

Démystifier l'intelligence artificielle dans le contexte de la santé publique

Philippe Després, PhD

Professeur agrégé

Département de physique, de génie physique et d'optique (Université Laval)

Physicien médical

Département de radio-oncologie (CHU de Québec – Université Laval)

Conseiller en architecture des données

Projet PULSAR (Université Laval)

Co-responsable de l'axe Santé durable

Observatoire international sur les impacts sociétaux de l'IA et du numérique

Directeur adjoint

Centre de recherche en données massives



UNIVERSITÉ
LAVAL

PULSAR
explorer / partager \ agir

CHU
de Québec

crdm.ul
CENTRE DE RECHERCHE
EN DONNÉES MASSIVES
DE L'UNIVERSITÉ LAVAL



OBSERVATOIRE INTERNATIONAL
SUR LES IMPACTS SOCIÉTAUX
DE L'IA ET DU NUMÉRIQUE



Institut
intelligence
et données

Déclaration d'intérêts

- Pas de conflits d'intérêt

Objectifs

- *Au terme de cette conférence, les participants seront en mesure de*
 - Démystifier l'IA dans un contexte de santé publique
 - Développer de bonnes pratiques et de bons réflexes quant aux données dans le domaine de la santé
 - Développer un esprit critique face à l'IA et ses promesses

Démystifier l'IA dans un contexte
de santé publique

Intelligence artificielle

- [L'IA] recherche des méthodes de résolution de problèmes à forte complexité [logique](#) ou [algorithmique](#). Par extension elle désigne, dans le langage courant, les dispositifs imitant ou remplaçant l'homme dans certaines mises en œuvre de ses fonctions [cognitives](#).

Qu'est que l'intelligence artificielle (IA)

Capacité pour une machine d'*apprendre*

- par elle-même (apprentissage non supervisé)
- avec de l'aide (apprentissage supervisé)

le plus souvent à partir de données (massives).

Apprentissage supervisé

Article de 2012 cité
plus de 56 000 fois en
date de février 2020

ImageNet Classification with Deep Convolutional Neural Networks

Alex Krizhevsky
University of Toronto
kriz@cs.utoronto.ca

Ilya Sutskever
University of Toronto
ilya@cs.utoronto.ca

Geoffrey E. Hinton
University of Toronto
hinton@cs.utoronto.ca

Abstract

We trained a large, deep convolutional neural network to classify the 1.2 million high-resolution images in the ImageNet LSVRC-2010 contest into the 1000 different classes. On the test data, we achieved top-1 and top-5 error rates of 37.5% and 17.0% which is considerably better than the previous state-of-the-art. The neural network, which has 60 million parameters and 650,000 neurons, consists of five convolutional layers, some of which are followed by max-pooling layers, and three fully-connected layers with a final 1000-way softmax. To make training faster, we used non-saturating neurons and a very efficient GPU implementation of the convolution operation. To reduce overfitting in the fully-connected layers we employed a recently-developed regularization method called “dropout” that proved to be very effective. We also entered a variant of this model in the ILSVRC-2012 competition and achieved a winning top-5 test error rate of 15.3%, compared to 26.2% achieved by the second-best entry.

ImageNet Classification with Deep Convolutional Neural Networks

Part of: [Advances in Neural Information Processing Systems 25 \(NIPS 2012\)](#)

ImageNet is an image database organized according to the **WordNet** hierarchy (currently only the nouns), in which each node of the hierarchy is depicted by hundreds and thousands of images. Currently we have an average of over five hundred images per node. We hope ImageNet will become a useful resource for researchers, educators, students and all of you who share our passion for pictures.

[Click here](#) to learn more about ImageNet, [Click here](#) to join the ImageNet mailing list.



What do these images have in common? *Find out!*

Research updates on improving ImageNet data

Données annotées (moyenne 500 par catégorie)

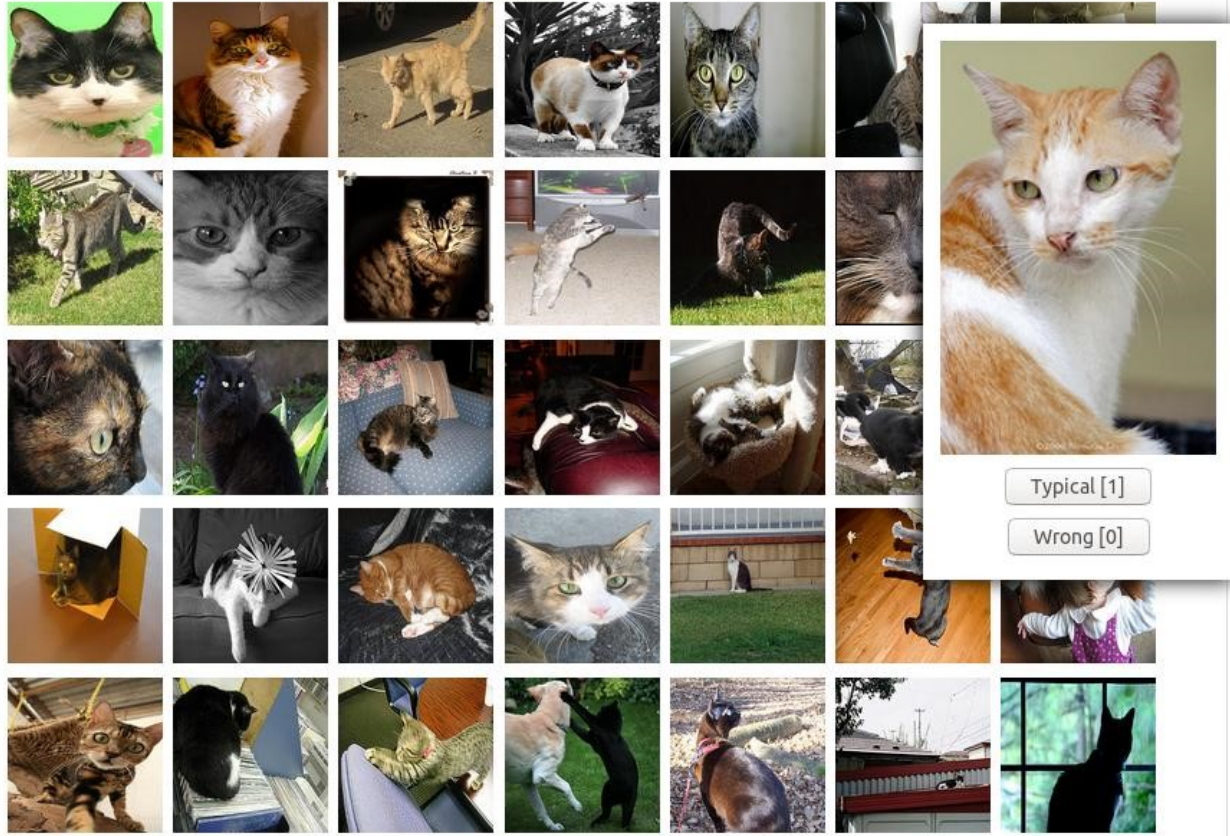
Cat, true cat
Feline mammal usually having thick soft fur and no ability to roar: domestic cats; wildcats

1485 pictures 87.57% Popularity Percentile Wordnet IDs

Numbers in brackets: (the number of synsets in the subtree).

- ImageNet 2011 Fall Release (32326)
 - plant, flora, plant life (4486)
 - geological formation, formation (175)
 - natural object (1112)
 - sport, athletics (176)
 - artifact, artefact (10504)
 - fungus (308)
 - person, individual, someone, somebody (1000)
 - animal, animate being, beast, brute, creature, fauna (1000)
 - invertebrate (766)
 - homeotherm, homoiotherm, homeothermic (1000)
 - work animal (4)
 - dart (0)
 - survivor (0)
 - range animal (0)
 - creepy-crawly (0)
 - domestic animal, domesticated animal (1000)
 - molter, moult (0)
 - varmint, varment (0)
 - mutant (0)
 - critter (0)
 - game (47)
 - young, offspring (45)
 - poikilotherm, ectotherm (0)
 - herbivore (0)
 - peeper (0)
 - pest (1)
 - female (4)
 - insectivore (0)

Treemap Visualization Images of the Synset Downloads

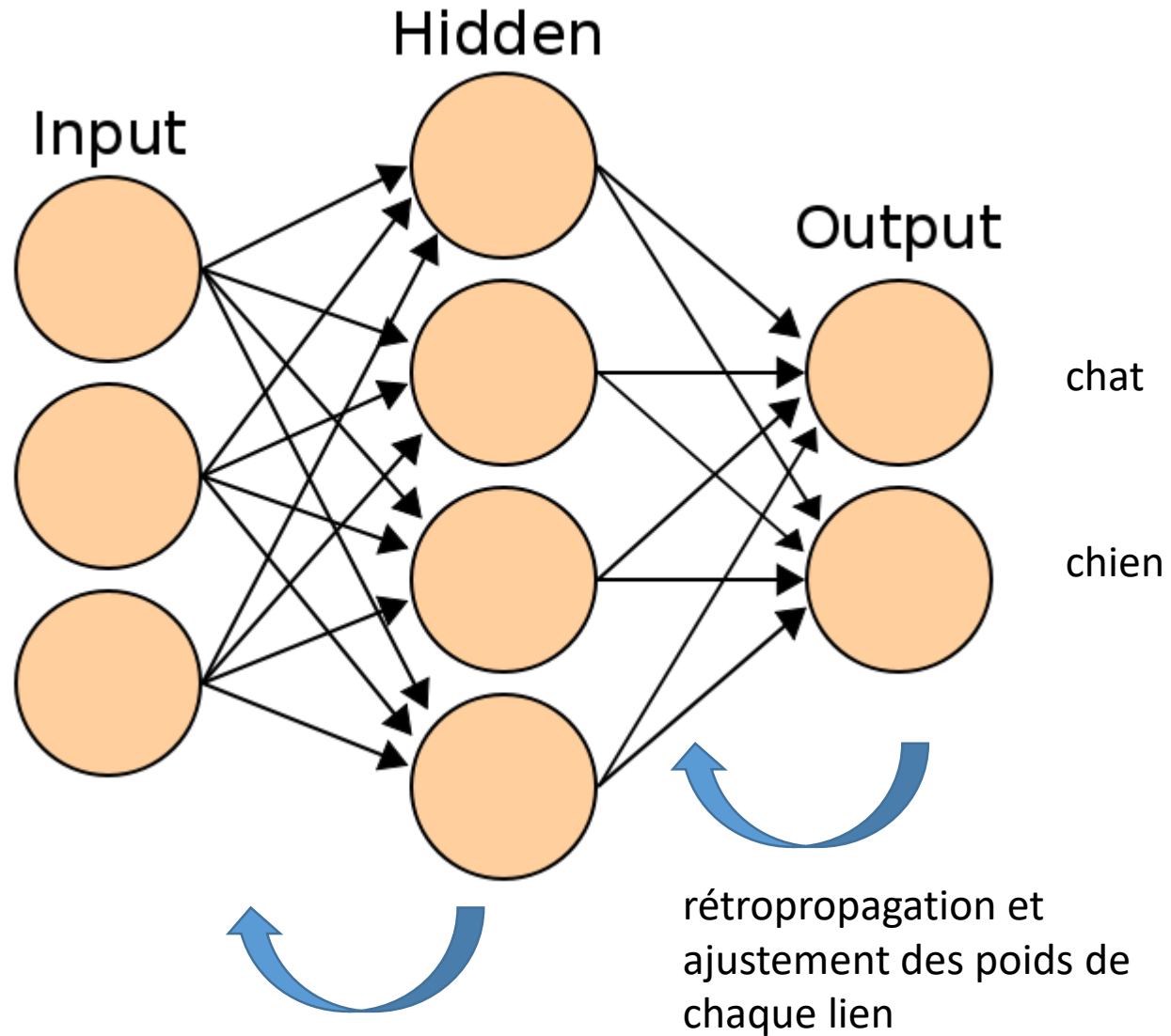


Typical [1]
Wrong [0]

*Images of children synsets are not included. All images shown are thumbnails. Images may be subject to copyright.

Prev 1 2 3 4 5 6 7 8 9 10 ... 41 42 Next

Apprentissage supervisé



Apprentissage supervisé

ImageNet Classification with Deep Convolutional Neural Networks

Alex Krizhevsky
University of Toronto
kriz@cs.utoronto.ca

Ilya Sutskever
University of Toronto
ilya@cs.utoronto.ca

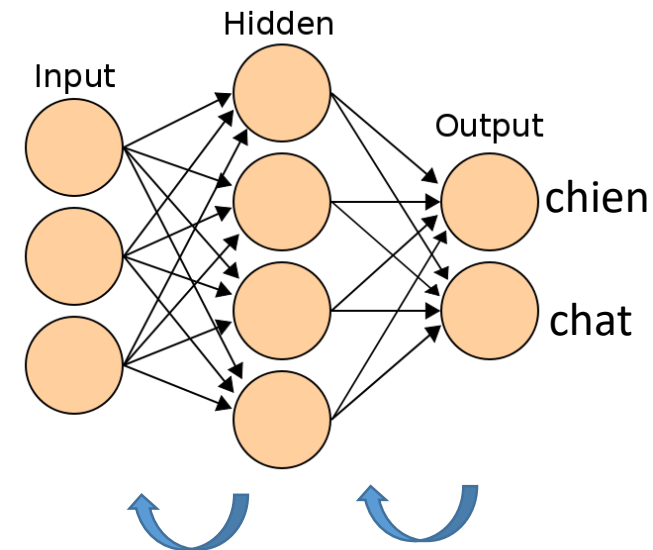
Geoffrey E. Hinton
University of Toronto
hinton@cs.utoronto.ca

Abstract

We trained a large, deep convolutional neural network to classify the 1.2 million high-resolution images in the ImageNet ILSVRC-2010 contest into the 1000 different classes. On the test data, we achieved top-1 and top-5 error rates of 37.5% and 17.0% which is considerably better than the previous state-of-the-art. The neural network, which has 60 million parameters and 650,000 neurons, consists of five convolutional layers, some of which are followed by max-pooling layers, and three fully-connected layers with a final 1000-way softmax. To make training faster, we used non-saturating neurons and a very efficient GPU implementation of the convolution operation. To reduce overfitting in the fully-connected layers we employed a recently-developed regularization method called "dropout" that proved to be very effective. We also entered a variant of this model in the ILSVRC-2012 competition and achieved a winning top-5 test error rate of 15.3%, compared to 26.2% achieved by the second-best entry.



1.2M images



650 000 neurones,
5 couches cachées,
60M paramètres

1000 catégories
en sortie

ImageNet Classification with Deep Convolutional Neural Networks

Part of: [Advances in Neural Information Processing Systems 25 \(NIPS 2012\)](#)

ImageNet Classification with Deep Convolutional Neural Networks

Alex Krizhevsky
University of Toronto
kriz@cs.utoronto.ca

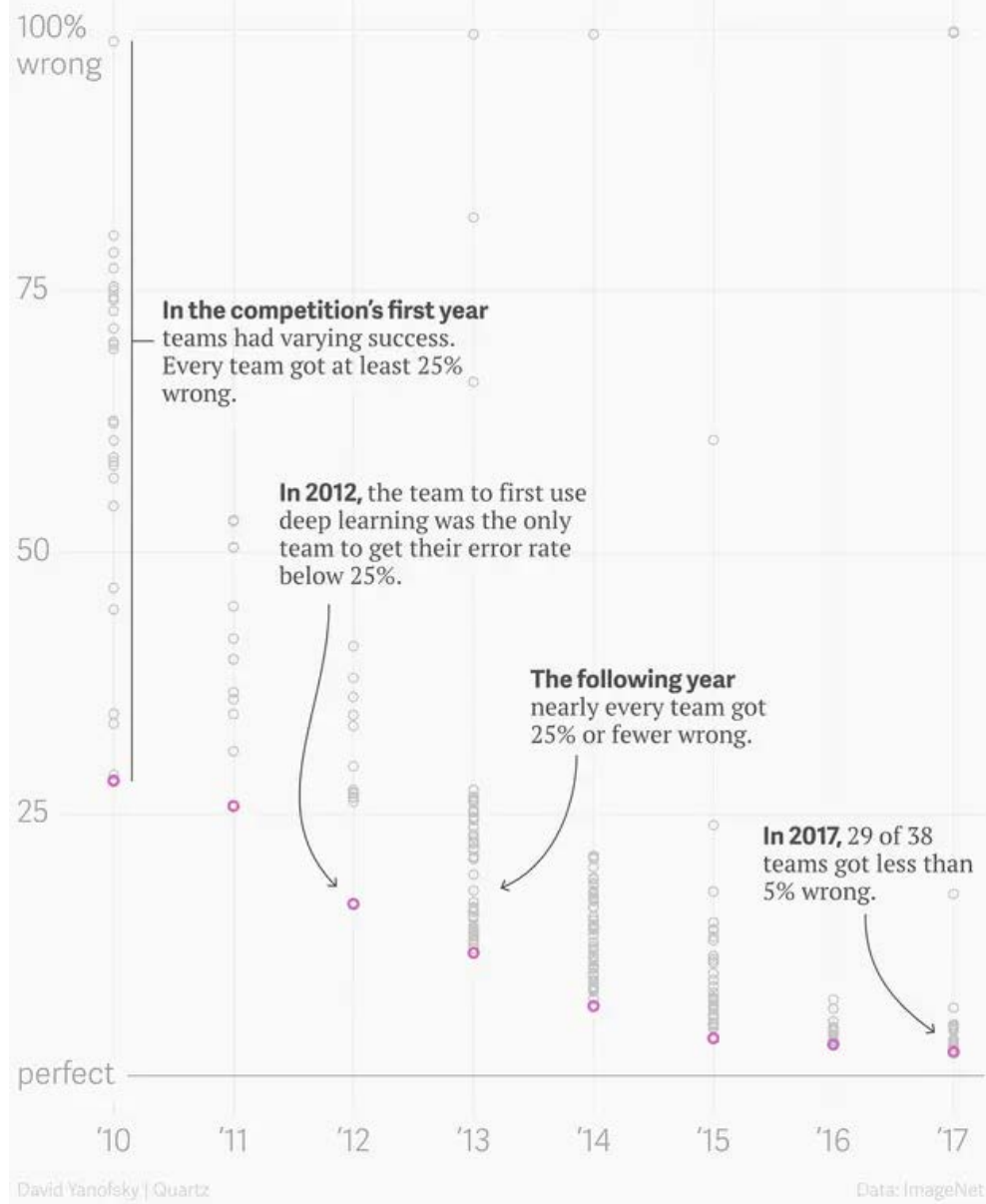
Ilya Sutskever
University of Toronto
ilya@cs.utoronto.ca

Geoffrey E. Hinton
University of Toronto
hinton@cs.utoronto.ca

Abstract

We trained a large, deep convolutional neural network to classify the 1.2 million high-resolution images in the ImageNet LSVRC-2010 contest into the 1000 different classes. On the test data, we achieved top-1 and top-5 error rates of 37.5% and 17.0% which is considerably better than the previous state-of-the-art. The neural network, which has 60 million parameters and 650,000 neurons, consists of five convolutional layers, some of which are followed by max-pooling layers, and three fully-connected layers with a final 1000-way softmax. To make training faster, we used non-saturating neurons and a very efficient GPU implementation of the convolution operation. To reduce overfitting in the fully-connected layers we employed a recently-developed regularization method called “dropout” that proved to be very effective. We also entered a variant of this model in the ILSVRC-2012 competition and achieved a winning top-5 test error rate of 15.3%, compared to 26.2% achieved by the second-best entry.

ImageNet Large Scale Visual Recognition Challenge results



Atteinte du teraFLOPS (1000 milliards d'opérations par seconde) en 1997

ASCI Red (Sandia Labs)

- super-ordinateur no.1 de 1997 à 2000
- 4510 noeuds (Pentium II)
- 2500 pieds carrés
- **1 TFLOPS (Floating Point Operations Per Second)**



Le teraFLOPS aujourd'hui

1997-2000

ASCI Red (Sandia Labs)

- super-ordinateur no 1 de 1997 à 2000
- 4510 noeuds (Pentium II)
- 2500 pieds carrés
- **1 TFLOPS**



2008



1 TFLOPS avec NVIDIA GTX 280 (carte graphique pour jeux vidéos, 300 \$)



Super Mario Bros. à la rescousse : le rôle méconnu des jeux vidéos en sciences

Philippe Després

Département de physique, de génie physique et d'optique

Université Laval

Département de radio-oncologie

CHU de Québec (CHUQ)

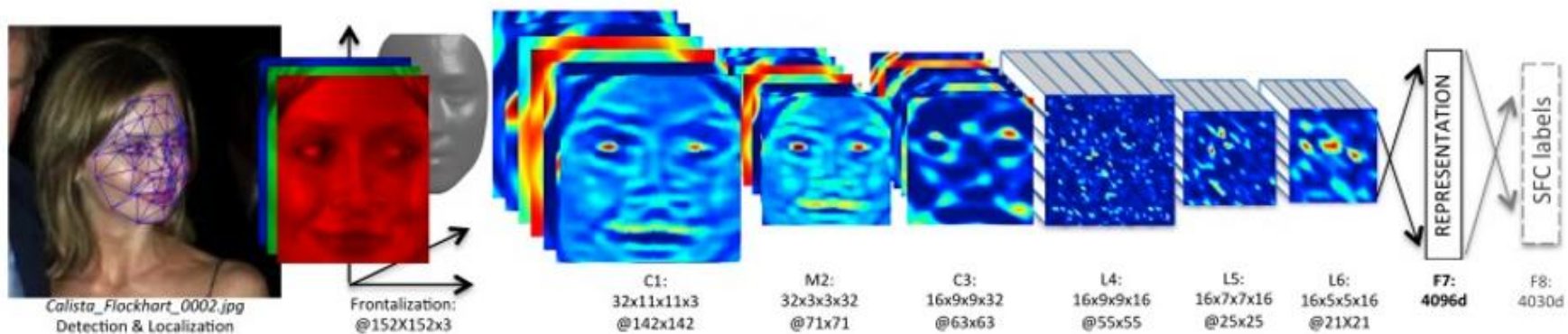


UNIVERSITÉ
LAVAL



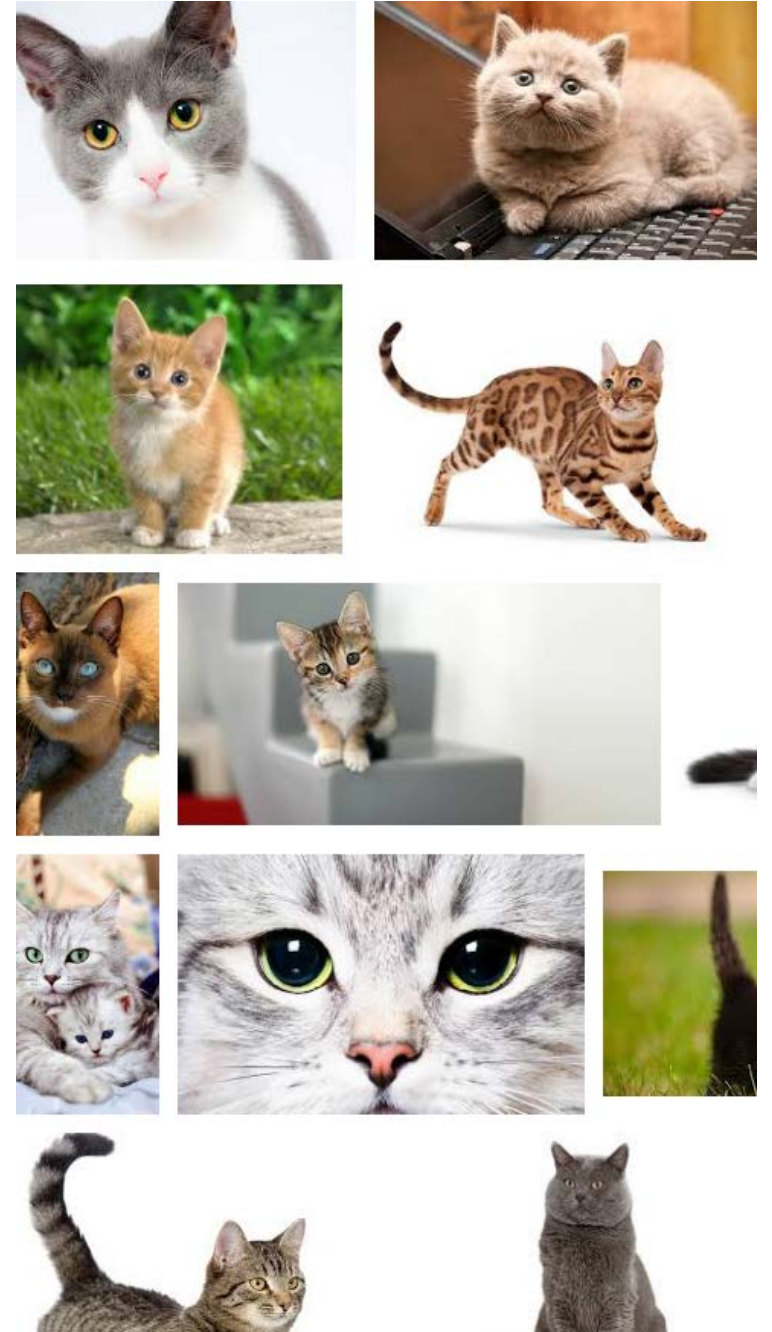
DeepFace (Facebook)

- Engin de reconnaissance faciale automatique de Facebook
- Réseau de neurones à 9 couches et 120 millions de connexions
- Entraîné avec 4 millions de photos annotées sur Facebook
- Efficacité de 97 % en 2015
- Non disponible en Europe à cause de lois sur la vie privée plus restrictives



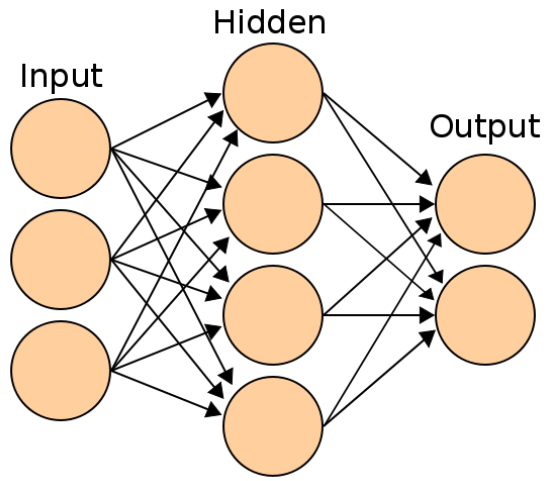
Apprentissage non supervisé

- Démonstration en 2012 d'apprentissage machine non supervisé (sans que la réponse ne soit fournie)
- Algorithme capable de reconnaître des chats dans des vidéos
- 16000 ordinateurs, réseau de neurones avec un milliard de connexions (Google Brain)
- permet de catégoriser les chats, sans autre information que l'image elle-même (sans annotations)

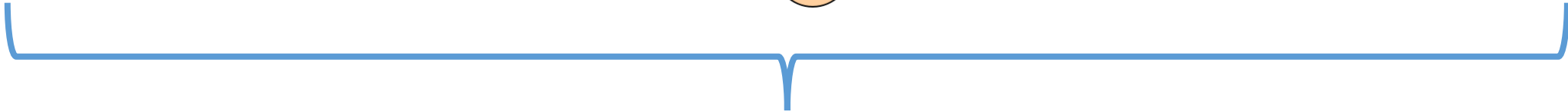




+



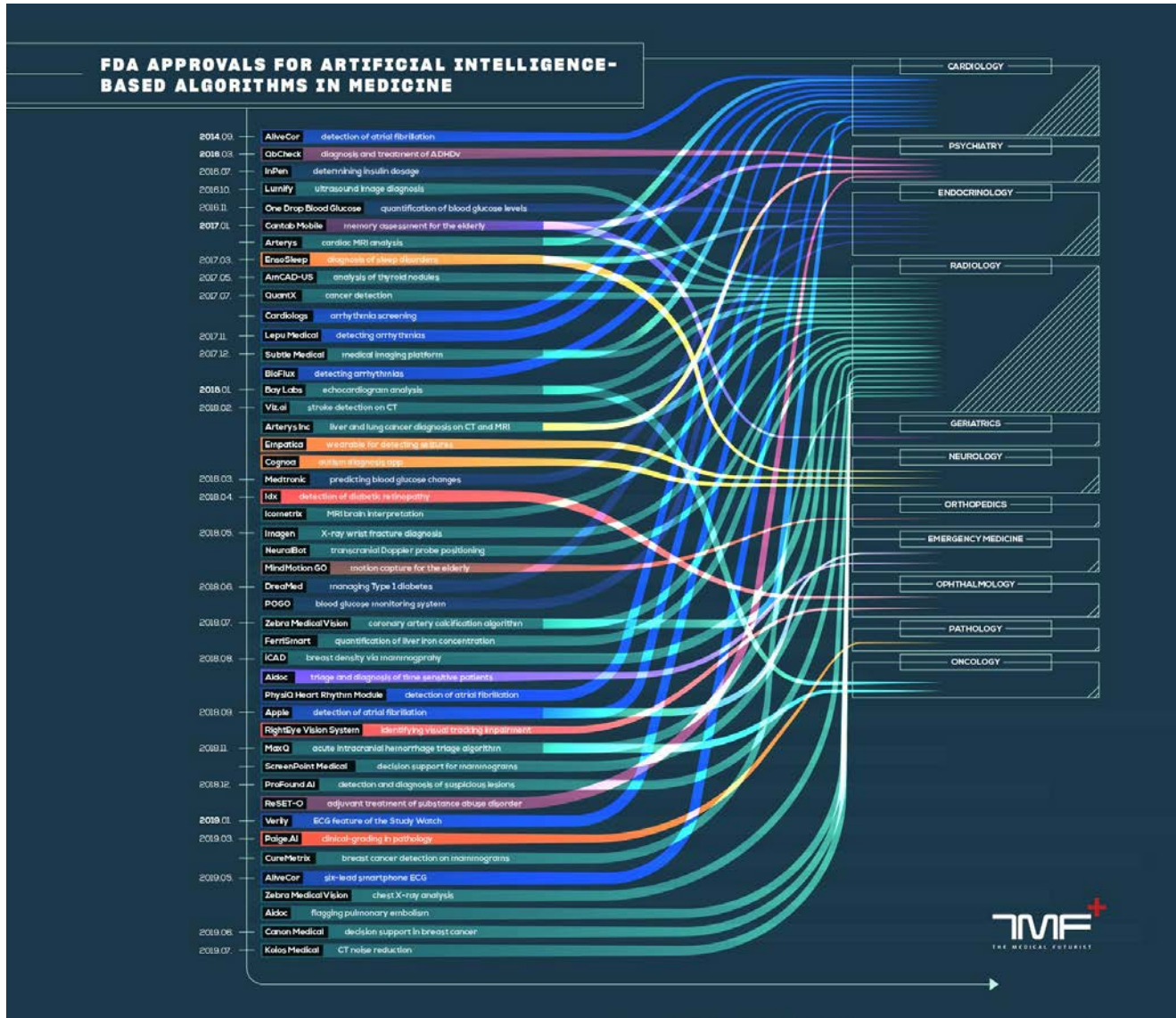
+



Applications en IA

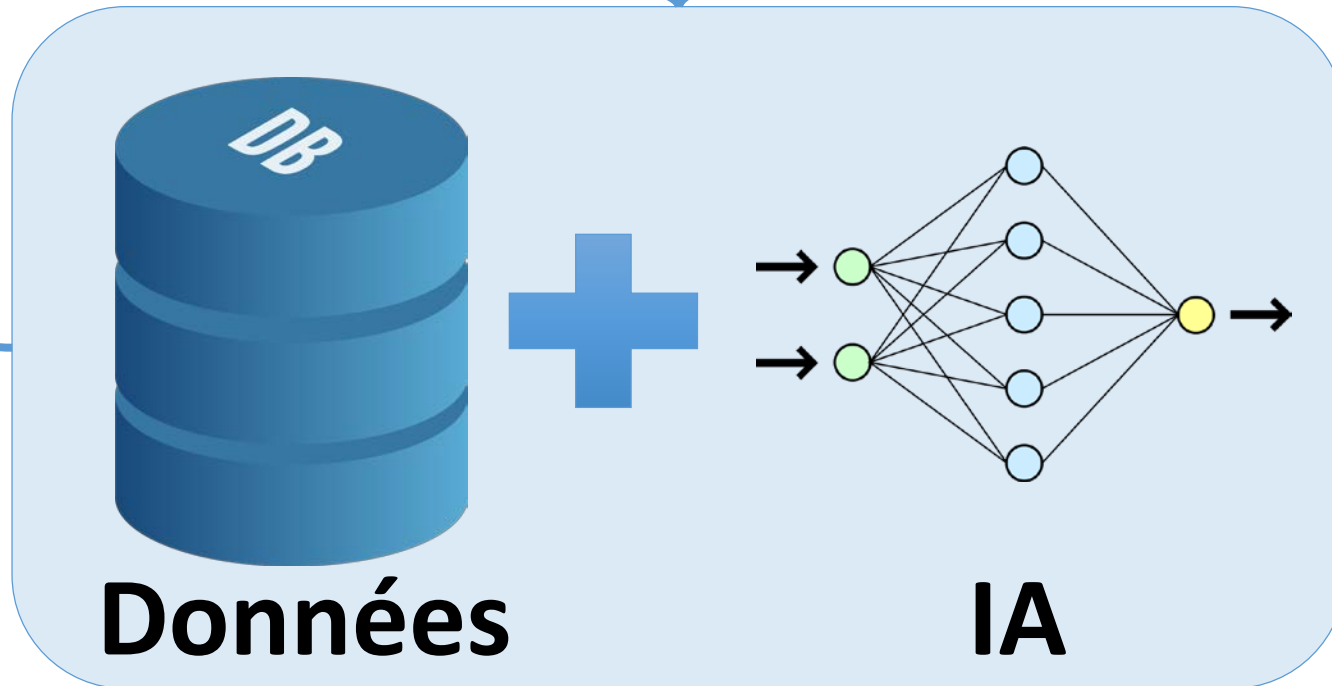
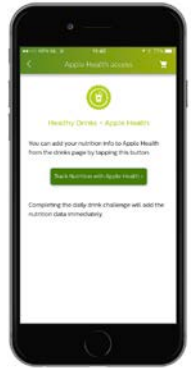
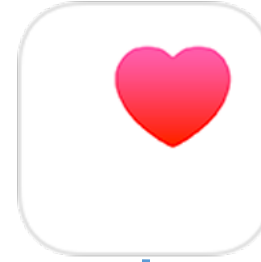
- reconnaissance faciale (e.g. Facebook et autres)
- reconnaissance vocale (e.g. Alexa, Siri et autres)
- vision par ordinateur (e.g. Défi Imagenet)
- traitement automatisé du langage (e.g. chabots, traduction)

Dispositifs médicaux avec IA approuvés



Berci Meskó, MD, PhD ✓
@Berci

surtout de la reconnaissance automatique (dermato, radiologie, cardio) et de l'aide à la décision

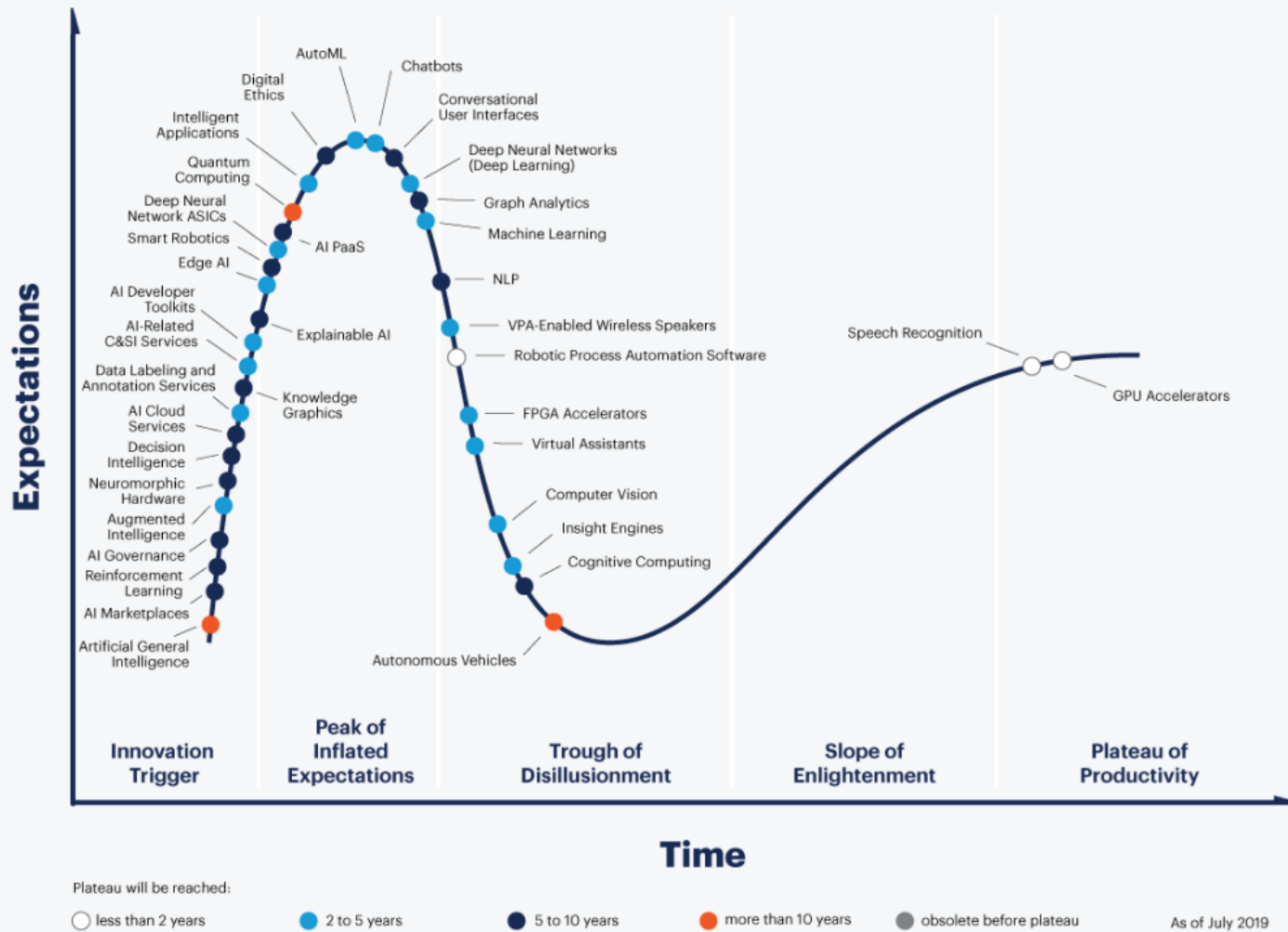


Quelques constats

- Pas de données, pas d'IA
 - IA teintée par les données servant à l'entraînement (biais)
- IA souvent une boîte noire (caractère interprétable souvent absent)
 - réponses fournies demeurent des probabilités
- IA souvent utilisée pour décrire de la transformation numérique (dérive sémantique)
 - confusion entre intelligence d'affaire et intelligence artificielle
- Enflure quant aux promesses de l'IA

Développer un esprit critique
face à l'IA et ses promesses

Gartner Hype Cycle for Artificial Intelligence, 2019



gartner.com/SmarterWithGartner

Source: Gartner
© 2019 Gartner, Inc. and/or its affiliates. All rights reserved.



IA en santé publique



[Accueil](#)

[Effectuer une autre recherche](#)

Détails concernant la possibilité de financement

Organisme de financement	Instituts de recherche en santé du Canada
Nom du programme	Subvention de fonctionnement : Atelier d'été des IRSC sur l'IA équitable en santé publique ARCHIVÉ
Commanditaire(s)	L'Institut de la santé publique et des populations (ISPP)
Date de lancement du programme	2019-02-27
Date limite	À déterminer

525k\$ sur 5 ans

AI for Public Health (AI4PH) Summer Institute

Vision: To accelerate AI innovations in applied public health research

University Consortium PIs

McGill University: David Buckeridge; University of Toronto: Laura Rosella; University of Manitoba: Lisa Lix;
University of Calgary: Joon Lee; University of Saskatchewan: Nathaniel Osgood

Program Delivery Modes

On-Line Bilingual Materials; Problem-Based and Data-Intensive Sessions; Small-Group Format

Participant Learning Outcomes

- 1. Understand Theory:** Learn conceptual underpinnings of AI methods to articulate *why* and *when* AI might have merit
- 2. Implement Methods:** Apply AI methods to real-life public health issues using real-world and simulated data
- 3. Interpret with an Equity Lens:** Examine AI applications with a focus to minimize harm and maximize population benefits
- 4. Improve Research and Communication Skills:** Strengthen capacity to conduct and communicate research

Target Audience: PhD students, postdoctoral fellows, early career researchers from public health and computational science disciplines

Consortium Strengths and Advantages

- Research Leadership:** Rosella (CRC in Population Health Analytics); Lix (CRC in Methods for Electronic Health Data Quality); Buckeridge (CIHR Chair in eHealth Interventions); Lee (Data Intelligence for Health Lab)
- Training Expertise:** NSERC-Funded Collaborative Training Programs (Lix & Buckeridge); Data Science & Computation Bootcamps (Lee, Osgood, Lix)
- Connections:** to schools/departments of public health; strong pan-Canadian partnerships including CIFAR; AI Institutes: Vector, AMII, MILA; SPOR Canadian Data Platform; Statistics Canada; PHAC

Artificial Intelligence for Public Health (AI4PH): A Focus on Equity and Prevention

- Curriculum à l'intersection IA/santé publique/équité
 - inférence causale vs prédiction, classification, aide à la décision
 - gestion des données
- Première École d'été à Montréal (2020, 3 jours, 20 participants)
 - Toronto (2021)
 - Alberta (2022)
 - Montréal (2023)
 - Toronto (2024)
- Contacts locaux
 - Philippe Després (UL)
 - Benoît Lamarche (UL)
 - Valérie Émond (INSPQ)

Quelques exemples d'applications
de techniques d'IA en santé
publique

Google Flu Trends (actif jusqu'en 2015)

- Prédicteur de l'activité grippale basé sur les recherches associées

nature

Vol 457 | 19 February 2009 | doi:10.1038/nature07634

LETTERS

Detecting influenza epidemics using search engine query data

Jeremy Ginsberg¹, Matthew H. Mohebbi¹, Rajan S. Patel¹, Lynnette Brammer², Mark S. Smolinski¹ & Larry Brilliant¹

Google Flu Trends (actif jusqu'en 2015)

- Pics prédits dans certains cas jusqu'à 10 jours avant le CDC

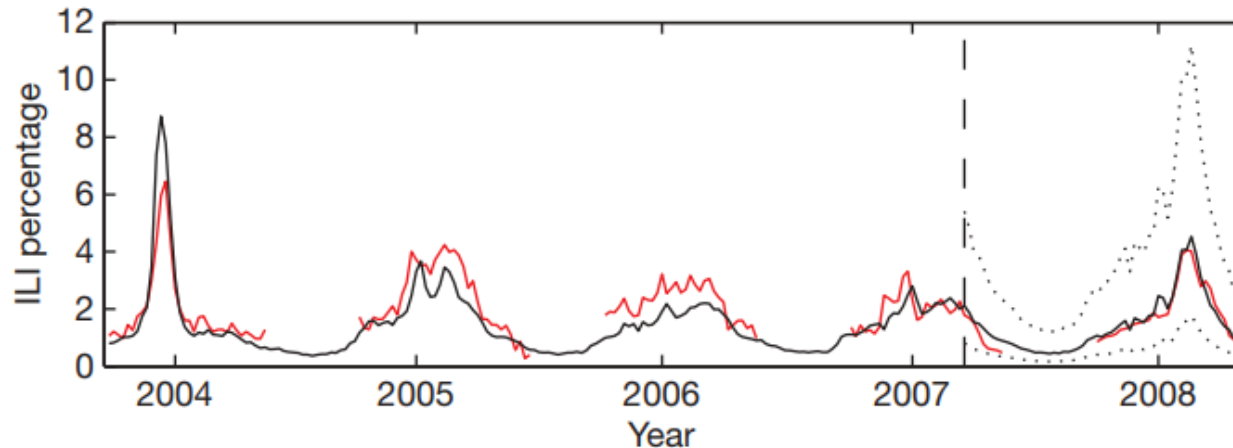


Figure 2 | A comparison of model estimates for the mid-Atlantic region (black) against CDC-reported ILI percentages (red), including points over which the model was fit and validated. A correlation of 0.85 was obtained over 128 points from this region to which the model was fit, whereas a correlation of 0.96 was obtained over 42 validation points. Dotted lines indicate 95% prediction intervals. The region comprises New York, New Jersey and Pennsylvania.

Google Flu Trends (actif jusqu'en 2015)

Share

f SHARE

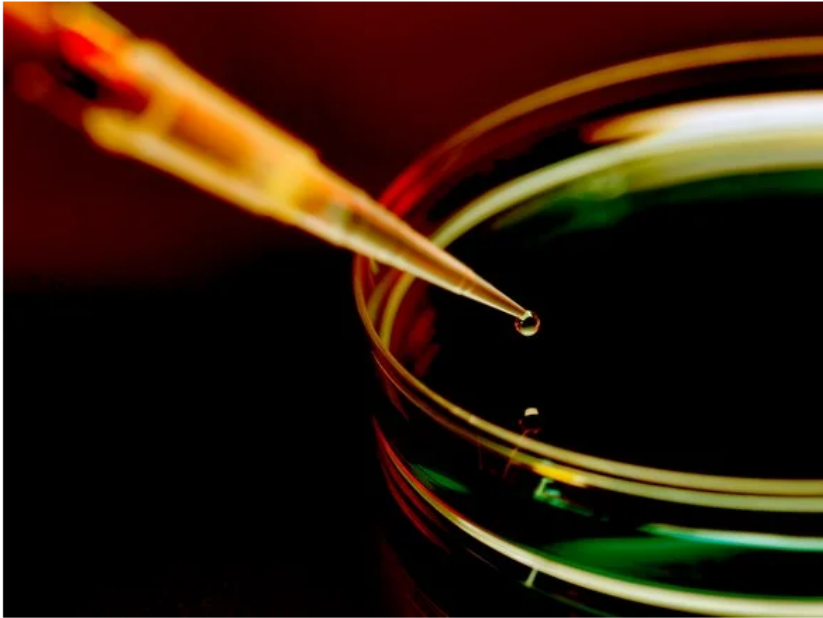
TWEET

COMMENT

EMAIL

DAVID LAZER AND RYAN KENNEDY OPINION 10.01.15 07:00 AM

What We Can Learn From the Epic Failure of Google Flu Trends



RAFE SWAN/GETTY IMAGES

Plusieurs difficultés rencontrées

- Effets saisonniers non pris en compte (plus de recherche à certains moments de l'année)
- Changement de comportement des utilisateurs (nouvelles applications en santé)
- Nouvelles fonctionnalités de recherche (suggestions)

Google Flu Trends (actif jusqu'en 2015)

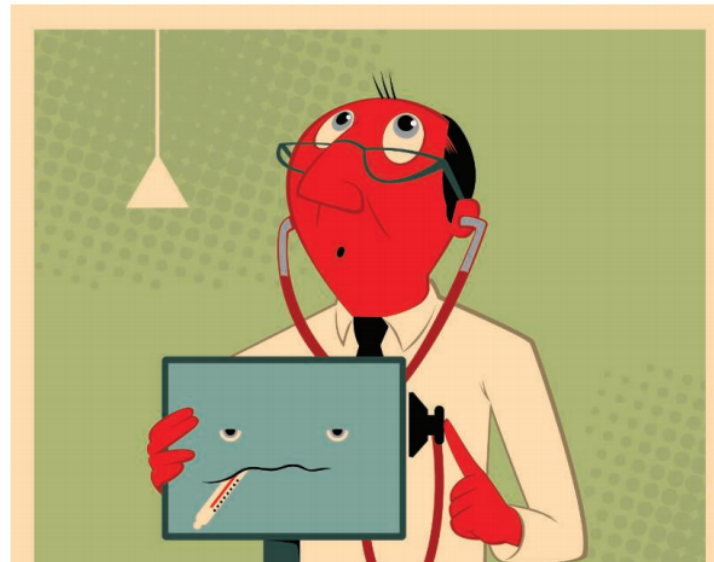
POLICYFORUM

BIG DATA

The Parable of Google Flu: Traps in Big Data Analysis

David Lazer,^{1,2*} Ryan Kennedy,^{1,3,4} Gary King,³ Alessandro Vespignani^{5,6,3}

In February 2013, Google Flu Trends (GFT) made headlines but not for a reason that Google executives or the creators of the flu tracking system would have hoped. *Nature* reported that GFT was predicting more than double the proportion of doctor visits for influenza-like illness (ILI) than the Centers for Disease Control and Prevention (CDC), which bases its estimates on surveillance reports from laboratories across the United States (1, 2). This happened despite the fact that GFT was built to predict CDC reports. Given that GFT is often held up as an exemplary use of big data



Large errors in flu prediction were largely avoidable, which offers lessons for the use of big data.

run ever since, with a few changes announced in October 2013 (10, 15).

Although not widely reported until 2013, the new GFT has been persistently overestimating flu prevalence for a much longer time. GFT also missed by a very large margin in the 2011–2012 flu season and has missed high for 100 out of 108 weeks starting with August 2011 (see the graph). These errors are not randomly distributed. For example, last week's errors predict this week's errors (temporal auto-correlation), and the direction and magnitude of error varies with the

From Social Media to Public Health Surveillance: Word Embedding based Clustering Method for Twitter Classification

Xiangfeng Dai, *Member, IEEE*, Marwan Bikdash, *Member, IEEE*, Bradley Meyer, *Member, IEEE*
Department of Computational Science and Engineering
North Carolina A&T State University
Greensboro, USA

**Algorithme capable d'identifier
si un Tweet parle ou pas d'un
sujet donné (influenza ici), avec
un taux de succès de 87.1%**

Feeling so miserable :(Having a flu
fever Did not go to school DD: I will
stay home, do some gentle stretching
and nourish myself with herbal teas
or veggie juices.

Turkey sandwich @__@, anyone?
<https://t.co/DZ.u>

#_# Let's go @panthers! So excited to
watch the Super Bowl!!! #SB50

How AI can help keep us ahead of an epidemic

Toronto-based tech company was one of the first to detect cases of the coronavirus using artificial intelligence

Nicholas Sokic • January 27, 2020



TRENDING

Cannabis vape supply could be disrupted by coronavirus

Coronavirus: how frightened should we really be?

Fifth case of coronavirus reported in British Columbia

Princess Diamond quarantine has backfired, McGill expert says

Province to tackle severe shortage of personal support workers

Quebec dentists to withdraw en masse from public health-care system Friday

BlueDot: ingestion de 100 000 articles par jour (65 langues différentes) + données aviation civile

“On December 31st we received info that the infection was connected to the seafood market in Wuhan,” said Khan. “That it was a respiratory illness. immediately we could see parallels with SARS and that it was worth paying attention to.”

This information was sent out to their clients by 10 am that day, some of whom include the Public Health Agency of Canada, the Centre for Disease Control (CDC) and the Association of South East Asian Nations (ASEAN), among others.

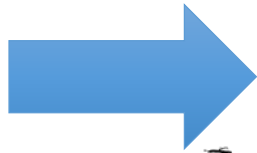
Développer de bonnes pratiques et de bons réflexes quant aux données dans le domaine de la santé

Cycle de vie de la donnée

extraction

**transformation
et gestion**

consommation



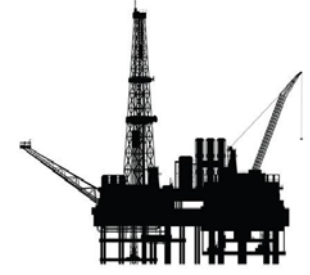
infrastructures

techno/IA

DSQ
MSSS
RAMQ

ISED Digital Research Infrastructure (\$572.5M)
SRAP/IRSC National Data Platform (\$81M)
Marathon of Hope Cancer Centres network (\$150M)
Digital Health and Discovery Platform (\$49M)

\$\$\$



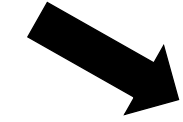
CH/GMF
DCI/DMÉ



citoyens

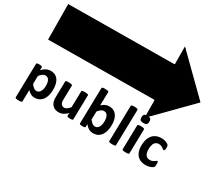


extraction



ICES
ISQ (\$18M)
PopDataBC
PULSAR/Valéria (\$20M)
Données Québec

gestion/transformation



Element AI
Imagia
...

produits
commerciaux



IVADO
MILA
CRDM
...

publications et autres
produits de la recherche



INESSS
INSPQ
...

services et conseils
aux décideurs



consommation/exploitation



Emplois ▾

Immigration ▾

Voyage ▾

Entreprises ▾

Prestations ▾

Santé ▾

Impôts ▾

Autres services ▾

[Accueil](#) → [Collaboration entre les organismes fédéraux de financement de la recherche](#) → [Politiques et lignes directrices](#)

Politiques et lignes directrices

Libre accès

Choisir le bon organisme
subventionnaire fédéral

Éthique de la recherche

La conduite responsable de
la recherche

Gestion des données de recherche

Aperçu

Les trois organismes subventionnaires fédéraux chargés, à savoir les Instituts de recherche en santé du Canada (IRSC), le Conseil de recherches en sciences naturelles et en génie (CRSNG) et le Conseil de recherches en sciences humaines (CRSH), ont préparé l'ébauche de la *Politique des trois organismes sur la gestion des données de recherche*, dont l'objectif est de promouvoir l'excellence de la recherche canadienne en facilitant la bonne gestion des données numériques et l'adoption de bonnes pratiques en ce domaine. Cette politique propose un certain nombre de critères pour les stratégies institutionnelles de gestion des données, les plans de gestion des données des chercheurs et les dépôts de données.

Établissements

3.1 Stratégie institutionnelle

- donner et faciliter l'accès aux services de dépôt reconnus ou à d'autres plateformes pour conserver et structurer les données de recherche, et les rendre accessibles à l'avenir.
- **promouvoir, auprès des chercheurs, du personnel et des étudiants, l'importance de la gestion des données;**

Chercheurs

3.2 Plans de gestion des données

Les détenteurs de subvention sont encouragés à utiliser les outils normalisés pour élaborer leurs plans de gestion des données, tels que l'[Assistant PGD](#) du réseau Portage.

3.3 Dépôt des données

Les détenteurs de subvention sont tenus de déposer, dans un dépôt numérique reconnu, les données de recherche numérique, les métadonnées et les codes qui appuient directement les conclusions de la recherche dans les publications de revues, des préimpressions et d'autres résultats de recherche qui découlent de la recherche appuyée par les organismes subventionnaires. Ce dépôt numérique assurera l'entreposage, la préservation et la conservation sûrs des données. Les organismes incitent les chercheurs à donner accès aux données pour autant que les exigences éthiques, juridiques et commerciales le permettent et conformément aux normes propres à leurs disciplines. Dans la mesure du possible, ces données, ces métadonnées et ces codes doivent être liés à la publication à l'aide d'un identificateur numérique permanent.

http://www.science.gc.ca/eic/site/063.nsf/fra/h_547652FB.html



IRSC CIHR

Instituts de recherche en santé du Canada Canadian Institutes of Health Research

CADRE DE TRAVAIL ET PLAN D'ACTION DONNÉES DE LA RECHERCHE EN SANTÉ ET DONNÉES LIÉES À LA SANTÉ

Découvertes pour la vie

VISION

Développer les connaissances, élargir les possibilités de recherche et améliorer les services, les produits et les résultats dans le domaine de la santé en recensant, analysant, reliant, intégrant, utilisant, réutilisant, stockant et conservant de façon efficace les données de la recherche en santé et données liées à la santé au Canada.

Culture

Promouvoir et reconnaître le leadership et l'excellence dans la gestion, l'échange et l'utilisation des données

Ressources

Privilégier des outils, des méthodes et des plateformes permettant de gérer les données et de faire de la recherche nécessitant un grand volume de données

Compétences

Développer des compétences en science, en gestion et en gérance des données

Accès

Tendre vers de meilleurs attributs de données – qualité, accès, lien, intégration et utilité des données

Pour consulter le cadre de travail, rendez-vous au www.irsc-cihr.gc.ca/f/49938.html



donneesderecherche@irsc-cihr.gc.ca



Instituts de recherche en santé du Canada Canadian Institutes of Health Research

Canada

SOLUTION

Horizon 2020 already mandates open access to all scientific publications



From 2017,
research data is **open by default**,
with possibilities to opt out

cité plus de 2200 fois
en date de février 2020 !

SCIENTIFIC DATA

Amended: Addendum

OPEN

SUBJECT CATEGORIES

- » Research data
- » Publication characteristics

Comment: The FAIR Guiding Principles for scientific data management and stewardship

Mark D. Wilkinson *et al.*[#]

There is an urgent need to improve the infrastructure supporting the reuse of scholarly data. A diverse set of stakeholders—representing academia, industry, funding agencies, and scholarly publishers—have come together to design and jointly endorse a concise and measureable set of principles that we refer to as the FAIR Data Principles. The intent is that these may act as a guideline for those wishing to enhance the reusability of their data holdings. Distinct from peer initiatives that focus on the human scholar, the FAIR Principles put specific emphasis on enhancing the ability of machines to automatically find and use the data, in addition to supporting its reuse by individuals. This Comment is the first formal publication of the FAIR Principles, and includes the rationale behind them, and some exemplar implementations in the community.

Received: 10 December 2015

Accepted: 12 February 2016

Published: 15 March 2016

Familiarity with FAIR Principles

By Smriti Mallapaty on 11 Feb 2019

Familiarity with FAIR principles

The majority of researchers surveyed as part of a recent study on open data had never heard of FAIR, regardless of their field. Of the 748 researchers that responded to this question, 144 said they were familiar with the principles. Circles are sized by number of respondents.

■ I am familiar with the FAIR principles ■ I have previously heard of the FAIR principles but I'm not familiar with them ■ I've never heard of the FAIR principles before now

Arts & Humanities



Astron. & Planetary Science



Biology



Business



Chemistry



Earth & Env. Science



Engineering



Materials Science



Medicine



Physics



Social Science



Other



Source: State of Open Data

TEMPLATE CREDITS
Line, bar and pie charts by Flourish team

Findable:

F1 (meta)data are assigned a globally unique and persistent identifier;

F2 data are described with rich metadata;

F3 metadata clearly and explicitly include the identifier of the data it describes;

F4 (meta)data are registered or indexed in a searchable resource;

Interoperable:

I1 (meta)data use a formal, accessible, shared, and broadly applicable language for knowledge representation.

I2 (meta)data use vocabularies that follow FAIR principles;

I3 (meta)data include qualified references to other (meta)data;

Accessible:

A1 (meta)data are retrievable by their identifier using a standardized communications protocol;

A1.1 the protocol is open, free, and universally implementable;

A1.2 the protocol allows for an authentication and authorization procedure, where necessary;

A2 metadata are accessible, even when the data are no longer available;

Reusable:

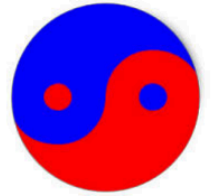
R1 meta(data) are richly described with a plurality of accurate and relevant attributes;

R1.1 (meta)data are released with a clear and accessible data usage license;

R1.2 (meta)data are associated with detailed provenance;

R1.3 (meta)data meet domain-relevant community standards;

Technology






**Domain-relevant
content**

Principes FAIR





Distinct from peer initiatives that focus on the human scholar, the FAIR Principles put specific emphasis on **enhancing the ability of machines to automatically find and use the data**, in addition to supporting its reuse by individuals.


(F)indable

Google   

▼ Date de mise à jour ▼ Format de téléchargement ▼ Droits d'usage Gratuits

Plus de 100 ensembles de données trouvés

-  **Data from: Influenza Infection**
reactome.org
Dernière mise à jour : Dec 14, 2005
-  **Surveillance de l'influenza 2015-2016**
open.canada.ca
Dernière mise à jour : 21 nov. 2018
-  **Influenza/Influenza-like Illness Activity - Current Week**
open.canada.ca
data.amerigeoss.org
Dernière mise à jour : Nov 12, 2019
-  **Influenza Life Cycle**
reactome.org
Dernière mise à jour : Nov 12, 2005

**Influenza/Influenza-like Illness Activity - Current Week**
[Découvrir sur Government of Canada Open G...](#) [Découvrir sur AmeriGEOSS Community Platfo...](#)

Ensemble de données mis à jour Nov 12, 2019

Ensemble de données fourni par
[Public Health Agency of Canada](#)

Licence
[Open Government Licence - Canada 2.0](#)
Les informations sur la licence ont été dérivées automatiquement

Formats de téléchargement disponibles auprès des fournisseurs
csv, mxl, html, wms, esri rest, xls, fgdb/gdb

Description

FluWatch is Canada's national surveillance system that monitors the spread of flu and flu-like illnesses on an on-going basis. Activity Level surveillance is a component of FluWatch that provides an overall assessment of the intensity and geographical spread of laboratory-confirmed influenza cases, influenza-like-illness (ILI) and reported outbreaks for a given surveillance region. Activity Levels are assigned and reported by Provincial and Territorial Ministries of Health. A surveillance region can be classified under one of the four following categories: no activity, sporadic, localized or widespread. For a description of the categories, see the data dictionary resource. For more information on flu activity in Canada, see the FluWatch report. (<https://www.canada.ca/en/public-health/services/diseases/flu-influenza/influenza-surveillance/weekly-influenza-reports.html>) Note: The reported activity levels are a reflection of the surveillance data available to FluWatch at the time of production. Delays in reporting of data may cause data to change retrospectively.

(F)indable

DataCite Schema

Support



DataCite Metadata Schema

The DataCite Metadata Schema is a list of core metadata properties chosen for an accurate and consistent identification of a resource for citation and retrieval purposes, along with recommended use instructions.

Metadata Schema 4.3

Released 16 Aug 2019. Changes in this version include:

- Addition of optional "affiliationIdentifier", "affiliationIdentifierScheme", and "schemeURI" for affiliation
- Addition of optional "schemeURI" for funderIdentifier
- Addition of "ROR" to allowed values for funderIdentifierType

[More info](#)

(I)nteropérable

Communautés

Centre des normes

Outils

Ressources

Nouvelles et événements

Recherche...



Accueil » **Centre des normes** » Normes canadiennes

Partager :  Tweeter  Partager  Partager |  Imprimer  Courriel

Centre des normes

NORMES CANADIENNES ▾

DICOM

ENSEMBLE CANADIEN DE DONNÉES
CLINIQUES SUR LES MÉDICAMENTS

HL7 V3, CDA

HL7 FHIR

IHE

ISO

Normes canadiennes

Les normes d'information sur la santé utilisées au Canada fournissent la terminologie clinique et les communications système qui permettent aux milliers de professionnels de la santé du pays de communiquer et d'échanger de l'information univoque de manière uniforme, sécurisée et fiable.

Intégrées aux solutions de santé numériques, ces normes rendent possibles les activités suivantes :

- Échange confidentiel et sécurisé de renseignements médicaux (p. ex. information sur les médicaments, résultats d'analyses de laboratoire, imagerie diagnostique) tout au long du continuum de soins
- Outils d'aide à la prise de décisions cliniques (p. ex. alertes et rappels)
- Préparation de rapports synoptiques (entre autres pour la gestion des soins oncologiques)
- Gestion de la santé de la population (p. ex. tests de dépistage, mesures de santé publique)
- Analytique des données (p. ex. gestion du rendement, recherche)

(I)nteropérable



DICOM

Norme exhaustive pour le stockage, l'impression et la transmission de données d'imagerie médicale.

[Lire la suite](#)



Health Canada Santé Canada

Ensemble canadien de données cliniques sur les médicaments

Terminologie utilisée dans les solutions de santé numériques au Canada, notamment les solutions d'ordonnances électroniques.

[Lire la suite](#)



FHIR d'HL7

Cadre de normes permettant de développer rapidement des systèmes qui solutionnent des problèmes cliniques et administratifs concrets.

[Lire la suite](#)

(I)nteropérable



pCLOCD

Terminologie exhaustive pour l'échange de données de laboratoire et de documents cliniques.

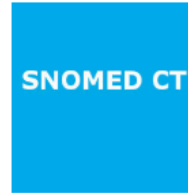
[Lire la suite](#)



PHC EMR CS

Permet d'améliorer l'accessibilité des données codées structurées dans les DME et de répondre aux besoins en information prioritaire des cabinets et des établissements de santé.

[Lire la suite](#)



SNOMED CT

Une terminologie clinique exhaustive pour la saisie et l'échange de données cliniques.

[Lire la suite](#)



[Overview](#)

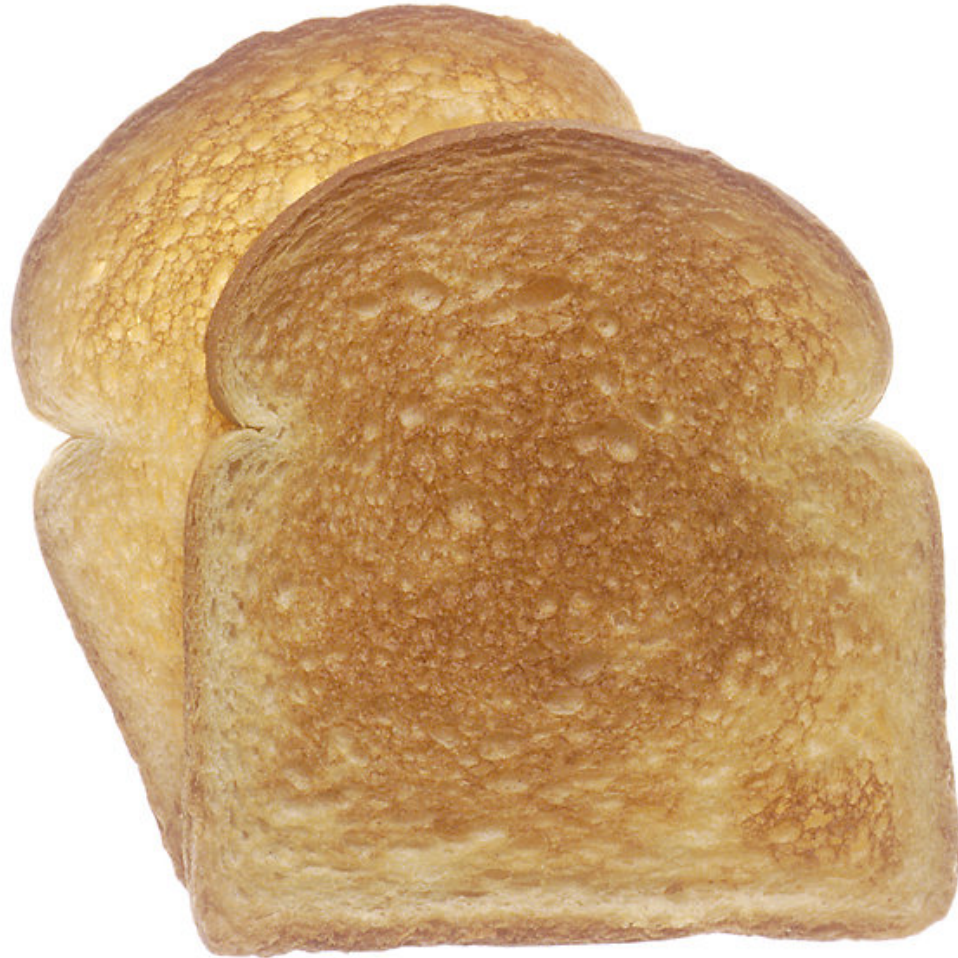
[Entities](#)

Entity Details

[<< Back to list](#)

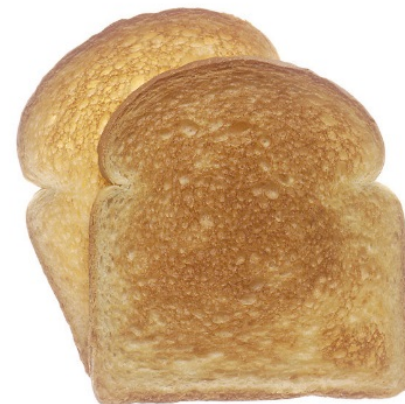
LOINC Code	11259-9
longNAME	Hepatitis C virus RNA [Presence] in Serum or Plasma by NAA with probe detection
vNameEN	Hepatitis C Virus RNA; PCR/NAAT
vNameFR	Virus de l'hépatite C, ARN; RCP/TAAN
id	R05.04.00_2.56
InComp	Hepatitis C virus RNA
InProp	PrThr
tAspect	Pt
InSys	Ser/Plas

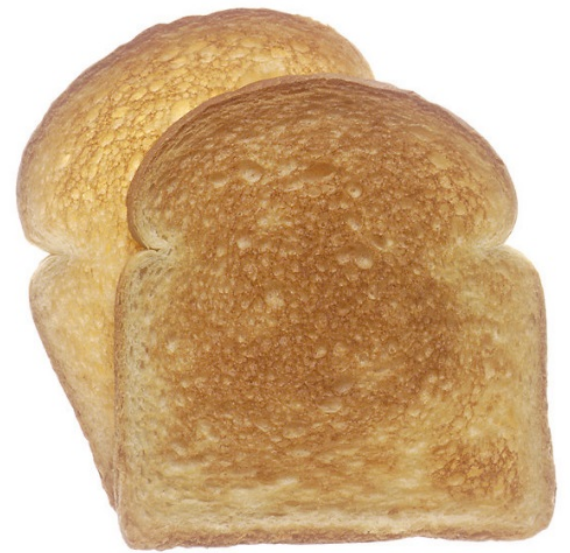
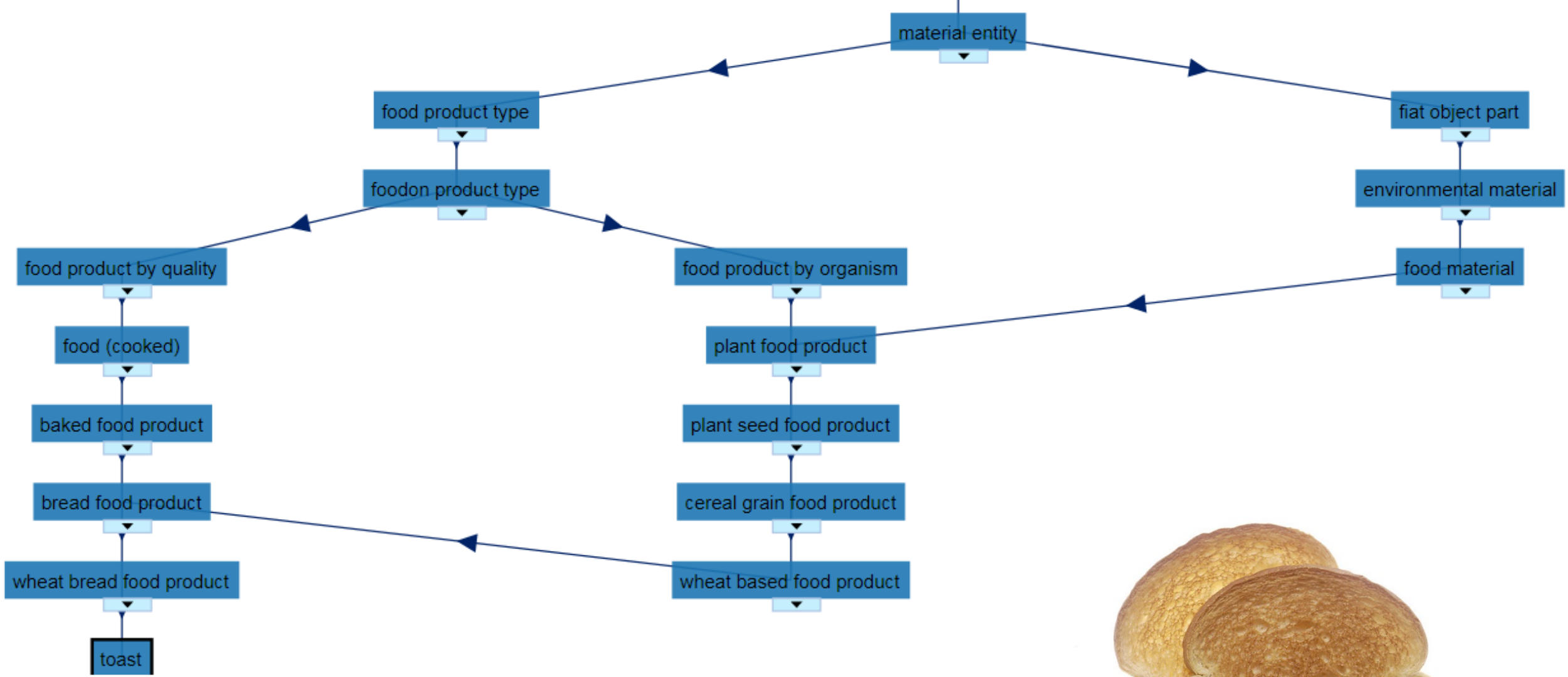
Ontologies (vocabulaires contrôlés)





Preferred Name	toast
Definitions	<p>SIREN DB annotation: * has quality 'sliced, thick, between 0.5 and 1.5 cm.' (http://purl.obolibrary.org/obo/FOODON_03430124) * has quality 'fully heat-treated' (http://purl.obolibrary.org/obo/FOODON_03440014) * derives from 'seed (anatomical part)' (http://purl.obolibrary.org/obo/FOODON_03420155) * formed as a result of 'food toasting process' (http://purl.obolibrary.org/obo/FOODON_03450010) * formed as a result of 'water removal process' (http://purl.obolibrary.org/obo/FOODON_03460138) * formed as a result of 'carbohydrate fermentation process' (http://purl.obolibrary.org/obo/FOODON_03460256)</p>
ID	http://purl.obolibrary.org/obo/FOODON_03306255
comment	<p>SIREN DB annotation: * has quality 'sliced, thick, between 0.5 and 1.5 cm.' (http://purl.obolibrary.org/obo/FOODON_03430124) * has quality 'fully heat-treated' (http://purl.obolibrary.org/obo/FOODON_03440014) * derives from 'seed (anatomical part)' (http://purl.obolibrary.org/obo/FOODON_03420155) * formed as a result of 'food toasting process' (http://purl.obolibrary.org/obo/FOODON_03450010) * formed as a result of 'water removal process' (http://purl.obolibrary.org/obo/FOODON_03460138) * formed as a result of 'carbohydrate fermentation process' (http://purl.obolibrary.org/obo/FOODON_03460256)</p>
database cross reference	SUBSET_SIREN:F6255
derives from	wheat plant
has curation status	http://purl.obolibrary.org/obo/IAO_0000428
imported from	http://langual.org
inSubset	subset_siren
label	toast
member of	bread (us cfr)
prefixIRI	FOODON:03306255
prefLabel	toast
subClassOf	wheat bread food product



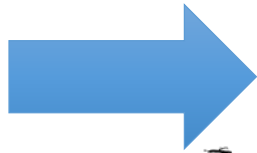


Cycle de vie de la donnée

extraction

**transformation
et gestion**

consommation



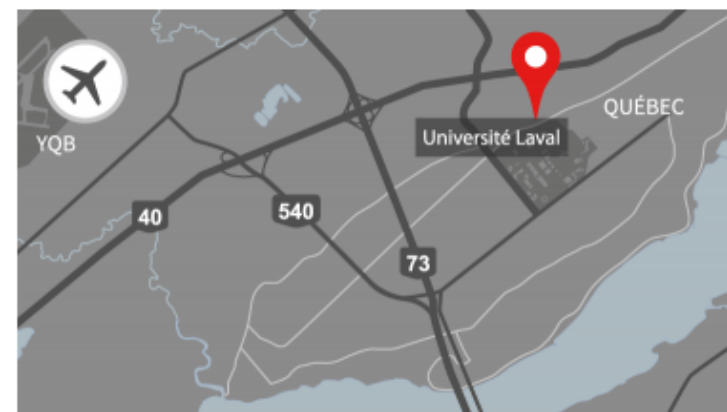
infrastructures

techno/IA

Atelier sur la gestion des données de recherche en sciences humaines

La saine gestion des données de recherche (GDR) devient un élément incontournable du cycle de la découverte, tel que reconnu par un nombre grandissant d'organisations, de leaders d'opinion et d'instances gouvernementales. Au Canada, les trois grands conseils fédéraux de financement de la recherche (IRSC, CRSNG et CRSH) élaborent en ce moment une politique qui entrera en vigueur sous peu et qui imposera de nouvelles obligations aux chercheurs quant à la gestion des données de recherche. Selon un sondage réalisé à l'Université Laval en 2019, les chercheurs se considèrent mal outillés pour se conformer à cette nouvelle politique et au changement de culture qu'elle entraînera, tout en se montrant très intéressés à améliorer leurs méthodes de travail. Dans ce contexte, l'Université Laval organise un atelier sur la saine gestion des données de recherche ciblant en particulier la communauté de recherche en sciences humaines, où des défis spécifiques se posent, notamment en ce qui a trait aux données qualitatives. L'objectif global de l'atelier est d'orienter les chercheurs et autres acteurs de la recherche vers les ressources appropriées et de les outiller pour qu'ils puissent effectuer une transition harmonieuse vers des pratiques exemplaires dans ce domaine.

Informations et inscriptions



Date

1 juin 2020 – 5 juin 2020

Heure

9h00 à 17h00

Lieu

**Amphithéâtre Hydro-Québec - Pavillon
Alphonse-Desjardins**

03 / 04

APPROCHE SCIENTIFIQUE

Recherche interdisciplinaire, implication
citoyenne, valorisation des données:
PULSAR mène autrement la recherche en
santé.

EN SAVOIR PLUS



PRODUIRE ET UTILISER L'IA ET LE NUMÉRIQUE DE MANIÈRE RESPONSABLE

Soutenu financièrement par les Fonds de recherche du Québec, l'Observatoire aide les communautés, les organisations et les particuliers à maximiser les retombées positives de l'IA et du numérique et à minimiser les effets négatifs des technologies.

