



MÉTODOS DE PRIMER ORDEN?

ANÁLISIS DE CONVERGENCIA??

Universidad de Buenos Aires

Facultad de Ciencias Exactas y Naturales
Departamento de Matemática

Tesis de Licenciatura
Director de Tesis: Dr. Pablo Amster
Septiembre 2018 – version 0.1

ABSTRACT

Aca va a ir el abstract cuando lo tengamos

*We have seen that computer programming is an art,
because it applies accumulated knowledge to the world,
because it requires skill and ingenuity, and especially
because it produces objects of beauty.*

— Donald E. Knuth [1]

AGRADECIMIENTOS

Agradecimientos para todos

CONTENTS

| | | |
|------------|--|-----------|
| I | Introducción | 1 |
| 1 | INTRODUCCIÓN | 3 |
| II | Algoritmos de tipo Batch | 5 |
| 2 | CONVERGENCIA PUNTUAL | 7 |
| 2.1 | Intuición | 7 |
| 2.2 | Caso discreto | 8 |
| 2.3 | Acerca de convexidad fuerte y funciones L-Lipshitz | 10 |
| 3 | INTUICIÓN AL CASO DE OBJETIVO GENERAL | 13 |
| 4 | TEOREMA DE LA VARIEDAD ESTABLE Y LOS PUNTOS FIJOS INESTABLES | 17 |
| 4.1 | Resultados previos | 17 |
| 4.2 | Puntos fijos inestables | 17 |
| 5 | APLICACIONES | 21 |
| 5.1 | Gradient Descent | 21 |
| 5.2 | Punto Próximo | 21 |
| 5.3 | Descenso por coordenadas | 22 |
| 6 | RESULTADOS NEGATIVOS | 27 |
| 6.1 | Ejemplos <i>patológicos</i> : | 27 |
| III | Algoritmos Estocásticos | 35 |
| 7 | CONTEXTO | 37 |
| 8 | CONVERGENCIA EN L_1 | 41 |
| 8.1 | Caso Fuertemente Convexo | 41 |
| 8.2 | Caso general | 45 |
| 9 | CONVERGENCIA CTP | 49 |
| 9.1 | Caso débilmente convexo | 49 |
| 9.2 | Caso no convexo | 51 |
| 9.2.1 | Acotación global del algoritmo | 52 |
| 9.2.2 | Convergencia del algoritmo | 53 |

IV Apéndice **57**

| | | |
|-----|--------------------------|----|
| A | APÉNDICE | 59 |
| A.1 | Proposiciones enunciadas | 59 |
| A.2 | Demostraciones | 59 |
| | NEW NAME | 61 |

LIST OF FIGURES

LIST OF TABLES

LISTINGS

ACRÓNIMOS

Part I

Introducción

INTRODUCCIÓN

De lo dicho en [4] y [5]

Part II

Algoritmos de tipo Batch

En esta parte vamos a analizar los tipos de convergencia de los diferentes algoritmos de primer orden usados en Machine Learning

CONVERGENCIA PUNTUAL

Analizemos ahora la convergencia puntual de 1.

Algorithmus 1 : Descenso de gradiente en batch

```

1 Input:  $F \in C^1$ ,  $\alpha_k > 0$ ,  $w_1 \in \mathcal{X}$ ,  $X = \{\xi_j\}_{j \leq N}$  muestra
2 for  $k \in \mathbb{N}$  do
3    $w_{k+1} \leftarrow w_k - \alpha_k \sum_{j=1}^N \nabla F(\xi_j)$ 
4 end

```

Asumamos además por esta sección la siguiente condición que llamaremos *convexidad débil*:

Definición 2.0.1 Decimos que $F \in C^1$ es débilment convexo si cumple las siguientes dos propiedades:

- Existe un único w^* tal que $F_{\inf} := F(w^*) \leq F(w)$ para todo $w \in \mathbb{R}^n$.
- Para todo $\epsilon > 0$ vale que $\inf_{(w-w^*)^2 > \epsilon} (w - w^*) \nabla F(w) > 0$

Observación Notemos que existen funciones no convexas tal que cumplen 2.0.1.

2.1 INTUICIÓN

Ganemos intuición acerca del proceso como probar la convergencia de 1 en el caso continuo. En el caso continuo, tenemos que demostrar que la solución $w(t)$ de la ecuación diferencial 1 tiene límite w^* y además que w^* es mínimo de F .

$$\frac{dw}{dt} = -\nabla F(w) \quad (1)$$

Para eso, vamos a dividir la demostración en tres pasos:

Usamos funciones de Lyapunov

1. Vamos a definir una *función de Lyapunov*
2. Vamos a verificar computando su derivada temporal que es una función monótona decreciente y acotada, por lo que converge
3. Vamos a probar que converge a 0.

Proposición 2.1.1 (Objetivo débilmente convexo, Incrementos constantes, Versión continua)

Sea $F \in C^1$ que cumple 2.0.1 y supongamos que 1 cumple $\alpha_k = \alpha > 0$ para $w(t)$ continua. Luego si notamos al mínimo de F como w^* , vale:

$$\lim_{t \rightarrow \infty} w(t) = w_*$$

Demostración Vayamos con los pasos que definimos:

Paso 1 Definamos la función de Lyapunov:

$$h(t) = (w(t) - w^*)^2 \geq 0$$

Paso 2 Notemos que:

$$\frac{dh}{dt} = 2(w(t) - w^*) \frac{dw}{dt} = -2(w(t) - w^*) \nabla F(w) \underbrace{\leq}_{2.0.1} 0 \quad (2)$$

Luego como $h(t) \geq 0$ y $\frac{dh}{dt} \leq 0$ existe h_{inf} tal que $h(t) \searrow h_{inf}$

Paso 3 Como $h(t) \searrow h_{inf}$ entonces $\frac{dh}{dt} \rightarrow 0$, supongamos por el absurdo que $h_{inf} > 0$, luego existe $\tilde{\epsilon} > 0$ y $T \in \mathbb{R}$ tal que para todo $t \geq T$ vale que $h(t) = (w(t) - w^*)^2 > \tilde{\epsilon}$. Si juntamos entonces 2 y 2.0.1 llegamos a un absurdo, concluimos que $h_{inf} = 0$ por lo que:

$$w(t) \rightarrow w_*$$

■

2.2 CASO DISCRETO

Ahora si analicemos la convergencia del algoritmo 1 para el caso discreto. Para esto enunciamos un lema útil cuya demostración referimos al lector al Apéndice:

Lema 2.2.1 Sea $\{u_k\}_{k \in \mathbb{N}} \subset \mathbb{R}$ una sucesión tal que $u_k \geq 0$ para todo k . Luego si:

$$\sum_{k=1}^{\infty} (u_{k+1} - u_k)_+ < \infty$$

Donde $(x)_{\pm} = x * 1_{\{\mathbb{R}_{\pm}\}}$, entonces:

$$\sum_{k=1}^{\infty} (u_{k+1} - u_k)_- < \infty$$

y (u_k) converge.

Es más, si notamos $S_{\infty}^{\pm} = \sum_{k=1}^{\infty} (u_{k+1} - u_k)_{\pm}$ entonces $u_{\infty} = \lim_{k \rightarrow \infty} u_k = u_0 + S_{\infty}^+ + S_{\infty}^-$

Demostración Ver A

Consideremos ahora el algoritmo 1, decimos que los incrementos $\{\alpha_k\}$ cumplen la condición de *Robbins - Monro* (ver [3]) si:

$$\sum_{k=1}^{\infty} \alpha_k = \infty \quad \text{y} \quad \sum_{k=1}^{\infty} \alpha_k^2 < \infty \quad (1)$$

Teorema 2.2.2 (Objetivo débilmente convexo, incrementos decrecientes)

Sea $F \in C^1$, asumamos 2.0.1 y que existen $A, B \geq 0$ tal que para todo $w \in \chi$ vale que:

$$(\nabla F(w))^2 \leq A + B(w - w^*)^2 \quad (2)$$

Luego si consideramos el algoritmo 1 tal que incrementos $\{\alpha_k\}$ cumplen 1 entonces:

$$w_k \xrightarrow{k \rightarrow \infty} w^* \quad (3)$$

Demostración Hagamos los 3 pasos análogos a 2.1.1:

Paso 1 Sea $h_k = (w_k - w^*)$ una sucesión de Lyapunov

Paso 2 Análogo a 2.1.1 notemos que:

$$h_{k+1} - h_k = -2\alpha_k (w_k - w^*) \nabla F(w_k) + \alpha_k^2 (\nabla F(w_k))^2$$

Notemos que a diferencia de antes la naturaleza discreta del algoritmo lleva a un término positivo de ruido en las variaciones. Notemos que si usamos 1 y 2 entonces:

$$h_{k+1} - (1 + \alpha_k^2 B) h_k \leq \underbrace{-2\alpha_k (w_k - w^*) \nabla F(w_k)}_{\leq 0 \text{ por 2.0.1}} + \alpha_k^2 A \leq \alpha_k^2 A$$

Definamos ahora las sucesiones auxiliares:

$$\mu_k = \prod_{j=1}^{k-1} \frac{1}{1 + \alpha_j^2 B} \quad (4a)$$

$$h'_k = \mu_k h_k \quad (4b)$$

Notemos que $\log(\mu_k) = -\sum_{j=1}^{k-1} \log \left(1 + \underbrace{\alpha_j^2 B}_{\geq 0} \right) \geq -B \sum_{j=1}^{k-1} \alpha_j^2 \geq$

$-B \sum_{j=1}^{\infty} \alpha_j$, por lo que μ_k es una sucesión decreciente acotada in-

feriormente por $e^{-B \sum_{j=1}^{\infty} \alpha_j}$, luego $\mu_k \searrow \mu_{\infty} > 0$. Ahora si volvemos a 2.2 tenemos que:

$$h'_{k+1} - h'_k \leq \alpha_k^2 A \mu_k \leq \alpha_k^2 A$$

Como $\sum_{k=1}^{\infty} \alpha_k^2 A < \infty$ entonces $\sum_{k=1}^{\infty} h'_{k+1} - h'_k < \infty$ y por 2.2.1 concluimos que $\{h'_k\}$ converge; como $\underbrace{\mu_k}_{\geq 0} \rightarrow \mu_{\infty} > 0$ entonces $\{h_k\}$ converge.

Paso 3 De 2.2 como ya vimos que $h_{k+1} - (1 + \alpha_k^2 B) h_k$ es sumable concluimos que:

$$\sum_{k=1}^{\infty} \alpha_k (w_k - w^*) \nabla F(w_k) < \infty$$

Supongamos que $h_k \rightarrow h_{\inf} \neq 0$, luego existiría $K \in \mathbb{N}$ y $\tilde{\epsilon} > 0$ tal que $h_k = (w_k - w^*)^2 > \tilde{\epsilon}$ para todo $k \geq K$; luego de 2.0.1 concluimos que existe $M > 0$ tal que $M \leq (w_k - w^*) \nabla F(w_k)$ para todo $k \geq K$. Por 1 eso implica que $\sum_{k=1}^{\infty} \alpha_k (w_k - w^*) \nabla F(w_k) = \infty$, concluimos que $w_k \xrightarrow{k \rightarrow \infty} w^*$. ■

Corolario 2.2.3 Sea $F \in C^2$, asumamos 2.0.1 y que $\|\nabla^2 F\|_2^2 \leq L$; si consideramos el algoritmo 1 tal que incrementos $\{\alpha_k\}$ cumplen 1 entonces:

$$w_k \xrightarrow{k \rightarrow \infty} w^* \quad (5)$$

2.3 ACERCA DE CONVEXIDAD FUERTE Y FUNCIONES L-LIPSHITZ

Como ya notamos previamente, la condición de convexidad (en alguna medida) es central para analizar la convergencia de los algoritmos comunes en Machine Learning. Por lo tanto es una buena inversión dedicar esta sección a repasar las equivalencias de dos condiciones que van a aparecer repetidamente: **L-Lipshitz** y **Convexidad fuerte**.

Definición 2.3.1 Sea $f \in C^1$, decimos que es fuertemente convexa o μ -convexa si existe $\mu > 0$ tal que para todos $x, y \in \chi$ vale:

$$f(y) \geq f(x) + \nabla F(x)^T (y - x) + \frac{\mu}{2} \|y - x\|_2^2 \quad (1)$$

Proposición 2.3.2 Sea $f \in C^1$ una función μ -convexa, entonces son equivalentes:

1. $f(y) \geq f(x) + \nabla F(x)^T (y - x) + \frac{\mu}{2} \|y - x\|_2^2$ para todos $x, y \in \chi$
2. $g(x) = f(x) - \frac{\mu}{2} \|x\|_2^2$ es convexa para todo $x \in \chi$
3. $(\nabla f(y) - \nabla f(x))^T (y - x) \leq \mu \|y - x\|_2^2$ para todos $x, y \in \chi$

$$4. f(\alpha x + (1 - \alpha)y) \leq \alpha f(x) + (1 - \alpha)f(y) - \frac{\alpha(1 - \alpha)\mu}{2} \|y - x\|_2^2$$

para todos $x, y \in \mathcal{X}$, $\alpha \in [0, 1]$

Demostración Ver [A](#)

Definición 2.3.3 Decimos que una función $f \in C^1$ es PL-convexa, o cumple la condición de Polyak-Lojasiewicz (ver [polyak:1963], [lojasiewicz:1963]) si existe $\mu > 0$ tal que para todo $x \in \mathcal{X}$ vale:

$$\frac{1}{2} \|\nabla f(x)\|_2^2 \geq \mu (f(x) - f_{\inf}) \quad (2)$$

Proposición 2.3.4 Sea $f \in C^1$ una función μ -convexa, entonces valen:

1. f es PL-convexa
2. $\|\nabla f(x) - \nabla f(y)\|_2 \geq \mu \|x - y\|_2$
3. $f(y) \leq f(x) + \nabla f(x)^T(y - x) + \frac{1}{2\mu} \|\nabla f(x) - \nabla f(y)\|_2^2$
4. $(\nabla f(x) - \nabla f(y))^T(x - y) \leq \frac{1}{\mu} \|\nabla f(x) - \nabla f(y)\|_2^2$

Demostración Ver [A](#)

De esto podemos deducir un resultado, que aunque no lo usemos per-se en esta tesis, es de sumo interes:

Corolario 2.3.5 Sea $h = f + g$ donde f es fuertemente convexa y g es convexa, entonces h es fuertemente convexa. En particular, si f es convexa entonces el problema regularizado en L2 de minimizar $h = f + \lambda \|x\|_2^2$ es fuertemente convexo.

Demostración Sean $x, y \in \mathcal{X}$ y $\alpha \in [0, 1]$, luego:

$$\begin{aligned} h(\alpha x + (1 - \alpha)y) &= f(\alpha x + (1 - \alpha)y) + g(\alpha x + (1 - \alpha)y) \\ &\stackrel{2.3.2}{\leq} \underbrace{\alpha(f + g)(x) + (1 - \alpha)(f + g)(y)}_{2.3.2} - \frac{\mu\alpha(1 - \alpha)}{2} \|x - y\|_2^2 \\ &= \alpha h(x) + (1 - \alpha)h(y) - \frac{\mu\alpha(1 - \alpha)}{2} \|x - y\|_2^2 \end{aligned}$$

■

Una condición dual a la de convexidad fuerte es la de L-Lipshitz.

Definición 2.3.6 Sea $f \in C^1$, decimos que es L-Lipshitz si existe $L > 0$ tal que para todos $x, y \in \mathcal{X}$ vale:

$$\|\nabla f(x) - \nabla f(y)\|_2 \leq L \|y - x\|_2 \quad (3)$$

Proposición 2.3.7 Sea $f \in C^1$ una función L-Lipshitz, entonces para las siguientes propiedades:

1. $\|\nabla f(x) - \nabla f(y)\|_2 \leq L \|y - x\|_2$
2. $g(x) = \frac{L}{2}x^T x - f(x)$ es convexa
3. $f(y) \leq f(x) + \nabla f(x)^T(y - x) + \frac{L}{2} \|y - x\|_2^2$
4. $(\nabla f(x) - \nabla f(y))^T(x - y) \leq L \|x - y\|_2^2$
5. $f(\alpha x + (1 - \alpha)y) \geq \alpha f(x) + (1 - \alpha)f(y) - \frac{\alpha(1 - \alpha)}{2L} \|y - x\|_2^2$
6. $f(y) \geq f(x) + \nabla f(x)^T(y - x) + \frac{1}{2L} \|y - x\|_2^2$
7. $(\nabla f(x) - \nabla f(y))^T(x - y) \geq \frac{1}{L} \|\nabla f(x) - \nabla f(y)\|_2^2$
8. $f(\alpha x + (1 - \alpha)y) \leq \alpha f(x) + (1 - \alpha)f(y) - \frac{\alpha(1 - \alpha)}{2L} \|\nabla f(y) - \nabla f(x)\|_2^2$

Valen las siguientes cadenas de equivalencias:

$$6 \iff 8 \implies 7 \implies 1 \implies 2 \iff 3 \iff 4 \iff 5$$

Es más, si f además es μ -convexa entonces las 8 propiedades son equivalentes

Demostración Ver [A](#)

Con todas estas propiedades, probemos el resultado histórico de [polyak:1963]

Teorema 2.3.8 (Convergencia lineal óptima para objetivos L-Lipshitz y PL-convexos)

Sea $F \in C^1$ tal que existe F_{inf} valor mínimo, F cumple 2.3.6 y 2.3.3; entonces el algoritmo 1 con incremento fijo $\alpha_k = \frac{1}{L}$ cumple:

$$f(w_k) - f_{inf} \leq \left(1 - \frac{\mu}{L}\right)^k (f(w_0) - f_{inf}) \quad (4)$$

Demostración Notemos que si usamos 2.3.7 entonces tenemos:

$$F(w_{k+1}) - F(w_k) \leq \nabla F(w_k)^T \left(-\frac{1}{L} \nabla F(w_k)\right) + \frac{L}{2} \left\| \frac{\nabla F(w_k)}{L} \right\|_2^2 \leq -\frac{1}{2L} \|\nabla F(w_k)\|_2^2$$

Luego por 2.3.3 tenemos:

$$F(w_{k+1}) - F(w_k) \leq -\frac{\mu}{L} (F(w_k) - F_{inf})$$

Luego obtenemos:

$$F(w_{k+1}) - F_{inf} \leq \left(1 - \frac{\mu}{L}\right) (F(w_k) - F_{inf}) \leq \left(1 - \frac{\mu}{L}\right)^k (F(w_0) - F_{inf})$$

■

INTUICIÓN AL CASO DE OBJETIVO GENERAL

Usemos un caso modelo para ejemplificar porque no es probable que los metodos de primer orden (entre ellos *gradient descent*) convergan a puntos silla. Sea $f : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$ dada por $f(x) = \frac{1}{2}x^T H x$ con $H = \mathbf{diag}(\lambda_1, \dots, \lambda_n)$; supongamos además que $\lambda_1, \dots, \lambda_k > 0$ y $\lambda_{k+1}, \dots, \lambda_n < 0$.

Si usamos en la base canónica de \mathbb{R}^n $\{e^1, \dots, e^n\}$ entonces:

$$f(x) = f(x^1, \dots, x^n) = \frac{1}{2} (\lambda_1 x_1^2 + \dots + \lambda_n x_n^2)$$

Por lo tanto:

$$\nabla f(x) = \lambda_i x_i e^i = 0 \iff x = x_1 e^1 = 0$$

Y tenemos que en el único punto crítico el Hessiano de f es $\nabla^2 f(0) = H$.

Recordemos que si $g(x) = x - \alpha \nabla f(x)$ entonces *gradient descent* está dado por la iteración $x_{t+1} = g(x_t) := g^t(x_0)$ con $t \in \mathbb{N}$ y $x_0 \in \mathbb{R}^n$, y en este caso esta representado por:

$$\begin{aligned} x_{t+1} &= g(x_t) \\ &= x_t - \alpha \nabla f(x_t) \\ &= (1 - \alpha \lambda_i) x_{it} e^i \\ &= (1 - \alpha \lambda_i) \langle x_t, e^i \rangle e^i \end{aligned}$$

Por lo tanto por inducción es fácil probar que:

$$x_{t+1} = (1 - \alpha \lambda_i)^t \langle x_0, e^i \rangle e^i$$

Sea $L = \max_i |\lambda_i|$ y supongamos que $\alpha < \frac{1}{L}$, luego:

$$\begin{aligned} 1 - \alpha \lambda_i &< 1 \quad \text{Si } i \leq k \\ 1 - \alpha \lambda_i &> 1 \quad \text{Si } i > k \end{aligned}$$

Con lo que concluimos que:

$$\lim_t x_t = \begin{cases} 0 & \text{Si } x \in E_s := \langle e^1, \dots, e^k \rangle \\ \infty & \text{Si no} \end{cases}$$

Finalmente, si $k < n$ entonces concluimos que:

$$P_{\mathbb{R}^n}(\left\{x \in \mathbb{R}^n / \lim_t g^t(x) = 0\right\}) = |E_s| = 0$$

Para notar este fenómeno en un ejemplo no cuadrático consideremos $f(x, y) = \frac{1}{2}x^2 + \frac{1}{4}y^4 - \frac{1}{2}y^2$, reproduciendo los calculos anteriores:

$$\begin{aligned} \nabla f &= (x, y^3 - y) \\ g &= ((1 - \alpha)x, (1 + \alpha)y - \alpha y^3) \\ \nabla^2 f &= \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 3y^2 - 1 \end{pmatrix} \end{aligned} \quad (1)$$

De lo que vemos que los puntos críticos son:

$$z_1 = (0, 0) \quad z_2 = (0, 1) \quad z_3 = (0, -1)$$

Y del criterio del Hessiano concluimos que z_2, z_3 son mínimos locales mientras que z_1 es un punto silla. De la intuición previa, como en z_1 el autovector asociado al autovalor positivo es e^1 podemos intuir que:

Lema 3.0.1 Para $f(x, y) = \frac{1}{2}x^2 + \frac{1}{4}y^4 - \frac{1}{2}y^2$ resulta que $E_s = \langle t * e^1 / t \in \mathbb{R} \rangle := W_s$

Asumiendo el resultado por un momento, dado que $\dim_{\mathbb{R}^2}(E_s) = 1 < 2$ entonces $P_{\mathbb{R}^2}(E_s) = 0$ que es lo que queríamos verificar. Demostremos el lema ahora:

Demostración Del lema Sea $x_0 \in \mathbb{R}^n$ y g la iteración de *gradient descent* dada por 3, luego:

$$(x_t, y_t) = g^t(x, y) = \begin{pmatrix} (1 - \alpha)^t x_0 \\ g_y^t(y_0) \end{pmatrix} \xrightarrow{(t \rightarrow \infty)} \begin{pmatrix} 0 \\ \lim_t g_y^t(y_0) \end{pmatrix}$$

Por lo que todo depende de y_0 . Analizando $\frac{dg_y}{dy} = 1 + \alpha - 3\alpha y^2$ notemos que:

$$\begin{aligned} \left| \frac{dg_y}{dy} \right| < 1 &\iff |1 + \alpha - 3\alpha y^2| < 1 \\ &\iff -1 < 1 + \alpha - 3\alpha y^2 < 1 \\ &\iff -2 - \alpha < -3\alpha y^2 < -\alpha \\ &\iff \sqrt{\frac{2 + \alpha}{3\alpha}} > |y| > \sqrt{\frac{1}{3}} \\ &\iff \sqrt{\frac{1 + \frac{2}{\alpha}}{3}} > |y| > \sqrt{\frac{1}{3}} \end{aligned}$$

Por lo que por el Teorema de Punto Fijo de Banach:

$$\lim_t g_y^t(y_0) = \begin{cases} 1 & \text{Si } \sqrt{\frac{1 + \frac{2}{\alpha}}{3}} > y_0 > \sqrt{\frac{1}{3}} \\ -1 & \text{Si } \sqrt{\frac{1 + \frac{2}{\alpha}}{3}} < -y_0 < \sqrt{\frac{1}{3}} \end{cases}$$

Si analizamos simplemente los signos de g y $\frac{dg_y}{dy}$ en los otros intervalos podemos concluir que:

$$\lim_t g_y^t(y_0) = \begin{cases} -\infty & \text{Si } y_0 > \sqrt{\frac{1 + \frac{2}{\alpha}}{3}} \\ 1 & \text{Si } \sqrt{\frac{1 + \frac{2}{\alpha}}{3}} > y_0 > 0 \\ -1 & \text{Si } -\sqrt{\frac{1 + \frac{2}{\alpha}}{3}} < y_0 < 0 \\ \infty & \text{Si } y_0 < -\sqrt{\frac{1 + \frac{2}{\alpha}}{3}} \end{cases}$$

Dedujimos entonces que $(x, y) \in E_s \iff (x, y) = (t, 0) \ t \in \mathbb{R} \iff (x, y) \in W_s$. ■

TEOREMA DE LA VARIEDAD ESTABLE Y LOS PUNTOS FIJOS INESTABLES

4.1 RESULTADOS PREVIOS

Por el resto del documento, $g : \chi \rightarrow \chi$ y χ es una d -variedad sin borde.

Esto quizás debería ir en prerequisites cuando lo tengamos

Definición 4.1.1 Dada una variedad de dimensión d χ y el espacio de medida $(\mathbb{R}^d, \mathcal{B}, \mu)$, decimos que $E \subset \chi$ tiene medida cero si existe un atlas $\mathcal{A} = \{U_i, \phi^i\}_{i \in \mathbb{N}}$ tal que $\mu(\phi^i(E \cap U_i)) = 0$. En este caso usamos el abuso de notación $\mu(E) = 0$.

Lema 4.1.2 Sea $E \subset \chi$ tal que $\mu(E) = 0$; si $\det(Dg(x)) \neq 0$ para todo $x \in \chi$, luego $\mu(g^{-1}(E)) = 0$

Demostración Sea $h = g^{-1}$ y (V_i, ψ^i) una colección de cartas en el dominio de g , si verificamos que $\mu(h(E) \cap V_i) = 0$ para todo $i \in \mathbb{N}$ entonces:

$$\mu(h(E)) = \mu\left(\bigcup_{i \in \mathbb{N}} h(E) \cap V_i\right) \leq \sum_{i \in \mathbb{N}} \mu(h(E) \cap V_i) = 0$$

Sin pérdida de generalidad podemos asumir que $h(E) \subseteq V$ con $(V, \psi) \in \{(V_i, \psi^i)\}$ una carta determinada. Sea $\mathcal{A} := \{(U_i, \phi^i)\}$ un atlas de χ y notemos $E_i = E \cap U_i$; luego $E = \bigcup_{i \in \mathbb{N}} E_i = \bigcup_{i \in \mathbb{N}} \phi^{i-1} \circ \phi^i(E_i)$ por lo que:

$$\begin{aligned} \mu(\psi \circ h(E)) &= \mu\left(\psi \circ h\left(\bigcup_{i \in \mathbb{N}} \phi^{i-1} \circ \phi^i(E_i)\right)\right) \\ &\leq \sum_{i \in \mathbb{N}} \mu\left(\psi \circ h \circ \phi^{i-1}\left(\phi^i(E_i)\right)\right) \end{aligned}$$

Por hipótesis $\phi^i(E_i)$ es de medida cero, luego como g es difeomorfismo local por ?? entonces $\psi \circ h \circ \phi^{i-1} \in C^1$. Como si $f \in C^1(\mathbb{R}^d)$ entonces es localmente Lipschitz, ergo f preserva la medida, concluimos que $\mu(\psi \circ h \circ \phi^{i-1}(\phi^i(E_i))) = 0$ para todo $i \in \mathbb{N}$. ■

Uso Teorema de la funcion inversa en variedades y que localmente Lipschitz preserva medida

4.2 PUNTOS FIJOS INESTABLES

Definición 4.2.1 Sea:

$$\mathcal{A}_g^* := \left\{ x : g(x) = x \quad \max_i |\lambda_i(Dg(x))| > 1 \right\}$$

El conjunto de puntos fijos de g cuyo diferencial en ese punto tiene algún autovalor mayor que 1. A este conjunto lo llamaremos el conjunto de puntos fijos inestables

Este teorema debería
ir en prerequisites

Teorema 4.2.2 Sea x^* un punto fijo de $g \in C^r(\chi)$ un difeomorfismo local. Supongamos que $E = E_s \oplus E_u$ donde

$$E_s = \langle \{v_i / Dg(x^*)v_i = \lambda_i v_i \text{ , } \lambda_i \leq 1\} \rangle$$

$$E_u = \langle \{v_i / Dg(x^*)v_i = \lambda_i v_i \text{ , } \lambda_i > 1\} \rangle$$

Entonces existe $W_{loc}^{cs} \hookrightarrow \chi$ un embedding C^r local tangente a E_s en x^* llamado la variedad local estable central que cumple que existe $B \ni x^*$ entorno tal que $g(W_{loc}^{cs}) \cap B \subseteq W_{loc}^{cs}$ y $\bigcap_{k \in \mathbb{N}} g^{-k}(B) \subseteq W_{loc}^{cs}$

Con todos estos resultados demostramos el teorema principal:

Teorema 4.2.3 Sea $g \in C^1(\chi)$ tal que $\det(Dg(x)) \neq 0$ para todo $x \in \chi$, luego el conjunto de puntos iniciales que convergen por g a un punto fijo inestable tiene medida cero, i.e.:

$$\mu \left(\left\{ x_0 : \lim_k g^k(x_0) \in \mathcal{A}_g^* \right\} \right) = 0$$

Demostración Para cada $x^* \in \mathcal{A}_g^*$ por 4.2.3 existe B_{x^*} un entorno abierto; es más, $\bigcup_{x^* \in \mathcal{A}_g^*} B_{x^*}$ forma un cubrimiento abierto del cual existe un subcubrimiento numerable pues X es variedad, i.e.

$$\bigcup_{x^* \in \mathcal{A}_g^*} B_{x^*} = \bigcup_{i \in \mathbb{N}} B_{x_i^*}$$

Usamos que en una
variedad se cumple
la propiedad de
Lindeloff

Primero si $x_0 \in \chi$ sea:

$$x_k = g^k(x_0)$$

$$= \underbrace{g \circ \dots \circ g}_{k \text{ veces}}(x_0)$$

la sucesión del flujo de g evaluado en x_0 , entonces si $W := \left\{ x_0 : \lim_k x_k \in \mathcal{A}_g^* \right\}$ queremos ver que $\mu(W) = 0$.

Sea $x_0 \in W$, luego como $x_k \rightarrow x^* \in \mathcal{A}_g^*$ entonces existe $T \in \mathbb{N}$ tal que para todo $t \geq T$, $x_t \in \bigcup_{i \in \mathbb{N}} B_{x_i^*}$ por lo que $x_t \in B_{x_i^*}$ para algún $x_i^* \in \mathcal{A}_g^*$ y $t \geq T$. Afirмо que:

Pablo: Hace falta
demostrar esto??

Lema 4.2.4 $x_t \in \bigcap_{k \in \mathbb{N}} g^{-k}(B_{x_i^*})$ para todo $t \geq T$

Si notamos $S_i \triangleq \bigcap_{k \in \mathbb{N}} g^{-k}(B_{x_i^*})$, entonces por 4.2.2 sabemos por un lado que es una subvariedad de W_{loc}^{cs} y por el otro que $\dim(S_i) \leq \dim(W_{loc}^{cs}) = \dim(E_s) < d - 1$; por lo que $\mu(S_i) = 0$.

Usamos que la
dimension de la
variedad es la de su
tangente

Finalmente como $x_T \in S_i$ para algún T entonces $x_0 \in \bigcup_{k \in \mathbb{N}} g^{-k}(S_i)$
 por lo que $W \subseteq \bigcup_{i \in \mathbb{N}} \bigcup_{k \in \mathbb{N}} g^{-k}(S_i)$. Concluimos:

$$\begin{aligned} \mu(W) &\leq \mu\left(\bigcup_{i \in \mathbb{N}} \bigcup_{k \in \mathbb{N}} g^{-k}(S_i)\right) \\ &\leq \sum_{i \in \mathbb{N}} \sum_{k \in \mathbb{N}} \mu(g^{-k}(S_i)) \\ &\stackrel{4.1.2}{=} 0 \end{aligned}$$

Usamos que una subvariedad de dimension menor tiene medida 0

■

Para finalizar veamos un caso simple que nos encontraremos seguido:

Corolario 4.2.5 *Bajo las mismas hipótesis que en 4.2.3 si agregamos que $\chi^* \subseteq \mathcal{A}_g^*$ entonces $\mu(W_g) = 0$*

Demostración Como $\chi^* \subseteq \mathcal{A}_g^*$ entonces $W_g \subseteq W$, luego $\mu(W_g) \leq \mu(W) \stackrel{4.2.3}{=} 0$. ■

¹ Por que???

APLICACIONES

5.1 GRADIENT DESCENT

Como una aplicación del teorema en 4.2.3 demostramos que *gradient descent* tiene probabilidad cero de converger a puntos silla. Consideremos *gradient descent* con *learning rate* α :

$$x_{k+1} = g(x_k) \triangleq x_k - \alpha \nabla f(x_k) \quad (1)$$

Hipótesis 1 Asumamos que $f \in \mathcal{C}^2$ y $\|\nabla^2 f(x)\|_2 \leq L$

Proposición 5.1.1 Todo punto silla estricto de f es un punto fijo inestable de g , i. e. $\chi^* \subseteq \mathcal{A}_g^*$.

Demostración Es claro que un punto crítico de f es punto fijo de g ; si $x^* \in \chi^*$ entonces $Dg(x^*) = Id - \alpha \nabla^2 f(x^*)$ y entonces los autovalores de Dg son $\{1 - \alpha \lambda_i : \lambda_i \in \{\mu : \nabla^2 f(x^*)v = \mu v \text{ para algún } v \neq 0\}\}$. Como $x^* \in \chi^*$ existe $\lambda_{j^*} < 0$ por lo que $1 - \alpha \lambda_{j^*} > 1$; concluimos que $x^* \in \mathcal{A}_g^*$. ■

Usamos que $f(A)$
tiene autovalores
 $f(\{\lambda_i\})$

Proposición 5.1.2 Bajo 5.1 y $\alpha < \frac{1}{L}$ entonces $\det(Dg(x)) \neq 0$.

Demostración Como ya sabemos $Dg(x) = Id - \alpha \nabla^2 f(x)$ por lo que:

$$\det(Dg(x)) = \prod_{i \in \{1, \dots, d\}} (1 - \alpha \lambda_i)$$

Luego por 5.1 tenemos que $\alpha < \frac{1}{|\lambda_i|}$ y entonces $1 - \alpha \lambda_i > 0$ para todo $i \in \{1, \dots, d\}$; concluimos que $\det(Dg(x)) > 0$. ■

Corolario 5.1.3 Sea g dada por Gradient descent en 1, bajo 5.1 y $\alpha < \frac{1}{L}$ se tiene que $\mu(W_g) = 0$.

Demostración Por 5.1.1 y 5.1.2 tenemos que vale 4.2.5 y concluimos que $\mu(W_g) = 0$. ■

5.2 PUNTO PRÓXIMO

El algoritmo de punto próximo esta dado por la iteración:

$$x_{k+1} = g(x_k) \triangleq \arg \min_{z \in \chi} f(z) + \frac{1}{2\alpha} \|x_k - z\|_2^2 \quad (1)$$

Proposición 5.2.1 Bajo 5.1 y $\alpha < \frac{1}{L}$ entonces vale:

$$1. \det(Dg(x)) \neq 0$$

$$2. \chi^* \subseteq \mathcal{A}_g^*$$

Probamos esto? Me parece un poco claro

Demostración Veamos primero el siguiente lema:

Lema 5.2.2 Bajo 5.1, $\alpha < \frac{1}{L}$ y $x \in \chi$ entonces $f(z) + \frac{1}{2\alpha} \|x - z\|_2^2$ es estrictamente convexa, por lo que $g \in \mathcal{C}^1(\chi)$

Por lo tanto por 5.2.2 podemos tomar límite, i. e.

$$\begin{aligned} x_{k+1} &= g(x_k) = \arg \min_{z \in \chi} f(z) + \frac{1}{2\alpha} \|x_k - z\|_2^2 \\ \downarrow \quad \quad \downarrow \quad \quad \quad \downarrow \\ x &= g(x) = \arg \min_{z \in \chi} f(z) + \frac{1}{2\alpha} \|x - z\|_2^2 \\ \iff \nabla_z \left(f(z) + \frac{1}{2\alpha} \|x - z\|_2^2 \right) (g(x)) &= 0 \\ \iff \nabla f(g(x)) - \frac{1}{\alpha} (x - g(x)) &= 0 \\ \iff g(x) + \alpha \nabla f(g(x)) &= x \end{aligned}$$

Finalmente por diferenciación implícita obtenemos:

$$\begin{aligned} Dg(x) + \alpha \nabla^2 f(g(x)) Dg(x) &= Id \\ \implies Dg(x) &= (Id + \alpha \nabla^2 f(g(x)))^{-1} \end{aligned}$$

Luego si $x^* \in \chi^*$ entonces $Dg(x^*) = (Id + \alpha \nabla^2 f(x^*))^{-1}$ y tiene autovalores $\left\{ \frac{1}{1 + \alpha \lambda_i} \right\}$ con λ_i autovalores de $\nabla^2 f(x^*)$. Por lo tanto $x^* \in \mathcal{A}_g^*$ y para $\alpha < \frac{1}{L}$ se tiene que $\det(Dg(x)) \neq 0$. ■

Corolario 5.2.3 Sea g dado por el algoritmo de punto próximo con ecuación 1, bajo 5.1 y $\alpha < \frac{1}{L}$ se tiene que $\mu(W_g) = 0$.

Demostración Por 5.2.1 tenemos que vale 4.2.5 y concluimos que $\mu(W_g) = 0$. ■

5.3 DESCENSO POR COORDENADAS

Sea S_1, \dots, S_b una partición disjunta de $\{1, \dots, d\}$ donde d y b son parámetros del método.

Consideremos el ritmo 2:

Algorithmus 2 : Descenso por coordenadas

```

1 Input:  $f \in C^1$ ,  $\alpha > 0$ ,  $x_0 \in \chi$ 
2 for  $k \in \mathbb{N}$  do
3   for block  $i = 1, \dots, b$  do
4     for index  $j \in S_i$  do
5        $y_k^{S_0} = x_k$  e  $y_k^{S_i} = (x_{k+1}^{S_1}, \dots, x_{k+1}^{S_i}, x_k^{S_{i+1}}, \dots, x_k^{S_b})$ 
6        $x_{k+1}^j \leftarrow x_k^j - \alpha \frac{\partial f}{\partial x_j} (y_k^{S_{i-1}})$ 
7     end
8   end
9 end

```

Luego si definimos $g_i(x) = x - \alpha \sum_{j \in S_i} e_j^T \nabla f(x)$ entonces:

Lema 5.3.1 La iteración de Descenso por coordenadas esta dada por:

$$x_{k+1} = g(x_k) \stackrel{\triangle}{=} g_d \circ g_{d-1} \circ \dots \circ g_1(x) \quad (1)$$

Lema 5.3.2 Si g está dada por 1 entonces si notamos $P_S = \sum_{i \in S} e_i e_i^T$ entonces:

$$Dg(x_k) = \prod_{i \in \{1, \dots, b\}} \left(Id - \alpha P_{b-i+1} \nabla^2 f(y_k^{S_{b-i}}) \right) \quad (2)$$

Demostración Notemos primero que:

$$Dg_i(x) = Id - \alpha P_{S_i} \nabla^2 f(x)$$

Por lo tanto:

$$\begin{aligned}
Dg(x_k) &= D(g_b \circ \dots \circ g_1)(x_k) \\
&= (Id - \alpha P_{S_b} \nabla^2 f) \left(\underbrace{g_{b-1} \circ \dots \circ g_1(x_k)}_{y_k^{S_{b-1}}} \right) D(g_{b-1} \circ \dots \circ g_1)(x_k) \\
&\vdots \\
&= \prod_{i \in \{1, \dots, b\}} \left(Id - \alpha P_{b-i+1} \nabla^2 f(y_k^{S_{b-i}}) \right)
\end{aligned}$$

■

Observación Sea $f \in C^2$ y notemos $\nabla^2 f|_S$ a la submatriz que resulta de quedarme con filas y columnas indexadas por S . Sea $\max_{i \in \{1, \dots, b\}} \|\nabla^2 f(x)|_{S_i}\| = L_b$

Proposición 5.3.3 Bajo 9 y $\alpha < \frac{1}{L_b}$ se tiene que $\det(Dg(x)) \neq 0$

Demostración Basta probar que cada término de 2 es invertible, para eso:

$$\begin{aligned}\chi_{Dg_i(x)}(\lambda) &= \det(\lambda Id_d - Id_d - \alpha P_{S_{b-i+1}} \nabla^2 f(x)) \\ &= (\lambda - 1)^{n-|S_i|} \prod_{j \in S_i} \left(\lambda - 1 + \alpha \frac{\partial^2 f}{\partial x_j^2}(x) \right)\end{aligned}$$

Luego si $\alpha < \frac{1}{L_{\max}}$ entonces $\lambda - 1 + \alpha \frac{\partial^2 f}{\partial x_j^2}(x) > 0$ para todo $j \in S_i$, $i \in \{1, \dots, b\}$ por lo que todos los autovalores son positivos y $Dg_i(x)$ es invertible para todo i . ■

Proposición 5.3.4 Bajo 9 y $\alpha < \frac{1}{L_{\max}}$ se tiene que $\chi^* \subseteq \mathcal{A}_g^*$

Demostración Sea $x^* \in \chi^*$, $H = \nabla^2 f(x^*)$, $J = Dg(x^*) = \prod_{i \leq b} (Id_n - \alpha P_{S_{b-i+1}} H)$ e y_0 el autovector correspondiente al menor autovalor de H . Vamos a probar que $\|J^t y_0\|_2 \geq c(1 + \epsilon)^t$ por lo que $\|J^t\|_2 \geq c(1 + \epsilon)^t$, luego por el teorema de Gelfand

Usamos que el radio espectral es el limite de cualquier norma matricial

$$\rho(J) = \lim_{t \rightarrow \infty} \|J^t\|^{1/t} \geq \lim_{t \rightarrow \infty} c^{1/t} (1 + \epsilon) = 1 + \epsilon$$

Y concluimos que $\chi^* \subseteq \mathcal{A}_g^*$.

En pos de eso fijemos $t \geq 1$ una iteración, $y_t = J^t x_0$, $z_1 = y_t$ y definamos $z_{i+1} = (Id - \alpha P_{S_i} H) z_i = z_i - \alpha \sum_{j \in S_i} (e_j^T H z_i) e_j$. Luego $y_{t+1} = z_{b+1}$, afirmo:

Esta demo es horrenda, hay que pensar una mejor y pionerla en el Anexo

Afirmación 5.3.5 Sea $y_t \in \text{Ran}(H)$, luego existe $i \in \{1, \dots, b\}$ y $\delta > 0$ tal que $\alpha \sum_{j \in S_i} |e_j^T H z_i| \geq \delta \|z_i\|_2$

Lema 5.3.6 Existe $\epsilon > 0$ tal que para todo $t \in \mathbb{N}$:

$$y_{t+1}^T H y_{t+1} \leq (1 + \epsilon) y_t^T H y_t$$

Demostración Manteniendo la notación previa a la afirmación:

$$\begin{aligned}
z_{i+1}^T H z_{i+1} &\leq \left[z_i^T - \alpha \sum_{j \in S_i} (e_j^T H z_i) e_j^T \right] H \left[z_i - \alpha \sum_{j \in S_i} (e_j^T H z_i) e_j \right] \\
&= z_i^T H z_i - \alpha \sum_{j \in S_i} (z_i^T H e_j) (e_j^T H z_i) - \alpha \sum_{j \in S_i} (e_j^T H z_i) (e_j^T H z_i) \\
&\quad + \alpha^2 \left(\sum_{j \in S_i} (e_j^T H z_i) e_j \right)^T H \left(\sum_{j \in S_i} (e_j^T H z_i) e_j \right) \\
(\|H_{S_i}\|_2 \leq L_b) &< z_i^T H z_i - 2\alpha \sum_{j \in S_i} (e_j^T H z_i)^2 + \alpha^2 L_b \left\| \sum_{j \in S_i} (e_j^T H z_i) e_j \right\|_2^2 \\
&= z_i^T H z_i - \alpha (2 - \alpha L_b) \left\| \sum_{j \in S_i} (e_j^T H z_i) e_j \right\|_2^2 \\
(\alpha L_b < 1) &< z_i^T H z_i - \alpha \left\| \sum_{j \in S_i} (e_j^T H z_i) e_j \right\|_2^2
\end{aligned}$$

Luego juntando todo probamos que $z_i^T H z_i$ es decreciente y cumple la cota:

$$z_{i+1}^T H z_{i+1} < z_i^T H z_i - \alpha \left\| \sum_{j \in S_i} (e_j^T H z_i) e_j \right\|_2^2 \quad (3)$$

Por otro lado sabemos que para todo w vale:

$$w^T H w \geq \lambda_{\min}(H) \|w\|_2^2 \geq -L_b \|w\|_2^2 \quad (4)$$

Luego si usamos 5.3.5, 4 y Cauchy-Schwartz existe $i \in \{1, \dots, b\}$ y $\delta > 0$ tal que:

Usamos Cauchy
Schwartz

$$\begin{aligned}
z_{i+1}^T H z_{i+1} &< z_i^T H z_i - \alpha \sum_{j \in S_i} (e_j^T H z_i)^2 \\
&< z_i^T H z_i - \frac{\alpha}{d} \left(\sum_{j \in S_i} |e_j^T H z_i| \right)^2 \\
&< z_i^T H z_i - \frac{\delta^2}{d\alpha} \|z_i\|_2^2 \\
&< \left(1 + \frac{\delta^2}{d\alpha L_b} \right) z_i^T H z_i
\end{aligned}$$

Tomando $\epsilon = \frac{\delta^2}{d\alpha L_b}$ probamos que $y_{t+1}^T H y_{t+1} \leq (1 + \epsilon) y_t^T H y_t$ para $y_t \in \text{Ran}(H)$.

Si $y_t = y_N + y_R$ con $y_N \in \text{Ker}(H)$, $y_R \in \text{Ran}(H)$ entonces $y_t^T H y_t = y_R^T H y_R$ y $y_{t+1} = J y_t = y_N + J y_R$ por lo que $y_{t+1}^T H y_{t+1} = (J y_R)^T H (J y_R)$.
Concluimos:

$$y_{t+1}^T H y_{t+1} = (J y_R)^T H (J y_R) \leq (1 + \epsilon) y_R^T H y_R = (1 + \epsilon) y_t^T H y_t$$

■

Volviendo a la demostración general logramos probar que dado y_0 autovector de norma 1 de H con menor autovalor $\lambda < 0$ (pues $x^* \in \chi^*$) vale que:

$$\lambda_{\min}(H) \|y_t\|_2^2 \leq y_t^T H y_t \leq (1 + \epsilon)^t y_0^T H y_0 \leq (1 + \epsilon)^t \lambda$$

Luego:

$$\|y_t\|_2^2 \geq \left(1 + \underbrace{\epsilon}_{< \frac{1}{2}}\right)^{\frac{t}{2}} \frac{\lambda}{\lambda_{\min}(H)} \geq \frac{\lambda}{\lambda_{\min}(H)} \left(1 + \frac{\epsilon}{4}\right)^t$$

Que era lo que queríamos demostrar con $c = \frac{\lambda}{\lambda_{\min}(H)}$ y $\tilde{\epsilon} = \frac{\epsilon}{4}$.

■

Corolario 5.3.7 Sea g dado por el algoritmo de descenso por coordenadas con ecuación 1, bajo 9 y $\alpha < \frac{1}{L_b}$ se tiene que $\mu(W_g) = 0$.

Demostración Por 5.3.3 y 5.3.4 tenemos que vale 4.2.5 y concluimos que $\mu(W_g) = 0$. ■

RESULTADOS NEGATIVOS

Ya vimos de 5.1.3, que el descenso de gradiente, con cualquier inicialización aleatoria razonable, siempre escapará de los puntos de silla estrictos *eventualmente*, pero sin ninguna garantía sobre el número de pasos requeridos. Esto motiva a la siguiente pregunta:

¿El descenso de gradiente inicializado aleatoriamente generalmente escapa de los puntos de silla en tiempo polinomial?

6.1 EJEMPLOS *patológicos*:

Inicialización uniforme en una banda exponencialmente chica Consideremos $f \in C^2(\mathbb{R}^2)$ con un punto silla estricto en $(0, 0)$. Supongamos que a orden chico en $U = [-1, 1]^2$ un entorno del punto silla f es localmente de la forma $f(x_1, x_2) = x_1^2 - x_2^2$, luego si utilizamos el algoritmo 1 con $\alpha_k = \alpha = \frac{1}{4}$ nos queda:

$$(x_1^{k+1}, x_2^{k+1}) = (x_1^k, x_2^k) - \frac{1}{4} (2x_1^k, -2x_2^k) = \left(\frac{x_1^k}{2}, \frac{3x_2^k}{2} \right)$$

Luego si tomamos $\epsilon > 0$ y $w_0 = (x_1^0, x_2^0)$ uniformemente en $w_0 \in \tilde{U} = [-1, 1] \times \left[-\frac{3}{2}^{-e^{\frac{1}{\epsilon}}}, \frac{3}{2}^{-e^{\frac{1}{\epsilon}}} \right]$ entonces el algoritmo 1 necesita $k \geq e^{\frac{1}{\epsilon}}$ pasos para que $w_k \notin U$. Concluimos que el algoritmo es exponencial en converger a cualquier mínimo si $w_0 \in \tilde{U}$. ■

Inicialización exponencialmente lejana Consideremos nuevamente $f \in C^2(\mathbb{R}^2)$ dada por:

$$f(x_1, x_2) = \begin{cases} x_1^2 - x_2^2 & \text{si } x_1 \in (-1, 1) \\ -4x_1 + x_2^2 & \text{si } x_1 < -2 \\ h(x_1, x_2) & \text{sino} \end{cases}$$

Con h una función suave tal que $f \in C^2$ y x_2 no crezca demasiado en el intervalo donde es h (Una forma de definir esto es con splines cúbicos).

Luego si para el algoritmo 1 tomamos $\alpha_k = \alpha = \frac{1}{4}$ tendríamos la siguiente dinámica:

$$\begin{aligned} (x_1^{k+1}, x_2^{k+1}) &= \begin{cases} (x_1^k, x_2^k) - \frac{1}{4} (2x_1^k, -2x_2^k) & \text{si } x_1 \in (-1, 1) \\ (x_1^k, x_2^k) - \frac{1}{4} (-4, 2x_2^k) & \text{si } x_1 < -2 \end{cases} \\ &= \begin{cases} \left(\frac{x_1^k}{2}, \frac{3x_2^k}{2} \right) & \text{si } x_1 \in (-1, 1) \\ \left(x_1^k + 1, \frac{x_2^k}{2} \right) & \text{si } x_1 < -2 \end{cases} \end{aligned}$$

Luego si tomamos $R > 0$ grande y $w_0 = (x_1^0, x_2^0)$ uniformemente en $w_0 \in \tilde{U} = [-R-1, -R+1] \times [-1, 1]$ entonces notando t como la primera vez que $x_1 > -1$ tenemos que $t \approx R$, con lo que $x_2^t = x_2^0 \left(\frac{1}{2}\right)^R$. Por ende, el algoritmo nuevamente necesita $R \approx e^{\frac{1}{\epsilon}}$ iteraciones para poder salir de $U = [-1, 1]^2$; concluimos que el algoritmo es exponencial en converger a cualquier mínimo si $w_0 \in \tilde{U}$. ■

Notacion Ω

Teorema 6.1.1 (Convergencia exponencial, Inicialización uniforme en el cubo)

Consideremos el algoritmo 1 con w_0 elegido uniformemente en $[-1, 1]^d$; luego existe $f : \mathbb{R}^d \mapsto \mathbb{R}$ B -acotada, l -Lipshitz, μ -Lipshitz en el Hessiano con $B, l, \mu \in \text{poly}(d)$ tal que si $\alpha_k = \alpha \leq \frac{1}{l}$ entonces w_k va a estar a $\Omega(1)$ de cualquier mínimo para todo $k \leq e^{\Omega(d)}$

Antes de pasa a la prueba veamos un ejemplo modelo para generar intuición de la demostración:

Escapar de dos puntos silla consecutivos Sean $L > \gamma > 0$ y $f \in [0, 3] \times [0, 3]$ dada por:

$$f(x_1, x_2) = \begin{cases} -\gamma x_1^2 + Lx_2^2 & \text{si } (x_1, x_2) \in [0, 1] \times [0, 1] \\ L(x_1 - 2)^2 - \gamma x_2^2 & \text{si } (x_1, x_2) \in [1, 3] \times [0, 1] \\ L(x_1 - 2)^2 + L(x_2 - 2)^2 & \text{si } (x_1, x_2) \in [1, 3] \times [1, 3] \end{cases} \quad (1)$$

Notemos que f tiene dos puntos silla estrictos en $(0, 0)$ y $(2, 0)$, mientras que tiene un óptimo en $(2, 2)$. Sean $U = [0, 1]^2$, $V = [1, 3] \times [0, 1]$ y $W = [1, 3]^2$ entornos respectivos de los tres puntos críticos, supongamos que $w_0 = (x_1^0, x_2^0) \in U$ y definamos:

$$k_1 = \inf_{x_1^k \geq 1} k = \min_{x_1^k \geq 1} k$$

$$k_2 = \inf_{x_2^k \geq 1} k = \min_{x_2^k \geq 1} k$$

Notemos que como la dirección de escape en $(0, 0)$ es por x_1 y luego por x_2 (por el cambio de comportamiento de f) podemos concluir que k_1, k_2 estan bien definidos y que $k_2 \geq k_1 \geq 0$; la observación clave va a ser que $k_2 = Ck_1$ con $C > 1$, es decir que el tiempo en pasar el siguiente punto silla es exponencialmente mayor que los anteriores. En pos de esto, veamos como va a ser la iteración del algoritmo 1:

$$\begin{aligned} (x_1^{k+1}, x_2^{k+1}) &= \begin{cases} (x_1^k, x_2^k) - \alpha (-2\gamma x_1^k, 2Lx_2^k) & \text{si } x_1 \leq 1 \\ (x_1^k, x_2^k) - \alpha (2L(x_1^k - 2), -2\gamma x_2^k) & \text{si } x_1 \geq 1, x_2 \leq 1 \\ (x_1^k, x_2^k) - \alpha (2L(x_1^k - 2), 2L(x_2^k - 2)) & \text{si } x_1 \geq 1, x_2 \geq 1 \end{cases} \\ &= \begin{cases} ((1 + 2\alpha\gamma)x_1^k, (1 - \alpha 2L)x_2^k) & \text{si } x_1 \leq 1 \\ ((1 - 2L\alpha)x_1^k + 4L\alpha, (1 + 2\alpha\gamma)x_2^k) & \text{si } x_1 \geq 1, x_2 \leq 1 \\ ((1 - 2L\alpha)x_1^k + 4L\alpha, (1 - 2L\alpha)x_2^k + 4L\alpha) & \text{si } x_1 \geq 1, x_2 \geq 1 \end{cases} \end{aligned}$$

Luego evaluando en k_1 y k_2 :

$$\begin{aligned} x_1^{k_1} &= (1 + 2\alpha\gamma)^{k_1} x_1^0 \\ x_2^{k_1} &= (1 - 2\alpha L)^{k_1} x_1^0 \\ x_1^{k_2} &= (1 - 2L\alpha)^{k_2 - k_1} (1 + 2\alpha\gamma)^{k_1} x_1^0 + K \geq 1 \quad K \text{ constante} \\ x_2^{k_2} &= (1 + 2\alpha\gamma)^{k_2 - k_1} (1 - 2\alpha L)^{k_1} x_2^0 \geq 1 \end{aligned}$$

Concluimos que:

$$k_2 \geq \frac{2\alpha(L + \gamma)k_1 - \log(x_2^0)}{2\alpha\gamma} \geq \frac{L + \gamma}{\gamma} k_1 \quad (3)$$

Esta f que presentamos tiene varios problemas:

1. f no es continua, y mucho menos C^2
2. f no podemos asegurar que sea l -Lipshitz o μ -Lipshitz en el hessiano
3. Los puntos críticos estan en el borde del dominio, lo que no es ideal
4. f no está definida en todo \mathbb{R}^d
5. Estrictamente f es aún resuelto en tiempo polinomial

La clave va a ser usar splines para resolver los primeros puntos, espejar f para hacer los puntos extremales interiores, asignar d puntos críticos similares para generar el tiempo exponencial en d y extender esa función \tilde{f} a \mathbb{R}^d con el Teorema de extensión de Whitney. Aunque la demostración es larga y tediosa, la idea clave es la vista aquí.

Demostración Vayamos de a pasos

Paso 1 - Definiciones

Fijemos 4 constantes: $L = e, \gamma = 1, \tau = e, \eta$ a definir proxivamente; inspirados en el ejemplo anterior vamos a construir una f definida en un cerrado D_0 tal que tenga $d - 1$ puntos silla estrictos y la complejidad del algoritmo 1 sea exponencial. Sea D_0 dado por:

$$\begin{aligned} D_0 &= \bigcup_{i=1}^{d+1} \{x \in \mathbb{R}^d : 6\tau \geq x_1, \dots, x_{i-1} \geq 2\tau; 2\tau \geq x_i \geq 0; \tau \geq x_{i+1}, \dots, x_d \geq 0\} \\ &:= \bigcup_{i=1}^{d+1} D_i \end{aligned} \quad (4)$$

Y partamos $D_i = D_{i,1} \cup D_{i,2}$ donde $D_{i,1} = \{x \in D_i : 0 \leq x_i \leq \tau\}$ y $D_{i,2} = \{x \in D_i : \tau \leq x_i \leq 2\tau\}$.

Para un dado $1 \leq i \leq d-1$ definamos:

$$f|_{D_i}(x) = \begin{cases} \sum_{j=1}^{i-1} L(x_j - 4\tau)^2 - \gamma x_i^2 + \sum_{j=i+1}^d Lx_j^2 - (i-1)\eta \\ \triangleq f_{i,1}(x) \text{ si } x \in D_{i,1} \\ \\ \sum_{j=1}^{i-1} L(x_j - 4\tau)^2 + g(x_i, x_{i+1}) + \sum_{j=i+2}^d Lx_j^2 - (i-1)\eta \\ \triangleq f_{i,2}(x) \text{ si } x \in D_{i,2} \end{cases} \quad (5)$$

Donde nuevamente η esta pendiente de definición y $g : \mathbb{R}^2 \rightarrow \mathbb{R}$ también la definiremos proximamente para que f resulte C^2 , B -acotada, l -Lipshitz, μ -Lipshitz en el Hessiano con $B, l, \mu \in \text{poly}(d)$.

Para $i = d$ definamos:

$$f|_{D_d}(x) = \begin{cases} \sum_{j=1}^{d-1} L(x_j - 4\tau)^2 - \gamma x_d^2 - (d-1)\eta \\ \triangleq f_{d,1}(x) \text{ si } x \in D_{d,1} \\ \\ \sum_{j=1}^{d-1} L(x_j - 4\tau)^2 + g_1(x_d) - (d-1)\eta \\ \triangleq f_{d,2}(x) \text{ si } x \in D_{d,2} \end{cases} \quad (6)$$

Donde como antes, g_1 lo definiremos proximamente. Finalmente si $i = d+1$ entonces $6\tau \geq x_i \geq 2\tau$ para todo $1 \leq i \leq d$ y definimos:

$$f|_{D_{d+1}} = \sum_{j=1}^d L(x_j - 4\tau)^2 - d\eta \triangleq f_{d+1,1} \quad (7)$$

Lema 6.1.2 Sea $g(x_i, x_{i+1}) = g_1(x_i) + g_2(x_i)x_{i+1}^2$, existen g_1, g_2 polinomios y $\eta = -g_1(2\tau) + 4L\tau^2$ tal que para todo $1 \leq i \leq d$ si $x_i = \tau$ vale:

$$\begin{aligned} f_{i,2}(x) &= f_{i,1}(x) \\ \nabla f_{i,2}(x) &= \nabla f_{i,1}(x) \\ \nabla^2 f_{i,2}(x) &= \nabla^2 f_{i,1}(x) \end{aligned}$$

Y si $x_i = 2\tau$ entonces:

$$\begin{aligned} f_{i,2}(x) &= f_{i+1,1}(x) \\ \nabla f_{i,2}(x) &= \nabla f_{i+1,1}(x) \\ \nabla^2 f_{i,2}(x) &= \nabla^2 f_{i+1,1}(x) \end{aligned}$$

Es más, si $x \in D_{i,2} \cap D_{i+1,1}$ entonces:

$$\begin{aligned} -4L\tau &\leq \frac{\partial g}{\partial x_i}(x_i, x_{i+1}) \leq -2\gamma\tau \\ -2\gamma x_{i+1} &\leq \frac{\partial g}{\partial x_{i+1}}(x_i, x_{i+1}) \end{aligned}$$

Y finalmente si $x \in D_{i,2}$ entonces:

$$-4L\tau \leq \frac{\partial g_1}{\partial x_i}(x_i) \leq -2\gamma\tau$$

Demostración Ver [A](#)

Observación Del lema anterior podemos ver que $\deg(g_1), \deg(g) \leq 5$ por lo que estan acotados. Concluimos que ambas son B -acotadas y μ -Lipshitz con $B, \mu \in \text{poly}(L)$

Observación Notemos que $\|g_1\|, \|g\| > \gamma\tau > 0$ por lo que ninguna de las dos aporta puntos críticos en D_0 .

Observación Notemos que f queda C^2 y que sus $d+1$ puntos críticos son $z_i = \left(4\tau, \dots, \underbrace{4\tau}_i, 0, \dots, 0\right)$ donde todos son puntos silla estrictos menos $z_d = (4\tau, \dots, 4\tau)$ que es mínimo.

Paso 2- Cota superior a T_k^τ

Supongamos ahora que $\tau > e$, $\alpha \leq \frac{1}{2L}$ y tomemos $w_0 \in [-1, 1]^d \cap D_0$, veamos que para todo $T \leq \left(\frac{L+\gamma}{\gamma}\right)^{d-1}$ vale que $x_d^T \leq 2\tau \notin D_{d+1}$.

Sea $T_0 = 0$ y definamos $T_k = \min_{x_k^t \geq 2\tau}$ el tiempo de escape de $D_{k,2}$;

notemos que como $x^0 \in D_{1,1}$ vale que $T_k \geq 0$ para todo k y esta bien definido. Definamos además T_k^τ como la cantidad de iteraciones que x^k esta en $D_{k,2}$ antes de escapar; como del lema $\frac{\partial g}{\partial x_k}(x_k, x_{k+1}) \leq -2\gamma\tau$ tenemos que $|x^k - x^{k+1}| \geq 2\alpha\gamma\tau$ por lo que:

$$T_k^\tau \leq \frac{\tau}{2\alpha\gamma\tau} = \frac{1}{2\gamma\alpha} \quad \forall k \in \{1, \dots, d+1\}$$

Paso 3 - Cota inferior para T_1 :

Notemos que T_1 es el mínimo valor tal que $x_1^{T_1} \geq 2\tau$ y entonces vale que $x_1^{T_1 - T_1^\tau} \geq \tau$, como del algoritmo [1](#) sabemos que en $D_{1,2}$ vale la relación:

$$x_1^t = (1 + 2\alpha\gamma)^t x_1^0$$

Tenemos que:

$$\begin{aligned} x_1^0 (1 + 2\alpha\gamma)^{T_1 - T_1^\tau} &\geq \tau \\ \Rightarrow T_1 - T_1^\tau &\geq \underbrace{\frac{1}{2\alpha\gamma} \log \left(\frac{\tau}{x_1^0} \right)}_{\geq 1} \geq T_1^\tau \end{aligned}$$

Paso 4 - El algoritmo 1 se queda confinado a D_0 :

Si $x^t \in D_{k,1}$ luego las iteraciones del algoritmo son:

$$x_j^{t+1} = \begin{cases} (1 - \alpha L) x_j^t - 4\alpha L \tau \in [2\tau, 6\tau] & 1 \leq j \leq k-1 \\ (1 + 2\alpha\gamma) x_j^t \tau \in [0, 2\tau] & j = k \\ (1 - 2\alpha L) x_j^t \in [0, \tau] & j \geq k+1 \end{cases}$$

Mientras que si $x^t \in D_{k,2}$ entonces:

$$x_j^{t+1} = \begin{cases} (1 - \alpha L) x_j^t - 4\alpha L \tau \in [2\tau, 6\tau] & 1 \leq j \leq k-1 \\ x_j^t - \alpha \frac{\partial g}{\partial x_k}(x_k, x_{k+1}) \leq x_j^t + 2\alpha\gamma\tau \in [0, 6\tau] & j = k \\ (1 - 2\alpha L) x_j^t \in [0, \tau] & j \geq k+2 \end{cases}$$

Separaremos el caso $j = k+1$, donde el lema 6.1.2 nos dice que:

$$\frac{\partial f}{\partial x_{k+1}}(x) \geq -2\gamma x_{k+1}$$

Luego para $t = T_k - T_k^\tau + 1, \dots, T_k$ vale:

$$x_{k+1}^t \leq x_{k+1}^0 (1 - 2\alpha L)^{T_k - T_k^\tau} (1 + 2\alpha\gamma)^{t - (T_k - T_k^\tau)} \leq \tau$$

Y concluimos que $x^t \in D_0$

Paso 5 - Relación entre T_{k+1} y T_k :

Por un lado, por la definición de T_k y T_k^τ :

$$x_{k+1}^{T_k} \leq x_{k+1}^0 (1 - 2\alpha L)^{T_k - T_k^\tau} (1 + 2\gamma\alpha)^{T_k^\tau}$$

Por el otro, usando el mismo argumento que cuando acotamos por debajo a T_1 :

$$\begin{aligned} x_{k+1}^{T_{k+1} - T_{k+1}^\tau} &\geq \tau \\ \Rightarrow x_{k+1}^{T_k} (1 + 2\alpha\gamma)^{T_{k+1} - T_{k+1}^\tau - T_k} &\geq \tau \\ \Rightarrow x_{k+1}^0 (1 - 2\alpha L)^{T_k - T_k^\tau} (1 + 2\gamma\alpha)^{T_k^\tau} (1 + 2\alpha\gamma)^{T_{k+1} - T_{k+1}^\tau - T_k} &\geq \tau \end{aligned}$$

Luego como $\alpha < \frac{1}{2L}$:

$$2\alpha\gamma (T_{k+1} - T_{k+1}^\tau - (T_k - T_k^\tau)) \geq \underbrace{\log \left(\frac{\tau}{x_{k+1}^0} \right)}_{\geq 1} + 2\alpha L (T_k - T_k^\tau)$$

$$\Rightarrow T_{k+1} - T_{k+1}^\tau \geq \frac{L + \gamma}{\gamma} (T_k - T_k^\tau)$$

Inductivamente:

$$T_d \geq T_d - T_d^\tau \geq \left(\frac{L + \gamma}{\gamma} \right)^{d-1} (T_1 - T_1^\tau) \geq \frac{1}{2\alpha\gamma} \left(\frac{L + \gamma}{\gamma} \right)^{d-1} \geq \left(\frac{L + \gamma}{\gamma} \right)^{d-1} \quad (8)$$

Paso 6 - Extender D_0 para que los puntos extremales sean interiores

Ya probamos que si $x^0 \in [-1, 1]^d \cap D_0$ entonces el algoritmo 1 necesita tiempo exponencial para converger al mínimo, ataquemos el caso $x^0 \in [-1, 1]^d \cap D_0^c$

Para $a = 0, \dots, 2^d - 1$ sea a_2 la representación binaria de a y notemos $a_2(0)$ los índices donde a_2 tiene 0 y análogo con $a_2(1)$. Definamos:

$$D_a = \bigcup_{i=1}^d \left\{ x \in \mathbb{R}^d : x_i \geq 0 \text{ si } i \in a_2(0), x_i \leq 0 \text{ sino,} \right. \\ \left. 6\tau \geq |x_1|, \dots, |x_{i-1}| \geq 2\tau, |x_i| \leq 2\tau, |x_{i+1}|, \dots, |x_d| \leq \tau \right\}$$

$$D = \bigcup_{a=0}^{2^d-1} D_a$$

Notemos que D es cerrado y que $[-1, 1]^d \subset D$. Ahora definamos la función f ; sea $i = 0, \dots, d$ y definamos los subdominios:

$$\begin{aligned} \tilde{D}_{i,1} &= \{x \in \mathbb{R}^d : 6\tau \geq |x_1|, \dots, |x_{i-1}| \geq 2\tau, |x_i| \leq \tau, |x_{i+1}|, \dots, |x_d| \leq \tau\} \\ \tilde{D}_{i,2} &= \{x \in \mathbb{R}^d : 6\tau \geq |x_1|, \dots, |x_{i-1}| \geq 2\tau, \tau \leq |x_i| \leq 2\tau, |x_{i+1}|, \dots, |x_d| \leq \tau\} \\ \tilde{D}_{d+1} &= \{x \in \mathbb{R}^d : 6\tau \geq |x_1|, \dots, |x_d| \geq 2\tau\} \end{aligned}$$

Luego definimos:

$$f(x) = \begin{cases} \sum_{j \leq i-1, j \in a_2(0)} L(x_j - 4\tau)^2 + \sum_{j \leq i-1, j \in a_2(1)} L(x_j + 4\tau)^2 \\ \quad - \gamma x_i^2 + \sum_{j \geq i+1} Lx_j^2 - (i-1)\eta & \text{si } x \in D_{i,1}, i < d \\ \\ \sum_{j \leq i-1, j \in a_2(0)} L(x_j - 4\tau)^2 + \sum_{j \leq i-1, j \in a_2(1)} L(x_j + 4\tau)^2 \\ \quad + G(x_i, x_{i+1}) + \sum_{j \geq i+2} Lx_j^2 - (i-1)\eta & \text{si } x \in D_{i,2}, i < d \\ \\ \sum_{j \leq d-1, j \in a_2(0)} L(x_j - 4\tau)^2 + \sum_{j \leq d-1, j \in a_2(1)} L(x_j + 4\tau)^2 \\ \quad - \gamma x_d^2 - (d-1)\eta & \text{si } x \in D_{d,1} \\ \\ \sum_{j \leq d-1, j \in a_2(0)} L(x_j - 4\tau)^2 + \sum_{j \leq d-1, j \in a_2(1)} L(x_j + 4\tau)^2 \\ \quad + G_1(x_d) - (d-1)\eta & \text{si } x \in D_{d,2} \\ \\ \sum_{j \leq d, j \in a_2(0)} L(x_j - 4\tau)^2 + \sum_{j \leq d, j \in a_2(1)} L(x_j + 4\tau)^2 \\ \quad - d\eta & \text{si } x \in D_{d+1} \end{cases}$$

Donde:

$$G(x_i, x_{i+1}) = \begin{cases} g(x_i, x_{i+1}) & \text{si } i \in a_2(0) \\ g(-x_i, x_{i+1}) & \text{si } i \in a_2(1) \end{cases}$$

$$G_1(x_i) = \begin{cases} g_1(x_i) & \text{si } i \in a_2(0) \\ g_1(-x_i) & \text{si } i \in a_2(1) \end{cases}$$

Notemos que por simetría de la definición, si espejamos la demostración del punto anterior es claro que si $\tau \geq e$ y $x^0 \in [-1, 1]^d$ entonces el algoritmo 1 con $\alpha < \frac{1}{2L}$ cumple $x_d^T \leq 2\tau$ para todo $T \leq \left(\frac{L+\gamma}{\gamma}\right)$ y por lo tanto necesita $e^{\Omega(d)}$ operaciones para llegar al único mínimo $(4\tau, \dots, 4\tau)$.

Paso 7 - Extender de D a \mathbb{R}^d

Por A.1.2 sabemos que existe $F : \mathbb{R}^d \rightarrow \mathbb{R}$ que extiende a f y que $\|F\|_\infty, \|F\|_{C^m} \leq \mathcal{O}(\text{poly}(d))$; y aunque F puede admitir nuevos puntos críticos, del paso 4 y 6 sabemos que si $x^0 \in [-1, 1]^d$ entonces $\{x^k\} \subset D$. ■

Part III

Algoritmos Estocásticos

CONTEXTO

En esta parte vamos a analizar la convergencia de algoritmos estocásticos para optimizar una $F : \mathbb{R}^d \mapsto \mathbb{R}$ que puede representar tanto el costo esperado como el empírico. Recordemos que F lo asumimos parametrizado por $w \in \mathbb{R}^d$ e imaginamos a los datos (x, y) como extraídos de una variable aleatoria ξ , cuya distribución desconocida es P , luego F se representa como:

$$F(w) = \begin{cases} R(w) = \mathbb{E}[f(w, \xi)] \\ \text{o} \\ R_n(w) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n f_i(w) \end{cases} \quad (1)$$

Sea el algoritmo estocástico 3

Algorithmus 3 : Descenso Estocastico (DE)

```

1 Input:  $w_1 \in \mathbb{R}^d$  el inicio de la iteración,  $\{\xi_k\}$  iid
2 for  $k \in \mathbb{N}$  do
3   Generar una muestra de la variable aleatoria  $\xi_k$ 
4   Calcular el vector estocástico  $g(w_k, \xi_k)$ 
5   Elegir  $\alpha_k > 0$ 
6    $w_{k+1} \leftarrow w_k - \alpha_k g(w_k, \xi_k)$ 
7 end
```

Notemos que representa en forma general los algoritmos estocásticos mas comunes. En particular, una muestra de ξ_k puede ser un único par (x_i, y_i) como en el *Descenso por gradiente estocástico* o una muestra $S_n = \{(x_i, y_i)\}_{i \leq n}$ como en *Mini-Batch Descenso por gradiente estocástico*; a su vez, $g(w_k, \xi_k)$ puede ser varias estimaciones del gradiente como por ejemplo:

$$g(w_k, \xi_k) = \begin{cases} \nabla f(w_k, \xi_k) \\ \frac{1}{n_k} \sum_{i=1}^{n_k} \nabla f(w_k, \xi_{k,i}) \\ H_k \frac{1}{n_k} \sum_{i=1}^{n_k} \nabla f(w_k, \xi_{k,i}) \end{cases} \quad (2)$$

Donde H_k es una matriz simétrica definida positiva como en los métodos de Newton-Gauss.

Para iniciar el analisis de la convergencia, lo mínimo que necesitamos es que el gradiente se mantenga controlado, por lo tanto asumamos:

Hipótesis 7.0.1 (F es L -Lipshitz) La función a optimizar $F \in C^1(\mathbb{R}^d)$ y existe $L > 0$ tal que para todos $w, z \in \mathbb{R}^d$:

$$\|\nabla F(w) - \nabla F(z)\|_2 \leq L \|w - z\|_2$$

Observación Sea F bajo 7.0.1, luego para todos $w, z \in \mathbb{R}^d$ vale:

$$F(w) \leq F(z) + \nabla F(z)^T(w - z) + \frac{1}{2}L \|w - z\|_2^2$$

Demostración Notemos que:

$$\begin{aligned} F(w) &= F(z) + \int_0^1 \frac{\partial F(z + t(w - z))}{\partial t} dt \\ &= F(z) + \int_0^1 \nabla F(z + t(w - z))^T (w - z) dt \\ &= F(z) + \nabla F(z)^T(w - z) + \int_0^1 [\nabla F(z + t(w - z)) - \nabla F(z)]^T (w - z) dt \\ &\leq F(z) + \nabla F(z)^T(w - z) + \int_0^1 L \|t(w - z)\|_2 \|w - z\|_2 dt \\ &= F(z) + \nabla F(z)^T(w - z) + \frac{1}{2}L \|w - z\|_2^2. \quad \blacksquare \end{aligned}$$

Definamos ahora $\mathbb{E}_{\xi_k}[\cdot] := \mathbb{E}_{P_k}[\cdot | w_k]$ la esperanza condicional bajo la distribución de ξ_k dado w_k .

Lema 7.0.2 Bajo 7.0.1 las iteraciones de 3 satisfacen que para todo $k \in N$:

$$\mathbb{E}_{\xi_k}[F(w_{k+1})] - F(w_k) \leq -\alpha_k \nabla F(w_k)^T \mathbb{E}_{\xi_k}[g(w_k, \xi_k)] + \frac{1}{2} \alpha_k^2 \mathbb{E}_{\xi_k}[\|g(w_k, \xi_k)\|_2^2] \quad (3)$$

Demostración Notemos que por 7.0.1 vale que:

$$\begin{aligned} F(w_{k+1}) - F(w_k) &\leq \nabla F(w_k)^T(w_{k+1} - w_k) + \frac{1}{2}L \|w_{k+1} - w_k\|_2^2 \\ &\leq -\alpha_k \nabla F(w_k)^T g(w_k, \xi_k) + \frac{1}{2} \alpha_k^2 L \|g(w_k, \xi_k)\|_2^2 \end{aligned}$$

Aca usamos
propiedades basicas
de la esperanza
condicional

Luego tomando esperanza de ambos lados y recordando que si X, Y son independientes entonces $\mathbb{E}_{X,Y}[Y|X] = \mathbb{E}[Y]$:

$$\begin{aligned} \mathbb{E}_{\xi_k}[F(w_{k+1}) - F(w_k)] &\leq -\alpha_k \mathbb{E}_{\xi_k}[\nabla F(w_k)^T g(w_k, \xi_k)] + \frac{1}{2} \alpha_k^2 L \mathbb{E}_{\xi_k}[\|g(w_k, \xi_k)\|_2^2] \\ \mathbb{E}_{\xi_k}[F(w_{k+1})] - F(w_k) &\leq -\alpha_k \nabla F(w_k)^T \mathbb{E}_{\xi_k}[g(w_k, \xi_k)] + \frac{1}{2} \alpha_k^2 L \mathbb{E}_{\xi_k}[\|g(w_k, \xi_k)\|_2^2] \end{aligned}$$

■

Observación Notemos que si $g(w_k, \xi_k)$ es un estimador insesgado de $\nabla F(w_k)$ entonces de 7.0.2:

$$\mathbb{E}_{\xi_k} [F(w_{k+1})] - F(w_k) \leq -\alpha_k \|\nabla F(w_k)\|^2 + \frac{1}{2} \alpha_k^2 \mathbb{E}_{\xi_k} [\|g(w_k, \xi_k)\|_2^2] \quad (4)$$

Luego entonces para controlar la convergencia de 3 también hay que poner suposiciones sobre el segundo momento de g , luego si definimos:

$$\mathbb{V}_{\xi_k} [g(w_k, \xi_k)] := \mathbb{E}_{\xi_k} [\|g(w_k, \xi_k)\|_2^2] - \|\mathbb{E}_{\xi_k} [g(w_k, \xi_k)]\|_2^2 \quad (5)$$

Asumamos:

Hipótesis 7.0.3 (Acotaciones al primer y segundo momento de g) Supongamos que dada F función objetivo y g la estimación del gradiente en 3 vale:

1. Existe $U \subset \mathbb{R}^d$ tal que $\{w_k\} \subset U$ y que existe F_{inf} tal que $F|_U \geq F_{inf}$
2. Existen $\mu_G \geq \mu \geq 0$ tal que para todo $k \in \mathbb{N}$ valen:

$$\nabla F(w_k)^T \mathbb{E}_{\xi_k} [g(w_k, \xi_k)] \geq \mu \|\nabla F(w_k)\|_2^2 \quad (6a)$$

Y

$$\|\mathbb{E}_{\xi_k} [g(w_k, \xi_k)]\|_2 \leq \mu_G \|\nabla F(w_k)\|_2 \quad (6b)$$

3. Existen $M, M_V \geq 0$ tal que para todo $k \in \mathbb{N}$:

$$\mathbb{V}_{\xi_k} [g(w_k, \xi_k)] \leq M + M_V \|\nabla F(w_k)\|_2^2 \quad (7)$$

Observación Notemos que si g es un estimador insesgado de ∇F entonces 6a y 6b valen con $\mu_G = \mu = 1$. Dejamos de ejercicio al lector notar que si H_k es simétrica positiva definida tal que H_k es independiente de ξ_k entonces tanto 6a como 6b valen.

Observación Bajo 7.0.3 y por 5 tenemos que:

$$\begin{aligned} \mathbb{E}_{\xi_k} [\|g(w_k, \xi_k)\|_2^2] &\leq \|\mathbb{E}_{\xi_k} [g(w_k, \xi_k)]\|_2^2 + M + M_V \|\nabla F(w_k)\|_2^2 \\ &\leq M + M_G \|\nabla F(w_k)\|_2^2 \end{aligned}$$

$$M_G := M_V + \mu_G^2 \geq \mu^2 \geq 0$$

Lema 7.0.4 Bajo 7.0.3 y 7.0.1 las iteraciones de 3 satisfacen para todo $k \in \mathbb{N}$:

$$\mathbb{E}_{\xi_k} [F(w_{k+1})] - F(w_k) \leq -\mu \alpha_k \|\nabla F(w_k)\|_2^2 + \frac{1}{2} \alpha_k^2 L \mathbb{E}_{\xi_k} [\|g(w_k, \xi_k)\|_2^2] \quad (8a)$$

$$\mathbb{E}_{\xi_k} [F(w_{k+1})] - F(w_k) \leq -\left(\mu - \frac{1}{2} \alpha_k L M_G\right) \alpha_k \|\nabla F(w_k)\|_2^2 + \frac{1}{2} \alpha_k^2 L M \quad (8b)$$

Demostración Por 7.0.2 y 6a vale que:

$$\begin{aligned}\mathbb{E}_{\xi_k} [F(w_{k+1})] - F(w_k) &\leq -\alpha_k \nabla F(w_k)^T \mathbb{E}_{\xi_k} [g(w_k, \xi_k)] + \frac{1}{2} L \alpha_k^2 \mathbb{E}_{\xi_k} [\|g(w_k, \xi_k)\|_2^2] \\ \mathbb{E}_{\xi_k} [F(w_{k+1})] - F(w_k) &\leq -\mu \alpha_k \|\nabla F(w_k)\|_2^2 + \frac{1}{2} \alpha_k^2 L \mathbb{E}_{\xi_k} [\|g(w_k, \xi_k)\|_2^2]\end{aligned}$$

Que es 8a; luego por 7 obtenemos 8b. ■

Corolario 7.0.5 Bajo 7.0.3 y 7.0.1 las iteraciones de 3 satisfacen para todo $k \in \mathbb{N}$ que $\{w_k\}$ es una cadena de Markov de primer orden.

CONVERGENCIA EN L_1

8.1 CASO FUERTEMENTE CONVEXO

Consideremos primero los casos de convexidad donde sabemos que el mínimo existe y es único, por lo tanto asumamos por ahora:

Hipótesis 8.1.1 (Convexidad fuerte) Supongamos que la función objetivo $F : \mathbb{R}^d \mapsto \mathbb{R}$ cumple que existe $c > 0$ tal que para todos $z, w \in \mathbb{R}^d$:

$$F(z) \geq F(w) + \nabla F(w)^T (z - w) + \frac{1}{2}c \|z - w\|_2^2 \quad (1)$$

Luego existe un único $w_* \in \mathbb{R}^d$ tal que $F_{inf} = F(w_*) \leq F(w)$ para todo $w \in \mathbb{R}^d$

Notemos que de 8.1.1 y 7 vale que $c \leq L$

Lema 8.1.2 Supongamos que F cumple 8.1.1, luego para todo $w \in \mathbb{R}^d$ vale que:

$$2c (F(w) - F_{inf}) \leq \|\nabla F(w)\|_2^2 \quad (2)$$

Demostración Dado $w \in \mathbb{R}^d$ sea:

$$q(z) = F(w) + \nabla F(w)^T (z - w) + \frac{1}{2}c \|z - w\|_2^2$$

Se puede verificar que $z_* := w - \frac{1}{c}\nabla F(w)$ cumple que $q(z_*) = F(w) - \frac{1}{2c} \|\nabla F(w)\|_2^2 \leq q(z)$ para todo $z \in \mathbb{R}^d$; luego por 8.1.2 se tiene:

$$F_{inf} \geq F(w) + \nabla F(w)^T (w_* - w) + \frac{1}{2}c \|w_* - w\|_2^2 \geq F(w) - \frac{1}{2c} \|\nabla F(w)\|_2^2$$

■

Ya estamos en condiciones de demostrar nuestro primer resultado de convergencia para 3 con $\alpha_k = \alpha$, pero notemos que *a priori* lo mas que podemos asumir es quedar en un entorno de F_{inf} ya que de 8b se ve que el segundo término es constante.

Dado w_k que depende de ξ_1, \dots, ξ_{k-1} definamos:

$$\mathbb{E} [F(w_k)] = \mathbb{E}_{\xi_1} \mathbb{E}_{\xi_2} \dots \mathbb{E}_{\xi_{k-1}} [F(w_k)]$$

Teorema 8.1.3 (Objetivo fuertemente convexo, Incremento constante)

Supongamos 7.0.1, 7.0.3 y 8.1.1; además supongamos que dado 3 $\alpha_k = \alpha > 0$ constante tal que:

$$0 < \alpha \leq \frac{\mu}{LM_G} \quad (3)$$

Luego para todo $k \in \mathbb{N}$ vale que:

$$\begin{aligned} \mathbb{E} [F(w_k) - F_{inf}] &\leq \frac{\alpha LM}{2c\mu} + (1 - \alpha c\mu)^{k-1} \left(F(w_1) - F_{inf} - \frac{\alpha LM}{2c\mu} \right) \\ &\xrightarrow{k \rightarrow \infty} \frac{\alpha LM}{2c\mu} \end{aligned}$$

Demostración Usando 7.0.4 con 3 y 8.1.2 tenemos para todo $k \in \mathbb{N}$ que:

$$\begin{aligned} \mathbb{E}_{\xi_k} [F(w_{k+1}) - F(w_k)] &\stackrel{7.0.4}{\leq} -(\mu - \frac{1}{2}\alpha LM_G) \alpha \|\nabla F(w_k)\|_2^2 + \frac{1}{2}\alpha^2 LM \\ &\stackrel{3}{\leq} -\frac{1}{2}\alpha\mu \|\nabla F(w_k)\|_2^2 + \frac{1}{2}\alpha^2 LM \\ &\stackrel{8.1.2}{\leq} -\alpha\mu c (F(w_k) - F_{inf}) + \frac{1}{2}\alpha^2 LM \end{aligned}$$

Luego si restamos F_{inf} y tomamos esperanza total (definida en 8.1:

$$\begin{aligned} \mathbb{E}_{\xi_k} [F(w_{k+1}) - F(w_k)] &\leq -\alpha\mu c (F(w_k) - F_{inf}) + \frac{1}{2}\alpha^2 LM \\ \implies \mathbb{E} [F(w_{k+1}) - F_{inf}] &\leq (1 - \alpha c\mu) \mathbb{E} [F(w_k) - F_{inf}] + \frac{1}{2}\alpha^2 LM \\ \implies \mathbb{E} [F(w_{k+1}) - F_{inf}] - \frac{\alpha LM}{2c\mu} &\leq (1 - \alpha c\mu) \mathbb{E} [F(w_k) - F_{inf}] + \frac{1}{2}\alpha^2 LM - \frac{\alpha LM}{2c\mu} \\ &= (1 - \alpha c\mu) \left(\mathbb{E} [F(w_k) - F_{inf}] - \frac{\alpha LM}{2c\mu} \right) \end{aligned}$$

Por otro lado notemos que:

$$0 < \alpha c\mu \leq \frac{c\mu^2}{LM_G} \leq \frac{c\mu^2}{L\mu^2} = \frac{c}{L} \leq 1$$

Luego deducimos inductivamente que:

$$\mathbb{E} [F(w_{k+1}) - F_{inf}] - \frac{\alpha LM}{2c\mu} \leq (1 - \alpha c\mu)^k \left(F(w_1) - F_{inf} - \frac{\alpha LM}{2c\mu} \right)$$

■

Observación Notemos que si g es un estimador insesgado de ∇F entonces $\mu = M_G = 1$ por lo que $\alpha \in [0, \frac{1}{L})$ que es la condición que pedimos en 5.1.3.

Observación Notemos además que si $M = 0$ (o sea el algoritmo 3 no tiene ruido) entonces la convergencia es lineal, recuperando el resultado de [2].

Observación Notemos finalmente que hay un compromiso entre el primer y segundo término de 8.1.3 donde a un α más cercano a $\frac{\mu}{LM_G}$ acelera la convergencia del primer término, pero a costa de un entorno final de mayor volúmen.

Luego esto llevo a varios investigadores a tomar un enfoque artesanal donde se tomaba un $\alpha_k = \alpha_1$ para $k \leq k_1$ donde k_1 es tal que $\mathbb{E}[F(w_{k_1}) - F_{inf}] \leq \frac{\alpha_1 LM}{2c\mu}$. Luego se tomaba $\alpha_2 = \frac{\alpha_1}{2}$ y se seguía inductivamente.

Teorema 8.1.4 (Objetivo fuertemente convexo, Incremento decreciente)

Supongamos 7.0.1, 7.0.3 y 8.1.1; además supongamos que dado 3 α_k cumple:

$$\alpha_k = \frac{\beta}{\gamma + k} \quad \text{para algún } \beta > \frac{1}{c\mu} \text{ y } \gamma > 0 \text{ tal que } \alpha_1 \leq \frac{\mu}{LM_G} \quad (4)$$

Luego para todo $k \in \mathbb{N}$ vale que:

$$\mathbb{E}[F(w_k) - F_{inf}] \leq \frac{\eta}{\gamma + k}$$

Donde:

$$\eta := \max \left\{ \frac{\beta^2 LM}{2(\beta c\mu - 1)}, (\gamma + 1)(F(w_1) - F_{inf}) \right\}$$

Demostración Notemos primero que por 4 para todo $k \in \mathbb{N}$ vale:

$$\alpha_k LM_G \leq \alpha_1 LM_G \leq \mu$$

Luego por 7.0.4 y 8.1.2 uno tiene para todo $k \in \mathbb{N}$:

$$\begin{aligned} \mathbb{E}_{\xi_k}[F(w_{k+1})] - F(w_k) &\leq - \left(\mu - \frac{1}{2} \alpha_k LM_G \right) \alpha_k \|\nabla F(w_k)\|_2^2 + \frac{1}{2} \alpha_k^2 LM \\ &\leq - \frac{1}{2} \mu \alpha_k \|\nabla F(w_k)\|_2^2 + \frac{1}{2} \alpha_k^2 LM \\ &\leq - \alpha_k c\mu (F(w_k) - F(w_*)) + \frac{1}{2} \alpha_k^2 LM \end{aligned}$$

Luego restando F_{inf} , tomando esperanza y reordenando vale:

$$\mathbb{E}[F(w_{k+1}) - F_{inf}] \leq (1 - \alpha_k c\mu) \mathbb{E}[F(w_k) - F_{inf}] + \frac{1}{2} \alpha_k^2 LM$$

Probemos ahora el resultado por inducción. Por la definición de η tenemos que $k = 1$ vale, luego si asumimos que vale el resultado para algún $k \geq 1$ entonces:

$$\begin{aligned}
 \mathbb{E} [F(w_{k+1}) - F_{inf}] &\leq \left(1 - \frac{\beta c \mu}{\gamma + k}\right) \frac{\eta}{\gamma + k} + \frac{\beta^2 LM}{2(\gamma + k)^2} \\
 &= \left(\frac{(\gamma + k) - \beta c \mu}{(\gamma + k)^2}\right) \eta + \frac{\beta^2 LM}{2(\gamma + k)^2} \\
 &= \underbrace{\left(\frac{(\gamma + k) - 1}{(\gamma + k)^2}\right) \eta - \left(\frac{\beta c \mu - 1}{(\gamma + k)^2}\right) \eta + \frac{\beta^2 LM}{2(\gamma + k)^2}}_{\leq 0 \text{ Por definición de } \eta} \\
 &\leq \frac{\eta}{\gamma + k + 1}
 \end{aligned}$$

$\underbrace{(\gamma + k)^2 \geq (\gamma + k + 1)(\gamma + k - 1)}$

■

Notemos entonces que en el caso fuertemente convexo con incrementos fijos tenemos convergencia en un entorno del mínimo mientras que si reducimos los incrementos tenemos convergencia en L1, cabría preguntarse (inspirados en la observación del caso α fijo con $M = 0$) si con el ruido existente pero controlado podemos mantener la convergencia en L1.

Teorema 8.1.5 (Objetivo Fuertemente Convexo, Reducción del Ruido)

Supongamos que valen 7.0.1, 7.0.3 y 8.1.1 pero reforcemos 7 a la existencia de una constante $M \geq 0$ y $\xi \in (0, 1)$ tal que para todo $k \in \mathbb{N}$:

$$\mathbb{V}_{\xi_k} [g(w_k, \xi_k)] \leq M \xi^{k-1} \quad (5)$$

Supongamos además que 3 tiene $\alpha_k = \alpha$ para todo $k \in \mathbb{N}$ satisfaciendo:

$$0 < \alpha \leq \min \left\{ \frac{\mu}{L \mu_G^2}, \frac{1}{\mu} \right\} \quad (6)$$

Luego vale:

$$\mathbb{E} [F(w_k) - F_{inf}] \leq \omega \rho^{k-1}$$

Donde:

$$\omega := \max \left\{ \frac{\alpha LM}{c \mu}, F(w_1) - F_{inf} \right\} \quad (7a)$$

$$\rho := \max \left\{ 1 - \frac{\alpha c \mu}{2}, \xi \right\} < 1 \quad (7b)$$

Demostración Por 8a vale que:

$$\mathbb{E}_{\xi_k} [F(w_{k+1})] - F(w_k) \leq -\mu \alpha \|\nabla F(w_k)\|_2^2 + \frac{1}{2} \alpha^2 L \mathbb{E}_{\xi_k} [\|g(w_k, \xi_k)\|_2^2]$$

Luego si juntamos 5, 6b, 6 y 5 entonces:

$$\begin{aligned}
 \mathbb{E}_{\xi_k} [F(w_{k+1})] - F(w_k) &\leq -\mu\alpha \|\nabla F(w_k)\|_2^2 + \frac{1}{2}\alpha^2 L \left(\mu_G^2 \|\nabla F(w_k)\|_2^2 + M\zeta^{k-1} \right) \\
 &\leq -\left(\mu - \frac{1}{2}\alpha L \mu_G^2 \right) \alpha \|\nabla F(w_k)\|_2^2 + \frac{1}{2}\alpha^2 L M \zeta^{k-1} \\
 &\leq -\frac{1}{2}\mu\alpha \|\nabla F(w_k)\|_2^2 + \frac{1}{2}\alpha^2 L M \zeta^{k-1} \\
 &\leq -c\mu\alpha (F(w_k) - F_{inf}) + \frac{1}{2}\alpha^2 L M \zeta^{k-1}
 \end{aligned}$$

Por lo tanto:

$$\mathbb{E} [F(w_{k+1}) - F_{inf}] \leq (1 - c\mu\alpha) \mathbb{E} [F(w_k) - F_{inf}] + \frac{1}{2}\alpha^2 L M \zeta^{k-1} \quad (8)$$

Por que vale k=1??

Probemos ahora la identidad por inducción. Para esto, notemos que el caso $k = 1$ vale por la definición de ω ; luego si asumimos que vale para algún $k \geq 1$ entonces de 8, 7a y 7b:

$$\begin{aligned}
 \mathbb{E} [F(w_{k+1}) - F_{inf}] &\leq (1 - c\mu\alpha) \omega \rho^{k-1} + \frac{1}{2}\alpha^2 L M \zeta^{k-1} \\
 &= \omega \rho^{k-1} \left(1 - c\mu\alpha + \frac{\alpha^2 L M}{2\omega} \left(\frac{\zeta}{\rho} \right)^{k-1} \right) \\
 &\leq \omega \rho^{k-1} \left(1 - c\mu\alpha + \frac{\alpha^2 L M}{2\omega} \right) \\
 &\leq \omega \rho^{k-1} \left(1 - c\mu\alpha + \frac{\alpha c \mu}{2} \right) \\
 &= \omega \rho^{k-1} \left(1 - \frac{\alpha c \mu}{2} \right) \\
 &\leq \omega \rho^k
 \end{aligned}$$

■

8.2 CASO GENERAL

Manteniendo las mismas hipótesis y notaciones veamos el caso general, nuevamente separando entre incrementos constantes o decrecientes.

Teorema 8.2.1 (Objetivo no convexo, Incrementos fijos) *Asumiendo 7.0.1 y 7.0.3 y suponiendo que en 3 tenemos $\alpha_k = \alpha$ tal que:*

$$0 < \alpha \leq \frac{\mu}{LM_G} \quad (1)$$

Entonces vale para todo $k \in \mathbb{N}$:

$$\mathbb{E} \left[\sum_{k=1}^K \|\nabla F(w_k)\|_2^2 \right] \leq \frac{K\alpha LM}{\mu} + \frac{2(F(w_1) - F_{inf})}{\mu\alpha} \quad (2a)$$

$$\mathbb{E} \left[\frac{1}{K} \sum_{k=1}^K \|\nabla F(w_k)\|_2^2 \right] \leq \frac{\alpha LM}{\mu} + \frac{2(F(w_1) - F_{inf})}{K\mu\alpha} \quad (2b)$$

$$\xrightarrow{K \rightarrow \infty} \frac{\alpha LM}{\mu}$$

Demostración Recordemos 8a y si tomamos esperanza total e imponemos 1 tenemos:

$$\begin{aligned} \mathbb{E}[F(w_{k+1})] - \mathbb{E}[F(w_k)] &\leq -\left(\mu - \frac{1}{2}\alpha LM_G\right) \alpha \mathbb{E} \left[\|\nabla F(w_k)\|_2^2 \right] + \frac{1}{2}\alpha^2 LM \\ &\leq -\frac{1}{2}\alpha\mu \mathbb{E} \left[\|\nabla F(w_k)\|_2^2 \right] + \frac{1}{2}\alpha^2 LM \end{aligned}$$

Luego como por 7.0.3 tenemos que $F_{inf} \leq \mathbb{E}[F(w_k)]$ para todo $k \in \mathbb{N}$ vale:

$$F_{inf} - F(w_1) \leq \mathbb{E}[F(w_{K+1})] - F(w_1) \leq -\frac{1}{2}\alpha\mu \sum_{k=1}^K \mathbb{E} \left[\|\nabla F(w_k)\|_2^2 \right] + \frac{1}{2}K\alpha^2 LM$$

■

Observación Notemos que si $M = 0$ (no hay ruido o crece comparable a $\|\nabla F(w_k)\|_2^2$) entonces obtenemos que $\sum_{k=1}^{\infty} \|\nabla F(w_k)\|_2^2 < \infty$ por lo que $\left\{ \|\nabla F(w_k)\|_2^2 \right\}_{k \in \mathbb{N}} \xrightarrow{k \rightarrow \infty} 0$, que es el resultado obtenido en [2].

En cambio, cuando $M \neq 0$ aunque no podemos acotar $\|\nabla F(w_k)\|_2^2$ *per-se*, podemos decir de 2b que en esperanza el valor del gradiente es cada vez menor en un entorno de radio $\frac{\alpha LM}{\mu}$. Luego recuperamos la intuición del caso convexo (8.1.3) donde a menor incremento el entorno es menor (el algoritmo es más preciso) pero la cantidad de iteraciones es mayor.

Para el de incrementos decrecientes, asumamos que $\{\alpha_k\}$ cumple la condición de *Robbins - Monro* 1:

Teorema 8.2.2 (Objetivo no convexo, Incrementos decrecientes) Asumiendo 7.0.1 y 7.0.3, suponiendo además que en 3 los $\{\alpha_k\}$ satisfacen 1; si notamos

$A_K := \sum_{k=1}^K \alpha_k$ vale para todo $k \in \mathbb{N}$:

$$\lim_{K \rightarrow \infty} \mathbb{E} \left[\sum_{k=1}^K \alpha_k \|\nabla F(w_k)\|_2^2 \right] < \infty \quad (3a)$$

$$\mathbb{E} \left[\frac{1}{A_K} \sum_{k=1}^K \alpha_k \|\nabla F(w_k)\|_2^2 \right] \xrightarrow{K \rightarrow \infty} 0 \quad (3b)$$

Demostración Como $\alpha_k \rightarrow 0$ por 1 entonces podemos asumir sin pérdida de generalidad que $\alpha_k LM_G \leq \mu$ para todo $k \in \mathbb{N}$, luego:

$$\begin{aligned}\mathbb{E}[F(w_{k+1})] - \mathbb{E}[F(w_k)] &\leq -(\mu - \frac{1}{2}\alpha_k LM_G) \alpha_k \mathbb{E}[\|\nabla F(w_k)\|_2^2] + \frac{1}{2}\alpha_k^2 LM \\ &\leq -\frac{1}{2}\alpha_k \mu \mathbb{E}[\|\nabla F(w_k)\|_2^2] + \frac{1}{2}\alpha_k^2 LM\end{aligned}$$

Luego como por 7.0.3 tenemos que $F_{inf} \leq \mathbb{E}[F(w_k)]$ para todo $k \in \mathbb{N}$ vale:

$$F_{inf} - \mathbb{E}[F(w_1)] \leq \mathbb{E}[F(w_{K+1})] - \mathbb{E}[F(w_1)] \leq -\frac{1}{2}\mu \sum_1^K \alpha_k \mathbb{E}[\|\nabla F(w_k)\|_2^2] + \frac{1}{2}LM \sum_{k=1}^K \alpha_k^2$$

Luego:

$$\sum_1^K \alpha_k \mathbb{E}[\|\nabla F(w_k)\|_2^2] \leq \frac{2(\mathbb{E}[F(w_1) - F_{inf}])}{\mu} + \frac{LM}{\mu} \underbrace{\sum_{k=1}^K \alpha_k^2}_{\xrightarrow{K \rightarrow \infty} C < \infty}$$

Por lo que 3a esta probado. Finalmente como por 1 tenemos que $A_K \rightarrow \infty$ se tiene 3b. ■

Porque si
 $\lim \mathbb{E}[X_k] < \infty$
entonces
 $\lim \mathbb{E}\left[\frac{X_k}{A_k}\right] = 0$ *si*
 $A_k \rightarrow \infty$ *con* A_k *escalar?*

Corolario 8.2.3 Asumiendo 7.0.1 y 7.0.3, suponiendo además que en 3 los $\{\alpha_k\}$ satisfacen 1 entonces :

$$\liminf_{k \rightarrow \infty} \mathbb{E}[\|\nabla F(w_k)\|_2^2] = 0 \quad (4)$$

Corolario 8.2.4 Bajo las mismas hipótesis de 8.2.2 sea $k(K) \in \{1, \dots, K\}$ un índice aleatorio elegido con probabilidades respectivas $\{\alpha_k\}_{k=1}^K$; luego $\|\nabla F(w_k)\|_2 \rightarrow 0$ en probabilidad.

Demostración Sea $\epsilon > 0$, luego de 3a y la desigualdad de Markov:

Usamos la
desigualdad de
Markov

$$\mathbb{P}[\|\nabla F(w_k)\|_2 \geq \epsilon] = \mathbb{P}[\|\nabla F(w_k)\|_2^2 \geq \epsilon^2] \leq \epsilon^{-2} \mathbb{E}[\mathbb{E}_{\xi_k}[\|\nabla F(w_k)\|_2^2]] \rightarrow 0$$

■

Porque aca es la
esperanza de la
esperanza
condicional?

Teorema 8.2.5 (Objetivo no convexo regular, Incrementos decrecientes)

Bajo las mismas hipótesis de 8.2.2 si además pedimos que $F \in C^2$ y que $w \mapsto \|\nabla F(w)\|_2^2$ sea l -Lipshitz entonces:

$$\lim_{k \rightarrow \infty} \mathbb{E}[\|\nabla F(w_k)\|_2^2] = 0 \quad (5)$$

Demostración Sea $G(w) := \|\nabla F(w)\|_2^2$ y sea L_G la constante de Lipschitz de $\nabla G(w) = 2\nabla^2 F(w)\nabla F(w)$, luego:

$$\begin{aligned} G(w_{k+1}) - G(w_k) &\stackrel{7}{\leq} \nabla G(w_k)^T (w_{k+1} - w_k) + \frac{1}{2} L_G \|w_k - w_{k+1}\|_2^2 \\ &\leq -\alpha_k \nabla G(w_k)^T g(w_k, \xi_k) + \frac{1}{2} \alpha_k L_G \|g(w_k, \xi_k)\|_2^2 \end{aligned}$$

Si tomamos esperanza condicional a ξ_k y usamos 7.0.1, 7.0.3 entonces:

$$\begin{aligned} \mathbb{E}_{\xi_k} [G(w_{k+1}) - G(w_k)] &\leq -2\alpha_k \nabla F(w_k)^T \nabla^2 F(w_k)^T \mathbb{E}_{\xi_k} [g(w_k, \xi_k)] + \\ &\quad \frac{1}{2} \alpha_k^2 L_G \mathbb{E}_{\xi_k} [\|g(w_k, \xi_k)\|_2^2] \\ &\leq 2\alpha_k \|\nabla F(w_k)\|_2 \|\nabla^2 F(w_k)\|_2 \|\mathbb{E}_{\xi_k} [g(w_k, \xi_k)]\|_2 + \\ &\quad \frac{1}{2} \alpha_k^2 L_G \mathbb{E}_{\xi_k} [\|g(w_k, \xi_k)\|_2^2] \\ &\leq 2\alpha_k L \mu_G \|\nabla F(w_k)\|_2^2 + \\ &\quad \frac{1}{2} \alpha_k^2 L_G \left(M + M_V \|\nabla F(w_k)\|_2^2 \right) \end{aligned}$$

Luego obtenemos tomando esperanza total:

$$\mathbb{E} [G(w_{k+1})] - \mathbb{E} [G(w_k)] \leq 2\alpha_k L \mu_G \mathbb{E} [\|\nabla F(w_k)\|_2^2] + \frac{1}{2} \alpha_k^2 L_G \left(M + M_V \mathbb{E} [\|\nabla F(w_k)\|_2^2] \right) \quad (6)$$

Notemos que existe $K \in \mathbb{N}$ tal que $\alpha_k^2 \leq \alpha_k$ y luego por 8.2.2 el lado derecho cumple:

$$\lim_{N \rightarrow \infty} 2L\mu_G \underbrace{\sum_{k=K}^{K+N} \mathbb{E} [\alpha_k \|\nabla F(w_k)\|_2^2]}_{3a} + \frac{1}{2} L_G \left(\underbrace{M \sum_{k=K}^{K+N} \alpha_k^2}_1 + \underbrace{M_V \sum_{k=K}^{K+N} \mathbb{E} [\alpha_k^2 \|\nabla F(w_k)\|_2^2]}_{3a} \right) = 0$$

Sean:

$$\begin{aligned} S_K^+ &= \sum_{k=1}^K \max(0, \mathbb{E} [G(w_{k+1})] - \mathbb{E} [G(w_k)]) \\ S_K^- &= \sum_{k=1}^K \max(0, \mathbb{E} [G(w_k)] - \mathbb{E} [G(w_{k+1})]) \end{aligned}$$

Luego como en 6 el lado derecho es positivo y su suma es convergente tenemos que $\{S_K^+\}$ es monótona, acotada superiormente y por ende convergente. Además como $0 \leq \mathbb{E} [G(w_k)] = \mathbb{E} [G(w_0)] + S_k^+ - S_k^-$ tenemos que $\{S_K^-\}$ también es monótona y acotada superiormente, por lo que es convergente; concluimos que $\mathbb{E} [G(w_k)]$ debe ser convergente, y por 8.2.3 tenemos $\mathbb{E} [\|\nabla F(w_k)\|_2^2] = \mathbb{E} [G(w_k)] \rightarrow 0$.

■

CONVERGENCIA CTP

Ahora que ya analizamos la convergencia en L1 de 3 vimos que hay una distinción entre el caso convexo y no convexo; donde en el caso convexo usualmente podemos asegurar convergencia a una cercanía del mínimo mientras que en el no convexo solo asegurábamos la convergencia a un punto crítico. Nuevamente en el estudio de la convergencia *casi todo punto* vamos a separar en esos dos casos y va a volver a aparecer 1. Por simpleza en los cálculos vamos a asumir en este capítulo que g es un estimador insesgado de $\nabla F(w_k)$.

9.1 CASO DÉBILMENTE CONVEXO

Hipótesis 9.1.1 (Acotaciones al segundo momento de g) Supongamos que dada F función objetivo cumple 2.0.1 y g la estimación insesgada del gradiente en 3 vale que existen $A, B \geq 0$ tales que:

$$\mathbb{E} [g(w_k, \xi_k)^2] \leq A + B (w_k - w^*)^2$$

Observación Notemos que si F cumple 7.0.1 y g cumple 7.0.3 entonces automáticamente cumplen 9.1.1.

Teorema 9.1.2 (Objetivo débilmente convexo, incrementos decrecientes)

Supongamos 2.0.1, 9.1.1; además supongamos que dado 3 α_k cumple 1:

Luego para todo $k \in \mathbb{N}$ vale que:

$$w_k \xrightarrow[ctp]{k \rightarrow \infty} w^* \quad (1a)$$

$$(w_k - w^*) \nabla F(w_k) \xrightarrow[ctp]{k \rightarrow \infty} 0 \quad (1b)$$

Demostración Vayamos de a pasos como cuando demostramos 2.2.2.

Paso 1 Definamos el proceso estocástico de Lyapunov $h_k := (w_k - w^*)^2$

Paso 2 Análogamente a casos anteriores notemos que:

$$h_{k+1} - h_k = -2\alpha_k (w_k - w^*) g(w_k, \xi_k) + \alpha_k^2 g(w_k, \xi_k)^2 \quad (2)$$

Definamos ahora la filtración $\mathcal{P}_k = \{\xi_0, \dots, \xi_{k-1}, w_0, \dots, w_k, \alpha_0, \dots, \alpha_k\}$ que determina toda la información a tiempo k **antes** de tomar la muestra ξ_k ; luego si tomamos la esperanza condicional a esta filtración:

Usamos filtraciones en el teorema de convergencia de cuasi-martingalas
Como definimos bien la filtración? Es saber toda esa información a tiempo k , como lo notamos?

$$\begin{aligned}
\mathbb{E} [h_{k+1} - h_k | \mathcal{P}_k] &= -2\alpha_k \mathbb{E} \left[\underbrace{(w_k - w^*)}_{\mathcal{P}_k \text{ medible}} g(w_k, \xi_k) | \mathcal{P}_k \right] + \alpha_k^2 \mathbb{E} [g(w_k, \xi_k)^2 | \mathcal{P}_k] \\
&= -2\alpha_k (w_k - w^*) \mathbb{E} [g(w_k, \xi_k) | \mathcal{P}_k] + \alpha_k^2 \mathbb{E} [g(w_k, \xi_k)^2 | \mathcal{P}_k]
\end{aligned}$$

Pero como ξ_k es **independiente** de \mathcal{P}_k entonces si recordamos que g es insesgado tenemos:

$$\mathbb{E} [h_{k+1} - h_k | \mathcal{P}_k] = -2\alpha_k (w_k - w^*) \nabla F(w_k) + \alpha_k^2 \mathbb{E} [g(w_k, \xi_k)^2 | \mathcal{P}_k]$$

Ahora si incorporamos 9.1.1 obtenemos:

$$\mathbb{E} [h_{k+1} - (1 + \alpha_k^2 B) h_k | \mathcal{P}_k] \leq -2\alpha_k (w_k - w^*) \nabla F(w_k) + \alpha_k^2 A \quad (3)$$

Definamos ahora las sucesiones auxiliares:

$$\mu_k = \prod_{j=1}^{k-1} \frac{1}{1 + \alpha_j^2 B} \quad (4a)$$

$$h'_k = \mu_k h_k \quad (4b)$$

Por lo que replicando las operaciones en 2.2.2 llegamos a:

$$\mathbb{E} [h'_{k+1} - h'_k | \mathcal{P}_k] \leq \alpha_k^2 \mu_k A$$

Definamos ahora el *proceso de variaciones positivas asociadas a un proceso $\{u_k\}$* :

$$\delta_k^u := \begin{cases} 1 & \text{si } \mathbb{E} [u_{k+1} - u_k | \mathcal{P}_k] > 0 \\ 0 & \text{si no} \end{cases} \quad (5)$$

Luego notemos que:

$$\mathbb{E} [\delta_k^{h'} (h'_{k+1} - h'_k)] \underbrace{=}_{\text{por definición de } \delta_k^{h'}} \mathbb{E} [\delta_k^{h'} \mathbb{E} [h'_{k+1} - h'_k | \mathcal{P}_k]] \leq \alpha_k^2 \mu_k A$$

Por el mismo motivo que en 2.2.2 concluimos que:

$$h'_k \geq 0 \quad (6a)$$

$$\sum_{k=1}^{\infty} \mathbb{E} [\delta_k^{h'} (h'_{k+1} - h'_k)] < \infty \quad (6b)$$

Por el teorema de convergencia de cuasi-martingalas concluimos que h'_k converge ctp; como $\underbrace{\mu_k}_{\geq 0} \rightarrow \mu_\infty > 0$ entonces $\{h_k\}$ converge ctp.

Paso 3 Como h_k converge ctp, de 3 concluimos que:

$$\sum_{k=1}^{\infty} \alpha_k (w_k - w^*) \nabla F(w_k) < \infty \quad \text{ctp}$$

Supongamos que $\mathbb{P} \left(\left\{ \lim_k h_k > 0 \right\} \right) > \tilde{\epsilon}$, luego $\mathbb{P} \left(\{ \alpha_k (w_k - w^*) \nabla F(w_k) > C \alpha_k \} \right) > \tilde{\epsilon}$ lo que implicaría por 1 que $\mathbb{P} \left(\left\{ \sum_{k=1}^{\infty} \alpha_k (w_k - w^*) \nabla F(w_k) = \infty \right\} \right) > \tilde{\epsilon}$; concluimos entonces que:

$$w_k \xrightarrow[\text{ctp}]{k \rightarrow \infty} w^* \quad (7a)$$

$$(w_k - w^*) \nabla F(w_k) \xrightarrow[\text{ctp}]{k \rightarrow \infty} 0 \quad (7b)$$

■

9.2 CASO NO CONVEXO

Vamos a tomar las siguientes hipótesis para probar la convergencia ctp a un punto extremal.

Hipótesis 9.2.1 (Hipótesis caso no convexo) Sea F una función de costo objetivo y supongamos que el algoritmo 3 cumple que g es un estimador insesgado, ie: $\mathbb{E}[g(w_k, \xi_k)] = \nabla F(w_k)$, luego tomemos las siguientes hipótesis:

1. $F \in C^3$
2. Existe $w^* \in \chi$ tal que $F_{\inf} = F(w^*) \leq F(w)$, aunque notemos que no necesariamente es único
3. $F(w) \geq 0$ para todo $w \in \chi$ (Notemos que como hay un mínimo global, podemos redefinir $\tilde{F} = F - F_{\inf} \geq 0$)
4. Sean $\{\alpha_k\}$ los incrementos del algoritmo 3, entonces estos cumplen 1
5. Para $j = 2, 3, 4$ existen $A_j, B_j \geq 0$ tal que:

$$\mathbb{E} \left[\|g(w_k, \xi_k)\|_2^j \right] \leq A_j + B_j \|w\|_2^j \quad (1)$$

6. Existe $D > 0$ tal que:

$$\inf_{(w)^2 > D} w \nabla F(w) > 0 \quad (2)$$

9.2.1 Acotación global del algoritmo

Usemos 2 para probar que existe un entorno $w_1 \in U \subset \chi$ tal que si $\{w_k\}$ son las iteraciones del algoritmo 3 con F, g cumpliendo 9.2.1, entonces $\{w_k\} \subset U$.

Teorema 9.2.2 (Acotación global del algoritmo estocástico inesgado)

Sea F función de costo objetivo y g un estimador inesgado de ∇F tal que ambos cumplen 9.2.1, luego existe un entorno $w_1 \in U \subset \chi$ tal que si $\{w_k\}$ son las iteraciones del algoritmo 3 entonces $\{w_k\} \subset U$.

Demostración Nuevamente probemos esto en tres pasos:

Paso 1 Sea D el parámetro de horizonte dado por 2 y definamos $\phi : \chi \mapsto \mathbb{R}$ dada por:

$$\phi(x) = \begin{cases} 0 & \text{si } x < D \\ (x - D)^2 & \text{si } x \geq D \end{cases}$$

Luego, sea:

$$f_k = \phi(w_k^2)$$

Paso 2 Notemos que por la definición vale:

$$\phi(y) - \phi(x) \leq (y - x) \phi'(x) + (y - x)^2$$

Y la igualdad se da si y sólo si $x, y \geq D$; con esto en forma análoga a antes calculemos las variaciones del proceso de Lya-punov $\{f_k\}$:

$$\begin{aligned} f_{k+1} - f_k &\leq (-2\alpha_k w_k g(w_k, \xi_k) + \alpha_k^2 g(w_k, \xi_k)^2) \phi'(w_k^2) \\ &\quad + 4\alpha_k^2 (w_k g(w_k, \xi_k))^2 - 4\alpha_k^3 w_k g(w_k, \xi_k)^3 \\ &\quad + 4\alpha_k^4 g(w_k, \xi_k)^4 \end{aligned} \quad (1)$$

Usamos Cauchy
Schwartz

Por Cauchy-Schwartz sabemos que $w_k g(w_k, \xi_k) = \langle w_k, g(w_k, \xi_k) \rangle \leq \|w_k\|_2 \|g(w_k, \xi_k)\|_2$ y que $g(w_k, \xi_k)^2 = \langle g(w_k, \xi_k), g(w_k, \xi_k) \rangle \leq \|g(w_k, \xi_k)\|_2^2$, si sumamos esto a la anterior ecuación tenemos:

$$\begin{aligned} f_{k+1} - f_k &\leq -2\alpha_k w_k g(w_k, \xi_k) \phi'(w_k^2) + \alpha_k^2 \phi'(w_k^2) \|g(w_k, \xi_k)\|_2^2 \\ &\quad + 4\alpha_k^2 \|w_k\|_2^2 \|g(w_k, \xi_k)\|_2^2 - 4\alpha_k^3 \|w_k\|_2 \|g(w_k, \xi_k)\|_2^3 \\ &\quad + 4\alpha_k^4 \|g(w_k, \xi_k)\|_2^4 \end{aligned}$$

Lo que implica si tomamos esperanza condicional a la filtración $\{\mathcal{P}_k\}$, recordando que $\alpha_k, w_k, \phi'(w_k^2)$ son \mathcal{P}_k medibles y $g(w_k, \xi_k)$ es independiente de \mathcal{P}_k :

$$\begin{aligned}\mathbb{E}[f_{k+1} - f_k | \mathcal{P}_k] &\leq -2\alpha_k w_k \nabla F(w_k) \phi'(w_k^2) + \alpha_k^2 \phi'(w_k^2) \mathbb{E}[\|g(w_k, \xi_k)\|_2^2] \\ &\quad + 4\alpha_k^2 \|w_k\|_2^2 \mathbb{E}[\|g(w_k, \xi_k)\|_2^2] - 4\alpha_k^3 \|w_k\|_2 \mathbb{E}[\|g(w_k, \xi_k)\|_2^3] \\ &\quad + 4\alpha_k^4 \mathbb{E}[\|g(w_k, \xi_k)\|_2^4]\end{aligned}$$

Si ahora incluimos 1 entonces esto implica que existen $A, B \geq 0$ tal que:

Porque pablo? Aca esto no me cierra que tantas acotaciones hace!

$$\mathbb{E}[f_{k+1} - f_k | \mathcal{P}_k] \leq -2\alpha_k w_k \nabla F(w_k) \phi'(w_k^2) + \alpha_k^2 (A + B f_k)$$

Notemos ahora que si $w_k^2 < D$ entonces $\phi'(w_k^2) = 0$, y si $w_k^2 \geq D$ entonces $-2\alpha_k w_k \nabla F(w_k) \phi'(w_k^2) < 0$ por 2 por lo que deducimos:

$$\mathbb{E}[f_{k+1} - f_k | \mathcal{P}_k] \leq \alpha_k^2 (A + B f_k) \quad (2)$$

Ahora siguiendo los mismo pasos que al demostrar 9.1.2 definiendo μ_k, f'_k y usando el teorema de convergencia de cuasi-martingalas concluimos que $\{f_k\}$ converge ctp.

Dado que hicimos lo mismo 3 veces, valdría que sea un lema?

Paso 3 Supongamos que $f_{inf} > 0$, entonces existe $T \in \mathbb{N}$ tal que $w_k^2, w_{k+1}^2 > D$ para todo $k \geq T$ por lo que 1 es una igualdad y deducimos que:

$$\sum_{k=1}^{\infty} \alpha_k w_k \nabla F(w_k) \phi'(w_k^2) < \infty \quad ctp \quad (3)$$

Pero por otro lado como $f_{inf} > 0$, $\sum_{k=1}^{\infty} \alpha_k = \infty$, $0 < \lim \phi'(w_k^2) < \infty$ existe $\tilde{\epsilon} > 0$ y $M > 0$ tal que:

$$\begin{aligned}\tilde{\epsilon} &< \mathbb{P} \left(\left\{ \sum_{k=1}^{\infty} \alpha_k w_k \nabla F(w_k) \phi'(w_k^2) = \infty \right\} \right) \\ &= \mathbb{P} \left(\left\{ \sum_{k=1}^{\infty} \alpha_k w_k \nabla F(w_k) \phi'(w_k^2) > M \liminf \phi'(w_k^2) \sum_{k=1}^{\infty} \alpha_k \right\} \right)\end{aligned}$$

Concluimos que $f_{inf} = 0$ y entonces existe $K \in \mathbb{N}$ tal que $\{w_k\}_{k \geq K} \subset \{x \in \mathcal{X} : \|x\| < D\}$. ■

9.2.2 Convergencia del algoritmo

Teorema 9.2.3 (Convergencia a puntos extremales algoritmo estocástico inesgado)

Sea F función de costo objetivo y g un estimador inesgado de ∇F tal que

ambos cumplen 9.2.1, si $\{w_k\}$ son las iteraciones del algoritmo 3 entonces valen:

$$F(w_k) \xrightarrow[ctp]{k \rightarrow \infty} F_\infty \quad (1a)$$

$$\nabla F(w_k) \xrightarrow[ctp]{k \rightarrow \infty} 0 \quad (1b)$$

Demostración Vayamos como siempre de a pasos definiendo el proceso de Lyapunov correspondiente:

Paso 1 Definamos $h_k = F(w_k) \geq 0$ por hipótesis

Paso 2 Por 9.2.2 si suponemos que $\dim(\chi) < \infty$ entonces existe $K_1 > 0$ tal que $\nabla^2 F(w_k) \leq K_1$, luego si desarrollamos en Taylor en w_k tenemos:

$$\begin{aligned} h_{k+1} - h_k &= \nabla F(w_k) (w_{k+1} - w_k) + \frac{1}{2} \nabla^2 F(w_k) (w_{k+1} - w_k) \\ &= -\alpha_k \nabla F(w_k) g(w_k, \xi_k)^2 + \frac{1}{2} \nabla^2 F(w_k) \alpha_k^2 g(w_k, \xi_k)^2 \\ &\leq -2\alpha_k \nabla F(w_k) g(w_k, \xi_k)^2 + K_1 \alpha_k^2 g(w_k, \xi_k)^2 \end{aligned}$$

Tomando esperanza condicional respecto a \mathcal{P}_k :

$$\mathbb{E} [h_{k+1} - h_k | \mathcal{P}_k] \leq \underbrace{-2\alpha_k (\nabla F(w_k))^2}_{\leq 0} + \alpha_k^2 K_1 \underbrace{\mathbb{E} [g(w_k, \xi_k)]}_{\leq K_2 \text{ por 9.2.2}} \quad (2)$$

Lo que implica:

$$\mathbb{E} [h_{k+1} - h_k | \mathcal{P}_k] \leq \alpha_k^2 K_1 K_2 \quad (3)$$

Luego como tenemos de esto que:

$$\begin{aligned} \sum_{k=1}^{\infty} \mathbb{E} [\delta_k^h (h_{k+1} - h_k)] &= \sum_{k=1}^{\infty} \mathbb{E} [\delta_k^h \mathbb{E} [(h_{k+1} - h_k) | \mathcal{P}_k]] \\ &\leq K_1 K_2 \sum_{k=1}^{\infty} \alpha_k^2 < \infty \end{aligned}$$

Por lo que por el teorema de convergencia de cuasi martingalas obtenemos:

$$F(w_k) \xrightarrow[ctp]{k \rightarrow \infty} F_\infty \quad (4)$$

Paso 3 Si retomamos 2, reordenamos, sumamos hasta k y tomamos esperanza tenemos:

$$\begin{aligned}
 2 \sum_{k=1}^K \alpha_k (\nabla F(w_k))^2 &\leq \sum_{k=1}^K \mathbb{E} [h_{k+1} - h_k] + K_2 K_1 \sum_{k=1}^K \alpha_k^2 \\
 &= \mathbb{E} \left[\sum_{k=1}^K h_{k+1} - h_k \right] + K_2 K_1 \sum_{k=1}^K \alpha_k^2 \\
 &= \mathbb{E} [h_{K+1}] + K_2 K_1 \sum_{k=1}^K \alpha_k^2 \\
 &\xrightarrow[\text{CDL}]{\text{ctp}} F_\infty + K_2 K_1 \sum_{k=1}^\infty \alpha_k^2
 \end{aligned} \tag{5}$$

Usamos el teorema de convergencia dominada en esperanza condicional

Sea ahora $g_k = (\nabla F(w_k))^2$ y volvamos a expandir Taylor en w_k :

$$\begin{aligned}
 g_{k+1} - g_k &= \nabla g(w_k) (w_{k+1} - w_k) + \frac{1}{2} \nabla^2 g(w_k) (w_{k+1} - w_k)^2 \\
 &\quad \underbrace{\leq}_{\text{por 9.2.2}} -2\alpha_k \nabla F(w_k) K_4 g(w_k, \xi_k) + K_3 \alpha_k^2 g(w_k, \xi_k)^2
 \end{aligned}$$

Tomando esperanza condicional respecto a \mathcal{P}_k :

$$\mathbb{E} [g_{k+1} - g_k | \mathcal{P}_k] \leq 2\alpha_k K_4 (\nabla F(w_k))^2 + K_2 K_3 \alpha_k^2 \tag{6}$$

Por lo tanto si sumamos las variaciones asociadas al proceso estocástico $\{g_k\}$:

$$\begin{aligned}
 \sum_{k=1}^\infty \mathbb{E} [\delta_k^g (g_{k+1} - g_k)] &= \sum_{k=1}^\infty \mathbb{E} [\delta_k^g \mathbb{E} [(g_{k+1} - g_k) | \mathcal{P}_k]] \\
 &\leq K_4 \underbrace{\sum_{k=1}^\infty \alpha_k (\nabla F(w_k))^2}_5 + K_2 K_3 \underbrace{\sum_{k=1}^\infty \alpha_k^2}_1 \\
 &< \infty
 \end{aligned} \tag{7}$$

Nuevamente por el teorema de convergencia de cuasi martingalas concluimos que $\{g_k\}$ converge *ctp*, y por 5 este límite es 0; luego:

$$g_k \xrightarrow[\text{ctp}]{k \rightarrow \infty} 0 \tag{8a}$$

$$\nabla F(w_k) \xrightarrow[\text{ctp}]{k \rightarrow \infty} 0 \tag{8b}$$

■

Part IV

Apéndice

APÉNDICE

A.1 PROPOSICIONES ENUNCIADAS

Teorema A.1.1 *Dados $y_0 < y_1$, valores $f(y_0), f(y_1)$ y sus derivadas $f'(y_0), f'(y_1)$ con $f'(y_0) < 0$ el polinomio cúbico interpolante de Hermite se define por:*

$$p(y) = c_0 + c_1\delta_y + c_2\delta_y^2 + c_3\delta_y^3 \quad (1)$$

Donde:

$$\begin{aligned} y &\in [y_0, y_1] \\ c_0 &= f(y_0) \\ c_1 &= f'(y_0) \\ c_2 &= \frac{3S - f'(y_0) - 2f'(y_1)}{y_1 - y_0} \\ c_3 &= -\frac{2S - f'(y_1) - f'(y_0)}{(y_1 - y_0)^2} \\ \delta_y &= y - y_0 \\ S &= \frac{f(y_1) - f(y_0)}{y_1 - y_0} \end{aligned}$$

Y $p(y)$ satisface $p(y_0) = f(y_0)$, $p(y_1) = f(y_1)$, $p'(y_0) = f'(y_0)$ y $p'(y_1) = f'(y_1)$; además si $f'(y_1) < f'(y_0) < 0$ y:

$$f'(y_1) \geq \frac{3(f(y_1) - f(y_0))}{y_1 - y_0}$$

Entonces para $y \in [y_0, y_1]$ vale que $p(y) \in [f(y_1), f(y_0)]$

Demostración Ver [dougherty:1989]

Teorema A.1.2 *Sea $E \subset \mathbb{R}^d$ y dotemos a $C^m(E)$ de la norma $\|f\|_{C^m} = \sup \{\|\partial^\alpha f|_E\|_\infty : |\alpha| \leq m\}$, si E es cerrado en \mathbb{R}^d entonces existe $T \in L(C^m(E), C^m(\mathbb{R}^d))$ tal que $T(f)|_E = f$ y $T(f) \in C^\infty(E^c)$. Es más, $\|T\| \leq C(m)d^{\frac{5m}{2}}$.*

Demostración Ver [cheng:2015]

A.2 DEMOSTRACIONES

Demostración [De 2.3.2] **TODO**

Demostración [De 2.3.4] **TODO**

Demostración [De 2.3.7] **TODO**

Demostración [De 2.2.1] Definamos:

$$S_t^+ := \sum_{k=1}^{t-1} (u_{k+1} - u_k)_+ \quad (1a)$$

$$S_t^- := \sum_{k=1}^{t-1} (u_{k+1} - u_k)_- \quad (1b)$$

Donde recordemos que $(x)_\pm = x1_{\{\mathbb{R}_\pm\}}$. Como sabemos que $(u_{k+1} - u_k)_+ \geq 0$ para todo $k \in \mathbb{N}$ entonces $S_t^+ \nearrow S_\infty^+$; asimismo, $(u_{k+1} - u_k)_- \leq 0$ para todo $k \in \mathbb{N}$ entonces $S_t^- \leq 0$. Por lo tanto:

$$0 \leq u_k = u_0 + S_k^+ + S_k^- \leq u_0 + S_\infty^+ \quad (2a)$$

$$-u_0 - S_\infty^+ \leq S_k^- \leq 0 \quad (2b)$$

Luego como $S_{k+1}^- \leq S_k^-$ concluimos que $S_k^- \searrow S_\infty^-$. Por lo tanto como S_k^+, S_k^- convergen entonces $u_k = u_0 + S_k^+ + S_k^-$ converge. ■

- [1] Donald E. Knuth. «Computer Programming as an Art.» In: *Communications of the ACM* 17.12 (1974), pp. 667–673.
- [2] Yurii Nesterov. *Introductory Lectures on Convex Optimization*. Vol. 87. Springer Science & Business Media, 2004.
- [3] H. Robbins and S. Monro. *A Stochastic Approximation Model*. Vol. 22(3). The Annals of Mathematical Statistics, 1951, pp. 400–407.
- [4] Krizhevsky et al. «Imagenet classification with deep convolutional neural networks.» In: (2012).
- [5] Lee et al. *Gradient descent only converges to minimizers*. Conference on learning theory, 2016, pp. 1246–1257.