

Working paper



23

Les scores ont-ils un sens ?

Laurence Barry

Décembre 2020

PARI

PROGRAMME DE RECHERCHE
SUR L'APPRÉHENSION DES RISQUES
ET DES INCERTITUDES

Les scores ont-ils un sens?¹

Laurence Barry²

Résumé

Cette étude est une tentative de mise à plat d'une interprétation des scores tels qu'ils sont calculés dans les grandes familles de modèles, et une critique du glissement sémantique vers une interprétation individuelle. Nous partons des débats historiques sur l'interprétation des probabilités, débats qui se sont tus dès les années cinquante, sans pour autant avoir fourni une réponse consensuelle. De ces interprétations aucune ne s'applique parfaitement aux scores actuels, sauf peut-être la propension proposée par Karl Popper dans le contexte d'une polémique de mécanique quantique. Après avoir mis en avant le glissement des probabilités aux scores (comme propension ?) dans les modèles de data science, nous montrons les limites de l'interprétation individuelle dans ses applications aux phénomènes sociaux.

*

Les scores sont partout. Que l'on accepte ou non l'idée d'une révolution apportée par le big data³ (Mayer-Schönberger & Cukier, 2013; Pentland, 2014), force est de constater que les nouveaux modèles servent à classer, trier, choisir et organiser le monde grâce à l'attribution de scores. Ainsi pour distinguer les analyses prédictives du traitement des données qui les a précédées, Siegel propose l'exemple suivant :

L'analyse prédictive est très différente de la prévision. La prévision fait des prédictions agrégées au niveau macroscopique. (...) Alors que la prévision estime le nombre total de cornets de glace qui seront vendus le mois prochain dans le Nebraska, l'analyse prédictive vous dit quels individus achèteront le plus probablement une glace le mois prochain (Siegel, 2016, p. 16, traduction personnelle).

Là où auparavant on se contentait de catégoriser les personnes dans des classes d'équivalence assez larges, les techniques actuelles cherchent à appliquer à chacun un nombre, dont on voit bien que la dimension à la fois probabiliste et individuelle l'écarte d'une catégorisation de type classique. La mise en score sert le même but, mais avec des moyens sensiblement différents et pour lesquels on peut se demander s'il est même possible d'assurer la transparence et l'explicabilité pourtant exigées par le législateur (RGPD). Par ailleurs, si les chercheurs se sont déjà penchés sur les conséquences sociales et politiques de ces classifications pour l'accès au crédit, à l'assurance ou à tout type de service (Fourcade & Healy, 2013),

¹ Je tiens à remercier Pierre François pour ses commentaires ainsi que les participants des séminaires PARI et Transnum/Sciences po dont les questions m'ont permis de préciser certains points. Toutes les erreurs et imprécisions restent de mon seul fait.

² Laurence.barry@datastorm.fr

³ Entendu ici comme nexus de données massives et des modèles et technologies qui les accompagnent.

on voit bien que la mise en score ajoute un niveau d'opacité supplémentaire à des situations parfois déjà complexes.

Cette étude est une tentative de mise à plat du sens possible ou supposé des scores tels qu'ils sont calculés dans les grandes familles de modèles. Est-il possible, et si oui de quelle manière, de donner un sens à un nombre attribué à un individu par un modèle statistique et probabiliste ? La réponse à cette question est difficile, pour une série de raisons.

Tout d'abord la réflexion sur l'interprétation des probabilités – si c'est bien dans ce cadre qu'il faut penser les scores – intense au début du 20^e siècle, semble s'être arrêtée après la formalisation mathématique de Kolmogorov en 1933 - qui pourtant à aucun moment ne prétend participer aux débats (Kolmogorov, 2018, p. 3, n.4; voir aussi François & Frezal, 2018, p.4) : on dira qu'une fonction est une probabilité si elle vérifie les axiomes posés par Kolmogorov. Rien n'est dit sur l'interprétation à lui donner. Or on l'a dit les modèles actuels sont très différents de ceux qui existaient au début du 20^e siècle, et l'on peut à bon droit se demander si les outils conceptuels de l'époque sont à même de rendre compte de ce qui se joue aujourd'hui. Et pourtant, aucun autre cadre, semble-t-il, ne s'est développé pour penser les scores actuels. Ce silence est d'autant plus étrange que les débats autour de l'interprétation des probabilités n'ont jamais été tranchés, même si l'interprétation fréquentiste, comme nous le verrons dans la première partie, semble s'être imposée de fait. Mais justement, le score échappe à cette interprétation et remet au goût du jour d'autres notions, telle que la propension, introduite par Popper dans les années cinquante dans une polémique... de mécanique quantique.

C'est là qu'apparaît la deuxième difficulté de cette étude : les débats ne semblent jamais concerner l'application des probabilités aux phénomènes sociaux qui nous intéressent ici. Ainsi en 1926 Ramsey dans un papier demeuré célèbre, circonscrit l'application des probabilités à trois domaines : les statistiques (et notamment des phénomènes sociaux), la logique et la physique. Aucun problème ne se pose pour le domaine statistique, puisqu'il s'agit de fréquence ; en revanche, leur interprétation en logique et en physique est plus problématique :

Probability is of fundamental importance not only in logic but also in statistical and physical science, and we cannot be sure beforehand that the most useful interpretation of it in logic will be appropriate in physics also. Indeed the general difference of opinion between statisticians who *for the most part adopt the frequency theory of probability* and logicians who *mostly reject it* renders it likely that the two schools are really discussing different things, and that the word 'probability' is used by logicians in one sense and by statisticians in another. The conclusions we shall come to as to the meaning of probability in logic must not, therefore, be taken as prejudging its meaning in physics (Ramsey, 1931, p. 157).

Nous proposerons ici de *ne pas suivre* les recommandations de Ramsey ; en effet, parce que l'interprétation fréquentiste, comme nous le verrons, s'applique mal aux scores, force est de chercher ailleurs d'autres interprétations possibles et d'en discuter la pertinence. Aujourd'hui les réflexions sur les probabilités semblent être confinées à un domaine de philosophie analytique ou de philosophie des sciences. En pratique, statistiques et probabilités sont devenues omniprésentes dans la gestion des phénomènes humains, que ce soit au niveau des gouvernements (Desrosières, 2008b) ou des organismes publiques ou privés de type banques ou assurances qui sont amenés à gérer de gros portefeuilles d'individus en maximisant certains

paramètres. Mais dans ces pratiques, les probabilités sont perçues comme un outil efficace que l'on questionne très peu. On peut ainsi élargir au social la constatation faite par Berkovitz pour les sciences physiques :

There is a broad consensus concerning the probability *calculus*. But the analysis of the concept of probability, commonly known as 'the interpretation of probability', continues to be a controversial matter. Yet, *the interpretation of probability is bound to have substantial implications for the meaning and efficacy of scientific hypotheses, models, theories and reasoning* (Berkovitz, 2015, p. 629, nos italiques)

A ces difficultés s'ajoute la complexité des modèles actuels, qui décourage peut-être aussi l'analyse. Cela dit, si l'on parle souvent de l'effet boîte noire et de l'impossibilité de comprendre *comment* on obtient le résultat de l'algorithme (Pasquale, 2015), rares ou inexistantes sont ceux qui questionnent le résultat lui-même, tant l'efficacité de l'instrument prime sur le reste. En assurance, l'application des probabilités est devenue monnaie courante, masquant dans cette quotidienneté même les enjeux sociaux qui l'accompagnent. L'interprétation fréquentiste est en réalité sous-entendue, mais c'est elle justement que remettent en cause les nouveaux modèles. Nous proposons ci-dessous de revenir tout d'abord sur les interprétations historiques des probabilités, puis de discuter plus longuement dans une deuxième partie de la propension élaborée par Popper pour la mécanique quantique afin d'appliquer, dans une dernière partie ces différentes interprétations à quelques modèles génériques de data science.

Probabilités: une approche historique

Il existe de nombreux ouvrages et articles de philosophie des sciences qui retracent les débats et interprétations des probabilités, depuis le moment où leur importance dans tous les domaines scientifiques devient apparent, jusqu'au moment où ces débats s'étiolent (Childers, 2013; Galavotti, 2017; Gillies, 2012; Hájek, 2012; Von Plato, 1994). Comme le propose Von Plato, la formalisation de Kolmogorov en 1933 est au cœur de ce silence: « following that work, a mathematician would answer the question of what is probability, by saying : anything that satisfies the axioms » (Von Plato 1994, 1). Pour Von Plato, la forme moderne des probabilités est essentiellement mathématique. Elle a été motivée par des besoins scientifiques, notamment la physique statistique et la mécanique quantique, cette dernière bouleversant la conception de l'incertain pour en faire une caractéristique fondamentale du monde physique. Or si ce formalisme mathématique n'est plus remis en question, aucune interprétation ne s'est imposée (Galavotti, 2017), en fait jusqu'à aujourd'hui.

Nous essaierons de présenter ici succinctement ces diverses interprétations, en partant de l'approche classique (pré-moderne) avant de présenter les divers courants et leurs critiques. Pour la clarté de la présentation, nous proposons une cartographie qui distingue entre interprétations ontologique et épistémique d'une part, et objective ou subjective d'autre part. Searle (2006) présente ces catégories de la façon suivante :

Our culture makes a great deal of the distinction between objectivity and subjectivity, but this distinction is systematically ambiguous between an epistemic sense and an ontological sense. If I say, «Rembrandt was born in 1606,» that statement is *epistemically objective*. It can be ascertained as true or false *independent of the attitudes of observers*. But if I say, «Rembrandt was a better painter than Rubens,»

that statement is, as they say, «a matter of opinion.» It is «subjective». But in addition to the distinction between epistemic objectivity and subjectivity —and in a way the foundation of the distinction of epistemic subjectivity and objectivity— is an ontological distinction between ontological subjectivity and ontological objectivity. Mountains, molecules, and tectonic plates have an existence that is independent of the attitudes and feelings of observers. *But pains, tickles, itches, emotions and thoughts have a mode of existence which is ontologically subjective in the sense that they only exist insofar as they are experienced by human or animal subjects* (Searle, 2006, p. 15, emphasis added).

Fig. 1 : Une cartographie des interprétations possibles



Suivant cette distinction, on peut se demander si les probabilités sont entendues dans un sens objectif ou subjectif, et si elles décrivent la connaissance qu'un sujet peut avoir du monde – elles seraient alors épistémiques, ou si elles décrivent au contraire une ontologie des phénomènes physiques (les montagnes, les molécules etc.) donc indépendants d'un observateur. Hacking (1975) et Desrosières (2008a, p. 129) mentionnent que cette tension dans la notion de probabilité, entre un degré de croyance en un énoncé d'une part, et une mesure ayant trait à un état du monde d'autre part existe depuis « l'invention des probabilités » au 17^e siècle. Searle met cependant en évidence le fait, que nous essaierons de développer ci-dessous, qu'il n'y a pas de nécessaire co-appartenance de l'épistémique avec le subjectif ou de l'ontologique avec l'objectif. On verra plus loin que ces distinctions sont fondamentales pour saisir ce qui se joue dans les différentes interprétations des probabilités. On notera aussi que la notion de sujet se déplace d'une interprétation à l'autre : dans l'interprétation épistémique et subjective, le sujet est *observateur*, il émet une opinion sur le monde. Dans l'interprétation ontologique et subjective (les peines, les émotions du sujet dans l'exemple de Searle), le sujet est cette fois pris comme *objet d'observation*, sur lequel sont émises des propositions qui le décrivent dans son ontologie. La question posée par les scores serait alors : est-ce qu'ils décrivent une ontologie du sujet ? Est-ce que le score de récidivisme par exemple est une mesure de la dangerosité intrinsèque de l'individu auquel il est attaché ?

L'approche classique ou pré-moderne : épistémique et subjective

L'approche classique ou "pré-moderne", pour parler dans les termes de Von Plato, est celle qui avait cours avant le 19^e siècle. Elle est le plus généralement associée à Laplace et son *Essai philosophique sur les probabilités*, paru en 1814. Laplace ne remet pas en cause la conception mécaniste du monde, il rejette avec Leibniz « le hasard aveugle des épicuriens » (Laplace, 1825, p. 3) et essaie de concilier cette vision déterministe avec le calcul du probable :

Nous devons donc envisager l'état présent de l'univers, comme l'effet de son état antérieur, et comme la cause de celui qui va suivre. *Une intelligence qui, pour un instant donné, connaîtrait toutes les forces dont la nature est animée, et la situation respective des êtres qui la composent, si d'ailleurs elle était assez vaste pour soumettre ces données à l'analyse, embrasserait dans la même formule les mouvements des plus grands corps de l'univers et ceux du plus léger atome : rien ne serait incertain pour elle, et l'avenir comme le passé, serait présent à ses yeux (...)* La régularité que l'Astronomie nous montre dans le mouvement des comètes, a lieu sans aucun doute, dans tous les phénomènes. La courbe décrite par une simple molécule d'air ou de vapeurs, est réglée d'une manière aussi certaine, que les orbites planétaires : il n'y a de différences entre elles, que celle qu'y met notre ignorance. (Laplace, 1825, pp. 3–6).

Ainsi l'incertain, dans cette conception, relève de notre incapacité à connaître les causes des événements, qui par là nous semblent aléatoires. La probabilité apparaît alors comme consubstantielle à notre incapacité de savoir, donc relève de l'épistémique. Pour le calcul de la probabilité de ces événements, Laplace (p. 7) propose de dénombrer les possibles (finis) et suppose leur « équipossibilité » : la probabilité d'un événement est le rapport du nombre de possibles dans lesquels cet événement se produit au nombre total des possibles. Cette mesure semble objective dans des cas très simples (Batanero et al., 2005) mais, comme le fait remarquer Hacking, dans la vision déterministe et classique du monde, rien n'est incertain objectivement (Hacking, 1971). Il ne peut donc y avoir de probabilité objective. Dans d'autres passages de son essai, Laplace montre ainsi que la position de l'observateur influence sa perception des possibles : « dans les choses qui ne sont que vraisemblables, la différence des données que chaque homme a sur elles, est une des causes principales de la diversité des opinions que l'on voit régner sur les mêmes objets » (Laplace, 1825, p. 9).

La conception classique des probabilités est remise en cause durant le 19^e siècle et sera finalement abandonnée; tout d'abord parce que le calcul de Laplace ne fonctionne que dans le cas d'un nombre fini d'événements -de plus équipossibles- qui appelait la généralisation introduite par Borel et Lebesgue (Galavotti, 2017, p. 4). Ensuite, des mathématiciens que Daston appelle les « révisionnistes », tels que Poisson et Cournot, critiquent la subjectivité posée par Laplace ; Poisson distingue ainsi les probabilités subjectives et laplaciennes, des chances objectives, indépendantes d'un observateur (Daston, 1994, pp. 335–337). Enfin, la conception déterministe du monde devient elle-même intenable après les découvertes scientifiques relatives à la physique statistique, la relativité et la mécanique quantique (Von Plato, 1994, pp. 6-26).

Ces divers arguments feront tomber l'approche épistémique et subjective en désuétude jusque dans les années 1930. Elle connaîtra un renouveau, dans une version différente de celle de Laplace parce qu'affranchie de sa vision déterministe de l'univers, lorsque l'on commencera à tenter de modéliser le comportement des agents en situation d'incertain, notamment dans la théorie de la décision (Desrosières, 2008a, p. 132), avec les contributions notamment de Ramsey, de Finetti et Savage (voir plus loin). Étonnamment, c'est la vision déterministe de Laplace qui semble resurgir derrière certaines expressions des data scientists aujourd'hui, véhiculant ainsi une « mythologie » du big data (Boyd & Crawford, 2012) qui lèverait l'incertitude avec notre méconnaissance : “We are discovering that we can begin to explain many things— crashes, revolutions, bubbles— that previously appeared to be random ‘acts of God’” (Pentland, 2014, p. 9).

L'approche fréquentiste : ontologique et objective

Dans le courant du 19^e siècle, l'interprétation classique est contrée par les « fréquentistes », qui s'appuient « sur les grosses machines de collecte statistique » caractéristiques de l'époque (Desrosières, 2008a, p. 131). Dans cette approche, la probabilité d'un événement *sur un groupe* donné est assimilée à la fréquence de cet événement observée sur ce groupe, ce qui constitue la première forme d'application des probabilités aux phénomènes sociaux. Hájek (2012) compare cette interprétation à la version classique qui la précède :

Finite frequentism bears certain structural similarities to the classical interpretation, insofar as it gives equal weight to each member of a set of events, simply counting how many of them are 'favorable' as a proportion of the total. The crucial difference, however, is that where the classical interpretation counted all the *possible* outcomes of a given experiment, finite frequentism counts *actual* outcomes. It is thus congenial to those with empiricist scruples. It was developed by Venn (1876), who in his discussion of the proportion of births of males and females, concludes: "*probability is nothing but that proportion.*"

Quetelet est le premier à généraliser cette approche à des phénomènes sociaux autre que la mortalité.⁴ Il se penche par exemple sur le *Compte général de l'administration de la justice criminelle en France* et calcule des ratios de condamnation en fonction de différents paramètres (âge, sexe, niveau d'éducation, etc...). Ces ratios décrivent pour Quetelet le comportement d'un « homme moyen », défini par ces groupes : il s'agit d'un individu *virtuel*, représentant de la population sur laquelle il est calculé. L'homme moyen a les propensions déterminées par la moyenne des individus qui le composent. Selon Stigler, "the propensity of the average man to commit a crime (...) could be calculated as the arrest rate *for the group in question*" (Stigler, 1986, p. 170, nos italiques).

Bien que calculés sur des groupes, Stigler affirme que Quetelet perçoit ces ratios comme opposables à l'individu réel et spécifique, ce qui tendrait à rapprocher ce nombre des scores actuels: "an individual of whom *nothing more is known* than that he is accused of a crime *has a 0.614 chance of conviction*" (Stigler, 1986, p. 175, nos italiques). Mais toute l'ambiguïté est dans les italiques ; alors que le calcul se veut objectif, il dépend de la classification. Et cette dernière est contingente à l'information disponible. Aussi une certaine mesure de subjectivité, liée à la position de l'observateur, continue de prévaloir. De plus, la « probabilité d'être condamnée » est en fait interprétée par Quetelet comme un pari, à faire par un observateur : « pour bien faire concevoir ma pensée, je suppose qu'un individu est mis en accusation; il y aura (...) environ 614 sur 1000 *à parier qu'il sera condamné* » (Quetelet, 1835a, p. 299). En réalité, à aucun moment cette probabilité n'est associée à l'individu spécifique : « dans la recherche des lois relatives à l'homme, il faut éliminer tout ce qui est fortuit et individuel. Par suite, *ces lois ne sauraient être applicables à des individus*. Elles ne sont vraies que pour le corps social » (Quetelet, 1835b, p. iii, nos italiques).

Quetelet est à la recherche des *causes* des comportements ; "the average man was a device for *smoothing away the random variations of society* and revealing *the regularities that*

⁴ La mortalité avait déjà fait l'objet de travaux probabilistes notamment par Bernoulli, Huygens, De Witt (Hacking, 1975; voir aussi Le Bras, 2000).

were to be the laws of his social physics” (Stigler, 1986, p. 171, nos italiques). Dans cette perspective, la régularité des phénomènes collectifs est la preuve de l’existence de causes sous-jacentes, que cette « physique sociale » cherche à mettre en évidence. Quetelet tend donc bien à décrire un « état du monde », à poser une *ontologie du social* (Stigler, 1986, p. 173): il s’agit d’une forme de déterminisme mais, tournée vers le groupe et non l’individu et n’étant pas opposable à ce dernier, il ne s’agit pas d’un score. Pour Stigler, la méthode de Quetelet reste très approximative. Celle de Poisson, inspirée de l’astronomie, et qui rend compte de l’erreur de mesure vis-à-vis d’une valeur *réelle inobservable*, montrerait que l’on serait passé d’une valeur épistémique – la probabilité comme degré de certitude de l’observateur – à une valeur ontologique, la probabilité d’un phénomène physique (Stigler, 1986, p. 190), qui reste cependant collectif.⁵

L’approche fréquentiste est donc à la fois ontologique -mais de l’ontologie du social-⁶ et objective, même si elle dépend de la mesure faite par l’observateur. Richard Von Mises levera cette dépendance au 20^e siècle en redéfinissant la probabilité comme la limite d’une fréquence dans une séquence infinie. La probabilité apparaît alors comme une « limite idéale » (Galavotti, 2017, p. 5; Von Mises, 1981, p. 8) d’une répétition infinie d’événements *aléatoires* semblables. Mais cette dernière notion implique d’avoir incorporé dans les phénomènes une notion d’aléa absente de la conception mécaniste du siècle précédent ; comme le dit Von Plato, « by 1919 Von Mises was ready to introduce randomness as a basic concept in the theory of probability » (Von Plato, 1994, p. 183). Plus précisément, l’aléa au 19^e siècle est interprété comme une irrégularité, un bruit qui masque les « causes » des phénomènes, que l’on essaie par conséquent d’écarter. Pour Von Mises en revanche, l’aléa est une notion mathématique qui caractérise la séquence: cette dernière est dite aléatoire si toute sub-séquence (infinie) présente la même probabilité que la séquence initiale (Von Mises, 1981, pp. 23–28).

Même si, en principe, la probabilité ainsi définie est une notion purement mathématique (résultat d’un passage à l’infini), Von Mises admet que la fréquence observée sur un nombre fini mais suffisamment grand de répétitions donne une bonne approximation de la probabilité (Von Mises, 1981, pp. 16–17). Cela étant dit, cette définition empirique maintient que rien ne peut être dit sur le cas unique, puisque par définition, la probabilité ne se déduit que dans la répétition. Dans la

⁵ Cette assertion est partiellement remise en cause par Von Mises (1981, pp. 104–112): ce dernier attire l’attention sur le fait que, lorsque Poisson fait son calcul, la probabilité est encore comprise comme un dénombrement des possibles. Si tel est bien le cas, la mesure de l’erreur proposée par Poisson est la *proportion de cas possibles défavorables*, et on serait encore dans une mesure épistémique, quoiqu’objective.

⁶ On admet ici cette « ontologie du social », telle que posée par les fréquentistes du 19^e siècle. On pourrait en réalité se demander si la fréquence comme mesure de la réalité du « fait social » au sens Durkheimien constitue effectivement une mesure d’un objet du monde physique – au sens de la hauteur d’une montagne pour reprendre l’exemple de Searle. Il est hors de notre propos de tenter de trancher sur le bien-fondé de cette supposition ontologique des phénomènes sociaux, et peut-être qu’il « n’y a » rien d’autre que ces mesures, irréductiblement épistémiques, le social ne prenant forme qu’à travers elles. Toujours est-il que la fréquence est une mesure qui ne se fait que sur un « tout » dont elle veut rendre compte, de la même manière que la pression d’un gaz n’a de sens que sur le tout du gaz et non sur les particules qui le composent (Sleigh, 2019). C’est donc en ce sens limité qu’il faut comprendre la classification de l’interprétation fréquentiste en ontologique et objective.

perspective de cette étude (les scores *individuels* calculés par les nouveaux modèles), l'avertissement de Von Mises est particulièrement intéressant :

C'est un pur non-sens que de dire, par exemple, que Mr. X, âgé de quarante ans a une probabilité de décès de 0.01 pour l'année qui vient. Si un ratio analogue est calculé sur les hommes et les femmes ensemble, la valeur obtenue est un peu inférieure à 0.011, et Mr. X appartient à ce nouveau collectif autant qu'au premier. Il est, de plus, membre d'un très grand nombre d'autres collectifs facilement définis, et pour lesquels le calcul de la probabilité de décès donnerait autant de valeurs différentes. On serait tenté de suggérer qu'une probabilité correcte de décès pour Mr. X pourrait être obtenue en restreignant le collectif le plus possible, c'est-à-dire en tenant compte de plus en plus de caractéristiques individuelles. *Mais ce processus n'a pas de fin, et en procédant à une sélection de plus en plus fine des membres du collectif, on finirait par se retrouver par cet individu isolé* (Von Mises, 1981 [1928], pp. 17–18, traduction personnelle, nos italiques).

Comme nous le verrons, cet avertissement n'est pas toujours respecté, d'autant que l'assertion « la probabilité *est* une fréquence » se retourne facilement en « la fréquence <mesurée sur un groupe> est une probabilité <appliquée aux individus de ce groupe> », sans que l'on ait bien conscience du glissement sémantique induit. Pour notre étude, l'approche fréquentiste se résume cependant à dire des choses sur les groupes, en renonçant à dire des choses sur les individus : « frequentist probability is comparable in certain aspects to statistical physics quantities like temperature and pressure which only exist in the limit of a large number of molecules. Individual molecules do not have 'pressure' they only have kinetic energy and momentum » (Sleigh, 2019).

Les approches épistémiques et subjectives/objectives au 20^e siècle

L'avantage de l'approche fréquentiste est de donner une mesure objective de la probabilité, et de créer ainsi un savoir scientifique sur les phénomènes collectifs, qui acquièrent de ce fait une ontologie. Les populations se constituent ainsi pour Foucault comme un nouvel « objet de savoir » (Foucault, 2004). Mais c'est aussi le plus grand défaut de cette interprétation : rien ne peut être dit sur les individus qui créent ces populations. Au cours du 20^e siècle cependant, et singulièrement dans sa première moitié, d'autres tentatives sont faites pour expliquer les comportements individuels grâce aux probabilités, utilisées cette fois pour rendre compte de la vision du monde de l'individu qui guide son action : elles remettent ainsi au goût du jour l'approche épistémique et subjective, commune à Laplace et Bayes, occultée par les fréquentistes du 19^e siècle et que l'on qualifie aujourd'hui de bayésienne (Stigler, 1982, p. 255).

On citera notamment Ramsey (1931), dans un débat qui l'oppose à Keynes ; Keynes cherchait en effet au début des années 1920 à donner une interprétation épistémique et objective, réfutant l'ontologie de l'approche fréquentiste, sans en rejeter l'objectivité (Conniffe, 1992). Pour Keynes comme pour Knight (1985), l'incertitude est perçue sous forme de risque mesurable et d'aléa non mesurable (Lavoie, 1985). Les probabilités rendent compte du risque mesurable et sont un « degré *rational de croyance* » (Keynes, 2007, p. 10, nos italiques) guidant en partie les actions; la rationalité assurant ici la valeur objective de la probabilité, attribuée à des énoncés formulant cette croyance, et non plus des événements répétés

empiriquement (Childers, 2013, p. 123).⁷ Comme le dit Bateman (1988, p. 1102) : « Keynes proposes that the ‘correct’ or ‘rational’ degree of belief refers to a *logical* relation that exists between a proposition and the evidence supporting the proposition » et, pour citer Keynes :

In the sense important to logic, probability is not subjective. It is not, that is to say, subject to human caprice. *A proposition is not probable because we think it so.* When once the facts are given which determine our knowledge, what is probable or improbable in these circumstances has been fixed *objectively*, and *is independent of our opinion* (Keynes, 2007, p. 3, nos italiques).

Si Ramsey accepte cette interprétation comme degré de croyance, pour lui les probabilités sont radicalement subjectives et peuvent être quantifiées pour toutes les formes d’incertitude. Elles se révèlent dans les choix et les actes des individus (Ramsey, 1931, pp. 170–171) ; on peut notamment déterminer la probabilité attribuée par un individu à un événement incertain donné en lui proposant un pari sur cet événement. Le prix que l’agent est prêt à payer révèle cette probabilité, toute subjective (Ramsey, 1931, pp. 173–175 ; voir aussi Finetti 1937, p. 6).

Finetti ira encore plus loin dans ce sens en disant que, sous contrainte de cohérence – sur laquelle nous allons revenir –, toutes les opinions sont acceptables : « chaque individu est libre d’adopter celle de ces opinions qu’il préfère, ou, pour mieux dire, celle *qu’il sent* » (Finetti, 1937, p. 9, nos italiques), rejetant ainsi toute référence à une rationalité. Ramsey et de Finetti s’accordent sur la contrainte, minimale, à poser à ces probabilités, résumée par Galavotti (2017, p. 8) : « put in terms of betting, coherence ensures that the chosen betting ratios avoid sure loss/gain, namely what is known in the literature as a Dutch book » (voir aussi Finetti, 1937, p. 9 ; Ramsey, 1931, p. 22), que Finetti appelle aussi « la logique du probable ». Cette logique, dit encore Finetti, est appliquée par tous les hommes dans leur conduite quotidienne « de manière inconsciente, qualitativement sinon numériquement » (Finetti, 1937, p. 16). Par ailleurs, ils déduisent tous deux les axiomes de Kolmogorov à partir de cette première contrainte de cohérence (Ramsey en 1926), montrant ainsi que ces probabilités subjectives sont bien des probabilités au sens mathématique dans lequel elles vont s’imposer ensuite.⁸

Alors que Ramsey considère que les probabilités objectives sont valides dans certains domaines scientifiques mais non pas en logique (les raisonnements humains qui président aux conduites), Finetti en revanche tient *toutes* les probabilités comme subjectives, allant jusqu’à dire « la probabilité <comme fréquence> n’existe pas » (cité par Galavotti 1991, p. 246 ; voir aussi Galavotti, 1989). Il mentionne à cela deux raisons ; la première est que l’assimilation de la probabilité d’un événement futur à la fréquence observée sur des événements similaires passés est fautive, même si elle est très répandue : pour lui cette erreur commune relève de nos « dispositions psychologiques » (Finetti, 1937, p. 18),⁹ ou de nos schèmes de pensée qui seuls expliquent cette tendance généralisée. Finetti explique ainsi *l’apparence objective* de certaines probabilités (lorsque tous concordent à adopter le même nombre) par un facteur *psychologique* : « il s’agit de considérer la

⁷ Cette interprétation dite « logique » sera développée par Carnap en 1950 (Galavotti, 2017, p. 7).

⁸ Alors que Kolmogorov, faisant incidemment référence à Von Mises dans son texte, semble s’inscrire dans ‘approche fréquentiste.

⁹ Il est aussi intéressant de remarquer que, pour Finetti, toutes les probabilités sont des probabilités d’occurrences *uniques*, aussi appelées « épreuves ».

coïncidence des opinions comme un fait psychologique » (Finetti, 1937, p. 17). La seconde tient au problème de la classe de référence, déjà mis en avant par Von Mises, poussé ici à l'extrême :

Rien n'empêcherait toutefois à priori de grouper l'événement qui nous intéresse avec d'autres événements quelconques, en considérant par exemple la mort de Monsieur A dans l'année, comme un sinistre par rapport à toutes les assurances de la Compagnie auprès de laquelle il est assuré, y compris les assurances incendie, transport et autres, et, d'un certain point de vue, on pourrait encore soutenir que ces événements sont « semblables » (Finetti, 1937, p. 21).

On remarquera que Finetti se place d'emblée dans un cas concret, qui vise à mettre en évidence la contradiction de l'interprétation de Von Mises : d'un côté elle se veut empirique ; de l'autre, elle s'appuie sur une abstraction mathématique jamais réalisable. Comment en effet obtenir une séquence infinie d'événements identiques ? Et comment définir cette identité ? L'approche fréquentiste demeure pour Finetti légitime, mais elle reste une opinion qui s'ignore. Finetti est en effet lui-même bayésien (Galavotti, 2017, p. 9) et considère que l'observation des fréquences permet d'affiner une opinion, sans en faire jamais une valeur objective. Il lie ainsi de manière originale fréquence et degré de probabilité subjective (Galavotti, 1991):

L'observation ne peut pas confirmer ou démentir une opinion, qui est et ne peut être autre chose qu'une opinion, donc ni vraie, ni fausse; l'observation peut seulement nous donner des renseignements qui sont susceptibles d'influencer notre opinion. Le sens de cette affirmation est très précis : elle signifie qu'à la probabilité d'un fait subordonné à ces renseignements - probabilité bien distincte de celle du même fait non subordonné à d'autres - nous pouvons attribuer effectivement une valeur différente (Finetti, 1937, p. 64).

Dans cette approche, la convergence des opinions subjectives vers la fréquence observée, elle-même objective, relève d'un jugement légitime *quoique non nécessaire* (à la différence de Keynes). Cela dit, cette convergence assure une quasi-objectivité de la probabilité attribuée par chacun qui finalement lève l'importance de la distinction entre les deux approches (McGoun, 1995, p. 526).¹⁰ Au final, l'individu « cohérent » prend des décisions en calculant *son* espérance mathématique (Ramsey, 1931) ; cette idée sera reprise par les économistes néoclassiques, notamment Von Neumann et Morgenstern dès 1944 pour fonder la théorie de la décision, puis par Savage qui introduit les probabilités subjectives dans la notion d'espérance d'utilité (Karni, 2017).

Cette notion de probabilités subjectives comme perception personnelle de l'incertitude est intéressante pour la question des scores. En effet, dans la perspective proposée par Searle, ces probabilités sont ontologiques et subjectives au même titre que les « peines, les émotions et les pensées » ; elles admettent peut-être, comme le proposent Ramsey et Finetti, une connaissance objective via les paris. Sont-elles pour autant assimilables à des scores ? Il nous semble qu'il existe un saut qualitatif infranchissable entre cette probabilité subjective comme « vision du sujet observé sur un monde incertain » et le score comme « probabilité de ce

¹⁰ Hormis le fait que Keynes admet aussi l'existence d'une incertitude non calculable, et par conséquent non réductible à une probabilité (Conniffe, 1992) et qui influe également sur les comportements. Cette distinction ne sera pas retenue par les néoclassiques (Arrow, 1951, p. 425; Lavoie, 1985, p. 415).

sujet d’agir de telle ou telle façon dans ce monde » ; le score peut certainement être calculé en s’appuyant sur ces probabilités subjectives, mais il exige une modélisation supplémentaire. Pour le dire avec Popper :

For a long time it was thought (and is still thought by many eminent mathematicians and physicists) that we may start from a subjectively interpreted system of probabilistic premisses *and then derive from this subjectivist premisses objective statistical conclusions. This is however a grave logical blunder* (K. Popper, 1982, p. 66, italiques dans le texte).¹¹

La propension de Popper: une alternative ontologique et objective ?

La notion de propension, attribuée à Popper, a vu sa popularité croître dans la deuxième moitié du 20^e siècle (Berkovitz, 2015) et, étant peut-être aujourd’hui la seule interprétation applicable aux scores de data science, mérite une attention particulière. Dans sa généalogie de la notion, Berkovitz nous rappelle que l’interprétation poppérienne a en fait un ancêtre dans les « dispositions » de Peirce (voir aussi Gillies, 2016), qu’il est intéressant de rappeler ici, pour la critique qu’en propose Wittgenstein.

Les “dispositions” de Peirce

Dans le monde causal du calcul classique des probabilités, ces dernières sont calculables a priori dans des situations simples où les possibles sont finis, traditionnellement pour des lancés de dés ou de pièces. Pour toute une série de raisons sur lesquelles nous allons revenir, ce calcul n’est pas applicable aux

¹¹ La théorie de la décision imposera pour un temps les probabilités subjectives comme base de la prédiction des comportements (dérivées ou non d’une approche fréquentiste, peu importe, dit Arrow (1951, p.425)), mais sera fréquemment remise en cause. Pour Keynes déjà, d’autres facteurs entrent en ligne de compte dans le comportement des agents au-delà des probabilités numériques, notamment les « jugements conventionnels » (Lavoie, 1985, pp. 512–513; voir aussi Favereau, 1985, pp. 62–64; Bateman, 1988, p.1105). En économie comportementale, dès 1979, Kahneman & Tversky (1979) annoncent que dans la pratique les agents ne maximisent pas une utilité, ce qui diminue singulièrement l’importance des probabilités subjectives. En réalité on peut montrer que la théorie de la décision fonctionne lorsqu’il s’agit de caractériser des *populations*, mais qu’elle n’a jamais été considérée comme satisfaisante au niveau de l’individu spécifique (Mathis & Steffen, 2015; McGoun, 1995, pp. 527–530). Ainsi, à la différence des scores actuels, les probabilités subjectives des théoriciens néoclassiques ne serviraient pas la prédiction individuelle mais la prévision d’indicateurs macroéconomiques.

Pierre Bourdieu renvoie quant à lui dos à dos les deux approches en distinguant deux modes de l’économie, tous deux irréalistes ; le premier sombre dans un mécanisme de groupe qui, en identifiant les acteurs à des particules, renonce à en expliquer les comportements (Bourdieu, 1974, p. 4). Le second tombe dans le « finalisme » d’agents agissant en fonction de probabilités subjectives rationnellement formées. A cela il objecte que « le monde économique ne revêt jamais la forme d’un univers de possibles également compossibles *pour tout sujet possible* » (Bourdieu, 1974, p. 15). Pour lui il faut au contraire expliquer les probabilités individuelles – épistémiques et subjectives – par l’*habitus*, ce corpus de normes et de pratiques qui différencie les groupes sociaux les uns des autres. Il y aurait ainsi une « causalité du probable », au sens de ce qui est perçu comme possible *par un agent donné dans un contexte et un milieu social donné* (Bourdieu, 1974, p. 28). Cette approche, si elle se veut moins agrégative que celle des macro-économistes, reste cependant sociologique au sens classique ; il s’agit de distinguer des comportements dictés par des classes sociales. On est encore dans une approche de groupe et non dans une prédiction individuelle.

phénomènes humains. Peirce propose cependant de raisonner par analogie avec les modèles simples pour dégager une probabilité des actions humaines dérivée de cette notion de possible a priori :

Le dès a un certain 'être conditionnel'; dire que le dès a un 'être conditionnel' c'est dire qu'il a une propriété, *assez analogue à n'importe quelle habitude qu'un homme pourrait avoir*. Simplement 'l'être conditionnel' du dès est beaucoup plus simple et déterminé que celui de l'homme, car la composition homogène du dès et sa forme cubique est plus simple que le système nerveux humain ou son âme (Peirce 1910, cité par Berkovitz, 2015, p. 634, traduction personnelle, nos italiques)¹².

Pour les phénomènes humains où l'on voit mal le sens de cet « être conditionnel », Chauviré propose à la suite de Peirce l'exemple de la connaissance d'une langue étrangère. Présente mais inactive, elle se manifeste si l'individu est appelé à répondre à une question dans cette langue ; le savoir n'apparaît que de façon ponctuelle mais ne se réduit pas à cette manifestation. Telle est également la virtualité de la disposition peircienne:

La disposition est une potentialité permanente, qui s'actualise de temps en temps, a des occasions précises, et qui peut même ne jamais s'actualiser : elle n'en est pas moins réelle au sens ou selon Peirce, les universaux (lois, habitudes, significations) sont réels, c'est-à-dire opèrent réellement dans la nature. La disposition peut même rester ignorée de celui qui la possède, comme le talent enfoui de la parabole qu'on n'a pas fait fructifier. Parallèlement, une disposition physique comme la dureté du diamant peut ne jamais avoir l'occasion d'être testée, le diamant ne cessera pas d'être dur pour autant... Le paradoxe des dispositions, à la fois permanentes et non entièrement actuelles, est dissipé par la distinction de catégorie qu'introduit Peirce entre la réalité et l'existence: des entités réelles, comme les dispositions, peuvent à la limite ne jamais exister (Chauviré, 2004, p. 14).

Wittgenstein s'oppose à cette notion de disposition, car elle conduirait selon lui à admettre l'existence d'une machine « dans la tête des acteurs » qui expliquerait de façon causale et opaque leurs comportements (François, 2010). Wittgenstein cherche au contraire à lever la « mythologie causale » de l'action (Chauviré 2004, p. 23) : il s'en prend à « l'idée mythologique d'un dispositif mental revêtant la forme d'une machine immatérielle pourvue de pouvoirs étranges comme celui de déterminer à l'avance certaines actions futures de l'agent » (Chauviré, 2004, p. 15). A l'heure de l'apprentissage profond, dont les algorithmes opaques et performants visent précisément à prédire ces actions, cette expression fait sourire. On a l'impression en effet que cette machine mythologique est aujourd'hui sortie de la tête des acteurs pour être placée dans nos ordinateurs. C'est pourtant bien de cela qu'il s'agit lorsque l'on parle de scores, comme nous allons le voir plus loin.

Cette critique de la notion de disposition permet alors d'affiner les termes du questionnement qui accompagnent les scores individuels: faut-il ou non chercher à interpréter les régularités collectives en leur donnant un sens au niveau de l'individu qui y prend part ? Et dans le cas de l'affirmative, cette « propension à » individuelle révélerait-elle un habitus ?

¹² "The die has a certain 'would be'; and to say that a die has a 'would be' is to say that it has a property, quite analogous to any **habit** that a man might have. Only the 'would be' of the die is presumably as much simpler and more definite than the man's habit as the die's homogenous composition and cubical shape is simpler than the nature of the man's nervous system and soul".

Popper : une probabilité des cas uniques ?

Une des premières conséquences des découvertes de mécanique quantique au début du 20^e siècle est la nécessité d'admettre l'ontologie probabiliste du monde physique (Von Plato, 1994, p. 15), qui suscite un renouveau des débats autour de l'interprétation des probabilités. Popper est amené à définir la propension dans ce contexte, en la distinguant à la fois de l'interprétation subjective proposée par l'école de Copenhague (Bohr et Heisenberg) et celle objective mais fréquentiste de Von Mises.

Dans l'interprétation de Copenhague de la mécanique quantique, et notamment les relations d'incertitude d'Heisenberg, l'observateur interfère avec l'observation de telle sorte que la fonction d'onde, qui décrit la distribution possible de la position de la particule, est toujours conditionnée par cette interférence. Les probabilités de présence de la particule sont donc épistémiques (elles décrivent un savoir) et subjectives (elles dépendent des mesures effectuées par l'observateur). Le tour de spire supplémentaire apporté par la mécanique quantique consiste à poser que cette interprétation épistémique et subjective *est elle-même une ontologie* ; à la différence de Laplace, pour qui un démon pourrait avoir accès aux causes ultimes et lever le probable, il n'y a pas de connaissance certaine possible pour l'école de Copenhague. L'incertitude, et par conséquent les probabilités qui s'y attachent, sont ontologiques.

Dans une série d'articles publiés à partir des années cinquante, Popper se propose de réfuter cette interprétation. Pour lui, la fonction d'onde n'est pas une propriété de la particule, mais décrit un certain *état de l'espace d'expérimentation*. La première confusion de l'école de Copenhague consiste à ses yeux à attacher la fonction d'onde à la particule elle-même: « unfortunately, many people, including physicists, talk as if the distribution function (or its mathematical form) were *a property of the elements of the population under consideration* » (Popper, 1982, p. 52, nos italiques). La deuxième erreur est liée au principe d'incertitude d'Heisenberg lorsqu'il est lu comme une impossibilité fondamentale de mesure objective. Interprété de la sorte, le principe conduit à l'introduction nécessaire d'un observateur qui effectue la mesure et influe sur son résultat, alors que pour Popper le principe pose simplement une limite à la précision d'une mesure effectuée par répétition de l'expérience et représente donc l'erreur statistique de mesure (la dispersion des particules observées) (Popper, 1982, pp. 53–54); il cherche ainsi à préserver la mécanique quantique de « l'irrationalité » de l'interprétation subjectiviste (Popper, 1959, p. 31).

C'est dans ce cadre qu'il faut comprendre la notion de propension. Elle est pour Popper une probabilité comme *fréquence virtuelle* d'occurrence d'un événement, unique *mais répétable*, déterminée par le système entier conduisant à sa génération. La propension est la « mesure d'une propriété (une propriété physique, telle que la symétrie ou l'asymétrie) *de l'intégralité du dispositif expérimental répétable* ; il s'agit d'une mesure *d'une fréquence virtuelle* (...), une tendance d'un possible à se réaliser en se répétant » (Popper, 1982, p. 70-71, traduction personnelle, italiques dans le texte). La propension se veut aussi une propriété « dispositionnelle inobservable du monde physique » (Popper, 1959, p. 30, traduction personnelle) *analogue* à une force physique (Popper, 1959, p. 28, 1982, p. 72, 1990, p. 12): «part of the usefulness of these concepts lies precisely in the fact that they suggest that the theory is concerned with the properties of an *unobservable physical reality* and that it is only

some of the more superficial effects of this reality which we can observe » (Popper, 1959, p. 31).

Telle que présentée jusqu'ici, et dans la mesure où elle résulte d'une expérience *répétable*, on ne voit pas encore très bien la différence avec l'approche fréquentiste. Et, effectivement, Popper admet avoir longtemps accepté l'interprétation de Von Mises des probabilités comme fréquence (Popper, 1959). Une première distinction tient dans le fait qu'il existe une nuance entre dire que la probabilité est une fréquence (limite) et dire qu'elle *se mesure* comme une fréquence : «certes, si l'on veut tester une probabilité, il faut tester une séquence expérimentale ; mais la probabilité ne porte pas sur cette séquence: c'est l'énoncé de certaines propriétés des conditions expérimentales » (Popper, cité dans Berkovitz, 2015, pp. 635–636, traduction personnelle). Miller (1991, p.1506) fait justement remarquer qu'alors que la probabilité fréquentiste se déduit de la fréquence, la propension au contraire explique ou sous-tend la fréquence observée.

Mais la vraie différence est que Popper déduit de sa définition l'existence d'une propension pour les événements uniques, rejetés comme on l'a vu par Von Mises. Sa démonstration repose sur le fait que l'existence d'une limite idéale à une séquence infinie d'événements répétés, relève non de la réalité de la séquence observée mais des conditions de génération de cette séquence. Si ces conditions sont connues, on peut s'affranchir de la répétition et en déduire directement la fréquence limite (Popper, 1959, p. 34) : «we have to visualize *the conditions as endowed with a tendency*, or disposition, or propensity, to produce sequences whose frequencies are equal to the probabilities » (Popper, 1959, p. 35). Il s'agit donc bien d'une disposition, attachée *non à la particule mais au système tout entier*.

On pourrait évidemment objecter ici que cette notion s'applique bien à la mécanique quantique mais beaucoup moins aux phénomènes humains ; pourtant dans *Quantum Theory and the Schism in Physics*, consacré effectivement à l'interprétation de la théorie quantique, Popper donne deux exemples tirés des sciences sociales, qui montrent déjà qu'il conçoit la propension comme s'appliquant dans un cadre plus large que la seule physique des particules:

Notre espace expérimental peut être le Royaume Uni, ou plus précisément l'ensemble des événements {un homme ou une femme habitant à tel endroit dans le Royaume Uni}. La fonction de distribution peut être obtenue par une densité (continue) de distribution de la population ; c'est à dire, le nombre effectif de gens vivants dans telle ou telle région, "normalisé" en divisant par la population totale (...) Nous pouvons dire que cette information nous aide à répondre a toutes les questions du type: quelle est la probabilité qu'un anglais habite à un certain endroit? (...) Il est clair pourtant que la distribution statistique peut être interprétée comme une propriété caractérisant l'espace expérimental – dans notre cas le Royaume Uni. *Ce n'est pas une propriété physique de l'événement {M. Smith est domicilié à Oxford} ; encore moins une propriété des éléments eux-mêmes {M. Smith}* (Popper 1982, p.51, traduction personnelle).

Si l'on compare à la formulation de Von Mises, on comprend que la propension de Popper vise à mettre en avant, dans une probabilité calculée sur une population donnée, l'ensemble des variables et des observations qui ont conduit à la détermination de ce nombre. D'une certaine façon, il s'agit d'une probabilité conditionnelle *à l'ensemble de ces éléments* (Miller, 1991), et qui caractérise le groupe et non l'individu de façon intrinsèque. Comme le résume Berkovitz :

Like Peirce, Popper thought that the fundamental object of probability theory is conditional probability. Propensities are conditional probabilities of events *given experimental arrangements* (...) But, unlike Peirce, Popper attributed propensities *to the entire relevant physical set-up*. Thus, for example, for Peirce the propensity 1/6 to land on '1' is a property *of the die*, whereas for Popper it is a property of *the entire dice rolling set-up* (Berkovitz, 2015, pp. 637–638).

Le deuxième exemple complète cette compréhension de la propension comme dérivant d'un système :

La propension ou la probabilité n'est pas (comme la calvitie ou la charge électrique) une propriété du membre de la population (l'homme, la particule) mais plutôt comme la popularité (et en conséquence la statistique de vente) d'une certaine marque de chocolat, qui dépend de toutes sortes de conditions (publicité, l'organisation des ventes, la distribution statistique des goûts dans la population pour divers types de chocolat) (Popper, 1982, p. 82, traduction personnelle).

Dans des écrits plus tardifs, Popper s'affranchit encore des conditions de génération d'une expérience de laboratoire ; en 1990 il reprend l'idée que la propension *est* une « force » à l'œuvre dans l'univers, tenant compte de l'intégralité des conditions changeantes à un instant donné, ce qui tendrait à en faire une probabilité conditionnelle à un état de l'univers. La propension peut alors être associée à des événements non répétables (Popper, 1997, p. 17; voir aussi Miller, 2016), par conséquent non mesurable. Popper soutient en effet en 1990 que « nous vivons dans un univers de propensions », ce qui le rend plus habitable car non déterministe :

Avec les propensions, l'idéologie déterministe s'évapore. Les situations passées, qu'elles soient physiques ou psychologiques ou mixtes, ne déterminent pas les situations futures. Elles déterminent plutôt des propensions changeantes, qui elles-mêmes influencent les situations futures sans les déterminer d'une façon unique. Et toutes nos expériences – y compris nos souhaits et nos efforts – peuvent contribuer plus ou moins, suivant les cas, aux propensions (Popper, 1997, pp. 17–18, traduction personnelle).

Gillies et Humphreys montrent cependant que définie comme probabilité conditionnelle à un état de l'univers, la propension est asymétrique : on ne peut pas déduire de la propension d'un événement conditionnellement à un état de l'univers celle d'un état de l'univers conditionnellement à cet événement (Humphreys, 1985). Contrairement à une probabilité conditionnelle, qui est symétrique, la propension a donc une *direction* et est irréversible (Gillies, 2016). Pour Humphreys, cette asymétrie prouve que la propension n'est pas une probabilité conditionnelle, mais une *disposition* à dimension causale: « many dispositions are intimately connected with *causal relationships*, and as a result they often possess the asymmetry of that latter relationship » (Humphreys, 1985, p. 558). La propension, tout comme une force physique, révélerait donc une causalité aussi momentanée et changeante soit-elle (Gillies, 2016; Runde, 1996). Il s'agit alors d'une interprétation ontologique et objective, mais de l'occurrence unique : cette occurrence n'est plus attachée à un sujet observé spécifique mais se définit par l'intégralité des conditions de génération de l'événement ou encore l'état de l'univers.

Data science: victoire de l'interprétation propensionniste?

Le but de cette partie est d'essayer de dégager des différentes interprétations évoquées jusqu'ici des éléments permettant de mieux comprendre les scores de data science. Il y a une difficulté cependant à parler « des » modèles de data science comme s'il s'agissait d'un corpus défini et limité de modèles. En réalité chacun demanderait une analyse propre alors qu'ils sont en expansion permanente, ce qui rend la tâche impossible. La data science se dégage en effet lentement comme discipline à part entière entre l'informatique et les statistiques. Si l'incertitude et les probabilités ont changé de sens avec le tournant du 20^e siècle, pour les précurseurs des techniques actuelles ce sont les capacités de calcul des ordinateurs qui rendent aujourd'hui possibles ces nouveaux modèles et leur multiplication (Breiman, Friedman, Olshen, & Stone, 1984; Vapnik, 1998). On se limitera ici à deux familles de modèles, supposés représentatifs et qui, de l'avis des praticiens interrogés, sont aujourd'hui les plus courants.¹³ Pour les besoins de cette étude, les cours en ligne d'Andrew Ng ont été particulièrement éclairants et serviront de base à la discussion.¹⁴

On constatera tout d'abord que certains d'entre eux, tels que les forêts aléatoires (ou d'autres modèles combinant des arbres de décision élémentaires) et les réseaux neuronaux dérivent de modèles plus simples pour lesquels l'interprétation est très claire, mais leur sophistication introduit une complexité qui fait perdre de vue leur origine fréquentiste. La tentation est alors grande de prendre le score obtenu comme une caractérisation de l'observation élémentaire à laquelle il est attaché, de façon analogue à la fonction d'onde attribuée aux particules par l'école de Copenhague. La notion de propension introduite par Popper, et le rappel que ce nombre reste entièrement dépendant du contexte et de l'ensemble statistique (observations, variables, modèle, etc...) dont il résulte devient alors importante.

Des arbres de décision aux forêts aléatoires

Selon Breiman et al., (1984), les arbres de décision (simples) sont le fruit de l'âge des ordinateurs ; ces algorithmes, qui cherchent à chaque étape à partitionner les observations suivant la variable la plus discriminante à ce stade, demandent en effet des capacités de calcul qui les rendaient inenvisageables « lorsque l'on travaillait avec une feuille et un crayon ». Le résultat est cependant simple et parfaitement lisible ; dans la palette d'outils disponibles aujourd'hui, les arbres de classification sont l'archétype du modèle interprétable. En effet, tous les paramètres intervenant dans la partition sont clairement identifiés et le nombre obtenu sur un individu (son score ?) n'est rien d'autre que la fréquence observée *sur la classe dans laquelle il est placé* (ou la moyenne suivant le type de variable que l'on essaie de prédire). A ce titre, les arbres de décisions sont donc facilement interprétables en termes fréquentistes et ne devraient jamais être lus comme attribuant des scores, même si un glissement a lieu aujourd'hui vers des interprétations de ce type.

¹³ S'agissant d'interpréter les modèles qui ont un nombre en output, notre étude se restreint d'emblée aux modèles supervisés, restriction rhétorique au vu de la quantité de modèles.

¹⁴ Le cours d'Andrew Ng sur Coursera a déjà plus de 260,000 alumni (1.8 inscrits, d'après Young), faisant de lui le cours de data science le plus populaire de la planète, et octroyant à Andrew Ng lui-même un impact sans précédent sur cette discipline naissante (Young, 2018).

Les forêts aléatoires (prises ici comme exemple de « méta-arbre » – on pense aussi au gradient boosting évoqué par les praticiens) sont beaucoup plus difficiles à interpréter. Elles résultent de la pondération du résultat obtenu par une multiplicité d'arbres simples. Autant l'interprétation fréquentiste d'un arbre unique est claire, autant elle devient impossible lorsqu'une observation a été placée successivement dans un très grand nombre de classes, le score résultant de la moyenne des fréquences obtenues. De l'avis de leur inventeur, Léo Breiman toujours, ces algorithmes permettent un gain certain en précision, au prix d'une perte de leur interprétabilité (Breiman, 2001, pp. 207–209). Une forêt aléatoire fournit en effet un score individuel résultant de la combinaison d'arbres, cette dernière impliquant la perte d'ancrage du score obtenu dans une classe de référence. Aussi, si le modèle unitaire est bien fréquentiste, le méta-modèle combiné échappe à cette interprétation simple. Ironiquement, cela lève le problème de la classe de référence puisque l'on pourrait dire – « en moyenne sur des dizaines de manières de classer l'observation, son score est de x ». Mais en même temps, l'interprétation en termes de fréquence, et surtout son irréductibilité au cas unique, devient beaucoup plus difficile à maintenir ; car que reste-t-il du groupe lorsque l'on a successivement déplacé l'observation dans des dizaines de groupes possibles ? Le glissement de l'interprétation vers une probabilité *de l'observation*, évidemment fallacieux sur l'arbre unique, apparaît soudain presque naturel.

Des régressions logistiques aux réseaux neuronaux

Etonnamment, le même schéma se retrouve dans le passage de la régression logistique aux réseaux de neurones, comme méta-modèle de ces mêmes modèles unitaires. Inventée dans les années quarante, la régression logistique, à la différence des arbres de décision de Breiman, fait partie de ces modèles transportés « de la feuille et un crayon, à une calculatrice puis au ordinateurs » (Breiman et al., 1984, viii) ; il est d'autant plus facile d'y mettre en évidence l'approche fréquentiste. Cette régression découle en effet d'une approximation de la fonction de répartition de la loi normale (Berkson, 1944; Bliss, 1935; Bliss & Cattell, 1943), elle-même décrivant la *proportion* probable d'observations cumulées jusqu'à un niveau donné. Ces modèles servaient initialement à modéliser des réactions dichotomiques (de type 0-1) à un stimulus graduel. L'hypothèse est celle de l'existence d'un seuil de susceptibilité individuel, *variable et inconnu*, mais distribué normalement sur la population dans son ensemble. Le partage de la population en classes permet alors d'observer le taux de mortalité moyen sur chacune, et d'en déduire les paramètres de la fonction de répartition.

Le score obtenu, ramené à l'individu, s'interprète facilement comme le taux de mortalité sur une population donnée soumise *au dosage de cet individu* (ou ayant les mêmes paramètres). Comme le disait déjà Quetelet et Von Mises après lui, le score ne dit donc rien sur l'individu spécifique. On peut alors s'étonner de certains dérapages dans les cours de data science en ligne (dûment relevés dans les forums), lorsque par exemple le professeur propose d'interpréter le score de 0.7 d'une régression logistique comme la probabilité d'un patient d'être porteur d'une tumeur maligne ; « tell patient that 70% chance of tumor being malignant ».¹⁵

Le passage d'un calcul manuel à des algorithmes automatisés et masquant par conséquent les étapes du calcul contribue probablement à cette perte de conscience

¹⁵ On retrouve ici l'amalgame entre aléa et pluralité évoqué par François & Frezal (2018).

de la nature du nombre obtenu. Le calcul de Berkson en 1944 est en effet aussi explicite que les arbres de décision : c'est bien la *proportion* d'individus décédant à dosage donné que la fonction approxime, et non le score d'un individu spécifique.

Rien n'est moins sûr en revanche pour les réseaux de neurones. Ceux-ci multiplient les régressions logistiques (chaque neurone étant une régression de ce type), multipliant la quantité de paramètres à ajuster à la population. Mais la méthode n'est plus du tout celle de la constitution de classes pour l'observation et la mesure de fréquences. Vapnik (1999) décrit en effet l'algorithme du perceptron (le réseau de neurone le plus simple) dans les années soixante comme un processus itératif, au cours duquel les paramètres sont ajustés avec chaque nouvelle observation, de façon à la classer correctement (Vapnik, 1999, p. 5). C'est ensuite une généralisation de la loi des grands nombres qui assure que ce processus finit par converger, de tel sorte que pour un nombre assez grand d'observations il finira par se stabiliser et ne plus se modifier avec de nouvelles données.

Dans les forums de discussion du cours d'Andrew Ng, une rapide recherche « interpretation » achève d'instaurer la confusion. Dès le cours sur les régressions logistiques, les étudiants demandent à mieux comprendre l'interprétation avancée par le professeur. Ainsi par exemple cet échange avec le mentor du forum:

Q: I understand that I can *interpret* $h_{\theta}(x)$ as the probability that the value associated to training set x will be 1. But is it strictly true in a mathematical sense? That is, for example, if I run one million different training sets x which all have the value $h_{\theta}(x) = 0.7$, will 70% of them be true and 30% false? How can we even prove it? I guess it would be different with a different $h_{\theta}(x)$ than the sigmoid function, wouldn't it? Is the sigmoid the magic function that makes it work? I hope this question makes sense,

A: The output of a logistic classifier is not a probability. I consider it to be a "confidence factor".

Cette réponse en termes de « facteur de confiance » revient régulièrement, qu'il s'agisse de régression logistique ou de réseau de neurones ; les instructeurs renvoient systématiquement à une interprétation bayésienne, épistémique et subjective à l'observateur, ici le statisticien face à son modèle. Ainsi à propos des réseaux neuronaux :

A: When you turn to the topic of multi-class classification, I also don't think you can say anything meaningful about the whole set of K hypothesis values for a given sample input. For example, you can easily imagine written 2's and 7's that are almost indistinguishable. So in that case, the 2 classifier might give a value of 0.84 and the 7 classifier might give a value of 0.89. Presumably the other classifiers would be lower, but say the 1 classifier might give a 0.45 and all the others are < 0.2 . So what can you assert mathematically about that? I claim nothing, *other than that if I had to put a bet on the outcome, maybe I should put most of the money on 7.*

On retrouve ainsi au détour du questionnement des étudiants l'interprétation des probabilités comme pari. Il ne s'agit pas cependant de probabilités subjectives attribués par les agents (observés) à des événements possibles, mais bien d'une mesure de l'incertitude épistémique de l'observateur. L'algorithme ne dit rien des observations, il ne sert qu'à informer la décision de son utilisateur.

Appliquées aux scores, les interprétations classiques sont donc peu conclusives. D'un côté, l'interprétation fréquentiste devient difficile à maintenir dans les méta-modèles, même s'ils s'appuient fondamentalement sur des approches de ce type et

même si, aussi, et pour autant que le modèle soit juste, on retrouvera bien des fréquences correctes en reconstituant des agrégats.¹⁶ De l'autre, l'interprétation comme probabilité subjective du statisticien est certes toujours possible, mais elle semble éluder le problème: dans certains cas, tels que la reconnaissance d'image où les performances donnent presque une certitude de classification correcte, peut-on ou non parler de prédiction individuelle ? Comme nous allons le voir en conclusion, la propension de Popper paraît alors la mieux adaptée à rendre compte de ce qui se joue, et ne se joue pas, dans ces nouveaux modèles.

Conclusion : la nature de l'apprentissage statistique¹⁷

On voit ainsi que paradoxalement, et malgré le glissement sémantique vers une probabilité individuelle, aucun des auteurs considérés ne s'avance à interpréter le score comme une caractérisation ontologique de l'individu, alors même que l'interprétation fréquentiste s'efface dans cette perspective individuelle. Pour cette raison, la propension de Popper offre une interprétation intéressante des scores. Elle décrit en effet (dans sa version tardive) une disposition de l'univers à un instant donné, une situation spécifique et non nécessairement répétable qui caractérise à la fois la particule ou l'individu et l'univers dans son ensemble. Pour le Popper tardif, cette propension n'est même plus mesurable. On pourrait pourtant avancer que les données massives qui alimentent les nouveaux algorithmes visent d'une certaine manière à rendre compte quantitativement de cet « état de l'univers » : n'est-ce pas exactement de cela qu'il s'agit quand on reproche aux données de reproduire les biais sociaux ? Les scores seraient alors des dispositions comme « champ de forces » déterminant en partie l'individu, conditionnellement à cet état de l'univers.

Cette détermination, même partielle, des individus pose évidemment problème. A rebours de Bourdieu qui récuse l'existence de probabilités subjectives librement formées par les agents en mettant en avant la contrainte de l'habitus, François critique le « caractère dispositionnaliste de la notion d'habitus : (...) l'habitus est en effet conçu comme un mécanisme, énigmatique dans les principes de sa constitution et de sa mise en oeuvre, qui règle les actions en les engendrant comme des causes engendrent leurs effets » (François, 2010, p. 11). Si tel était le cas, les modèles fonctionneraient comme des répliques de cet habitus qui pousse les individus à se conduire comme ils le font. En réalité, nous dit François, les individus ont des raisons pour agir, et ne sont donc pas déterminés par des causes. A la différence des particules, les hommes sont en effet des objets *qui donnent un sens à leurs actions*, ce qui rend leurs comportements futurs dépendants de ces interprétations, elles-mêmes à la fois changeantes et insaisissables par la machine.

¹⁶ Comme le dit Sleight (2019, p. 1) : “in this approach, the population’s average treatment effect is derived as *the mean of the various individual propensities within the population.*” Ce n'est plus l'individu qui est déduit de l'agrégat, mais l'agrégat qui est reconstitué à partir des scores individuels.

¹⁷ Tel est le titre donné par Vapnik, l'un des fondateurs des techniques actuelles, dans son livre paru en 1995. Vapnik à aucun moment ne propose d'interprétation des probabilités ; en revanche, sa démonstration qu'une version généralisée de la loi des grands nombres est nécessaire et suffisante pour que les modèles d'apprentissage convergent (les paramètres se stabilisent) et puissent généraliser (donner de bons résultats sur de nouvelles observations), semble indiquer l'existence d'une fonction de probabilité, d'autant plus complexe que le modèle multiplie les variables en entrée, et qui rendrait compte de cette multiplicité.

La propension de Popper permet justement d'interpréter le score comme rendant compte de la configuration qui le fabrique, sans jamais déterminer l'individu spécifique.

L'algorithme, contingent à la population à laquelle il est appliqué (Boyd & Crawford, 2012), prend donc ici la place des conditions de génération de Popper. Ainsi, même si la classe de référence a disparu dans le processus itératif, la probabilité attribuée à l'individu dépend *de cette population de référence*, définie à la fois par ses observations et ses variables. Mieux, le score décrit en fait *cette population*, et *sa* propension comme disposition, saisie à cet instant, de se comporter de telle manière.

De plus, la « situation » saisie à un moment donné par le modèle reflète peut-être un phénomène stable, mais dans le très court terme. Comme le dit Popper à propos des tables de mortalité :

L'idée que la propension de survivre est une propriété physique de l'individu (dépendant de son état de santé) et non de la situation peut être aisément réfutée. En réalité, l'état de santé est important, un très important aspect de la situation. Mais comme n'importe qui peut tomber malade ou avoir un accident, les progrès de la médecine – par exemple l'invention de nouveaux médicaments – change les espérances de vie de tous, qu'il soit ou non amené à prendre ces nouveaux médicaments. La situation change les possibles et par conséquent les propensions (Popper, 1997, pp. 14–15, traduction personnelle).

Popper insiste ici sur l'évolution des conditions extérieures, saisie dans les modèles d'apprentissage par les données en entrée. Ces données sont constamment mises à jour pour ajuster le modèle, qui « apprend ». Une propension calculée à un instant donné est donc conditionnelle à l'état du modèle à cet instant, et devient caduque à l'instant suivant.

On retrouverait alors une autre assertion de Bourdieu, transposée elle aussi au niveau du modèle : on ne peut comprendre l'individu que dans le champ où il opère. Les actions ne se comprennent pas hors de leur contexte, soit ici les caractéristiques à un instant donné de tous les membres de la population sur laquelle le modèle a été entraîné. C'est aussi une des assertions de Pentland, qui donne à la *Physique Sociale* de Quetelet un sens connexionniste (Cardon et al., 2018). En effet si, comme on l'a vu, il participe à la nouvelle mythologie associée au big data, Pentland avance une physique sociale faite de connexions et d'interactions, qui ne permet de comprendre l'individu qu'en relation avec son entourage immédiat et éloigné, comme si le réseau de neurones servait à la fois comme machine d'attribution de score et de métaphore pour la société qu'il représente : « big data give us a chance to view society in all its complexity, through the millions of networks of person-to-person exchanges » (Pentland, 2014, p. 11).

Références

- Arrow, K. J. (1951). Alternative Approaches to the Theory of Choice in Risk-Taking Situations. *Econometrica*, 19(4), 404–437. <https://doi.org/10.2307/1907465>
- Batanero, C., Henry, M., & Parzys, B. (2005). The Nature of Chance and Probability. In G. A. Jones (Ed.), *Exploring Probability in School: Challenges for Teaching and Learning* (pp. 15–37). Springer US. https://doi.org/10.1007/0-387-24530-8_2
- Bateman, B. W. (1988). G. E. Moore and J. M. Keynes: A Missing Chapter in the History of the Expected Utility Model. *The American Economic Review*, 78(5), 1098–1106.
- Berkovitz, J. (2015). The Propensity Interpretation of Probability: A Re-evaluation. *Erkenntnis*, 80(3), 629–711. <https://doi.org/10.1007/s10670-014-9716-8>
- Berkson, J. (1944). Application of the Logistic Function to Bio-Assay. *Journal of the American Statistical Association*, 39(227), 357–365. JSTOR. <https://doi.org/10.2307/2280041>
- Bliss, C. I. (1935). The Calculation of the Dosage-Mortality Curve. 134–167.
- Bliss, C. I., & Cattell, M. K. (1943). Biological Assay. *Annual Review of Physiology*, 5(1), 479–539. <https://doi.org/10.1146/annurev.ph.05.030143.002403>
- Bourdieu, P. (1974). Avenir de classe et causalité du probable. *Revue Française de Sociologie*, 15(1), 3–42.
- Boyd, D., & Crawford, K. (2012). Critical Questions for Big Data. *Information, Communication and Society*, 15(5), 662–679. <https://doi.org/10.1080/1369118X.2012.678878>
- Breiman, L. (2001). Statistical Modeling: The Two Cultures (with comments and a rejoinder by the author). *Statistical Science*, 16(3), 199–231. <https://doi.org/10.1214/ss/1009213726>
- Breiman, L., Friedman, J., Olshen, R., & Stone, C. (1984). *Classification and Regression Trees*. Chapman & Hall.
- Cardon, D., Cointet, J.-P., & Mazières, A. (2018). La revanche des neurones. *Rezeaux*, n° 211(5), 173–220.
- Chauviré, C. (2004). Chapitre I. Dispositions ou capacités ? La philosophie sociale de Wittgenstein. In *Le moment anthropologique de Wittgenstein* (pp. 11–39). https://www.cairn.info/feuilleter.php?ID_ARTICLE=KIME_CHAUV_2004_01_0011
- Childers, T. (2013). *Philosophy and Probability* (1 edition). Oxford University Press.
- Conniffe, D. (1992). Keynes on probability and statistical inference and the links to Fisher. *Cambridge Journal of Economics*, 16(4), 475–489. <https://doi.org/10.1093/oxfordjournals.cje.a035216>

- Daston, L. (1994). How probabilities came to be objective and subjective. *Historia Mathematica*, 21(3), 330–344. <https://doi.org/10.1006/hmat.1994.1028>
- Desrosières, A. (2008a). L'argument statistique. I, Pour une sociologie historique de la quantification. Presses de l'école des Mines.
- Desrosières, A. (2008b). L'argument statistique. II, Gouverner par les nombres. Presses des mines.
- Finetti, B. (1937). La prévision: Ses lois logiques, ses sources subjectives. *Annales de l'I. H. P.*, Tome 7(1), 1–68.
- Foucault, M. (2004). Sécurité, territoire, population. Cours au Collège de France 1977-1978. Ehes/Gallimard/Seuil.
- Fourcade, M., & Healy, K. (2013). Classification situations: Life-chances in the neoliberal era. *Accounting, Organizations and Society*, 38, 559–572.
- François, P. (2010). Bourdieu au prisme de Wittgenstein: Deux articulations de l'agency et de la structure. *Document de Travail CSO*, 27.
- François, P., & Frezal, S. (2018). Instituer l'incohérence. L'amalgame aléa et hétérogénéité dans le secteur assurantiel. *Sociologie Du Travail*, 60(1).
- Galavotti, M. C. (1989). Anti-realism in the philosophy of probability: Bruno de Finetti's subjectivism. *Erkenntnis*, 31(2), 239–261. <https://doi.org/10.1007/BF01236565>
- Galavotti, M. C. (1991). The notion of subjective probability in the work of Ramsey and de Finetti. *Theoria*, 57(3), 239–259. <https://doi.org/10.1111/j.1755-2567.1991.tb00839.x>
- Galavotti, M. C. (2017). The Interpretation of Probability: Still an Open Issue? 1. *Philosophies*, 2(3), 20. <https://doi.org/10.3390/philosophies2030020>
- Gillies, D. (2012). *Philosophical Theories of Probability*. Routledge. <https://doi.org/10.4324/9780203132241>
- Gillies, D. (2016). The Propensity Interpretation. In A. Hájek & C. Hitchcock (Eds.), *The Oxford Handbook of Probability and Philosophy* (pp. 406–422). Oxford University Press UK.
- Hacking, I. (1971). Jacques Bernoulli's Art of Conjecturing. *The British Journal for the Philosophy of Science*, 22(3), 209–229. JSTOR.
- Hacking, I. (1975). The emergence of probability: A philosophical study of early ideas about probability, induction and statistical inference. Cambridge University Press.
- Hájek, A. (2012). Interpretations of Probability. *The Stanford Encyclopedia of Philosophy*, winter 2012. <https://plato.stanford.edu/archives/win2012/entries/probability-interpret/>
- Humphreys, P. (1985). Why Propensities Cannot be Probabilities. *The Philosophical Review*, 94(4), 557–570. JSTOR. <https://doi.org/10.2307/2185246>

- Kahneman, D., & Tversky, A. (1979). Prospect Theory: An Analysis of Decision Under Risk. *Econometrica*, 47, 263–291. <https://doi.org/10.2307/1914185>
- Karni, E. (2017). Savage’s Subjective Expected Utility Model. In *The New Palgrave Dictionary of Economics* (pp. 1–5). Palgrave Macmillan UK. https://doi.org/10.1057/978-1-349-95121-5_2467-1
- Keynes, J. M. (2007). *A Treatise On Probability* (Unabridged edition). Watchmaker Publishing.
- Knight, F. H. (1985). *Risk, uncertainty and profit*. University of Chicago press.
- Kolmogorov, A. N. (2018). *Foundations of the Theory of Probability: Second English Edition* (N. Morrison, Trans.; 2 edition). Dover Publications.
- Laplace, P.-S. de (1749-1827) A. du texte. (1825). *Essai philosophique sur les probabilités*. <https://gallica.bnf.fr/ark:/12148/bpt6k96200351>
- Lavoie, M. (1985). La distinction entre l’incertitude keynesienne et le risque neoclassique. *Economie Appliquee*, XXXVII(2), 493–518.
- Le Bras, H. (2000). *Naissance de la mortalité*. Le Seuil.
- Mathis, K., & Steffen, A. D. (2015). From Rational Choice to Behavioural Economics. In K. Mathis (Ed.), *European Perspectives on Behavioural Law and Economics* (springer, pp. 31–48).
- Mayer-Schönberger, V., & Cukier, K. (2013). *Big Data: A Revolution That Will Transform How We Live, Work, and Think*. Houghton Mifflin Harcourt.
- McGoun, E. G. (1995). The history of risk “measurement.” *Critical Perspectives on Accounting*, 6, 511–532.
- Miller, D. (1991). Single-case probabilities. *Foundations of Physics*, 21(12), 1501–1516. <https://doi.org/10.1007/BF01889654>
- Miller, D. (2016). Popper’s Contribution to the Theory of Probability and its Interpretation. In J. Shearmur & G. Stokes (Eds.), *The Cambridge Companion to Popper* (pp. 230–268). Cambridge University Press.
- Pasquale, F. (2015). *The black box society: The secret algorithms that control money and information*. Harvard University Press.
- Pearson, K. (1896). Mathematical Contributions to the Theory of Evolution. III. Regression, Heredity, and Panmixia. *Philosophical Transactions of the Royal Society of London. Series A, Containing Papers of a Mathematical or Physical Character*, 187, 253–318. JSTOR.
- Pentland, A. (2014). *Social physics: How good ideas spread-the lessons from a new science*. The Penguin Press.
- Popper, K. (1959). The Propensity Interpretation of Probability. *British Journal for the Philosophy of Science*, 10(37), 25–42. <https://doi.org/10.1093/bjps/x.37.25>

- Popper, K. (1982). *Quantum Theory and the Schism in Physics: From The Postscript to the Logic of Scientific Discovery* (1 edition). Unwin Hyman.
- Popper, K. R. (1997). *A World of Propensities*. Thoemmes Pres.
- Quetelet, A. (1835a). *Sur l'homme et le développement de ses facultés, ou Essai de physique sociale*. (Vol. 2). Bachelier. <https://gallica.bnf.fr/ark:/12148/bpt6k817719>
- Quetelet, A. (1835b). *Sur l'homme et le développement de ses facultés, ou Essai de physique sociale*. (Vol. 1). Bachelier. <https://gallica.bnf.fr/ark:/12148/bpt6k817719>
- Ramsey, F. P. (1931). Truth and Probability. In *The Foundations of Mathematics and other Logical Essays* (pp. 156–198). Kegan, Paul, Trench, Trubner & Co.
- Runde, J. (1996). On Popper, Probabilities, And Propensities. *Review of Social Economy*, 54(4), 465–485.
- Searle, J. R. (2006). Social ontology: Some basic principles. *Anthropological Theory*, 6(1), 12–29. <https://doi.org/10.1177/1463499606061731>
- Siegel, E. (2016). *Predictive Analytics: The Power to Predict Who Will Click, Buy, Lie, or Die* (2 edition). Wiley.
- Sleigh, J. W. (2019). In praise of propensities: The road to personalised medicine? *Anaesthesia*, 0(0), 1–4. <https://doi.org/10.1111/anae.14737>
- Stigler, S. (1982). Thomas Bayes's Bayesian Inference. *Journal of the Royal Statistical Society. Series A (General)*, 145(2), 250–258. <https://doi.org/10.2307/2981538>
- Stigler, S. (1986). *The History of Statistics. The Measurement of Uncertainty before 1900*. Harvard university press.
- Vapnik, V. (1999). *The Nature of Statistical Learning Theory* (2nd edition). Springer.
- Vapnik, V. N. (1998). *Statistical Learning Theory* (1 edition). Wiley-Interscience.
- Von Mises, R. (1981). *Probability, Statistics and Truth* (H. Geiringer, Trans.; Revised edition). Dover Publications.
- Von Plato, J. (1994). *Creating modern probability. Its mathematics, physics, and philosophy in historical perspective*. Cambridge university press.
- Young, J. R. (2018). *Andrew Ng Is Probably Teaching More Students Than Anyone Else on the Planet. (Without a University Involved.)*. Ed Surge. <https://www.edsurge.com/news/2018-06-07-andrew-ng-is-probably-teaching-more-students-than-anyone-else-on-the-planet-without-a-university-involved>

PARI

PROGRAMME DE RECHERCHE
SUR L'APPRÉHENSION DES RISQUES
ET DES INCERTITUDES

PARI, placé sous l'égide de la Fondation Institut Europlace de Finance en partenariat avec l'ENSAE/Excess et Sciences Po, a une double mission de recherche et de diffusion de connaissances.

Elle s'intéresse aux évolutions du secteur de l'assurance qui fait face à une série de ruptures : financière, réglementaire, technologique. Dans ce nouvel environnement, nos anciens outils d'appréhension des risques seront bientôt obsolètes. PARI a ainsi pour objectifs d'identifier leur champ de pertinence et de comprendre leur émergence et leur utilisation.

L'impact de ses travaux se concentre sur trois champs :

- les politiques de régulation prudentielle dans un contexte où Solvabilité 2 bouleverse les mesures de solvabilité et de rentabilité (fin du premier cycle de la chaire);
- les solutions d'assurance, à l'heure où le big data déplace l'assureur vers un rôle préventif, créant des attentes de personnalisation des tarifs et de conseil individualisé ;
- les technologies de data science appliquées à l'assurance, modifiant la conception, l'appréhension et la gestion des risques.

Dans ce cadre, la chaire PARI bénéficie de ressources apportées par Addactis, la CCR, Generali, Groupama, la MGEN et Thélem.

Elle est co-portée par **Pierre François**, chercheur au CNRS, doyen de l'Ecole Doctorale de Sciences Po et **Laurence Barry**, chercheur à Datastorm, la filiale de valorisation de la recherche de l'ENSAE.

PARTENAIRES

