



UNIVERSIDADE FEDERAL DO PIAUÍ  
CENTRO DE CIÊNCIAS DA NATUREZA  
PÓS-GRADUAÇÃO EM MATEMÁTICA  
MESTRADO EM MATEMÁTICA

**Algoritmo do Ponto Proximal para Encontrar Zeros  
de Operadores Quase-Monótonos**

**Joel Conceição Rabelo**

**Teresina - 2014**

**Joel Conceição Rabelo**

**Dissertação de Mestrado:**

**Algoritmo do Ponto Proximal para Encontrar Zeros de  
Operadores Quase-Monótonos**

Dissertação submetida à Coordenação do Programa de Pós-Graduação em Matemática, da Universidade Federal do Piauí, como requisito parcial para obtenção do grau de Mestre em Matemática.

Orientador:

Prof. Dr. Jurandir de Oliveira Lopes

**Teresina - 2014**

Rabelo, Joel Conceição.  
Algoritmos do Ponto Proximal para encontrar  
zeros de operadores quase-monotónos

Joel Conceição Rabelo – Teresina: 2014.

Orientador: Prof. Dr. Jurandir de Oliveira Lopes

1. Área de Concentração: Otimização

CDD 516.36

- Aos meus pais Raimundo Nonato e Maria de Jesus.
- Aos meus irmãos. Gerson Rabelo (in memoriam).
- Aos meus amigos.

# Agradecimentos

- A Deus pela vida, por ter me presenteado com pessoas maravilhosas que me ajudaram a chegar até aqui e pela permissão de realizar este trabalho.
- A minha família. Ao meu pai Raimundo Nonato pelos sermões e conseqüentemente pelos ensinamentos. A minha mãe Maria de Jesus pelo carinho e compreensão, o que contribuição a pessoa que sou hoje. Aos meus irmãos Iolanda, José Orlando, Manoel, Maria Aguida, Jesmo, todos fazem parte desta vitória.
- Obrigada a todos os familiares pelo carinho, pela torcida e por todas as ajudas dadas em tantos momentos.
- A minha noiva e amiga, Renata , pelo respeito, amor, e pelos bons momentos que passo ao seu lado. Você tornou minha vida muito mais feliz. E também pela leitura e sugestões a este trabalho.
- Aos professores e amigos Ricardo Araújo, Eliziran e Amsterdã Lopes os quais me incentivaram e deram a maior força.
- A todos os meus colegas de infância e aos amigos da Universidade pela amizade e pelo ombro amigo. Em especial Alexandre lima (xandre), Carlos Adriano (chorrão), Cleidinaldo ( Big Cleidi), Rui Marques (chefe), Sandoel de Brito (san), Wesley Vieira, Gilson Nascimento (irmão), Emerson de Matos (baiano), Edvalter, Vitaliano Amaral e também a Atécio Alves (técio), Andressa Gomes (dressa) e Lucas Vidal (Banach space) (representando a turma 2013.1 do mestrado) obrigado a todos pela amizade, convivência e pelas conversas, mais especificamente sobre matemática as quais contribuíram para meu aprendizado. Muito obrigado.
- A todos os professores que estiveram comigo durante a graduação e mestrado pela amizade, dicas e aprendizado. Em especial Jurandir de Oliveira (orientador e amigo),

Mário Gomes, Vicente Lima, Gilvan Lima, João Xavier, João Benício, Jucelino Silva, Paulo Sérgio, Sissy Souza, Roger Peres, Liane Mendes, Paulo Alexandre, Newton Luis, Barnabé Pessoa e Jefferson Leite.

- Ao professor Jurandir de Oliveira Lopes pela atenção e paciência pelo aprendizado, dicas e conversas sobre matemática e também sobre este trabalho
- Aos professores João Xavier da Cruz Neto e Pedro Antônio Soraes Júnior por aceitarem participar da banca examinadora e também pela leitura e sugestões deste trabalho.
- A CAPES pelo apoio financeiro.

“Adoramos a perfeição, porque não a podemos ter, repugna-la-íamos se a tivéssemos.”

Fernando Pessoa.

# Resumo

Neste trabalho será apresentado um algoritmo que tem como objetivo resolver o problema da desigualdade variacional associado a um operador quase-monótono e a um conjunto não vazio, convexo e fechado de  $\mathbb{R}^n$ . Mostraremos a boa definição do algoritmo, no sentido de que o método gera uma sequência  $\{\mathbf{x}^k\}$  onde cada  $\mathbf{x}^k$  resolve o subproblema proposto. Faremos a análise de convergência do algoritmo com cada uma das regularizações que utilizaremos, tais como as funções tipo-distâncias  $\varphi$ -divergente, Bregman e Log-Quadrática provando que a sequência  $\{\mathbf{x}^k\}$  gerada pelo algoritmo converge a um ponto solução do problema.

Palavras chave: Problema da desigualdade variacional, Operadores quase-monótonos, Método do Ponto Proximal



# Abstract

In this paper an algorithm that aims to solve the problem of variational inequality will be presented associate a quasi-monotone operator and a non-empty, convex and closed set  $\mathbb{R}^n$ . We will show good definition of the algorithm, in the sense that the method generates a sequence  $\{\mathbf{x}^k\}$  where each  $\mathbf{x}^k$  solves the subproblem proposed. We do the analysis of convergence of the algorithm with each of the regularization that we use, such as type-distances functions  $\varphi$ -divergent, Bregman and log-quadratic, proving that the sequence  $\{\mathbf{x}^k\}$  generated by the algorithm converges to a point solution of the problem.

Keywords: Problem of variational inequality, quasi-monotone operators, the Proximal Point Method.

# Sumário

Resumo	v
Abstract	vi
<b>1 Noções Preliminares</b>	<b>3</b>
1.1 A Distância de Bregman . . . . .	3
1.2 A Distância $\varphi$ -divergente . . . . .	6
1.3 A Distância log-Quadrática . . . . .	9
<b>2 Operadores</b>	<b>14</b>
2.1 Operadores . . . . .	14
<b>3 Problema da Desigualdade Variacional</b>	<b>22</b>
3.1 Algoritmo . . . . .	22
3.2 Boa Definição . . . . .	23
3.3 Análise de Convergência . . . . .	24
3.3.1 Análise de Convergência Via Distância de Bregman . . . . .	25
3.3.2 Análise de Convergência Via Distância $\varphi$ -divergente . . . . .	27
3.3.3 Análise de Convergência Via Distância Log-Quadrática . . . . .	30
<b>4 Conclusão</b>	<b>32</b>
<b>Referências Bibliográficas</b>	<b>33</b>

# Introdução

Sejam  $T$  um operador e  $C$  um conjunto convexo, fechado e não vazio de  $\mathbb{R}^n$ , associamos a estes, o Problema da Desigualdade Variacional associado a  $T$  e  $C$ ,  $\text{PDV}(T;C)$ , definido por:

$$\text{PDV}(T;C) = \begin{cases} \text{obter } \mathbf{x}^* \in C \text{ tal que exista } \mathbf{u}^* \in T(\mathbf{x}^*), \text{ com} \\ \langle \mathbf{u}^*, \mathbf{x} - \mathbf{x}^* \rangle \geq 0, \forall \mathbf{x} \in C. \end{cases} \quad (1)$$

Quando  $T$  é o subdiferencial de uma função  $f : U \subset \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R} \cup \{+\infty\}$  convexa, própria e semicontínua inferiormente, o  $\text{PDV}(T;C)$  reduz-se ao problema de minimização não suave com restrições:

$$(P_0) \quad \min_{\mathbf{x} \in C} f(\mathbf{x}).$$

O  $\text{PDV}(T;C)$  é equivalente a:

$$\text{Encontrar } \mathbf{x}^* \in C \text{ tal que } 0 \in (T + N_C)(\mathbf{x}^*),$$

onde  $N_C$  é o operador normalizador de  $C$ , o qual será definido adiante, e portanto  $P_0$  pode ser rerepresentado por:

$$\text{Encontrar } \mathbf{x}^* \in C \text{ tal que } 0 \in (\partial f + N_C)(\mathbf{x}^*).$$

A abordagem clássica para determinar zeros de operadores, quando  $T$  é monótono maximal, pode ser vista em Rockafellar, [17], de forma que dado  $\mathbf{x}^{k-1}$ , o método define  $\mathbf{x}^k$  tal que

$$0 \in \lambda_k \widehat{T}(\mathbf{x}^k) + (\mathbf{x}^k - \mathbf{x}^{k-1})$$

onde  $\lambda_k$  é uma sequência de números reais tal que  $\lambda_k > \lambda > 0$  e  $\widehat{T} = T + N_C$ . Este problema está refeito ao conjunto  $C$ , para eliminar isso, varios estudos consideram generalizações

do tipo encontrada em [3, 4, 6, 10], em que a regularização usual é substituída por outras, tais como:  $\varphi$ -divergente, Bregman e Log-quadrática, as quais incorporam a restrição de  $C$ , de forma que cada solução de cada subproblema permaneça no interior do conjunto  $C$ .

Abdellah em [1], usando a função  $\varphi$ -divergente e inspirado no método Log-quadrático propôs método para resolver problema da desigualdade variacional em que o conjunto viável é o  $\mathbb{R}_{++}^n$  e  $T$  um operador pseudo-monótono. Em [16], Langenberg propôs um algoritmo para resolver PDV( $T; K$ ) usando a regularização de Bregman, onde  $T$  é um operador Pseudo-monótono e  $C$  um conjunto convexo não vazio.

Este trabalho é inspirado em [9] Brito, Lopes, Cruz Neto et al, no qual apresenta um algoritmo proximal interior usando além da regularização log-quadrática as funções tipo distancia como, Bregman e  $\varphi$ -divergente, que visam solucionar (1), com  $T$  quase-monótono.

Este trabalho está dividido em 4 capítulos. No capítulo 1, apresentaremos alguns resultados clássicos e conceitos sobre as funções regularizadoras que sustentarão a parte teórica básica para os capítulos seguintes. No capítulo 2, é feita uma reunião de definições e resultados sobre operadores, por exemplo, operadores monótonos, pseudo-monótonos e quase-monótonos. No capítulo 3, propomos um algoritmo com o objetivo de resolver o problema da desigualdade variacional com restrições lineares para um operador quase-monótono, provaremos a boa definição do nosso algoritmo, faremos a análise de convergência para cada uma das funções tipo-distâncias e, sob certas condições, mostraremos que a sequência gerada por esse algoritmo converge para solução do problema proposto. No capítulo 4, apresentamos as considerações finais.

# Capítulo 1

## Noções Preliminares

O objetivo deste capítulo é fornecer as principais definições e resultados já conhecidos na literatura sobre certos tipos de funções regularizadoras que permitirão que a sequência gerada pelo algoritmo permaneça sempre no conjunto viável.

### 1.1 A Distância de Bregman

A definição da distância de Bregman foi introduzida por Lev M. Bregman em 1967. Destacamos aqui os estudos feitos por Teboulle em [20] e por Attouch e Teboulle em [2].

Sejam  $S$  um subconjunto aberto e convexo de  $\mathbb{R}^n$  e  $\bar{S}$  seu fecho. Consideremos uma função real  $h : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R} \cup \{+\infty\}$  estritamente convexa, a distância de Bregman é, para cada  $\mathbf{y} \in \mathbb{R}^n$  fixo, a aplicação  $D_h : \mathbb{R}^n \times \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R} \cup \{+\infty\}$ , definida da seguinte forma:

$$D_h(\mathbf{x}, \mathbf{y}) = \begin{cases} h(\mathbf{x}) - h(\mathbf{y}) - \langle \nabla h(\mathbf{y}), \mathbf{x} - \mathbf{y} \rangle, & \text{se } \mathbf{x} \in \bar{S}, \\ +\infty & , \text{ caso contrário.} \end{cases} \quad (1.1)$$

$D_h(\mathbf{x}, \mathbf{y})$  pode ser vista como a diferença entre  $h(\mathbf{x})$  e a aproximação linear de  $h$  numa vizinhança de  $\mathbf{y}$ .

**Definição 1.** *A função  $h$  é chamada uma função de Bregman com zona  $S$  se:*

(B1)  *$h$  é estritamente convexa e contínua em  $\bar{S}$ ;*

(B2)  *$h$  é continuamente diferenciável em  $S$ ;*

(B3) *Dado qualquer  $\mathbf{x} \in \bar{S}$  e  $\delta \in \mathbb{R}$ , o conjunto de nível parcial à direita*

$$L_{D_h}(\mathbf{x}, \delta) = \{\mathbf{y} \in S; D_h(\mathbf{x}, \mathbf{y}) \leq \delta\} \text{ é limitado;}$$

(B4) Se  $\{\mathbf{y}^k\} \subset S$  converge para  $\mathbf{y}$  então  $D_h(\mathbf{y}, \mathbf{y}^k)$  converge para 0.

A definição clássica de função de Bregman requer duas condições adicionais:

(B5) O conjunto de nível parcial à esquerda  $L_{D_h}(\delta, \mathbf{y}) = \{\mathbf{x} \in \bar{S}; D_h(\mathbf{x}, \mathbf{y}) \leq \delta\}$  é limitado para todo  $\mathbf{y} \in S$ .

(B6) Se  $\{\mathbf{z}^k\} \subset \bar{S}$  é limitada,  $\{\mathbf{y}^k\} \subset S$  converge para  $\mathbf{y}$  e  $\lim_{k \rightarrow +\infty} D_h(\mathbf{z}^k, \mathbf{y}^k) = 0$ , então  $\lim_{k \rightarrow +\infty} \mathbf{z}^k = \mathbf{y}$ .

Sob certas condições adicionais é possível assegurar (B5) e (B6) (Ver [18]).

Apresentaremos a seguir uma propriedade que algumas funções de Bregman  $h$  satisfazem.

(B7) Para todo  $\mathbf{y} \in \mathbb{R}^n$ , existe  $\mathbf{x} \in S$  tal que  $\nabla h(\mathbf{x}) = \mathbf{y}$ .

(B8) Se  $\{\mathbf{x}^k\}, \{\mathbf{y}^k\} \in \text{int dom}(h)$  são sequências limitadas tal que  $\lim_{k \rightarrow \infty} \|\mathbf{x}^k - \mathbf{y}^k\| = 0$ , então  $\lim_{k \rightarrow \infty} (\nabla h(\mathbf{x}^k) - \nabla h(\mathbf{y}^k)) = 0$ .

**Definição 2.** Uma função de Bregman satisfazendo (B7) é chamada coerciva, com zona  $S$ .

Quando a função de Bregman  $h$  tem a forma

$$h(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^n h_i(x_i),$$

dizemos que  $h$  e sua associada  $D_h$  são separáveis.

É interessante notar que, quando  $h_i(t) = t^2$ ,  $\forall i = 1, \dots, n$ ,  $h(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^n h_i(x_i)$  é uma função de Bregman separável, a distância de Bregman associada a ela é o quadrado da distância euclidiana usual, como verificaremos a seguir:

$$\begin{aligned} D_h(\mathbf{x}, \mathbf{y}) &= \sum_{i=1}^n x_i^2 - \sum_{i=1}^n y_i^2 - \langle (2y_1, \dots, 2y_n), (x_1 - y_1, \dots, x_n - y_n) \rangle \\ &= \|\mathbf{x}\|^2 - \|\mathbf{y}\|^2 - \sum_{i=1}^n 2x_i y_i + \sum_{i=1}^n 2y_i^2 \\ &= \|\mathbf{x}\|^2 - \|\mathbf{y}\|^2 - 2 \sum_{i=1}^n x_i y_i + 2\|\mathbf{y}\|^2 \\ &= \|\mathbf{x}\|^2 - 2\langle \mathbf{x}, \mathbf{y} \rangle + \|\mathbf{y}\|^2 \\ &= \|\mathbf{x} - \mathbf{y}\|^2. \end{aligned}$$

**Proposição 1.** *Seja  $h$  uma função de Bregman com zona  $S$ . Então:*

$$i) D_h(x, y) - D_h(x, z) - D_h(z, y) = \langle \nabla h(y) - \nabla h(z), z - x \rangle, \forall x \in \bar{S}, \forall y, z \in S;$$

$$ii) \nabla_x D_h(x, y) = \nabla h(x) - \nabla h(y), \forall x, y \in S;$$

iii)  $D_h(\cdot, y)$  é estritamente convexa para todo  $y \in S$ .

*Demonstração.* *i)* Da definição de  $D_h$

$$\begin{aligned} D_h(x, y) - D_h(x, z) - D_h(z, y) &= h(x) - h(y) - \langle \nabla h(y), x - y \rangle - h(x) + h(z) + \\ &\quad \langle \nabla h(z), x - z \rangle - h(z) + h(y) + \langle \nabla h(y), z - y \rangle \\ &= \langle \nabla h(y), z - y - x + y \rangle - \langle \nabla h(z), z - x \rangle \\ &= \langle \nabla h(y) - \nabla h(z), z - x \rangle. \end{aligned}$$

*ii)* É imediato da definição de  $D_h$ .

*iii)* De fato,

$$\begin{aligned} D_h(tx_1 + (1-t)x_2, y) &= h(tx_1 + (1-t)x_2) - h(y) - \langle \nabla h(y), tx_1 + (1-t)x_2 - y \rangle \\ &< th(x_1) + (1-t)h(x_2) - h(y) - th(y) + th(y) - \\ &\quad \langle \nabla h(y), tx_1 + (1-t)x_2 - y - ty + ty \rangle \\ &= t(h(x_1) - h(y)) + (1-t)(h(x_2) - h(y)) - \\ &\quad \langle \nabla h(y), t(x_1 - y) \rangle - \langle \nabla h(y), (1-t)(x_2 - y) \rangle \\ &= t(h(x_1) - h(y) - \langle \nabla h(y), x_1 - y \rangle) + \\ &\quad (1-t)(h(x_2) - h(y) - \langle \nabla h(y), x_2 - y \rangle) \\ &= tD_h(x_1, y) + (1-t)D_h(x_2, y). \end{aligned}$$

□

O item *i)* deixa claro que a distância de Bregman não satisfaz a desigualdade triangular.

## 1.2 A Distância $\varphi$ -divergente

A utilização dessa função tipo-distância pode ser encontrada em Teboulle [19] e Auslender e Teboulle [5].

Nesta seção apresentaremos uma classe de funções tipo distância, adequada para o ortante não negativo, os elementos desta classe serão denotados por  $\mathbf{d}_\varphi(\cdot, \cdot)$ .

Seja  $\varphi : \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R} \cup \{+\infty\}$  uma função convexa própria que satisfaz as seguintes propriedades:

- i)  $\varphi$  é duas vezes continuamente diferenciável em  $\text{int}(\text{dom } \varphi) = (0, +\infty)$ ;
- ii)  $\varphi$  é estritamente convexa no seu domínio;
- iii)  $\varphi(1) = \varphi'(1) = 0$  e  $\varphi''(1) > 0$ ;
- iv)  $\lim_{t \rightarrow 0^+} \varphi'(t) = -\infty$ .

Vamos denotar por  $\Phi$  a classe de funções satisfazendo i) - iv).

**Definição 3.** Se  $\varphi \in \Phi$ , então a função  $\mathbf{d}_\varphi : \mathbb{R}_+^n \times \mathbb{R}_{++}^n \rightarrow \mathbb{R} \cup \{+\infty\}$  definida por

$$\mathbf{d}_\varphi(\mathbf{x}, \mathbf{y}) = \begin{cases} \sum_{i=1}^n y_i \varphi\left(\frac{x_i}{y_i}\right), & \text{se } \mathbf{x}, \mathbf{y} \in \mathbb{R}_{++}^n, \\ +\infty, & \text{caso contrário.} \end{cases}$$

é chamada  $\varphi$ -divergente.

**Exemplo 1.** Estes são alguns exemplos de funções da classe  $\Phi$ :

1.  $\varphi_1(t) = t - \log t - 1$ ,
2.  $\varphi_2(t) = t \log t - t + 1$ ,
3.  $\varphi_3(t) = at - t^a + (1 - a)$  ( $0 < a < 1$ ),
4.  $\varphi_4(t) = at + t^{-a} - (a + 1)$  ( $a > 0$ ).

A análise de convergência do algoritmo proximal com a  $\varphi$ -divergente, em geral, requer algumas condições de regularidade adicionais sobre  $\varphi$ . Desse modo, é usual considerar duas subclasses de  $\Phi$ , a saber

$$\Phi_1 := \{\varphi \in \Phi : \varphi'(t) \leq \varphi''(1) \log t, \quad \forall t > 0\}$$

$$\Phi_2 := \left\{ \varphi \in \Phi : \varphi''(1) \left(1 - \frac{1}{t}\right) \leq \varphi'(t) \leq \varphi''(1) \log t, \quad \forall t > 0 \right\}.$$

Então  $\Phi_2 \subset \Phi_1 \subset \Phi$ . É possível checar que as funções  $\varphi_1, \varphi_2$  e  $\varphi_3$  estão em  $\Phi_2$ , enquanto  $\varphi_4$  está em  $\Phi_1 - \Phi_2$ .



**Exemplo 2.** Seja  $\varphi: \mathbb{R}_{++} \rightarrow \mathbb{R}$  definida por,  $\varphi(t) := \varphi_1(t) = t - \log t - 1$ . Então

$$d_\varphi(x, y) := \sum_{i=1}^n y_i \varphi\left(\frac{x_i}{y_i}\right) = \sum_{i=1}^n \left(y_i \log \frac{y_i}{x_i} + x_i - y_i\right), \quad \forall (x, y) \in \mathbb{R}_{++}^n \times \mathbb{R}_{++}^n.$$

A mesma pode ser estendida para  $\mathbb{R}_{++}^n \times \mathbb{R}_+^n$  se aceitarmos a convenção  $0 \log 0 = 0$ . Além disso,

$$(\nabla_1 d_\varphi(x, y))_i = \varphi'\left(\frac{x_i}{y_i}\right) = 1 - \frac{y_i}{x_i}.$$

**Exemplo 3.** Seja  $\varphi: \mathbb{R}_{++} \rightarrow \mathbb{R}$  definida por  $\varphi(t) = (\sqrt{t} - 1)^2$ . Um cálculo rápido nos dá  $\varphi'(t) = 1 - \frac{1}{\sqrt{t}}$ ,  $\varphi''(t) = \frac{1}{2\sqrt{t}^3}$ ,  $\varphi''(1) = \frac{1}{2}$ .

Agora faça o seguinte artifício

$$\begin{aligned} (\sqrt{t} - 1)^2 = t - 2\sqrt{t} + 1 \geq 0 &\Rightarrow 1 - 2\frac{\sqrt{t}}{t} + \frac{1}{t} \geq 0 \Rightarrow 2 - 2\frac{\sqrt{t}}{t} \geq 1 - \frac{1}{t} \Rightarrow \varphi'(t) = 1 - \frac{1}{\sqrt{t}} \geq \\ \frac{1}{2} \left(1 - \frac{1}{t}\right) &= \varphi''(1) \left(1 - \frac{1}{t}\right). \end{aligned}$$

E ainda, para todo  $x > 0$  temos  $ex \leq e^x$ , em particular quando  $x = \frac{1}{\sqrt{t}}$ , portanto

$$\frac{e}{\sqrt{t}} \leq e^{\frac{1}{\sqrt{t}}} \Rightarrow e^{1 - \frac{1}{\sqrt{t}}} \leq \sqrt{t} \Rightarrow \varphi'(t) = 1 - \frac{1}{\sqrt{t}} \leq \log \sqrt{t} = \frac{\log t}{2} = \varphi''(1) \log t.$$

Assim temos que  $\varphi \in \Phi_1$ , e mais ainda

$$d_\varphi(x, y) = \sum_{j=1}^n (\sqrt{x_j} - \sqrt{y_j})^2$$

pois sendo  $x = (x_1, \dots, x_n)$  e  $y = (y_1, \dots, y_n)$  com cada  $x_j, y_j > 0, j = \{1, \dots, n\}$  temos

$$\begin{aligned} d_\varphi(x, y) &= \sum_{j=1}^n y_j \varphi\left(\frac{x_j}{y_j}\right) = \sum_{j=1}^n y_j \left(\sqrt{\frac{x_j}{y_j}} - 1\right)^2 \\ &= y_1 \left(\frac{x_1}{y_1} - 2\sqrt{\frac{x_1}{y_1}} + 1\right) + \dots + y_n \left(\frac{x_n}{y_n} - 2\sqrt{\frac{x_n}{y_n}} + 1\right) \\ &= (x_1 - 2\sqrt{x_1}\sqrt{y_1} + y_1) + \dots + (x_n - 2\sqrt{x_n}\sqrt{y_n} + y_n) \\ &= (\sqrt{x_1} - \sqrt{y_1})^2 + \dots + (\sqrt{x_n} - \sqrt{y_n})^2 \\ &= \sum_{j=1}^n (\sqrt{x_j} - \sqrt{y_j})^2. \end{aligned}$$

**Proposição 2.** Se  $\varphi \in \Phi$ , então:

- $\varphi(t) \geq 0$  e  $\varphi(t) = 0$  se, e somente se,  $t = 1$ ;
- $\varphi(t)$  é decrescente em  $(0, 1)$  e crescente em  $(1, +\infty)$ ;
- $\lim_{t \rightarrow +\infty} \varphi(t) = +\infty$ .

*Demonstração.* a) Pela propriedade iii), segue que 1 é ponto crítico de  $\varphi$  e que  $\varphi(1) = 0$ , logo, pela propriedade ii), 1 é ponto de mínimo e, conseqüentemente,  $\varphi(t) \geq 0$  e  $\varphi(t) = 0$  se, e somente, se  $t = 1$ .

b) Segue da convexidade estrita de  $\varphi$  e do fato de 1 ser ponto de mínimo de  $\varphi$ .

c) Pela Propriedade ii) da função  $\varphi$  segue que

$$\varphi(t) \geq \varphi(2) + \varphi'(2)(t - 2).$$

Como  $\varphi'(2) > 0$  então  $\lim_{t \rightarrow +\infty} \varphi(t) \geq \lim_{t \rightarrow +\infty} \varphi'(2)(t - 2) = +\infty$ .

Logo,  $\lim_{t \rightarrow +\infty} \varphi(t) = +\infty$ . □

Do item a) da Proposição 2, verificamos que

$$d_\varphi(x, y) \geq 0 \text{ e } d_\varphi(x, y) = 0 \iff x = y \quad \forall (x, y) \in \mathbb{R}_{++}^n \times \mathbb{R}_{++}^n.$$

Além disso,  $d_\varphi$  também satisfaz as seguintes propriedades:

1. Os conjuntos de nível de  $d_\varphi(\cdot, y)$  são limitados para cada  $y \in \mathbb{R}_{++}^n$ ;
2. Se  $\{y^k\} \subset \mathbb{R}_{++}^n$  converge para  $y \in \mathbb{R}_+^n$ , então  $\lim_{k \rightarrow +\infty} d_\varphi(y^k, y) = 0$ ;
3. Se  $\{y^k\} \subset \mathbb{R}_{++}^n$  satisfaz  $\lim_{k \rightarrow +\infty} y^k = y \in \mathbb{R}_+^n$ ,  $\{z^k\} \subset \mathbb{R}_+^n$  é limitada e  $\lim_{k \rightarrow +\infty} d_\varphi(y^k, z^k) = 0$ , então  $\lim_{k \rightarrow +\infty} z^k = y$ .

Os resultados acima são obtidos diretamente das propriedades da  $\varphi$ .

Sendo o domínio da  $d_\varphi$  o  $\mathbb{R}_+^n \times \mathbb{R}_{++}^n$  podemos fazer uma composição de  $d_\varphi$  com uma função afim do seguinte modo:

seja  $C$  um politopo de  $\mathbb{R}^n$  dado por:

$$C = \{x \in \mathbb{R}^n; Ax \leq b\}, \tag{1.2}$$

com  $b \in \mathbb{R}^m$ ,  $A_{(m \times n)}$  tendo posto máximo e  $m \geq n$ . Defina

$$f_i(x) = b_i - \langle a_i, x \rangle, \text{ com } i = 1, \dots, m;$$

$$F(x) = (f_1(x), \dots, f_m(x)) = (b - Ax)^T;$$

Considere agora

$$D_\varphi(x, y) = d_\varphi(F(x), F(y)). \tag{1.3}$$

É possível averiguar que  $D_\varphi$  possui as mesmas propriedades de  $d_\varphi$ . Além disso, conclui-se a partir de (1.3), que para todo  $x, y \in \text{int}C$  vale:

$$\begin{aligned}\nabla_x D_\varphi(x, y) &= - \sum_{i=1}^m \alpha_i \varphi' \left( \frac{f_i(x)}{f_i(y)} \right), \\ \nabla_y D_\varphi(x, y) &= - \sum_{i=1}^m \alpha_i \left( 1 - \frac{f_i(x)}{f_i(y)} \right).\end{aligned}\tag{1.4}$$

**Lema 1.** *Seja  $x \in C$  e  $x^n \in \text{int}C$ , então para todo  $n \in \mathbb{N}$ , temos:*

$$D_\varphi(x, x^n) - D_\varphi(x, x^{n+1}) \geq \sum_{i=1}^m \langle \alpha_i, x^{n+1} - x \rangle \left( 1 - \frac{f_i(x^n)}{f_i(x^{n+1})} \right).$$

*Demonstração.* Ver lema 2.3 de Auslender, [3]. □

### 1.3 A Distância log-Quadrática

Definiremos abaixo, uma família de regularizações que será de muita importância para nossos estudos. Este tipo de regularização já é conhecida na literatura, esta foi introduzida Auslender, Teboulle e Ben-Tiba em [6]. As funções nas quais estamos interessados será construída a partir de uma família de funções dada assim,

$$\varphi(t) = \mu h(t) + \frac{\nu}{2}(t-1)^2\tag{1.5}$$

onde  $h : \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R} \cup \{+\infty\}$  é uma função convexa, própria e semicontínua inferiormente satisfazendo as seguintes propriedades adicionais:

1.  $h$  é duas vezes continuamente diferenciável sobre  $\text{int}(\text{dom } \varphi) = (0, +\infty)$ ;
2.  $h$  é estritamente convexa sobre seu domínio;
3.  $\lim_{t \rightarrow 0^+} h'(t) = -\infty$ ;
4.  $h(1) = h'(1) = 0$  e  $h''(1) > 0$ ;
5.  $h \in \Phi_1$ , e os  $\mu$  e  $\nu$  são tais que  $\nu > \mu h''(1) > 0$ .

Agora, definiremos a distância log-quadrática  $d_\varphi(x, y)$ , como sendo

$$d_\varphi(x, y) = \begin{cases} \sum_{i=1}^n y_i^2 \varphi\left(\frac{x_i}{y_i}\right) & , \text{ se } x, y \in \mathbb{R}_{++}^n \times \mathbb{R}_{++}^n, \\ +\infty & , \text{ caso contrário.} \end{cases} \quad (1.6)$$

De forma análoga ao que fizemos em (1.3), podemos para cada  $x, z \in \text{int}C$  definir:  
 $D_\varphi(x, z) = d_\varphi(F(x), F(z))$ .

**Observação 1.**

$$\nabla_1 D_\varphi(x, z) = - \sum_{i=1}^n a_i y_i(z) \varphi' \left( \frac{y_i(x)}{y_i(z)} \right) = -A^T \nabla_1 d_\varphi(y(x), y(z)).$$

Dada a matriz  $A$  definida em (1.2) a função  $\langle u, v \rangle_A : (u, v) \mapsto \langle A^T A u, v \rangle$  define um produto interno em  $\mathbb{R}^n \times \mathbb{R}^n$  com norma  $\|u\|_A := \|Au\| = \sqrt{\langle Au, Au \rangle}$ .

**Observação 2.**

$$\begin{aligned} D_\varphi(x, z) &= d_\varphi(y(x), y(z)) \\ &= \sum_{i=1}^m y_i^2(z) \cdot \varphi\left(\frac{y_i(x)}{y_i(z)}\right) \\ &= \sum_{i=1}^m y_i^2(z) \left[ \mu \cdot h\left(\frac{y_i(x)}{y_i(z)}\right) + \frac{\nu}{2} \left(\frac{y_i(x)}{y_i(z)} - 1\right)^2 \right] \\ &= \sum_{i=1}^m y_i^2(z) \cdot \mu \cdot h\left(\frac{y_i(x)}{y_i(z)}\right) + \sum_{i=1}^m y_i^2(z) \cdot \frac{\nu}{2} \left(\frac{y_i^2(x)}{y_i^2(z)} - 2 \cdot \frac{y_i(x)}{y_i(z)} + 1\right) \\ &= \mu \cdot \sum_{i=1}^m y_i^2(z) \cdot h\left(\frac{y_i(x)}{y_i(z)}\right) + \frac{\nu}{2} \cdot \sum_{i=1}^m (y_i^2(x) - 2y_i(x)y_i(z) + y_i^2(z)) \\ &= \mu \cdot D_h(x, z) + \frac{\nu}{2} \cdot \sum_{i=1}^m (y_i(z) - y_i(x))^2 \\ &= \mu \cdot D_h(x, z) + \frac{\nu}{2} \cdot \sum_{i=1}^m (b_i - \langle a_i, z \rangle - b_i + \langle a_i, x \rangle)^2 \\ &= \mu \cdot D_h(x, z) + \frac{\nu}{2} \cdot \sum_{i=1}^m \langle a_i, x - z \rangle^2 \\ &= \mu \cdot D_h(x, z) + \frac{\nu}{2} \cdot \langle A(x - z), A(x - z) \rangle \\ &= \mu \cdot D_h(x, z) + \frac{\nu}{2} \cdot \|A(x - z)\|^2. \end{aligned}$$

Portanto,

$$D_\varphi(x, z) = \mu D_h(x, z) + \frac{\nu}{2} \|x - z\|_A^2, \forall x, z \in \text{int}C.$$

Por praticidade, denotaremos

$$\theta := \frac{\nu + h''(1)\mu}{2}.$$

O lema a seguir é de grande importância para a análise de convergência do algoritmo.

**Lema 2.** *Seja  $D_\varphi$  definida como em (1.3), então para quaisquer  $x, z \in \text{int } C$  e  $w \in C$  vale:*

i)  $D_\varphi(x, z) \geq 0$  e  $D_\varphi(x, z) = 0$  se, e somente se,  $x = z$ ;

ii)  $D_\varphi(\cdot, z)$  é fortemente convexa com módulo  $\nu$ , e portanto

$$\langle \nabla_1 D_\varphi(x, p) - \nabla_1 D_\varphi(z, p), x - z \rangle \geq \nu \|x - z\|_\lambda^2, \forall p \in \text{int } C;$$

iii)  $\langle \nabla_1 D_\varphi(x, z), w - x \rangle \leq \theta (\|w - z\|_\lambda^2 - \|w - x\|_\lambda^2), \forall w \in C$ ;

iv)  $\|x - z\|_\lambda^2 \geq \lambda_{\min}(A^T A) \|x - z\|^2$ , onde  $\lambda_{\min}(A^T A)$  é o autovalor mínimo da matriz simétrica definida positiva  $A^T A$ .

*Demonstração.* i)  $D_\varphi(x, z) \geq 0$  é claro, e  $D_\varphi(x, z) = 0 \Leftrightarrow d_\varphi(x, z) = 0 \Leftrightarrow$

$$\sum_{i=1}^n z_i^2 \varphi\left(\frac{x_i}{z_i}\right) = 0 \Leftrightarrow \varphi\left(\frac{x_i}{z_i}\right) = 0 \Leftrightarrow \frac{x_i}{z_i} = 1, \text{ portanto } x = z.$$

ii) Uma consequência das exigências sobre  $h$ , dada em (1.5) é que,  $\varphi$  é fortemente convexa, e como veremos a posteriori,  $\nabla_1 d_\varphi(\cdot, z)$  é fortemente monótono, e é plausível que  $\nabla_1 D_\varphi(\cdot, z) = -A^T \nabla_1 d_\varphi(\cdot, z)$  seja fortemente monótono, e portanto a desigualdade  $\langle \nabla_1 D_\varphi(x, p) - \nabla_1 D_\varphi(z, p), x - z \rangle \geq \nu \|x - z\|_\lambda^2, \forall p \in \text{int } C$  é verificada.

iii) Para provar este item, usaremos as seguintes desigualdades:

$$\langle b - a, c - a \rangle = \frac{1}{2} (\|a - c\|^2 - \|b - c\|^2 + \|a - b\|^2) \text{ e}$$

$$\langle b - a, c - b \rangle = \frac{1}{2} (\|a - c\|^2 - \|b - c\|^2 - \|a - b\|^2).$$

Inicialmente, notemos que, como  $x, z \in \text{int } C$ , temos  $y_j(x) > 0$  e  $y_j(z) > 0$ . Seja então  $t_j = \frac{y_j(x)}{y_j(z)}$ ,  $j = 1, \dots, m$ . Pela propriedade v) da seção 1.1, para todo  $t > 0$ ,

temos  $h'(t) \leq h''(1)(t-1)$ . Logo, multiplicando por  $y_j(z)y_j(w) \geq 0$ , obtemos para cada  $j = 1, \dots, m$

$$\begin{aligned} y_j(z)y_j(w)h' \left( \frac{y_j(x)}{y_j(z)} \right) &\leq h''(1)y_j(z)y_j(w) \left( \frac{y_j(x)}{y_j(z)} - 1 \right) \\ &= h''(1)y_j(w)(y_j(x) - y_j(z)). \end{aligned} \quad (1.7)$$

Também temos  $-h'(t) \leq -h''(1) \left( 1 - \frac{1}{t} \right)$ , para todo  $t > 0$ . Daí, multiplicando por  $y_j(z)y_j(x) \geq 0$  obtemos, para cada  $j = 1, \dots, m$

$$\begin{aligned} -y_j(z)y_j(x)h' \left( \frac{y_j(x)}{y_j(z)} \right) &\leq -h''(1)y_j(z)y_j(x) \left( 1 - \frac{y_j(z)}{y_j(x)} \right) \\ &= -h''(1)y_j(z)(y_j(x) - y_j(z)). \end{aligned} \quad (1.8)$$

Somando (1.7) e (1.8), encontramos

$$y_j(z)h' \left( \frac{y_j(x)}{y_j(z)} \right) (y_j(w) - y_j(x)) \leq h''(1)(y_j(w) - y_j(z))(y_j(x) - y_j(z)).$$

Multiplicando ambos os lados por  $\mu$  e somando sobre  $j = 1, \dots, m$  também em ambos os lados da desigualdade, obtemos

$$\begin{aligned} \sum_{j=1}^m \left[ (y_j(w) - y_j(x))y_j(z)\mu h' \left( \frac{y_j(x)}{y_j(z)} \right) \right] &\leq \sum_{j=1}^m \left[ \mu h''(1)(y_j(w) - y_j(z))(y_j(x) - y_j(z)) \right] \\ &= \mu h''(1) \langle y(x) - y(z), y(w) - y(z) \rangle. \end{aligned} \quad (1.9)$$

Somando então  $\sum_{j=1}^m (y_j(w) - y_j(x))y_j(z)\nu \left( \frac{y_j(x)}{y_j(z)} - 1 \right)$  no primeiro membro da desigualdade acima, obtemos

$$\begin{aligned} &\sum_{j=1}^m (y_j(w) - y_j(x))y_j(z) \left[ \mu h' \left( \frac{y_j(x)}{y_j(z)} \right) + \nu \left( \frac{y_j(x)}{y_j(z)} - 1 \right) \right] \\ &= \sum_{j=1}^m (y_j(w) - y_j(x))y_j(z) \varphi' \left( \frac{y_j(x)}{y_j(z)} \right) \\ &= \left\langle \left( y_1(z)\varphi' \left( \frac{y_1(x)}{y_1(z)} \right), \dots, y_m(z)\varphi' \left( \frac{y_m(x)}{y_m(z)} \right) \right), y(w) - y(x) \right\rangle \\ &= \langle \nabla_1 d_\varphi(y(x), y(z)), b - Aw - (b - Ax) \rangle \\ &= \langle \nabla_1 d_\varphi(y(x), y(z)), A(x - w) \rangle \\ &= \langle A^T \nabla_1 d_\varphi(y(x), y(z)), x - w \rangle \\ &= \langle -A^T \nabla_1 d_\varphi(y(x), y(z)), w - x \rangle \\ &= \langle \nabla_1 D_\varphi(x, z), w - x \rangle. \end{aligned}$$

Somando agora o mesmo termo no segundo membro da desigualdade (1.9), usando (1.3) e a definição de  $\theta$  dada acima, encontramos

$$\begin{aligned}
 & \mu h''(1) \langle \mathbf{y}(x) - \mathbf{y}(z), \mathbf{y}(w) - \mathbf{y}(z) \rangle + \nu \sum_{j=1}^m (\mathbf{y}_j(w) - \mathbf{y}_j(x)) (\mathbf{y}_j(x) - \mathbf{y}_j(z)) \\
 &= \mu h''(1) \langle \mathbf{y}(x) - \mathbf{y}(z), \mathbf{y}(w) - \mathbf{y}(z) \rangle + \nu \langle \mathbf{y}(x) - \mathbf{y}(z), \mathbf{y}(w) - \mathbf{y}(x) \rangle \\
 &= (2\theta - \nu) \langle \mathbf{y}(x) - \mathbf{y}(z), \mathbf{y}(w) - \mathbf{y}(z) \rangle + \nu \langle \mathbf{y}(x) - \mathbf{y}(z), \mathbf{y}(w) - \mathbf{y}(x) \rangle \\
 &= (2\theta - \nu) \frac{1}{2} (\|\mathbf{y}(z) - \mathbf{y}(w)\|^2 - \|\mathbf{y}(x) - \mathbf{y}(w)\|^2 + \|\mathbf{y}(z) - \mathbf{y}(x)\|^2) + \nu \frac{1}{2} (\|\mathbf{y}(z) - \\
 & \mathbf{y}(w)\|^2 - \|\mathbf{y}(x) - \mathbf{y}(w)\|^2 - \|\mathbf{y}(z) - \mathbf{y}(x)\|^2) \\
 &= \theta (\|\mathbf{y}(z) - \mathbf{y}(w)\|^2 - \|\mathbf{y}(x) - \mathbf{y}(w)\|^2 + \|\mathbf{y}(z) - \mathbf{y}(x)\|^2) - \nu \|\mathbf{y}(z) - \mathbf{y}(x)\|^2 \\
 &= \theta (\|\mathbf{y}(z) - \mathbf{y}(w)\|^2 - \|\mathbf{y}(x) - \mathbf{y}(w)\|^2) + (\theta - \nu) \|\mathbf{y}(z) - \mathbf{y}(x)\|^2 \\
 &\leq \theta (\|\mathbf{y}(z) - \mathbf{y}(w)\|^2 - \|\mathbf{y}(x) - \mathbf{y}(w)\|^2) \\
 &= \theta (\|(\mathbf{b} - \mathbf{A}z) - (\mathbf{b} - \mathbf{A}w)\|^2 - \|(\mathbf{b} - \mathbf{A}x) - (\mathbf{b} - \mathbf{A}w)\|^2) \\
 &= \theta (\|\mathbf{A}w - \mathbf{A}z\|^2 - \|\mathbf{A}w - \mathbf{A}x\|^2) = \theta (\|\mathbf{w} - z\|_{\mathbf{A}}^2 - \|\mathbf{w} - x\|_{\mathbf{A}}^2).
 \end{aligned}$$

Portanto,  $\langle \nabla_1 D_{\varphi}(x, z), \mathbf{w} - x \rangle \leq \theta (\|\mathbf{w} - z\|_{\mathbf{A}}^2 - \|\mathbf{w} - x\|_{\mathbf{A}}^2)$ .

- iv) Considere  $\varphi : S^n \rightarrow \mathbb{R}$  dada por  $\varphi(\mathbf{u}) = \langle \mathbf{A}^T \mathbf{A} \mathbf{u}, \mathbf{u} \rangle$ , note que  $\varphi$  é contínua, portanto admite um mínimo em  $\mathbf{u}_0 \in S^n$ , já que  $S^n$  é compacta e pelo método dos multiplicadores de Lagrange existe  $\lambda$  tal que vale

$$\nabla \varphi(\mathbf{u}_0) = \lambda \nabla f(\mathbf{u}_0) \tag{1.10}$$

onde  $f : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$  é o vínculo  $f(x) = \|x\|^2$ . Assim, (1.10) diz que  $\mathbf{A}^T \mathbf{A} \mathbf{u}_0 = \lambda \mathbf{u}_0$  portanto

$$\langle \mathbf{A}^T \mathbf{A} \mathbf{u}, \mathbf{u} \rangle \geq \langle \mathbf{A}^T \mathbf{A} \mathbf{u}_0, \mathbf{u}_0 \rangle = \langle \lambda \mathbf{u}_0, \mathbf{u}_0 \rangle = \lambda \tag{1.11}$$

e ainda mais,  $\lambda = \lambda_{\min}(\mathbf{A}^T \mathbf{A})$ , pois se não fosse, por (1.11), para qualquer outro autovalor  $\lambda_k$  de  $\mathbf{A}^T \mathbf{A}$  teríamos  $\lambda_k \geq \lambda_{\min}(\mathbf{A}^T \mathbf{A})$ . Portanto

$$\|x - z\|_{\mathbf{A}}^2 = \|x - z\|^2 \left\langle \mathbf{A}^T \mathbf{A} \left( \frac{x - z}{\|x - z\|}, \frac{x - z}{\|x - z\|} \right) \right\rangle \geq \lambda_{\min}(\mathbf{A}^T \mathbf{A}) \|x - z\|^2.$$

□

# Capítulo 2

## Operadores

Apresentaremos neste capítulo as definições e os principais resultados sobre operadores os quais podem ser encontrados em Rockafellar, [17] e [18].

### 2.1 Operadores

**Definição 4.** Um operador ponto-conjunto  $T : \mathbb{R}^n \rightrightarrows \mathbb{R}^n$  é um operador que associa a cada ponto  $x \in \mathbb{R}^n$  a um conjunto (possivelmente vazio)  $T(x) \subset \mathbb{R}^n$ .

O domínio, a imagem e gráfico de  $T$  é definido como:

**Definição 5.** Seja  $T : \mathbb{R}^n \rightrightarrows \mathbb{R}^n$  um operador, então:

(i) O domínio de  $T$ ,  $D(T)$ , é definido por  $D(T) := \{x \in \mathbb{R}^n : T(x) \neq \emptyset\}$ ;

(ii) A imagem de  $T$ ,  $\text{Im}(T)$ , é definido por

$$\text{Im}(T) := \{u \in \mathbb{R}^n : u \in T(x), \text{ para algum } x \in \mathbb{R}^n\};$$

(iii) O gráfico de  $T$ ,  $G(T)$ , é definido por  $G(T) := \{(x, y) \in \mathbb{R}^n \times \mathbb{R}^n : y \in T(x)\}$ .

**Definição 6.** Um operador  $T : \mathbb{R}^n \rightrightarrows \mathbb{R}^n$  é monótono se

$$\langle u - v, x - y \rangle \geq 0, \text{ para todo } x, y \in D(T) \text{ e para todo } u \in T(x), v \in T(y).$$

**Definição 7.** Um operador monótono  $T$  é dito maximal se para qualquer outro operador  $T_1$  tal que  $T_1(x) \supseteq T(x), \forall x \in \mathbb{R}^n$ , tem-se que  $T_1 = T$ , isto é,

$$\langle u - v, x - y \rangle \geq 0, \forall v \in T(y), y \in D(T) \Rightarrow u \in T(x).$$



**Definição 8.** *Seja  $f : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$  uma função convexa. Dizemos que  $\mathbf{y} \in \mathbb{R}^n$  é um subgradiente de  $f$  no ponto  $\mathbf{x} \in \mathbb{R}^n$  se*

$$f(\mathbf{z}) \geq f(\mathbf{x}) + \langle \mathbf{y}, \mathbf{z} - \mathbf{x} \rangle, \quad \forall \mathbf{z} \in \mathbb{R}^n.$$

*O conjunto de todos os subgradientes de  $f$  em  $\mathbf{x}$ , é chamado o subdiferencial Clássico de  $f$  em  $\mathbf{x}$ ; é denotado por  $\partial f(\mathbf{x})$ . Isto é,*

$$\partial f(\mathbf{x}) := \{\mathbf{y} \in \mathbb{R}^n \mid f(\mathbf{z}) \geq f(\mathbf{x}) + \langle \mathbf{y}, \mathbf{z} - \mathbf{x} \rangle\}. \quad (2.1)$$

**Exemplo 4.** *Se  $f$  é uma função convexa, própria e semicontínua inferiormente o  $\partial f : \mathbb{R}^n \rightrightarrows \mathbb{R}^n$  é monótono maximal.*

*De fato, sejam  $\mathbf{x}, \mathbf{y} \in \mathbb{R}^n$ ,  $\boldsymbol{\theta} \in \partial f(\mathbf{x})$  e  $\boldsymbol{\omega} \in \partial f(\mathbf{y})$ . Por (2.1)*

$$\langle \boldsymbol{\theta}, \mathbf{y} - \mathbf{x} \rangle \leq f(\mathbf{y}) - f(\mathbf{x}) \quad (2.2)$$

$$\langle -\boldsymbol{\omega}, \mathbf{y} - \mathbf{x} \rangle \leq f(\mathbf{x}) - f(\mathbf{y}) \quad (2.3)$$

*Somando (2.2) e (2.3) obtemos*

$$\langle \boldsymbol{\theta} - \boldsymbol{\omega}, \mathbf{x} - \mathbf{y} \rangle \geq 0.$$

*E portanto,  $\partial f$  é monótono. A demonstração sobre maximalidade de  $\partial f$  pode ser encontrada em Rockafellar, [17].*

**Exemplo 5.** *Seja  $f(x) = |x|$  para todo  $x \in \mathbb{R}$ . Note que  $f$  é uma função convexa. Encontremos o seu subdiferencial que é dado pela definição por:*

$$\partial f(x) = \{s \in \mathbb{R}; s(\mathbf{y} - x) \leq |y| - |x|, \quad \forall \mathbf{y} \in \mathbb{R}\} . \text{ Então,}$$

*i) Se  $x > 0$ , tem-se que  $f$  é diferenciável, portanto  $\partial f(x) = \{1\}$ , que é o gradiente de  $f$ .*

*ii) Se  $x < 0$ ,  $f$  é diferenciável, assim  $\partial f(x) = \{-1\}$ , que é o gradiente de  $f$ .*

*iii) Se  $x = 0$ , tem-se  $f(x) = 0$ , daí para todo  $\mathbf{y} \in \mathbb{R}$ , obtemos  $|y| \geq sy$  então, se  $\mathbf{y} \geq 0$ ,  $s \leq 1$  e se  $\mathbf{y} < 0$ , implica  $s \geq -1$ .*

*Portanto,  $\partial f(x) = [-1, 1]$ .*

*Logo, por i),ii) e iii),*

$$\partial f(x) = \begin{cases} \{1\}, & \text{se } x > 0 \\ [-1, 1], & \text{se } x = 0 \\ \{-1\}, & \text{se } x < 0 \end{cases} .$$

**Observação 3.** Um operador  $T$  é dito ponto-ponto de para cada  $x \in D(T)$  o conjunto  $T(x)$  é unitário.

**Exemplo 6.** Seja  $f : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$  uma função convexa (estritamente convexa) e diferenciável. Então  $\nabla f : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}^n$  é um operador ponto-ponto monótono (estritamente monótono).

Como o nosso principal objetivo neste trabalho é um relaxamento das propriedades de monotocidade do operador, somos motivados a apresentar algumas definições sobre classes de monotonicidade.

**Definição 9.** Dado um operador  $T : \mathbb{R}^n \rightrightarrows \mathbb{R}^n$ . Sejam  $(x, u), (y, v) \in G(T)$ , então  $T$  é dito:

- 1- Quase-monótono em  $D(T)$ , quando  $\langle v, x - y \rangle > 0$  implica  $\langle u, x - y \rangle \geq 0$ ;
- 2- Fortemente monótono em  $D(T)$ , quando existir  $\lambda > 0$  tal que,  
 $\langle u - v, x - y \rangle \geq \lambda \|x - y\|^2$  dizemos também que  $T$  é fortemente monótono com módulo  $\lambda$ ;
- 3- Fracamente monótono em  $D(T)$ , quando existe  $L > 0$  tal que,  
 $\langle u - v, x - y \rangle \geq -L \|x - y\|^2$ , dizemos também que  $T$  é fracamente monótono com módulo  $L$ ;
- 4- Pseudo-monótono em  $D(T)$ , quando  $\langle v, x - y \rangle \geq 0$  implica  $\langle u, x - y \rangle \geq 0$ ;
- 5- Coercivo, se  $D(T)$  é limitado ou existir  $x^\circ \in X$  tal que  $\lim_{\|x\| \rightarrow \infty} \frac{\langle u, x - x^\circ \rangle}{\|x\|} = \infty$ .

A definição de operador pseudo-monótono citada acima é no sentido de Karamardian, [15], a qual é diferente da definição de operador pseudo-monótono introduzida por Brézis em [8].

**Observação 4.**  $\langle u - v, x - y \rangle \geq 0 \Rightarrow \langle u, x - y \rangle \geq \langle v, x - y \rangle$ , portanto  
 $\langle v, x - y \rangle \geq 0 \Rightarrow \langle u, x - y \rangle \geq 0$ , isto é, monotonicidade implica em pseudo-monotonicidade, e mais ainda, sem muita dificuldade, podemos observar o seguinte:  
 monotonicidade forte  $\Rightarrow$  monotonicidade  $\Rightarrow$  pseudo-monotonicidade  $\Rightarrow$  quase-monotonicidade.

Entretando a recíproca da afirmação acima não é verídica:

1.  $T : [0, 1] \rightarrow [0, 1]$  dado por  $T(x) = 1 - x$ , é pseudo-monótono mas não é monótono. De fato para  $x, y \in [0, 1]$ ,  $(x - y)(x - y) \geq 0 \Rightarrow ((1 - y) - (1 - x))(x - y) \geq 0 \Rightarrow (1 - y)(x - y) \geq (1 - x)(x - y)$ , então  $(1 - x)(x - y) \geq 0$  implica  $(1 - y)(x - y) \geq 0$  e assim  $T$  é pseudo. Porém não é verdade que  $\langle T(u) - T(v), x - y \rangle \geq 0$ , já que  $((1 - x) - (1 - y))(x - y) \leq 0$ .
2. Agora  $T : [-1, 0] \rightarrow \mathbb{R}$  sendo  $T(x) = -x$  é quase-monótono, já que  $-y(x - y) > 0 \Rightarrow x - y > 0 \Rightarrow -x(x - y) \geq 0$ , sendo que podemos ter  $x = 0$ . Mas  $T$  não é pseudo pois, quando  $-y(x - y) \geq 0$  consideremos o caso em que  $x \neq y$  e  $y = 0$ , implicando  $-x^2 > 0$ ,  $T$  ainda é fracamente monótono com módulo  $-1$ , observe, por Cauchy-Schwarz,  $\langle -x + y, x - y \rangle \geq -|x - y|^2$ .

**Proposição 3.** Se  $T$  é um operador fracamente monótono com módulo  $L > 0$ , então para  $\bar{L} > L$  dado, o operador  $T + \bar{L}I$  é um operador fortemente monótono com módulo  $\bar{L} - L$ .

*Demonstração.* Ver El Farouq, [12]. □

**Proposição 4.** Sejam  $T_1 : \mathbb{R}^n \rightrightarrows \mathbb{R}^n$  e  $T_2 : \mathbb{R}^n \rightrightarrows \mathbb{R}^n$  operadores monótonos maximais, tais que  $D(T_1) \cap D(T_2) \neq \emptyset$ . Então  $T_1 + T_2$  é monótono maximal.

*Demonstração.* Sejam  $x, y \in \mathbb{R}^n$ ,  $u \in (T_1 + T_2)(x)$  e  $v \in (T_1 + T_2)(y)$ , então para cada  $u \in (T_1 + T_2)(x)$  existem  $u_1 \in T_1(x)$  e  $u_2 \in T_2(x)$  tais que  $u = u_1 + u_2$  pelo mesmo argumento existem  $v_1 \in T_1(y)$  e  $v_2 \in T_2(y)$ , com  $v = v_1 + v_2$ . Como  $T_1$  e  $T_2$  são monótonos

$$\langle u_1 - v_1, x - y \rangle \geq 0$$

$$\langle u_2 - v_2, x - y \rangle \geq 0$$

com isso temos

$$\langle u - v, x - y \rangle = \langle u_1 + u_2 - v_1 - v_2, x - y \rangle = \langle u_1 - v_1, x - y \rangle + \langle u_2 - v_2, x - y \rangle \geq 0$$

e portanto  $T_1 + T_2$  é monótono. A demonstração da maximalidade de  $T_1 + T_2$  pode encontrada em Rockafellar, [17]. □

**Proposição 5.** Sejam  $T_1 : \mathbb{R}^n \rightrightarrows \mathbb{R}^n$  fortemente monótono e  $T_2 : \mathbb{R}^n \rightrightarrows \mathbb{R}^n$  monótono, tais que  $D(T_1) \cap D(T_2) \neq \emptyset$ . Então  $T_1 + T_2$  é fortemente monótono .

*Demonstração.* Segue-se de imediato das definições de monótono e fortemente monótono. □

**Definição 10.** *Seja  $C$  convexo, fechado e não vazio em  $\mathbb{R}^n$ . A função  $\delta_C : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R} \cup \{+\infty\}$  dada por*

$$\delta_C(x) = \begin{cases} 0 & , \text{ se } x \in C \\ +\infty, & \text{ caso contrário.} \end{cases} \quad (2.4)$$

*é dita função indicadora de  $C$ , onde  $\delta_C$  é convexa, própria e semicontínua inferiormente.*

**Definição 11.** *Seja  $C \subset \mathbb{R}^n$  convexo, fechado e não vazio. O operador  $N_C : \mathbb{R}^n \rightrightarrows \mathbb{R}^n$  definido assim*

$$N_C(x) = \begin{cases} \{w \in \mathbb{R}^n; \langle w, y - x \rangle \leq 0 \ \forall y \in C\}, & \text{ se } x \in C \\ \emptyset, & \text{ caso contrário.} \end{cases} \quad (2.5)$$

*Para  $x \in C$ , seja  $u \in \partial\delta_C(x)$  então devemos ter  $\langle u, y - x \rangle \leq \delta_C(y) - \delta_C(x) = 0$  isto é,  $\partial\delta_C(x) \subset N_C(x)$ . reciprocamente se  $w \in N_C(x)$ , então  $\langle w, y - x \rangle \leq 0$  para todo  $y \in C$ , assim  $N_C(x) = \partial\delta_C(x)$ , e portanto  $N_C(x)$  é monotóno maximal, ver Rockafellar, [17]. Além disso,  $D(N_C) = C$ , e  $N_C(x) = 0$  se, e somente se,  $x \in \text{int}C$ .*

**Observação 5.** *Se  $x^*$  resolve o PDV( $T, C$ ) se, e somente se  $0 \in (T + N_C)(x^*)$ .*

**Proposição 6.** *Se  $T : \mathbb{R}^n \rightrightarrows \mathbb{R}^n$  for fortemente monotóno em  $C$  então PDV( $T; C$ ) admite uma única solução.*

*Demonstração.* Ver Corolário 3.2 em Harker, [14]. □

**Exemplo 7.** *Seja  $f : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R} \cup \{+\infty\}$  uma função fortemente convexa. Então  $\partial f : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}^n$  é um operador fortemente monotóno.*

*No que segue relembremos a definição de subdiferencial de Clarke, uma noção bastante usada na literatura, mais resultados e exemplos podem ser encontrados em [11].*

*Seja  $f : X \subset \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R} \cup \{+\infty\}$ , uma função localmente lipschitz, denotaremos por  $f^\circ(x, v)$  a derivada direcional generalizada de  $f$  no ponto  $x$  na direção de  $v$ , a qual será determinada por:*

$f^\circ(x, v) := \limsup_{\substack{y \rightarrow x \\ t \rightarrow 0^+}} \frac{f(y + tv) - f(y)}{t}$ . *O subdiferencial de Clarke,  $\partial^C f$ , é definido para todo  $x \in \text{dom}(f)$  como sendo:*

$$\partial^C f(x) := \{x^* \in \mathbb{R}^n; f^\circ(x, v) \geq \langle x^*, v \rangle, \text{ para todo } v \in \mathbb{R}^n\}.$$

*Quando  $f$  for de classe  $C^1$ ,  $\partial^C f = \{\nabla f\}$ , e se  $f$  é uma função convexa diferenciável então o subdiferencial de clarke coincide com o subdiferencial clássico em análise funcional.*

**Observação 6.** Em geral, não é verdade que  $\partial^C f = -\partial^C(-f)$ , a menos que  $f$  seja localmente lipschitz. E nada impede que  $\partial^C f = \emptyset$ .

**Exemplo 8.** Para  $f : \mathbb{R}_+ \rightarrow \mathbb{R}$ , dada por  $f(x) = \sqrt{x}$ , temos  $\partial^C f(0) = \mathbb{R}$  e  $\partial^C(-f)(0) = \emptyset$

De fato, como

$$\begin{aligned} f^\circ(0, v) &= \limsup_{\substack{y \rightarrow 0 \\ t \rightarrow 0^+}} \frac{\sqrt{y + tv} - \sqrt{y}}{t} = \limsup_{\substack{y \rightarrow 0 \\ t \rightarrow 0^+}} \frac{tv}{t(\sqrt{y + tv} + \sqrt{y})} \\ &= \limsup_{y \rightarrow 0} \frac{v}{\sqrt{y + ty} + \sqrt{y}} = +\infty. \end{aligned}$$

Logo, para qualquer  $x^*$  real  $f^\circ(0, v) \geq x^*v$ , para todo  $v \in \mathbb{R}$ , assim  $\partial^C f(0) = \mathbb{R}$ . A mesma linha de raciocínio justifica que  $\partial^C(-f)(0) = \emptyset$ . Para melhor clareza na demonstração do teorema que está por vir, usaremos as seguintes notações:

$[u, v] = \{x \in X / x = \lambda u - (1 - \lambda)v, \text{ para algum } \lambda \in [0, 1]\}$ .

$]u, v[ = [u, v] \setminus \{u, v\}$ .

$B_\lambda([u, v]) = \{x \in X / \|x - y\| < \lambda, \text{ para algum } y \in [u, v]\}$ .

**Lema 3.** Seja  $f : X \subset \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$  uma função semicontínua inferiormente. Seja  $u, v, w \in X$ , com  $v \in [u, w]$ ,  $f(v) > f(u)$  e  $\lambda > 0$ . Então existe  $\bar{x} \in X$  e  $\bar{x}^* \in \partial^C f(\bar{x})$  tal que

$$\bar{x} \in B_\lambda([u, v]) \quad \text{e} \quad \langle \bar{x}^*, w - \bar{x} \rangle$$

**Teorema 1.** Seja  $f : X \subset \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R} \cup \{+\infty\}$  uma função semicontínua inferiormente. Então:

1.  $f$  é quase-convexa se, e somente se,  $\partial^C f$  é quase-monótono;

2.  $f$  é pseudo-convexa, então,  $\partial^C f$  é pseudo-monótono.

*Demonstração.* 1. Se  $f$  não fosse quase-convexa, existiria  $v \in ]u, w[$  tal que

$f(v) > \max\{f(u), f(w)\}$ , seja  $\lambda > 0$  de modo que  $f(x) > \max\{f(u), f(v)\}$  para todo  $x \in B_\lambda(v)$ . Pelo Lema 3 existe  $\bar{x} \in X$  e  $\bar{x}^* \in \partial^C f(\bar{x})$  tal que

$$\bar{x} \in B_\lambda([u, v]) \quad \text{e} \quad \langle \bar{x}^*, w - \bar{x} \rangle \tag{2.6}$$

Afirmamos que  $] \bar{x}, w[ \cap B_\lambda(v) \neq \emptyset$ . Isso é verdade se  $\bar{x}$  estiver próximo de  $v$ , isto é, ( $\|\bar{x} - v\| < \lambda$ ), se não, considere  $P\bar{x}$  próximo de  $\bar{x} \in [u, v[$ , então escrevendo

$v = tP\bar{x} + (1 - t)w$ , com  $0 \leq t < 1$  o ponto  $\bar{z} = t\bar{x} + (1 - t)w$  pertence à  $]\bar{x}, w] \cap B_\lambda(v)$ . Fixado  $\bar{z} \in ]\bar{x}, w] \cap B_\lambda(v)$ , por (2.6), para algum  $y \in [\bar{z}, w]$ , temos

$$\begin{aligned} \langle \bar{x}^*, y - \bar{x} \rangle &= \langle \bar{x}^*, \mu\bar{z} + (1 - \mu)w - \bar{x} \rangle \\ &= \langle \bar{x}^*, \mu(\bar{z} - w) \rangle + \langle \bar{x}^*, w - \bar{x} \rangle \\ &= \langle \bar{x}^*, t\mu(\bar{x} - w) \rangle + \langle \bar{x}^*, w - \bar{x} \rangle \\ &= (1 - t\mu)\langle \bar{x}^*, w - \bar{x} \rangle \end{aligned}$$

assim existe  $\lambda_1 > 0$  tal que

$$\langle \bar{x}^*, y - \bar{x} \rangle > 0, \quad \forall y \in B_{\lambda_1}([\bar{z}, w]) \quad (2.7)$$

Desde que  $f(\bar{z}) > f(w)$ , aplicando o Lema 3 novamente, temos que existe  $\bar{y} \in X$  e  $\bar{y}^* \in \partial^C f(\bar{y})$  tal que

$$\bar{y} \in B_{\lambda_1}([\bar{z}, w]) \text{ e } \langle \bar{y}^*, \bar{x} - \bar{y} \rangle > 0.$$

Já que  $\bar{y} \in [\bar{z}, w]$ , temos  $\langle \bar{x}^*, \bar{y} - \bar{x} \rangle \geq 0$  por (2.7), e daí  $\partial^C f$  não seria quase-monotónico. Mostraremos que se  $f$  for quase-convexa então  $\partial^C f$  será quase-monotónico. Seja  $u^* \in \partial^C f(u)$  e  $v^* \in \partial^C f(v)$  com  $\langle u^*, v - u \rangle > 0$ . A demonstração acaba quando verificarmos que  $f^\circ(v, u - v) \leq 0$  pois, isso implica  $\langle v^*, v - u \rangle \geq 0$ .

Então fixe  $\varepsilon > 0$  e  $\gamma \in (0, \varepsilon)$  tal que

$$\langle u^*, y - u \rangle > 0 \quad \forall y \in B_\gamma(v).$$

Agora considere  $y \in B_\gamma(v)$  fixo. Como  $x^* \in \partial^C f(u)$ , temos

$f^\circ(u, y - u) \geq \langle u^*, y - u \rangle > 0$  o que torna possível encontrar  $\varepsilon' \in (0, \varepsilon - \gamma)$ ,  $x \in B_{\varepsilon'}(u)$  e  $\tau \in (0, 1)$  tal que  $f(x + \tau(y - x)) > f(x)$ . Pela quase-convexidade de  $f$ , temos  $f(x) < f(y)$  e portanto temos

$$f(y + t(x - y)) \leq f(y) \text{ sempre que } t \in (0, 1)$$

$$\text{dai } f^\circ(v, u - v) = \limsup_{\substack{y \rightarrow v \\ t \rightarrow 0^+}} \frac{f(y + t(x - y)) - f(y)}{t} \leq 0.$$

2. A demonstração pode ser encontrada em Hadjisavvas, [13].

□

**Teorema 2.** Fixado  $x \in \text{int}C$ . Sejam  $T$  um operador ponto-ponto e fracamente monótono com módulo  $L_1 > 0$ ,  $\nabla D$  um operador ponto-ponto fortemente monótono com módulo  $L_2 > 0$  e  $\omega_k$  uma sequencia de números reais positivos satisfazendo  $\omega_k \geq \omega > \frac{L_1}{L_2}$ . Então o operador

$$F(y) = \begin{cases} T(y) + \omega_k \nabla_1 D(y, x), & \text{se } x, y \in \text{int}C \\ \emptyset, & \text{caso contrário.} \end{cases}$$

é fortemente monótono em  $C$  com constante  $[\omega L_2 - L_1]$ .

*Demonstração.* Da definição de operador fracamente e fortemente monótono, segue que:

$$\begin{aligned} \langle F(y_1) - F(y_2), y_1 - y_2 \rangle &= \langle T(y_1) - T(y_2), y_1 - y_2 \rangle \\ &+ \omega_k \langle \nabla_1 D(y_1, x) - \nabla_1 D(y_2, x), y_1 - y_2 \rangle \\ &\geq -L_1 \|y_1 - y_2\|^2 + \omega L_2 \|y_1 - y_2\|^2 \\ &= [\omega L_2 - L_1] \|y_1 - y_2\|^2. \end{aligned}$$

e portanto, pelo item 2 da Definição 9,  $F$  é um operador fortemente monótono com módulo  $\omega L_2 - L_1$ . □

# Capítulo 3

## Problema da Desigualdade

### Variacional

Neste capítulo apresentaremos um algoritmo para resolver o problema da desigualdade variacional associado a um operador quase-monótono e a um conjunto convexo, fechado e não vazio. Mostraremos sua boa definição e que o ponto limite da sequência gerada por esse algoritmo é uma solução do  $\text{PDV}(T; C)$ .

#### 3.1 Algoritmo

Sejam  $T : \mathbb{R}^n \rightrightarrows \mathbb{R}^n$  um operador ponto-conjunto e  $C$  um conjunto não vazio, convexo e fechado de  $\mathbb{R}^n$ . Neste trabalho consideremos o Problema da Desigualdade Variacional associado a  $T$  e  $C$ ,  $\text{PDV}(T; C)$ , definido por:

$$\text{PDV}(T; C) = \begin{cases} \text{obter } x^* \in C \text{ tal que exista } u^* \in T(x^*), \text{ com} \\ \langle u^*, x - x^* \rangle \geq 0, \forall x \in C \end{cases} \quad (3.1)$$

O conjunto solução do  $\text{PDV}(T; C)$  será denotado por  $\text{SOL}(T; C)$ . De agora em diante, vamos considerar as seguintes hipóteses:

(H1)  $D(T) \cap \text{int}C \neq \emptyset$ .

(H2)  $\text{SOL}(T; C) \neq \emptyset$ .

**Observação 7.** O interior ao qual nos referimos acima é o interior topológico.



Considere  $D$  uma função tipo-distância. O algoritmo para resolver (3.1) é definido da seguinte maneira:

ALGORITMO

**Inicialização.** Escolha um  $x^0 \in \text{int}C$ .  $k := 0$

**Passo 1.** Determine a iteração  $x^{k+1} \in \text{int}C$  e  $u^{k+1} \in T(x^{k+1})$  tal que

$$u^{k+1} + \omega_k \nabla_1 D(x^{k+1}, x^k) = 0, \quad (3.2)$$

onde  $\omega_k$  é uma sequência de números reais positivos limitada superiormente.

**Passo 2.** Se  $x^{k+1} = x^k$ , pare. Caso contrário.

**Passo 3** Faça  $k := k + 1$  e retorne ao passo 1.

**Observação 8.** Se ocorrer  $x^{k+1} = x^k$ , para algum  $k$ , concluiremos da propriedade da  $D_\varphi$ , que  $\nabla_1 D_\varphi(x^{k+1}, x^k) = 0$ . Daí,  $0 = u^{k+1} \in T(x^{k+1})$ , conseqüentemente  $x^{k+1}$  resolve o  $PDV(T;C)$ .

## 3.2 Boa Definição

Mostraremos sob algumas hipóteses adicionais ao operador  $T$ , a boa definição do nosso algoritmo. O teorema a seguir garante a boa definição da sequência  $\{x^k\}$  gerada pelo algoritmo.

**Teorema 3.** Em cada um dos casos abaixo, (3.2) tem uma única solução:

- (a)  $T$  é um operador ponto-ponto, contínuo e fracamente monótono com módulo  $L > 0$  e  $\{\omega_k\}$  uma sequência como no Teorema 2;
- (b)  $T = \partial^c f$ , fracamente monótono com módulo  $L > 0$ ,  $f$  uma função semicontínua inferiormente e  $\{\omega_k\}$  uma sequência como no Teorema 2.

*Demonstração.* (a) Pelo Teorema 2, o operador  $F = T + \omega_k \nabla D$  é ponto-ponto, contínuo e fortemente monótono em todo o  $\text{int}C$ . Portanto pela Proposição 6, a equação (3.2) tem uma única solução.

(b) Por (H1),  $D(T) \cap \text{int}C \neq \emptyset$  e pelo item (ii) do Lema 2,  $\nabla_1 D\varphi$  é fortemente monótono.

Por outro lado,  $T + \beta_k \nabla_1 D_\varphi = \partial^C(f + \beta_k D_\varphi)$  é o subdiferencial de clarke de uma função própria, semicontínua inferior e fortemente convexa. Neste caso, o subdiferencial de Clarke coincide com o subdiferencial clássico (ver [11]). Logo,  $T + \beta_k \nabla_1 D$  é um operador fortemente monótono e maximal, assim existe uma única solução para (3.2).  $\square$

*Em seguida introduziremos a noção de Fejér convergência de uma sequência. Esse conceito será de grande importância para a análise de convergência do nosso algoritmo que está por vir.*

**Definição 12.** *Uma sequência  $\{x^k\} \subset \mathbb{R}^n$  é dita Fejér convergente para um conjunto não vazio  $U \subset \mathbb{R}^n$  com respeito à uma função tipo distância  $d(\cdot, \cdot)$ , se para cada  $u \in U$  acontecer:*

$$d(u, x^{k+1}) \leq d(u, x^k) \quad , \quad \forall k \in \mathbb{N} \quad (3.3)$$

**Proposição 7.** *Se  $\{x^k\} \subset \mathbb{R}^n$  é Fejér convergente para um conjunto não vazio  $U \subset \mathbb{R}^n$  com respeito à uma função tipo distância  $d(\cdot, \cdot)$ , então:*

1.  $\{x^k\}$  é limitada;
2. Se um ponto de acumulação  $x$ , da sequência  $\{x^k\}$  pertence a  $U$ , então  $\lim_{n \rightarrow \infty} x^k = x$ .

*Demonstração.*

1. Por (3.3),  $d(u, x^{k+1}) \leq d(u, x^k) \leq d(u, x^{k-1}) \leq \dots \leq d(u, x^0)$ , isto é, a sequência  $\{x^k\}$  está contida na bola  $B[u, d(u, x^0)]$ , e portanto ela é limitada.
2. Agora considere  $\{x^{k_j}\}$  uma subsequência de  $\{x^k\}$  tal que  $\lim_{n \rightarrow \infty} x^{k_j} = x$ . Desde que  $x \in U$ , novamente por (3.3) a sequência  $\{d(x, x^k)\}$  é decrescente e não negativa, e no mais esta possui uma subsequência  $d(x, x^{k_j}) \rightarrow 0$ , então a sequência toda converge a zero, isto é,  $\lim_{n \rightarrow \infty} d(x, x^k) = 0$ , implicando  $\lim_{n \rightarrow \infty} x^k = x$ .

$\square$

### 3.3 Análise de Convergência

*Provaremos para cada uma das tipos-distâncias a convergência do método. Vamos supor doravante que para todo  $k$ , (3.2) tem solução e  $x^{k+1} \neq x^k$ . De início provaremos a*

análise de convergência para  $T$ , um operador pseudomonótono. Depois sob certa hipótese adicional mostraremos a análise de convergência quando  $T$  for quase-monótono. Vamos também supor:

(H3)  $T$  é um operador localmente limitado e  $G(T)$  é fechado.

**Observação 9.** Se  $T$  é um operador monótono maximal, então (H3) é válida.

### 3.3.1 Análise de Convergência Via Distância de Bregman

Nosso objetivo se reduz a averiguação da convergência da sequência gerada pelo algoritmo segundo a distância de Bregman. Então do **Passo 1**, do nosso algoritmo, temos:

$$\mathbf{u}^{k+1} + \omega_k \nabla_1 D_h(\mathbf{x}^{k+1}, \mathbf{x}^k) = 0, \quad (3.4)$$

onde  $D_h$  representa a distância de Bregman.

**Teorema 4.** Seja  $T$  um operador pseudomonótono e assumamos que (3.4) seja solúvel. Supondo (H1) – (H3), então a sequência  $\{\mathbf{x}^k\}$  gerada pelo algoritmo converge a um ponto de  $\text{SOL}(T; C)$ .

*Demonstração.* Seja  $\bar{\mathbf{x}} \in \text{SOL}(T; C)$ , então  $\langle \bar{\mathbf{u}}, \mathbf{x} - \bar{\mathbf{x}} \rangle \geq 0$ , para todo  $\mathbf{x} \in C$  e para  $\bar{\mathbf{u}} \in T(\bar{\mathbf{x}})$ , em particular  $\langle \bar{\mathbf{u}}, \mathbf{x}^k - \bar{\mathbf{x}} \rangle \geq 0$ . Usando a pseudomonotonicidade de  $T$ ,  $\langle \mathbf{u}^k, \mathbf{x}^k - \bar{\mathbf{x}} \rangle \geq 0$ , com  $\mathbf{u}^k \in T(\mathbf{x}^k)$  assim, por (3.4) e pela Proposição 1, temos

$$\begin{aligned} 0 \leq \langle \mathbf{u}^k, \mathbf{x}^k - \bar{\mathbf{x}} \rangle &= \omega_{k-1} \langle -\nabla_1 D_h(\mathbf{x}^k, \mathbf{x}^{k-1}), \mathbf{x}^k - \bar{\mathbf{x}} \rangle \\ &= \omega_{k-1} \langle \nabla h(\mathbf{x}^{k-1}) - \nabla h(\mathbf{x}^k), \mathbf{x}^k - \bar{\mathbf{x}} \rangle \\ &= \omega_{k-1} (D_h(\bar{\mathbf{x}}, \mathbf{x}^{k-1}) - D_h(\bar{\mathbf{x}}, \mathbf{x}^k) - D_h(\mathbf{x}^k, \mathbf{x}^{k-1})). \end{aligned}$$

Portanto,

$$D_h(\bar{\mathbf{x}}, \mathbf{x}^k) \leq D_h(\bar{\mathbf{x}}, \mathbf{x}^{k-1}) - D_h(\mathbf{x}^k, \mathbf{x}^{k-1}) \leq D_h(\bar{\mathbf{x}}, \mathbf{x}^{k-1}).$$

Logo  $\{\mathbf{x}^k\}$  é Fejér convergente ao conjunto  $\text{SOL}(T; C)$  com respeito a distância  $D_h(\bar{\mathbf{x}}, \cdot)$ , assim  $\{\mathbf{x}^k\}$  é limitada, então esta possui uma subsequência convergente, digamos  $\mathbf{x}^{k_j} \rightarrow \mathbf{x}^*$ . Sendo  $T$  localmente limitado,  $\{\mathbf{u}^{k_j}\}$  também é limitada, portanto existe uma subsequência  $\{\mathbf{u}^{k_{j_i}}\}$  de  $\{\mathbf{u}^{k_j}\}$  convergindo para  $\mathbf{u}^*$ , sem perda de generalidade, vamos redefinir  $\{\mathbf{u}^{k_{j_i}}\}$  por  $\{\mathbf{u}^{k_j}\}$ . Desde que  $G(T)$  é fechado  $\mathbf{u}^* \in T(\mathbf{x}^*)$ , novamente podemos assumir que

$\mathbf{u}^{k_j} \rightarrow \mathbf{u}^* \in T(\mathbf{x}^*)$ . Agora veja que, para cada  $j \in \mathbb{N}$

$$\begin{aligned} \langle \mathbf{u}^{k_j}, \mathbf{x} - \mathbf{x}^{k_j} \rangle &= \omega_{k_{j-1}} \langle -\nabla_1 D_h(\mathbf{x}^{k_j}, \mathbf{x}^{k_{j-1}}), \mathbf{x} - \mathbf{x}^{k_j} \rangle \\ &= \omega_{k_{j-1}} \langle \nabla h(\mathbf{x}^{k_{j-1}}) - \nabla h(\mathbf{x}^{k_j}), \mathbf{x} - \mathbf{x}^{k_j} \rangle \\ &\geq -\omega_{k_{j-1}} \|\nabla h(\mathbf{x}^{k_{j-1}}) - \nabla h(\mathbf{x}^{k_j})\| \|\mathbf{x} - \mathbf{x}^{k_j}\| \end{aligned}$$

como  $\lim_{j \rightarrow \infty} \|\mathbf{x}^{k_j} - \mathbf{x}^{k_{j-1}}\| = 0$ , por (B8) da definição 1,  $\lim_{j \rightarrow \infty} \|\nabla h(\mathbf{x}^{k_{j-1}}) - \nabla h(\mathbf{x}^{k_j})\| = 0$ , assim

$$\lim_{j \rightarrow \infty} \langle \mathbf{u}^{k_j}, \mathbf{x} - \mathbf{x}^{k_j} \rangle \geq 0, \quad \forall \mathbf{x} \in C, \mathbf{u}^{k_j} \in T(\mathbf{x}^{k_j}).$$

Logo

$$\langle \mathbf{u}^*, \mathbf{x} - \mathbf{x}^* \rangle \geq 0, \quad \forall \mathbf{x} \in C, \mathbf{u}^* \in T(\mathbf{x}^*).$$

Dessa forma  $\mathbf{x}^* \in \text{SOL}(T; C)$ , e pela Proposição 7,  $\{\mathbf{x}^k\}$  converge para  $\mathbf{x}^*$ .

□

Para o caso em que  $T$  quase-monótono, vamos considerar o seguinte subconjunto de  $\text{SOL}(T; C)$ .

$$S(T; C) := \{\mathbf{x}^* \in \text{SOL}(T; C); \exists \mathbf{u}^* \neq 0, \mathbf{u}^* \in T(\mathbf{x}^*)\}.$$

**Observação 10.** Se a solução do PDV( $T; C$ ) for um ponto do interior de  $C$ , então o problema da desigualdade variacional se reduz a encontrar os zeros do operador  $T$ , o que é um caso irrestrito. O interessante aqui é considerar o caso em que  $S(T; C) \neq \emptyset$ , isto é,  $\text{SOL}(T; C) \cap \partial C \neq \emptyset$ .

Motivados pela última observação assumiremos:

$$(H4) \ S(T; C) \neq \emptyset.$$

Agora considere o cone normal de  $C$  em  $\mathbf{x}^*$

$$N_C(\mathbf{x}^*) := \{\mathbf{s} \in \mathbb{R}^n; \langle \mathbf{s}, \mathbf{x} - \mathbf{x}^* \rangle \leq 0, \forall \mathbf{x} \in C\}$$

**Lema 4.** Suponha (H4). Se  $\mathbf{x}^* \in S(T; C)$  e  $\mathbf{w} \in \text{int}C$ , então vale que  $\langle \mathbf{u}^*, \mathbf{w} - \mathbf{x}^* \rangle > 0$ .

*Demonstração.* Seja  $\mathbf{x}^* \in S(T; C)$ , então existe  $\mathbf{u}^* \neq 0$  em  $T(\mathbf{x}^*)$  tal que  $\langle \mathbf{u}^*, \mathbf{x} - \mathbf{x}^* \rangle \geq 0$   $\forall \mathbf{x} \in C$ . Portanto

- 1)  $-\mathbf{u}^* \in \mathbf{N}_C(\mathbf{x}^*)$ , e em particular;
- 2)  $\langle \mathbf{u}^*, \mathbf{w} - \mathbf{x}^* \rangle \geq 0$ , para todo  $\mathbf{w} \in \text{int}C$ .

Suponha que para algum  $\mathbf{w} \in \text{int}C$ , ocorra  $\langle \mathbf{u}^*, \mathbf{w} - \mathbf{x}^* \rangle = 0$ . Desde que  $\mathbf{w} \in \text{int}C$ , existe uma bola de centro  $\mathbf{w}$  e raio  $r > 0$ ,  $B(\mathbf{w}, r) \subset \text{int}C$ . Como  $\mathbf{u}^* \neq 0$ , existe  $\varepsilon > 0$  ( $\varepsilon < r\|\mathbf{u}^*\|$ ), de modo que  $\bar{\mathbf{x}} = \mathbf{w} - \frac{\varepsilon}{\|\mathbf{u}^*\|^2} \mathbf{u}^* \in B(\mathbf{w}, r)$ . Portanto encontramos um  $\bar{\mathbf{x}} \in C$  tal que  $\langle -\mathbf{u}^*, \bar{\mathbf{x}} - \mathbf{x}^* \rangle = \langle -\mathbf{u}^*, \mathbf{w} - \frac{\varepsilon}{\|\mathbf{u}^*\|^2} \mathbf{u}^* - \mathbf{x}^* \rangle = \langle -\mathbf{u}^*, \mathbf{w} - \mathbf{x}^* \rangle + \varepsilon = \varepsilon > 0$ . O que é uma contradição pois por 1),  $-\mathbf{u}^* \in \mathbf{N}_C(\mathbf{x}^*)$ .  $\square$

*O teorema a seguir nos diz que a sequência  $\{\mathbf{x}^k\}$  converge para uma solução do PDV(T;C). Denotaremos agora os pontos de acumulação da sequência  $\{\mathbf{x}^k\}$  por  $\text{Acc}(\mathbf{x}^k)$ .*

**Teorema 5.** *Considere T um operador quase-monotóno tal que (3.2) tenha solução. Se (H1) – (H4) forem verdadeiras, então:*

- 1)  $\text{Acc}(\mathbf{x}^k)$  é não vazio e todo ponto de  $\text{Acc}(\mathbf{x}^k)$  é solução do PDV(T;C);
- 2) Se  $\text{Acc}(\mathbf{x}^k) \cap \mathbf{S}(T; C) \neq \emptyset$  então  $\{\mathbf{x}^k\}$  converge para um ponto de  $\text{SOL}(T;C)$ .

*Demonstração.* (1) Dado  $\mathbf{x} \in \mathbf{S}(T; C)$ , pelo Lema 4, existe  $\mathbf{u} \in T(\mathbf{x})$  com  $\langle \mathbf{u}, \mathbf{x}^k - \mathbf{x} \rangle > 0$ , para todo  $k \in \mathbb{N}$ , desde que T é quase monotóno temos  $\langle \mathbf{u}^k, \mathbf{x}^k - \mathbf{x} \rangle \geq 0$  para todo  $k \in \mathbb{N}$  e  $\mathbf{u}^k \in T(\mathbf{x}^k)$ . Similarmente ao Teorema 4, a sequência  $\{\mathbf{x}^k\}$  é Féjer convergente ao conjunto  $\mathbf{S}(T; C)$ , portanto esta é limitada e como consequência admite uma subsequência convergente, dai  $\text{Acc}(\mathbf{x}^k) \neq \emptyset$ . E também pelo Teorema 4, todo ponto de  $\text{Acc}(\mathbf{x}^k)$  é solução do PDV(T;C).

(2) Dado  $\mathbf{x}^* \in \text{Acc}(\mathbf{x}^k) \cap \mathbf{S}(T; C)$  pela Proposição 7,  $\{\mathbf{x}^k\}$  converge para  $\mathbf{x}^*$ .  $\square$

### 3.3.2 Análise de Convergência Via Distância $\varphi$ -divergente

*Nosso objetivo se reduz a averiguação da convergência da sequência gerada pelo algoritmo segundo a distância  $\varphi$ -divergência. Então do Passo 1, do nosso algoritmo, temos:*

$$\mathbf{u}^{k+1} + \omega_k \nabla_y D_\varphi(\mathbf{x}^k, \mathbf{x}^{k+1}) = 0, \quad (3.5)$$

onde  $D_\varphi$  é distância  $\varphi$ -divergente.

Vamos considerar a seguinte hipótese:

(H5) existe  $\mathbf{y}^* \in \text{SOL}(\mathbf{T}; \mathbf{C})$  de forma que para todo  $\varepsilon > 0$  e para todo conjunto limitado  $\mathbf{K} \subset \text{SOL}(\mathbf{T}; \mathbf{C})_\varepsilon^c \cap \text{int}\mathbf{C}$ , tem-se

$$\inf \{ \langle \mathbf{v}, \mathbf{y} - \mathbf{y}^* \rangle; \mathbf{y} \in \mathbf{K}, \mathbf{v} \in \mathbf{T}(\mathbf{y}) \} > 0.$$

onde  $\text{SOL}(\mathbf{T}; \mathbf{C})_\varepsilon = \{ \mathbf{s} \in \mathbf{C}; \exists \mathbf{y} \in \text{SOL}(\mathbf{T}; \mathbf{C}) \text{ com } \|\mathbf{s} - \mathbf{y}\| \leq \varepsilon \}$  e  $\text{SOL}(\mathbf{T}; \mathbf{C})_\varepsilon^c$  denota o seu complementar.

Os lemas seguintes serão de grande importância para a nossa próxima análise de convergência.

**Lema 5.** *Seja  $\{\mathbf{x}^k\} \in \text{int}\mathbf{C}$ . Se para um ponto de acumulação  $x$  de  $\{\mathbf{x}^k\}$  a sequência  $\{\mathbf{D}_\varphi(\mathbf{x}, \mathbf{x}^k)\}$  converge, então a sequência  $\{\mathbf{x}^k\}$  converge para  $x$ , onde  $\mathbf{D}_\varphi$  é dada em (1.3).*

*Demonstração.* Ver Lema 2.2 de [3]. □

O próximo lema tira proveito da pseudo-monótonicidade do operador  $\mathbf{T}$ .

**Lema 6.** *Seja  $A$  uma matriz de posto máximo, suponha (H4) e  $\mathbf{T}$  um operador pseudo-monótono. Então*

*i) A sequência  $\{\mathbf{x}^k\}$  é limitada;*

*ii) Se for adicionado (H5) então a sequência  $\{\mathbf{x}^k\}$  converge para uma solução de  $\text{SOL}(\mathbf{T}; \mathbf{C})$ .*

*Demonstração.* i) Seja  $\mathbf{u}^{k+1} \in \mathbf{T}(\mathbf{x}^{k+1})$  de forma que

$$\mathbf{u}^{k+1} + \omega_k \nabla_{\mathbf{y}} \mathbf{D}_\varphi(\mathbf{x}^k, \mathbf{x}^{k+1}) = 0 \tag{3.6}$$

Seja  $\mathbf{x}^* \in \text{SOL}(\mathbf{T}; \mathbf{C})$  com  $\mathbf{u}^* \in \mathbf{T}(\mathbf{x}^*)$ , assim,  $\langle \mathbf{u}^*, \mathbf{x}^{k+1} - \mathbf{x}^* \rangle \geq 0$ , sendo  $\mathbf{T}$  pseudo-monótono temos,

$$\langle \mathbf{u}^{k+1}, \mathbf{x}^{k+1} - \mathbf{x}^* \rangle \geq 0,$$

então por (3.6), (1.4) e pelo Lema 2, temos

$$\begin{aligned}
 0 \leq \langle \mathbf{u}^{k+1}, \mathbf{x}^{k+1} - \mathbf{x}^* \rangle &= \langle -\omega_k \nabla_y D_\varphi(\mathbf{x}^k, \mathbf{x}^{k+1}), \mathbf{x}^{k+1} - \mathbf{x}^* \rangle \\
 &= \langle \omega_k \sum_{i=1}^m \alpha_i \left( 1 - \frac{f_i(\mathbf{x}^k)}{f_i(\mathbf{x}^{k+1})} \right), \mathbf{x}^{k+1} - \mathbf{x}^* \rangle \\
 &= \omega_k \sum_{i=1}^m \langle \alpha_i, \mathbf{x}^{k+1} - \mathbf{x}^* \rangle \left( 1 - \frac{f_i(\mathbf{x}^k)}{f_i(\mathbf{x}^{k+1})} \right) \\
 &\leq \omega_k (D_\varphi(\mathbf{x}^*, \mathbf{x}^k) - D_\varphi(\mathbf{x}^*, \mathbf{x}^{k+1}))
 \end{aligned}$$

desde que cada termo  $\omega_k$  é positivo temos  $D_\varphi(\mathbf{x}^*, \mathbf{x}^k) - D_\varphi(\mathbf{x}^*, \mathbf{x}^{k+1}) \geq 0$ , o que implica que a sequência  $\{\mathbf{x}^k\}$  é Fejér convergente com respeito a distância  $D_\varphi(\mathbf{x}^*, \cdot)$  e portanto  $\{\mathbf{x}^k\}$  é limitada.

ii) Basta mostrar que  $\text{Acc}(\mathbf{x}^k) \cap \text{SOL}(T; C) \neq \emptyset$ , pelo Teorema 4, a sequência  $\{\mathbf{x}^k\}$  converge para um ponto de  $\text{Acc}(\mathbf{x}^k) \cap \text{SOL}(T; C)$ . Suponha por absurdo que possa ocorrer  $\text{Acc}(\mathbf{x}^k) \cap \text{SOL}(T; C) = \emptyset$ , então existe  $\varepsilon > 0$  tal que  $\text{Acc}(\mathbf{x}^k) \subset \text{SOL}(T; C)_\varepsilon^c$ , e pelo item acima  $\forall \mathbf{x}^* \in \text{SOL}(T; C)$ ,

$$D_\varphi(\mathbf{x}^*, \mathbf{x}^k) - D_\varphi(\mathbf{x}^*, \mathbf{x}^{k+1}) \geq \frac{1}{\omega_k} \langle \mathbf{u}^{k+1}, \mathbf{x}^{k+1} - \mathbf{x}^* \rangle \geq 0.$$

desde que  $\{D_\varphi(\mathbf{x}^*, \mathbf{x}^k) - D_\varphi(\mathbf{x}^*, \mathbf{x}^{k+1})\}$  converge a zero, o que é uma contradição de (H5), assim  $\text{Acc}(\mathbf{x}^k) \cap \text{SOL}(T; C) \neq \emptyset$ .

□

**Teorema 6.** *Seja  $T$  um operador pseudomonótono e assuma que (3.7) seja solúvel. Supondo (H1) – (H5), então a sequência  $\{\mathbf{x}^k\}$  gerada pelo algoritmo converge a um ponto de  $\text{SOL}(T; C)$ .*

*Demonstração.* Segue direto do Lema 6.

□

**Teorema 7.** *Considere  $T$  um operador quase-monotóno tal que (3.7) tenha solução. Se (H1) – (H4) for verdade então:*

- 1)  $\text{Acc}(\mathbf{x}^k)$  é não vazio e todo ponto de  $\text{Acc}(\mathbf{x}^k)$  é solução do PDV( $T; C$ );
- 2) Se  $\text{Acc}(\mathbf{x}^k) \cap \text{S}(T; C) \neq \emptyset$  então  $\{\mathbf{x}^k\}$  converge para um ponto de  $\text{SOL}(T; C)$ .

*Demonstração.* Análoga ao Teorema 5.

□

### 3.3.3 Análise de Convergência Via Distância Log-Quadrática

Nosso objetivo se reduz a averiguação da convergência da sequência gerada pelo algoritmo segundo a distância Log-Quadrática. Então do **Passo 1**, do nosso algoritmo, temos:

$$\mathbf{u}^{k+1} + \omega_k \nabla_1 D_\varphi(\mathbf{x}^{k+1}, \mathbf{x}^k) = 0, \quad (3.7)$$

onde  $D_\varphi$  é distância Log-Quadrática.

**Teorema 8.** *Seja  $T$  um operador pseudomonótono. Supondo (H1) – (H3), então a sequência  $\{\mathbf{x}^k\}$  gerada pelo algoritmo converge à um ponto de  $\text{SOL}(T; C)$ .*

*Demonstração.* Seja  $\bar{\mathbf{x}} \in \text{SOL}(T; C)$  e  $\bar{\mathbf{u}} \in T(\bar{\mathbf{x}})$ , tal que  $\langle \bar{\mathbf{u}}, \mathbf{x} - \bar{\mathbf{x}} \rangle \geq 0, \forall \mathbf{x} \in C$ . Em particular  $\langle \bar{\mathbf{u}}, \mathbf{x}^k - \bar{\mathbf{x}} \rangle \geq 0$  e por  $T$  ser pseudomonótono  $\langle \mathbf{u}^k, \mathbf{x}^k - \bar{\mathbf{x}} \rangle \geq 0$ , desde que  $\mathbf{u}^k \in T(\mathbf{x}^k)$ . Por (3.7) e pelo item iii) do Lema 2, temos

$$0 \leq \langle \mathbf{u}^k, \mathbf{x}^k - \bar{\mathbf{x}} \rangle = \omega_{k-1} \langle \nabla_1 D_\varphi(\mathbf{x}^k, \mathbf{x}^{k-1}), \bar{\mathbf{x}} - \mathbf{x}^k \rangle \leq \theta \omega_{k-1} (\|\bar{\mathbf{x}} - \mathbf{x}^{k-1}\|_\Lambda^2 - \|\bar{\mathbf{x}} - \mathbf{x}^k\|_\Lambda^2),$$

onde  $\theta$  é dado em (1.3) e desde que  $\omega_k$  e  $\theta$  são estritamente positivos, ganhamos a Fejér convergência da sequência  $\{\mathbf{x}^k\}$  ao conjunto  $\text{SOL}(T; C)$ , assim pela Proposição 7,  $\{\mathbf{x}^k\}$  é limitada.

Seja  $\mathbf{x}^*$  um ponto de acumulação para  $\{\mathbf{x}^k\}$  e uma subsequência  $\{\mathbf{x}^{k_j}\}$  de  $\{\mathbf{x}^k\}$  com  $\mathbf{x}^{k_j} \rightarrow \mathbf{x}^*$ , de modo que  $\mathbf{u}^{k_j} \in T(\mathbf{x}^{k_j})$ . Por  $T$  ser localmente limitado  $\{\mathbf{u}^{k_j}\}$  também é limitada, portanto existe uma  $\{\mathbf{u}^{k_{j_i}}\}$  de  $\{\mathbf{u}^{k_j}\}$  convergindo para  $\mathbf{u}^*$ . Mas  $\mathbf{u}^* \in T(\mathbf{x}^*)$  pois  $G(T)$  é fechado, sem perda de generalidade podemos assumir que  $\mathbf{u}^{k_j} \rightarrow \mathbf{u}^* \in T(\mathbf{x}^*)$ . Fazendo a adaptação para operadores da proposição 42 de [9], obtemos

$$\lim_{j \rightarrow \infty} \langle \mathbf{u}^{k_j}, \mathbf{x} - \mathbf{x}^{k_j} \rangle \geq 0, \quad \forall \mathbf{x} \in C, \mathbf{u}^{k_j} \in T(\mathbf{x}^{k_j})$$

logo

$$\langle \mathbf{u}^*, \mathbf{x} - \mathbf{x}^* \rangle \geq 0, \quad \forall \mathbf{x} \in C, \mathbf{u}^* \in T(\mathbf{x}^*)$$

implicando que  $\mathbf{x}^* \in \text{SOL}(T; C)$ , novamente pela Proposição 7,  $\{\mathbf{x}^k\}$  converge para  $\mathbf{x}^*$ .  $\square$

**Teorema 9.** *Considere  $T$  um operador quase-monótono. Se (H1) – (H4) for verdade então:*

- 1)  $\text{Acc}(\mathbf{x}^k)$  é não vazio e todo ponto de  $\text{Acc}(\mathbf{x}^k)$  é solução do  $\text{PDV}(T; C)$ ;
- 2) Se  $\text{Acc}(\mathbf{x}^k) \cap S(T; C) \neq \emptyset$  então  $\{\mathbf{x}^k\}$  converge para um ponto de  $\text{SOL}(T; C)$ .



*Demonstração.* (1) Dado  $x \in S(T; C)$ , pelo Lema 4, existe  $u \in T(x)$  com  $\langle u, x^k - x \rangle > 0$ , para todo  $k \in \mathbb{N}$ , sendo  $T$  quase-monotóno temos  $\langle u^k, x^k - x \rangle \geq 0$  para todo  $k \in \mathbb{N}$  e  $u^k \in T(x^k)$ . Aos passos do Teorema 4, temos que a sequência  $\{x^k\}$  é Fejér convergente em  $S(T; C)$  com respeito a norma  $\|\cdot\|_A$ , portanto esta é limitada e como consequência admite uma subsequência convergente, daí  $\text{Acc}(x^k) \neq \emptyset$ . E também pelo Teorema 4 todo ponto de  $\text{Acc}(x^k)$  é solução do PDV(T;C).

(2) Dado  $x^* \in \text{Acc}(x^k) \cap S(T; C)$  pela proposição 7,  $\{x^k\}$  converge para  $x^*$ .  $\square$

# Capítulo 4

## Conclusão

*Neste trabalho apresentamos um algoritmo, com objetivo de resolver o problema da desigualdade variational associado a um operador quase-monótono  $T$  e  $C$  um conjunto convexo, fechado e não vazio  $C$ , denominado de  $PDV(T; C)$ . Mostramos sua análise de convergência para cada uma das funções tipo-distância: Bregman,  $\varphi$ -divergente e log-quadrática. Sob as hipóteses de que operador  $T$  é ponto-ponto, contínuo e fracamente monótono ou  $T$  é o subdiferencial de uma função semicontínua inferiormente e fracamente monótono garantimos a boa definição do algoritmo. Supondo a boa definição do algoritmo e sob a hipótese adicional razoável, (H4) obtivemos a convergência da sequência a um ponto solução do  $PDV(T; C)$  quando  $T$  é um operador quase-monótono.*

# Referências Bibliográficas

- [1] Abdellah, B.: *An LQP method for pseudomonotone variational inequalities. J. Glob. Optim.* 36, 351-363 (2006).
- [2] Attouch, H., Teboulle, M.: *Regularized Lotka-Volterra Dynamical System as continuous Proximal-Like Method in Optimization. Journal of Optimization Theory and applications*, 121,3. 541-570 (2004).6
- [3] Auslender, A., Haddou, M.: *An interior-proximal method for convex linearly constrained problems and its extension to variational inequalities. Math. Programming* 71 no.1, Ser. A, 77-100 (1995).
- [4] Auslender, A., Teboulle, M., Ben-Tiba, S.: *Interior proximal and multiplier methods based on second order homogeneous kernels. Math. Oper. Res.* 24, 645-668 (1999).
- [5] Auslender, A., Teboulle, M.: *Interior Gradient and Proximal Methods for Convex and Conic Optimization. Siam j. Optim* 16, 693-725 (2006).
- [6] Auslender, A., Teboulle, M., Ben-Tiba, S.: *A Logarithmic-quadrática proximal method for variational inequalities. Comput. Optim. Appl.* 12, 31-40 (1990).
- [7] Aussel, D., Corvellec, J.N.: *Subdifferential characterization of quasiconvexity and convexity: J. of convex Analysis V.1, No.2* 195-201 (1994).
- [8] Brezis, H.: *Equations et inéquations nonlineares dans les espaces vectoriels en dualité. Ann. Inst. Fourier.* 18, 115-175 (1968).
- [9] Brito, Arnaldo S. ; Lopes, J. O. ; Cruz Neto, J. X. ; Oliveira, P. Roberto.: *Interior Proximal Algorithm for Quasiconvex Programming Problems and Variational Inequalities with Linear Constraints. Journal of Optimization Theory and Applications*, v. 154, p. 217-234, 2012.

- 
- [10] Censor, Y. Zenios, S.A.: *The proximal minimization algorithm with D-funtions. J.optim. Theory Appl.* 73. 451-464 (1992)
- [11] Clarke, F.H.: *Optimization and Nonsmooth Analysis.* Wiley Intercience, New york (1983).
- [12] El Farouq, L.: *Pseudomonotone Variational Inequalities: Convergence of Proximal Methods. J. Optim. Theory and Appl, Vol. 109(2), 311-326, 2001.*
- [13] Hadjisavvas, N.: *Continuity and maximality properties of pseudomonotone operators. J. Convex Anal.* 10 459-469 (2003)
- [14] Harker, P. T., Pang, J. S.: *Finite-dimensional variational inequality and nonlinear complementarity problem: a survey of theory, algorithms, and applications. Math. Program.* 48, 161-220 (1990).
- [15] Karamardian, S.: *Complementarity problems over cones with monotone and pseudomonotone maps. J. Optim. Theory and Appl.* 18, 445-455 (1976).
- [16] Langenberg, N.: *Pseudomonotone operators and the bregman proximal point algorithm. J.Glob. Optim.* 47, 535-555 (2010).
- [17] Rockafellar, R.T.: *On the maximality of sums of nonlinear monotone operators, Trans. Amer. Math. Soc., 149, 75-88 (1970).*
- [18] Rockafellar. R. T.: *Monotone operators and the proximal point algorithm. SAIM J. cont. optim.* 14 877-898 (1976).
- [19] Teboulle, M.: *Entropic Proximal Mapping With Applications to Nonlinear Programming. Mrath. Oper. Res.* 17, 670-690 (1992).
- [20] Teboulle, M.: *Convergence of Proximal-Like algorithms. Siam J. Optim.* 7 1069-1083 (1997).