



Tarea 3 Parte Computacional

Entrega: 30 de Junio de 2025 a las 23:59, a través de Canvas.

En esta tarea se implementan métodos numéricos para resolver el modelo de limpieza de imágenes por variación total (TV). Primero recordamos el modelo de dualidad de Fenchel: $(\mathbf{E}, \langle \cdot, \cdot \rangle_{\mathbf{E}})$, $(\mathbf{F}, \langle \cdot, \cdot \rangle_{\mathbf{F}})$ son espacios Euclidianos de dimensión finita, y se busca resolver

$$(P) \quad \min\{F(x) = [f(x) + g(x)] : x \in \mathbf{E}\},$$

donde hacemos los siguientes supuestos:

(A.I) $g \in \Gamma_0(\mathbf{E})$ con $\text{int dom}(g) \neq \emptyset$.

(A.II) $f \in \mathcal{F}_{\mathbf{E}, \|\cdot\|_{\mathbf{E}}}^1(L_1)$.

(A.III) El siguiente problema puede resolverse eficientemente de manera exacta (o con muy alta precisión):

$$(P_{\eta, z}) = \min_{x \in \mathbf{E}} \left\{ \langle z, x \rangle_{\mathbf{E}} + \frac{1}{\eta} \|x\|_{\mathbf{E}}^2 + g(x) \right\}.$$

Definimos el siguiente operador $T : \mathbf{E} \mapsto \mathbf{E}$:

$$T_{\eta}(y) = \arg \min_{x \in \mathbf{E}} \left\{ f(y) + \langle \nabla f(y), x - y \rangle_{\mathbf{E}} + \frac{1}{2\eta_t} \|x - y\|_{\mathbf{E}}^2 + g(x) \right\}.$$

Cuando esté claro del contexto, omitimos la dependencia en η , es decir, $T := T_{\eta}$. Este operador está bien definido por la fuerte convexidad de la norma Euclidiana.

Se puede demostrar que la iteración

$$x^{t+1} = T_{\eta_t}(x^t),$$

satisface

$$F(x^T) - F(x^*) \leq \frac{\|x^* - x^0\|_{\mathbf{E}}^2}{2 \sum_{t=0}^{T-1} \eta_t}. \quad (1)$$

Motivados por esta garantía, se propone el siguiente algoritmo.



Algoritmo 1 Método de optimización compuesta con backtracking

```
1: Input:  $x^0 \in \mathbf{E}$ ,  $T \in \mathbb{N}$ 
2:  $\eta_{-1} = 1$ 
3: for  $t = 0, \dots, T - 1$  do
4:    $\eta_t \leftarrow \eta_{t-1}$ 
5:    $b \leftarrow 0$ 
6:   while  $b = 0$  do
7:     if  $f(T_{\eta_t}(x^t)) \leq f(x^t) + \langle \nabla f(x^t), T_{\eta_t}(x^t) - x^t \rangle_{\mathbf{E}} + \frac{1}{2\eta_t} \|T_{\eta_t}(x^t) - x^t\|_{\mathbf{E}}^2$ 
       then
8:        $b \leftarrow 1$ 
9:        $x^{t+1} = T_{\eta_t}(x^t)$ 
10:    else
11:       $\eta_t \leftarrow \eta_t/2$ 
12:    end if
13:  end while
14: end for
15: Return:  $x^T$ 
```

Pregunta 1. (a) Implemente el algoritmo (1). Para implementar el operador T_{η} puede usar la rutina de operador proximal para la variación total isotrópica de esta librería https://pythonhosted.org/prox_tv/.

(b) Muestre los resultados obtenidos en los 6 datasets provistos. Para esto reporte el error en $\|\cdot\|_2$ de la imagen reconstruida c/r a la imagen original, además de las 3 imágenes (original, más ruido, y reconstruida).



Algoritmo 2 Método de optimización compuesta acelerada con backtracking

```
1: Input:  $\eta_0 = 1$ ,  $A_0 = 0$ ,  $x^0 \in \mathcal{X}$ ,  $y^0 = z^0 = x^0$ ,  $T \in \mathbb{N}$ 
2: for  $t = 0, \dots, T - 1$  do
3:    $\eta_{t+1} \leftarrow \eta_t$ 
4:    $b \leftarrow 0$ 
5:   while  $b = 0$  do
6:     Determinar  $\alpha_{t+1}$  a través de la ecc.:  $\alpha_{t+1}^2 = \eta_{t+1}[A_t + \alpha_{t+1}]$ 
7:      $A_{t+1} = A_t + \alpha_{t+1}$ 
8:      $\tau_t = \alpha_{t+1}/A_{t+1}$ 
9:      $x^{t+1} = \tau_t z^t + (1 - \tau_t)y^t$ 
10:     $y^{t+1} = T_{\eta_{t+1}}(x^{t+1})$ 
11:    if  $f(y^{t+1}) \leq f(x^{t+1}) + \langle \nabla f(x^{t+1}), y^{t+1} - x^{t+1} \rangle + \frac{1}{2\eta_{t+1}} \|y^{t+1} - x^{t+1}\|_{\mathbf{E}}^2$ 
      then
12:       $b \leftarrow 1$ 
13:       $z^{t+1} = z^t - \alpha_{t+1} \nabla f(x^{t+1})$ 
14:    else
15:       $\eta_{t+1} \leftarrow \eta_{t+1}/2$ 
16:    end if
17:  end while
18: end for
19: return  $y^T$ 
```

Pregunta 2. Se propone una versión acelerada del método compuesto.

- (a) Implemente el algoritmo 2 y aplíquelo a las mismas instancias de la pregunta anterior.
- (c) Compare, a través de gráficos, el error en $\|\cdot\|_2$ de ambos algoritmos con respecto a las imágenes sin ruido. Para hacer las comparaciones, fije el número de iteraciones como $T = 1000$ para todos sus algoritmos.