

La révolution causale à l'ère de l'IA

Vers une approche hybride entre théorie scientifique et découverte automatisée

Vincent Martin-Schreiber Jean-Laurent Domingue

Université d'Ottawa

2025-05-07

De quoi va-t-on parler ? I

- 1 Introduction sur la causalité
- 2 Qu'est-ce que la causalité?
- 3 Modèles causaux structurels (SCM)
- 4 Limites des approches automatisées
- 5 Construction théorique des modèles
- 6 Rôles humains et machines

De quoi va-t-on parler ? II

7 Potentiel pluridisciplinaire

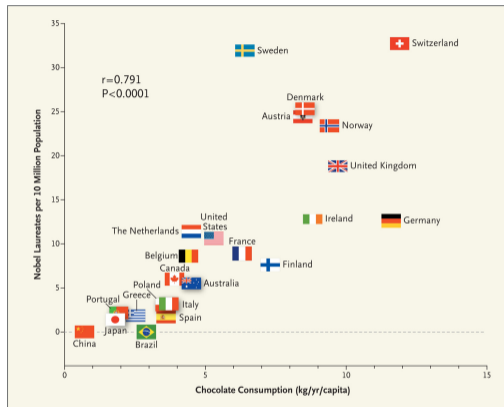
8 Conclusion

9 Références bibliographiques

Section 1

Introduction sur la causalité

Corrélation n'est pas causalité...



prédiction fiable

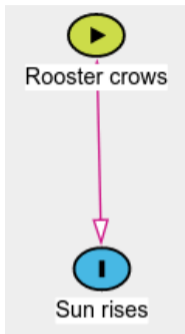
=

une explication causale ?

Corrélation entre la consommation annuelle de chocolat par habitant des pays et le nombre de lauréats de prix Nobel pour 10 millions d'habitants ^a(Messerli, 2012)

^aPour une vidéo didactique sur ce sujet, voir "les statistiques expliquées à mon chat" (Nathan Uyttendaele, 2016).

Situation de la poule et de l'oeuf



DAG réalisé avec DAGitty, un logiciel libre (Textor et al., 2021)



"Rooster" by Hailey E Herrera Art Journey is licensed under CC BY-SA 2.0.

Corrélation: "Les personnes portant des manteaux de fourrure ont souvent plus d'argent."

Causalité: "Augmenter le salaire minimum **causera-t-il** une hausse du chômage ?"

mais...

Section 2

Qu'est-ce que la causalité?

Neuf critères :

- Force de l'association
- Cohérence
- Spécificité de l'association
- Temporalité
- Gradient biologique (relation dose-réponse)
- Plausibilité biologique
- Cohérence
- Preuves expérimentales (par exemple, reproductibilité dans les modèles animaux)
- Analogie

(Hill, 1965)

L'échelle de causalité : l'ADN de l'analyse causale

- 1 **Association** (Voir): Qu'est-ce qui est corrélé?

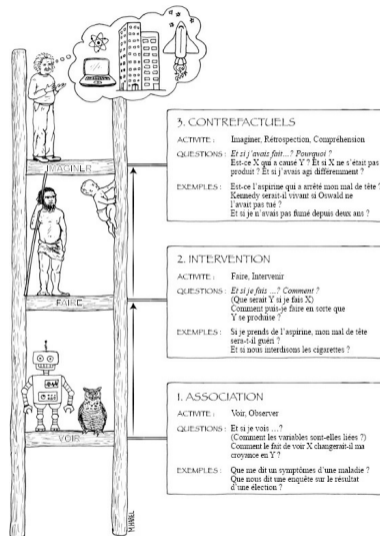
“Les lauréats de prix Nobel viennent souvent d'un pays où mange beaucoup de chocolat.”

- 2 **Intervention** (Faire): Que se passe-t-il si je change quelque chose?

“Si je prescris le traitement Z, le symptôme Y diminuera-t-il ?”

- 3 **Contrefactuels** (Imaginer): Que se serait-il passé si...?

“Ce patient aurait-il guéri sans le traitement Z ?”



(Pearl, 2019; Pearl et al., 2024)

- L'explosion des **données massives** (big data)
- L'émergence des **modèles génératifs** en IA (GPT, etc.)
- Le besoin d'IA **explicable** et **transparente**
- La nécessité de **prendre des décisions** informées
- La complexité des problèmes sociaux et de santé

Exemple concret: Diagnostic en santé mentale

Niveau 1: Association

Observer que les personnes avec un trauma infantile présentent souvent des symptômes de Troubles de personnalité limit (TPL) dans les échantillons cliniques. Mais... la plupart des individus ayant un trauma infantile ne développent pas de TPL.

Niveau 2: Intervention

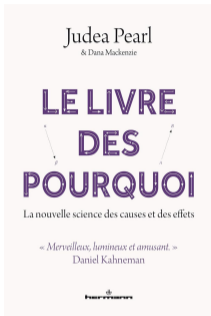
Tester si une intervention thérapeutique spécifique réduit les symptômes du TPL.
Exemple : thérapie dialectique comportementale (DBT)

Niveau 3: Contrefactuel

Imaginer si le patient aurait développé un TPL sans l'exposition au trauma infantile.
Les machines excellent au niveau 1, mais les niveaux 2 et 3 nécessitent des modèles causaux.

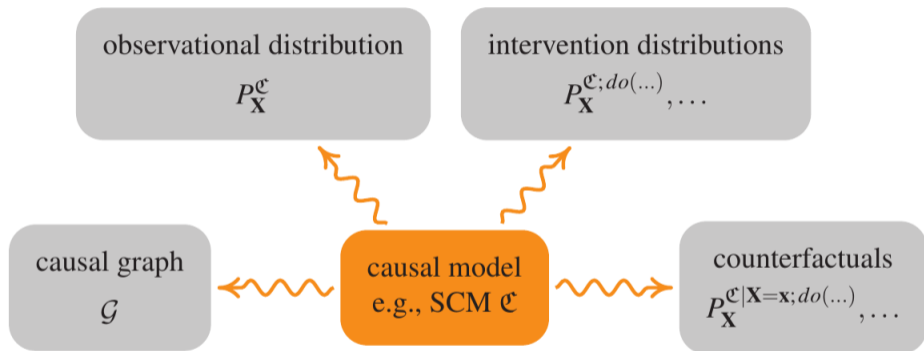
Section 3

Modèles causaux structurels (SCM)



Pearl, J., Mackenzie, D., Cohen, A., & Berland, F. (2024). *Le livre des pourquoi: La nouvelle science des causes et des effets*. Hermann.
<https://stm.cairn.info/le-livre-des-pourquoi--9791037039583>

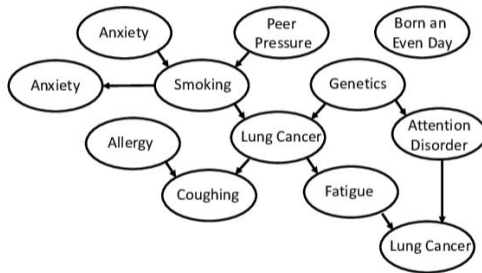
Qu'est-ce qu'un SCM ?



(Peters et al., 2017)

Les graphes acycliques dirigés (DAG)

- Représentation visuelle des relations causales
- **Acyclique**: pas de boucles causales
- **Dirigé**: les flèches indiquent la direction de la causalité



Section 4

Limites des approches automatisées

Pourquoi les données seules ne suffisent pas

- Le problème fondamental de l'inférence causale
- Plusieurs structures causales peuvent générer les mêmes données observées
- Les données observationnelles ne peuvent pas distinguer certaines structures causales
- La découverte causale a le vent en poupe ! Par exemple Gendron et al. (2024) pour l'extraction contrefactuelle à l'aide de LLMs.
No causes in, no causes out (Judea Pearl)

Problèmes des approches purement automatisées

- **Données manquantes:** variables non mesurées mais causalement importantes
- **Biais de sélection:** échantillonnage non représentatif
- **Temporalité:** difficultés à capturer la dynamique temporelle
- **Hétérogénéité causale:** effets qui varient selon les contextes
- **Compréhension du domaine:** nécessaire pour interpréter correctement les résultats

Section 5

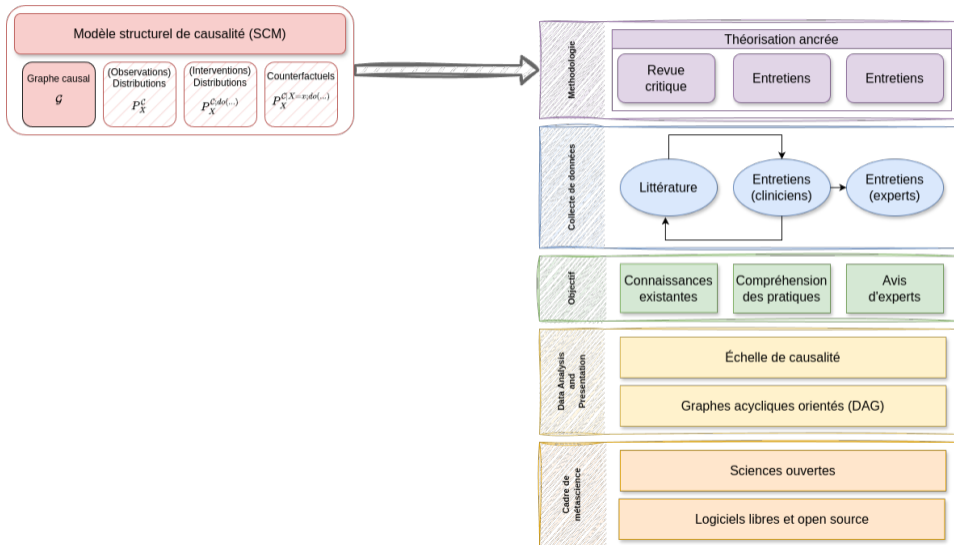
Construction théorique des modèles

Le processus de modélisation causale

- 1 Définir les questions causales d'intérêt
- 2 Identifier les variables pertinentes (nœuds)
- 3 Formuler des hypothèses sur les relations causales (arcs)
- 4 Construire le DAG initial basé sur la théorie, la littérature et l'expertise
- 5 Améliorer le modèle à travers l'analyse de la littérature et l'élicitation d'experts
- 6 *Seulement ensuite*, intégrer et analyser les données

La théorie précède les données dans une modélisation causale rigoureuse.

Méthodologie



- Méthodologie qualitative systématique pour construire des théories à partir des données
- Points communs avec l'approche bayésienne à la causalité:
 - Processus itératif
 - Intégration progressive des connaissances
 - Mise à jour des croyances face à de nouvelles informations
- Peut servir de fondement pour la construction de modèles causaux

Construction du modèle

Question causale:

Quels facteurs influencent l'attribution d'un diagnostic de Trouble de personnalité limite (TPL - Borderline Personality Disorder en anglais) ?

Approche théorique:

- Modèle écosocial de Krieger - Littérature sur les biais de diagnostic - Expertise clinique, etc.

DAIS Analytical

Backup Database Export Data Import Data

Data Entry

Causal Connections Node Dictionary Sources

Connection Management

[+ Add New Connection](#)
[✎ Edit Selected Connection](#)
[🗑️ Archive/Unarchive Selected Connections](#)
[📄 Import CSV](#)

Filter by Category:
Filter by Node:
 Show Displayed Only
 Include Archived Connections

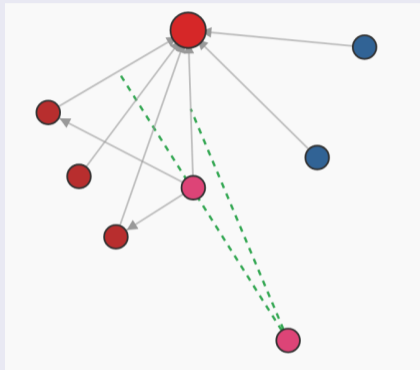
Causal Connections

Show 10 entries

From Node	To Node	Category	Credence	Analytical Notes	Moderators	Mediators	Status	Created
genes	personality traits	genetics	0.80	2025-05-07 08:00: This connection is well established...			Active	2025-05-07 08:00
A	B	housers	0.50	2025-05-06 08:00: parce que			Active	2025-05-06 08:00
genes	personality traits	genetics	0.80	2025-05-06 08:00: This connection is well established...			Active	2025-05-06 08:00
genes	personality traits	genetics	0.80	2025-05-06 08:00: This connection is well established...			Active	2025-05-06 08:00
Genetic risk	Mental disorders		0.50	2025-05-03 08:00: The test suggests that genetic risk is...		Environment	Active	2025-05-03 08:00
genes	personality traits	genetics	0.80	2025-05-03 08:00: This connection is well established...			Active	2025-05-03 08:00

Showing 1 to 6 of 6 entries Previous 1 next

Visualisation du DAG



<https://codepen.io/trowel0076/full/wBBmaJZ>

Un DAG, et après ?

Tester le modèle !

Analyse contrefactuelle

...

Section 6

Rôles humains et machines

Humains:

- Connaissance contextuelle
- Jugement clinique
- Raisonnement éthique
- Intégration théorique
- Interprétation des résultats
- Questions pertinentes

Machines:

- Traitement de grandes quantités de données
- Détection de motifs subtils
- Tests d'hypothèses multiples
- Cohérence de l'analyse
- Simulation de scénarios
- Estimation de paramètres

Exemples de division optimale des tâches

- 1 **Humains:** Formuler les questions causales pertinentes
- 2 **Humains:** Construire le DAG initial basé sur la théorie et l'expertise
- 3 **Machines:** Identifier les alternatives causales
- 4 **Humains:** Évaluer la plausibilité des alternatives causales
- 5 **Machines:** Estimer le poids de chaque noeud dans la causalité
- 6 **Humains:** Interpréter les résultats dans leur contexte
- 7 **Machines:** Simuler les effets d'interventions potentielles
- 8 **Humains:** Prendre les décisions finales

Section 7

Potentiel pluridisciplinaire

Modèles causaux comme langage commun

- Les DAGs comme “pont” entre disciplines
- Représentation visuelle accessible
- Formalisation des hypothèses causales
- Clarification des désaccords théoriques
- Intégration des connaissances de différents domaines

Les modèles causaux facilitent le dialogue entre experts de différentes disciplines.

(Deluermoz & Singaravélou, 2016)

Open Source Collaborative Modeling

- Développement de modèles causaux “open source”
- Bibliothèques de DAGs pour différents domaines
- Plateformes collaboratives de construction et validation
- Intégration avec les données ouvertes
- Documentation transparente des choix méthodologiques

Une écologie de modèles causaux en constante évolution et amélioration.

Section 8

Conclusion

- La révolution causale transforme notre capacité à explorer plus de données
- L'approche hybride combine le meilleur des humains et des machines
- Rôles complémentaires:
 - Humains: théorie, contexte, éthique, interprétation
 - Machines: calcul, cohérence, simulation
- Potentiel important pour la recherche pluridisciplinaire
- Une nouvelle ère d'IA transparente, explicable et centrée sur l'humain

Merci pour votre attention !

Questions?

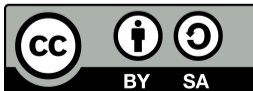
Cette présentation est disponible en ligne :

Martin-Schreiber, V., & Domingue, J.-L. (2025, May 7). La révolution causale à l'ère de l'IA : Vers une approche hybride entre théorie scientifique et découverte automatisée. 92e Congrès de l'Acfas, Montréal QC (Canada). École des sciences infirmières, Université d'Ottawa.

<https://doi.org/10.5281/zenodo.15318811>

DOI 10.5281/zenodo.15318811

Ce contenu est sous licence CC BY-SA 4.0.



Section 9

Références bibliographiques

Références bibliographiques I

- Deluermoz, Q., & Singaravélou, P. (2016). *Pour une histoire des possibles. Analyses contrefactuelles et futurs non advenus: Analyses contrefactuelles et futurs non advenus*. Le Seuil. <https://doi.org/10.3917/lis.delue.2013.01>
- Gendron, G., Rožanec, J. M., Witbrock, M., & Dobbie, G. (2024). *Counterfactual Causal Inference in Natural Language with Large Language Models*. arXiv. <https://doi.org/10.48550/ARXIV.2410.06392>
- Hill, A. B. (1965). The Environment and Disease: Association or Causation? *Proceedings of the Royal Society of Medicine*, 58(5), 295–300. <https://doi.org/10.1177/003591576505800503>
- Messerli, F. H. (2012). Chocolate Consumption, Cognitive Function, and Nobel Laureates. *New England Journal of Medicine*, 367(16), 1562–1564. <https://doi.org/10.1056/nejmon1211064>

Références bibliographiques II

Nathan Uyttendaele. (2016). *Chocolat, corrélation et moustache de chat*.

Partasasmita, R., Asmara, I. Y., & Garnida, D. (2020). Crowing characteristics of Pelung chickens at different age and body weight. *Biodiversitas Journal of Biological Diversity*, 21(9). <https://doi.org/10.13057/biodiv/d210953>

Pearl, J. (2019). The seven tools of causal inference, with reflections on machine learning. *Communications of the ACM*, 62(3), 54–60. <https://doi.org/10.1145/3241036>

Pearl, J., Mackenzie, D., Cohen, A., & Berland, F. (2024). *Le livre des pourquoi: la nouvelle science des causes et des effets*. Hermann.

Peters, J., Janzing, D., & Schölkopf, B. (2017). *Elements of Causal Inference: Foundations and Learning Algorithms*. The MIT Press.

Références bibliographiques III

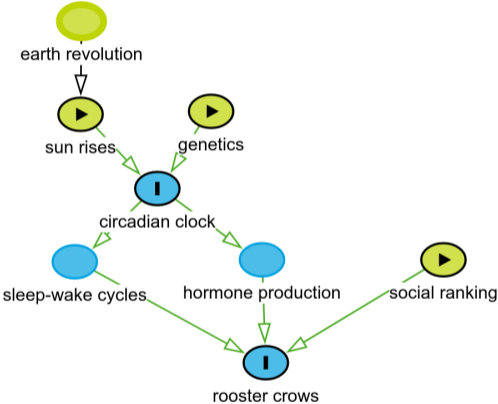
Shimmura, T., Ohashi, S., & Yoshimura, T. (2015). The highest-ranking rooster has priority to announce the break of dawn. *Scientific Reports*, 5(1), 11683. <https://doi.org/10.1038/srep11683>

Shimmura, T., Tamura, M., Ohashi, S., Sasaki, A., Yamanaka, T., Nakao, N., Ihara, K., Okamura, S., & Yoshimura, T. (2019). Cholecystokinin induces crowing in chickens. *Scientific Reports*, 9(1), 3978. <https://doi.org/10.1038/s41598-019-40746-9>

Shimmura, T., & Yoshimura, T. (2013). Circadian clock determines the timing of rooster crowing. *Current Biology*, 23(6), R231–R233. <https://doi.org/10.1016/j.cub.2013.02.015>

Textor, J., Zander, B. van der, & Ankan, A. (2021). *Dagitty: Graphical Analysis of Structural Causal Models*.

Situation de la poule et de l'oeuf



(Partasmita et al., 2020; Shimmura et al., 2015, 2019; Shimmura & Yoshimura, 2013)