

Utilisation de l'apprentissage automatique comme générateur de contenu : comment mettre à contribution la créativité humaine ?

Cédric Beaulac

University of Toronto

(En collaboration avec David Duvenaud et Jeffrey S. Rosenthal)

15 Mars 2019

Introduction

- ▶ Établir des algorithmes pour générer des images, de la musique, des scénarios, etc.
- ▶ Ces techniques doivent être interprétables afin de créer le contenu tel que désiré.
- ▶ On désire générer du contenu de bonne *qualité*.

Plan de la présentation

Introduction

Génération de contenu procédural

Un exemple simple

Algorithme Diamant-Carré

Échantillonnage Statistique

Champs Gaussiens

Apprentissage Automatique

Auto-Encodeur

Le problème

Le contrôle

Intuition

Mesures

Génération de contenu procédural

Qu'est-ce que c'est ?

- ▶ Algorithmes simples utilisés dans les jeux vidéo et les films pour générer certaines composantes artistiques.
- ▶ Cette technique offre plusieurs avantages : Moins coûteux, nécessite moins de mémoire, peut générer une infinité de contenu.

Un exemple : générer un ciel

- ▶ Utile pour les films et les jeux vidéo.
- ▶ Nous en voulons une infinité.
- ▶ Tâche simple en apparence.
- ▶ Nous voudrions pouvoir générer le ciel de notre choix : couleur du ciel, type de nuage, densité des nuages, etc...

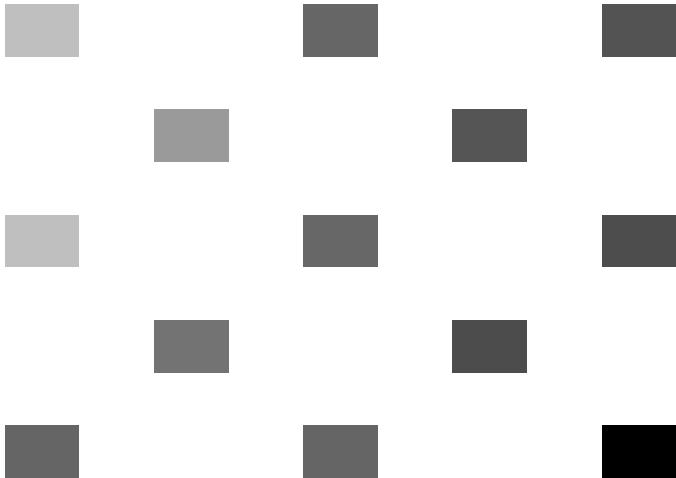
Un exemple : l'algorithme *Diamond-Square*

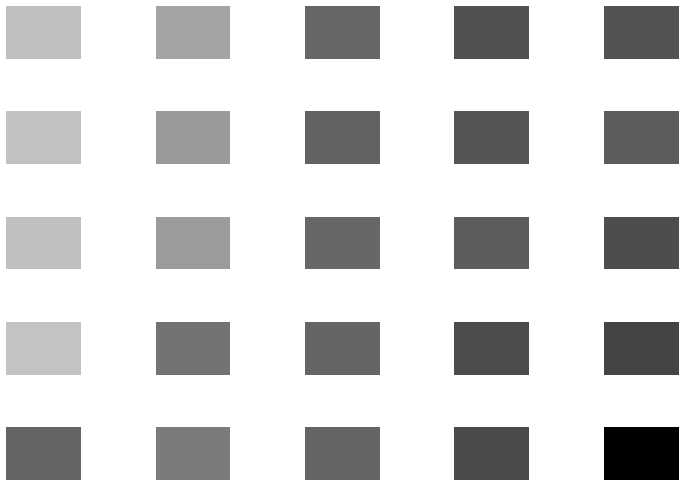
- ▶ Exemple type d'algorithme conçu par les ingénieurs informatiques.
- ▶ Algorithme conçu pour imiter l'aspect *fractal* de certains objets comme les montagnes et les nuages.

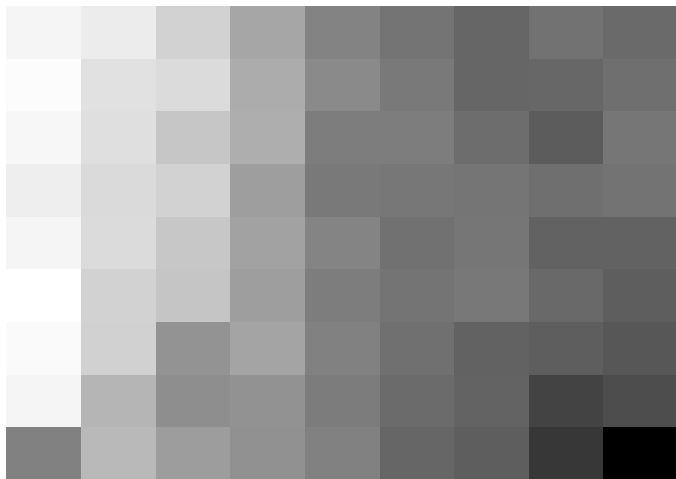


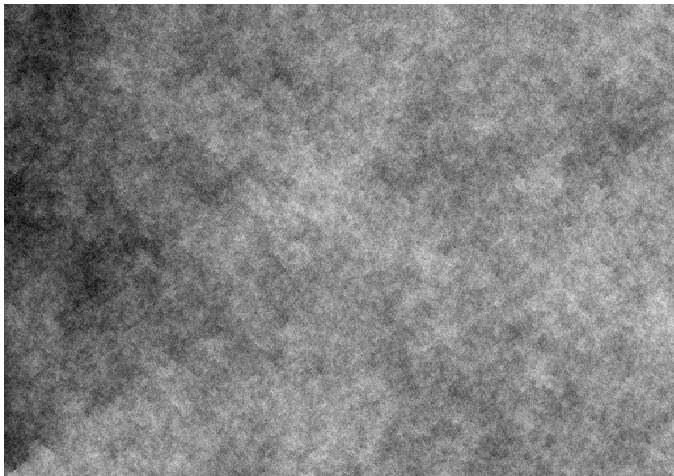














Peut-on faire mieux ?

- ▶ Peut-on améliorer ce type d'algorithme ?
- ▶ Peut-on générer des images plus *belles* ?
- ▶ Peut-on avoir plus de *contrôle* sur l'image générée ?

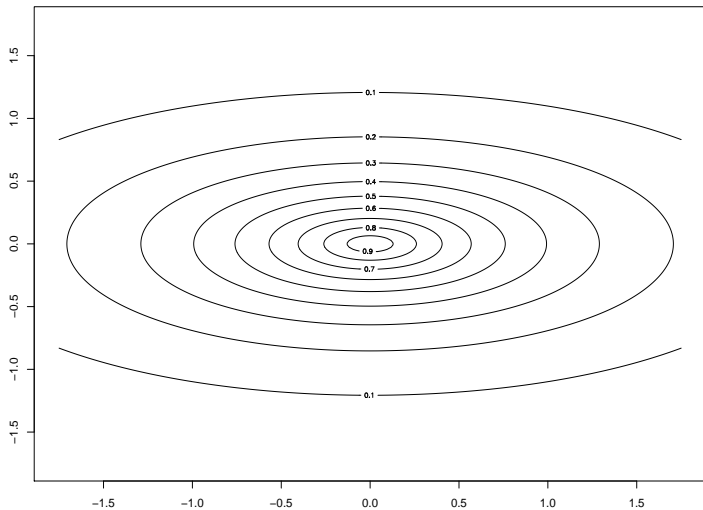
Simulation Statistique

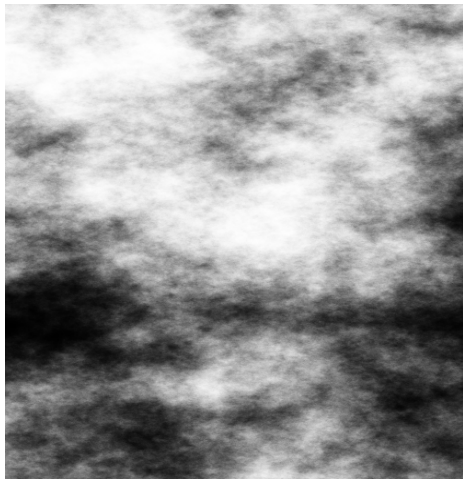
- ▶ Il y a une expertise de simulation de variables aléatoires en statistique.
- ▶ Nous pouvons simuler de toutes sortes de distributions grâce à certaines techniques relativement récentes (MCMC, Importance Sampling, etc...).

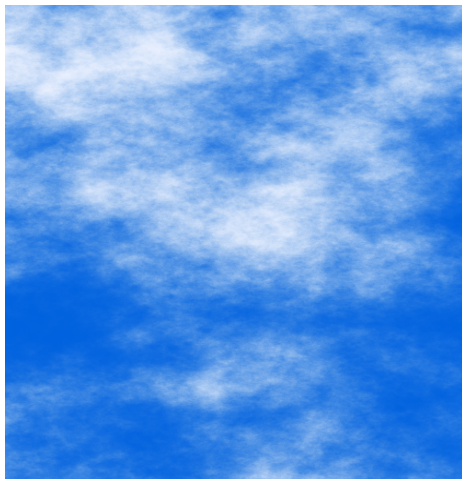
Un exemple

- ▶ Nous pouvons utiliser les champs gaussiens, populaire en statistique spatiale, pour résoudre notre problème.
- ▶ Nous pouvons représenter la corrélation spatiale entre deux pixels proches.
- ▶ Exemple avec la librairie R RandomFields.

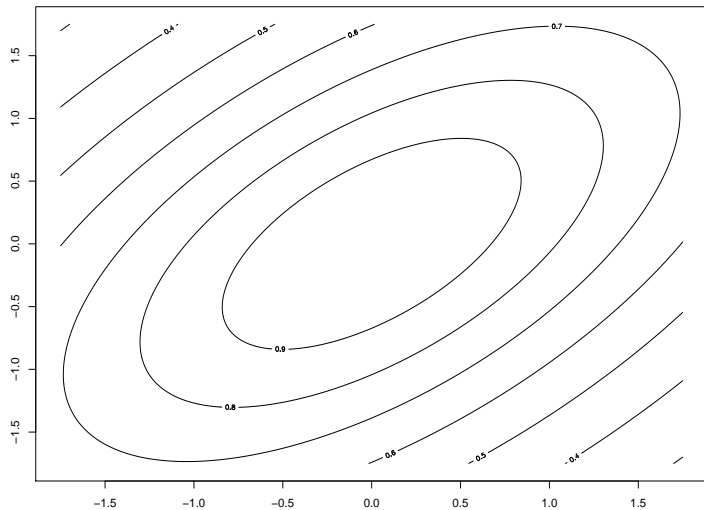
plot for RMwhittle

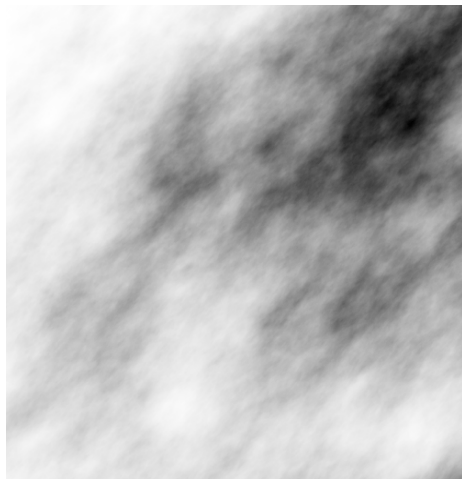


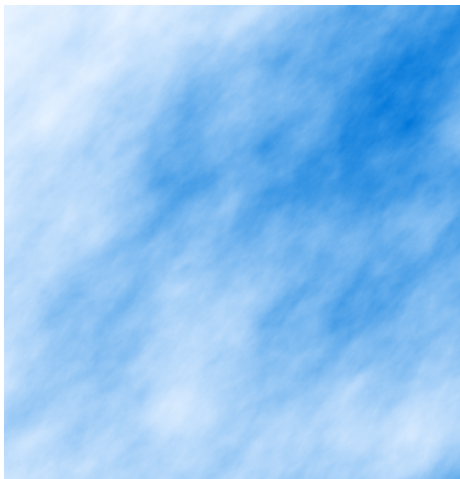




plot for RMwhittle











Modèle générateur probabiliste

- ▶ Les modèles de fine pointe en génération d'images utilisent de vrais images pour apprendre.
- ▶ Deux grandes familles d'architecture: les Réseaux antagonistes génératifs (GAN) et les Auto-Encodeurs variationnels (VAE).
- ▶ Tous deux utilisent un petit ensemble de variables cachées et un réseau neuronal convolutif (CNN) pour générer l'image.





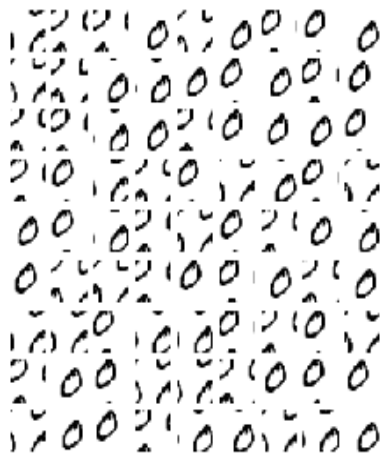
Pourquoi utiliser des variables cachées ?

- ▶ En pratique, il est simple de simuler à partir de ces variables et de les transformer à l'aide du réseau neuronal (l'ultime approximateur de fonction).
- ▶ Nous faisons l'hypothèse que la variabilité dans les images s'explique par quelques facteurs générateurs et que tout le reste est du bruit blanc.
- ▶ Ciel : L'heure de la journée, le type de nuage, la densité des nuages sont les réelles facteurs générateurs.

Pourquoi utiliser un petit espace de variables cachées ?

- ▶ Une image contient plusieurs milliers de pixels mais peu de choses à *expliquer* réellement.
- ▶ Un exemple artificielle souvent considéré est celui d'un simple motif, où le jeux de donné ne contient que des translations de ce motif.
- ▶ Bien que chaque observations contient des centaines de variables explicatives, le jeu de données ne possède réellement que deux degrés de liberté.

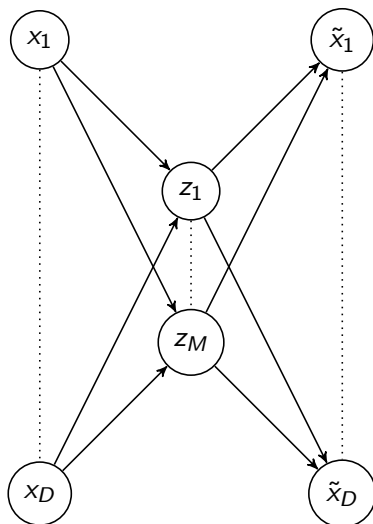




Variables latentes/cachées

- ▶ Nous voudrions un algorithme qui retrouve ces variables cachés, et qui les identifie correctement.
- ▶ Un auto-encodeur est un model graphique qui représente les éléments majeurs de ce problème.

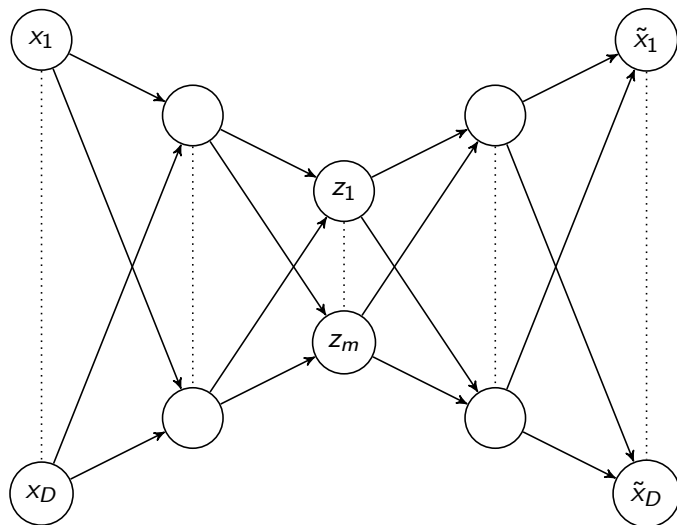
Auto-Encodeur



Auto-Encodeur

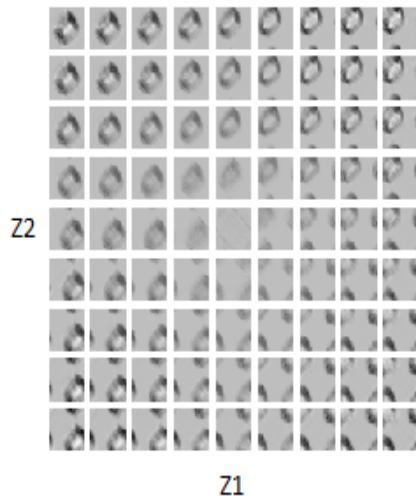
- ▶ Plusieurs méthodes d'optimisation possibles.
- ▶ Si nous voulons minimiser l'erreur de reconstruction :
 $\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \|\mathbf{x}_i - \tilde{\mathbf{x}}_i\|^2$, les combinaisons linéaires optimales sont les composantes principales.
- ▶ Malheureusement, une simple combinaison linéaire n'est pas suffisante pour compresser ce type de données.

Auto-Encodeur





- ▶ Où nous définissons une priori $p_\varphi(\mathbf{z})$ et $p_\theta(\mathbf{x}|\mathbf{z})$ et où la paramétrisation est produite par les réseaux de neurones.
- ▶ Puis, nous maximisons la vraisemblance (borne inférieure de la vraisemblance).



Le problème

- ▶ Quand nous compressons de réelles données, les variables cachées ne sont plus interprétables.
- ▶ Les fonctions *boîtes noires* ne sont pas interprétables non plus.
- ▶ Cela pose un problème si l'on désire utiliser ces modèles pour générer des images avec certaines caractéristiques spécifiques.

Le contrôle

- ▶ En simulation statistique, nous avons une compréhension de l'effet des paramètres lors des simulations.
- ▶ Peut-définir ce contrôle ?
- ▶ Peut-on le transposer aux modèles générateurs probabilistes ?

Intuition

- ▶ Force du contrôle : l'impact réelle des paramètres, leur étendu, la qualité de l'extrapolation.
- ▶ Interpretation des paramètres : Est-ce que les paramètres ont une valeur sémantique quelconque ?
- ▶ La séparabilité des variables : L'effet de chacune des variables est-il *démêlé*? Est-il possible de trouver des axes dans l'espace des variables cachés qui n'affectent qu'une propriété de l'image.

Mesures de force

- ▶ Information mutuelle :

$$\begin{aligned} I(Z, X) &= \int_z \int_x p(z, x) \log \frac{p(z, x)}{p(z)p(x)} dx dz \\ &= H(X) - H(X|Z) \end{aligned} \quad (1)$$

Mesures de séparabilité

- ▶ Supposons que la variable est générée par l'action d'un groupe G sur l'état du monde M .
- ▶ Nous voudrions un espace de variables Z tel que : Nous pouvons définir une action de G sur Z et que le groupe soit décomposable en sous-groupe $G = G_1 \times \dots \times G_n$ et une décomposition $Z = Z_1 \times \dots \times Z_n$ tel que G_i n'affecte que Z_i .

Mesures de séparabilité

- ▶ Certains proposent de forcer l'indépendance des variables cachées.
- ▶ Fonctionne bien empiriquement mais n'est fondé sur aucune théorie.
- ▶ On pourrait donc chercher à minimiser $I(z_i, z_j)$ par exemple, ou utiliser une distribution a priori $p(\mathbf{z}) \sim N(\mu, I\sigma)$

Utiliser l'humain

- ▶ Le créateur peut lui même évaluer le contenu et l'indiquer à l'algorithmme.
- ▶ Beauté et interpretabilité sont subjectifs.
- ▶ Mène à un apprentissage semi-supervisé.

Merci!