Outils de recherche en sciences sociales numérique

CLESSN

2023-08-05

Table of contents

Avant-propos

Ceci est un exemple de citation Adcock and Collier (2001) .

Introduction

1 Trois défis pour une contribution aux sciences sociales numériques

Ce premier chapitre n'est sans doute pas le plus excitant. Il ne comprend ni graphique ni exercice. Il s'ancre dans la réflexion théorique plutôt que dans la pratique méthodologique. Habituellement, c'est la partie que l'on ignore, celle que l'on saute pour passer aux « choses sérieuses ». Amateur de « choses sérieuses »? Bonne nouvelle! Cet ouvrage en est rempli. Tout comme la carrière qui s'offre à vous si vous choisissez de poursuivre dans l'étude des sciences sociales numériques.

En 2020, le monde est numérique, et rien ne semble présager un inversement de la tendance. Au contraire, celle-ci risque plutôt de s'accélérer. La pandémie de la COVID-19 a offert quelques-uns des meilleurs exemples de cette tendance: télétravail généralisé, école numérique, livraison en ligne, mobilisation via les réseaux sociaux, intelligences artificielles pour le dépistage de fausses nouvelles et application mobile pour tracer les déplacements et freiner les pandémies. L'avenir est au numérique. Pour les jeunes chercheurs en sciences sociales, cela équivaut à une montagne de «choses sérieuses».

Dans ce contexte, il ne fait aucun doute que votre carrière sera passionnante. Si vous n'en êtes pas déjà convaincu, ce livre vous fournira une panoplie d'exemples de vos nombreuses possibilités. De l'analyse textuelle dans les médias aux sondages en ligne de milliers d'individus, en passant par l'extraction de données massives des sites web ou à l'analyse de larges réseaux de communication, vous trouverez assurément des défis à la hauteur de vos aspirations.

Devant ce déluge de données numériques, le jeune chercheur peut avoir l'impression qu'il est possible, voire permis de tout faire. Entendons-nous bien: c'est presque le cas. Tous les jours, vous aurez des idées de projets plus invraisemblables les unes que les autres. Avec vos nouveaux outils, plusieurs de ces idées n'auront aucun problème à se réaliser. Le véritable problème surviendra peut-être le jour où sera négligée la réflexion théorique. La réflexion au cœur même de ce chapitre. Rappelez-vous: c'est ce chapitre que vous avez considéré sauter, au départ!

En fait, il serait surprenant que vous ne soyez pas happés, très tôt dans vos études, à des limites fondamentales à votre travail. Dans cet ouvrage, nous les appelleront « défis ». Nous ne parlons pas ici de données manquantes ou d'accès restreints à l'information. Il s'agit de défis beaucoup plus élémentaires. Ils se comptent au nombre de trois et sont à la base de toute réflexion préalable à la recherche en science sociales numériques. Ils sont:

1. Le défi technique;
2. Le défi théorique;
3. Le défi éthique.

Sachez une chose: ces défis sont présents dans toutes les grandes branches de la science, c'est-à-dire lors de la recherche, lors de la diffusion des résultats et lors de l'enseignement. Que vous comptiez opérer dans l'une, dans l'autre ou dans toutes ces branches, une bonne compréhension des trois défis permettra de limiter les risques d'impair, mais surtout d'élargir l'univers de vos possibles.

1.1 Défi #1: l'inévitable défi technique.

Le premier défi est technique, lié à l'extraction et à l'analyse des données numériques. Il nécessite l'apprentissage et le développement des méthodologies. Avec R dans sa poche, ce défi est hautement simplifié. R

permet de penser autrement les possibilités de recherche, et de travailler avec des outils tels que *Shiny*, pour la création instantanée d'applications web interactives ou *Mechanical Turk*, pour la mise en ligne de micro-tâches (*crowdsourcing*) à réaliser à faible coût par des volontaires. R facilite également la réalisation de revues de la portée de la littérature (*scoping review*), une technique permettant de cartographier la littérature scientifique dans un champ donné.

Les données massives nous entourent. Que ce soit au travers de milliers de sondages croisés, via les médias sociaux ou à l'intérieur des archives gouvernementales en ligne, il est plus facile que jamais de rassembler de grandes quantités d'information. Le défi demeure toutefois complexe lorsque vient le temps d'extraire et d'analyser ces données afin de contribuer à la connaissance scientifique.

Déjà, cet ouvrage offre une base solide sur laquelle développer vos méthodes. Celles-ci sont de plus en plus simples à apprendre et à appliquer, notamment grâce aux réseaux de collaboration en ligne. Aujourd'hui, une question peut rapidement être répondue après une recherche sur Google. *Stack Overflow* est un site Web dédié à l'entraide entre programmeurs. Vous le trouverez hautement utile.

Si les méthodologies sont plus nombreuses, efficaces et simples que jamais, beaucoup restent encore à faire pour permettre la transparence et l'accessibilité des données publiques, la collaboration entre chercheurs et l'optimisation des outils d'extractions de données. Le cœur du défi technique réside dans l'amélioration des outils utiles et nécessaires aux chercheurs.

En effet, après l'apprentissage des méthodes disponibles à l'heure actuelle, vous pourrez rapidement contribuer à leur optimisation. La beauté d'un logiciel libre comme R est qu'il vous est possible de développer de nouvelles méthodes pour faciliter la recherche, pour ensuite partager ces trouvailles avec le monde entier. Sur R, vous pourrez construire des fonctions qui accéléreront votre travail. Le développement de quatre ou cinq fonctions

pourrait ensuite faire l'objet d'un tout nouveau « package », que vous partagerez en ligne à vos pairs scientifiques.

Tous les jours, de nouveaux packages R sont développés et mis en ligne. Des dizaines existent simplement pour réaliser de l'analyse textuelle automatisée, une méthodologie qui permet l'étude quantitative de large corpus de textes. Plusieurs de ces packages, comme «Quanteda», «Topicmodels», ou ceux de la «Tidyverse» sont hautement performants, et en constante amélioration.

Il est à la portée de toute chercheuse et de tout chercheur de participer à la bonification des outils et à l'avancement des méthodologies. C'est la réponse attendu au défi technique.

1.2 Défi #2: le nécessaire défi théorique.

- Nécessite une formation selon les principaux travaux scientifiques qui étudient l'impact des données numériques sur les théories en sciences sociales:
  - On ne doit pas réinventer la roue à chaque article scientifique;
  - Comment intégrer nos travaux à la littérature actuelle?;
  - Comment faire progresser cette littérature? Démontrer l'impact des données numériques sur les théories existantes;
  - Exemple: le nationalisme: peut-on mesurer le nationalisme au travers des médias sociaux? Si oui, comment cela peut-il contribuer à la littérature sur le nationalisme?

1.3 Défi #3: l'épineux défi éthique.

- Autour des questions de l'effet de l'ère numérique sur la confidentialité, la sécurité informatique, le consentement et le droit des sujets secondaires:

- Le numérique offre beaucoup d'opportunité tout à fait légale, mais pas nécessairement éthique;
- Nécessaire d'encourager la réflexion par rapport aux défis humains entourant l'utilisation des nouvelles données numériques;
- Comment utiliser ces données pour améliorer les vies, sans brimer les libertés individuelles?;
- Exemple: intelligence artificielle (machine learning): Le milieu académique est loin d'être seul à s'intéresser à la grande quantité d'information disponible. Les partis politiques, les agences de marketing et bien d'autres organisations utilisent ces informations à des fins de victoires, ou de ventes.

1.4 Conclusion de cette première partie du chapitre

- Au travers des nouveaux apprentissages et des exemples qui sont offerts dans ce livre, le lecteur est encouragé à se poser ces 3 questions:

1. D'abord, comment puis-je utiliser ces nouveaux outils pour faire progresser les méthodologies de recherche actuelles?
2. Ensuite, comment puis-je utiliser ces nouveaux outils pour contribuer à l'avancement des théories de mes champs de recherche?
3. Enfin, comment puis-je utiliser ces nouveaux outils pour exercer un impact positif sur mes semblables?

1.5 Comment les données massives affectent-elles les sciences sociales? Changements actuels et quelques réflexions sur l'avenir

L'apparition des données massives (*big data*) dans le paysage technologique représente un de ces cas de plus en plus commun de phénomène hautement

technique dont les effets politiques et sociaux sont remarquables. La discussion publique s'est en effet rapidement emparée du sujet, au point de transformer un moment technologique en phénomène social. Les « données massives » se trouvent ainsi régulièrement présentées dans l'espace public à la fois comme un moyen puissant de développement et d'innovation technoscientifique, de même que comme une menace à la stabilité de certaines normes sociales telles que la confidentialité des informations privées. Il n'est d'ailleurs pas rare que le discours public s'inquiète du danger que poseraient les données massives à la séparation des sphères publique et privée (centrale à la conception libérale du rôle de la politique qui structure la majorité des débats sociaux) en amalgamant parfois de manière trop rapide l'objet et l'utilisation qui en est faite. Toutefois, ce même discours public s'emporte aussi rapidement à propos des gains technologiques monumentaux réalisés par l'utilisation des données massives.

Dans le domaine des sciences sociales, les avancées dûes à l'utilisation des données massives se font de plus en plus fréquentes et l'impact des données massives dans le domaine de la recherche sociale est en ce sens indéniable. Toutefois, d'un point de vue épistémologique, l'utilisation des données massives en recherche en sciences sociales dans les dernières années laisse plusieurs questions ouvertes dans son sillage.

Comment l'utilisation des données massives change-t-elle la pratique des sciences sociales? Les données massives causeront-elles un changement de paradigme scientifique? Quels impacts auront-elles sur les traditions scientifiques dominantes (e.g., béhavioralisme, individualisme méthodologique) en sciences sociales?

Ce chapitre ne prétend pas offrir de réponses définitives à ces questions, mais plutôt des pistes de réflexion par le biais d'une introduction critique à certains points relatifs aux impacts des données massives sur la recherche en sciences sociales. Premièrement, je présente une conceptualisation des données massives. Deuxièmement, je me penche sur les impacts des données massives en sciences sociales et souligne tout particulièrement comment elles affectent les enjeux de la *validité* interne et externe dans

la domaine des sciences sociales. Finalement, j'explore quelques pistes de réflexion sur l'avenir des données massives en sciences sociales en analysant quelques changements *épistémologiques* que ces données pourraient potentiellement entraîner.

1.6 Définition des données massives

Ce qui définie les données massives comme concept est souvent mêlé avec le phénomène social qui l'accompagne. Il est toutefois possible de demêler le tout en distinguant trois approches conceptuelles des données massives.

1. Premièrement, les données massives représentent une (1) ***quantité importante de points d'information*** qui varient selon la nature, le type, la source, etc. En ce sens, la distinction est simplement quantitative. Il s'agit d'une première dimension à la définition des données massives.

2. Deuxièmement, d'une perspective technique et technologique, les données massives constituent un (2) ensemble de ***pratiques*** de collecte, de traitement et d'analyse de ces points d'information. Les données massives représentent donc une technique ou une méthode nouvelle de recherche.

3. Finalement, d'une perspective sociologique, les données massives représentent (3) un phénomène incorporant à la fois la dimension propre aux ***développements technologiques, ainsi que les impacts sociétaux de ces développements*** – i.e., les risques à la confidentialité des données, les enjeux relatifs au consentement et à l'autorisation de collecte des informations, les innovations en intelligence artificielle, etc. Cette perspective souligne le caractère essentiellement social des données massives.

Dans les domaines scientifiques et technologiques, la définition courante donnée aux données massives intègre des éléments de ces trois niveaux

d'analyses en se référant à la composition et à la fonction des données. Premièrement, la *composition* des données massives est généralement conceptualisée comme comprenant « 4V » : le volume, la variété, la vélocité et la véracité. Cette conceptualisation jouie d'un large consensus scientifique (Chen, Mao et Liu, 2014; Gandomi et Haider, 2015; Kitchin et McArdle 2016).

Par ailleurs, plusieurs chercheurs ont élargi cette définition de la composition des données massives en y incluant, par exemple, la variabilité et la valeur des points de données (CITE). Deuxièmement, la *fonction* des données massives comprend les innovations relatives à l'optimisation, à la prise de décision et à l'approfondissement des connaissances qui résultent de leur utilisation. Ces fonctions touchent des domaines sociaux disparates, incluant le souci d'efficacité et de rendement du secteur privé et public ainsi que la recherche scientifique pure (Gartner 2012).

1. Définition de base	Quantité importante de données dont la nature, le type, la source, etc. varient
2. Définition technique/technologique	Ensemble de *pratiques* de collecte, de traitement et d'analyse de ces données
3. Définition sociologique	Innovation technique et technologique, de même que les effets sociaux qui l'accompagne

1.7 Les données massives et les sciences sociales

Dans le domaine des sciences sociales, les changements causés par l'utilisation des données massives en recherche sont significatifs. Plusieurs n'hésitent d'ailleurs pas à les qualifier de changement de paradigme

dans l'étude des phénomènes sociaux (Anderson 2008; Chandler 2015; Grimmer 2015; Kitchin 2014; Monroe et al. 2015). Dans le cas qui nous intéresse, deux dimensions majeures méritent d'être abordées : (1) une première relative à la validité (interne et externe) des données massives et (2) une seconde, plus large, relative au potentiel changement de posture ou d'orientation épistémologique causé par l'utilisation de ces données en recherche.

1.8 La validité de la mesure en sciences sociales

La validité de la mesure constitue une exigence méthodologique centrale à la recherche en sciences sociales. Les scientifiques cherchent effectivement à s'assurer que ce qui est mesuré – par un sondage, une entrevue, un thermostat ou tout autre outil de mesure – constitue bel et bien ce qui est supposé être mesuré. Adcock et Collier définissent plus spécifiquement l'application de la validité de la mesure en sciences sociales par le biais de « scores (including the results of qualitative classification) [that] meaningfully capture the ideas contained in the corresponding concept. » (2001 : 530)

Toutefois, les problèmes liés à la validité de la mesure sont nombreux et ont une importance considérable. Dans l'étude des phénomènes sociaux et humains, la validité de la mesure prend d'ailleurs une complexité supplémentaire du fait que les données collectées par le biais d'une mesure constituent le *produit de l'observation* d'un phénomène mais non pas le phénomène en soi. Ainsi, lorsque dans le contexte d'une recherche on propose de mesurer l'humeur de l'opinion publique (le phénomène en soi) sur un enjeu politique, on utilise généralement un sondage qui a pour fonction de mesurer le pouls d'un échantillon de la population d'intérêt (ce qui est réellement observé). Cependant, ce que ce sondage mesure ne constitue pas tout à fait l'opinion publique elle-même, mais plutôt un segment populationnel qui se veut représentatif de l'humeur de l'opinion publique.

Autrement dit, la mesure et les données collectées ne représentent pas le phénomène – l'opinion publique – en soi.

On a déjà mentionné que la validité de la mesure a de l'importance puisqu'elle garantit que ce qui est mesuré représente réellement ce qu'on croit mesurer. Mais pour être plus spécifique, dans une approche positiviste, la validité de la mesure se traduit généralement par une logique de classification des valeurs attribuées aux différentes manifestations distinctes d'un même phénomène. Par exemple, une mesure de la démocratie comme celle proposée par *Freedom House*, fréquemment utilisée en science politique, classifie les libertés civiles et les droits politiques des états du monde par degré, de 1 à 7, afin de construire un index allant d'autoritarisme complet à démocratie parfaite. Les scores représentent, dans ce contexte, une mesure artificielle, mais ordonnée et logique, des idées contenues dans le concept de démocratie telles que libertés civiles et droits politiques. On peut ainsi dire que le souci avec la validité de la mesure traverse les connexions entre (1) le phénomène social étudié (la démocratie), (2) son opérationnalisation (via les libertés civiles et droits politiques) et (3) la méthode de mesure utilisée pour observer et classifier d'une certaine façon le phénomène et les données qui en découlent (dans le cas de *Freedom House* des codeurs indépendants).

1.9 La validité des données massives

En ce qui a trait aux données massives, la question de la validité de la mesure constitue un défi nouveau. Les données massives ont en effet pour avantage d'offrir aux chercheur.e.s soit de nouveaux phénomènes à étudier, soit de nouvelles manifestations et nouvelles formes à des phénomènes déjà étudiés. Les données massives permettent donc d'agrandir la connaissance scientifique.

L'étude de King et al. (2013) représente un cas éclairant de phénomène social que que l'utilisation des données massives a rendu possible d'étudier.

En se basant sur la collecte de plus de 11 millions de publications sur les réseaux sociaux chinois, King et al. ont pu mesurer la censure exercée par le gouvernement chinois sur les réseaux sociaux. En utilisant des données massives nouvelles, King et al. ont donc pu observer une manifestation inédite de censure massive qui, sans de telles données, serait probablement demeurer mal comprise d'une perspective scientifique. Le nombre de recherches basées sur l'utilisation des données massives similairement innovantes en sciences sociales est par ailleurs en croissance constante (Beauchamp 2017; Bond et al. 2012; Poirier et al. 2020).

Cependant, il faut aussi souligner que les données massives, de par leur complexité, peuvent avoir pour désavantage d'embrouiller l'étude des phénomènes sociaux. Les opportunités scientifiques liées aux données massives s'accompagnent en effet de certaines difficultés méthodologiques.

Aux nombres de ces difficultés, trois questions sont particulièrement cruciales : (1) la validité interne, (2) la validité externe, et (3) la question d'un changement de posture ou d'orientation épistémologique en sciences sociales causé par les données massives.

1.9.1 Validité interne des données massives

Premièrement, les données massives peuvent représenter un défi à la validité interne des études en sciences sociales en rendant ***pragmatiquement difficile l'établissement d'un mécanisme causal clair***. Ce défi est notamment une conséquence du fait que la plupart des données sont présentement issues d'un processus de génération (*data-generating process*) qui est hors du contrôle des chercheur.e.s. Les données massives proviennent en effet habituellement de sources diverses qui sont externes aux projets de recherche qui les utilisent. Elles ne sont pas donc générées de manière aléatoire sous le contrôle des chercheur.e.s.

Un des problèmes liés à cette situation consiste en ce qu'il est difficile de garantir une source *exogène* de variation par laquelle les chercheur.e.s

éliminent l'effet potentiel des facteurs confondants (*confounders*). La distribution aléatoire d'un traitement et d'un contrôle (dans une expérience en laboratoire ou sur le terrain) représente le standard le plus élevé permettant de fournir cette source exogène de variation.

Pour le dire autrement, le défi de validité interne avec les données massives constitue un enjeu relatif à la qualité des données. Ce n'est évidemment pas un défi propre ou unique aux données massives. Ce défi s'applique également aux autres types de données.

Cependant, dans l'état actuel des choses, le volume et la variété (2 des 4 V) des données massives (textuelles, numériques, vidéos, etc.) peuvent miner la qualité de l'inférence causal entre un cause et une conséquence que permet habituellement un processus contrôlé de génération des données. En somme, la validité interne des données massives est une fonction de la qualité de ces mêmes données.

1.9.2 Validité externe des données massives

Deuxièmement, les données massives représentent un défi plus important pour la validité externe des recherches en sciences sociales (Tufekci 2014; Lazer et Radford 2017; Nagler et Tucker 2015). La préoccupation la plus évidente concerne la ***représentativité*** des données massives collectées. Comme le souligne Lazer et Radford (2017), la quantité ne permet pas de corriger pour la non-représentativité des données. Les données massives sont ainsi soumises au même problème de biais de sélection que les autres types de données observationnelles, telle un sondage ou une série d'entrevues, traditionnellement utilisées en sciences sociales.

Le cas célèbre de l'erreur de prédiction du *Literary Digest* lors de la campagne présidentielle américaine de 1936 illustre bien ce problème récurrent. Le *Literary Digest* a effectivement prédit à tort la victoire de Alf Landon, le candidat du parti républicain, sur Franklin D. Roosevelt, le candidat démocrate, parce que l'échantillon de répondants utilisé par le *Literary*

Digest dans son sondage a surrpresenté les électeurs plus aisés, traditionnellement plus républicains, au détriment des électeurs moins aisés, plus généralement proches du parti démocrate. Cette erreur de surreprésentation dans l'échantillon est dûe au fait que le *Literary Digest* a effectué un échantillonnage basé sur les listes téléphoniques et le registre des propriétaires de voitures, biaisant par le fait même l'échantillon au détriment des électeurs plus pauvres ne possédant pas de téléphone ou d'automobile mais qui constituaient un électorat favorable à Roosevelt (Squire 1981). Le biais de sélection du sondage a ainsi sous-estimé le soutien populaire de Roosevelt de plus de 20%.

Aujourd'hui, l'utilisation des données massives est soumise aux mêmes risques méthodologiques. L'accumulation massive de données ne permet pas de compenser pour la qualité des données. Les données massives, comme les données plus traditionnelles, sont soumises aux conséquences induites par le processus de génération des données (*data generating process*) comme un échantillonnage.

1.9.3 Données expérimentales

La question du *processus de génération* des données est plus claire quand on considère comment les *données observationnelles* et les *données expérimentales* permettent d'effectuer des *inférences* de manière distincte.

Premièrement, les données massives ne peuvent pas résoudre les enjeux liés aux inférences causalesou explicatives(Grimmer, 2015). En effet, le processus de génération de données expérimentales assure idéalement la validité de l'inférence causale sur l'ensemble de la population visée. Cela prend plus spécifiquement la forme d'un processus de génération des données au sein duquel les chercheur.e.s assurent la distribution aléatoire du traitement entre les deux groupes traitement et contrôle, garantissant par le fait même une source exogène de variation qui permet d'éliminer l'endogénéité entre la variable indépendante (x) et le résidu (e) et qui assure donc que l'effet observé n'est pas dû à une variable confondante.

1.9.4 Données observationnelles

En ce qui à trait aux données observationnelles, il y a deux points importants. Premièrement, des méthodes d'inférence basées sur des approches par « design » (*design-based methods*) comme une méthode de régression sur discontinuité, de variable instrumentale, etc. peuvent également garantir des inférences explicatives et causales valides. Elles nécessitent toutefois plusieurs postulats plus restrictifs dont l'objectif est d'imiter ou de récréer, de la manière la plus fidèle possible, une distribution aléatoire du traitement – ce que la litérature appelle un « *as-if random assignment* » (Dunning, 2008).

Dans un contexte observationnel, les données massives peuvent donc permettre d'augmenter la précision des estimations causales. Effectivement, comme dans un modèle de régression linéaire, plus l'échantillon est grand, plus l'estimation du coefficient (causal ou probabiliste) est précise. Par exemple, un échantillon large dans un modèle de régression sur discontinuité permet de restreindre la largeur de bande autour du « seuil », garantissant ainsi une distribution presque parfaitement aléatoire des données et une validité plus élevée à l'estimation de l'effet causal.

Deuxièmement, un échantillon de données massives observationnelles issues d'une plateforme comme Twitter ou Facebook peut fournir une *description* plus fine de certaines dynamiques sociales observées sur les réseaux sociaux. Cependant, c'est la manière dont sont collectées les données de cet échantillon de données massives qui garantit la représentativité de l'échantillon (avec pour objectif un biais de sélection = 0) et non pas la quantité de données. Généralement, le biais d'un échantillon est une conséquence de la non-représentativité des répondants – dans notre exemple, les utilisateurs des médias sociaux ne sont généralement pas représentatifs de la population entière.

Dans un tel cas, des méthodes de pondération sur des données observationnelles peuvent compenser pour la sur- ou la sous-représentativité de sous-groupes dans un échantillon afin d'assurer la validité de l'inférence

entre échantillon et population. Les données massives ont ici une importance puisqu'une pondération fiable nécessite une quantité substantielle d'observations. Une pondération *a posteriori* sera donc plus fiable plus l'échantillon est grand. Les données massives ont ainsi une valeur ajoutée afin d'établir des inférences descriptives plus précises et sophistiquées.

1.9.5 Validité écologique et observation par sous-groupes

Les données massives peuvent aussi jouer d'autres rôles importants relatif à la validité externe. Premièrement, les données massives facilitent effectivement la validité externe de certaines études en accroissant la « validité écologique » (*ecological validity*) des tests expérimentaux, c'est-à-dire le réalisme de la situation expérimentale (Grimmer, 2015 : 81). En effet, la variété des sources et des formats de données permet aux chercheurs d'imiter plus concrètement la réalité « sur le terrain » vécue par les participants aux études.

Deuxièmement, la quantité importante de données rend possible l'observation d'effets précis, spécifiques et inédits par sous-groupes (Grimmer 2015 : 81). Alors qu'auparavant la taille réduite des échantillons ne permettait pas d'effectuer des inférences valides pour des sous-groupes de la population – les écart-types par sous-groupes étaient trop grand, rendant difficile l'estimation précise d'un paramètre comme la moyenne et impossible celle d'un coefficient –, la taille énorme des échantillons permet aux chercheurs d'estimer des paramètres qui étaient demeurés extrêmement imprécis jusqu'à aujourd'hui. Notre compréhension des phénomènes sociaux s'en trouve par le fait même approfondi de façon considérable.

	Données observationnelles	Données expérimentales
Processus de génération des données	Non contrôlé par le chercheur	Contrôlé par le chercheur
Type d'inférence causale	Locale (LATE) ou populationnelle (ATE)	Populationnelle (ATE)
Méthodes	Approches par design	Distribution aléatoire du traitement
Exemples	Régression sur discontinuité, variable instrumentale	Expérience de terrain, laboratoire

1.10 Vers le futur : les données massives effectueront-elles un changement dans la posture épistémologique en sciences sociales?

Comme nous venons de le voir, la quantité et la variété nouvelle des données massives permettent à la fois un approfondissement de l'analyse de certains phénomènes et l'ouverture de nouvelles avenues de recherche. Il faut toutefois souligner d'une perspective non pas seulement méthodologique/technique mais plutôt ***épistémologique*** les données massives représentent une *complexification* de l'analyse des phénomènes en sciences sociales qui soulève au moins trois questions d'importance pour l'avenir de la recherche en sciences sociales : (1) les données massives entrent-elles (partiellement du moins) en conflit avec l'impératif de parcimonie qui caractérise la science moderne?; (2) ces données sont-elles dans la continuité ou représentent-elles une « coupure » dans la tradition béhavioraliste en sciences sociales (et politique en particulier)?; (3) et finalement, de manière reliée, les données massives proposent-elles ou non une manière de dépasser l'individualisme méthodologique qui caractérise les sciences sociales contemporaines?

2 Le monde du libre

« Vous n'avez pas à suivre une recette avec précision. Vous pouvez laisser de côté certains ingrédients. Ajouter quelques champignons parce que vous en raffolez. Mettre moins de sel car votre médecin vous le conseille — peu importe. De surcroît, logiciels et recettes sont faciles à partager. En donnant une recette à un invité, un cuisinier n'y perd que du temps et le coût du papier sur lequel il l'inscrit. Partager un logiciel nécessite encore moins, habituellement quelques clics de souris et un minimum d'électricité. Dans tous les cas, la personne qui donne l'information y gagne deux choses : davantage d'amitié et la possibilité de récupérer en retour d'autres recettes intéressantes. » - Richard Stallman

Cette analogie illustre bien trois concepts au coeur de la philosophie de Richard Stallman, souvent considéré comme le père fondateur du logiciel libre: liberté, égalité, fraternité. Les utilisateurs de ces logiciels sont libres, égaux, et doivent s'encourager mutuellement à contribuer à la communauté. Ainsi, un logiciel libre est généralement le fruit d'une collaboration entre développeurs qui peuvent provenir des quatre coins du globe. Une réflexion éthique est au coeur du mouvement du logiciel libre, dont les militants font campagne pour la liberté des utilisateurs dès le début des années 1980. La Free Software Foundation (FSF), fondée par Richard Stallman en 1985, définit rapidement le logiciel «libre» [free] comme garant de quatre libertés fondamentales de l'utilisateur: la liberté d'utiliser le logiciel sans restrictions, la liberté de le copier, la liberté de l'étudier, puis la liberté de le modifier pour l'adapter à ses besoins puis le redistribuer [1] Il

[1] La redistribution doit évidemment respecter certaines conditions précises, dont l'enfreint peut mener à des condamnations

s'agit ainsi d'un logiciel dont le code source[2] est disponible, afin de permettre aux internautes de l'utiliser tel quel ou de le modifier à leur guise. Puisque le langage machine est difficilement lisible par l'homme et rend la compréhension du logiciel extrêmement complexe, l'accès au code source devient essentiel afin de permettre à l'utilisateur de savoir ce que le fait programme fait réellement. Seulement de cette façon, l'utilisateur peut *contrôler* le logiciel, plutôt que de se faire contrôler par ce dernier (Stallman, 1986).

2.1 Émergence et ascension

Plusieurs situent les débuts du mouvement du logiciel libre avec la création de la licence publique générale GNU[3], en 1983, à partir de laquelle va se développer une multitude de programmes libres. Depuis, la popularité des logiciels libres n'a cessé de croître, alors que des dizaines de millions d'usagers à travers le monde utilisent désormais ces logiciels. Parmi les plus populaires, on retrouve notamment le navigateur Firefox, la suite bureautique OpenOffice et l'emblématique système d'exploitation Linux, qui se développe d'ailleurs à partir de la licence GNU. Les logiciels libres ont différents usages (en passant par la conception Web, la gestion de contenu, les sytèmes d'exploitation, la bureautique…). Encore une fois, le logiciel libre est avant-tout une philosophie, voire un mouvement de société. C'est une façon de concevoir la communauté du logiciel, où le respect de la liberté de l'utilisateur est un impératif éthique central (reformuler?) (Williams et al., 2020:26). Si ce mouvement fut d'abord initié

[http://www.softwarefreedom.org/resources/2008/shareware.html].

[2] Pour rester dans les analogies culinaires, le code source est au logiciel est ce que la recette est à un plat: elle indique les actions à effectuer, une par une, pour arriver à un résultat précis. Encore une fois, cette dernière peut-être adaptée, modifiée, bonifiée.

[3] expliquer ce qu'est GNU en quelques lignes/le modèle collaboratif de développement logiciel initié par le projet GNU

par quelques militants dans les années 1980, c'est aujourd'hui un véritable phénomène sociétal: des milliers d'entreprises, d'organisation à but non lucratif, d'institutions ou encore de particuliers adoptent tour à tour ces logiciels, dont la culture globale et les valeurs (entraide, collaboration, partage) s'arriment avec le virage technologique de plusieurs entreprises à l'ère du numérique (retravailler, mais l'idée est là). [blablabla]

Il faut garder en tête que logiciel libre ne rime pas nécessairement avec gratuité. Bien que plusieurs logiciels libres soient téléchargeables gratuitement (donner des exemples), il est aussi possible de (re)distribuer des logiciels libres payants (reformuler, pas clair). Par ailleurs, aucun logiciel libre n'est réellement «gratuit» dans la mesure où son déploiment et son utilisation nécessitent généralement différents coûts, dont les degrés sont variables en fonction des compétences et de l'infrastructure dont disposent les utilisateurs (coût d'apprentissage, coûts d'entretien, etc.). Enfin, il est important de garder en tête les logiciels libres possèdeux eux-aussi une licence - cette dernière est d'ailleurs garante des libertés que confèrent les logiciels libres aux utilisateurs.

2.1.1 Logiciel libre et *open source*

"Les deux expressions décrivent à peu près la même catégorie de logiciel, mais elles représentent des points de vue basés sur des valeurs fondamentalement différentes. L'open source est une méthodologie de développement ; le logiciel libre est un mouvement de société."

2.2 Principaux avantages et inconvénients

La disponibilité du code source et le mode de développement collaboratif du logiciel libre facilitent également le transfert des connaissances et ce, au-delà des frontières. Où qu'ils soient, les institutions, les entreprises et les particuliers peuvent utiliser ces logiciels et les adapter en fonction de

leurs besoins respectifs. Par ailleurs, l'accès libre et égal de tous les internautes à l'ensemble de ces connaissances constitue un enjeu majeur pour la vitalité démocratique des sociétés à l'ère du numérique, caractérisées par une surabondace d'information.

Les logiciels libres, parce qu'ils sont souvent moins coûteux (voire téléchargeables gratuitement) et qu'ils démocratisent l'accès à l'information, contribuent à réduire les disparités en termes d'accessibilité aux nouvelles technologies.

Stallman - Lui-même issu du monde de la recherche scientifique. L'esprit même du logiciel libre est très proche ; contribution à la culture globale de partage, d'entraide, etc. que l'on peut retrouver dans le domaine scientifique

3 Les outils de collecte de données

La révolution numérique engendrée par l'émergence du Big Data représente un important défi pour le monde des sciences sociales (Manovich, 2011; Burrows et Savage, 2014). Elle représente également une opportunité de recherche hors pair permettant une compréhension plus accrue des phénomènes sociaux (Connelly et al., 2016). Cette meilleure compréhension provient, entre autres, de l'accès à des données massives concernant autant les citoyens, les médias que les décideurs (Schroeder, 2014; Kramer, 2014). Si l'accès à ces données représente un défi éthique et théorique (tel qu'explicité lors des chapitres précédents), celles-ci représentent également un défi technique pour les chercheurs voulant exploiter le potentiel et les opportunités offertes par les données massives (Burrows et Savage, 2014). Le chapitre suivant vise à offrir un portrait de certains outils de collecte de données pouvant être exploités par des chercheurs en science sociales visant à tirer profit de la révolution numérique. Il sera, entre autres, question d'outils permettant de collecter des données de sondages (avec Qualtrics), des données médiatiques (avec Factiva) de même qu'une panoplie de données en lien avec les décideurs par le biais de scrapers. Ce chapitre offre donc un tour d'horizon de certains outils de collecte de données disponibles pour les chercheurs visant à entamer des recherches en sciences sociales numériques.

Le champ d'étude de la science politique repose largement sur l'étude de trois types d'acteurs distincts ayant un impact sur la condition politique d'une société : les décideurs, les médias et les citoyens. La recherche sur les décideurs comprend entre autres l'analyse des politiques publiques ou encore l'analyse de discours de politiciens ou d'organisations. L'étude

des médias repose largement sur le rôle des médias dans la formation des priorités et des jugements des citoyens quant aux enjeux politiques, de même que sur leur capacité d'influencer l'agenda des politiciens. Au niveau des citoyens, le champ d'étude de l'opinion publique se consacre sur l'analyse et l'origine de comportements ou attitudes politiques des citoyens. De plus, de nombreuses recherches portent sur la société civile de même que sur les mouvements sociaux.

Chacun de ces champs de recherches se voit confronté à une panoplie de défis théoriques et techniques en lien avec l'émergence des données massives. La révolution technologique permet une étude plus approfondie des phénomènes auxquels sont confrontés les différents acteurs de la société démocratique. Toutefois, la collecte de données permettant de mener à termes de telles études peut s'avérer complexe. Pour chaque pilier de la démocratie, les sections suivantes énumèrent et expliquent les capacités techniques d'outils permettant aux chercheurs d'accéder à des données massives. Bien que d'autres outils existent et offrent des résultats satisfaisants, les méthodes suivantes sont particulièrement pertinentes dans une optique d'étude des sciences sociales numériques.

3.1 Le Big Data et les différents acteurs de la société :

Le champ d'étude de la science politique repose largement sur l'étude de trois types d'acteurs distincts ayant un impact sur la condition politique d'une société : les décideurs, les médias et les citoyens. La recherche sur les décideurs comprend entre autres l'analyse des politiques publiques ou encore l'analyse de discours de politiciens ou d'organisations. L'étude des médias repose largement sur le rôle des médias dans la formation des priorités et des jugements des citoyens quant aux enjeux politiques, de même que sur leur capacité d'influencer l'agenda des politiciens. Au niveau des citoyens, le champ d'étude de l'opinion publique se consacre

sur l'analyse et l'origine de comportements ou attitudes politiques des citoyens. De plus, de nombreuses recherches portent sur la société civile de même que sur les mouvements sociaux.

Chacun de ces champs de recherches se voit confronté à une panoplie de défis théoriques et techniques en lien avec l'émergence des données massives. La révolution technologique permet une étude plus approfondie des phénomènes auxquels sont confrontés les différents acteurs de la société démocratique. Toutefois, la collecte de données permettant de mener à termes de telles études peut s'avérer complexe. Pour chaque pilier de la démocratie, les sections suivantes énumèrent et expliquent les capacités techniques d'outils permettant aux chercheurs d'accéder à des données massives. Bien que d'autres outils existent et offrent des résultats satisfaisants, les méthodes suivantes sont particulièrement pertinentes dans une optique d'étude des sciences sociales numériques.

Qualtrics (sondages)

3.2 Factiva : outils de récolte de données médiatiques

L'émergence de nouvelles technologies de même que la fragmentation médiatique causée notamment par l'apparition des chaînes de nouvelles en continu ébranlent considérablement les écosystèmes médiatiques occidentaux (Chadwick, 2017). L'étude des médias se penchent donc récemment sur le rôle des médias sur le comportement des citoyens dans une perspective de fragmentation médiatique permettant aux citoyens de choisir leurs sources d'information, ce qui aurait pour effet de contribuer à la formation de chambres d'écho. Ainsi, les études sur les effets des médias visent à comparer les agendas de différentes organisations médiatiques de même que de comprendre le cadrage de la nouvelle qu'ils offrent aux citoyens. Pour effectuer de telles études, l'accès à des données médiatiques est nécessaire. L'arrivée de données massives permet de nouvelles avenues de recherche

pour les chercheurs en sciences sociales en raison de la quantité imposante de données accessibles aux chercheurs qui permettent une compréhension accrue des réalités médiatiques modernes.

L'outil Factiva offre un accès à l'ensemble des articles d'une panoplie de médias provenant d'une vaste sélection de pays. Le moteur de recherche est opéré par Dow Jones et offre également l'accès à des documents d'entreprises. Toutefois, l'accès qu'il offre aux contenus de média est particulièrement pertinent. Il offre accès à plus de 15 000 sources médiatiques provenant de 120 pays. Il permet de télécharger une quantité illimitée de documents RTF pouvant contenir jusqu'à 100 articles médiatiques chacun. Les articles peuvent être sélectionnés automatiquement en cochant le bouton proposant de sélectionner tous les 100 articles de la page de résultat. Chaque page de résultat contient 100 articles à la fois. Factiva permet également de filtrer pour les doublons.

L'outil permet de lancer une requête de recherche par mots-clés et par date qui permet, par exemple, de récolter les articles médiatiques concernant un sujet précis dans une ligne de temps déterminée. De manière plus précise, Factiva permet de filtrer la recherche d'articles par source, par date, par auteur, par sociétés, par sujet, par secteur économique, par région et par langue. Disons qu'un chercheur désire comparer la couverture médiatique d'une élection donnée. Il peut, par le biais de Factiva, sélectionner tous les articles contenant le mot « élection » dans une sélection de médias et ce, durant la période de l'élection. Les mots clés sélectionnés peuvent être adaptés aux désirs de la personne chercheuse de manière à inclure des mots qui peuvent être mis ensemble ou à un maximum d'intervalle de mot. L'utilisation des signes « and » et « or », aussi connus sous le nom d'opérateurs booléens, permettent d'ajouter un mot dans la requête de recherche. En ajoutant near5, l'on peut spécifier qu'il doit y avoir un maximum de 5 mots entre les deux mots recherchés. L'on peut également mettre certains signes à la fin de mots. Par exemple, dans une étude récoltant des articles sur les immigrants, le mot immigrant pourrait être écrit de la manière suivante : immigra*. Ainsi, tous les mots débutant par ce suffixe seraient inclus de la recherche d'article, ce qui comprend