

Machine Learning & IA générative

expliqués à des non-informaticiens

Michaël PÉRIN, Verimag / Université Grenoble-Alpes

colloque INPI, octobre 2023, Nantes
(mise à jour janvier 2024)

Qui parle ? Michaël PÉRIN, enseignant-chercheur de l'Université de Grenoble Alpes

Machine
Learning &
IA générative

Michaël
PÉRIN,
Verimag /
Université
Grenoble-
Alpes

Historique

Principes

Focus sur
ChatGPT

Résumé

Succès de
ChatGPT

Limites

Prospective

Impacts

Conclusion

Bonus

- Formation de mathématicien, doctorat en informatique

Maître de conférence en informatique en école ingénieur

- Chercheur au **laboratoire VERIMAG** : vérification et preuves mathématiques de programmes critiques
- Co-directeur de l'**équipe ETicS** (Environnement, Technologie de l'information, Société) qui étudie l'**impact sociétal et environnemental du numérique**

Cherche à estimer l'impact S/E du *Machine Learning*

- pas chercheur en IA
- prépare un cours d'introduction à l'apprentissage machine

Contenu de la présentation

Machine
Learning &
IA générative

Michaël
PÉRIN,
Verimag /
Université
Grenoble-
Alpes

Historique

Principes

Focus sur
ChatGPT

Résumé

Succès de
ChatGPT

Limites

Prospective

Impacts

Conclusion

Bonus

ML et IA générative

- Historique
- Principes du Machine Learning
- Application : focus sur GPT3 et ChatGPT
- Limites
- Un peu de prospective
- Impacts

Les impact sociétaux de l'IA sont plus détaillés sur

- le [blog](#) de F.Maraninchi
- sa [présentation](#) de la face cachée de l'IA

Historique de l'apprentissage machine

Machine
Learning &
IA générative

Michaël
PÉRIN,
Verimag /
Université
Grenoble-
Alpes

Historique

Principes

Focus sur
ChatGPT

Résumé

Succès de
ChatGPT

Limites

Prospective

Impacts

Conclusion

Bonus

- 1545-1750 : Calcul matriciel (Cardan), dérivée et raffinement par itération (Newton)
- 1940-1960 : modèles neuronaux et simulation électronique
- **1960-1980 : simulation informatique de réseaux de neurones (*NN*, *Neural Network*) et apprentissage**
- **1981-1987 : réseaux de neurones multicouches (*Deep NN*) et apprentissage profond (*Deep Learning*)**
- 1990 : internet
- **2010 : gigantesques bases de données d'entraînement**
- 2012 : NN en reconnaissance visuelle : -10% d'erreur
- **2016 : AlphaGo \neq NN, algorithme entraîné contre lui-même, bat le meilleur joueur mondial de go**

Historique de l'IA conversationnelle

Machine
Learning &
IA générative

Michaël
PÉRIN,
Verimag /
Université
Grenoble-
Alpes

Historique

Principes

Focus sur
ChatGPT

Résumé

Succès de
ChatGPT

Limites

Prospective

Impacts

Conclusion

Bonus

- **1950** : Alan Turing propose le critère "**Imitation Game**": distinguer la machine de l'humain au moyen d'un dialogue ?
- **1956** : Premier séminaire d'**Intelligence Artificielle** organisé par John McCarthy (programme de jeu d'échec, LISP)
- **1964** : **ELIZA** (128 Ko), **premier agent conversationnel** trompe les utilisateurs qui le prennent pour un psychologue en ligne
- **1968** : SHRDLU = 1er programme de dialogue pilotant un robot dans un environnement inconnu
- **1972** : 1er programme de reconnaissance vocale
- **2011-2014** : **quasi-succès au test de Turing** : tromper 30% des juges dans un dialogue de 5 min
- **2022** : les utilisateurs sont bluffés par **ChatGPT** (175 Go > 1 300 000 × ELIZA)

Ce que (sait / ne sait pas) faire le ML

Machine
Learning &
IA générative

Michaël
PÉRIN,
Verimag /
Université
Grenoble-
Alpes

Historique

Principes

Focus sur
ChatGPT

Résumé

Succès de
ChatGPT

Limites

Prospective

Impacts

Conclusion

Bonus

Ce que sait faire le Machine Learning : **approche statistique**

- tâche spécifique et hyper spécialisée
- le plus plausible, détecter des corrélations, généraliser
- simuler, reproduire, faire des variations

Ce que ne sait pas faire le ML : **raisonnement déductif**

- ne capture pas les notions de cohérence, de vérité, de morale, de logique, de représentation du monde, de bon sens, ...
- faire ressortir les idées rares mais pertinentes
- produire du nouveau, de l'inattendu, de l'impensé
- abstraire/conceptualiser
- découvrir des liens de causalités, raisonner par analogie



GPT : Generative Pretrained Transformer

Machine
Learning &
IA générative

Michaël
PÉRIN,
Verimag /
Université
Grenoble-
Alpes

Historique

Principes

Focus sur
ChatGPT

Résumé

Succès de
ChatGPT

Limites

Prospective

Impacts

Conclusion

Bonus

transformeur : prend et retourne le même type de donnée

- son → son (AudioCraft, Google MusicLM, ...)
- image → image (Bing Image Creator, DALL-E, ...)
- texte → texte (ChatGPT, Bing Chat, Google Bard, ...)

génératif : génère une suite plausible dans un contexte donné

- ChatGPT génère **le prochain mot le plus plausible** pour compléter le texte donné

pré-entraîné

- généraliste \neq entraînement spécifique à une application
- peu d'entraînement supplémentaire pour le spécialiser

Principe des *Large Language Models* tels que GPT

Machine
Learning &
IA générative

Michaël
PÉRIN,
Verimag /
Université
Grenoble-
Alpes

Historique

Principes

Focus sur
ChatGPT

Résumé

Succès de
ChatGPT

Limites

Prospective

Impacts

Conclusion

Bonus

Numérisation

Chaque mot du dictionnaire de la langue est numéroté de 1 à quelques milliers (*~ 100 000 pour Le Petit Robert*)

Entrée : le contexte = un texte numérisé

(longtemps, je, me, suis, couché, de, bonne) = (12621, 10223, 13407, 19076, 3014, 4045, 2701)

Sortie : statistique du prochain mot dans les exemples

(98% heure, 0.1% humeur, ...)

L'importance du contexte

Machine
Learning &
IA générative

Michaël
PÉRIN,
Verimag /
Université
Grenoble-
Alpes

Historique

Principes

Focus sur
ChatGPT

Résumé

Succès de
ChatGPT

Limites

Prospective

Impacts

Conclusion

Bonus

Le contexte modifie la statistique du prochain mot

- (bonne)
→ (20% journée, 19% affaire, 12% nuit, 10% humeur, ...)
- (de, bonne)
→ (90% humeur, 1% heure, ...)
- (couché, de, bonne)
→ (90% heure, 1% humeur, ...)

Le modèle statistique = *Deep Neural Network*

Machine
Learning &
IA générative

chaque couche de neurones = une matrice de poids statistiques

Une matrice de poids statistique = un tableau excel de nombres

- prend en entrée une séquence de nombres (*le contexte*)
- applique les poids (multiplication matrice-vecteur)
- produit une séquence de nombres (*la probabilité de chaque mot d'être le prochain*)

On ne sait pas interpréter les poids du modèle

- on ne sait pas dire « *ce qu'il sait* »
- on sait juste l'**appliquer** : $\text{Modèle}(\text{contexte}) = \text{probabilités}$
- et le **corriger** : *la phase d'apprentissage*

Michaël
PÉRIN,
Verimag /
Université
Grenoble-
Alpes

Historique

Principes

Focus sur
ChatGPT

Résumé

Succès de
ChatGPT

Limites

Prospective

Impacts

Conclusion

Bonus

L'apprentissage

Machine
Learning &
IA générative

Michaël
PÉRIN,
Verimag /
Université
Grenoble-
Alpes

Historique

Principes

Focus sur
ChatGPT

Résumé

Succès de
ChatGPT

Limites

Prospective

Impacts

Conclusion

Bonus

Pour chaque exemple on a **Contexte + le prochain mot**

- on calcule la sortie *Modèle(Contexte)*
- on calcule l'erreur = la différence entre les probabilités produites par le modèle et le mot prévu dans l'exemple
- on corrige les poids du modèle pour annuler cette différence (*par retropropagation de l'erreur*, LeCun et al., Prix Turing 2018)

On effectue ces corrections du modèle pour **chaque exemple** de la base d'apprentissage

pour GPT3

- 175 Milliards de paramètres = les poids du modèle ajustés sur
- 500 Milliards d'exemples parmi une sélection de textes

GPT3 en chiffres : l'entraînement [wikipedia]

Machine
Learning &
IA générative

Michaël
PÉRIN,
Verimag /
Université
Grenoble-
Alpes

Historique

Principes

Focus sur
ChatGPT

Résumé

Succès de
ChatGPT

Limites

Prospective

Impacts

Conclusion

Bonus

Base d'entraînement (500 Milliards d'exemples)

- Common Crawl : 410 Milliards
- WebText2 : 19 Milliards
- Books1 : 12 Milliards
- Books2 : 55 Milliards
- Wikipedia : 3 Milliards

Coût financier et énergétique

- 150 000 dollars [T.Gebru et al.]
- l'équivalent CO₂ d'un vol transatlantique d'un avion de ligne [T.Gebru et al.]
- acceptable si ensuite son utilisation est peu coûteuse

GPT3 en chiffres : le modèle [wikipedia]

Machine
Learning &
IA générative

Michaël
PÉRIN,
Verimag /
Université
Grenoble-
Alpes

Historique

Principes

Focus sur
ChatGPT

Résumé

Succès de
ChatGPT

Limites

Prospective

Impacts

Conclusion

Bonus

Modèle à 175 Milliard de paramètres

un tableau excel de 420 000 lignes et 420 000 colonnes

175 000 000 000 opérations pour **chaque** mot généré

- en $\frac{175 \times 10^9}{30 \times 10^{12}} = 6$ millième de seconde sur un processeur spécialisé (GPU à 30 Tflops) à 600€
- soit 6 secondes pour un texte de 1000 mots

Pas exécutable sur une ordinateur personnel

- 175 Go de mémoire vive pour stocker le modèle
- 16 Go sur un PC milieu de gamme ; double tous les 2 ans
- au mieux **disponible sur bureau dans 6 à 8 ans...**
- \Rightarrow **dépendance aux DataCenters des GAFAM, BATX**



Résumé : *Large Models* (texte, son, image) = Machine Learning

Machine
Learning &
IA générative

Michaël
PÉRIN,
Verimag /
Université
Grenoble-
Alpes

Historique

Principes

Focus sur
ChatGPT

Résumé

Succès de
ChatGPT

Limites

Prospective

Impacts

Conclusion

Bonus

Le *ML* est un **outil statistique puissant**

- qui continue d'apprendre à chaque demande
- nécessite du **micro-travail** pour taguer les données

Basique + Force Brute = **bluffant** mais **coûteux**

Génération statistique du **prochain mot le plus plausible** dans un contexte donné : bluffant quand le modèle atteint **175** **Milliards de paramètres** mais ça reste du **bluff**

Par construction, le **ML ne peut pas citer ses sources**

Un modèle statistique ne sait pas retrouver les exemples qui l'ont le plus influencé : *à partir de la moyenne de la classe, on ne sait pas redonner les notes des élèves*

Pourquoi Chat GPT est-il si bluffant ?

Machine
Learning &
IA générative

Michaël
PÉRIN,
Verimag /
Université
Grenoble-
Alpes

Historique

Principes

Focus sur
ChatGPT

Résumé

Succès de
ChatGPT

Limites

Prospective

Impacts

Conclusion

Bonus

GPT produit du texte de meilleure qualité qu'un élève moyen+

- GPT fait la moyenne statistique des textes d'entraînement
- GPT a été entraîné sur une sélection de texte de qualité
- GPT répond juste quand cette réponse est la plus fréquente
- GPT écrit assez bien, dans un style fluide, avec une ponctuation impeccable

Effet conversationnel rend l'humain tolérant aux erreurs

- **biais** : le dialogue n'existe qu'entre humains \Rightarrow tout ce qui dialogue est donc a priori humain
- **empathie** : ChatGPT est patient. En général, ce logiciel ne juge pas et reste gentil avec l'utilisateur

Le marketing derrière ChatGPT

Tout faire pour paraître humain

L'effet conversationnel et collaboratif

- GPT n'avait pas de visibilité
- l'emballage Chat a conduit au succès

Chat GPT semble taper au clavier en direct

- donne l'impression qu'il fait votre travail presque aussi bien que vous mais plus vite = vous en plus rapide
- le texte est généré puis la plateforme gère savamment le temps d'écriture pour obtenir ce sentiment d'admiration

L'effet prestidigitateur : on a beau connaître le truc du magicien

... si le tour est bien fait, on est bluffé, on veut qu'il le refasse

Machine
Learning &
IA générative

Michaël
PÉRIN,
Verimag /
Université
Grenoble-
Alpes

Historique

Principes

Focus sur
ChatGPT

Résumé

Succès de
ChatGPT

Limites

Prospective

Impacts

Conclusion

Bonus



Rédaction d'une *lettre type*

Machine
Learning &
IA générative

Michaël
PÉRIN,
Verimag /
Université
Grenoble-
Alpes

Historique

Principes

Focus sur
ChatGPT

Résumé

Succès de
ChatGPT

Limites

Prospective

Impacts

Conclusion

Bonus

Plusieurs solutions

- 1 vous l'avez quelques part dans vos dossiers, sous forme numérique. C'est la bonne solution mais il faut la retrouver. . .
- 2 une recherche Google vous en propose plusieurs, il faut choisir. . .
- 3 ChatGPT produit un document correct ; il en a déjà vu des milliers (\sim la moyenne des réponses Google)

le \oplus : ChatGPT semble écrire la lettre sous nos yeux

- on est sensible à cet effet dynamique
- rend l'activité vivante et collaborative
- donc plus satisfaisante que remplir un document word

Les limites de ChatGPT et consorts (1/2)?

Machine
Learning &
IA générative

Michaël
PÉRIN,
Verimag /
Université
Grenoble-
Alpes

Historique

Principes

Focus sur
ChatGPT

Résumé

Succès de
ChatGPT

Limites

Prospective

Impacts

Conclusion

Bonus

GPT fait la **synthèse** l'amalgame de tout ce qu'il a reçu

- perroquet statistique : répète les clichés les plus fréquents
- qui contiennent aussi des vérités
- mais aussi des raisonnements erronés s'ils sont fréquents

Donne le même poids à

- 1000 personnes différentes disant "la terre est ronde"
- 1 personne disant 1000 fois "la terre est plate"

Son but n'est pas la vérité mais la **plausibilité**

- GPT est capable de se contredire
- GPT génère de fausses citations plausibles (d'auteurs, d'articles scientifiques, de lois, ...)



Les limites de ChatGPT et consorts (2/2)?

Machine
Learning &
IA générative

Michaël
PÉRIN,
Verimag /
Université
Grenoble-
Alpes

Historique

Principes

Focus sur
ChatGPT

Résumé

Succès de
ChatGPT

Limites

Prospective

Impacts

Conclusion

Bonus

Défaut de référentialité

- pas de représentation du monde, de la réalité physique, de la confrontation au réel
- ni de la notion de dialogue, d'interlocuteur, d'état psychique

Influencable, sujet au biais

Ses opinions, ses intentions viennent de la **sélection du contenu** de sa base d'entraînement

Pas d'idée neuve, juste la moyenne

La musique générée est de qualité **correcte**, respectant les règles harmoniques, mais **ennuyeuse** (*du Salieri, pas du Mozart* dirait Milos Forman, le réalisateur du film Amadeus)

Des questions philosophiques mal définies

Machine
Learning &
IA générative

Michaël
PÉRIN,
Verimag /
Université
Grenoble-
Alpes

Historique

Principes

Focus sur
ChatGPT

Résumé

Succès de
ChatGPT

Limites

Prospective

Impacts

Conclusion

Bonus

GPT est-il intelligent ? dangereux ? bienveillant ? menteur ?

- GPT simule un **homo mediocris** (moyennement humain, humainement moyen) à ranger à côté de **homo economicus**
- un être virtuel, sans scrupule, ni remord, ni conscience des lois, ni du réel, ni des conséquences de ses réponses, ...

Quelle différence avec un dialogue avec un humain ?

- ChatGPT réussit quasiment le test de Turing
- Un humain devra assumer les conséquences de ses actes devant la justice des autres hommes.
- Que risque le programme ChatGPT ? la société qui diffuse ChatGPT ?

Un peu de prospective

Machine
Learning &
IA générative

Michaël
PÉRIN,
Verimag /
Université
Grenoble-
Alpes

Historique

Principes

Focus sur
ChatGPT

Résumé

Succès de
ChatGPT

Limites

Prospective

Impacts

Conclusion

Bonus

Les GAFAM et BATX se lancent dans les *Large Models*

- se battent pour le marché du ML pour conserver leur place
- nécessite équipement + expertise gigantesques
- coûts financier/énergétique importants

Stratégie possible des GAFAM, BATX

- 1 accumuler de l'expertise
- 2 rendre le *ML* indispensable
- 3 en faire un service payant

Le modèle économique du ML n'est pas encore clair

- actuellement déficitaire, financé par les investisseurs
- alimente l'industrie des processeurs



La stratégie de Microsoft

Microsoft lance la touche copilot

Intégrer l'IA dans tous ses logiciels Microsoft

- actionnaire principal d'OpenAI
- rendre les utilisateurs dépendants

Copilot est une IA de dialogue

- Copilot remplace le trombone dans les outils Office
- Copilot facilite vos demandes
- Copilot augmente votre productivité
- Copilot communique vos données

Machine
Learning &
IA générative

Michaël
PÉRIN,
Verimag /
Université
Grenoble-
Alpes

Historique

Principes

Focus sur
ChatGPT

Résumé

Succès de
ChatGPT

Limites

Prospective

Impacts

Conclusion

Bonus

The European IA act = un contre-pouvoir ?

Machine
Learning &
IA générative

Michaël
PÉRIN,
Verimag /
Université
Grenoble-
Alpes

Historique

Principes

Focus sur
ChatGPT

Résumé

Succès de
ChatGPT

Limites

Prospective

Impacts

Conclusion

Bonus

L'Europe se dote d'une loi encadrant l'usage de l'IA

- norme CE sur les applications utilisant de l'IA
- applicable en 2026
- ... si elle est votée par tous les pays européens

Un compromis délicat

- encadrer la surveillance / traçabilité numérique (autorisée pour la lutte anti-terrorisme)
- laisser des opportunités à l'Europe dans la course à l'IA

Partie cachée de l'IA (cf. F.Maraninchi)

Machine
Learning &
IA générative

Michaël
PÉRIN,
Verimag /
Université
Grenoble-
Alpes

Historique

Principes

Focus sur
ChatGPT

Résumé

Succès de
ChatGPT

Limites

Prospective

Impacts

Conclusion

Bonus

Concentration des pouvoirs

- outils hébergés / contrôlés par les géants
- problèmes de propriétés intellectuelles
- vol de données personnelles / fuites d'information

Opacité du modèle

- résultats non vérifiables
- reproduction des biais

Impacts sociaux et environnementaux

- micro-travail (étiquetage payé $\leq 2\text{€}/\text{h}$, SSPT)
- concurrence humain/IA
- accélérateur de l'impact du numérique



Impacts directs du numérique, en croissance

Machine
Learning &
IA générative

Michaël
PÉRIN,
Verimag /
Université
Grenoble-
Alpes

Historique

Principes

Focus sur
ChatGPT

Résumé

Succès de
ChatGPT

Limites

Prospective

Impacts

Conclusion

Bonus

Répartition (Ademe, 2022) : 78% fabrication, 21% usage

- 36% infrastructure : 14% (réseau) + 22% (DataCenter)
- 64% terminaux (téléviseurs, ordinateurs, smartphone, tablettes, ...)

Historique : les étapes clefs

- Internet + e-commerce
- Smartphone + réseaux sociaux
- Streaming + DataCenter + Cloud + Jeux en ligne

Prochaine étape : l'IA

Impacts indirects du numérique

Machine
Learning &
IA générative

Michaël
PÉRIN,
Verimag /
Université
Grenoble-
Alpes

Historique

Principes

Focus sur
ChatGPT

Résumé

Succès de
ChatGPT

Limites

Prospective

Impacts

Conclusion

Bonus

Accélération

- des flux d'informations
- des flux économiques
- de la masse de données à fournir
- de la productivité
- de la concurrence (entre entreprises, humain/machine)

Exemple (Fast Fashion)

À l'aide d'une IA, *Shein* crée chaque année 8000 modèles de prêt-à-porter et lance la Fast Fashion : des vêtements pas chers qu'on porte une ou deux fois.

Exemple (Didask, l'IA Pédagogique)

1h30 de conception pour un module de 15min de cours



Conclusion : *mon avis sur le ML*

Machine
Learning &
IA générative

Michaël
PÉRIN,
Verimag /
Université
Grenoble-
Alpes

Historique

Principes

Focus sur
ChatGPT

Résumé

Succès de
ChatGPT

Limites

Prospective

Impacts

Conclusion

Bonus

- outil statistique puissant
- pour un usage statistique \neq déductif
- coût financier, énergétique, social important
- accélérateur de l'impact du numérique
- à réserver à des tâches où il est vraiment utile

Références

Machine
Learning &
IA générative

Michaël
PÉRIN,
Verimag /
Université
Grenoble-
Alpes

Historique

Principes

Focus sur
ChatGPT

Résumé

Succès de
ChatGPT

Limites

Prospective

Impacts

Conclusion

Bonus

La technique

- Yann Le Cun - « Quand la machine apprend »
- Stephen Wolfram - « What Is ChatGPT Doing ... and Why Does It Work? »

Les impacts

- Arthur Grimonpont - « Algocratie: Vivre libre à l'heure des algorithmes »
- D. Cardon, JP. Cointet, A.Mazières - « La revanche des neurones. L'invention des machines inductives et la controverse de l'intelligence artificielle »
- Timnit Gebru *et. al* - « On the Dangers of Stochastic Parrots: Can Language Models Be Too Big? »

Cette présentation a été générée par ChatGPT I

Machine
Learning &
IA générative

Michaël
PÉRIN,
Verimag /
Université
Grenoble-
Alpes

Historique

Principes

Focus sur
ChatGPT

Résumé

Succès de
ChatGPT

Limites

Prospective

Impacts

Conclusion

Bonus

- **Cerveau**
- **humain avec une**
- **appétance pour la**
- **transmission de savoir**

- **Génératif,**
- **Pré-entraîné aux**
- **Tâches**
- **Intellectuelles**

Bonus

L'impact du *prompt* [*Monsieur Phi @ YouTube*]

Machine
Learning &
IA générative

Michaël
PÉRIN,
Verimag /
Université
Grenoble-
Alpes

Historique

Principes

Focus sur
ChatGPT

Résumé

Succès de
ChatGPT

Limites

Prospective

Impacts

Conclusion

Bonus

prompt est un terme informatique

- se traduit en français par invitation / incitation / demande
- correspond à la requête envoyée au générateur GPT
- **les mots du prompt reçoivent un poids très fort** pour orienter la génération

ChatGPT a un en-tête caché qui précède le *prompt*

- lui demandant d'être « politiquement correct »
- en feignant il est possible de lui faire afficher cet en-tête

On peut pousser GPT à outrepasser ces règles

- en indiquant dans le prompt qu'il s'agit d'une fiction
- en demandant de faire parler un personnage tiers



Des questions pour les juristes

Machine
Learning &
IA générative

Michaël
PÉRIN,
Verimag /
Université
Grenoble-
Alpes

Historique

Principes

Focus sur
ChatGPT

Résumé

Succès de
ChatGPT

Limites

Prospective

Impacts

Conclusion

Bonus

Qui sera responsable d'une erreur provoquée par une IA ?

- *confer* la voiture autonome
- Renault, Ford, Volkswagen, Mercedes, BMW, Uber, ... ont abandonné : trop chère, marché trop petit, trop de risque d'abîmer son image de marque en cas d'accident

Légiférer sur la propriété intellectuelle et le plagiat par ML

- le ML ne sait pas citer ses sources
- **pas d'espoir** d'entraîner une IA **Det** à détecter qu'une oeuvre est générée par une IA **Gen**
*car on entraîne précisément **Gen** à ne pas se faire détecter par son adversaire **Det** (Generative Adversarial Network).*

Principe de la génération d'images

Machine
Learning &
IA générative

Michaël
PÉRIN,
Verimag /
Université
Grenoble-
Alpes

Historique

Principes

Focus sur
ChatGPT

Résumé

Succès de
ChatGPT

Limites

Prospective

Impacts

Conclusion

Bonus

Entraînement au débruitage

- on ajoute 5% de bruit à des images de chat
- on entraîne une DNN à produire l'image originale à partir de (l'image bruitée + 100% "chat")
- on fait de même pour toutes les autres catégories d'animaux

Application à la génération de chimères

- On donne une image aléatoire (du pur bruit) + une requête (50% chat, 50% souris)
- Le DNN débruite de 5% l'image pour y découvrir la chimère cachée
- On réapplique le DNN autant de fois que nécessaire pour obtenir une image parfaite d'une chimère mi-chat mi-souris.

