniques viennent donc compléter la coloscopie à lumière blanche, qui demeure la méthode de référence. L'intégration de l'IAG permet désormais de différencier les polypes inflammatoires (risque de dégénérescence nul) des polypes adénomateux (risque de dégénérescence d'environ 30 %), optimisant ainsi les stratégies de traitement [13].

Ainsi, les endoscopes de nouvelle génération ont largement surmonté les failles précédentes, permettant une analyse plus approfondie de la surface muqueuse colorectale en termes de détection de zones suspectes, de caractérisation de ces zones et de prédiction histologique. Ces "smart coloscopes", dotés d'intelligence artificielle générative, constituent une série de techniques d'analyse qui améliorent les performances de l'endoscopiste pour l'obtention du diagnostic [14].

1.2 IAG, une classification supervisée et un traitement d'images

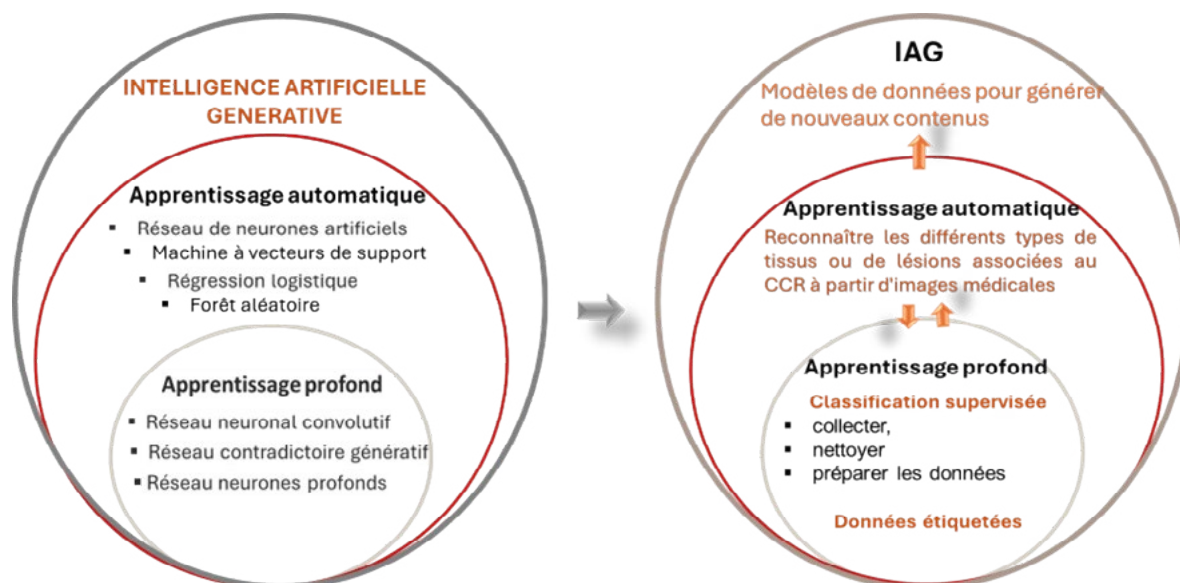
L'IAG désigne le développement de systèmes informatiques capables d'effectuer des tâches nécessitant normalement l'intelligence humaine, telles que la perception visuelle fine et la détection d'anomalies souvent indétectables par l'œil humain. L'IAG repose sur plusieurs méthodes, notamment l'apprentissage automatique « machine learning » et l'apprentissage profond « deep learning » (cf. figure 1).

L'apprentissage automatique utilise une variété de modèles statistiques, de probabilités et d'optimisation qui permettent à un système informatique d'apprendre et de s'adapter à partir d'itérations précédentes. Cela lui permet d'analyser des données et de tirer des conclusions basées sur des expériences antérieures [15,16]. L'apprentissage profond est une sous-catégorie de l'apprentissage automatique ; il utilise des réseaux de neurones à plusieurs couches pour traiter et analyser les données de manière similaire à la cognition humaine. Les réseaux de neurones convolutifs (CNN) sont particulièrement efficaces pour interpréter les images histopathologiques, réduisant ainsi les disparités d'expérience entre les médecins [17,18].

La puissance de l'IAG réside principalement dans sa capacité à apprendre de manière autonome à partir de ses propres expériences, sans nécessiter d'interventions humaines (cf. figure 1). Ces systèmes peuvent ainsi reconnaître rapidement en temps réel le type de polype (en se basant sur des caractéristiques telles que la forme, la couleur et la vascularisation) et analyser le flux vidéo de coloscopie en s'appuyant sur leur vaste base de données, dépassant ainsi les capacités d'analyse des experts humains [19].

Cette avancée technologique offre des perspectives prometteuses pour améliorer la précision diagnostique et optimiser les traitements en gastro-entéro-

Figure 1 : IAG, composantes et fonctionnement



logie, tout en réduisant le risque d'erreurs humaines lors des examens endoscopiques [15,16].

1.2.1 Conception et entraînement des modèles d'IAG

Le processus de conception des modèles génératifs implique de fournir au logiciel de grandes quantités de données médicales, telles que des images de coloscopies annotées, ainsi qu'un ensemble d'exigences spécifiques. Le logiciel génère alors des itérations successives de modèles d'apprentissage automatique pour la détection des polypes. Ce travail collaboratif entre spécialistes du traitement des données, ingénieurs en apprentissage automatique, informaticiens médicaux et professionnels de santé comprend plusieurs étapes clés :

- Collecte, nettoyage et préparation des données : les données médicales d'entraînement doivent être soigneusement collectées et préparées pour garantir leur qualité et leur pertinence [20,21].
- Sélection des caractéristiques pertinentes : il est essentiel d'identifier les caractéristiques significatives à partir des images qui aideront à améliorer la précision du modèle [10].
- Conception des architectures de modèles : les équipes doivent concevoir les architectures appropriées pour les modèles et sélectionner les algorithmes les plus adaptés à la tâche [19].
- Évaluation des performances : les performances des modèles doivent être rigoureusement évaluées pour s'assurer qu'ils répondent aux exigences cliniques [17].

Une fois entraînés sur des données étiquetées (avec ou sans anomalie), ces

modèles peuvent être utilisés pour classer de nouvelles images et aider les médecins à identifier les zones suspectes en temps réel [21].

1.2.2 Applications de l'IAG en cancérologie colorectale

L'application de l'IAG aux images de coloscopie permet une détection précoce des lésions précancéreuses. Lorsqu'elle est combinée avec des données cliniques, l'IAG permet également de prédire le risque individuel de CCR [22]. En résumé, l'IAG offre de nombreuses perspectives prometteuses pour le dépistage précoce, l'évaluation du risque et l'aide au diagnostic dans le cadre du CCR, en tirant partie de l'analyse automatique des images médicales ainsi que des données cliniques et biologiques.

II. Les principales techniques d'analyse de l'IA et leurs apports dans la détection du CCR

L'IAG offre plusieurs cas d'utilisation prometteurs dans la détection du CCR. Son utilisation repose sur des techniques avancées visant à améliorer la précision et l'efficacité des diagnostics :

repose sur des techniques avancées visant à améliorer la précision et l'efficacité des diagnostics :

1. Détection assistée par ordinateur (CAD) [7,9,23]

Les systèmes d'IAG peuvent être intégrés à des systèmes de détection assistée par ordinateur pour aider à repérer les zones suspectes sur les images médicales (Cf. tableau 1). Ces systèmes analysent les images prises lors d'une coloscopie et détectent d'éventuelles lésions précancéreuses qui pourraient autrement passer inaperçues. Ils peuvent fournir des indications visuelles ou des analyses quantitatives pour soutenir la prise de décision clinique.

Tableau 1 : Les techniques de détection assistée par ordinateur

TECHNIQUES CAD		PROCEDES	APPORTS
Détection automatique des lésions	des	Les systèmes CAD « <i>Computer-Aided Detection</i> » utilisent des algorithmes d'IA pour analyser les images médicales du côlon afin de repérer automatiquement les anomalies pouvant indiquer la présence de cancer.	Analyse vidéo en temps réel pendant les coloscopies. Les systèmes CAD permettent une analyse vidéo en temps réel pendant les coloscopies, en signalant les polypes potentiels au fur et à mesure de la procédure.
Marquage et mise en évidence des zones suspectes	des	Une fois qu'une anomalie est détectée, le système CAD peut marquer ou mettre en évidence la zone suspecte sur l'image, aidant ainsi l'endoscopiste à la repérer plus facilement lors de l'interprétation.	Élimination des ratages dans le repérage des lésions : en indiquant directement la ou les zones suspectes.
Analyse quantitative des caractéristiques des lésions	des	Les systèmes CAD peuvent extraire des caractéristiques quantitatives des lésions détectées, telles que la taille, la forme, la texture et l'intensité des pixels.	Les CAD apportent un soutien précieux dans la caractérisation des lésions et la prise de décision clinique . Grâce aux caractéristiques quantitatives qu'ils extraient, ces systèmes fournissent des informations complémentaires permettant d'affiner l'analyse des lésions et d'orienter les décisions thérapeutiques.
Intégration dans les flux de travail cliniques	des	Les systèmes CAD fluidifient les flux de travail cliniques existants et permettent d'accélérer l'interprétation des images par les médecins	Les résultats de l'analyse CAD peuvent être présentés de manière interactive sur les systèmes d'imagerie médicale , facilitant leur intégration dans les workflows cliniques.
Formation continue et amélioration des performances	des	Les performances des systèmes CAD sont améliorées en permanence grâce à l'apport de données cliniques supplémentaires et aux rétroactions des utilisateurs	Le processus génératif permet d'optimiser les performances du système CAD au fil du temps , garantissant une détection plus précise et fiable du CCR

2. Amélioration de l'analyse des images médicales [24, 25] :

Les techniques d'IAG peuvent également être utilisées pour améliorer la qualité des images obtenues lors de la coloscopie. L'analyse d'imagerie médicale repose sur différentes techniques visant à visualiser les structures internes du

côlon et à identifier les anomalies suspectes (Cf. tableau 2). Ces techniques fonctionnent également sur de très petits fragments de tissus, permettant une détection plus précise des anomalies potentielles.

Tableau 2 : Les techniques de l'amélioration de l'imagerie médicale d'IA

TECHNIQUES DE L'AMELIORATION DE L'IMAGERIE MEDICALE	PROCEDES	APPORTS
Super-résolution d'images	Utilisent des réseaux de neurones convolutifs (CNN) pour augmenter la résolution des images médicales, permettant une meilleure visualisation des détails anatomiques et des anomalies	Meilleure visualisation des détails anatomiques et des anomalies Elles permettent d'augmenter la résolution, de réduire le bruit et d'améliorer le contraste des images médicales, facilitant leur interprétation par les cliniciens.
Réseau génératif antagoniste (GAN)	Génèrent des images de haute qualité à partir de données d'entraînement, aidant ainsi à augmenter le volume de données disponibles pour former les algorithmes de détection	Augmentation du volume de données d'entraînement La génération d'images synthétiques par GANs permet d'accroître le nombre d'images disponibles pour entraîner les algorithmes de détection, améliorant ainsi leurs performances
Segmentation sémantique	Permettent la réduction du bruit lors de la visualisation des images médicales, améliorant la qualité de l'image et facilitant son interprétation	Amélioration de la qualité de l'image et facilitation de son interprétation.
Amélioration du contraste	Améliorent le contraste au niveau de l'image médicale, rendant les anomalies plus visibles et facilitant leur détection	Rendre les anomalies plus visibles et faciliter leur détection.
Correction d'artefacts	Corrigent les artefacts dus aux mouvements du patient, à la technique ou à l'appareillage, permettant une perception de l'image en haute définition et sans artefacts	Perception d'images de haute qualité sans artefacts La correction des artefacts et la fusion multimodale permettent d'obtenir des images médicales de haute qualité, sans distorsions ni artefacts, offrant une meilleure base pour le diagnostic
Fusion d'images multimodales	Fusionnent des images provenant de différentes modalités d'imagerie médicale, telles que la tomodensitométrie (TDM) et l'IRM, fournissant des informations complémentaires et améliorant la précision du diagnostic	

3. Segmentation des tumeurs en temps réel [26, 27, 28, 29]

L'IAG est de plus en plus utilisée pour segmenter automatiquement les tumeurs et les structures anatomiques pertinentes sur les images médicales en temps réel (cf. tableau 3). Cette technologie facilite l'identification et la caractérisation des lésions cancéreuses, notamment dans le cadre du CCR. Plusieurs approches basées sur l'apprentissage profond ont été développées pour améliorer cette segmentation :

– Réseaux de neurones convolutifs (CNN)

Les CNN sont des modèles d'apprentissage profond largement utilisés pour détecter et classifier les polypes dans les images de coloscopie. Ces modèles sont particulièrement performants pour la segmentation sémantique des images médicales car ils analysent des caractéristiques visuelles complexes. Des architectures pré-entraînées telles que VGGNet, ResNet ou InceptionNet sont souvent utilisées pour améliorer la précision de la détection et de la segmentation.

– Segmentation sémantique par U-Net

L'U-Net est un type de réseau de neurones spécialement conçu pour la segmentation d'images biomédicales. Il permet de délimiter précisément les contours des polypes dans les images endoscopiques en différenciant les lésions des tissus environnants. Cette approche est particulièrement efficace pour traiter des images avec un faible contraste, ce qui est fréquent dans l'imagerie médicale.

– Segmentation par Mask R-CNN

La méthode Mask R-CNN combine la détection et la segmentation d'objets, permettant d'isoler les polypes avec une grande précision dans les images médicales. Cette approche est efficace pour identifier plusieurs objets dans une image tout en fournissant des masques de segmentation précis pour chaque objet détecté.

Tableau 3 : Les techniques de segmentation en temps réel

TECHNIQUES SEGMENTATION TEMPS REELS	DE EN	PROCEDES	APPORTS
Segmentation seuillage	par	Définir des seuils de pixel pour différencier les tissus sains des tissus tumoraux. Les pixels dont les valeurs dépassent un seuil prédéfini sont classés comme faisant partie de la tumeur. Cette méthode peut être limitée par la variabilité des intensités de pixels dans les images et la complexité des formes des tumeurs	Automatisation de l'analyse des images et repérage des tissus tumoraux. Ces techniques accélèrent le processus d'identification et de caractérisation des anomalies, aidant ainsi les endoscopistes dans leur prise de décision.
Segmentation région de croissance	par	Commence par un pixel de départ dans une région tumorale présumée. Agrandit progressivement la région en ajoutant des pixels aux caractéristiques similaires. Cette méthode est sensible au choix du pixel de départ et peut nécessiter des ajustements manuels	Mieux visualiser l'étendue de la lésion. Cette technique aide au dépistage précoce. En détectant et localisant automatiquement les polypes suspects, ces outils permettent un dépistage plus précoce du CCR.
Segmentation contours actifs "snake")	par (ou	Les modèles mathématiques utilisent des courbes ou surfaces déformables qui épousent les contours de la tumeur. Leur déplacement est guidé par des forces centrifuges et centripètes pour préserver la forme du contour. Cette méthode peut nécessiter une initialisation manuelle et reste sensible aux artefacts.	Segmentation précise des lésions : La délimitation fine des contours tumoraux facilite le diagnostic, le suivi et la planification du traitement
Segmentation réseaux de neurones convolutifs	par	Les CNN sont entraînés sur des bases de données d'images segmentées pour identifier automatiquement les contours et structures tumorales	La quantification des caractéristiques tumorales (taille, forme, localisation) est essentielle pour le diagnostic, le suivi et la planification du traitement. La segmentation répétée permet de suivre l'évolution des tumeurs et d'ajuster la stratégie thérapeutique.
Segmentation sur la texture et les caractéristiques morphologiques	basée	Combine des caractéristiques texturales (rugosité, régularité) et morphologiques (forme, taille) pour identifier les régions tumorales.	Aide au diagnostic et à la détection précoce. En identifiant et délimitant automatiquement les lésions suspectes, ces techniques facilitent le travail des endoscopistes et permettent un dépistage plus précoce.

Les techniques de segmentation automatique des tumeurs colorectales, à partir d'images médicales, constituent un outil puissant pour améliorer le diagnostic, la prise en charge et le suivi des patients atteints de CCR. Cependant, chaque méthode présente des avantages et des limitations spécifiques :

– Réseaux de neurones convolutifs (CNN) : bien qu'ils offrent une grande précision, leur mise en œuvre nécessite un investissement important en termes de données d'entraînement et de ressources informatiques. De plus, leur manque d'interprétabilité peut poser des défis dans un contexte clinique.

– U-Net : cette méthode est très efficace pour la segmentation précise mais elle peut être sensible à la qualité des données d'entrée.

– Mask R-CNN : bien qu'elle combine détection et segmentation avec succès, cette approche peut être complexe à mettre en œuvre et nécessite également une quantité significative de données annotées.

En résumé, l'intégration des techniques de segmentation automatique en temps réel dans le diagnostic du CCR représente une avancée majeure dans le domaine médical. Ces technologies permettent non seulement d'améliorer la précision diagnostique mais aussi d'optimiser la prise en charge des patients. Toutefois, le choix de la technique appropriée dépendra toujours des caractéristiques spécifiques des images et des exigences du système de détection.

4. Génération de données synthétiques et augmentation des jeux de données [7, 23]

L'IAG est un processus d'auto-génération. Elle permet de créer de nouveaux jeux de données d'images médicales à partir de coloscopies existantes. Cette approche enrichit considérablement les bases de données utilisées pour entraîner les algorithmes de détection, en particulier pour des pathologies rares ou sous-représentées.

L'IAG peut également générer des images synthétiques qui permettent de mieux caractériser les différents types de polypes (inflammatoires, adénomatueux, etc.), aidant ainsi les endoscopistes à prendre des décisions de prise en charge plus éclairées. En d'autres termes, la création de données synthétiques, ou l'utilisation de données existantes pour simuler diverses manifestations du CCR, contribuent à enrichir les ensembles de données d'entraînement. Cela améliore les performances des algorithmes de détection, car l'IAG apprend les schémas associés aux polypes et à mesure qu'elle en trouve davantage, son taux de détection s'améliore.

La génération de données synthétiques qui fournit des ensembles de données d'entraînement plus complets et diversifiés se réalise à travers quatre procédés (cf. tableau 4).

Tableau 4 : Techniques de génération de données synthétiques pour améliorer les performances des algorithmes de détection

TECHNIQUES DE GENERATION DE DONNEES SYNTHETIQUES	DE	PROCEDES	APPORTS
Modèles génératifs adverses		Architecture de réseaux neuronaux avec un générateur créant des données synthétiques (images de coloscopie) et un discriminateur évaluant leur authenticité. Avec l'entraînement, le générateur produit des images très réalistes.	Génère des images de coloscopie avec lésions cancéreuses et anomalies réalistes.
Augmentation de données synthétiques		Bien que la génération de données synthétiques ne produise pas nécessairement des données totalement réalistes, celles-ci peuvent être utilisées pour augmenter la taille et la diversité des ensembles de données. Les données synthétiques peuvent être mélangées avec des données réelles pour former un ensemble d'entraînement plus vaste.	Améliore la généralisation des modèles de détection du CCR.
Contrôle de la distribution des données		Les modèles génératifs permettent de cibler certaines caractéristiques des images synthétiques (taille, forme, couleur, texture des lésions).	Aide à se concentrer sur les aspects pertinents pour la détection du CCR.
Validation et amélioration continue		Les données synthétiques doivent être validées par les experts médicaux pour s'assurer de leur réalisme et représentativité. Les modèles peuvent être affinés en continu selon leur retour d'expérience.	Garantit la qualité et l'adéquation des données synthétiques générées.

La génération de données synthétiques par l'IAG représente une avancée majeure pour optimiser la détection précoce du CCR. Cette technologie permet d'améliorer la performance des algorithmes en fournissant des ensembles d'entraînement plus riches et variés.

5. Prédiction du risque et du stade du cancer ^[26, 27]

En analysant de vastes ensembles de données médicales, y compris des données génomiques et des images médicales, les modèles d'IAG peuvent, non seulement, prédire le risque de CCR chez les patients, mais également estimer le stade de la maladie. Cette capacité peut grandement aider à guider les décisions thérapeutiques. Diverses techniques d'IA peuvent être mises en œuvre, exploitant des données cliniques, génomiques et d'imagerie (Cf. tableau 5).

Tableau 5 : Les techniques de prédiction du risque et du stade du cancer

TECHNIQUES DE PREDICTION DU RISQUE ET DU STADE DU CANCER	PROCEDES	APPORTS
Analyse de données cliniques	Modèles prédictifs construits à partir des données cliniques des patients, (utilisations de techniques classiques d'apprentissage automatique : arbres de décision, réseaux neuronaux et méthodes de régression.	Construction de modèles prédictifs basés uniquement sur des données cliniques.
Analyse génomique	Utilisation de techniques : analyse de l'expression génique, analyse des variants génétiques et analyse des mutations spécifiques (Identifier des marqueurs génétiques associés au CCR.	Améliore la fiabilité des modèles prédictifs, favorisant ainsi la prévention et la prise en charge précoce du CCR.
Imagerie médicale	Combinaison des techniques d'analyse d'image avec celles de segmentation (Utilisation des CNN pour mettre en relief et affiner les caractéristiques les plus pertinentes de l'image médicale).	Identification, localisation et mesure de la tumeur (Grande précision), facilitant ainsi l'approche thérapeutique.
Intégration de données multiomiques	Intégration de données cliniques, génomiques et d'imagerie (capturer la complexité biologique de la maladie et identifier des signatures moléculaires spécifiques associées au cancer du côlon).	Construction de modèles prédictifs plus complets pour un diagnostic et un traitement du CCR plus précis.

Ces outils de prédiction permettent d'établir des programmes de prévention du CCR encore plus ciblés et efficaces en orientant les interventions (dépistage, modifications du mode de vie, etc.) en fonction du risque individuel de chaque patient. La prédiction du risque et du stade du CCR représente une avancée majeure pour améliorer la détection précoce et la prise en charge personnalisée de cette pathologie.

6. Personnalisation du traitement [28, 16, 17]

Tableau 6 : Les techniques de personnalisation du traitement

TECHNIQUES DE PERSONNALISATION DU TRAITEMENT	MODALITES	APPORTS
Analyse génomique et profilage moléculaire	Analyse génomique du CCR : identification des mutations génétiques et des altérations moléculaires spécifiques présentes dans la tumeur de chaque patient.	Ces informations permettent de prédire la réponse aux traitements ciblés et de prescrire des thérapies personnalisées.
Classification moléculaire du cancer	Profil génomique et moléculaire : classification en sous-types moléculaires distincts.	Prédiction du pronostic , de la réponse au traitement et orientation du choix des thérapies spécifiques à chaque sous-type.
Thérapies ciblées	Les thérapies ciblées visent spécifiquement les altérations moléculaires présentes dans la tumeur de chaque patient.	Les tumeurs présentent certaines mutations (par exemple, KRAS) peuvent bénéficier de thérapies conçues pour cibler ces anomalies.
Immunothérapie	L'immunothérapie stimule le système immunitaire du patient à combattre les cellules cancéreuses.	Des biomarqueurs spécifiques (PD-L1, charge mutationnelle) aident à prédire la réponse et à identifier les patients susceptibles d'en bénéficier.
Modèles de prédiction de réponse au traitement	Des modèles prédictifs basés sur l'IA (utilisation de données cliniques, génomiques et d'imagerie pour prédire la réponse de chaque patient à un traitement.	Ces modèles guident les décisions thérapeutiques en recommandant les traitements les plus efficaces pour chaque patient.

L'utilisation de l'IAI permettra de mettre en place des programmes de prévention du CCR encore plus efficaces en orientant les interventions (dépistage, modifications du mode de vie, etc.) en fonction du profil de risque individuel de chaque patient. Cette approche permet d'optimiser les soins et d'améliorer les résultats.

CONCLUSION

En conclusion, l'IAI appliquée à la coloscopie présente un fort potentiel pour améliorer la détection et la caractérisation des lésions précancéreuses, contribuant ainsi à la prévention du cancer colorectal. Avec le développement continu de l'IAI, ses performances devraient continuer à progresser pour le dépistage précoce et la caractérisation des lésions précancéreuses du cancer colorectal.

Cependant, l'IAI ne peut pas encore remplacer complètement le rôle des endoscopistes. Une collaboration étroite entre médecins et experts en informatique est nécessaire pour surmonter les obstacles à l'adoption de ces technologies.

REFERENCES

1. International Agency for Research on Cancer. Global burden of colorectal cancer in 2020 and 2040: incidence and mortality estimates from GLOBOCAN [Internet]. 2022. Available from: <https://www.iarc.who.int/news-events/global-burden-of-colorectal-cancer-in-2020-and-2040-incidence-and-mortality-estimates-from-globocan/>
2. Institut National de Santé Publique. Registre des tumeurs d'Alger année 2020 [Internet]. 2023. Available from: https://insp.dz/images/PDF/Les%20registres/TumeursAlger/Registre_Alger_2020.pdf
3. Schöler J, Alavanja M, et al. Impact de la coloscopie assistée par IA dans la pratique clinique : un essai prospectif contrôlé randomisé [Internet]. PubMed; 2024. DOI: 10.1136/bmjgast-2023-001247.
4. Pai R. Étude de cas : création d'un modèle d'IA pronostique pour le cancer colorectal [Internet]. Aiforia; 2024. Available from: <https://www.aiforia.com/resource-library/case-study-prognostic-ai-model-for-colorectal-cancer>
5. Mansour A, Saleem Z, et al. Role of artificial intelligence in risk prediction, prognostication, and therapy response assessment in colorectal cancer [Internet]. Frontiers in Oncology; 2023. DOI: 10.3389/fonc.2023.1065402.
6. Kumar V, et al. Artificial Intelligence in Colorectal Cancer Screening: A Review [Internet]. Journal of Clinical Gastroenterology; 2021;55(4):290-298.
7. Harrison RF, et al. Impact of Artificial Intelligence on Colonoscopy: A Review [Internet]. Endoscopy International Open; 2021;9(6):E850-E860.
8. Bhandari S, et al. Computer-Aided Detection of Colorectal Polyps: A Systematic Review [Internet]. Gastroenterology; 2020;158(4):1020-1030.

L'IAI a le potentiel d'améliorer les traitements du CCR en aidant à évaluer l'efficacité de la chimiothérapie néoadjuvante et en offrant de nouvelles options de traitement basées sur le séquençage génétique (cf. tableau 6). En combinant des données cliniques et génomiques avec des techniques d'IAI, il est possible de développer des outils d'aide à la décision pour personnaliser les traitements contre le cancer du côlon, en tenant compte des caractéristiques individuelles des patients et de la biologie de leur tumeur.

9. Rahmi G. Technologies innovantes en coloscopie diagnostique : outils ou gadgets? [Internet]. FMC-Gastro; Available from: https://www.fmcgastro.org/textes-postus/no-postu_year/technologies-innovantes-en-coloscopie-diagnostique-outils-ou-gadgets/
10. Coloscopie : Bénéfices et limites de l'intelligence artificielle [Internet]. Annals of Internal Medicine; Available from: <https://www.santelog.com/actualites/coloscopie-benefices-et-limites-de-lintelligence-artificielle>
11. Lou S, Du F, et al. Intelligence artificielle pour la détection des néoplasies colorectales lors de la coloscopie : revue systématique et méta-analyse d'essais cliniques randomisés [Internet]. eClinicalMedicine; 2023 Nov 30.
12. Ferreira AO, et al. Narrow Band Imaging versus White Light for the Detection of Sessile Serrated Colorectal Lesions: A Randomized Clinical Trial [Internet]. Available from: <https://karger.com/pjg/article/30/5/368/836377/Narrow-Band-Imaging-versus-White-Light-for-the>
13. L'association capuchon endoscopique + intelligence artificielle pourrait améliorer le taux de détection d'adénome colique [Internet]. Actualités de l'Urgence - APM; 2022.
14. McCall B. GastroGPT surpasse les modèles généraux dans les tâches cliniques gastro-intestinales [Internet]. Medscape; 2023. Available from: <https://www.medscape.com/viewarticle/997542?form=fpf>
15. van der Zander QEW, van der Ende-van Loon MCM, et al. L'intelligence artificielle dans les soins de santé (gastro-intestinaux) : points de vue des patients et des médecins [Internet]. Scientific Reports; Available from: <https://www.nature.com/articles/s41598-022-20958-2>
16. Rey J-F. Comment l'intelligence artificielle révolutionne l'endoscopie [Internet]. PubMed Central; 2024. Available from: <https://pmc.ncbi.nlm.nih.gov/articles/PMC11133999/>
17. Oka A, Ishimura N, et al. Une nouvelle ère pour l'utilisation de l'intelligence artificielle en gastroentérologie, hépatologie et pancréatologie [Internet]. PubMed Central; 2021. Available from: <https://pmc.ncbi.nlm.nih.gov/articles/PMC8468082/>
18. Kröner PT, Engels MLM, et al. L'intelligence artificielle en gastroentérologie : un état des lieux [Internet]. PubMed Central; 2022. Available from: <https://pmc.ncbi.nlm.nih.gov/articles/PMC8567482/>
19. La Saga A(G) : épisode 4 ; Exploration des synergies entre l'intelligence artificielle générative et la santé [Internet]. France Science; 2023. Available from: <https://france-science.com/la-saga-agi-episode-4-exploration-des-synergies-entre-lintelligence-artificielle-generative-et-la-sante/>
20. Roshan A, Byrne MF. L'intelligence artificielle dans le dépistage du cancer colorectal [Internet]. PubMed Central; 2023. Available from: <https://pmc.ncbi.nlm.nih.gov/articles/PMC9943565/>
21. Owkin déploie son outil d'IA pour le dépistage du cancer colorectal [Internet]. PARIS (TICPharma); 2023. Available from: <https://www.ticpharma.com/story?ID=2300>
22. Huang C, et al. The Role of Artificial Intelligence in Colorectal Cancer Screening: Current Trends and Future Directions [Internet]. World Journal of Gastroenterology; 2022;28(10):1035-1048.
23. Liang J, et al. Deep Learning for Histopathological Image Analysis: A Review [Internet]. Journal of Pathology Informatics; 2021;12:16.
24. Tzeng J, et al. Deep Learning for Computer-Aided Diagnosis in Colorectal Cancer: A Review [Internet]. Frontiers in Oncology; 2020;10:123.
25. Ronneberger O, Fischer P, Becker K. U-Net: Convolutional Networks for Biomedical Image Segmentation [In]. Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention (MICCAI); 2015;234-241.
26. Krizhevsky A, Sutskever I, Hinton GE. ImageNet Classification with Deep Convolutional Neural Networks [In]. Advances in Neural Information Processing Systems; 2012;25.
27. Zhang Y, et al. Deep Learning in Medical Image Analysis: Overview and Future Directions [Internet]. Journal of Healthcare Engineering; 2020.
28. Liu Y, Wang Y. Deep Learning for Medical Image Segmentation: A Review [Internet]. Journal of Healthcare Engineering; 2021.
29. Parsa K, et al. Advancements in Artificial Intelligence for Colorectal Cancer Management [Internet]. Journal of Gastroenterology; 2023.