



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

---

<b>I</b>	<b>Introducción</b>	<b>1</b>
1	INTRODUCCIÓN	3
<b>II</b>	<b>Algoritmos de tipo Batch</b>	<b>5</b>
2	CONVERGENCIA PUNTUAL EN CASO DÉBILMENTE CONVEXO	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
<b>III</b>	<b>Algoritmos Estocásticos</b>	<b>27</b>
6	CONTEXTO	29
7	CONVERGENCIA EN $L_1$	33
7.1	Caso Fuertemente Convexo	33
7.2	Caso general	37
8	CONVERGENCIA CTP	41
8.1	Caso débilmente convexo	41
8.2	Caso no convexo	43
8.2.1	Acotación global del algoritmo	44
8.2.2	Convergencia del algoritmo	45

**IV Apéndice** **49**

**A APÉNDICE** **51**

**NEW NAME** **53**



## 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 EN CASO DÉBILMENTE CONVEXO

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:

$$\sum_{k=1}^{\infty} \alpha_k = \infty \quad \text{y} \quad \sum_{k=1}^{\infty} \alpha_k^2 < \infty \quad (3)$$

**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:

$$(\nabla F(w))^2 \leq A + B(w - w^*)^2 \quad (4)$$

Luego si consideramos el algoritmo [1](#) tal que incrementos  $\{\alpha_k\}$  cumplen [3](#) entonces:

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

**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 [3](#) y [4](#) 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:

$$\mu_k = \prod_{j=1}^{k-1} \frac{1}{1 + \alpha_j^2 B} \quad (6a)$$

$$h'_k = \mu_k h_k \quad (6b)$$

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

$-B \sum_{j=1}^{\infty} \alpha_j$ , por lo que  $\mu_k$  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 3 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 3 entonces:

$$w_k \xrightarrow{k \rightarrow \infty} w^* \quad (7)$$

### 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  $\mu$ -convexa si existe  $\mu > 0$  tal que para todos  $x, y \in \chi$  vale:

$$f(y) \geq f(x) + \nabla F(x)^T (y - x) + \frac{\mu}{2} \|y - x\|_2^2 \quad (8)$$

**Proposición 2.3.2** Sea  $f \in C^1$  una función  $\mu$ -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:

$$\frac{1}{2} \|\nabla f(x)\|_2^2 \geq \mu (f(x) - f_{\inf}) \quad (9)$$

**Proposición 2.3.4** Sea  $f \in C^1$  una función  $\mu$ -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:

$$\|\nabla f(x) - \nabla f(y)\|_2 \leq L \|y - x\|_2 \quad (10)$$

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

$$f(w_k) - f_{inf} \leq \left(1 - \frac{\mu}{L}\right)^k (f(w_o) - f_{inf}) \quad (11)$$

## 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:

$$\begin{aligned} \nabla f &= (x, y^3 - y) \\ g &= ((1 - \alpha)x, (1 + \alpha)y - \alpha y^3) \\ \nabla^2 f &= \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 3y^2 - 1 \end{pmatrix} \end{aligned} \quad (12)$$

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  $E_s = \langle t * e^1 / t \in \mathbb{R} \rangle := W_s$

Assumiendo 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  $\chi$  es una  $d$ -variedad sin borde.

*Esto quizás debería ir en prerequisites cuando lo tengamos*

**Definición 4.1.1** Dada una variedad de dimensión  $d$   $\chi$  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  $(V_i, \psi^i)$  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  $\chi$  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:

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

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 función 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

$$\begin{aligned} E_s &= \langle \{v_i / Dg(x^*)v_i = \lambda_i v_i \quad , \quad \lambda_i \leq 1\} \rangle \\ E_u &= \langle \{v_i / Dg(x^*)v_i = \lambda_i v_i \quad , \quad \lambda_i > 1\} \rangle \end{aligned}$$

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:

$$\begin{aligned} x_k &= g^k(x_0) \\ &= \underbrace{g \circ \dots \circ g}_{k \text{ veces}}(x_0) \end{aligned}$$

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  $t \geq T$ . Afirimo 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  $\mu(W_g) \leq \mu(W) \stackrel{4.2.3}{=} 0$ . ■

---

<sup>1</sup> 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*  $\alpha$ :

$$x_{k+1} = g(x_k) \triangleq x_k - \alpha \nabla f(x_k) \quad (13)$$

**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 13, 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:

$$x_{k+1} = g(x_k) \triangleq \arg \min_{z \in \chi} f(z) + \frac{1}{2\alpha} \|x_k - z\|_2^2 \quad (14)$$

**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  $\lambda_i$  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 14, 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:  $f \in C^1$ ,  $\alpha > 0$ ,  $x_0 \in \mathcal{X}$ 
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:

$$x_{k+1} = g(x_k) \stackrel{\triangle}{=} g_d \circ g_{d-1} \circ \dots \circ g_1(x) \quad (15)$$

**Lema 5.3.2** Si  $g$  está dada por 15 entonces si notamos  $P_S = \sum_{i \in S} e_i e_i^T$  entonces:

$$Dg(x_k) = \prod_{i \in \{1, \dots, b\}} \left( Id - \alpha P_{b-i+1} \nabla^2 f(y_k^{S_{b-i}}) \right) \quad (16)$$

**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 16 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

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

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:

**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:

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

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

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

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

$$z_{i+1}^T H z_{i+1} < z_i^T H z_i - \alpha \left\| \sum_{j \in S_i} (e_j^T H z_i) e_j \right\|_2^2 \quad (17)$$

Por otro lado sabemos que para todo  $w$  vale:

$$w^T H w \geq \lambda_{\min}(H) \|w\|_2^2 \geq -L_b \|w\|_2^2 \quad (18)$$

Luego si usamos 5.3.5, 18 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 15, 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  $\mu(W_g) = 0$ . ■

## 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  $\xi$ , cuya distribución desconocida es  $P$ , luego  $F$  se representa como:

$$F(w) = \begin{cases} R(w) = \mathbb{E}[f(w, \xi)] \\ \text{o} \\ R_n(w) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n f_i(w) \end{cases} \quad (19)$$

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  $\xi_k$  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:

$$g(w_k, \xi_k) = \begin{cases} \nabla f(w_k, \xi_k) \\ \frac{1}{n_k} \sum_{i=1}^{n_k} \nabla f(w_k, \xi_{k,i}) \\ H_k \frac{1}{n_k} \sum_{i=1}^{n_k} \nabla f(w_k, \xi_{k,i}) \end{cases} \quad (20)$$

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 6.0.1 ( $F$  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 6.0.1, 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  $\xi_k$  dado  $w_k$ .

**Lema 6.0.2** Bajo 6.0.1 las iteraciones de 3 satisfacen que para todo  $k \in N$ :

$$\mathbb{E}_{\xi_k}[F(w_{k+1})] - F(w_k) \leq -\alpha_k \nabla F(w_k)^T \mathbb{E}_{\xi_k}[g(w_k, \xi_k)] + \frac{1}{2} \alpha_k^2 \mathbb{E}_{\xi_k}[\|g(w_k, \xi_k)\|_2^2] \quad (21)$$

**Demostración** Notemos que por 6.0.1 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 6.0.2:

$$\mathbb{E}_{\xi_k} [F(w_{k+1})] - F(w_k) \leq -\alpha_k \|\nabla F(w_k)\|^2 + \frac{1}{2} \alpha_k^2 \mathbb{E}_{\xi_k} [\|g(w_k, \xi_k)\|_2^2] \quad (22)$$

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

$$\mathbb{V}_{\xi_k} [g(w_k, \xi_k)] := \mathbb{E}_{\xi_k} [\|g(w_k, \xi_k)\|_2^2] - \|\mathbb{E}_{\xi_k} [g(w_k, \xi_k)]\|_2^2 \quad (23)$$

Asumamos:

**Hipótesis 6.0.3 (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:

$$\nabla F(w_k)^T \mathbb{E}_{\xi_k} [g(w_k, \xi_k)] \geq \mu \|\nabla F(w_k)\|_2^2 \quad (24a)$$

Y

$$\|\mathbb{E}_{\xi_k} [g(w_k, \xi_k)]\|_2 \leq \mu_G \|\nabla F(w_k)\|_2 \quad (24b)$$

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

$$\mathbb{V}_{\xi_k} [g(w_k, \xi_k)] \leq M + M_V \|\nabla F(w_k)\|_2^2 \quad (25)$$

**Observación** Notemos que si  $g$  es un estimador insesgado de  $\nabla F$  entonces 24a y 24b 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  $\xi_k$  entonces tanto 24a como 24b valen.

**Observación** Bajo 6.0.3 y por 23 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 6.0.4** Bajo 6.0.3 y 6.0.1 las iteraciones de 3 satisfacen para todo  $k \in \mathbb{N}$ :

$$\mathbb{E}_{\xi_k} [F(w_{k+1})] - F(w_k) \leq -\mu \alpha_k \|\nabla F(w_k)\|_2^2 + \frac{1}{2} \alpha_k^2 L \mathbb{E}_{\xi_k} [\|g(w_k, \xi_k)\|_2^2] \quad (26a)$$

$$\mathbb{E}_{\xi_k} [F(w_{k+1})] - F(w_k) \leq -\left(\mu - \frac{1}{2} \alpha_k L M_G\right) \alpha_k \|\nabla F(w_k)\|_2^2 + \frac{1}{2} \alpha_k^2 L M \quad (26b)$$

**Demostración** Por 6.0.2 y 24a 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 26a; luego por 7 obtenemos 26b. ■

**Corolario 6.0.5** Bajo 6.0.3 y 6.0.1 las iteraciones de 3 satisfacen para todo  $k \in \mathbb{N}$  que  $\{w_k\}$  es una cadena de Markov de primer orden.

CONVERGENCIA EN  $L_1$ 

## 7.1 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 7.1.1 (Convexidad fuerte)** Supongamos que la función objetivo  $F : \mathbb{R}^d \mapsto \mathbb{R}$  cumple que existe  $c > 0$  tal que para todos  $z, w \in \mathbb{R}^d$ :

$$F(z) \geq F(w) + \nabla F(w)^T (z - w) + \frac{1}{2}c \|z - w\|_2^2 \quad (27)$$

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 7.1.1 y 7 vale que  $c \leq L$

**Lema 7.1.2** Supongamos que  $F$  cumple 7.1.1, luego para todo  $w \in \mathbb{R}^d$  vale que:

$$2c (F(w) - F_{inf}) \leq \|\nabla F(w)\|_2^2 \quad (28)$$

**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 7.1.2 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 26b se ve que el segundo término es constante.

Dado  $w_k$  que depende de  $\xi_1, \dots, \xi_{k-1}$  definamos:

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

**Teorema 7.1.3 (Objetivo fuertemente convexo, Incremento constante)**

Supongamos 6.0.1, 6.0.3 y 7.1.1; además supongamos que dado 3  $\alpha_k = \alpha > 0$  constante tal que:

$$0 < \alpha \leq \frac{\mu}{LM_G} \quad (29)$$

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 6.0.4 con 29 y 7.1.2 tenemos para todo  $k \in \mathbb{N}$  que:

$$\begin{aligned} \mathbb{E}_{\xi_k} [F(w_{k+1}) - F(w_k)] &\stackrel{6.0.4}{\leq} -(\mu - \frac{1}{2}\alpha LM_G) \alpha \|\nabla F(w_k)\|_2^2 + \frac{1}{2}\alpha^2 LM \\ &\stackrel{29}{\leq} -\frac{1}{2}\alpha\mu \|\nabla F(w_k)\|_2^2 + \frac{1}{2}\alpha^2 LM \\ &\stackrel{7.1.2}{\leq} -\alpha\mu c (F(w_k) - F_{inf}) + \frac{1}{2}\alpha^2 LM \end{aligned}$$

Luego si restamos  $F_{inf}$  y tomamos esperanza total (definida en 7.1:

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

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  $\nabla F$  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 7.1.3 donde a un  $\alpha$  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 7.1.4 (Objetivo fuertemente convexo, Incremento decreciente)**

Supongamos 6.0.1, 6.0.3 y 7.1.1; además supongamos que dado 3  $\alpha_k$  cumple:

$$\alpha_k = \frac{\beta}{\gamma + k} \quad \text{para algún } \beta > \frac{1}{c\mu} \text{ y } \gamma > 0 \text{ tal que } \alpha_1 \leq \frac{\mu}{LM_G} \quad (30)$$

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

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

Luego por 6.0.4 y 7.1.2 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  $\eta$  tenemos que  $k = 1$  vale, luego si asumimos que vale el resultado para algún  $k \geq 1$  entonces:

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

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

■

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  $\alpha$  fijo con  $M = 0$ ) si con el ruido existente pero controlado podemos mantener la convergencia en L1.

**Teorema 7.1.5 (Objetivo Fuertemente Convexo, Reducción del Ruido)**

Supongamos que valen 6.0.1, 6.0.3 y 7.1.1 pero reforcemos 25 a la existencia de una constante  $M \geq 0$  y  $\xi \in (0, 1)$  tal que para todo  $k \in \mathbb{N}$ :

$$\mathbb{V}_{\xi_k} [g(w_k, \xi_k)] \leq M \xi^{k-1} \quad (31)$$

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

$$0 < \alpha \leq \min \left\{ \frac{\mu}{L \mu_G^2}, \frac{1}{\mu} \right\} \quad (32)$$

Luego vale:

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

Donde:

$$\omega := \max \left\{ \frac{\alpha L M}{c \mu}, F(w_1) - F_{inf} \right\} \quad (33a)$$

$$\rho := \max \left\{ 1 - \frac{\alpha c \mu}{2}, \xi \right\} < 1 \quad (33b)$$

**Demostración** Por 26a 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 23, 24b, 32 y 31 entonces:

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

Por lo tanto:

$$\mathbb{E} [F(w_{k+1}) - F_{inf}] \leq (1 - c\mu\alpha) \mathbb{E} [F(w_k) - F_{inf}] + \frac{1}{2}\alpha^2 L M \xi^{k-1} \quad (34)$$

*Por que vale k=1??*

Probemos ahora la identidad por inducción. Para esto, notemos que el caso  $k = 1$  vale por la definición de  $\omega$ ; luego si asumimos que vale para algún  $k \geq 1$  entonces de 34, 33a y 33b:

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

■

## 7.2 CASO GENERAL

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

**Teorema 7.2.1 (Objetivo no convexo, Incrementos fijos)** *Asumiendo 6.0.1 y 6.0.3 y suponiendo que en 3 tenemos  $\alpha_k = \alpha$  tal que:*

$$0 < \alpha \leq \frac{\mu}{LM_G} \quad (35)$$

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

$$\mathbb{E} \left[ \sum_{k=1}^K \|\nabla F(w_k)\|_2^2 \right] \leq \frac{K\alpha LM}{\mu} + \frac{2(F(w_1) - F_{inf})}{\mu\alpha} \quad (36a)$$

$$\mathbb{E} \left[ \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K \|\nabla F(w)_k\|_2^2 \right] \leq \frac{\alpha LM}{\mu} + \frac{2(F(w_1) - F_{inf})}{K\mu\alpha} \quad (36b)$$

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

**Demostración** Recordemos 26a y si tomamos esperanza total e imponemos 35 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 6.0.3 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 36b 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 (7.1.3) 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* 3:

**Teorema 7.2.2 (Objetivo no convexo, Incrementos decrecientes)** *Asumiendo 6.0.1 y 6.0.3, suponiendo además que en 3 los  $\{\alpha_k\}$  satisfacen 3; si notamos*

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

$$\lim_{K \rightarrow \infty} \mathbb{E} \left[ \sum_{k=1}^K \alpha_k \|\nabla F(w)_k\|_2^2 \right] < \infty \quad (37a)$$

$$\mathbb{E} \left[ \frac{1}{A_K} \sum_{k=1}^K \alpha_k \|\nabla F(w)_k\|_2^2 \right] \xrightarrow{K \rightarrow \infty} 0 \quad (37b)$$

**Demostración** Como  $\alpha_k \rightarrow 0$  por 3 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 6.0.3 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 37a esta probado. Finalmente como por 3 tenemos que  $A_K \rightarrow \infty$  se tiene 37b. ■

*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 7.2.3** Asumiendo 6.0.1 y 6.0.3, suponiendo además que en 3 los  $\{\alpha_k\}$  satisfacen 3 entonces :

$$\liminf_{k \rightarrow \infty} \mathbb{E}[\|\nabla F(w_k)\|_2^2] = 0 \quad (38)$$

**Corolario 7.2.4** Bajo las mismas hipótesis de 7.2.2 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 37a 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 7.2.5 (Objetivo no convexo regular, Incrementos decrecientes)**

Bajo las mismas hipótesis de 7.2.2 si además pedimos que  $F \in C^2$  y que  $w \mapsto \|\nabla F(w)\|_2^2$  sea  $l$ -Lipshitz entonces:

$$\lim_{k \rightarrow \infty} \mathbb{E}[\|\nabla F(w_k)\|_2^2] = 0 \quad (39)$$

**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  $\xi_k$  y usamos 6.0.1, 6.0.3 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:

$$\mathbb{E} [G(w_{k+1})] - \mathbb{E} [G(w_k)] \leq 2\alpha_k L \mu_G \mathbb{E} [\|\nabla F(w_k)\|_2^2] + \frac{1}{2} \alpha_k^2 L_G \left( M + M_V \mathbb{E} [\|\nabla F(w_k)\|_2^2] \right) \quad (40)$$

Notemos que existe  $K \in \mathbb{N}$  tal que  $\alpha_k^2 \leq \alpha_k$  y luego por 7.2.2 el lado derecho cumple:

$$\lim_{N \rightarrow \infty} 2L\mu_G \underbrace{\sum_{k=K}^{K+N} \mathbb{E} [\alpha_k \|\nabla F(w_k)\|_2^2]}_{37a} + \frac{1}{2} L_G \left( M \underbrace{\sum_{k=K}^{K+N} \alpha_k^2}_3 + M_V \underbrace{\sum_{k=K}^{K+N} \mathbb{E} [\alpha_k^2 \|\nabla F(w_k)\|_2^2]}_{37a} \right) = 0$$

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 40 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 7.2.3 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  $L_1$  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 3. Por simpleza en los cálculos vamos a asumir en este capítulo que  $g$  es un estimador insesgado de  $\nabla F(w_k)$ .

## 8.1 CASO DÉBILMENTE CONVEXO

**Hipótesis 8.1.1 (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 6.0.1 y  $g$  cumple 6.0.3 entonces automáticamente cumplen 8.1.1.

**Teorema 8.1.2 (Objetivo débilmente convexo, incrementos decrecientes)**

Supongamos 2.0.1, 8.1.1; además supongamos que dado 3  $\alpha_k$  cumple 3:

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

$$w_k \xrightarrow[ctp]{k \rightarrow \infty} w^* \quad (41a)$$

$$(w_k - w^*) \nabla F(w_k) \xrightarrow[ctp]{k \rightarrow \infty} 0 \quad (41b)$$

**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:

$$h_{k+1} - h_k = -2\alpha_k (w_k - w^*) g(w_k, \xi_k) + \alpha_k^2 g(w_k, \xi_k)^2 \quad (42)$$

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  $\xi_k$ ; 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  
informacion 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  $\xi_k$  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 8.1.1 obtenemos:

$$\mathbb{E} [h_{k+1} - (1 + \alpha_k^2 B) h_k | \mathcal{P}_k] \leq -2\alpha_k (w_k - w^*) \nabla F(w_k) + \alpha_k^2 A \quad (43)$$

Definamos ahora las sucesiones auxiliares:

$$\mu_k = \prod_{j=1}^{k-1} \frac{1}{1 + \alpha_j^2 B} \quad (44a)$$

$$h'_k = \mu_k h_k \quad (44b)$$

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  $\{u_k\}$* :

$$\delta_k^u := \begin{cases} 1 & \text{si } \mathbb{E} [u_{k+1} - u_k | \mathcal{P}_k] > 0 \\ 0 & \text{si no} \end{cases} \quad (45)$$

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:

$$h'_k \geq 0 \quad (46a)$$

$$\sum_{k=1}^{\infty} \mathbb{E} [\delta_k^{h'} (h'_{k+1} - h'_k)] < \infty \quad (46b)$$

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 43 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 3 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:

$$w_k \xrightarrow[\text{ctp}]{k \rightarrow \infty} w^* \quad (47a)$$

$$(w_k - w^*) \nabla F(w_k) \xrightarrow[\text{ctp}]{k \rightarrow \infty} 0 \quad (47b)$$

■

## 8.2 CASO NO CONVEXO

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

**Hipótesis 8.2.1 (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 3
5. Para  $j = 2, 3, 4$  existen  $A_j, B_j \geq 0$  tal que:

$$\mathbb{E} \left[ \|g(w_k, \xi_k)\|_2^j \right] \leq A_j + B_j \|w\|_2^j \quad (48)$$

6. Existe  $D > 0$  tal que:

$$\inf_{(w)^2 > D} w \nabla F(w) > 0 \quad (49)$$

## 8.2.1 Acotación global del algoritmo

Usamos 49 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 8.2.1, entonces  $\{w_k\} \subset U$ .

**Teorema 8.2.2 (Acotación global del algoritmo estocástico inesgado)**

Sea  $F$  función de costo objetivo y  $g$  un estimador inesgado de  $\nabla F$  tal que ambos cumplen 8.2.1, 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 49 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 Lyapunov  $\{f_k\}$ :

$$\begin{aligned} f_{k+1} - f_k &\leq (-2\alpha_k w_k g(w_k, \xi_k) + \alpha_k^2 g(w_k, \xi_k)^2) \phi'(w_k^2) \\ &\quad + 4\alpha_k^2 (w_k g(w_k, \xi_k))^2 - 4\alpha_k^3 w_k g(w_k, \xi_k)^3 \\ &\quad + 4\alpha_k^4 g(w_k, \xi_k)^4 \end{aligned} \quad (50)$$

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 48 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 49 por lo que deducimos:

$$\mathbb{E}[f_{k+1} - f_k | \mathcal{P}_k] \leq \alpha_k^2 (A + B f_k) \quad (51)$$

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

Ahora siguiendo los mismo pasos que al demostrar 8.1.2 definiendo  $\mu_k, f'_k$  y usando el teorema de convergencia de cuasi-martingalas concluimos que  $\{f_k\}$  converge ctp.

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 50 es una igualdad y deducimos que:

$$\sum_{k=1}^{\infty} \alpha_k w_k \nabla F(w_k) \phi'(w_k^2) < \infty \quad ctp \quad (52)$$

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  $\{w_k\}_{k \geq K} \subset \{x \in \mathcal{X} : \|x\| < D\}$ . ■

### 8.2.2 Convergencia del algoritmo

#### Teorema 8.2.3 (Convergencia a puntos extremales algoritmo estocástico inesgado)

Sea  $F$  función de costo objetivo y  $g$  un estimador inesgado de  $\nabla F$  tal que

ambos cumplen 8.2.1, si  $\{w_k\}$  son las iteraciones del algoritmo 3 entonces valen:

$$F(w_k) \xrightarrow[ctp]{k \rightarrow \infty} F_\infty \quad (53a)$$

$$\nabla F(w_k) \xrightarrow[ctp]{k \rightarrow \infty} 0 \quad (53b)$$

**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 8.2.2 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  $\mathcal{P}_k$ :

$$\mathbb{E} [h_{k+1} - h_k | \mathcal{P}_k] \leq \underbrace{-2\alpha_k (\nabla F(w_k))^2}_{\leq 0} + \alpha_k^2 K_1 \underbrace{\mathbb{E} [g(w_k, \xi_k)]}_{\leq K_2 \text{ por 8.2.2}} \quad (54)$$

Lo que implica:

$$\mathbb{E} [h_{k+1} - h_k | \mathcal{P}_k] \leq \alpha_k^2 K_1 K_2 \quad (55)$$

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:

$$F(w_k) \xrightarrow[ctp]{k \rightarrow \infty} F_\infty \quad (56)$$



Paso 3 Si retomamos 54, reordenamos, sumamos hasta  $k$  y tomamos esperanza tenemos:

$$\begin{aligned}
2 \sum_{k=1}^K \alpha_k (\nabla F(w_k))^2 &\leq \sum_{k=1}^K \mathbb{E} [h_{k+1} - h_k] + K_2 K_1 \sum_{k=1}^K \alpha_k^2 \\
&= \mathbb{E} \left[ \sum_{k=1}^K h_{k+1} - h_k \right] + K_2 K_1 \sum_{k=1}^K \alpha_k^2 \\
&= \mathbb{E} [h_{K+1}] + K_2 K_1 \sum_{k=1}^K \alpha_k^2 \\
&\xrightarrow[\text{CDL}]{\text{ctp}} F_\infty + K_2 K_1 \sum_{k=1}^\infty \alpha_k^2
\end{aligned} \tag{57}$$

Usamos el teorema de convergencia dominada en esperanza condicional

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

$$\begin{aligned}
g_{k+1} - g_k &= \nabla g(w_k) (w_{k+1} - w_k) + \frac{1}{2} \nabla^2 g(w_k) (w_{k+1} - w_k)^2 \\
&\quad \underbrace{\leq}_{\text{por 8.2.2}} -2\alpha_k \nabla F(w_k) K_4 g(w_k, \xi_k) + K_3 \alpha_k^2 g(w_k, \xi_k)^2
\end{aligned}$$

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

$$\mathbb{E} [g_{k+1} - g_k | \mathcal{P}_k] \leq 2\alpha_k K_4 (\nabla F(w_k))^2 + K_2 K_3 \alpha_k^2 \tag{58}$$

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

$$\begin{aligned}
\sum_{k=1}^\infty \mathbb{E} [\delta_k^g (g_{k+1} - g_k)] &= \sum_{k=1}^\infty \mathbb{E} [\delta_k^g \mathbb{E} [(g_{k+1} - g_k) | \mathcal{P}_k]] \\
&\leq K_4 \underbrace{\sum_{k=1}^\infty \alpha_k (\nabla F(w_k))^2}_{57} + K_2 K_3 \underbrace{\sum_{k=1}^\infty \alpha_k^2}_3 \\
&< \infty
\end{aligned} \tag{59}$$

Nuevamente por el teorema de convergencia de cuasi martingalas concluimos que  $\{g_k\}$  converge *ctp*, y por 57 este límite es 0; luego:

$$g_k \xrightarrow[\text{ctp}]{k \rightarrow \infty} 0 \tag{60a}$$

$$\nabla F(w_k) \xrightarrow[\text{ctp}]{k \rightarrow \infty} 0 \tag{60b}$$

■



Part IV

Apéndice



## APÉNDICE

**Demostración** [De 2.3.2] **TODO**

**Demostración** [De 2.3.4] **TODO**

**Demostración** [De 2.3.7] **TODO**

**Demostración** [De 2.2.1] Definamos:

$$S_t^+ := \sum_{k=1}^{t-1} (u_{k+1} - u_k)_+ \quad (61a)$$

$$S_t^- := \sum_{k=1}^{t-1} (u_{k+1} - u_k)_- \quad (61b)$$

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:

$$0 \leq u_k = u_0 + S_k^+ + S_k^- \leq u_0 + S_\infty^+ \quad (62a)$$

$$-u_0 - S_\infty^+ \leq S_k^- \leq 0 \quad (62b)$$

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.