



Des hommes et des machines : comment reconnaître une caricature ?

Giuseppe Longo

► To cite this version:

Giuseppe Longo. Des hommes et des machines : comment reconnaître une caricature ?. Actes du colloque "Le travail au XXIème siècle : Droit, techniques, écumène", 2020. hal-02903910

HAL Id: hal-02903910

<https://hal.science/hal-02903910>

Submitted on 21 Jul 2020

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.



Distributed under a Creative Commons Attribution - NonCommercial - NoDerivatives 4.0 International License

Des hommes et des machines : comment reconnaître une caricature ?

Giuseppe Longo

Centre Cavaillès, République des Savoirs,
CNRS et Ecole Normale Supérieure, Paris
School of Medicine, Tufts University, Boston
<http://www.di.ens.fr/users/longo/>

1 - La mémoire de lignes prégnantes

Tout le monde se souvient de la caricature de Chirac par Plantu : une ligne, un profil. Tous ceux qui avaient plus de dix-huit ans en 2002 y reconnaissent l'ancien président. En fait, on reconnaît, dans cette ligne, les "prégnances" d'un visage. Que veut dire ce mot ?¹

Quand nous rencontrons un ami d'il y a trente ans, un copain des années de lycée, la première copine, tout a changé dans son visage, il/elle a tellement vieilli ! Toutefois, on repère son sourire, un pli sous les yeux, son regard. On ne reconnaît plus les traits, les "saillances" de ce visage, encore moins leurs détails, mais on retrouve ce qui était important pour nous, des prégnances : ces *mouvements* du visage que l'on chérissait. Car le sourire, les plis sous les yeux qui l'accompagnent, le regard qui nous reconnaissait, sont tous des mouvements du visage. Et ils étaient tous signifiants pour nous, ils étaient des prégnances, ils accompagnaient son émotion, notre émotion. C'est ainsi que l'artiste capture en une ligne les mouvements prégnants, qui nous parlent, du visage présidentiel.

Gare aux hyper-mnésiques étudiés par l'ancienne psychologie russe : cas pathologiques d'hommes qui se souvenaient de tous les détails d'un visage - peu de temps après, ils étaient incapables de reconnaître un visage autrefois familier. En fait, une composante essentielle de la mémoire animale est *l'oubli*. Au moment de la constitution de la mémoire, on sélectionne ce qui compte. L'enfant doit apprendre à négliger, voire oublier, la couleur de la balle qu'on lui lance pour apprendre à saisir une balle au vol. Il doit constituer l'invariant d'une trajectoire et la *précéder* par une saccade oculaire, indépendamment de maints détails. Par le regard, il va anticiper où la balle se trouvera pour la précéder de son bras. En fait, par des essais et des faillites, il apprendra à tracer par le regard la "courbe de poursuite" essentielle pour saisir la balle : cette courbe intersecte celle que va suivre la balle. Le prédateur qui est en nous a développé un système complexe de prévisions préconscientes, matérialisées dans des saccades oculaires qui précèdent la proie, anticipent sa



1 On retient et on redéfinit ici la distinction prégnances / saillances dans (Thom 1988). Leur application est inspirée par les idées dans (Sarti & Barbieri 2017).

trajectoire (Berthoz 1997). Le joueur de tennis le sait très bien : il doit intégrer dans un circuit cérébral et corporel rapide la vision, la prévision et l'action qui lui permettent d'allonger le bras vers le bon endroit avant que la balle n'arrive. La fuite aussi demande une prévision de la trajectoire du prédateur : il faut l'anticiper pour se sauver à temps.

Le cerveau ne fait pas cela isolé, comme dans un pot de confiture – ni dans la boîte métallique d'un ordinateur. Seulement une forte intégration au corps permet ces gestes protensifs (qui “orientent et précèdent”, qui “vont vers”), essentiels à tout mouvement, dans tout contexte, indépendamment des changements insignifiants pour l'action à faire. Les muscles garderont une mémoire aussi : ils doivent intégrer au mieux l'activité du cerveau par un vécu construit, pratiqué, cérébral et corporel en même temps, ce qui implique, par exemple et au plus haut niveau, l'entraînement très dur du sportif. Le renforcement synaptique d'un joueur de violon est fortement corrélés à ceux des muscles de la main et du bras qui jouent (Maffei 1998).

L'oubli des détails est donc essentiel à la constitution d'une mémoire animale, une mémoire qui existe tout d'abord pour permettre l'action future avisée, sans se perdre dans le souvenir de détails contingents. Et, lors de la nouvelle activité protensive, le cerveau, dans son corps, sélectionne ultérieurement ce qui sert à l'action en cours. La mémoire reconstruit les traces du passé selon les besoins du présent, elle n'utilise pas, voire elle oublie ultérieurement ce qui ne sert plus. Et le choix de ce qu'il faut continuer à retenir est imprégné des émotions vécues, même lors de l'apprentissage de la chasse, pour le jeune animal. Il est fort malencontreux que l'on utilise le même nom de “mémoire” pour le stockage électrique de suites de 0 et 1, des nombres entiers, dans des bases de données exactes.

2 - La constitution d'invariants par couches de neurones formels et la question du sens

Le grand tournant de l'intelligence artificielle, IA, a son origine dans la revitalisation d'un vieux *modèle* du cerveau. On avait reconnu que le renforcement synaptique est une composante essentielle de l'activité cérébrale depuis les célèbres travaux de Hebb (1949) : une activité motrice, voire cognitive, renforce les connections entre neurones, disions-nous. Bientôt, en particulier à partir du Perceptron (Rosenblatt 1958), on essaya de modéliser ce phénomène par un réseau de neurones formels, avec des variations (continues) de connectivité.

Cette filière de recherche a vivoté avec difficulté dans un contexte scientifique dominé par les “imitateurs” du cerveau. Expliquons-nous. Dans un célèbre article de 1950, Alan Turing, inventeur de la Logical Computing Machine (1936), le fondement mathématique de l'ordinateur digital moderne, propose un jeu, le *jeu de l'imitation*. Un ordinateur est programmé pour faire croire qu'il est une femme à un interlocuteur ; ce dernier interroge l'ordinateur et une femme sur télétype, pour en détecter la nature. Turing préconise que, en 2000, un ordinateur aurait pu gagner dans 30 % des cas, si l'interrogatoire ne dure pas plus que cinq minutes. Ensuite, en travaillant sur tout autre sujet, la morphogenèse biologique (1952), il proposera un *modèle* de l'engendrement des formes physiques chez le vivant. Dans quelques articles et même dans une lettre personnelle à Turing (2018t), j'ai déjà écrit au sujet de cette distinction fine : bref, le modèle essaie de saisir, par la description mathématique, ce qui compte dans une dynamique, qui la rend intelligible (par exemple, le jeu des forces dans la morphogenèse : action, réaction, diffusion, (Turing 1952)) ; l'imitation vise à “faire croire” que l'un est l'autre, sans aucun engagement d'intelligibilité du phénomène, (Turing 1950). L'IA classique se focalisa, depuis l'article de 1950, sur l'imitation, considérant que le modèle par neurones formels n'est pas plus “expressif”. En fait, un résultat de 1969 par Minsky et Papert avait démontré la chose fort évidente que les réseaux de neurones ne calculent pas plus de fonctions que la machine de Turing et qu'ils ont même des difficultés avec la disjonction exclusive (“l'un ou l'autre, pas les deux”, analogues à celles que l'on trouve pour le “ou parallèle” dans le lambda-

calcul (Church 1932))². Et cela força au silence ou presque, et longtemps, les modéliseurs du cerveau par réseaux de neurones formels³.

Fort heureusement, à partir des travaux de Hinton et LeCun, dans les années '80 et '90, la mise en plusieurs couches des réseaux de Roseblatt, à l'origine bi-dimensionnels, a relancé cette approche de l'IA (Deep Learning – “profond”, car en trois dimensions). C'est ainsi que des techniques de “propagation inverse”, permettent de corriger et ajuster le poids des connexions face à un stimulus, en fait des données en nombre croissant.

Plus généralement, par des méthodes de plus en plus complexes du point de vue mathématique, en entrelaçant filtrage et convolution, régressions statistiques et techniques de renormalisation (Mallat 2016, Shuo-Hui 2018), on a construit un univers mathématique puissant pour de nombreuses activités de reconnaissance d'images, de langages Le modèle bi-dimensionnel du cerveau s'est ainsi transformé en une nouvelle, et bien plus puissante, *imitation* : plus on augmente les couches et on enrichit les mathématiques, plus on s'éloigne, structurellement et fonctionnellement, d'un *modèle* du cerveau animal. Typiquement, ces réseaux multicouches sont “génériques”, dans le sens que la même structure peut servir à la reconnaissance de la voix, des visages Or, le cerveau, si peu connu dans les détails, paraît avoir des organisations très différentes selon la fonction ; bref, les parties du cortex dédiées à la vision ou l'audition, voire à l'olfaction, ont des structures en réseaux spécifiques, fortement et différemment connectées dans les trois dimensions – on ne peut pas les considérer comme des couches de réseaux bi-dimensionnels, encore moins génériques. La grande plasticité de cet organe, toutefois, lui permet des activités très importantes de vicariance : une partie peut faire les fonctions d'une autre, voire elle se restructure pour en prendre le rôle (Berthoz 2013).

Cela dit, cette nouvelle imitation du cerveau a ouvert une piste remarquable pour un renouveau radical de l'IA. L'analyse de milliers, voire des millions d'images étiquetées (celui-ci est un chat, cette autre est une chaise ...) permet à la machine de constituer des invariants des saillances, c'est à dire cerner des formes communes à tous les objets du même type – imitation point triviale de la constitution d'invariant de la mémoire animale. Les étiquettes sont posées par des humains, des milliers de travailleurs (à bas salaire), en Inde, en Chine, mais aussi en Amérique Latine, en Afrique, qui classifient l'univers de toutes les choses, visages, situations ... la plus grande entreprise de classification de l'histoire humaine – c'est ainsi que nous sommes, nous aussi, tous bien rangés dans des catégories (blanc, noir, hispanique ..., par exemple).

En résumé, des méthodes de filtrage appliquées à des milliers d'image sélectionnent un nombre fini de points de chaque image, reconstruisent des interpolations/convolutions invariantes par certaines transformations (en approximant des mathématiques du continu, dans certains approches). L'ordinateur construit ainsi des invariants de l'image itérée d'un même objet dans des postures ou situations différentes. Des gradients donnent des optima locaux et une forme reconnaissable apparaît ou est reconnue par la machine. Dans la vision et les sons, voire la voix, la machine, à laquelle on a présenté des milliers, des millions d'exemples, mémorise des liens entre une collection de ces exemples, des images, des phonèmes, et des étiquettes : celle-ci est une voiture - elle a toutes les saillances d'une voiture.

Bien évidemment, ce processus de construction d'invariants pour associer des images du monde à une classification donnée, de façon indépendante de détails spécifiques, n'est qu'une pâle imitation du rôle de l'oubli dans la mémoire animale. Il ne sélectionne que des saillances visuelles, auditives ..., les organise en classes invariantes par rapport à quelques petits changements – pas

2 Il suffit en fait de limiter n'importe quel processus au calcul des fonctions des nombres entiers aux nombres entiers, pour que, une fois formalisé à la Hilbert, il puisse calculer au plus les fonctions Turing calculables – on le savait depuis les années '30. Les réseaux font bien plus que “calculer des fonctions input-ouput” : ils constituent des invariants de la vision, par exemple.

3 Contre ce qu'écrivait Turing (1950 et 1952), certains ont longtemps considéré la Machine de Turing elle-même un *modèle* du cerveau (IA “forte”), organe en boîte qui ne ferait que “0/1 - efface/écrit - droite/gauche”. La plus part de ces collègues travaillaient, probablement, sur la base de l'introspection.

tous, juste ceux qui lui ont été présentés. Aucune émotion, aucune prégnance, aucun sens n'aide la machine à sélectionner "ce qui compte". Or, chez les animaux, inclus l'humain bien naturellement, ce sont les prégnances qui aident à stabiliser l'invariant pertinent : l'aigle reconnaît une souris qui se cache derrière un buisson à 200 mètre, mais en néglige la photo à un mètre. L'intérêt vers l'objet visé, la chasse, la fuite, motivent le choix des détails à oublier, la sélection des invariants prégnants pour l'action, tout comme le sens d'un geste, d'un "coup de menton" nous fait reconnaître Chirac dans une ligne. Et l'enfant apprend à saisir la balle dans un jeu qu'il aime, mieux si c'est la maman qui la lui lance ou quelqu'un qu'il chéri ou connaît bien.

Maints exemples montrent des erreurs en IA, parfois catastrophiques (les accidents mortels dans les voitures à conduite automatique, voir plus bas), dus à des moindres détails sans importance qui n'ont pas été négligés par la machine et qui ont brouillé l'image (Marcus 2018). Comment les exclure dans le processus artificiel de reconnaissance d'une image, dans un but choisi par le programmeur - la conduite d'une voiture, par exemple ? La masse énorme d'exemples dont on a nourri l'ordinateur permet au plus d'exclure des détails en tant que bruit par rapport à des saillances pré-établies ou constituées dans un processus sans interprétation, sans sens : seulement un calcul insensé guide la sélection des détails à exclure.

La référence à la difficulté à établir une "hiérarchie formelle" dans la fixation des détails, qui est faite souvent en IA, essaye d'évacuer la question du sens par une approche à la Chomsky (Williams 2017), appliqué aussi en dehors du traitement du langage. Bref, on reconnaît la difficulté pour la machine, implantation d'un formalisme sans sémantique⁴, de faire des hiérarchies entre ce qui compte ou qui compte moins, voire qui n'a pas d'importance, pour l'action à faire. On reste toutefois dans le cadre d'une approche formaliste, à la langue en particulier ; la construction alors d'une hiérarchie de "ce qui est important" ne serait qu'un calcul déductif, engendré par des grammaires génératives sans sens. Au contraire, ces hiérarchies ne sont pas une question "formelle", résultats d'un algorithme à affiner dans la construction des invariants des saillances, mais elles sont constituées par une pratique de ce qui est *prégnant* pour l'animal *qui agit dans un but* : ce dernier organise le monde par rapport à ce but et de l'action qui en suit ; il force sur cette base des priorités, des hiérarchies de sens. Si on n'a pas faim on n'apprend pas à chasser, ni à hurler ou pleurer pour la nourriture, quoi qu'un animal puisse apprendre à chasser, un humain à réclamer un repas, dans le jeu ou dans l'imitation des autres du groupe. Maints mammifères, quand ils suivent le groupe ou leur génitrice à la chasse, sont motivés par l'attachement, l'amour : l'affectivité sociale ou filiale reconnaît, dans l'imitation des corps semblables, des prégnances fortes, voire ce qui compte dans une action partagée. En général, la mère est un tout premier médiateur sémiotique entre l'enfant et le monde (Violi 2009).

3 - Reconnaître un chat de l'imitation d'un chat

Les images numérisées d'un chat, deux chats ... un million de chats, dans maints contextes et positions possibles, voilà une base de données pour l'apprentissage artificiel. Si les chats ont été étiquetés avec leur contextes (des millions d'images sont associées à des noms), l'apprentissage est *supervisé*, sinon la machine identifie et mémorise des relations communes entre éléments dans la base de données et les classe grâce à des critères généraux, pré-programmés de façons diverses (apprentissage *non supervisé*). Dans les deux cas, cela permet d'associer des inputs à des outputs et ces associations alimentent des bases de corrélations, donc des nouvelles données qui améliorent dans le temps la performance de la machine. La reconnaissance du langage et des images ont fait ainsi des progrès énormes, tellement époustouflant et en si peu de temps que la "over attribution", que l'on pratique avec les animaux (la fourmi pense que ..., le chat sait que ...), est commune aussi

4 Dans le cas d'un système formel, la différence entre une sémantique proprement dite, en tant que sens ou interprétation géométrique, par exemple, et sémantique dite opérationnelle, qui reste un calcul formel, est résumée dans (Longo 2019).

face à sa machine préférée. Toutefois, les invariances formelles ainsi construites mènent à des erreurs tout autant surprenantes, suite à l'absence de sens. Des moindres perturbations d'une image, comme le changement sans importance d'une coordonnée, ont conduit à des erreurs graves (Kansky et al. 2017) ; en mathématiques, l'enseignement de l'identité entre nombres paires, n'est pas étendu aux nombres impairs (Marcus 2018). Tout cela montre l'absence de sens, seule garantie de la robustesse de l'action et de l'intelligence animale – dans le dernier cas, l'induction simplette faite par la machine n'a rien à voir avec le geste du mathématicien qui interpole et trace dans la pensée ou dessine et donc *interprète* la relation entre nombres *par un droite sur le plan*, une identité qui s'étend aux nombres réels.

De même, des millions d'images n'ont pas suffi à faire la différence entre des bandes noir et jaune sans sens et un bus scolaire (Nguyen et al. 2015) – le contraire aurait produit un cas typique d'accident pour un voiture à conduite autonome ; en fait, un signal routier pour des espaces des parking alignés est reconnu comme un réfrigérateur bien rempli (Evtimov et al., 2017), (Vinyals et al. 2015). Dans ces deux cas, la compréhension des contextes de sens aurait levé toute ambiguïté.

Quand on nous raconte qu'il est question d'améliorer les algorithmes, voire d'augmenter les bases de données, d'une part on fait certes une remarque pertinente, de l'autre, en envisageant la "complétude" possible des systèmes de calcul (les machines pourront un jour tout faire), on dévoile une vision effrayante du monde, de la nature. Le monde n'est pas une collection d'images et sons étiquetés et de nombres. Les étiquettes et les nombres ne sont pas "déjà là" dans la nature. Nous associons des noms et des nombres à des processus par les opérations difficiles de *découpage* et *qualification*, puis de *mesure* du réel. Les deux premiers sont des gestes protensifs riches d'émotions, au cœur de l'activité humaine dans le monde. La mesure par les sens, voire la mesure scientifique, est une entreprise difficile : il faut choisir un observable, une métrique, découper quantitativement le réel, fixer une approximation possible pour lui associer un nombre. Depuis Poincaré (1892), on sait que la moindre fluctuation en dessous de la meilleure des mesures d'un processus choisi peut produire, dans le temps, un changement énorme d'une dynamique quelque peu sensible aux conditions initiales. La physique quantique (1900) et la relativité (1905) ont donné un rôle central à la mesure, qui est indéterminée ou donne lieu à des corrélations espace-temps surprenantes. En fait, des bibliothèques entières traitent la question de la mesure en physique, association d'un nombre à l'observable que l'on décide de mesurer dans un processus bien découpé et qualifié mathématiquement. La situation est encore plus complexe dans les sciences historiques comme la biologie (Longo 2017) et, à partir de là, dans les sciences historiques de l'homme où le découpage et la qualification de ce qui est pertinent, le choix des observables et des métriques, sont aussi des enjeux politiques et sociaux.

De même, le langage humain n'est pas l'association d'étiquettes aux choses, caricature méconnaissable de l'homme dans son rapport au monde, que l'on retrouve dans maintes constructions de l'artificiel. Le langage humain démarre quand les hommes parlent de ce qui *n'est pas là*, quand ils donnent un nom aux ancêtres, aux dieux, au lois qu'ils inventent pour vivre ensemble (Lassègue 2007). Le langage est au cœur d'un processus d'objectivation du réel d'une énorme richesse symbolique et co-constitue notre humanité, dans sa diversité et dans son histoire (Lassègue 2015). Un enfant n'étiquette pas les chaises avec leur nom après maintes expériences, mais il apprend à aller chercher une chaise, à s'asseoir sur une chaise. Il n'apprend pas le nom "chat" in abstracto, mais quand il ose s'approcher avec son corps, dans la crainte, à un chat, à le caresser. L'émotion est telle qu'il lui suffit une seule fois pour apprendre maintes caractéristiques de cet animal, pour toujours.

Le problème de l'intelligence artificielle n'est pas seulement celui de mieux comprendre ce que font et ce qu'on peut faire avec ces ordinateurs et ces systèmes de programmation absolument formidables que nous sommes en train de fabriquer, mais aussi celui de la vision des hommes et de la nature que trop de techniciens sans sens de l'histoire, naturelle et humaine, se transmettent l'un l'autre et nous imposent. Ces déformations de la connaissance ont parfois le soutien de philosophes

à la mode, qui nous disent que tout est calcul, tout est information, sans même avoir les compétences techniques, qui ne savent même pas ce que c'est une fonction calculable, l'association d'un nombre à un processus et leurs limites, si bien explicités depuis Gödel (Kreisel 1982), (Longo 2018).

Fort heureusement, l'usage des méthodes mathématiques fines (ondelettes, renormalisation, eigenvalues ...) ont énormément enrichie les pratiques et la théorie en informatique : on pourrait même espérer que cela aide à inventer une nouvelle notion de calcul et des nouvelles machines, au-delà des calculs implantés sur cet engin classique, à états discrets et donc laplacien, qui ne fait qu'itérer à l'identique, l'ordinateur digital (Longo 2018t). La nouvelle rigueur et la puissance de ces mathématiques, souvent du continu, vont bien au-delà des formalismes arithmétiques à l'origine de la Logical Computing Machine de Turing, sur laquelle on est forcé à les implémenter, et permettent déjà d'en démontrer des limites : l'existence d'un optimum en machine learning vient d'être démontrée indépendante des (indémontrable dans les) cadres axiomatiques classiques (Zermelo-Fraenkel), car équivalente à l'Hypothèse du Continu en théorie des ensembles (Shai Ben-David et al. 2019). On ne peut donc pas avoir une méthode uniforme et effective pour calculer des optima essentiels à la construction des invariants des calculs. Comme tout résultat négatif dans l'histoire des mathématiques, cela pose des limites à des projets de connaissance et, tout en les précisant, peut ouvrir des nouvelles voies au savoir (Longo 2012, 2018).

4 – Les effets d'annonce et le sens de l'action

Vous souvenez-vous des Google-glass ? Qu'en est-il après quatre ans de leur annonce ? Et l'assistant universel M par Facebook, lancé en 2015, tombé depuis⁵.

La voiture à conduite autonome resurgit de temps en temps, avec un moment fort en 2014-15. Volvo vient de repousser de quatre ans ses projets grandioses⁶. Les programmes de Uber ont perdu beaucoup d'ambition : un "employé" accompagne désormais la voiture – quelques accidents mortels en Californie et Arizona ont amoindri le flot des promesses⁷. Et cela malgré des engagements financiers globaux qui ont frôlé les 3 milliards de dollars en 2017 (Marcus 2017). Toutefois, les menaces de remplacer les chauffeurs (ça été dit en France, en référence au 700.000 chauffeurs professionnels qui existent), voire tout travail humain, planent en permanence sur les travailleurs. Voilà probablement le rôle le plus importants de tant de promesses - voir celles-ci et bien d'autres dans (Audétat 2015).

Quant aux voitures autonomes, nous conduisons une voiture comme on allait à la chasse : on précède par le regard tout objet qui bouge. Plus en général, l'intelligence animale n'est pas (seulement) élaboration de l'information, des "données" qui arrivent et qui sortent, mais (aussi) "imagination de configuration de sens" (Sarti & Monier 2018) et le résultat d'émotions, qui façonnent la mémoire et l'action protensive.

Ces configurations, ces émotions prégnantes guident et résultent de l'activité du vivant, dans un corps, dans un contexte historique de vie. Le cerveau, en particulier, n'est pas une machine input-output. Il est tellement actif que, sans les contraintes écosystémiques qui canalisent son activité grâce à l'action du corps dans l'espace, on devient fou suite à la dynamique chaotique dans lequel plongent les neurones. Les gestes primaires qui font friction sur et nous corrént au monde sont l'expression de « la motricité (qui est) l'intentionnalité originaire » (Merleau-Ponty 1945), de l'amibe à nous. C'est ainsi que ... « le geste, qui commence par l'action motrice, enracine la signification entre nous et le monde, à l'interface entre les deux. Le signal chimique, thermique, le

⁵ <https://www.wired.com/2015/08/how-facebook-m-works/>

⁶ <https://www.wired.com/story/self-driving-cars-challenges/>

⁷ Un camion trop blanc sur un ciel blanc qui faisait un tournant en U, une femme avec un trop grand jupon qui traversait la rue en poussant une bicyclette.

coup ... qui affecte l'amibe ou la cellule est "signifiant" pour ce vivant, par rapport au changement intérieur en cours, à son action, à son mouvement protensif. » (Bailly & Longo 2006, p. 71).

Il y a bien évidemment un abîme entre l'activité protensive chez l'amibe et celle des neurones toujours actifs et très fortement corrélés dans le crâne d'un animal qui agit dans le monde avec son corps : le résultat d'un stimulus n'est pas la composition linéaire de ceux qui arrivent au monocellulaire – tout change dans la non-linéarité de l'interaction. Les signaux qui affectent les neurones façonnent les formes de leurs échanges, leurs réseaux, en superposant vision et émotion, son et craintes, odeur et désir. « Ces morphologies ne dépendent pas seulement des stimulations extérieures, mais elles sont modulées par un processus d'évaluation incarné, lié au signifié des stimulations mêmes données par l'organisme situé. Ces dispositifs cérébraux simples mais fondamentaux sont donc à considérer comme des formes prégnantes, c'est-à-dire des formes qui, dans le vocabulaire du mathématicien René Thom, contiennent déjà des éléments de sens. Il s'agirait donc de formes proto-sémiotiques qui constituent le cerveau en tant que dispositif de production de sens plutôt que de traitement de l'information » (Sarti & Monier 2018).

5 – Le sens du travail

« La machine peut se dérégler et présenter alors les caractéristiques de fonctionnement analogues à la conduite folle chez un être vivant. Mais elle ne peut se révolter. La révolte implique en effet une profonde transformation des conduites finalisées, et non un dérèglement de la conduite »
Simondon (1989, p.272)

Le travail scientifique est toujours une révolte, soit-elle moindre. Une idée nouvelle transforme la conduite scientifique, une direction de recherche, aussi petit qu'il soit ce changement. Même à l'intérieur d'une communauté, elle a son origine dans un désaccord : non, ce n'est pas ainsi - il faut voir ceci ou cela de façon différente La pensée originale est toujours critique, elle requiert un pas de côté par rapport aux principes mêmes d'un savoir, la disponibilité à les modifier. L'échange, le débat sont au cœur de la construction de connaissance ; la possibilité du désaccord et la formation d'un petit espace de pensée pour une minorité qui explore une direction nouvelle sont essentielles. Cela est l'apport de la science à la méthode démocratique : son besoin et sa pratique de la diversité raisonnée et comparée librement.

Les réseaux d'ordinateurs nous donnent des outils extraordinaires pour nous mettre en contact avec des collègues lointains, avec des expériences différentes, comparer des visions divergentes, accéder à des textes rares, tisser des collaborations inattendues. Ils peuvent toutefois être utilisés à l'inverse, pour nous "normaliser". La bibliométrie automatisée (le comptage des citations) a cet effet : elle impose à tous de s'adapter à la pensée de la majorité, canalise tous les esprits vers l'école de pensée la plus forte, ou même vers la banalité, le sens commun, la mode (Longo 2014). En France, on a peut-être gagné la bataille et, au moins formellement, les évaluations devraient se baser sur les contenus scientifiques et non plus sur des classements à la machine, des votes "majoritaires" (les citations des collègues sur la surface de la Terre), qui rendent très difficile la formation d'une pensée nouvelle, nécessairement minoritaire. Dans maints pays, toutefois, on n'en est pas là et, comme en Italie, les coupes budgétaires sur l'Université et la Recherche sont accompagnées depuis deux décennies par des évaluations largement détournées du sens. On pourrait se demander si et comment cette attaque d'une pensée critique si importante, la pensée scientifique, ne participe pas d'une crise de la démocratie, de la diversité dans le débat, y compris économique et social.

Le travail scientifique a de plus en plus besoin du calcul, de la modélisation computationnelle. En physique et en biologie, par une modélisation qui aide dans l'intelligibilité des phénomènes, on a franchi des étapes fondamentales. Même en mathématiques pures l'usage des ordinateurs comme "assistance à la preuve" donne des ailes à la pensée du mathématicien : il peut isoler le lemme

purement formel, qui requiert des calculs fous, le passer à la machine et ... se concentrer sur l'invention de notions, de structures originales. De même pour le physicien qui se trouve à penser encore plus librement, à explorer des simulations sans limites pratiques. Une veille est toutefois nécessaire. Des expériences trop coûteuses en physique ouvrent la voie à une “physique sur écran”, purement computationnelle, qui peut déformer l'intuition du jeune physicien, son regard sur la nature. En biologie, la crise dans certains domaines, (Ioannidis 2005), (Nuzzo 2014), pousse à croire que “avec assez de données” des énormes clusters d'ordinateurs extrairont des Big Data des indications sur comment pronostiquer et soigner ... sans comprendre (Longo & Montévil 2017) – quoique les mathématiques disent que ça ne marchera pas (Calude & Longo 2017).

Cette veille doit s'étendre même à ces domaines dans lesquels le travail scientifique a trouvé les plus d'avantages dans l'usage des ordinateurs. Si en mathématiques et en physique on déplace l'accent, c'est à dire le financement et le recrutement, vers “plus de computationnel” et moins de pensée, on risque de déformer la construction scientifique. Bref, si on préfère majoritairement, voire toujours, le projet ou le mathématicien qui promet de casser un ancien problème par des preuves héroïques largement computationnelles à celui qui travaille à des nouveaux univers de pensée, le modélisateur en physique à l'inventeur de nouvelles pistes, on risque une perte de sens dans le travail de recherche, en affectant le regard sur la nature ainsi que l'invention mathématique qui sont si souvent associés. L'activité scientifique peut paraître atypique, elle l'est probablement, mais des paradigmes similaires peuvent affecter d'autres aspects du travail humain.

Références (voir <https://www.di.ens.fr/users/longo/download.html> pour les articles par G. Longo)

- Audétat M. 2015. *Sciences et technologies émergentes: Pourquoi tant de promesses ?* Hermann, Paris.
- Bailly, F., Longo, G. 2006. *Mathématiques et sciences de la nature. La singularité physique du vivant*. Hermann, Paris.
- Ben-David S., Hrubeš P., Moran S., Shpilka A. and Yehudayoff A. 2019. Learnability can be undecidable. *Nature, Machine Intelligence*, January, vol 1, 44-48.
- Berthoz A. 1997. *Le sens du mouvement*, Odile Jacob, Paris.
- Berthoz A. 2013. *La vicariance*. Odile-Jacob, Paris.
- Calude, C. and Longo, G. 2017. The deluge of Spurious Correlations in Big Data. In *Foundations of Science* Vol. 22, Issue 3, pp 595–612.
- Church A. 1932. A set of postulates for the foundation of Logic. *Annals of Math.*, (2) 33, pp. 346 – 366; 34, pp. 37-54.
- Evtimov, I., Eykholt, K., Fernandes, E., Kohno, T., Li, B., Prakash, A. et al. 2017. Robust Physical-World Attacks on Deep Learning Models. *arXiv, cs.CR*.
- Hebb, D.O. 1949. *The Organization of Behavior*. New York: Wiley & Sons.
- Ioannidis, J. P. 2005 . Why most published research findings are false. *PLoS medicine*: 2(8), e124.
- Kaggle Competition 2018 <https://www.kaggle.com/docs/competitions>
- Kansky, K., Silver, T., Mély, D. A., Eldawy, M., Lázaro-Gredilla, M., Lou, X. et al. 2017) Schema Networks: Zero-shot Transfer with a Generative Causal Model of Intuitive . *Physics*. arXiv, cs.AI.
- Kreisel, G. 1982. Four letters to G. L. <http://www.di.ens.fr/users/longo/files/FourLettersKreisel.pdf>
- Lassègue, J. 2007. “Une réinterprétation de la notion de forme symbolique dans un scénario récent d'émergence de la culture.” *Revue de Métaphysique et de Morale* 2-Avril : 221-237
- Lassègue J. 2016. Cassirer. Du transcendantal au sémiotique, collection *Mathesis*, Vrin, Paris.
- Longo G. 2012. [On the Relevance of Negative Results](#). Conference on Negation, duality, polarity, Marseille, 2008, proceedings in *Influxus*, electronic journal, n.1.

- Longo, G. 2014. Science, Problem solving and bibliometrics, in "*Use and Abuse of Bibliometrics*", Stockholm, May 2013. Proceedings, Wim Blockmans et al. (eds), Portland Press.
- Longo, G. 2017. How Future Depends on Past Histories and Rare Events in Systems of Life, *Foundations of Science*, pp. 1-32.
- Longo, G 2018. Interfaces of Incompleteness. In Minati, G, Abram, M & Pessa, E (Eds.) *Systemics of Incompleteness and Quasi-systems*, Springer, New York, NY.
- Longo, G. 2018t. Letter to Alan Turing. In *Theory, Culture and Society, Special Issue on Transversal Posthumanities*. Füller, Braidotti (eds).
- Longo, G. 2019. Information at the Threshold of Interpretation, Science as Human Construction of Sense. In Bertolaso, M. & Sterpetti, F. (Eds.) *Will Science Remain Human?* Springer, New York.
- Longo, G. and Montévil M. 2014. *Perspectives on Organisms: Biological Time, Symmetries and Singularities*. Dordrecht: Springer.
- Longo, G. and Montévil M. 2017. Big Data et connaissance biologique. In *Sciences de la vie, sciences de l'information*. Sous la dir. de T. Gaudin, D. Lacroix, M.-C. Maurel et al. Paris : ISTE-Editions.
- Maffei L. 1998. *Il mondo del cervello*, Laterza.
- Mallat S. 2016. Understanding Deep Convolutional Networks. arXiv: <https://arxiv.org/pdf/1601.04920.pdf>
- Marcus G. 2018. Deep Learning: A Critical Appraisal, Cornell preprint, arXiv:1801.00631.
- Merleau-Ponty M. 1945. *Phénoménologie de la perception*, Paris, Gallimard.
- Nguyen, A., Yosinski, J., & Clune, J. 2015. Deep Neural Networks are Easily Fooled: High Confidence Predictions for Unrecognizable Images. *IEEE Conf. on Computer Vision & Pattern Recogn*, in IEE Xplore.
- Nuzzo, R. 2014. *Scientific method: statistical errors*. *Nature News*: 506(7487), 150.
- Rosenblatt, F 1958. The Perceptron: A Probabilistic Model for Information Storage and Organization in the Brain, *Cornell Aeronautical Laboratory, Psychological Review*, v65, No. 6, pp. 386–408. [doi:10.1037/h0042519](https://doi.org/10.1037/h0042519).
- Sarti A., Barbieri D. 2017. Neuromorphology of meaning, *Quantitative and qualitative practices in contemporary semiotic research*, ed. Dario Compagno, Springer.
- Sarti A., Monier C. 2018. Les neurosciences au sein des sciences de la cognition: vers un naturalisme situé, *Intellectica*, n.69, p.7-25.
- Shuo-Hui L., Wang L. 2018. Neural Network Renormalization Group, arXiv:1802.02840
- Simondon G. 1989. *L'individuation psychique et collective*, Paris, Aubier, 2007.
- Thom, R. 1988. *Esquisse d'une sémiophysique*, Paris : InterEditions.
- Turing, A. 1936. On computable numbers, with an application to the Entscheidungsproblem', *Proc. London Maths. Soc.* (Series 2), 42: 230–265.
- Turing, A. 1950. Computing machinery and intelligence. *Mind*, 50: 433–460.
- Turing, A. 1952, 'The chemical basis of morphogenesis', *Phil. Trans. R. Soc. London B* 237: 37–72.
- Vinyals, O., Toshev, A., Bengio, S., & Erhan, D. 2015. Show and Tell: A Neural Image Caption Generator. ArXiv <https://arxiv.org/pdf/1411.4555.pdf>
- Violi P. 2009. How our bodies become us: embodiment, semiosis and intersubjectivity, *J. of Cognitive Semiotics*.
- Williams, A., Nangia, N., & Bowman, S. R. 2017. A Broad-Coverage Challenge Corpus for Sentence Understanding through Inference. arXiv, cs.CL.