



Innovations dans la surveillance de la santé publique : un aperçu de l'utilisation novatrice des données et des méthodes d'analyse

Heather Rilkoff^{1*}, Shannon Struck², Chelsea Ziegler³, Laura Faye¹, Dana Paquette⁴, David Buckeridge^{5,6}

Résumé

Les sources de données et les méthodes innovantes pour la surveillance de la santé publique ont évolué rapidement au cours des dix dernières années. Dans ce contexte, il semble qu'il est nécessaire de procéder à un examen plus approfondi de la maturité scientifique, de la faisabilité et de l'utilité de l'utilisation des données et des méthodes dans des situations réelles. Cet article donne un aperçu des innovations récentes en matière de surveillance de la santé publique, notamment les données provenant des médias sociaux, des moteurs de recherche sur Internet, de l'Internet des objets, de la surveillance des eaux usées, de la surveillance participative, de l'intelligence artificielle (IA) et des prévisions immédiates.

Les exemples identifiés suggèrent que des sources de données et méthodes d'analyse innovantes peuvent renforcer les services de santé publique en améliorant les estimations pour les maladies, en favorisant l'alerte précoce en cas d'apparition de maladies et en produisant des informations supplémentaires ou plus opportunes pour des mesures de santé publique. Par exemple, la surveillance des eaux usées est redevenue un outil pratique pour la détection précoce de la maladie à coronavirus 2019 (COVID-19) et d'autres agents pathogènes, et l'IA est de plus en plus utilisée pour traiter de grandes quantités de données numériques. Les difficultés liées à la mise en œuvre de nouvelles méthodes sont notamment le manque de maturité scientifique, le peu d'exemples de mise en œuvre dans des contextes réels de santé publique, les risques liés à la protection de la vie privée et à la sécurité, et les implications en matière d'équité en santé. L'amélioration de la gouvernance des données, l'élaboration de politiques claires pour l'utilisation des technologies d'IA et le perfectionnement du personnel de santé publique sont les prochaines étapes importantes pour faire progresser l'utilisation de l'innovation dans le domaine de la santé publique.

Citation proposée : Rilkoff H, Struck S, Ziegler C, Faye L, Paquette D, Buckeridge D. Innovations dans la surveillance de la santé publique : un aperçu de l'utilisation novatrice des données et des méthodes d'analyse. *Relevé des maladies transmissibles au Canada* 2024;50(3/4):104–14. <https://doi.org/10.14745/ccdr.v50i34a02f>

Mots-clés : surveillance de la santé publique, méthodes innovantes, nouvelles données, intelligence artificielle, surveillance des eaux usées, prévision immédiate

Introduction

La surveillance de la santé publique (SSP) est la collecte, l'analyse et l'interprétation continues et systématiques de données, suivies de la diffusion d'informations, dans le but d'orienter les actions de prévention et de contrôle des maladies ou d'améliorer la santé de la population (1–3). Traditionnellement, la SSP était réalisée à partir d'un nombre limité de sources de données

provenant des systèmes d'information de santé publique, des soins de santé et des systèmes d'information de laboratoire, ainsi que d'enquêtes par questionnaire, dont le traitement, l'analyse et la diffusion nécessitent souvent des ressources et un temps considérables.

Cette oeuvre est mise à la disposition selon les termes de la licence internationale Creative Commons Attribution 4.0



Affiliations

¹ Direction générale des données, de la surveillance et de la prospective (DGDSP), Agence de la santé publique du Canada, Toronto, ON

² Direction générale des données, de la surveillance et de la prospective (DGDSP), Agence de la santé publique du Canada, Winnipeg, MB

³ Direction générale des données, de la surveillance et de la prospective (DGDSP), Agence de la santé publique du Canada, Calgary, AB

⁴ Direction générale des données, de la surveillance et de la prospective (DGDSP), Agence de la santé publique du Canada, Ottawa, ON

⁵ Direction générale des données, de la surveillance et de la prospective (DGDSP), Agence de la santé publique du Canada, Montréal, QC

⁶ École de santé des populations et de santé mondiale, département d'épidémiologie et de biostatistique, Université McGill, Montréal, QC

*Correspondance :

heather.rilkoff@phac-aspc.gc.ca



La numérisation des soins de santé et d'autres secteurs a réduit le délai, le coût et la charge associés à la réalisation de la SSP, et a permis d'explorer d'autres sources de données pour compléter les sources traditionnelles (4). En outre, l'intelligence artificielle (IA) a connu des avancées majeures au cours de la dernière décennie. Les méthodologies fondées sur l'IA qui traitent efficacement de grandes quantités de données structurées et non structurées sont de plus en plus utilisées dans la SSP (5–7).

Bon nombre de ces sources de données et de ces méthodes d'IA ont été utilisées pendant la pandémie de maladie à coronavirus 2019 (COVID-19), où il était crucial de disposer d'informations complètes et au moment opportun pour comprendre les risques pandémiques en constante évolution et y répondre (4). Le développement rapide de ces méthodes de surveillance innovantes et l'utilisation de nouvelles sources de données suggèrent la nécessité d'examiner de plus près la maturité scientifique, ainsi que la faisabilité et l'utilité de leur utilisation dans des applications réelles (5,6,8). L'objectif de cet article est de mettre en lumière des exemples d'application de méthodes innovantes à la SSP et de fournir aux autorités de santé publique des indications sur les avantages, les risques et les défis potentiels liés à l'utilisation de sources de données et de méthodes non traditionnelles dans le cadre de la SSP.

Cet article donne un aperçu des innovations en matière de données et de méthodes analytiques dans la SSP publiées au cours des cinq dernières années, y compris toute donnée probante sur leur application dans des situations réelles, les questions éthiques et les implications connues en matière d'équité en santé. Chaque innovation est décrite, y compris son niveau de maturité scientifique et, le cas échéant, les preuves de ses répercussions sur les pratiques de surveillance ou les actions de santé publique. La section des résultats commence par explorer les nouvelles sources de données qui ont été appliquées à la SSP, en mettant en évidence des exemples de leur application réussis pour fournir des informations opportunes, précises et fiables afin de soutenir l'action en matière de santé publique. Il se concentre ensuite sur les méthodes innovantes qui ont été élaborées pour analyser les données de surveillance, y compris le développement de l'IA pour soutenir l'intégration et l'analyse de sources de données importantes ou non traditionnelles et l'application de méthodes analytiques avancées pour améliorer la prévision immédiate des informations.

Méthodes

Approche

Cette vue d'ensemble définit le terme « surveillance innovante » comme l'utilisation de sources de données non traditionnelles ou de méthodes analytiques pour détecter et comprendre les événements et les déterminants de la santé. L'accent a été mis sur les sources de données et les méthodes d'analyse. Cette vue

d'ensemble ne fournit pas de discussion détaillée sur d'autres composantes du processus de surveillance (e.g., les stratégies de diffusion ou d'évaluation).

On a identifié des thèmes pertinents pour être inclus dans cet article en effectuant des recherches dans PubMed, Embase, Global Health et Scopus au printemps 2023. Une stratégie de recherche détaillée, élaborée avec l'aide d'un bibliothécaire, a été limitée aux articles évalués par des pairs et publiés entre le 1^{er} janvier 2013 et le 23 février 2023, dans les pays membres de l'Organisation de coopération et de développement économiques (OCDE) et en Chine, en langue anglaise uniquement. La recherche manuelle a fourni des sources supplémentaires.

Les résultats de la recherche documentaire ont été examinés en fonction de leur pertinence par le biais de la recherche de titres et de résumés et ont été regroupés par thèmes. La sélection finale des articles dans chaque domaine a été limitée aux cinq dernières années (du 1^{er} janvier 2018 au 23 février 2023) afin de s'assurer que les articles reflètent mieux les innovations technologiques et méthodologiques actuelles. La recherche ayant donné lieu à un grand nombre d'articles sur les méthodes analytiques, l'équipe de recherche a décidé d'exclure certains domaines analytiques généraux (tels que les innovations en matière de biostatistique, de laboratoire ou de méthodes analytiques géospatiales) et de se concentrer sur les prévisions immédiates et l'IA, deux domaines qui ont été adoptés par la santé publique à partir d'autres disciplines.

Les auteurs ont concentré cet aperçu sur un sous-ensemble d'articles qui répondaient à la définition de « surveillance innovante », discutaient des mesures prises pour évaluer ou valider la méthode ou les sources de données, décrivaient des améliorations potentielles ou réelles du système de SSP et, dans la mesure du possible, montraient une application à la pratique de la santé publique dans le monde réel.

Résultats

Nouvelles sources de données et leurs applications

Aperçu des nouvelles sources de données

L'essor des technologies numériques a mis à disposition de nouvelles sources de données pour la surveillance des maladies. Les sources de données numériques couramment utilisées comprennent les médias sociaux et les données de recherche agrégées, dont les premières applications de surveillance datent du début des années 2000, ainsi que les méthodes de surveillance participative, telles que les enquêtes transversales répétées en ligne et l'externalisation ouverte de photos ou de soumissions d'échantillons (9). Plus récemment, on explore les



applications de SSP d'autres technologies numériques, comme les données de mobilité et l'Internet des objets (IDO), qui comprend des dispositifs portables et d'autres objets physiques qui se connectent et échangent des données par l'Internet (8). Les sources de données numériques sont susceptibles de fournir des informations plus opportunes et d'englober des populations qui n'ont pas forcément recours aux soins de santé; bien qu'elles puissent être utilisées comme source d'information indépendante, elles sont généralement considérées comme complémentaires des données de surveillance traditionnelles (9).

Médias sociaux et données de recherche sur le Web

Les données issues des médias sociaux (e.g., Twitter/X) et des recherches sur Internet (e.g., Google Trends) ont été utilisées pour soutenir la surveillance des maladies en tant que source de données pour les prévisions immédiates, la connaissance de la situation et la détection des éclosions (9). Une revue systématique récente portant sur la surveillance des maladies transmissibles a noté que la majorité des études incluses utilisaient des données de Twitter/X, et que les études utilisant des données de Twitter/X présentaient une fiabilité et une validité globales plus élevées que les études utilisant des données provenant d'autres plateformes de médias sociaux (10). La revue a également noté que la majorité des études portaient sur la surveillance de la grippe et que des recherches supplémentaires étaient nécessaires pour évaluer l'efficacité des médias sociaux pour d'autres maladies (10). Parmi les autres exemples d'utilisation des médias sociaux ou des données de recherche sur le Web, on peut citer les analyses rétrospectives visant à évaluer le potentiel de ces sources pour prédire les cas d'infection transmissible sexuellement et par le sang (ITSS) (11), la hiérarchisation des inspections de restaurants sur la base des informations relatives aux éclosions d'origine alimentaire (12), les estimations de l'utilisation des médicaments (13) et les systèmes d'alerte précoce pour les blessures aux poumons liées à la cigarette électronique/au vapotage (14) et les épidémies de COVID-19 (15).

L'un des défis liés à l'utilisation des médias numériques est la nécessité de collecter et de traiter de grandes quantités d'informations, que ce soit par un contrôle manuel ou par l'automatisation (16). Le Centre européen de prévention et de contrôle des maladies (ECDC) a lancé *epitweetr*, une bibliothèque logicielle basée sur R qui collecte, agrège, détecte et diffuse des informations pour la détection précoce des menaces pour la santé publique à l'aide de Twitter/X. Une évaluation de l'outil a montré qu'il était plus rapide que l'examen manuel (16). Les méthodes utilisant l'IA telles que le traitement du langage naturel (TLN), décrites plus loin dans ce document, sont également de plus en plus utilisées pour traiter et analyser les sources d'information numériques.

Bien que l'utilité des médias sociaux et des données de recherche sur Internet pour la surveillance des maladies soit étudiée depuis près de vingt ans, la validité, la fiabilité et la

stabilité de ces données continuent de poser des problèmes pour l'élaboration d'approches normalisées de l'utilisation de ces informations (9). Par exemple, les modifications apportées aux algorithmes d'interrogation des moteurs de recherche, l'utilisation de différents styles de langage, les termes de recherche déroutants et les biais démographiques en matière d'utilisation des technologies numériques peuvent avoir des répercussions sur la qualité des informations provenant de ces sources pour la SSP (9,17). Un récent examen systématique de la portée a également noté que la plupart des études sur la surveillance numérique n'utilisaient pas leurs résultats pour des actions de santé publique et que des méthodes plus rigoureuses étaient nécessaires pour rendre ces informations opérationnelles pour la prise de décision en matière de santé publique (17). Les plateformes de surveillance qui combinent les médias sociaux, les recherches sur le Web et les données sur les soins de santé peuvent améliorer la précision des résultats (9,18).

Données de surveillance participative

La surveillance participative implique le recrutement et l'engagement volontaires de membres du public pour participer à des enquêtes répétées ou à d'autres méthodes d'externalisation ouverte (9). Cette approche est parfois utilisée en complément de la surveillance traditionnelle des maladies, afin de recueillir des informations plus rapidement et de s'adresser à des populations qui n'ont pas forcément recours aux soins de santé pour des tests et des diagnostics (8). Parmi les exemples, citons *Flu Near You* aux États-Unis, *InfluenzaNet* en Europe (9) et *ActionGrippe* au Canada (19). Une surveillance communautaire utilisant des échantillons collectés par les intéressés a également été mise en place et a permis une évaluation rapide de la charge de morbidité de la grippe au niveau communautaire (20). En outre, des études ont exploré la surveillance syndromique participative en utilisant les médias sociaux et les articles de journaux comme source d'information pendant la pandémie de COVID-19, qui pourrait être plus rapide et plus accessible que les rapports de cas officiels de la santé publique (21,22).

En dehors des pathogènes respiratoires, des études récentes suggèrent l'utilisation actuelle d'approches participatives pour soutenir la surveillance des vecteurs potentiels de maladies ou des maladies à transmission vectorielle. Par exemple, des plateformes telles que *iNaturalist*, *eTick.ca* et *Mosquito Alert* utilisent des photos collectées par la communauté pour identifier la distribution et les tendances saisonnières d'espèces spécifiques de tiques et de moustiques (23–26), et des initiatives telles que *tickMAP* dans l'État de New York utilisent des spécimens de tiques soumis par la communauté pour suivre l'émergence d'agents pathogènes transmis par les tiques en temps quasi réel (27).

La surveillance participative peut être appliquée de manière à permettre la participation de populations méritant l'équité et susceptibles d'être exclues des systèmes de surveillance



traditionnels. Par exemple, dans une communauté rurale des Appalaches, la surveillance participative avec un outil d'autocontrôle des symptômes en ligne ou par téléphone a été utilisée pour identifier les personnes à risque qui, autrement, n'auraient peut-être pas cherché à se faire soigner, et pour les mettre en contact avec les ressources du service de santé local (28). Toutefois, certaines populations sont moins susceptibles de participer à la surveillance participative, notamment les hommes, les jeunes et les personnes âgées (29), ainsi que les personnes ayant un faible niveau de revenu et d'éducation (9). Cela peut introduire des biais et des problèmes potentiels d'équité en matière de santé, en particulier si les groupes les plus susceptibles de souffrir de maladies sont exclus.

Nouvelles sources de données numériques

L'utilisation de sources de données numériques, telles que les technologies mobiles, l'IDO et les objets portables, représente des domaines émergents à explorer davantage. Par exemple, les données sur la mobilité ont été utilisées pour étudier les répercussions de la COVID-19 et de la politique gouvernementale sur les modes de déplacement. On a également constaté des inégalités en matière de santé, car les populations socialement défavorisées n'étant souvent pas en mesure de bénéficier des décrets ordonnant de rester à domicile (30,31).

Les dispositifs portables, tels que les montres intelligentes, ont été utilisés pour collecter des données individuelles sur des variables liées à l'infection virale, telles que la fréquence cardiaque au repos, le sommeil et la mobilité (32,33). À titre d'exemple, une étude a montré que les technologies portables peuvent améliorer la prévision des taux de syndrome grippal aux États-Unis (33). Diverses applications de l'IDO ont vu le jour ces dernières années. Dans une étude, les chercheurs ont placé des capteurs thermiques et des microphones dans les salles d'attente des hôpitaux pour surveiller la toux, ce qui a ensuite été utilisé pour soutenir la surveillance des maladies infectieuses (34).

Les nouvelles sources de données numériques issues de la mobilité, des objets personnels connectés et de l'IDO représentent un domaine émergent qui nécessite une évaluation plus poussée (8,32), y compris une prise en compte minutieuse de la vie privée et des préoccupations éthiques (35). Comme d'autres sources de données numériques, ces sources impliquent des populations autosélectionnées et excluent les groupes qui n'ont pas accès aux technologies numériques. La propriété des données et le droit de les partager et de les utiliser à des fins secondaires peuvent varier entre le secteur public (e.g., le gouvernement), le secteur privé (e.g., Twitter/X) et les institutions géopolitiques (9,25). La nécessité de moderniser les infrastructures et d'investir pour soutenir l'intégration et l'analyse des informations générées par les nouvelles technologies peut également constituer un obstacle important (8,36).

Eaux usées

La surveillance des eaux usées (SEU) est devenue une source de données qui soutient désormais la surveillance mondiale des maladies infectieuses d'une manière indépendante du comportement de recherche de santé et de l'accès au système de soins de santé (37,38). Associée à des données sociodémographiques sur de petites zones, la SEU a le potentiel de prévenir et de confirmer les tendances cliniques, de remédier aux inégalités en matière de santé, de combler les lacunes en matière de rapports dues à l'abandon des tests cliniques et de fournir une surveillance sentinelle ciblée des communautés présentant des profils de risque plus élevé pour des agents pathogènes spécifiques (38–42). Le déluge de données de SEU pendant la pandémie de COVID-19 a conduit à de nouvelles méthodes d'analyse pour aider à informer l'action de santé publique. Il s'agit notamment d'algorithmes sophistiqués d'apprentissage automatique qui ont été appliqués pour estimer les débits d'eaux usées afin de permettre la normalisation des données (43), et de l'application de méthodes statistiques simples qui ont ensuite été testées pour identifier les signaux d'alerte précoce d'une manière conviviale (44,45). Les nouvelles méthodes mises au point pour la SEU pendant la pandémie ont été validées en comparant les signaux des eaux usées aux données des cas cliniques et aux données syndromiques des maladies de type COVID (38,40,41,45,46). Les innovations en matière de SEU ont également bénéficié d'autres nouveaux liens entre les données. Dans une étude récente menée en Islande, les signaux des eaux usées ont été comparés aux dossiers de conduite sous influence pour aider à distinguer les tendances de la consommation de drogues récréatives de l'augmentation des dépendances aux drogues, ces dernières pouvant nécessiter une action de santé publique renforcée (47).

La SEU pour la COVID-19, d'autres agents pathogènes infectieux et des substances illicites a permis d'identifier les limites de cette approche, notamment l'incapacité à distinguer les raisons de l'augmentation ou de la diminution des signaux, la dégradation de l'agent pathogène ou de la substance dans les eaux usées avant la réalisation des tests, le changement des dénominateurs de la population et les méthodes d'échantillonnage non normalisées (47–49). La SEU est également limitée par les indicateurs épidémiologiques qu'il peut fournir (i.e., l'incidence et la prévalence) et la population qu'il peut surveiller (e.g., il n'inclut que les personnes se trouvant dans les égouts d'une installation de traitement des eaux usées) à partir des seules données de la SEU (45–49).

Méthodes d'analyse innovantes

Intelligence artificielle

L'IA, qui comprend le TLN, l'apprentissage automatique et l'apprentissage profond, peut intégrer, traiter et interpréter de multiples sources d'information de manière plus efficace et plus cohérente que les humains (50). L'augmentation récente de l'utilisation des technologies basées sur l'IA qui peuvent traiter



des données textuelles non structurées a permis d'exploiter plus efficacement de nouvelles sources de données, y compris celles qui ont été examinées dans les sections précédentes (7). L'IA a un potentiel énorme pour améliorer la SSP, car elle est capable de traiter de grandes quantités de données pour identifier les anomalies qui peuvent constituer une menace pour la santé publique (7), mais il s'agit encore d'un domaine émergent qui nécessite davantage d'évaluations dans le monde réel. Certaines des innovations publiées sur l'utilisation de l'IA dans le cadre de la SSP sont encore le fruit de collaborations universitaires. L'une de ces études, réalisée par l'école de médecine de Yale a utilisé le TLN, qui applique des méthodes d'IA à l'interprétation du langage humain, pour assurer un suivi en temps réel de la santé de la population en identifiant les symptômes mentionnés sur les plateformes de médias sociaux (51).

L'apprentissage automatique identifie des modèles complexes dans les données à des fins de classification et de prédiction (50). À New York City (NYC), l'apprentissage automatique, associé au TLN, a été testé pour améliorer la « surveillance pré-syndromique », qui vise à identifier les menaces rares ou inédites pour la santé à partir d'informations cliniques (52). Dans cette étude, l'analyse sémantique multidimensionnelle (MUSES) est une méthode basée sur l'apprentissage automatique et le TLN qui a été conçu pour améliorer la détection précoce des maladies en éliminant le besoin de définitions de cas prédéfinies et en regroupant automatiquement les informations par petites zones géographiques ou démographiques. MUSES a été appliqué à des données historiques de plaintes en texte libre provenant des services d'urgence de la ville de New York et a permis d'identifier davantage d'événements présentant un intérêt pour la santé publique et un taux de faux positifs plus faible que les approches actuellement utilisées par le département de la santé et de l'hygiène mentale de la ville de New York (52). La SSP basée sur le TLN a également été testée pour améliorer la rapidité de la déclaration de la mortalité par surdose en éliminant le besoin de codage manuel des certificats de décès en texte libre (53). Les exemples ci-dessus montrent le potentiel de l'IA dans la SSP, mais le nombre de méthodes d'IA mises en œuvre dans la SSP n'est pas clair. Une application concrète du Department of Veterans Affairs aux États-Unis a permis d'adapter avec succès une méthode de SSP basée sur le TLN au début de la pandémie de COVID-19 pour surveiller les antécédents de voyage dans les dossiers cliniques en vue d'un suivi de santé publique (54).

L'apprentissage en profondeur est un type spécialisé d'apprentissage automatique qui incorpore des réseaux neuronaux sophistiqués prenant en charge la classification à partir de grandes quantités de texte et conçus pour fonctionner d'une manière semblable au cerveau humain. Elle est de plus en plus utilisée pour soutenir la surveillance des maladies (7,55). Les Centres pour le contrôle et la prévention des maladies (CDC) ont testé des réseaux neuronaux et ont constaté que l'apprentissage

profond peut interpréter les dossiers médicaux pour prédire avec précision la plainte principale, et potentiellement améliorer la rapidité et la précision des informations disponibles pour la surveillance syndromique (56). L'apprentissage profond a également été appliqué aux systèmes de surveillance basés sur l'Internet pour soutenir l'alerte précoce, la connaissance de la situation et la prévision immédiate des maladies infectieuses. Par exemple, Sentinel, un système de surveillance américain, utilise l'apprentissage profond pour identifier et classer les messages des médias sociaux liés à la santé, les médias d'information et les données des CDC afin de détecter d'éventuelles éclosions et de fournir une connaissance de la situation (55).

L'utilisation de l'IA pour soutenir la SSP est un domaine nouveau et émergent dont la mise en œuvre dans les systèmes de santé publique existants doit encore faire l'objet d'une évaluation. Les algorithmes et les modèles d'apprentissage automatique construits à partir d'ensembles de données inexacts, incomplets ou non représentatifs peuvent à la fois limiter la précision des méthodes basées sur l'IA et biaiser les résultats en fonction de la race, du sexe ou d'autres caractéristiques (50,57). Il est important de veiller à la transparence de la construction des modèles d'IA afin que les résultats soient explicables, et que les personnes qui interprètent les résultats des analyses d'IA soient suffisamment qualifiées en matière de SSP et puissent faire preuve d'un jugement approprié. Il est également important que les professionnels de la santé publique comprennent les méthodes d'IA, leurs applications et leurs risques avant de les appliquer à la pratique de la santé publique (57).

Prévision immédiate

La prévision immédiate utilise des données de surveillance récentes pour modéliser la situation actuelle (e.g., le nombre de cas) lorsque les données en temps réel ne sont pas disponibles (58). Dans une étude, la prévision immédiate utilisant une approche bayésienne a permis d'estimer avec précision les taux de COVID-19 afin d'informer l'allocation des ressources dans la ville de New York, ce qui a permis de surmonter les retards entre le dépistage et la déclaration (59). Les progrès de la prévision immédiate ont également été adoptés dans les systèmes de surveillance « Une seule santé » afin de combler les lacunes en matière de données et d'anticiper les épidémies de zoonoses. Par exemple, l'Institut norvégien de santé publique a appliqué avec succès les principes de prévision immédiate pour répondre à des épidémies de maladies gastro-intestinales en utilisant des données d'analyse de *Campylobacter* provenant d'élevages de volailles et des données météorologiques (60). Si les prévisions immédiates peuvent être utiles pour estimer la situation actuelle lors d'urgences de santé publique à évolution rapide, elles sont limitées par la qualité des données et la clarté des interprétations fournies aux décideurs (59,61).



Discussion

Cette étude a exploré les innovations en matière de SSP au cours de la dernière décennie et, dans la mesure du possible, a décrit des exemples de leurs applications aux programmes de SSP. Parmi les exemples d'utilisation de ces nouvelles sources pour soutenir la SSP, on peut citer la fourniture d'informations nouvelles qui améliorent l'estimation des maladies, la promotion de l'alerte précoce et l'identification des menaces potentielles pour la santé, et la production de nouvelles informations pour l'action de santé publique.

Malgré ces possibilités, l'intégration des innovations en matière de SSP dans la pratique se heurte à des difficultés considérables. Au fur et à mesure que de nouvelles sources de données et de nouvelles méthodes sont ajoutées à la boîte à outils du SSP, leurs risques et leurs avantages doivent être pris en compte dans le but d'améliorer la santé globale de la population. La plupart des domaines explorés dans cet article manquent de maturité scientifique et, dans de nombreux cas, sont si nouveaux qu'il n'existe pas encore de méthodes normalisées et de bonnes pratiques permettant de faire progresser ces domaines de manière fiable et responsable (49,50,57). Bon nombre des nouvelles méthodes identifiées dans le présent document ont été testées dans des environnements universitaires sans stratégie claire de mise en œuvre dans la vie réelle (51,55). Ces interventions doivent faire l'objet d'évaluations plus poussées dans des contextes réels, afin de déterminer leur utilité pour l'amélioration de la SSP et leurs implications pour l'action de santé publique. Ces évaluations pourraient être utilisées pour élaborer et diffuser des orientations et des approches normalisées afin d'aider les organismes de santé publique à mettre en œuvre de nouvelles méthodes.

L'utilisation des technologies numériques et de l'IA dans la SSP pose également des défis en matière de confidentialité et de sécurité, de gouvernance des données et de considérations éthiques. Par exemple, il est nécessaire de trouver un équilibre entre les avantages de disposer de grandes quantités d'informations granulaires à des fins d'analyse et la nécessité de veiller à ce que les personnes ne puissent pas être (ré)identifiées. Cela est particulièrement vrai pour les méthodes d'IA, étant donné la grande quantité d'informations qui est généralement nécessaire pour former le modèle (54,57,62,63). Dans le cas des données numériques, qui peuvent être accessibles au public, mais dont l'utilisation à des fins de surveillance n'a pas été autorisée, il n'est pas clair comment/si le consentement éclairé peut ou doit être obtenu. Il convient de veiller tout particulièrement à ce que les données soient rendues anonymes et à ce que les informations confidentielles ne soient pas révélées (63). La protection des données numériques et la transparence sur la manière dont les données sont acquises, stockées et utilisées sont essentielles pour maintenir la confiance du public et assurer la durabilité de ces systèmes (57,64), et des progrès vers la gouvernance des données numériques sont donc nécessaires

pour rendre ces sources de données pleinement opérationnelles. Des cadres éthiques pour l'utilisation de l'IA et des données des médias sociaux dans la recherche (63), et des lignes directrices pour l'utilisation de l'IA de manière plus générale (65–67) ont été élaborés pour soutenir une conduite responsable et la protection des personnes auprès desquelles des données sont collectées.

L'équité en matière de santé est un élément important à prendre en compte lors de la mise en œuvre de nouvelles méthodes de surveillance. Cette vue d'ensemble a permis d'identifier plusieurs exemples d'approches qui pourraient être utilisées pour soutenir l'équité en matière de santé, car elles incluent des populations qui peuvent être oubliées dans la surveillance traditionnelle. Cependant, un article de synthèse récent a noté qu'il n'y avait pas d'études spécifiquement axées sur les populations vulnérables dans l'utilisation de la surveillance numérique de la santé publique, et qu'un travail important est donc nécessaire pour explorer les implications de son utilisation sur l'équité en matière de santé (17). En outre, des travaux plus importants sont nécessaires pour explorer, identifier et traiter les biais dans les algorithmes d'IA et dans les données utilisées pour former les algorithmes d'IA, afin de s'assurer que ces méthodes ne perpétuent pas des résultats nuisibles en conséquence d'entrées biaisées (57).

Limites

Il convient de noter les limites de cette vue d'ensemble. Cet article avait pour but de donner un aperçu des innovations récentes en matière de SSP et d'explorer des exemples d'application dans le monde réel. Il ne s'agit donc pas d'une liste exhaustive et il ne peut fournir une évaluation détaillée de l'efficacité de ces innovations. L'article se concentre uniquement sur la littérature évaluée par les pairs et peut donc avoir omis des articles provenant de milieux de santé publique appliqués et publiés sous forme de littérature grise. L'utilisation de la littérature évaluée par les pairs peut également avoir produit un biais de publication positif, les études faisant état de résultats négatifs ou de conséquences involontaires étant potentiellement sous-représentées. Il s'agit d'une considération importante étant donné que les sources de données non traditionnelles peuvent également être une source de désinformation en matière de santé publique (68) et qu'elles doivent donc faire l'objet d'un examen et d'une évaluation minutieuse avant d'être utilisées.

Conclusion

Les nouvelles données et méthodes de SSP ont le potentiel d'améliorer la quantité, la précision, l'exhaustivité, l'actualité et l'accessibilité des informations disponibles pour les interventions de santé publique; cependant, la base de données probantes pour soutenir leur utilité dans le monde réel, par opposition aux milieux universitaires, semble faire défaut. D'importants obstacles empêchent la mise en œuvre de nouvelles données et méthodes dans la SSP, qu'il s'agisse de l'équité en matière de santé, de la protection de la vie privée, des préoccupations éthiques, de la formation ou de la disponibilité des données



et des technologies. L'amélioration des mécanismes de gouvernance des données, l'élaboration de politiques claires pour l'utilisation éthique des technologies de l'IA dans la SSP et la formation du personnel de santé publique à l'utilisation responsable des technologies innovantes sont les prochaines étapes importantes vers une plus grande utilisation des nouvelles méthodes et sources de données.

Déclaration des auteurs

H. R. — Analyse formelle, analyse des données, rédaction–version originale, révision et édition

S. S. — Analyse formelle, analyse des données, rédaction–version originale, révision et édition

C. Z. — Analyse formelle, analyse des données, rédaction–version originale

L. F. — Direction scientifique, supervision, rédaction–révision

D. P. — Direction scientifique, supervision, rédaction–révision

D. B. — Direction scientifique, supervision, rédaction–révision

H. R. et S. S. ont contribué à parts égales et sont considérés comme des co-auteurs principaux. Tous les auteurs ont lu et approuvé le manuscrit définitif.

Intérêts concurrents

Aucun.

Remerciements

Nous remercions nos collègues du Laboratoire national de microbiologie et du Réseau mondial d'information en santé publique de l'Agence de la santé publique du Canada pour leur examen du sujet. Nous remercions également la bibliothèque de la santé du Réseau des bibliothèques scientifiques fédérales pour l'aide qu'elle nous a apportée dans notre recherche documentaire.

Financement

Ce travail a été soutenu par l'Agence de la santé publique du Canada.

Références

- Centers for Disease Control and Prevention. Introduction to Public Health Surveillance. [Consulté le 9 janv. 2024]. <https://www.cdc.gov/training/publichealth101/surveillance.html>
- Nsubuga P, White ME, Thacker SB, Anderson MA, Blount SB, Broome CV, Chiller TM, Espitia V, Imtiaz R, Sosin D, Stroup DF, Tauxe RV, Vijayaraghavan M, Trostle M. Public Health Surveillance: A Tool for Targeting and Monitoring Interventions. *Dis Control Priorities Dev Ctries*. 2006. [Consulté le 9 janv. 2024]. <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/books/NBK11770/>
- Agence de la santé publique du Canada. Surveillance. Ottawa, ON : ASPC; 2024. [Consulté le 9 janv. 2024]. <https://www.canada.ca/fr/sante-publique/services/pratique-sante-publique/surveillance.html>
- Sahu KS, Majowicz SE, Dubin JA, Morita PP. NextGen Public Health Surveillance and the Internet of Things (IoT). *Front Public Health* 2021;9:756675. DOI PubMed
- Lavigne M, Mussa F, Creatore MI, Hoffman SJ, Buckeridge DL. A population health perspective on artificial intelligence. *Healthc Manage Forum* 2019;32(4):173–7. DOI PubMed
- Morgenstern JD, Rosella LC, Daley MJ, Goel V, Schünemann HJ, Piggott T. “AI’s gonna have an impact on everything in society, so it has to have an impact on public health”: a fundamental qualitative descriptive study of the implications of artificial intelligence for public health. *BMC Public Health* 2021;21(1):40. DOI PubMed
- Zeng D, Cao Z, Neill DB. Artificial intelligence–enabled public health surveillance—from local detection to global epidemic monitoring and control. In: *Artificial Intelligence in Medicine: Technical Basis and Clinical Applications*. Elsevier Applied Science 2020;437–53. DOI PubMed
- Francombe J, Ali GC, Gloinson ER, Feijao C, Morley KI, Gunashekar S, de Carvalho Gomes H. Assessing the Implementation of Digital Innovations in Response to the COVID-19 Pandemic to Address Key Public Health Functions: Scoping Review of Academic and Nonacademic Literature. *JMIR Public Health Surveill* 2022;8(7):e34605. DOI PubMed
- Aiello AE, Renson A, Zivich PN. Social media- and internet-based disease surveillance for public health. *Annual Rev Public Health* 2020;41:101–18. DOI PubMed
- Pilipiec P, Samsten I, Bota A. Surveillance of communicable diseases using social media: A systematic review. *PLoS One* 2023;18(2):e0282101. DOI PubMed
- Johnson AK, Bhaumik R, Tabidze I, Mehta SD. Nowcasting Sexually Transmitted Infections in Chicago: Predictive Modeling and Evaluation Study Using Google Trends. *JMIR Public Health Surveill* 2020;6(4):e20588. DOI PubMed



12. Sadilek A, Caty S, DiPrete L, Mansour R, Schenk T, Bergtholdt M, Adam Jha A, Ramaswami P, Gabrilovich E. Machine-learned epidemiology: real-time detection of foodborne illness at scale. *npj Digit Med* 2018;1(1). [DOI](#)
13. Keller R, Spanu A, Puhan MA, Flahault A, Lovis C, Mütsch M, Beau-Lejdstrom R. Social media and internet search data to inform drug utilization: A systematic scoping review. *Front Digit Health* 2023;5:1074961. [DOI PubMed](#)
14. Hartnett KP, Kite-Powell A, Patel MT, Haag BL, Sheppard MJ, Dias TP, King BA, Melstrom PC, Ritchey MD, Stein Z, Idaikkadar N, Vivolo-Kantor AM, Rose DA, Briss PA, Layden JE, Rodgers L, Adjemian J. Syndromic Surveillance for E-Cigarette, or Vaping, Product Use-Associated Lung Injury. *N Engl J Med* 2020;382(8):766–72. [DOI PubMed](#)
15. Stolerman LM, Clemente L, Poirier C, Parag KV, Majumder A, Masyn S, Resch B, Santillana M. Using digital traces to build prospective and real-time county-level early warning systems to anticipate COVID-19 outbreaks in the United States. *Sci Adv* 2023;18:9(3):eabq0199. [DOI](#)
16. Espinosa L, Wijermans A, Orchard F, Höhle M, Czernichow T, Coletti P, Hermans L, Faes C, Kissling E, Mollet T. Epi tweeter: Early warning of public health threats using Twitter data. *Euro Surveill* 2022;27(39):2200177. [DOI](#)
17. Shakeri Hossein Abad Z, Kline A, Sultana M, Noaen M, Nurmambetova E, Lucini F, Al-Jefri M, Lee J. Digital public health surveillance: a systematic scoping review. *NPJ Digit Med* 2021;4(1):41. [DOI PubMed](#)
18. Yang S, Santillana M, Brownstein JS, Gray J, Richardson S, Kou SC. Using electronic health records and Internet search information for accurate influenza forecasting. *BMC Infect Dis* 2017;17(1):332. [DOI PubMed](#)
19. Lee L, Desroches M, Mukhi S, Bancej C. ActionGrippe : évaluation d'une application de surveillance du syndrome d'allure grippale à externalisation ouverte pour les saisons grippales canadiennes 2015–2016 à 2018–2019. *Relevé des maladies transmissibles au Canada* 2021;47(9):393–400. [DOI](#)
20. Kim AE, Brandstetter E, Wilcox N, Heimonen J, Graham C, Han PD, Starita LM, McCulloch DJ, Casto AM, Nickerson DA, Van de Loo MM, Mooney J, Ilcisin M, Fay KA, Lee J, Sibley TR, Lyon V, Geyer RE, Thompson M, Lutz BR, Rieder MJ, Bedford T, Boeckh M, Englund JA, Chu HY. Evaluating Specimen Quality and Results from a Community-Wide, Home-Based Respiratory Surveillance Study. *J Clin Microbiol* 2021;20;59(5):e02934-20. [DOI](#)
21. Astley CM, Tuli G, Mc Cord KA, Cohn EL, Rader B, Varrelman TJ, Chiu SL, Deng X, Stewart K, Farag TH, Barkume KM, LaRocca S, Morris KA, Kreuter F, Brownstein JS. Global monitoring of the impact of the COVID-19 pandemic through online surveys sampled from the Facebook user base. *Proc Natl Acad Sci USA* 2021;118(51):e2111455118. [DOI PubMed](#)
22. Mitze T, Rode J. Early-stage spatial disease surveillance of novel SARS-CoV-2 variants of concern in Germany with crowdsourced data. *Sci Rep* 2022;12(1):899. [DOI PubMed](#)
23. Relevé des maladies transmissibles au Canada. Actualités sur les maladies infectieuses : Fonds du programme de maladies infectieuses et de changements climatiques. *Relevé des maladies transmissibles au Canada* 2020;46(7/8):283. <https://www.canada.ca/fr/sante-publique/services/rapports-publications/releve-maladies-transmissibles-canada-rmtc/numero-mensuel/2020-46/numero-7-8-2-juillet-2020/actualites-maladies-infectieuses.html>
24. Cull B. Monitoring Trends in Distribution and Seasonality of Medically Important Ticks in North America Using Online Crowdsourced Records from iNaturalist. *Insects* 2022;13(5):404. [DOI PubMed](#)
25. Eritja R, Delacour-Estrella S, Ruiz-Arrondo I, González MA, Barceló C, García-Pérez AL, Lucientes J, Miranda MÁ, Bartumeus F. At the tip of an iceberg: citizen science and active surveillance collaborating to broaden the known distribution of *Aedes japonicus* in Spain. *Parasit Vectors* 2021;14(1):375. [DOI PubMed](#)
26. Pataki BA, Garriga J, Eritja R, Palmer JR, Bartumeus F, Csabai I. Deep learning identification for citizen science surveillance of tiger mosquitoes. *Sci Rep* 2021;11(1):4718. [DOI PubMed](#)
27. Hart CE, Bhaskar JR, Reynolds E, Hermance M, Earl M, Mahoney M, Martinez A, Petzlova I, Esterly AT, Thangamani S. Community engaged tick surveillance and tickMAP as a public health tool to track the emergence of ticks and tick-borne diseases in New York. *PLOS Glob Public Health* 2022;2(6):e0000215. [DOI](#)
28. Runkle JD, Sugg MM, Graham G, Hodge B, March T, Mullendore J, Tove F, Salyers M, Valeika S, Vaughan E. Participatory COVID-19 Surveillance Tool in Rural Appalachia : Real-Time Disease Monitoring and Regional Response. *Public Health Rep* 2021;136(3):327–37. [DOI PubMed](#)



29. Desroches M, Lee L, Mukhi S, Bancej C. Représentativité du programme participatif de surveillance des maladies ActionGrippe, 2015–2016 à 2018–2019 : comment les participants se comparent-ils à la population canadienne? Relevé des maladies transmissibles au Canada 2021;47(9):401–9. [DOI](#)
30. Huang X, Lu J, Gao S, Wang S, Liu Z, Wei H. Staying at Home Is a Privilege: Evidence from Fine-Grained Mobile Phone Location Data in the United States during the COVID-19 Pandemic. *Ann Am Assoc Geogr* 2022;112(1):286–305. [DOI](#)
31. Jay J, Bor J, Nsoesie EO, Lipson SK, Jones DK, Galea S, Raifman J. Neighbourhood income and physical distancing during the COVID-19 pandemic in the United States. *Nat Hum Behav* 2020;4(12):1294–302. [DOI PubMed](#)
32. Cheong SH, Ng YJ, Lau Y, Lau ST. Wearable technology for early detection of COVID-19: A systematic scoping review. *Prev Med* 2022;162:107170. [DOI PubMed](#)
33. Radin JM, Wineinger NE, Topol EJ, Steinhubl SR. Harnessing wearable device data to improve state-level real-time surveillance of influenza-like illness in the USA: a population-based study. *Lancet Digit Health* 2020;2(2):e85–93. [DOI PubMed](#)
34. Al Hossain F, Lover AA, Corey GA, Reich NG, Rahman T. FluSense: A contactless syndromic surveillance platform for influenza-like illness in hospital waiting areas. *Proc ACM Interact Mob Wearable Ubiquitous Technol* 2020;4(1):1. [DOI](#)
35. Wirth FN, Johns M, Meurers T, Prasser F. Citizen-centered mobile health apps collecting individual-level spatial data for infectious disease management: Scoping review. *JMIR Mhealth Uhealth* 2020;8(11):e22594. [DOI PubMed](#)
36. Vannice K, Hood J, Yarid N, Kay M, Harruff R, Duchin J. Accuracy of Medical Examiner's Assessment for Near-Real-Time Surveillance of Fatal Drug Overdoses, King County, Washington, March 2017–February 2018. *Public Health Rep* 2022;137(3):463–70. [DOI PubMed](#)
37. Kilaru P, Hill D, Anderson K, Collins MB, Green H, Kmush BL, Larsen DA. Wastewater Surveillance for Infectious Disease: A Systematic Review. *Am J Epidemiol* 2023;192(2):305–22. [DOI PubMed](#)
38. Wu F, Xiao A, Zhang J, Moniz K, Endo N, Armas F, Bonneau R, Brown MA, Bushman M, Chai PR, Duvall C, Erickson TB, Foppe K, Ghaeli N, Gu X, Hanage WP, Huang KH, Lee WL, Matus M, McElroy KA, Nagler J, Rhode SF, Santillana M, Tucker JA, Wuertz S, Zhao S, Thompson J, Alm EJ. SARS-CoV-2 RNA concentrations in wastewater foreshadow dynamics and clinical presentation of new COVID-19 cases. *Sci Total Environ* 2022;805:150121. [DOI PubMed](#)
39. Cheng L, Dhiyebi HA, Varia M, Atanas K, Srikanthan N, Hayat S, Ikert H, Fuzzen M, Sing-Judge C, Badlani Y, Zeeb E, Bragg LM, Delatolla R, Giesy JP, Gilliland E, Servos MR. Omicron COVID-19 Case Estimates Based on Previous SARS-CoV-2 Wastewater Load, Regional Municipality of Peel, Ontario, Canada. *Emerg Infect Dis* 2023;29(8):1580–8. [DOI PubMed](#)
40. Morvan M, Jacomo AL, Souque C, Wade MJ, Hoffmann T, Pouwels K, Lilley C, Singer AC, Porter J, Evens NP, Walker DI, Bunce JT, Engeli A, Grimsley J, O'Reilly KM, Danon L. An analysis of 45 large-scale wastewater sites in England to estimate SARS-CoV-2 community prevalence. *Nat Commun* 2022;13(1):4313. [DOI PubMed](#)
41. Peccia J, Zulli A, Brackney DE, Grubaugh ND, Kaplan EH, Casanovas-Massana A, Ko AI, Malik AA, Wang D, Wang M, Warren JL, Weinberger DM, Arnold W, Omer SB. Measurement of SARS-CoV-2 RNA in wastewater tracks community infection dynamics. *Nat Biotechnol* 2020;38(10):1164–7. [DOI PubMed](#)
42. Rousis NI, Li Z, Bade R, McLachlan MS, Mueller JF, O'Brien JW, Samanipour S, Tschärke BJ, Thomaidis NS, Thomas KV. Socioeconomic status and public health in Australia: A wastewater-based study. *Environ Int* 2022;167:107436. [DOI PubMed](#)
43. Kanneganti D, Reinersman LE, Holm RH, Smith T. Estimating sewage flow rate in Jefferson County, Kentucky, using machine learning for wastewater-based epidemiology applications. *Water Supply* 2022;22(12):8434–9. [DOI](#)
44. Xiao A, Wu F, Bushman M, Zhang J, Imkaev M, Chai PR, Duvall C, Endo N, Erickson TB, Armas F, Arnold B, Chen H, Chandra F, Ghaeli N, Gu X, Hanage WP, Lee WL, Matus M, McElroy KA, Moniz K, Rhode SF, Thompson J, Alm EJ. Metrics to relate COVID-19 wastewater data to clinical testing dynamics. *Water Res* 2022;212:118070. [DOI PubMed](#)
45. Zhao L, Zou Y, David RE, Withington S, McFarlane S, Faust RA, Norton J, Xagoraki I. Simple methods for early warnings of COVID-19 surges: lessons learned from 21 months of wastewater and clinical data collection in Detroit, Michigan, United States. *Sci Total Environ* 2023;864:161152. [DOI PubMed](#)



46. Kotlarz N, Holcomb DA, Tanvir Pasha AB, Reckling S, Kays J, Lai YC, Daly S, Palani S, Bailey E, Guidry VT, Christensen A, Berkowitz S, Hoppin JA, Mitasova H, Engel LS, Reyes FL 3rd, Harris A. Timing and Trends for Municipal Wastewater, Lab-Confirmed Case, and Syndromic Case Surveillance of COVID-19 in Raleigh, North Carolina. *Am J Public Health* 2023;113(1):79–88. [DOI PubMed](#)
47. Löve AS, Ásgrímsson V, Ólafsdóttir K. Illicit drug use in Reykjavik by wastewater-based epidemiology. *Sci Total Environ* 2022;803:149795. [DOI PubMed](#)
48. Keshaviah A, Hu XC, Henry M. Developing a Flexible National Wastewater Surveillance System for COVID-19 and Beyond. *Environ Health Perspect* 2021;129(4):45002. [DOI PubMed](#)
49. National Academies of Sciences Engineering and Medicine. Wastewater-based Disease Surveillance for Public Health Action. Washington, DC: The National Academies Press; 2023. <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/books/NBK591714/>
50. Scardoni A, Balzarini F, Signorelli C, Cabitza F, Odone A. Artificial intelligence-based tools to control healthcare associated infections: A systematic review of the literature. *J Infect Public Health* 2020;13(8):1061–77. [DOI](#)
51. Ding Q, Massey D, Huang C, Grady CB, Lu Y, Cohen A, Matzner P, Mahajan S, Caraballo C, Kumar N, Xue Y, Dreyer R, Roy B, Krumholz HM. Tracking Self-reported Symptoms and Medical Conditions on Social Media During the COVID-19 Pandemic: infodemiological Study. *JMIR Public Health Surveill* 2021;7(9):e29413. [DOI PubMed](#)
52. Nobles M, Lall R, Mathes RW, Neill DB. Presyndromic surveillance for improved detection of emerging public health threats. *Sci Adv* 2022;8(44):eabm4920. [DOI PubMed](#)
53. Ward PJ, Rock PJ, Slavova S, Young AM, Bunn TL, Kavuluru R. Enhancing timeliness of drug overdose mortality surveillance: A machine learning approach. *PLoS One* 2019;14(10):e0223318. [DOI](#)
54. Peterson KS, Lewis J, Patterson OV, Chapman AB, Denhalter DW, Lye PA, Stevens VW, Gamage SD, Roselle GA, Wallace KS, Jones M. Automated Travel History Extraction From Clinical Notes for Informing the Detection of Emergent Infectious Disease Events: Algorithm Development and Validation. *JMIR Public Health Surveill* 2021;7(3):e26719. [DOI PubMed](#)
55. Şerban O, Thapen N, Maginnis B, Hankin C, Foot V. Real-time processing of social media with SENTINEL: A syndromic surveillance system incorporating deep learning for health classification. *Inf Process Manage* 2019;56(3):1166–84. [DOI](#)
56. Lee SH, Levin D, Finley PD, Heilig CM. Chief complaint classification with recurrent neural networks. *J Biomed Inform* 2019;93:103158. [DOI PubMed](#)
57. Murphy K, Di Ruggiero E, Upshur R, Willison DJ, Malhotra N, Cai JC, Malhotra N, Lui V, Gibson J. Artificial intelligence for good health: a scoping review of the ethics literature. *BMC Med Ethics* 2021;22(1):14. [DOI](#)
58. Wu JT, Leung K, Lam TT, Ni MY, Wong CK, Peiris JS, Leung GM. Nowcasting epidemics of novel pathogens: lessons from COVID-19. *Nat Med* 2021;27(3):388–95. [DOI PubMed](#)
59. Greene SK, McGough SF, Culp GM, Graf LE, Lipsitch M, Menzies NA, Kahn R. Nowcasting for Real-Time COVID-19 Tracking in New York City: An Evaluation Using Reportable Disease Data From Early in the Pandemic. *JMIR Public Health Surveill* 2021;7(1):e25538. [DOI PubMed](#)
60. Swanson D, Koren C, Hopp P, Jonsson ME, Rø GI, White RA, Grøneng GM. A One Health real-time surveillance system for nowcasting *Campylobacter* gastrointestinal illness outbreaks, Norway, week 30 2010 to week 11 2022. *Euro Surveill* 2022;27(43):2101121. [PubMed](#)
61. Charniga K, Madewell ZJ, Masters NB, Asher J, Nakazawa Y, Spicknall IH. Nowcasting and Forecasting the 2022 U.S. Mpox Outbreak: Support for Public Health Decision Making and Lessons Learned. *medRxiv*. 2023. [DOI](#)
62. Thorpe LE, Chunara R, Roberts T, Pantaleo N, Irvine C, Conderino S, Li Y, Hsieh PY, Gourevitch MN, Levine S, Ofrane R, Spoer B. Building Public Health Surveillance 3.0: Emerging Timely Measures of Physical, Economic, and Social Environmental Conditions Affecting Health. *Am J Public Health* 2022;112(10):1436–45. [DOI](#)
63. Gilbert JP, Ng V, Niu J, Rees EE. Un appel à un cadre éthique lors de l'utilisation des données des médias sociaux pour des applications d'intelligence artificielle dans la recherche en santé publique. *Relevé des maladies transmissibles au Canada* 2020;46(6):191–6. [DOI](#)
64. Smolinski MS, Crawley AW, Baltrusaitis K, Chunara R, Olsen JM, Wójcik O, Santillana M, Nguyen A, Brownstein JS. Flu near you: crowdsourced symptom reporting spanning 2 influenza seasons. *Am J Public Health* 2015;105(10):2124–30. [DOI PubMed](#)
65. Bosa K. Statistique Canada. Utilisation responsable de l'apprentissage automatique à Statistique Canada. Ottawa, ON : StatCan; 2022. [Consulté le 23 août 2024]. <https://www.statcan.gc.ca/fr/science-donnees/reseau/apprentissage-automatique>



66. Gouvernement du Canada. Directive sur la prise de décisions automatisée. Ottawa, ON : Gouvernement du Canada; 2023. [Consulté le 23 août 2024]. <https://www.tbs-sct.canada.ca/pol/doc-fra.aspx?id=32592>

68. Knudsen J, Perlman-Gabel M, Uccelli IG, Jeavons J, Chokshi DA. Combating Misinformation as a Core Function of Public Health. *NEJM Catal* 2023;4(2). DOI PubMed

67. World Health Organization. Ethics and governance of artificial intelligence for health. Geneva, CH: WHO; 2021. <https://www.who.int/publications/i/item/9789240029200>

Recevez le **RMTC** dans votre boîte courriel

- Connaître les tendances
- Recevoir les directives en matière de dépistage
- Être à l'affût des nouveaux vaccins
- Apprendre sur les infections émergentes
- Recevoir la table des matières directement dans votre boîte courriel

ABONNEZ-VOUS AUJOURD'HUI

Recherche web : RMTC+abonnez-vous

