# Algorithme et maîtrise des risques

Christian FOUSSARD(1), Cédric DENIS-RÉMIS(2)

(1) Consultant Risk Management & Process Safety,
(2) Directeur IHEIE, Mines Paris – Université PSL

**Résumé :** À l'origine réside un raisonnement simple mais captieux : Puisque des algorithmes sont capables de trouver des solutions valides à des problèmes auxquels l'homme ne sait ou peine à répondre, il est tentant de croire que l'on peut confier des problèmes de maitrise des risques aux algorithmes. En confrontant les définitions fondamentales des propriétés de l'algorithmique à un modèle classique de gestion de la connaissance, il apparait avec évidence que ces promesses sont fréquemment illusoires. Ce chapitre se propose d'illustrer ces limites en parcourant trois aspects très différents de la maitrise des risques : l'inspection des installations industrielles, la modélisation des phénomènes dangereux et la gestion des risques projets. L'analyse des risques procède d'une double finalité s'articulant entre, d'une part, la mise en œuvre de mesures de préventions et de protection et, d'autre part, la révision des représentations des parties prenantes face aux risques. Dans ce contexte, la performativité des algorithmes se trouve nécessairement restreinte.

**Mots-clés :** Algorithmes, analyse des risques, modélisation, DIKW

## 1 Pratiques et expériences

L'objet de ce paragraphe est de présenter de manière nullement exhaustive, au travers de trois exemples, la diversité d'utilisation des algorithmes dans le champ de la gestion des risques.

### 1.1 Inspection des installations industrielles basée sur des algorithmes (Risk based inspection)

Le maintien de l'intégrité des installations industrielles face au vieillissement est un enjeu de sécurité de premier plan. Le principal moteur de la sénescence est la corrosion, phénomène d'oxydation qui altère les propriétés mécaniques des matériaux et pouvant conduire à des ruptures ou des fuites sur des canalisations ou des réservoirs. Les conséquences peuvent être dramatiques : parmi de nombreux accidents, le 9 novembre 1991 une explosion, entendue jusqu'à 30 km alentour, se produit dans la raffinerie de Châteauneuf les Martigues. 6 morts et 37 blessés sont à déplorer, le site est dévasté et des bris de vitres impactent les riverains dans un rayon d'un kilomètre.

L'événement initiateur est une fuite de gaz sur une tuyauterie de 8 pouces. L'enquête a notamment pointé des défaillances dans le suivi et la prévention de la corrosion. Les atteintes peuvent également être d'ordre environnemental, le 16 mars 2008, à Donges dans la région nantaise, une fuite survient sur une canalisation corrodée et provoque le déversement de 500 tonnes de fioul, occasionnant une pollution de l'estuaire de la Loire et de la zone littorale maritime voisine. Afin de prévenir ce type d'événements, l'inspection des installations tient une place prépondérante, mais l'entreprise s'avère délicate. Composés de dizaines de milliers d'équipements (vannes, soupapes, piquages…) et de milliers de kilomètres de tuyauteries, il est de fait extrêmement difficile d'examiner efficacement ces agencements démesurés. Afin de relever ce défi, des approches algorithmiques sont fréquemment mobilisées et sont regroupées sous l'acronyme de *RBI* signifiant *Risk Based Inspection*. L'approche d'inspection basée sur les risques est largement utilisée dans les industries pétrolière et gazière, du raffinage, de la pétrochimie et de la chimie. Le processus *RBI* le plus répandu est certainement celui proposé par l'American Petroleum Institute et formalisé dans les *API RP 580 & 581* régulièrement mises à jour depuis la première édition en 2000.[1] Basée sur des calculs de risque pour un certain nombre de scénarios de perte de confinement, la méthode propose un algorithme permettant de classer les éléments en fonction d'un niveau risque et permet l'élaboration d'un plan d'inspection formalisant les méthodes d'inspection, le calendrier d'exécution et la couverture. Une fois le plan d'inspection exécuté, les résultats sont évalués et nourrissent le cycle suivant d'évaluation des risques et de planification des inspections. De nombreux logiciels commerciaux ont été développés en s'appuyant sur ces principes et leurs argumentaires publicitaires s'articulent autour des points suivants : (1) L'objectivité de la prise de décisions, car les résultats sont basés sur les données et la méthodologie implique une évaluation quantitative rigoureuse de la probabilité et des conséquences des défaillances des équipements (2) l'optimisation des intervalles d'inspection permettant une réduction des coûts (3) la mise en œuvre de plans d'entretien efficaces et rentables et enfin (4) la prédiction des risques liés aux actifs sélectionnés permettant *in fine* l'amélioration de la fiabilité.

### 1.2 Modélisation des phénomènes dangereux (nuages toxiques, explosion)

Le 4 août 2020, le monde a été marqué par les images du port de Beyrouth dévasté par l'explosion de plusieurs dizaines de tonnes d'ammonitrates. La maîtrise du risque industriel nécessite la compréhension de ce type de catastrophes et de leurs conséquences. Les accidents industriels produisent des effets que l'on regroupe classiquement sous quatre catégories génériques (effets toxiques, effets thermiques, effets de surpressions, projections de fragments). Une des questions cruciales est d'estimer les distances d'effets de ces événements afin de garantir au mieux la sécurité des riverains. La modélisation des phénomènes dangereux comprend trois phases successives : en premier lieu, la détermination du terme source (*i.e.* quels types de produits et à l'origine de l'accident, en quelle quantité, dans quel état physique), ensuite la dispersion dans le milieu (concentration toxique, flux de chaleur, onde de surpression,

[1] API RP 580 (2016). Risk-Based Inspection. API Recommended Practice 580, 3rd Edition ; API RP 581 (2016). Risk-based Inspection Methodology. API Recommended Practice 581. 3rd Edition. API Publication 581 (2000). Risk-Based Inspection Base Resource Document 1st edition, September 2000.

Published in : DELTORN, Jean-Marc ; PICHENOT, Evelyne (dir.), *Algorithmes et Société*, Editions des archives contemporaines, ISBN : 9782813003928, doi : 10.17184/eac.9782813003928

trajectoire des éclats) et enfin l'évaluation des dommages résultant sur les personnes, l'environnement ou les infrastructures. La deuxième étape de ces modélisations repose sur une description physique de l'environnement établi à partir de l'équation de Navier-Stockes et l'évolution spatio-temporelle des traceurs obéit à un système d'équations aux dérivées partielles appelées équations d'advection-diffusion-réaction. Ces équations ne possèdent généralement pas de solutions analytiques, c'est-à-dire qu'on ne peut pas les résoudre par le calcul. On fait alors appel à des méthodes numériques basées sur des algorithmes dit gaussiens, intégraux ou Computational Fluid Dynamic (CFD). A partir des résultats obtenus (i.e. jusqu'à quelle distance les effets sont considérés comme dangereux), on établit des cartographies afin d'évaluer la vulnérabilité des territoires aux risques technologiques.

### 1.3 Gestion des risques projet (provisions par méthodes de Monte-Carlo)

La gestion d'un projet s'appuie classiquement sur un système de mesure constitué de quatre paramètres (qualité, sécurité, coût, délai). Un projet est constitué d'un objectif à réaliser pour le compte d'un client, cet objectif est décomposé en tâches élémentaires nécessitant une allocation de ressources qui conditionnent les coûts et les délais d'exécution. L'existence d'un univers contingent aux propriétés variables, ambiguës et incertaines, dans lequel se déroule le projet a pour conséquence nécessaire la survenue d'écarts entre la planification du projet et son exécution. Pour le dire simplement, un projet coûte plus cher et prend plus de temps que prévu. Ce fait étant connu et attendu, un des outils de maîtrise de ce risque est la constitution de provisions, c'est-à-dire que l'on met de l'argent en réserve pour faire face aux imprévus. La question qui se pose alors est de savoir quelle doit être la valeur de cette somme. Dans le cas de projets de classe mondiale, l'ordre de grandeur dépasse fréquemment la centaine de millions d'euros et immobiliser une telle somme devient en soi un enjeu. Si l'on considère l'option la plus défavorable où tout se passe mal, dite *worst case scenario*, le montant des provisions peut être supérieur au coût du projet lui-même. De manière technique, cet aspect de gestion de projet est couvert par un processus d'analyse quantitative des risques qui succède à l'analyse qualitative.[2] Les données de sortie de ce processus seront ensuite utilisées pour planifier les réponses aux risques. Parmi les outils disponibles, il est d'usage de mobiliser des méthodes de *Monte Carlo*. Les méthodes de Monte Carlo sont une classe d'algorithmes de calcul basé sur des simulations répétées en faisant varier l'échantillonnage des paramètres de façon aléatoire. En se basant sur le découpage du projet en activité, les différentes issues possibles en coûts et en temps sont élaborées et chaque paramètre incertain se trouve associé à une distribution de probabilités. La simulation consiste à lancer le calcul de l'estimation plusieurs dizaines de milliers de fois, chaque jeu d'échantillons représentant une itération, pour obtenir une distribution de valeurs d'issue possibles. L'idée est de faire comme si l'on pouvait jouer et observer des dizaines de déroulements singuliers du projet et mesurer le résultat final, ainsi la simulation permet de rejouer le monde à peu de frais. Par cet artifice, les probabilités de réalisations, ainsi que leur étendue du meilleur au pire des cas, sont représentées graphiquement et permettent aux décisionnaires d'élaborer

[2] Project Management Institute. (2000). A guide to the project management body of knowledge (PMBOK guide) (vol. 2). Project Management Institute.

Published in : DELTORN, Jean-Marc ; PICHENOT, Evelyne (dir.), *Algorithmes et Société*, Editions des archives contemporaines, ISBN : 9782813003928, doi : 10.17184/eac.9782813003928

des stratégies d'exécution ainsi que la constitution de réserves financières pour faire face aux aléas du projet.

## 2 Atouts et bénéfices

La gestion des risques est structurée autour de la question de l'acceptabilité, ainsi les décideurs (qu'ils soient politiques, industriels, financiers et même individuels) mettent en œuvre des stratégies que l'on peut classer selon la typologie (éviter, réduire, transférer ou accepter). Ces décisions sont souvent coûteuses au sens le plus large du terme, et il semble légitime de vouloir les baser sur des informations solides. L'ambition de l'analyse des risques est précisément de fournir un support pour une prise de décision éclairée et d'aider à dégager des priorités.[3] L'usage des algorithmes permet de bâtir des analyses en axiomatisant l'usage des données, les méthodes présentées au chapitre précédent permettent d'obtenir des représentations formalisées. D'un enchevêtrement de tuyauteries et d'équipements sous pression, on bâtit un plan d'inspection pour faire face au vieillissement et à la corrosion ; d'un inventaire de substances dangereuses, on dessine des cartographies délinéant des zones d'effets toxiques, d'explosion ou d'incendie ; à partir d'un diagramme de planification, on établit des courbes représentant les coûts et la durée probables d'un projet.

### 2.1 Avantages RBI

Les avantages de la mise en place d'un programme de *Risk Based Inspection* sont présentés de la manière suivante par les promoteurs de la méthode. En premier lieu, l'objectivité de la prise de décisions est soulignée, l'argumentaire s'appuie sur le fait que les résultats sont basés sur les données et la méthodologie implique une évaluation quantitative rigoureuse de la probabilité et des conséquences des défaillances des équipements. Ensuite, l'optimisation des intervalles d'inspection permet une réduction des coûts, et enfin la prédiction des risques liés aux actifs sélectionnés permettant *in fine* l'amélioration de la fiabilité.[4]

### 2.2 Avantages modélisation des phénomènes dangereux

L'enjeu principal de cette thématique est la maîtrise de l'urbanisation aux alentours des établissements industriels. Comment garantir à des riverains qu'ils sont en sécurité en habitant à proximité d'une usine ? La réponse est politique et pour la France, la responsabilité de l'État est déléguée aux préfets qui s'appuient sur l'expertise des services techniques de l'inspection des installations classées. En filigrane, les démarches sont structurées par la volonté d'assurer le respect du principe d'égalité tant entre les citoyens qu'entre les industriels, ainsi la nécessité d'une approche objective se dessine. L'usage des algorithmes de calculs se veut équitable et traduit une description scientifique des phénomènes dangereux. Ainsi la modélisation d'une fuite d'une bouteille de chlore par exemple donnera les mêmes distances d'effets toxiques si les conditions physico-chimiques et thermodynamiques sont identiques.

[3] Foussard, C., & Denis-Rémis, C. (2014). Risk assessment : methods on purpose ?. International Journal of Process Systems Engineering, 2(4), 337-352.

[4] Topalis, P., Smialkowski, K., & Cornic, I. F. (2016) Third Edition of the API 581 RBI Standard and application within the French process industries.

Published in : DELTORN, Jean-Marc ; PICHENOT, Evelyne (dir.), *Algorithmes et Société*, Editions des archives contemporaines, ISBN : 9782813003928, doi : 10.17184/eac.9782813003928

### 2.3 Avantage Monte Carlo

Déterminer les aléas temporels, leurs impacts sur le projet et la variabilité des coûts sont des enjeux essentiels de la gestion de projet. L'actualité nous rappelle régulièrement que pour les méga projets, les retards se comptent en années et les surcoûts en milliards d'euros. Il n'est pas inusuel que les coûts finaux soient de deux à cinq fois les budgets initiaux. En prenant comme point de départ la division des tâches du projet (WBS : *Work Breakdown Structure*), les méthodes de Monte Carlo présentent l'avantage d'une connexion étroite avec le déroulé du projet. Elles permettent une représentation plus fine des possibles au-delà des approches classiques du chemin critique. De plus, les simulations peuvent être remises à jour au fil de l'eau du projet selon l'évolution des risques. Pour chaque tâche réalisée, les risques associés n'ont plus lieu d'être tandis que de nouvelles vulnérabilités peuvent apparaître. Dans ce contexte, les méthodes de Monte Carlo permettent un pilotage fin des provisions financières.

## 3 Limites et dévoiements

### 3.1 Limite de l'approche Risk Based Inspection

Le *Risk Based Inspection* tel que basé sur l'API RP 581 préconise la gestion du risque de perte de confinement principalement par inspection externe à grande échelle, pourtant certains auteurs[5] ont mis en lumière que cette approche est basée sur un certain nombre de concepts discutables. L'utilisation d'une fréquence de défaillance générique qui considère que la probabilité de défaillance soit une propriété intrinsèque uniforme de tous les équipements similaires ; l'idée de prédire la défaillance à partir de données statistiques bien que les mécanismes de défaillance des équipements statiques soient beaucoup trop complexes pour obéir systématiquement à des relations statistiques simples. Ensuite, l'hypothèse selon laquelle la certitude peut reposer uniquement sur l'inspection en relayant les théories de la corrosion, la surveillance des processus et l'assurance de la conformité au second plan et enfin la prémisse qu'un programme d'inspection plus large améliore l'évaluation des risques alors que des programmes d'inspection plus larges ne réduisent pas nécessairement les risques et qu'une inspection ciblée peut être plus efficiente et efficace.

### 3.2 Limites de la modélisation des phénomènes dangereux

Tous les bons manuels d'analyse de risques destinés aux praticiens mentionnent l'importance des analyses de sensibilité. C'est-à-dire que dans un modèle numérique, on va identifier les paramètres d'entrées qui auront le plus d'influence en termes de variabilité sur les termes de sortie (*i.e.* les résultats) de l'algorithme. Dans les faits, cet aspect est généralement passé sous silence dans les rapports d'étude. Tout au plus, une phrase générique rappelle que les résultats sont à considérer avec précaution. Pourtant, les algorithmes se parent de scientificité en requérant une série de données d'entrée digne d'un inventaire à la Prévert. Par exemple, la plupart des algorithmes permettant le calcul de la distance des effets thermiques d'un feu d'hydrocarbures liquides demande comme données d'entrée la densité de l'air, la viscosité du liquide,

[5] Helle, H. P. (2012). Five fatal flaws in API RP 581. Corrosion Control.

Published in : DELTORN, Jean-Marc ; PICHENOT, Evelyne (dir.), *Algorithmes et Société*, Editions des archives contemporaines, ISBN : 9782813003928, doi : 10.17184/eac.9782813003928

le nombre de Reynolds, le nombre de Froude, l'enthalpie de combustion, l'enthalpie de vaporisation…[6] Un luxe de détails sur des paramètres qui n'impactent le résultat qu'à un ordre 2 ou 3, la distance d'effet ne dépend quasiment que de la surface de la flaque d'hydrocarbure à l'origine du feu. A l'inverse le choix de l'algorithme (corrélation, source ponctuelle, flamme solide…) qui est laissé à l'initiative du modélisateur peut faire varier la distance d'effet du simple au double. De même, les seuils d'effets liés à la toxicité sont reliés à des phénomènes dose-réponse fortement non linéaire. Une incertitude de quelque pourcent sur un indice peut faire varier encore une fois le résultat du simple au double. Ces points sont régulièrement rappelés, y compris dans des publications émanant d'organismes officiels tels que l'INERIS.[7] L'évaluation du risque suppose d'identifier et de décrire toutes les relations de cause à effet qui peuvent entrer en jeu entre un événement initial et ses effets consécutifs. L'exercice comporte de nombreuses incertitudes : d'identification, de modélisation, paramétrique… Ces différents types d'incertitude, qui affectent chacune des étapes de l'évaluation des risques, relèvent de traitements distincts, interfèrent et se cumulent.[8] L'utilisation d'algorithmes n'empêche pas que les incertitudes sur les données de sortie soient du même ordre de grandeur que la valeur que l'on veut déterminer. C'est-à-dire que lorsque l'on présente une carte avec un cercle représentant une zone d'effets dangereux de rayon 143 mètres par exemple, cela signifie généralement une distance comprise entre 70 et 210 mètres. Pourtant, dans la pratique, une fois établie, cette distance de 143 mètres devient une sorte de vérité scientifique et sert de base à des discussions relatives à la maîtrise de l'urbanisation ou à l'autorisation d'activités industrielles. Dans le cas où une école ou un établissement recevant du public se trouve à 120 mètres ou 150 mètres de l'origine du phénomène dangereux, le risque sera jugé acceptable dans le premier cas et non dans le second alors que les situations sont similaires.

### 3.3 Limites des méthodes de Monte-Carlo

Lorsque l'on présente l'algorithme de Monte Carlo, il est de bon ton de rappeler qu'il est fondé sur la loi forte des grands nombres et qu'il revient à simuler la trajectoire d'une suite en approchant l'espérance mathématique par la moyenne et qu'elle peut être utilisée sans hypothèse de régularité sur la fonction sous-jacente qui est simplement supposée borélienne intégrable sur (0,1). Cela impressionne le chaland à peu de frais, alors que le principe de la méthode de Monte-Carlo est analogue à une série de lancers de dés, mais cela devient moins impressionnant de ce point de vue. Comme expliqué précédemment la méthode peut être utilisée pour estimer le montant des provisions financières pour risque. Encore une fois, l'algorithme ne modélise que des hypothèses, c'est-à-dire que dans les faits, il est très fréquent que le montant des provisions financières soit déterminé selon des critères indépendants des risques du projet. Il est alors attendu du Risk Manager qu'il calibre son modèle, c'est-à-dire qu'il détermine un jeu d'hypothèses qui permettront de trouver des valeurs compatibles avec les nombres préétablis et cela est généralement faisable assez facilement. L'idée est donc

[6] Van den Bosch, C. J. H., & Weterings, R. A. P. M. (2005). CPR 14E. Methods for the calculation of physical effects."Yellow book". *Hague : Gevaarlijke Stoffen*.

[7] Baulig, A., Penelon, T., Pichard, A., & Bois, F. (2007). Incertitude et seuils de toxicité aiguë en situation accidentelle. Environnement, Risques & Santé, 6(2), 119-126.

[8] André, L., Olivier, D., & Laurent, P. (2013). L'impact des incertitudes sur les distances d'effets en maîtrise des risques. Récents Progrès en Génie des Procédés, 104, 1-8.

Published in : DELTORN, Jean-Marc ; PICHENOT, Evelyne (dir.), *Algorithmes et Société*, Editions des archives contemporaines, ISBN : 9782813003928, doi : 10.17184/eac.9782813003928

de convoquer l'apparat de la science et des mathématiques pour justifier une décision managériale.

## 4 Discussion

Nous l'avons mentionné plusieurs fois, l'objet de l'analyse des risques est de bâtir un corpus de connaissances fondées en raison à l'intention des décideurs.[9] Afin de bien comprendre la notion de connaissance, nous nous référerons au modèle DIKW (*Data, Information, Knowledge, Wisdom*). Le lecteur intéressé pourra se référer utilement à Rowley[10] qui a servi de base à notre aperçu ci-après. Le point de départ du modèle repose sur l'axiome que notre rapport à la réalité est basé sur un système de signes,[11] c'est-à-dire que la fabrication de données est consécutive à une activité d'observation comme organisation de signaux perçus. Les données sont donc un recueil de faits. Par suite, les données peuvent être structurées afin de les coder sous forme d'informations (*e.g.* la valeur 12° C), en latin *informare* signifie former, façonner. L'information est donc une donnée contextualisée qui fait du sens[12] et qui prend la forme d'une représentation conceptuelle (*e.g.* 12° C est la prévision de la température maximale à Paris demain). Cette information deviendra connaissance si elle permet de guider une action, une décision (e.g je serai à Paris demain, je suis plutôt frileux, je vais penser à prendre un vêtement adapté.) La création de connaissance est une activité de modélisation à partir d'informations. Comme le souligne Deleuze de manière limpide dans « la philosophie critique de Kant », le point essentiel est *qu'une représentation ne suffit pas par elle-même à former une connaissance. Pour connaître quelque chose, il faut non seulement que nous ayons une représentation, mais que nous en sortions « pour en connaître une autre comme lui étant lié »*[13]. La connaissance est donc synthèse de représentation.[14] Il donc nécessaire que l'information comme nouvelle représentation se confronte à un corpus de connaissances préexistant qu'il fasse partie du socle d'une expertise pointue ou d'un savoir plus diffus de culture générale ou scientifique. Sans théorie à laquelle se confronter, une information ne pourra jamais accéder au statut de connaissance. Penser, c'est penser contre quelque chose, non pas contre au sens d'opposition, mais contre au sens d'appui, de support. On retrouve le thème spinoziste classique de la supériorité de la pensée sur la conscience.[15] Enfin, le dernier échelon de la pyramide DIKW est la sagesse. De manière opérationnelle, la notion se comprend comme l'implémentation de pratiques adaptées (*i.e.* des compétences) combinée à l'élaboration de stratégie guidée par une vision. L'idée fondamentale est qu'une connaissance permet de guider l'action, de prendre des décisions.

Permettons-nous maintenant un bref rappel sur la notion d'algorithme afin de confronter cette information à notre représentation de la connaissance dans l'espoir d'aboutir à établir une nouvelle connaissance dans le cadre de la gestion des risques. Le

[9] Foussard et Denis Remis (2014), supra not. N° 3.

[10] Rowley, J. (2007). The wisdom hierarchy : representations of the DIKW hierarchy. Journal of information science, 33(2), 163-180.

[11] Eco, U. (1979). *A theory of semiotics* (vol. 217). Indiana University Press.

[12] Nonaka, I. (1994). A dynamic theory of organizational knowledge creation. Organization science, 5(1), 14-37.

[13] Deleuze, G. (1963). La philosophie critique de Kant.

[14] Kant, I. (1781). Critique de la raison pure. Œuvres philosophiques, p. 1.

[15] Spinoza, B. (1677). Éthique.

Published in : DELTORN, Jean-Marc ; PICHENOT, Evelyne (dir.), *Algorithmes et Société*, Editions des archives contemporaines, ISBN : 9782813003928, doi : 10.17184/eac.9782813003928

concept d'algorithme souffre d'une multiplicité de définitions, retenons celle-ci, reconnue comme consensuelle : « procédure systématique permettant de résoudre une classe de problèmes. à partir d'une entrée (représentant une instance du problème), un algorithme suit un ensemble déterminé de règles et, en un nombre fini d'étapes, produit une sortie (représentant une réponse à l'instance donnée). »[16] Au-delà de la définition, les algorithmes sont caractérisés par les 5 propriétés suivantes : finitude (*i.e.* un algorithme doit toujours se terminer après un nombre fini d'étapes.) ; définition précise (*i.e.* chaque étape de l'algorithme doit être définie avec précision ; les actions doivent être spécifiées sans ambiguïté pour chaque cas) ; entrées : (*i.e.* des quantités issues d'un ensemble d'objets spécifié sont données préalablement à l'initiation de l'algorithme) ; sorties (*i.e.* quantités qui ont une relation spécifiée avec les entrées) ; rendement (*i.e.* toutes les opérations que l'algorithme doit accomplir, doivent être suffisamment basiques pour pouvoir être en principe réalisées dans une durée finie par un homme utilisant du papier et un crayon). [17]

Depuis quelques années, l'intelligence artificielle est devenue un berceau de promesses dans de nombreux domaines, y compris dans la gestion de risques. On adule le *big data*, pourtant compiler des données ne crée pas de la connaissance, au mieux de l'information. Les algorithmes sont des machines redoutables à fabriquer des nombres, mais extrapoler un nombre de morts potentiels n'a aucun sens si l'on ne connaît pas la taille de la population potentiellement concernée et que l'on n'a aucune idée de la valeur habituelle. Les algorithmes y compris ceux utilisés en gestion des risques ne peuvent intégrer les dimensions liées aux connaissances tacites.[18] La tendance est à la production surabondante d'informations, plus personne n'a conscience de la vanité d'une telle approche. L'essentiel de ces informations sont soit biaisées par une collecte de données défaillante, soit tout simplement inutile dans le sens où on ne peut les transformer en connaissance utilisable pour l'action. Formaliser une probabilité d'occurrence d'un accident à une valeur numérique n'apporte dans l'immense majorité des cas aucune connaissance. A un événement très rare, on associe une valeur numérique qui caractérise un événement très rare, c'est une simple tautologie qui se pare de scientificité. Cela permet de justifier *a posteriori* des décisions politiques, qui sont pourtant très souvent raisonnables, en se masquant derrière l'expertise et la toute-puissance algorithmique.

A l'origine réside donc un raisonnement simple et captieux : des algorithmes sont capables de trouver des solutions valides à des problèmes auxquels l'homme ne sait ou peine à répondre. Dès lors, l'idée est de croire que l'on peut confier l'ensemble des problèmes, y compris la maîtrise des risques et la gestion de crises, auxquels

[16] Knuth D. E. (1985) Algorithmic thinking and mathematical thinking. The American Mathematical Monthly 92(1), 170-181. In Selected Papers on Computer Science, Stanford : Center for the Study of Language and Information, 87-114 ; v. aussi : Maurer S. B. (1998) What is an algorithm ? What is an answer ? In : Morrow L. J., Kenney M. J. (Eds.) The teaching and learning of Algorithm in school mathematics. NCTM 1998 Yearbook. Reston,VA : National Council of Teacher of Mathematics ; Modeste S. (2012) La pensée algorithmique : apports d'un point de vue extérieur aux mathématiques. In : Dorier J.-L., Coutat S. (Eds.) Enseignement Des Mathématiques et Contrat Social : Enjeux et Défis pour le 21e Siècle – Actes du Colloque EMF 2012 GT3, 467–479.

[17] Knuth D. E. (1974) Computer Science and its Relation to Mathematics. The American Mathematical Monthly 81(4), 323-343. Réed. avec corrections (1996) In Selected Papers on Computer Science, Stanford : Center for the Study of Language and Information, 5-29.

[18] Polanyi, M. (1966), The Tacit Dimension, University of Chicago Press : Chicago.

Published in : DELTORN, Jean-Marc ; PICHENOT, Evelyne (dir.), *Algorithmes et Société*, Editions des archives contemporaines, ISBN : 9782813003928, doi : 10.17184/eac.9782813003928

nous peinons à répondre aux algorithmes. En revenant aux définitions basiques des propriétés de l'algorithmique et en les confrontant au modèle classique de gestion de la connaissance DIKW, il apparaît avec évidence que ces promesses sont fréquemment illusoires. L'analyse des risques procède d'une double finalité s'articulant entre d'une part la mise en œuvre de mesures de préventions et de protection et, d'autre part, la révision des représentations des parties prenantes face aux risques. Pour cette dernière dimension, l'implication de l'humain et de système de valeurs régulièrement confronté à l'éthique, ne peut donc être reléguée aux illusions algorithmiques sans prendre le risque de subordonner les droits de la personne humaine à la raison d'état. Au même titre que la société ou les entreprises se sont dotées dans le passé de politique et d'outils de maîtrise des risques pour assurer une responsabilité sociale, les organisations et les entreprises vont devoir avec la question des algorithmes se doter de politiques et d'outils de maîtrise des risques pour assurer une responsabilité numérique.[19]

[19]Lobschat, L., Mueller, B., Eggers, F., Brandimarte, L., Diefenbach, S., Kroschke, M. and Wirtz, J. (2021) Corporate digital responsibility. Journal of Business Research, 122, 875-888.

Published in : DELTORN, Jean-Marc ; PICHENOT, Evelyne (dir.), *Algorithmes et Société*, Editions des archives contemporaines, ISBN : 9782813003928, doi : 10.17184/eac.9782813003928