

TER M1 :
NN and RKHS

Matthieu Denis

10 juin 2021

Table des matières

1	Introduction : Réseau de neurone simple	3
1.1	Lois suivant la largeur des couches m	3
1.2	Choix de γ	4
1.3	Gradients	4
1.4	Descente de gradient	4
1.4.1	Choix de η	5
1.4.2	Ordres de grandeur des écarts relatifs	5
1.4.3	Choix de α	6

1 Introduction : Réseau de neurone simple

Commençons par étudier un NN très simple : une fonction $\Phi : (\mathbb{R}^m \times \mathbb{R}^{m \times m} \times \mathbb{R}^m) \times \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}$ combinaison d'applications linéaires, sans non linéarités intermédiaires :

$$\Phi((\beta, A, u), x) := \frac{1}{m^\alpha} \beta^T \left(\frac{1}{m^\gamma} A \right) u x$$

On initialise $\theta^0 := (\beta^0, A^0, u^0)$ de manière standard : $\forall i, j \in \{1, \dots, m\}$, $u_i^0, A_{ij}^0, \beta_i^0 \sim_{iid} N(0, 1)$

Nous montrerons quelques propriétés asymptotiques en la largeur des couches, et sur l'évolution des paramètres lors du premier pas de la descente de gradient.

1.1 Lois suivant la largeur des couches m

- Loi de $\|u^0\|_2^2$ pour m grand

Comme $\|u^0\|_2^2 = \sum_{i=1}^m (u_i^0)^2 \sim \chi^2(m)$ et $u_i^0 \sim \chi^2(1)$, en appliquant le TCL aux u_i^0 , on a :

$$\frac{\|u^0\|_2^2 - m}{\sqrt{2m}} \sim_{m \rightarrow \infty} N(0, 1)$$

C'est-à-dire que $\|u^0\|_2^2 \sim N(m, 2m)$ pour m grand.

- Loi de $(\frac{1}{m^\gamma} A^0) u^0 x$ sachant u^0

$(A^0 u^0)_i = \sum_{j=1}^m A_{ij}^0 u_j^0$. En sachant u^0 , comme A_{ij}^0 est un vecteur gaussien, $(A^0 u^0)_i \sim N(0, \|u^0\|_2^2)$. De même, part indépendance des A_{ij}^0 , les $(A^0 u^0)_i$ sont indépendants et $A^0 u^0 \sim N(0_m, \|u^0\|_2^2 Id_m)$. Ainsi, $(\frac{1}{m^\gamma} A^0) u^0 x - u^0 \sim N(0_m, (\frac{x}{m^\gamma})^2 \|u^0\|_2^2 Id_m)$.

- Loi de $(\frac{1}{m^\gamma} A^0) u^0 x$

HISTOIRE DE MEME TRIBU ENGENDREE PAR U_0 ET LE RESTE IMPLIQUE QUE CEST LA MEME CHOSE DECONDITIONNEE

Donc $(\frac{1}{m^\gamma} A^0) u^0 x \sim N(0_m, (\frac{x}{m^\gamma})^2 \|u^0\|_2^2 Id_m)$.

- Loi de $\|(\frac{1}{m^\gamma} A^0) u^0 x\|_2^2$ pour m grand

On a $((\frac{1}{m^\gamma} A^0) u^0 x)_i^2 \sim (\frac{x}{m^\gamma})^2 \|u^0\|_2^2 \cdot \chi^2(1)$, d'espérance $\mu := (\frac{x}{m^\gamma})^2 \|u^0\|_2^2$ et de variance $\sigma^2 := 2 \left((\frac{x}{m^\gamma})^2 \|u^0\|_2^2 \right)^2$.

Donc en appliquant le TCL à ceux ci, on a :

$$\frac{\|(\frac{1}{m^\gamma} A^0) u^0 x\|_2^2 - m\mu}{\sigma\sqrt{m}} \sim_{m \rightarrow \infty} N(0, 1)$$

C'est-à-dire que $\|(\frac{1}{m^\gamma} A^0) u^0 x\|_2^2 \sim N(m\mu, m\sigma^2)$ pour m grand.

- [•] Loi de $\frac{1}{m^\alpha}(\beta^0)^T x_2$ sachant x_2 , avec $x_2 = \left(\frac{1}{m^\gamma} A^0\right) u^0 x$

On a $\frac{1}{m^\alpha}(\beta^0)^T x_2 | x_2 \sim N(0, \frac{1}{m^{2\alpha}} \|x_2\|_2^2)$

- [•] Loi de $\frac{1}{m^\alpha}(\beta^0)^T x_2$

On a $\frac{1}{m^\alpha}(\beta^0)^T x_2 \sim N(0, \frac{1}{m^{2\alpha}} \|x_2\|_2^2)$

1.2 Choix de γ

On regarde la variance de chaque composante de $\left(\frac{1}{m^\gamma} A^0\right) u^0 x$ pour m grand : $Var = x^2 m^{-2\gamma} m$ comme $\|u^0\|_2^2$ se comporte en m pour m grand. Or on ne veut pas qu'elle tende vers 0 ou l'infini lorsque m tend vers l'infini car Φ prendrait des valeurs de 0 ou l'infini, ce qui impose le choix $\gamma = 1/2$

Dans la suite, on prendra $\gamma = 1/2$.

1.3 Gradients

Trivialement,

$$\nabla_\beta \Phi = \frac{x}{m^{\alpha+1/2}} A u$$

$$\nabla_u \Phi = \frac{x}{m^{\alpha+1/2}} A^T \beta$$

$$\nabla_A \Phi = \frac{x}{m^{\alpha+1/2}} \beta u^T$$

Etudions les ordres de grandeur des normes correspondantes à l'initialisation pour m grand :

On va simplement utiliser les approximations données par la loi des grands nombres : $\|u^0\| \simeq \sqrt{m}$, et comme vu plus haut, $\|A^0 u^0\| \simeq \sqrt{m} \|u^0\| \simeq m$. Ainsi $\|\nabla_\beta \Phi(\theta^0, x)\| \sim m^{-\alpha-1/2} \cdot m = m^{1/2-\alpha}$.

$$\|\nabla_\beta \Phi(\theta^0, x)\| \sim m^{1/2-\alpha}$$

Exactement de la même manière, on aboutit à :

$$\|\nabla_u \Phi(\theta^0, x)\| \sim m^{1/2-\alpha}$$

Pour A , on prend la norme de Frobenius : la LGN nous dit que $\|\beta^0 (u^0)^T\| \simeq m$ et donc :

$$\|\nabla_A \Phi(\theta^0, x)\|_F \sim m^{1/2-\alpha}$$

1.4 Descente de gradient

On va étudier ici le premier pas de descente de gradient.

Posons une fonction de perte $F : \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}$ t.q $F'(0) \neq 0$ et $\Delta F := F(\Phi(\theta^1, x)) - F(\Phi(\theta^0, x))$, avec $\theta^1 := \theta^0 - \eta \nabla_\theta F(\Phi(\theta^0, x))$

Il semble honnête de prendre η dépendant de m , le produit scalaire final ayant plus de chance d'exploser en grande dimension. Prenons $\eta := m^a$, $a \in \mathbb{R}$

1.4.1 Choix de η

On veut que ΔF ne diverge pas ni ne tende vers 0 lorsque m tend vers l'infini.

Pour cela, on utilise l'approximation $\Delta F \simeq \langle \Delta\theta, \nabla_\theta F(\Phi(\theta^0, x)) \rangle$.

On a

$$\Delta F \simeq \langle -\eta \nabla_\theta F(\Phi(\theta^0, x)), \nabla_\theta F(\Phi(\theta^0, x)) \rangle = -\eta \|\nabla_\theta F(\Phi(\theta^0, x))\|^2$$

$$\nabla_\theta F(\Phi(\theta^0, x)) = \underbrace{F'(\Phi(\theta^0, x))}_{\text{constante en } m} \cdot \nabla_\theta \Phi(\theta^0, x)$$

$$\text{Or } \|\nabla_\theta \Phi(\theta^0, x)\|^2 = \|\nabla_\beta \Phi(\theta^0, x)\|^2 + \|\nabla_u \Phi(\theta^0, x)\|^2 + \|\nabla_A \Phi(\theta^0, x)\|^2$$

Donc pour m grand :

$$\begin{aligned} \Delta F &\simeq -\eta \|\nabla_\theta F(\Phi(\theta^0, x))\|^2 \\ &\sim \eta \|\nabla_\theta \Phi(\theta^0, x)\|^2 \\ &\simeq \eta (3 \cdot (m^{1/2-\alpha})^2) \\ &\simeq m^a \cdot m^{1-2\alpha} \end{aligned}$$

Ce qui impose le choix $a = 2\alpha - 1$

1.4.2 Ordres de grandeur des écarts relatifs

Pour cela introduisons $\Delta\theta := \theta^1 - \theta^0$. Remarquons que $\Delta\theta = -\eta \nabla_\theta F(\Phi(\theta^0, x))$.

$$\|\Delta u\| \sim \eta \|\nabla_u \Phi(\theta^0, x)\| \tag{1}$$

$$\sim m^{2\alpha-1} \cdot m^{1/2-\alpha} \tag{2}$$

$$\sim m^{\alpha-1/2} \tag{3}$$

Ce qui nous donne un ordre de grandeur de l'écart relatif :

$$\frac{\|\Delta u\|}{\|u^0\|} \sim m^{\alpha-1}$$

On a le même résultat pour l'écart relatif de β^0 :

$$\frac{\|\Delta \beta\|}{\|\beta^0\|} \sim m^{\alpha-1}$$

Pour A , la LGN nous donne $\|A^0\|_F \simeq m$ pour m grand, on a alors par les mêmes calculs :

$$\frac{\|\Delta A\|_F}{\|A^0\|_F} \sim m^{\alpha-3/2}$$

Concernant l'écart entrywise de A , on a $|\Delta A_{ij}| \sim \eta |(\nabla_A \Phi(\theta^0, x))_{ij}| \sim m^{2\alpha-1} \cdot m^{-1/2-\alpha} \cdot 1 \sim m^{\alpha-3/2}$ car $|\beta^0(u^0)^T| \sim 1$. $|A_{ij}| \sim 1$, donc :

$$\frac{|\Delta A_{ij}|}{|A_{ij}|} \sim m^{\alpha-3/2}$$

Maintenant avec la norme opérateur : le corollaire 7.9 du cours de MIA2 nous donne une majoration sur $|A^0|_{op} : |A^0|_{op} \leq \sqrt{m} + 7\sqrt{m} + \xi \sim \sqrt{m}$, avec $\xi \sim \text{Exp}(1)$.

De plus, on peut trouver la la norme opérateur de ΔA comme suit : tout le travail est de trouver $|\beta^0(u^0)^T|_{op} := \sup\{|\beta^0(u^0)^T x| \text{ avec } \|x\| = 1\}$.

$$(\beta^0(u^0)^T x)_{ij} = \beta_i^0 u_j^0 \quad (4)$$

$$(\beta^0(u^0)^T x)_i = \sum_{j=1}^m (\beta^0(u^0)^T x)_{ij} \cdot x_j \quad (5)$$

$$= \beta_i^0 \langle u^0, x \rangle \quad (6)$$

$$\|\beta^0(u^0)^T x\| = |\langle u^0, x \rangle| \cdot \|\beta^0\| \quad (7)$$

Donc le sup est bien atteint en $x = u/\|u^0\|$ et est égal à $\|u^0\| \cdot \|\beta^0\|$. En utilisant les approximations précédentes, on a donc $|\beta^0(u^0)^T|_{op} \simeq m$. Ainsi on a $|\Delta A|_{op} \sim m^{2\alpha-1} \cdot m^{-1/2-\alpha} \cdot m \sim m^{\alpha-1/2}$. et :

$$\frac{|\Delta A|_{op}}{|A^0|_{op}} \sim m^{\alpha-1}$$

1.4.3 Choix de α

- $\alpha < 1$

Dans ce cas là, tous les écarts relatifs d'ordre $m^{\alpha-1} \xrightarrow{m \rightarrow \infty} 0$. On a donc pour m grand :

$$\|\Delta u\| \ll \|u^0\|$$

$$\|\Delta \beta\| \ll \|\beta^0\|$$

$$|\Delta A|_{op} \ll |A^0|_{op}$$

Regardons maintenant les Δ des gradients en u pour la première itération :

$$\Delta \nabla_u \Phi := \nabla_u \Phi(\theta^1, x) - \nabla_u \Phi(\theta^0, x) \quad (8)$$

$$\sim m^{-\alpha-1/2} \underbrace{((\beta^1)^T A^1 - (\beta^0)^T A^0)}_{(\star)} \quad (9)$$

$$(\star) = (\beta^0 - \eta \nabla_\beta F(\Phi(\theta^0, x)))^T (A^0 - \eta \nabla_A F(\Phi(\theta^0, x))) - (\beta^0)^T A^0 \quad (10)$$

$$= \eta^2 [\nabla_\beta F(\Phi)]^T [\nabla_A F(\Phi)] - \eta [\nabla_\beta F(\Phi)] A^0 - \eta \beta^0 [\nabla_A F(\Phi)] \quad (11)$$

$$= (\Delta \beta)^T (\Delta A) - (\Delta \beta) A^0 - \beta^0 (\Delta A) \quad (12)$$

Donc :

$$\|\Delta \nabla_u \Phi\| \sim m^{-\alpha-1/2} \|(\Delta \beta)^T(\Delta A) - (\Delta \beta)A^0 - \beta^0(\Delta A)\| \quad (13)$$

$$\lesssim m^{-\alpha-1/2} (\|\Delta \beta\| \cdot |\Delta A|_{op} + \|\Delta \beta\| \cdot |A^0|_{op} + \|\beta^0\| \cdot |\Delta A|_{op}) \quad (14)$$

$$\lesssim m^{-\alpha-1/2} (m^{\alpha-1/2} m^{\alpha-1/2} + m^{\alpha-1/2} m^{1/2} + m^{1/2} m^{\alpha-1/2}) \quad (15)$$

$$\lesssim m^{-\alpha-1/2} (m^{\alpha-1/2} m^{1/2} + m^{\alpha-1/2} m^{1/2} + m^{1/2} m^{\alpha-1/2}) \quad (16)$$

$$\lesssim m^{-1/2} \quad (17)$$

C'est-à-dire que $\|\Delta \nabla_u \Phi\| = \mathcal{O}(m^{-1/2})$ pour m grand.

Par la même démarche on trouve $\|\Delta \nabla_\beta \Phi\| = \mathcal{O}(m^{-1/2})$ et $\|\Delta \nabla_A \Phi\|_F = \mathcal{O}(m^{-1/2})$ pour m grand.

Ainsi :

$$\|\Delta \nabla_{\beta/u/A} \Phi\| = \mathcal{O}(m^{-1/2}) \stackrel{\alpha \leq 1}{\ll} m^{1/2-\alpha} \sim \|\nabla_{\beta/u/A} \Phi\|$$

Cela traduit un comportement linéaire lorsque $\alpha < 1$ pour m grand.

On peut aussi remarquer que

$$\Delta \nabla_\theta F(\Phi) = F'(\Phi) \cdot \Delta \nabla_\theta \Phi$$

On a aussi :

$$\|\Delta \nabla_{\beta/u/A} F(\Phi)\| = \mathcal{O}(m^{-1/2}) \stackrel{\alpha \leq 1}{\ll} m^{1/2-\alpha} \sim \|\nabla_{\beta/u/A} F(\Phi)\|$$