

## Le risque inductif et les valeurs sociopolitiques : perspectives pour le transfert de connaissances

Gabriel Saso-Baudaux

**RÉSUMÉ** | Dans le cadre de leur travail, les scientifiques sont confrontés à une multitude de choix éthiques influencés par leurs valeurs sociales, politiques, morales et culturelles. Alors que l'existence de certains de ces choix éthiques est relativement évidente, d'autres choix incorporent des considérations éthiques de façon moins apparente. L'un de ces types de choix émerge dans ce que les philosophes des sciences nomment des situations de risque inductif, où l'incertitude inhérente quant à la bonne (ou « objective ») conclusion à tirer, ou interprétation à faire, des données pousse les scientifiques à s'appuyer sur leurs valeurs sociales, politiques, morales et culturelles pour effectuer certains choix méthodologiques. Les situations de risque inductif ne se limitent pas au contexte de la recherche : les personnes courtières de connaissances y sont également confrontées. Cet article présente le concept de risque inductif et résume certaines de ses implications pour le transfert de connaissances. Le risque inductif soulève des enjeux à propos de l'objectivité de la science et du transfert de connaissances, et de l'influence légitime ou illégitime de la science et du transfert de connaissances sur la prise de décision dans une société démocratique, où les scientifiques ne se font pas élire par les citoyens et citoyennes, mais exercent néanmoins une influence importante sur les politiques publiques. Cet article vise à familiariser la communauté de recherche et de pratique en transfert de connaissances avec ces enjeux que pose le risque inductif, avec l'espoir que la conscientisation et la réflexivité constituent un premier pas en vue d'aborder ces questions.

**MOTS CLÉS** | *Transfert de connaissances, risque inductif, éthique, philosophie des sciences*

### MESSAGES CLÉS

- | Parce que les décisions politiques prises sur la base des connaissances scientifiques peuvent avoir des répercussions sociales importantes, les personnes chercheuses et courtières de connaissances mobilisent leurs valeurs sociopolitiques pour guider leurs choix méthodologiques et les hypothèses qu'elles acceptent.
- | Les valeurs sociopolitiques des personnes chercheuses et courtières de connaissances imprègnent les politiques publiques qu'elles aident à développer, même si cette influence s'exerce souvent, ou la plupart du temps, de façon inconsciente.
- | L'influence de ces valeurs sur les politiques publiques n'est pas nécessairement illégitime, mais il est important d'y réfléchir en vue de la rendre plus transparente et ainsi, plus légitime.

## 1 | L'éthique dans le transfert de connaissances

La recherche et le transfert de connaissances impliquent une multitude de choix éthiques. Quels projets les scientifiques poursuivent est une décision guidée, entre autres, par leurs bénéfices sociaux escomptés. L'éthique de la recherche entraîne également des choix méthodologiques pour, par exemple, protéger l'anonymité des participants et participantes. Pour leur part, les scientifiques qui font du transfert de connaissances, ou les personnes courtières de connaissances pour qui c'est la profession, sont souvent motivés par la volonté d'améliorer des pratiques, de sensibiliser la population et mobiliser l'action publique, ou d'influencer ou légitimer la prise de décision.

Que ces choix soient motivés par des considérations éthiques est relativement apparent. Or, la recherche et le transfert de connaissances peuvent générer des choix qui sont éthiquement neutres à première vue, mais en fait incluent aussi des considérations éthiques. Notamment, les considérations éthiques peuvent influencer des choix qui comportent des « risques inductifs ». Sommairement, prendre en compte les risques inductifs d'un choix signifie que les valeurs non-épistémiques influenceront quels critères et standards sont utilisés pour accepter ou rejeter une hypothèse scientifique, dans ces cas où commettre une erreur en acceptant ou rejetant (à tort) l'hypothèse entraînerait des coûts sociaux élevés. Le choix des critères et standards n'est pas en soi un choix éthique, mais si une possibilité existe que le mauvais choix entraîne des répercussions sociales importantes, alors les valeurs non-épistémiques, qui sont du domaine de l'éthique, l'influenceront.

## 2 | Valeurs épistémiques et non-épistémiques

Les choix que font les personnes chercheuses et courtières de connaissances dans leur travail sont influencés par une panoplie de facteurs. L'un d'eux est leurs valeurs morales, sociales, politiques et culturelles, que les philosophes regroupent sous le terme de « valeurs non-épistémiques ». Citons, par exemple, la santé, l'équité, la justice, la liberté et l'autonomie : un chercheur pourrait vouloir poursuivre un projet parce qu'il promeut la santé de la société. On contraste les valeurs non-épistémiques aux valeurs « épistémiques », qui, en bref, visent à promouvoir le caractère véridique d'une théorie ou d'une information. Les personnes chercheuses et courtières veulent que les connaissances qu'elles produisent et transmettent soient fiables, en adéquation avec les données, exhaustives, compréhensibles, pertinentes, etc. Elles s'appuient alors sur des valeurs épistémiques qui promeuvent ces différentes propriétés qu'une connaissance peut manifester. (Sur les valeurs épistémiques, voir Longino 1990, Kuhn 1977, Quine et Ullian 1978, Laudan 1990, Carrier 2013, Ruphy 2015, Kao 2025.) Par exemple, la généralité et la spécificité sont des valeurs épistémiques qui se rapportent à la portée du phénomène (physique, social, politique, psychologique, etc.) que s'efforce d'expliquer un modèle, une théorie ou une hypothèse scientifique. Un modèle plus spécifique se concentre sur un phénomène plus restreint ou sur l'une de ses manifestations locales, alors qu'un modèle plus général fait l'inverse.

Imaginons qu'un scientifique veut modéliser les facteurs qui déterminent la quantité et la nature des dommages causés par un ouragan. Il devra sélectionner les facteurs que son modèle incorporera et compiler des données pour caractériser ces facteurs : les effets du vent et des inondations, la résistance des bâtiments aux intempéries, l'efficacité des services d'urgences, le temps de préavis donné à la population pour évacuer, etc. Il existe (au moins) deux versions du modèle que pourrait créer le

scientifique. Le modèle « général » incorporera un plus grand nombre de facteurs en compilant les données recueillies sur tous les ouragans ayant touché terre par le passé, à l'échelle planétaire. Le modèle « spécifique » ciblera une région du globe et compilera les données recueillies sur les ouragans ayant touché cette région par le passé. Il incorporera les facteurs qui, selon les données, affectent les dommages que causent les ouragans quand ils touchent cette région spécifiquement. Or, des facteurs qui sont pertinents en général pourraient ne pas l'être pour cette région, et des facteurs qui ne sont pas pertinents en général pourraient l'être pour cette région. Par exemple, l'infrastructure électrique de la région pourrait avoir été construite spécialement pour résister aux débris et aux vents violents, si bien qu'il s'agirait d'un facteur pertinent ailleurs, où les normes de constructions diffèrent, mais pas ici. À l'inverse, les volcans qui parsèment la région pourrait la rendre vulnérable à des lahars : des coulées de boue créées par le mélange d'eau et de roches volcaniques; un risque inexistant là où il n'y a pas de volcans.

Différents modèles ont différentes forces et faiblesses et deux modèles peuvent être incompatibles parce qu'ils font des prédictions mutuellement exclusives. Dans notre exemple, en vue d'outiller des décideurs voulant anticiper les dommages causés par les ouragans, une personne courtière de connaissances devra choisir entre un modèle plus spécifique ou général. Un modèle spécifique favorisera la pertinence des informations transmises aux décideurs d'une région particulière dans la mesure où il a été développé sur la base de données locales et incorporera des facteurs spécifiques à celle-ci. Cependant, le modèle spécifique pourrait être moins fiable dans la mesure où il a été développé avec moins de données : il s'appuie sur un petit nombre de cas d'études, ce qui, par exemple, réduit le « degré de confirmation » de ses prédictions sur comment la combinaison de différents facteurs influence les dommages causés par l'ouragan. L'échantillon est plus petit et donc statistiquement moins fiable, ce qui réduit la confiance dans ses prédictions à long terme. À l'opposé, le modèle plus général sera plus fiable car il repose sur des corrélations entre davantage de facteurs, observés dans un plus grand nombre de cas. Mais il sera moins pertinent car il n'incorpore pas les spécificités du contexte local.

Notons que les valeurs épistémiques de la spécificité et de la généralité ne constituent pas une dichotomie mais forment un spectre continu. Aussi, dans certaines circonstances la spécificité peut favoriser la fiabilité, et la généralité, la pertinence. Les prédictions d'un modèle spécifique adapté à une région seront plus fiables dans la mesure où elles tiennent compte des particularités du contexte local (mais en même temps, moins fiable dans la mesure où elles s'appuient sur un échantillon plus petit). Et un modèle général sera plus pertinent pour prédire les dommages causés en moyenne par les ouragans à l'échelle mondiale (mais en même temps, moins fiable pour prédire les dommages sur une région). Autrement dit, 1) la même valeur épistémique qui est priorisée peut entraîner plusieurs conséquences (plus ou moins de fiabilité, plus ou moins de pertinence) selon le contexte d'usage du modèle, et 2) le contenu d'un modèle (ici, la quantité et la spécificité des données à partir desquelles il a été développé) peut à la fois augmenter et diminuer sa fiabilité et sa pertinence. Ce qu'il faut retenir ici, c'est qu'en développant le modèle des choix devront être faits qui impacteront sa fiabilité et spécificité.

\* \* \*

À première vue, on pourrait croire que le choix des valeurs épistémiques qui caractériseront le modèle utilisé se fonde entièrement sur l'objectif des personnes décideuses et courtières. Si la priorité est de prédire les dommages que subira une région par le passage d'un ouragan dans les jours à venir, et ce, afin d'organiser à l'avance la réponse des services d'urgences, le modèle spécifique sera plus pertinent et donc priorisé. Si l'objectif est de réviser le code de construction pour cette même région afin de rendre les bâtiments plus résilients aux ouragans, les courtiers et courtières pourraient être tentés de prioriser un modèle plus général : la décision étant moins urgente que si l'ouragan s'apprêtait à toucher terre, un modèle basé sur un plus grand échantillon serait plus fiable car il donnerait plus de confiance concernant quelles normes de construction ont été prouvées efficaces ailleurs dans le monde pour protéger contre les ouragans. Mais dans les deux cas, les priorités politiques détermineraient la valeur épistémique à prioriser : les valeurs non-épistémiques de la personne courtière n'auraient pas d'incidence sur la décision. Le risque inductif dirige notre regard précisément vers ces instances où ces choix sont aussi influencés par des valeurs non-épistémiques.

### 3 | Le risque inductif en recherche

Tout modèle scientifique est nécessairement faillible car il contient des incertitudes. Ainsi, les données empiriques brutes sur lesquelles il s'appuie peuvent être incomplètes, locales (ce qui pose des défis lorsqu'on veut généraliser à partir de ces données), ou erronées (car, par exemple, les études ayant collecté et interprété les données ont des défauts). En ce sens, un écart sépare les données collectées par les scientifiques des modèles qu'ils développent : au moins en pratique, les données sur un phénomène, qu'importe leur quantité ou qualité, ne peuvent jamais garantir avec une certitude absolue la validité du modèle qu'elles informent. En philosophie des sciences, c'est le problème classique de la sous-détermination (Stanford 2023, Kao 2025). Quand les scientifiques infèrent des modèles à partir de données, ils font donc appel à autre chose en plus des données elles-mêmes. Les valeurs épistémiques sont un exemple : elles orientent les scientifiques dans leur sélection et interprétation des données, et dans leur justification des modèles — par exemple, un modèle est considéré valide parce qu'il est général ou spécifique. Les valeurs non-épistémiques sont un autre exemple, qui s'illustre par les situations de risque inductif.

L'idée générale exprimée par le risque inductif est que, lorsqu'un scientifique doit choisir d'accepter ou de rejeter une hypothèse, étant donné l'incertitude inhérente à l'hypothèse, sa décision sera influencée par les données (par exemple leur quantité et qualité), des valeurs épistémiques (par exemple la généralité de l'hypothèse) ainsi que par les coûts sociaux associés à une erreur, c'est-à-dire faire le mauvais choix (Rudner 1953, Douglas 2000). Imaginons qu'un scientifique veut déterminer la résistance qu'offre un nouveau matériel de construction aux vents violents d'un ouragan. Si ce matériel est plus résistant, il permettra la construction de maisons conformes à de nouvelles régulations en matière de sécurité, ce qui réduira les frais d'assurance de leurs propriétaires. Le scientifique effectue plusieurs tests où des maquettes construites avec ce matériel sont exposées à des vents d'une intensité prédéterminée. Disons que dans 60 % des tests, les instruments de mesure indiquent que la maquette résiste mieux aux vents qu'une maquette construite avec les matériaux traditionnellement utilisés. Le scientifique doit ensuite choisir entre accepter ou rejeter l'hypothèse que le nouveau matériel offre une meilleure résistance.

Le scientifique peut faire le bon ou le mauvais choix. Le bon choix serait d'accepter l'hypothèse qui est effectivement vraie (conclure que le matériel est plus résistant, et il l'est) ou de rejeter l'hypothèse qui est effectivement fautive (conclure que le matériel n'est pas plus résistant, et il ne l'est pas). Le mauvais choix implique de commettre l'un des deux types d'erreurs suivants. L'erreur de Type I, un faux positif, consiste à accepter l'hypothèse alors qu'elle est fautive (conclure que le matériel est plus résistant, alors qu'il ne l'est pas); l'erreur de Type II, un faux négatif, consiste à rejeter l'hypothèse alors qu'elle est vraie (conclure que le matériel n'est pas plus résistant, alors qu'il l'est). Dans ce choix, le scientifique est confronté à l'incertitude. D'une part, l'expérimentation n'est pas concluante car 60 % des tests sont positifs. D'autre part, les tests positifs pourraient être des faux positifs, ou les tests négatifs pourraient être des faux négatifs à cause de problèmes techniques ou informatiques avec les instruments de mesure, ou à cause d'une interprétation défailante des résultats par le scientifique.

Qu'importe le choix fait par le scientifique, l'incertitude confronte ce dernier à un dilemme : est-il préférable de commettre une erreur de Type I ou de Type II ? Le coût social d'un faux positif serait de risquer la vie de la population en construisant des maisons avec ce nouveau matériel sous la croyance erronée qu'il est plus résistant. Le coût social d'un faux négatif serait de priver les propriétaires de l'opportunité de réduire leurs frais d'assurance, ce qui pourrait aller jusqu'à empêcher des personnes moins nanties de devenir propriétaires. La méthodologie qu'utilise le scientifique pour arriver à sa conclusion pourrait être modifiée pour rendre moins probable les faux positifs en utilisant des critères plus stricts pour conclure que le matériel est plus résistant. Cette décision pourrait être justifiée en faisant appel à l'importance de protéger la santé de la population. Mais la décision inverse, modifier sa méthodologie pour rendre moins probable les faux négatifs, pourrait également être justifiée en invoquant les bénéfices engendrés par des frais d'assurance réduits.

Ce qu'il faut retenir ici, c'est que le choix méthodologique en question est partiellement déterminé par des valeurs non-épistémiques. Dans l'incertitude, le scientifique s'appuie sur de telles valeurs pour négocier le risque inductif posé par le choix d'accepter ou de rejeter l'hypothèse, et les conséquences résultant des types d'erreurs possibles.

#### 4 | Le risque inductif en transfert de connaissances

Plusieurs situations peuvent confronter les courtiers et courtières de connaissances à des risques inductifs (Elliott et Richards 2017). Cette section présente trois situations par des exemples : la synthèse des connaissances, les recommandations émises par les personnes courtières aux décideurs, et le choix de saillance dans la communication de l'information. Imaginons que notre scientifique ci-haut est chargé par le gouvernement de synthétiser les connaissances sur comment divers facteurs environnementaux affectent le rythme d'usure du nouveau matériel de construction et l'incidence sur sa résistance aux inondations. Il doit rédiger un rapport pour le sous-ministre indiquant si, selon la synthèse, le matériel est suffisamment sécuritaire pour approuver son utilisation par les compagnies de construction.

Pour synthétiser les connaissances, il utilisera des critères pour déterminer quelles études inclure, interprétera l'état des connaissances et sélectionnera les informations incluses dans la synthèse finale. La recommandation finale stipulera « dangereux » ou « sécuritaire » et commettre une erreur signifierait

approuver un matériel dangereux ou interdire un matériel sécuritaire. Quels critères de sélection des études utilisera-t-il pour minimiser les chances d'un rapport final erroné ? La pertinence, qui ciblera des études locales, ou la fiabilité, qui ciblera des études globales ? Son jugement des coûts sociétaux associés à chacune de ces erreurs potentielles influencera sa décision. Si la sécurité à long terme de la population canadienne est prioritaire, la possibilité d'approuver un matériel dangereux serait l'erreur à éviter : des études générales et plus fiables seront priorisées. Si plusieurs régions du Canada sont hautement vulnérables aux inondations et affichent un besoin urgent de construire des nouvelles maisons, la possibilité d'interdire un matériel sécuritaire serait l'erreur à éviter : des études spécifiques et plus pertinentes seront priorisées. Dans les deux cas, la décision est influencée par des valeurs non-épistémiques.

L'interprétation de l'état des connaissances pourrait être similairement affectée. Si notre scientifique priorise construire des maisons, son interprétation s'accordera et il adoptera un seuil de tolérance plus élevé pour le niveau de dégradation acceptable de la résistance du matériel. Les études pourraient aussi être choisies selon les modèles du climat qu'elles utilisent. Par exemple, des modèles plus généraux pourraient être plus fiables, mais moins pertinents pour certaines régions du Canada à la topographie unique. Si notre scientifique juge que la population de ces régions est particulièrement vulnérable, pour des raisons socioéconomiques, politiques, culturelles ou autre, il pourrait prioriser ses études qui s'appuient sur des modèles spécifiques, développés à partir de données sur des régions à la topographie similaire.

Maintenant que notre scientifique a synthétisé les connaissances, quelles recommandations va-t-il formuler ? Ses décisions peuvent à nouveau présenter des risques inductifs. Il pourrait alors inclure dans son raisonnement les valeurs non-épistémiques de la robustesse sociale et de la « géabilité » (*manageability*), qui n'améliorent pas la qualité des recommandations mais augmentent les chances qu'elles soient écoutées et implantées par les décideurs (Carrier et Krohn 2018). La robustesse sociale (ou acceptabilité sociale) désigne la prise en considération de la compatibilité de la recommandation avec les intérêts et valeurs prévalents dans la société. Elle peut intervenir directement dans la réflexion du scientifique, lorsqu'il élimine d'emblée de son rapport toutes les recommandations qui feraient scandale, ou indirectement, lorsqu'il exige un standard de preuve plus élevé pour accepter qu'une recommandation qui feraient scandale soit néanmoins celle que les données suggèrent. Par exemple, les données pourraient indiquer que le matériel est sécuritaire seulement au Québec étant donné son climat particulier; la recommandation serait de n'autoriser l'utilisation du matériel qu'au Québec. Supposons que le matériel sera « révolutionnaire » : la robustesse sociale pourrait pousser le scientifique à ne pas inclure cette recommandation à cause des tensions politiques qu'elle générerait.

La géabilité concerne la facilité pratique de gestion et d'implantation d'une recommandation. Supposons que le matériel est sécuritaire, mais seulement s'il est recouvert de plusieurs couches d'un isolant dispendieux. Notre scientifique optera peut-être de recommander l'interdiction du matériel, sachant que certaines compagnies de construction n'appliqueront pas assez d'isolant pour réduire leurs frais et que le gouvernement ne dispose pas des ressources pour vérifier. Ou plus subtilement, notre scientifique pourrait utiliser un standard plus sévère avant d'accepter que le matériel soit sécuritaire, à cause de ce souci de géabilité.

Enfin, comment présenter les informations sélectionnées aux décisionnaires ? En écrivant son rapport, notre scientifique devra choisir leur ordre et leur placement; lesquelles contextualiser et comment; et s'il veut amplifier, en soulignant avec du rouge ou une autre méthode, certaines informations pour souligner leur importance (Elabbar 2023). Ici, des risques similaires au risque inductif émergent, lors desquels les valeurs non-épistémiques de la personne courtière influencent des décisions en apparence éthiquement neutres. Par exemple, supposons que la synthèse des connaissances révèle 10 facteurs à tester pour déterminer la sécurité du matériel, et lorsque testés dans le climat Canadien six d'entre eux indiquent que le matériel serait sécuritaire. La recommandation est l'approbation prudente du matériel. Comment relayer aux décisionnaires la nuance de cette conclusion ? Ces derniers pourraient accorder plus ou moins d'importance à certains facteurs et interpréter différemment les résultats. Autrement dit, il existe un risque que la façon dont le rapport présente l'information conduise les décisionnaires à une interprétation différente de l'intention du scientifique, ce qui mènerait à l'implantation d'autres politiques publiques que celles étant recommandées et qui auront des coûts sociétaux différents.

Notre scientifique construira son rapport en conséquence : il ne présentera pas l'information arbitrairement, mais de façon à soutenir son interprétation des résultats et sa recommandation. Les facteurs, les tests et les résultats de la synthèse les plus importants seront mis en évidence : au début du rapport, colorés en rouge, avec une plus grande police de caractère, etc. Les valeurs non-épistémiques entrent alors en jeu de deux façons. D'abord, nous avons déjà vu qu'elles influencent l'interprétation et les recommandations de notre scientifique. Puis, les décisionnaires pourraient mécomprendre le rapport et approuver une utilisation du matériel plus permissive que recommandé : notre scientifique s'appuiera sur ses valeurs non-épistémiques pour naviguer le risque que cela ait lieu et engendre des coûts sociétaux qu'il juge inacceptables. Plus il considèrera élevés les coûts d'une mécompréhension, plus il sera porté à formater son rapport en vue de réduire la probabilité d'une telle occurrence.

\* \* \*

Que faut-il conclure de cet exposé ? D'abord, que les valeurs non-épistémiques des personnes scientifiques et courtières jouent un rôle fondamental dans leur travail et s'insèrent dans des décisions que l'on pourrait penser être purement épistémiques ou « neutres », comme la décision d'accepter ou de rejeter une hypothèse, mais revêtent parfois une dimension éthique. Puis, qu'il existe une panoplie de ces valeurs (ce texte n'en présente qu'un infime échantillon) et que leur influence est souvent plus subtile qu'on se l'imagine; parfois, nous en sommes totalement inconscients.

Qu'est-ce que les personnes chercheuses et courtières peuvent faire ? La réponse mérite plus d'espace que ce texte ne le permet. On peut cependant terminer avec quelques brèves remarques. D'abord, plusieurs philosophes argumentent que les valeurs non-épistémiques ont un rôle légitime à jouer dans le travail des scientifiques (Douglas 2000, Kitcher 2011). La légitimité de ce rôle reposerait entre autres sur une certaine transparence de leur part quant à l'influence de leurs valeurs (Douglas 2009, McKaughan et Elliott 2013). Assurer cette transparence reposerait à son tour sur une réflexivité de leur part (Tuana 2017). Aussi, les collaborations interdisciplinaires entre scientifiques ou personnes courtières et entre spécialistes en éthique ou philosophes constituent une approche prometteuse pour favoriser cette transparence et initier des discussions productives sur l'influence des valeurs non-épistémiques dans la

recherche et le transfert de connaissances (Tuana 2013). Voilà quelques pistes de réflexions que j'invite le lectorat intéressé à explorer.

## AFFILIATION DE L'AUTEUR

Gabriel Saso-Baudaux, doctorant

Département de philosophie et d'éthique appliquée | Université de Sherbrooke

## RÉFÉRENCES

- Carrier, M. (2013). Values and objectivity in science: Value-ladenness, pluralism and the epistemic attitude. *Science & Education*, 22(10), 2547-2568. <https://doi.org/10.1007/s11191-012-9481-5>
- Carrier, M. et Krohn, W. (2018). Scientific expertise: Epistemic and social standards—The example of the German radiation protection commission. *Topoi*, 37(1), 55-66. <https://doi.org/10.1007/s11245-016-9407-y>
- Douglas, H. (2000). Inductive risk and values in science. *Philosophy of science*, 67(4), 559-579. <https://doi.org/10.1086/392855>
- Douglas, H. (2009). *Science, policy, and the value-free ideal*. University of Pittsburgh Press.
- Elabbar, A. (2023). The curatorial view of assessment and the ethics of scientific advice: Beyond decisional autonomy towards distributive epistemic justice. *IUHPST Essay Prize in History and Philosophy of Science 2023*.
- Elliott, K. C. et Richards, T. (2017). *Exploring inductive risk: Case studies of values in science*. Oxford University Press. <https://doi.org/10.1093/acprof:oso/9780190467715.001.0001>
- John, S. (2015). Inductive risk and the contexts of communication. *Synthese*, 192(1), 79-96. <https://doi.org/10.1007/s11229-014-0554-7>
- Kao, M. (2025). La sous-détermination, les biais et les valeurs. Dans J. Prud'homme et M. Kao (éds.), *Faire preuve. Comment nos sociétés distinguent le vrai du faux* (p.43-59). Les Presses de l'Université de Montréal. <https://doi.org/10.4000/14ugk>
- Kitcher, P. (2011). *Science in a democratic society*. Prometheus Books.
- Kuhn, T. (1977). *The essential tension*. University of Chicago Press.
- Laudan, L. (1990). Demystifying underdetermination. Dans C. Wade Savage (éd.), *Minnesota Studies in the Philosophy of Science, Vol. XIV: Scientific Theories* (pp. 267-297). University of Minnesota Press.

- Longino, H. (1990). *Science as social knowledge*. Princeton University Press.
- McKaughan, D. J. et Elliott, K. C. (2013). Backtracking and the ethics of framing: Lessons from voles and vasopressin. *Accountability in Research*, 20(3), 206-226.
- Quine, W. V. et Ullian, J. S. (1978). *The web of belief* (2e édition). Random House.
- Rudner, R. (1953). The scientist qua scientist makes value judgments. *Philosophy of science*, 20(1), 1-6. <https://doi.org/10.1086/287231>
- Ruphy, S. (2015). Rôle des valeurs en science : contributions de la philosophie féministe des sciences. *Écologie & politique*, 51(2), 41-54.
- Stanford, K. (2023). Underdetermination of scientific theory. Dans Zalta E. D. et Nodelman, U. (éds) *The Stanford Encyclopedia of Philosophy*. URL : <https://plato.stanford.edu/archives/sum2023/entries/scientific-underdetermination/>
- Tuana, N. (2013). Embedding philosophers in the practices of science: Bringing humanities to the sciences. *Synthese*, 190, 1955-1973. <https://doi.org/10.1007/s11229-012-0171-2>
- Tuana, N. (2017). Understanding coupled ethical-epistemic issues relevant to climate modeling and decision support science. Dans L. C. Gundersen (éd.) *Scientific integrity and ethics in the geosciences* (pp. 155-173). Wiley. <https://doi.org/10.1002/9781119067825.ch10>

### CITATION SUGGÉRÉE

Saso-Baudaux, G. (2026). Le risque inductif et les valeurs sociopolitiques : perspectives pour le transfert de connaissances. *Revue sur le transfert et l'utilisation des connaissances*, 10(1).  
<https://doi.org/10.18166/tuc.2026.10.1.60>



ISSN | 2369-8896

[www.revue-tuc.ca](http://www.revue-tuc.ca)



Cet article est mis à disposition selon les termes de la Licence Creative Commons  
Attribution - Pas d'Utilisation Commerciale - Partage dans les Mêmes Conditions 4.0 International