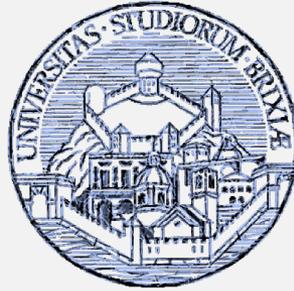


Image inpainting attraverso l'uso delle wavelet



Metodi Avanzati di Rappresentazione dell'Informazione
Laurea Magistrale in Ingegneria delle Telecomunicazioni

Docenti: R. Leonardi, A. Signoroni

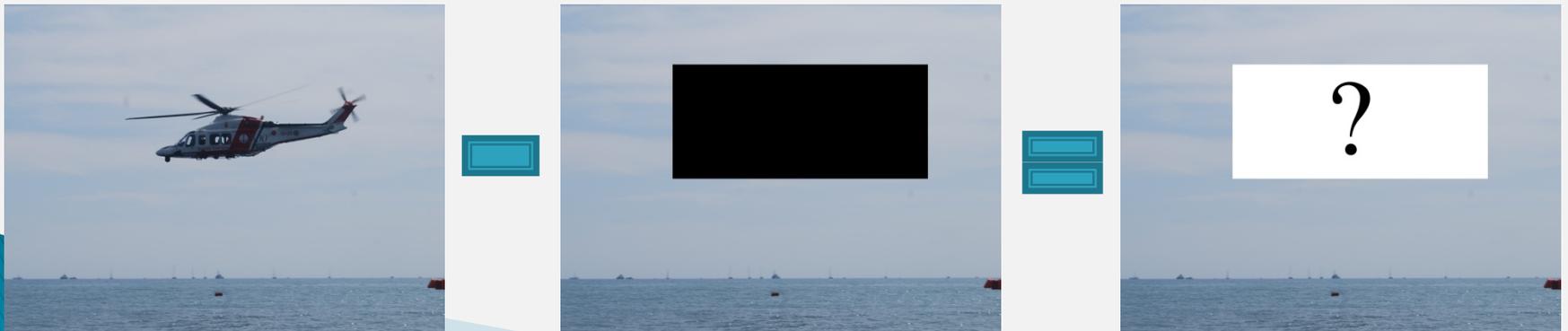
Studenti:	Matricola:
Ledion Daja	85939
Michele Svanera	87069

Image Inpainting

- ▶ *Digital image inpainting* è un meccanismo che ha lo scopo di riempire parti mancanti di un'immagine digitale, preferibilmente usando informazione all'interno.
- ▶ L'area mancante dell'immagine viene detta regione di inpainting e deve essere riempita in modo che la struttura e la texture dell'immagine ricostruita rimanga coerente.

Applicazioni

- ▶ Può trovare luogo in varie applicazioni:
 - Restauro di immagini danneggiate (Es: Fotografia, Cinema)
 - Rimozione di oggetti
 - Incremento della risoluzione di immagini



Stato dell'arte

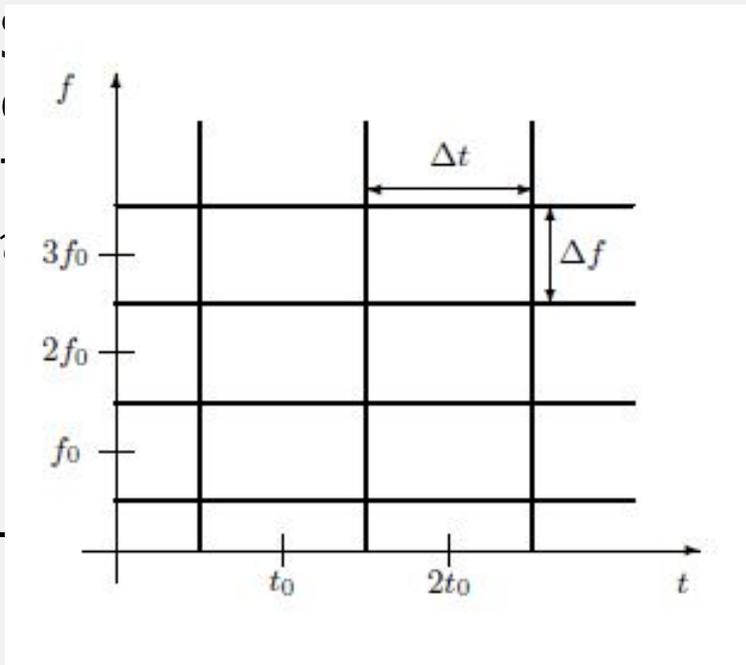
- ▶ Diversi metodi di image inpainting:
 - Metodi PDE-based (Partial Differential Equation)
 - Metodi exemplar-based
 - Metodi di inpainting attraverso spazi di trasformazione

Introduzione alle wavelet...

- ▶ La trasformata wavelet è un potente strumento matematico per l'analisi e l'elaborazione dei segnali e risulta estremamente efficiente in diversi campi di applicazione, come la compressione e il denoising, e in generale quando si ha a che fare con segnali non stazionari, come sono le immagini
- ▶ Diverse proprietà interessanti:
 - È in grado di analizzare segnali con caratteristiche variabili nel tempo, grazie alla sua buona capacità di localizzazione tempo-frequenza;
 - fornisce una rappresentazione su diverse scale (rappresentazione multirisoluzione);
 - È facilmente realizzabile attraverso un banco di filtri.

...Introduzione alle wavelet...

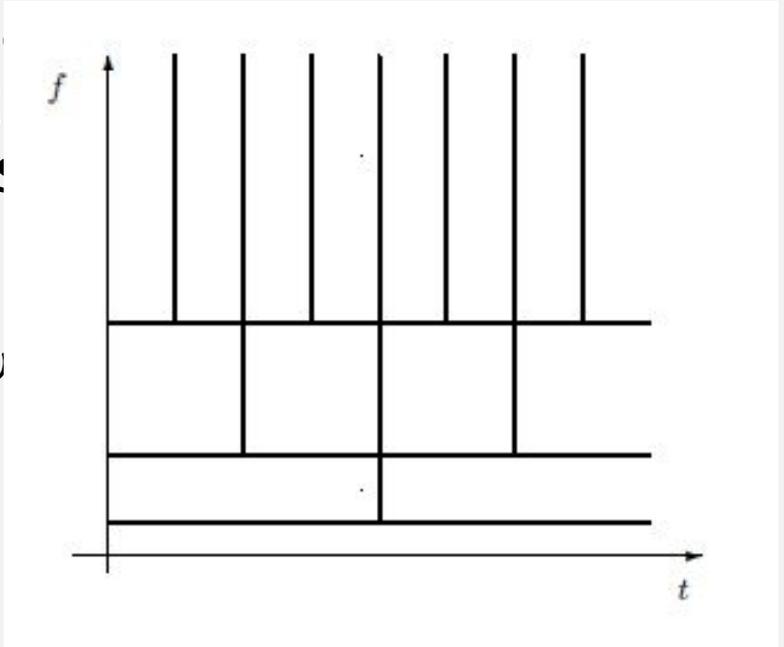
- ▶ Proprietà di localizzazione:



si a ris
di funz
nto di s
et

$$= \frac{1}{\sqrt{a}} \psi$$

tinua:



$$CWT[x(t)] = CWT[a, b] = \frac{1}{\sqrt{a}} \int_{-\infty}^{\infty} x(t) \psi^*\left(\frac{t-b}{a}\right) dt$$

...Introduzione alle wavelet...

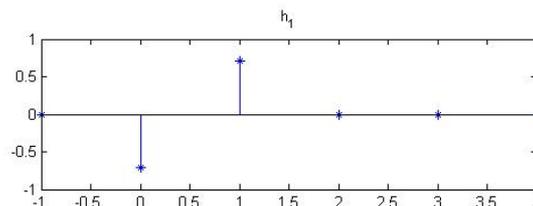
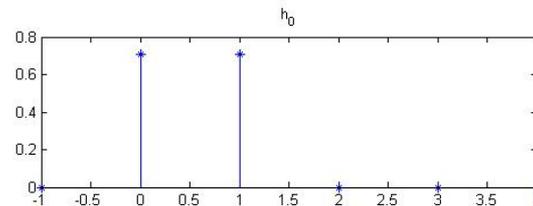
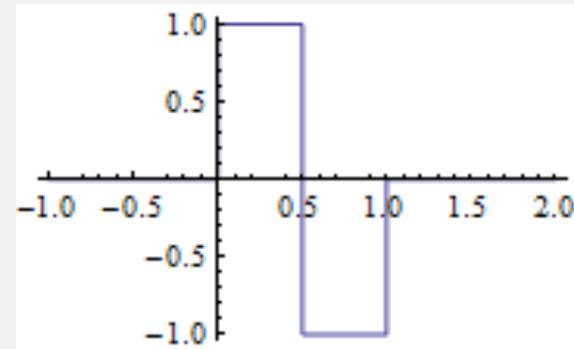
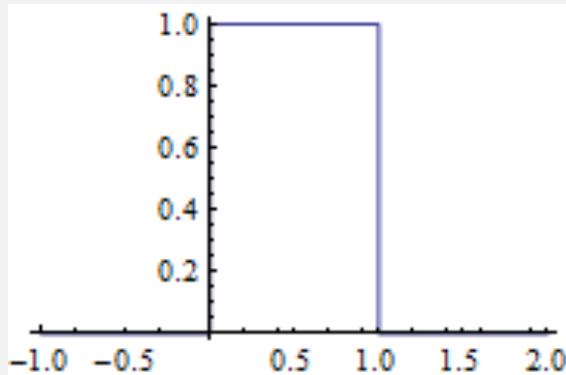
- ▶ Analisi multirisoluzione:

Grazie a questa proprietà è stato possibile scomporre le immagini su più livelli e si è cercato di predire i coefficienti di approssimazione e quelli di dettaglio a partire dal livello più grezzo verso quello più fine.



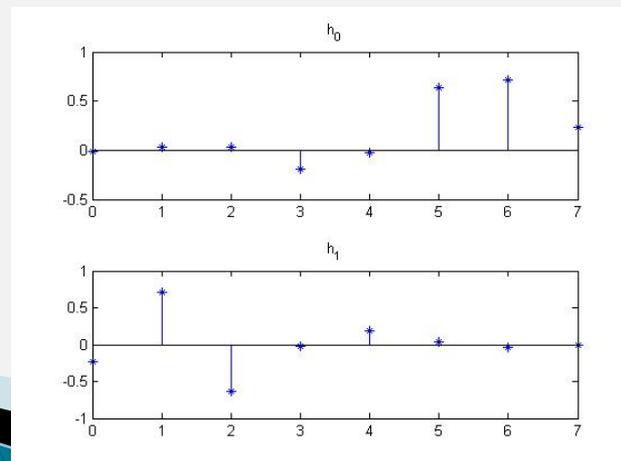
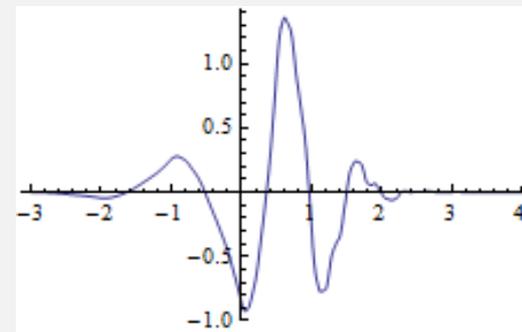
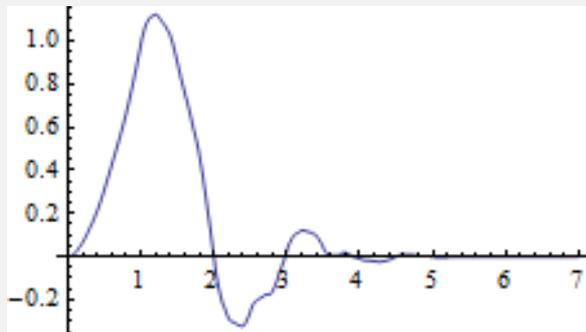
...Introduzione alle wavelet...

- ▶ Scelta della funzione wavelet:
 - Haar



...Introduzione alle wavelet

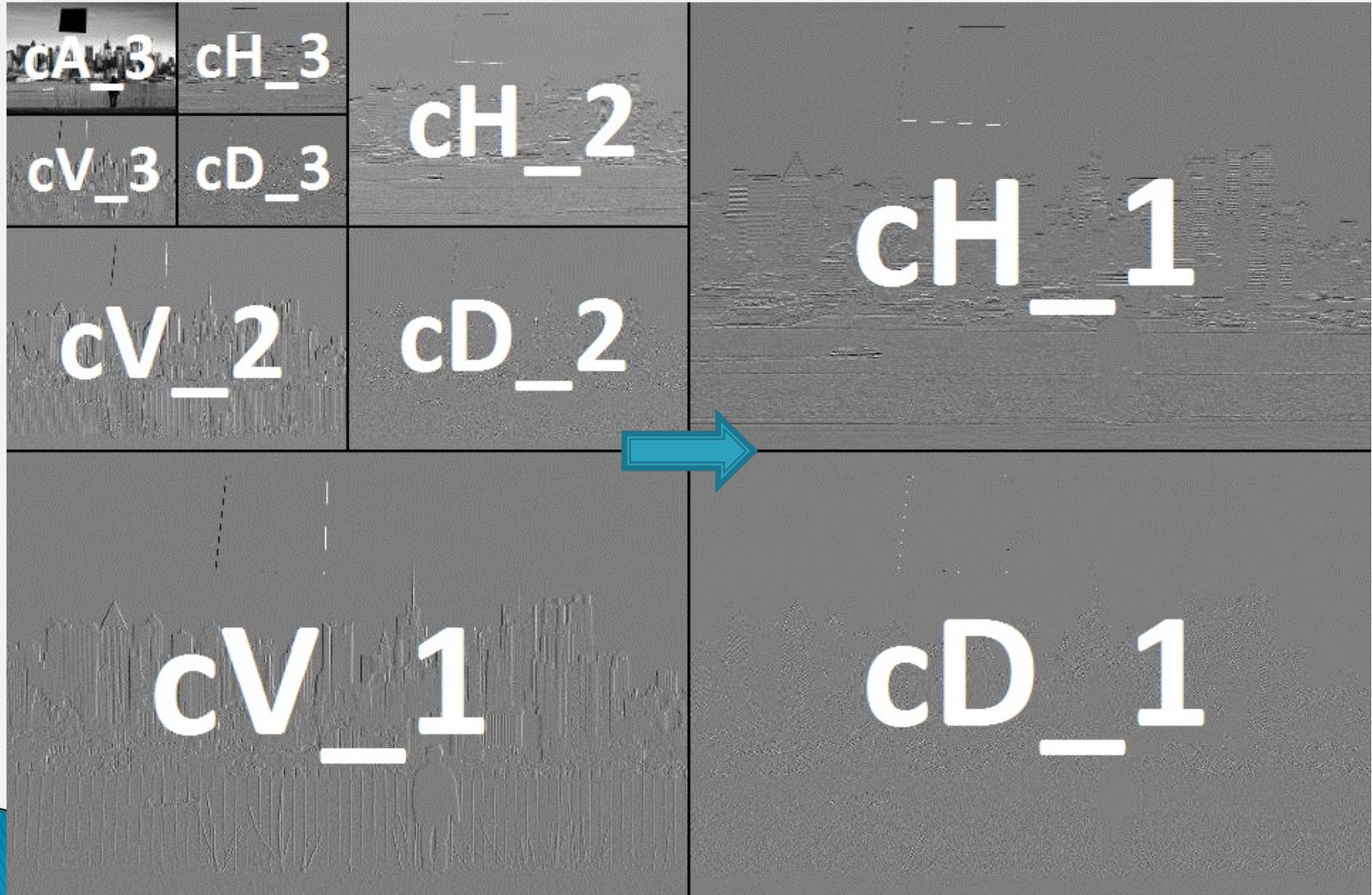
- ▶ Scelta della funzione wavelet:
 - Daubechies (db4):



Haar vs. Daubachies



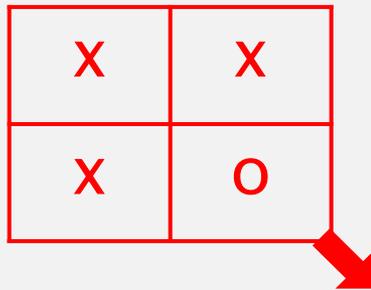
Metodo proposto



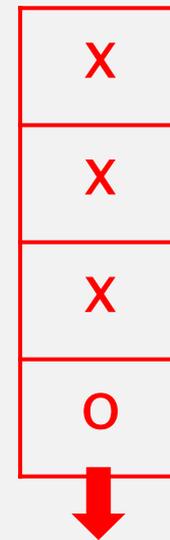
Metodo proposto

- ▶ Predizione lineare specializzata per ogni sottobanda.

– Coarse:



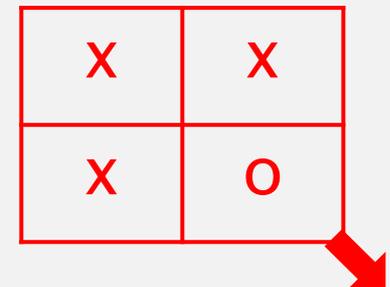
– Verticale:



– Orizzontale:



– Diagonale:



Predizione Coarse

$$x[r,c] = \alpha_1 * x[r,c-1] + \alpha_2 * x[r-1,c] + \alpha_3 * x[r-1,c-1]$$

$$x[r,c] = \alpha_1 * x[r,c+1] + \alpha_2 * x[r-1,c] + \alpha_3 * x[r-1,c+1]$$

5	6	7	8	9	8	7	6
6	X	X	9	8	X	X	5
7	X	O			O	X	2
8	9					2	3
9	1					3	4
8	X	O			O	X	5
7	X	X	1	2	X	X	5
6	7	8	9	8	7	6	5

$$x[r,c] = \alpha_1 * x[r,c-1] + \alpha_2 * x[r+1,c] + \alpha_3 * x[r+1,c-1]$$

$$x[r,c] = \alpha_1 * x[r,c+1] + \alpha_2 * x[r+1,c] + \alpha_3 * x[r+1,c+1]$$

Predizione Coarse: coefficienti

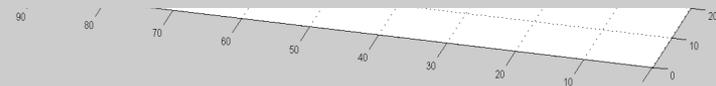
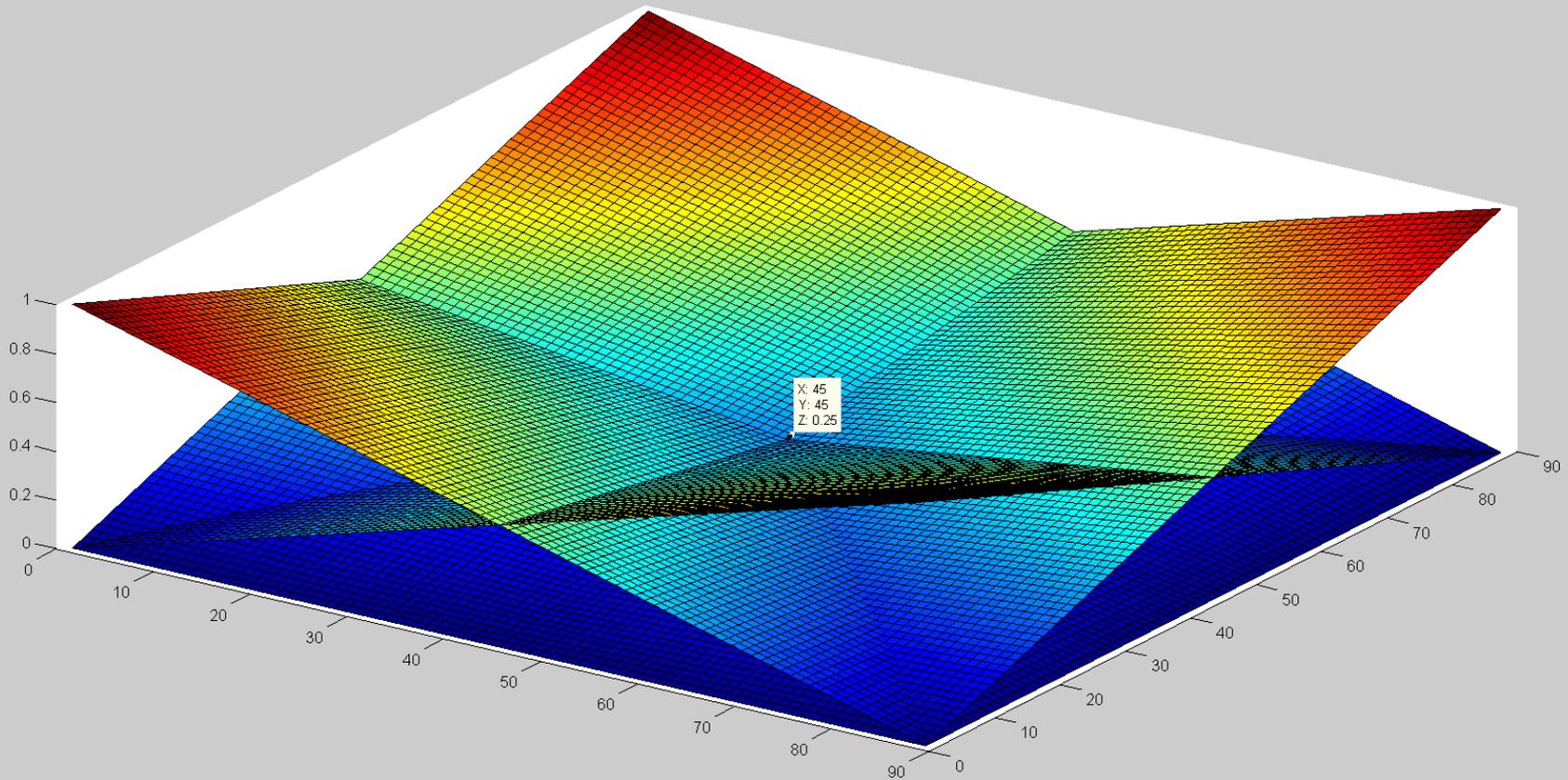
$$\sum_{\underline{k} \in \{\underline{k}_1, \dots, \underline{k}_p\}} R_x[\underline{k} - \underline{l}] \cdot \alpha[\underline{k}] = r_x[\underline{l}]$$

$$\begin{bmatrix} R_x[0] & R_x[\underline{k}_1 - \underline{k}_2] & \cdots & R_x[\underline{k}_1 - \underline{k}_p] \\ R_x[\underline{k}_2 - \underline{k}_1] & R_x[0] & \cdots & R_x[\underline{k}_2 - \underline{k}_p] \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ R_x[\underline{k}_p - \underline{k}_1] & R_x[\underline{k}_p - \underline{k}_2] & \cdots & R_x[0] \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} \alpha[\underline{k}_1] \\ \alpha[\underline{k}_2] \\ \vdots \\ \alpha[\underline{k}_p] \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} r_x[\underline{k}_1] \\ r_x[\underline{k}_2] \\ \vdots \\ r_x[\underline{k}_p] \end{bmatrix}$$

Predizione Coarse: interpolazione

6	7	5	8	9	1	5	3	4	1	8
2	5	8	8	7	8	9	8	7	6	5
1	6	8	1	.75	.5	.25	0	5	5	2
4	7	2	.75	.56	.37	.18	0	6	2	1
5	8	1	.5	.37	.25	.12	0	2	3	9
6	9	3	.2	.18	.12	.06	0	3	4	2
4	8	8	0	0	0	0	0	4	5	3
7	7	7	8	8	1	2	5	5	5	6
8	6	2	7	8	9	8	7	6	5	8

Predizione Coarse: interpolazione



Predizione Coarse: risultato



Predizione Verticale

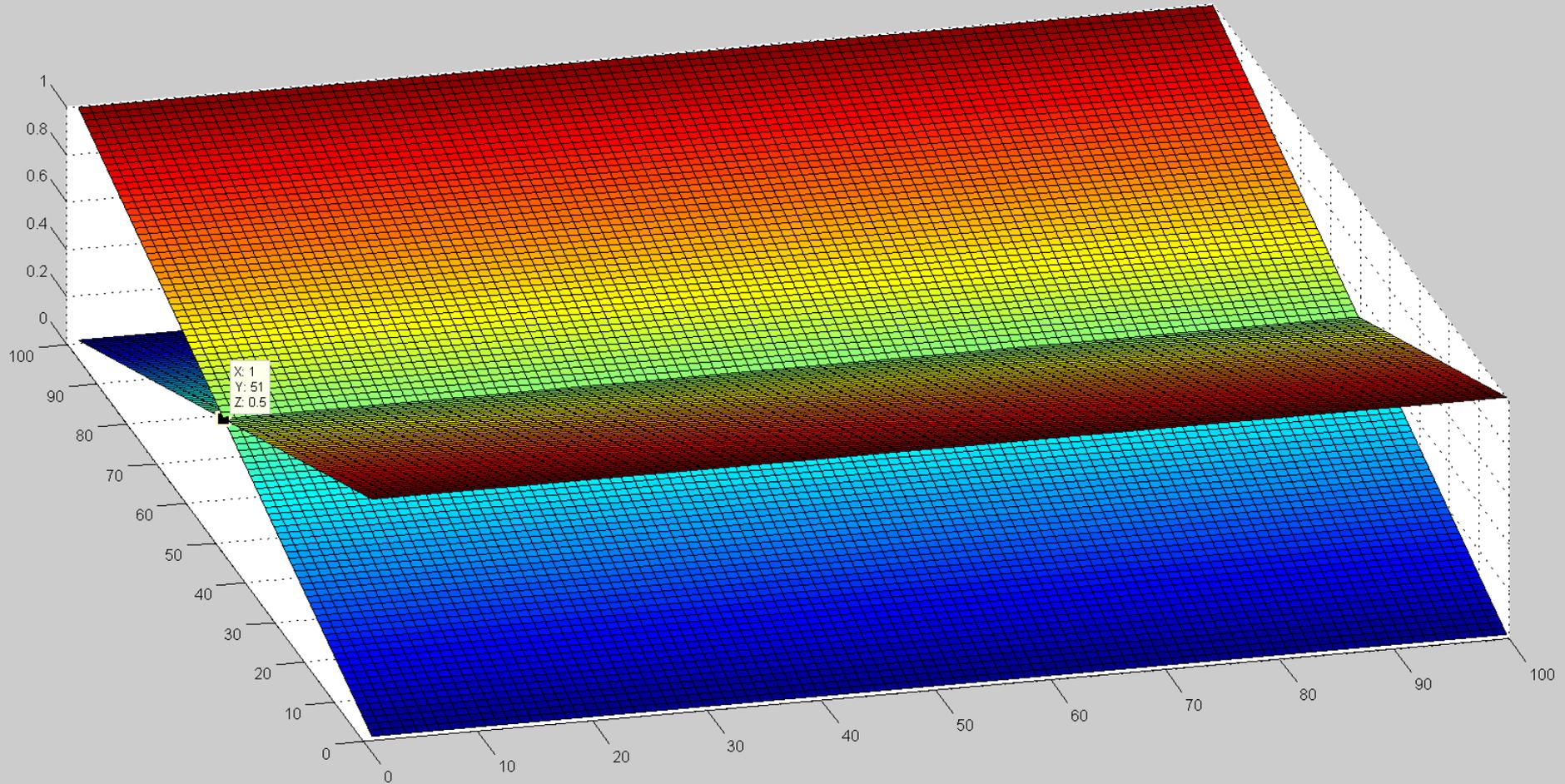
$$\alpha_1 = \alpha_2 = \alpha_3 = \frac{1}{3}$$

$$x[r, c] = \alpha_1 * x[r-1, c] + \alpha_2 * x[r-2, c] + \alpha_3 * x[r-3, c]$$

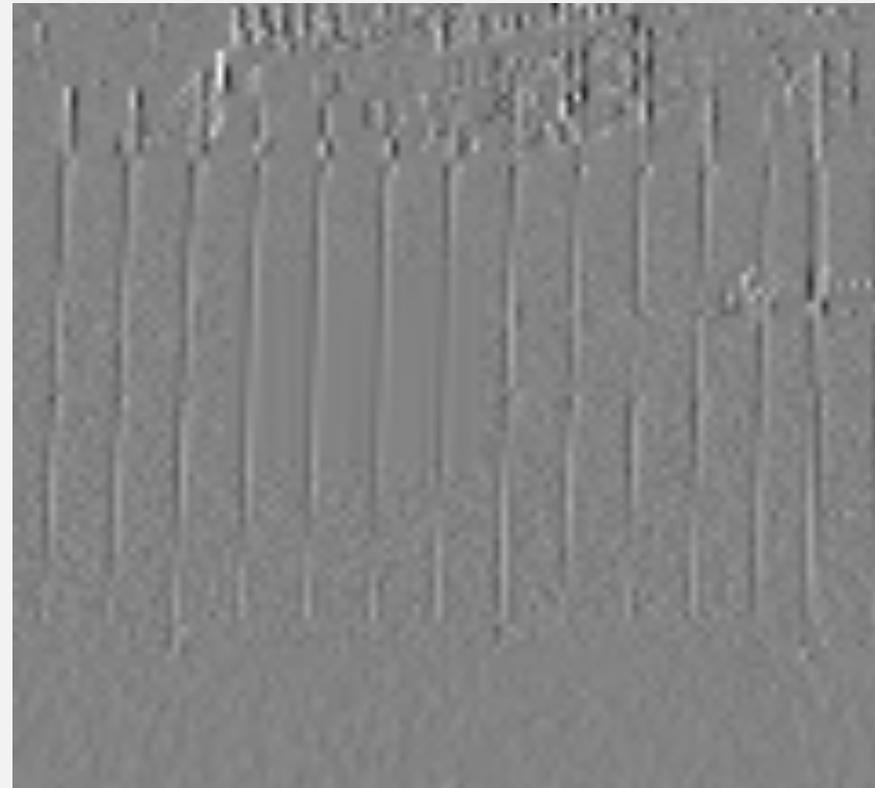
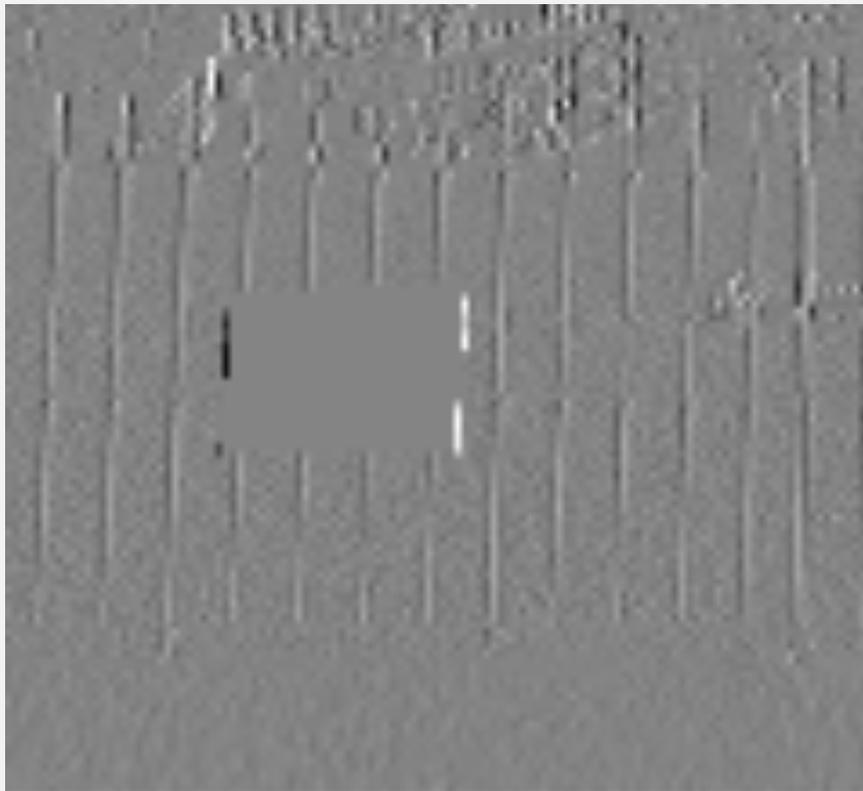
5	6	X	8	9	8	7	6
6	9	X	9	8	7	6	5
7	8	X	1	5	8	1	2
8	9	O			9	2	3
9	1		O		7	3	4
8	9	4	X	5	6	4	5
7	8	9	X	2	3	4	5
6	7	8	X	8	7	6	5

$$x[r, c] = \alpha_1 * x[r+1, c] + \alpha_2 * x[r+2, c] + \alpha_3 * x[r+3, c]$$

Predizione Verticale: interpolazione



Predizione Verticale: risultato



Predizione Orizzontale

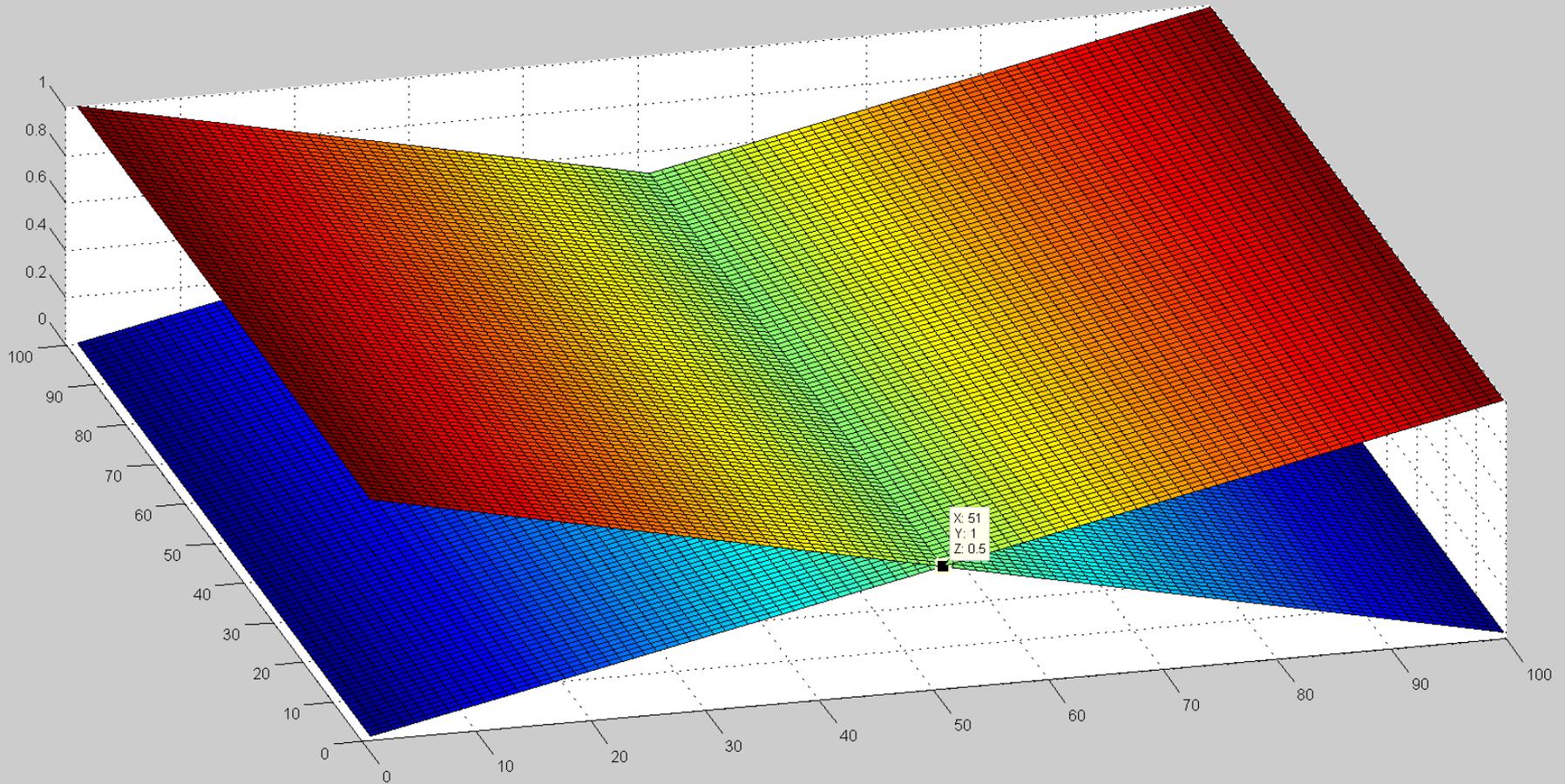
$$\alpha_1 = \alpha_2 = \alpha_3 = \frac{1}{3}$$

$$x[r,c] = \alpha_1 * x[r,c-1] + \alpha_2 * x[r,c-2] + \alpha_3 * x[r,c-3]$$

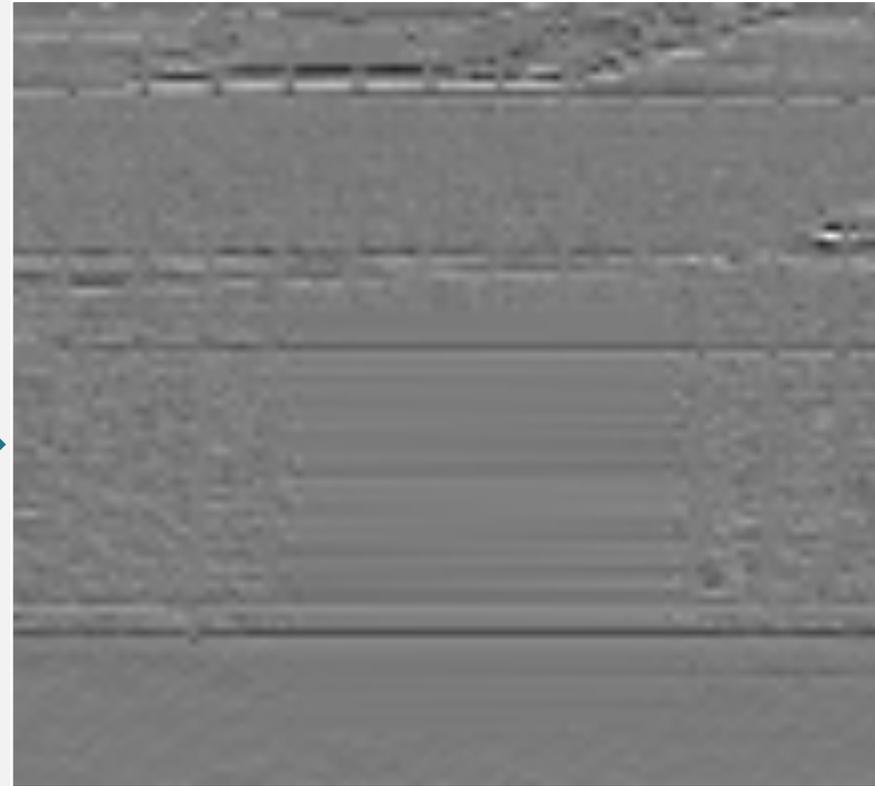
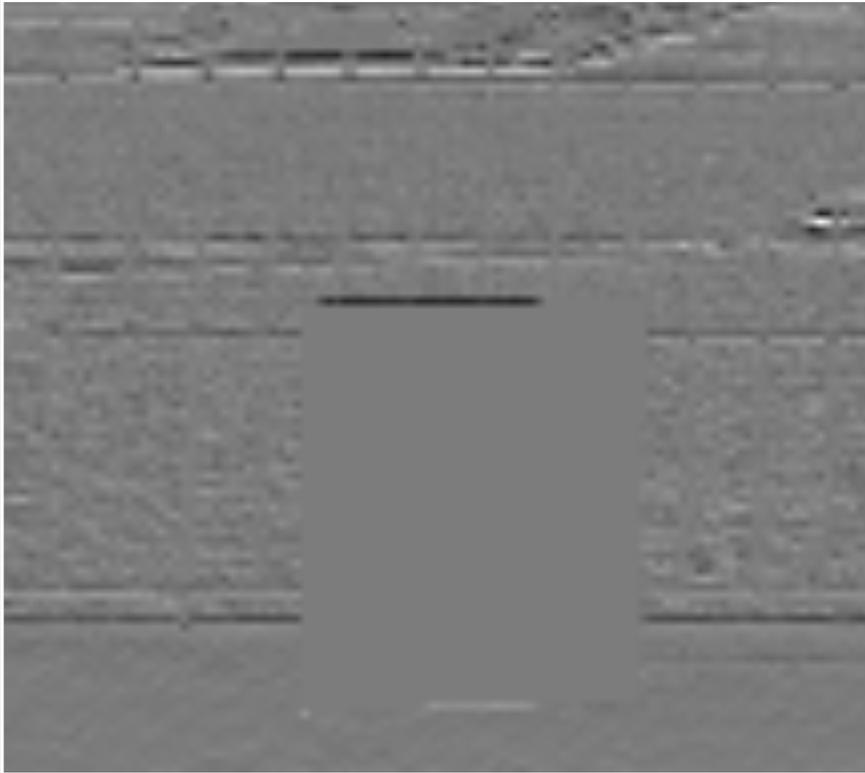
5	6	7	8	9	8	7	6
6	6	5	9	8	7	6	5
X	X	X	O		6	1	2
8	9	5		O	X	X	X
9	1	7			4	3	4
8	9	5	6	7	8	4	5
7	8	9	1	2	3	4	5
6	7	8	9	8	7	6	5

$$x[r,c] = \alpha_1 * x[r,c+1] + \alpha_2 * x[r,c+2] + \alpha_3 * x[r,c+3]$$

Predizione Orizzontale: interpolazione



Predizione Orizzontale: risultato



Predizione Diagonale

$$\alpha_1 = \alpha_2 = \alpha_3 = \frac{1}{3}$$

$$x[r, c] = \alpha_1 * x[r, c - 1] + \alpha_2 * x[r - 1, c] + \alpha_3 * x[r - 1, c - 1]$$

$$x[r, c] = \alpha_1 * x[r, c + 1] + \alpha_2 * x[r - 1, c] + \alpha_3 * x[r - 1, c + 1]$$

5	6	7	8	9	8	7	6
6	X	X	9	8	X	X	5
7	X	O			O	X	2
8	9					2	3
9	1					3	4
8	X	O			O	X	5
7	X	X	1	2	X	X	5
6	7	8	9	8	7	6	5

$$x[r, c] = \alpha_1 * x[r, c - 1] + \alpha_2 * x[r + 1, c] + \alpha_3 * x[r + 1, c - 1]$$

$$x[r, c] = \alpha_1 * x[r, c + 1] + \alpha_2 * x[r + 1, c] + \alpha_3 * x[r + 1, c + 1]$$

Predizione Diagonale: risultato



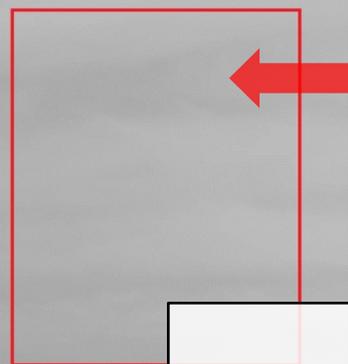
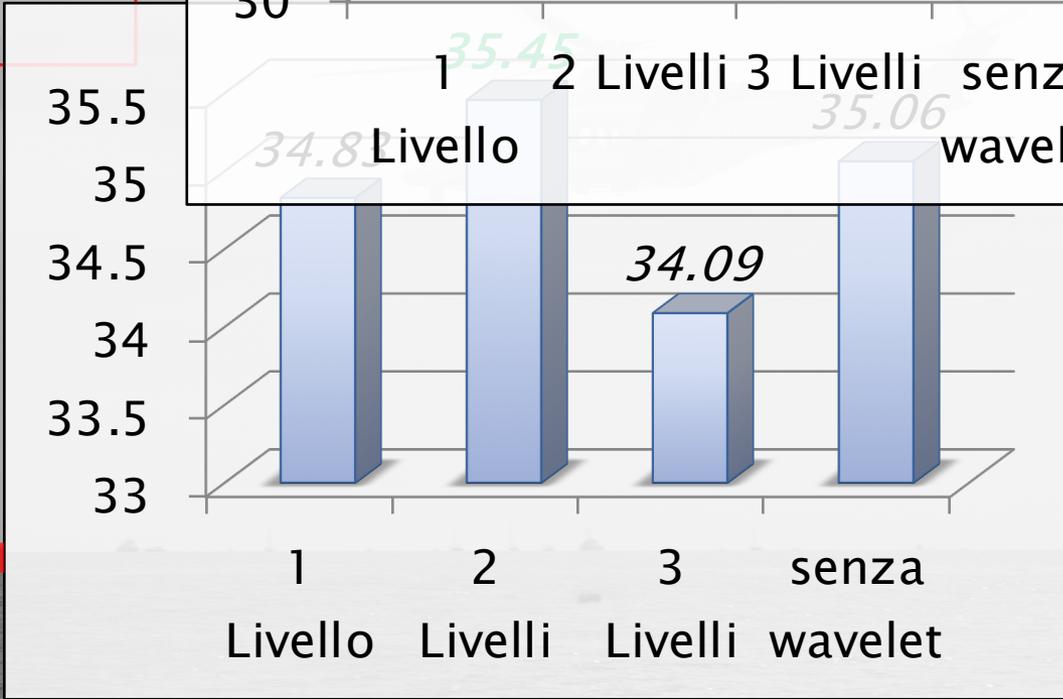
Risultati

- ▶ PSNR: Peak Signal-to-Noise Ratio

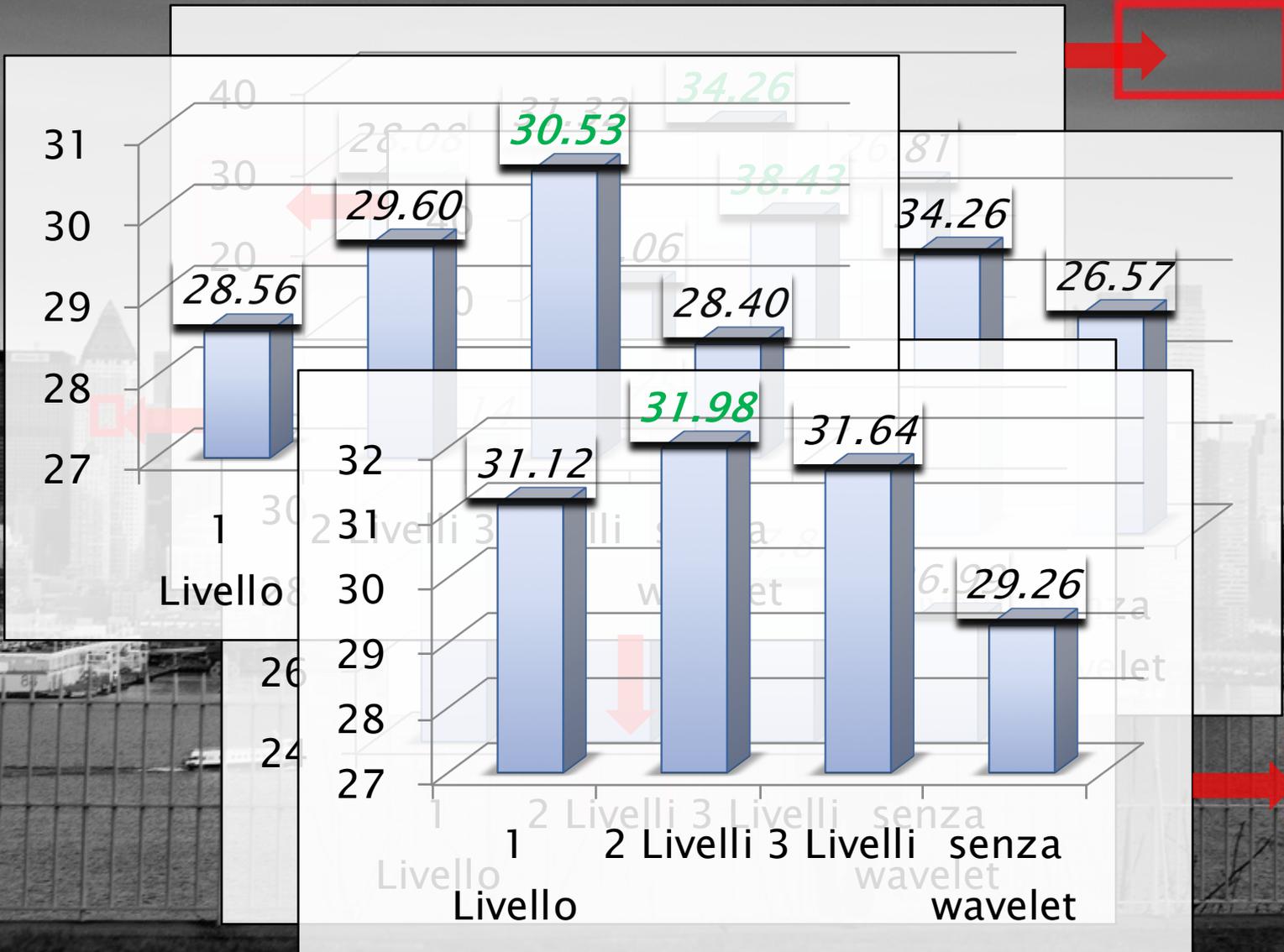
$$MSE = \frac{1}{Area} \sum_{i=1}^{height} \sum_{j=1}^{width} \|I(i, j) - K(i, j)\|^2$$

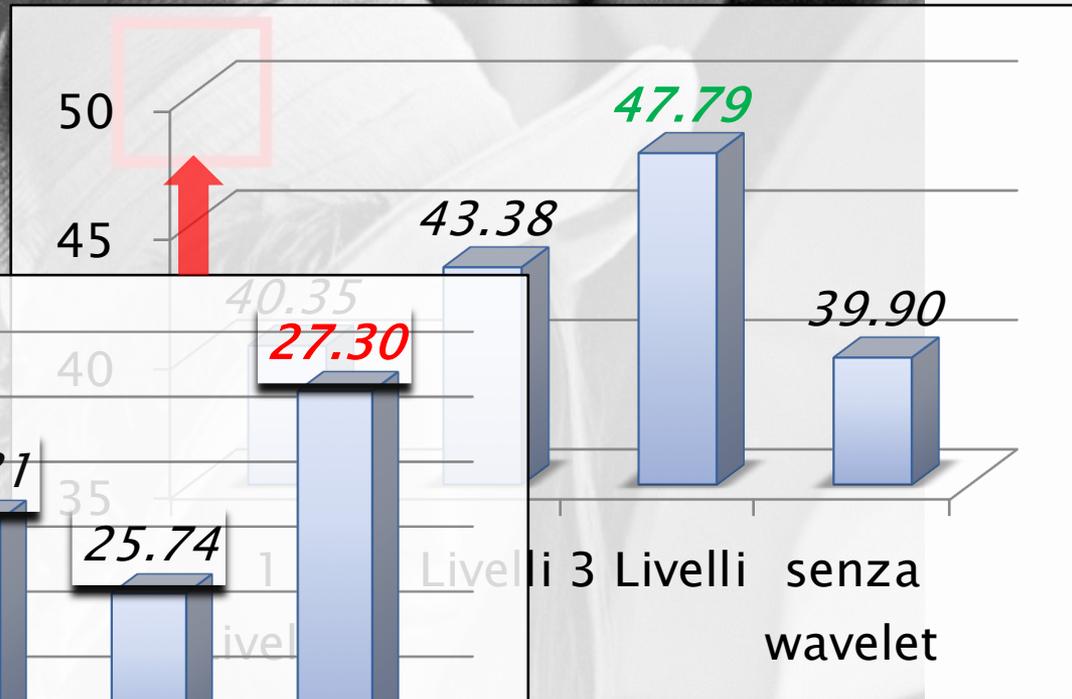
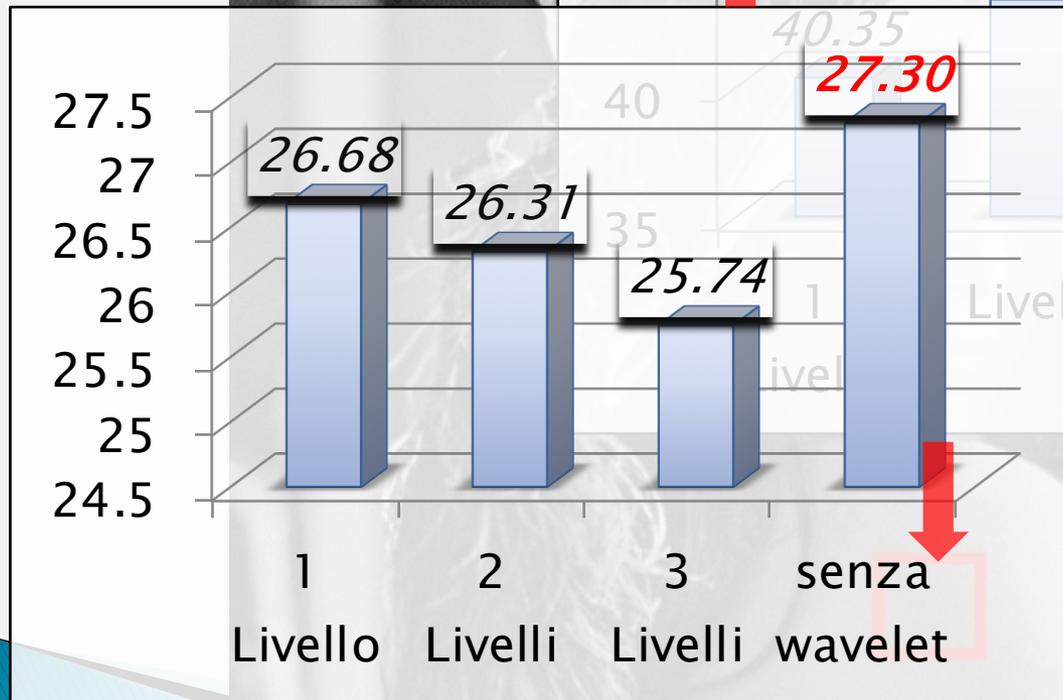
$$PSNR = 20 \log_{10} \left(\frac{MAX\{I\}}{\sqrt{MSE}} \right)$$

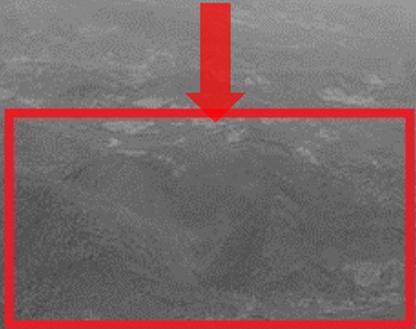
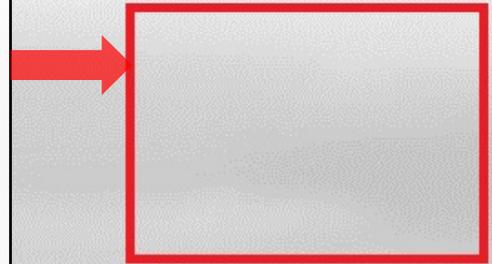
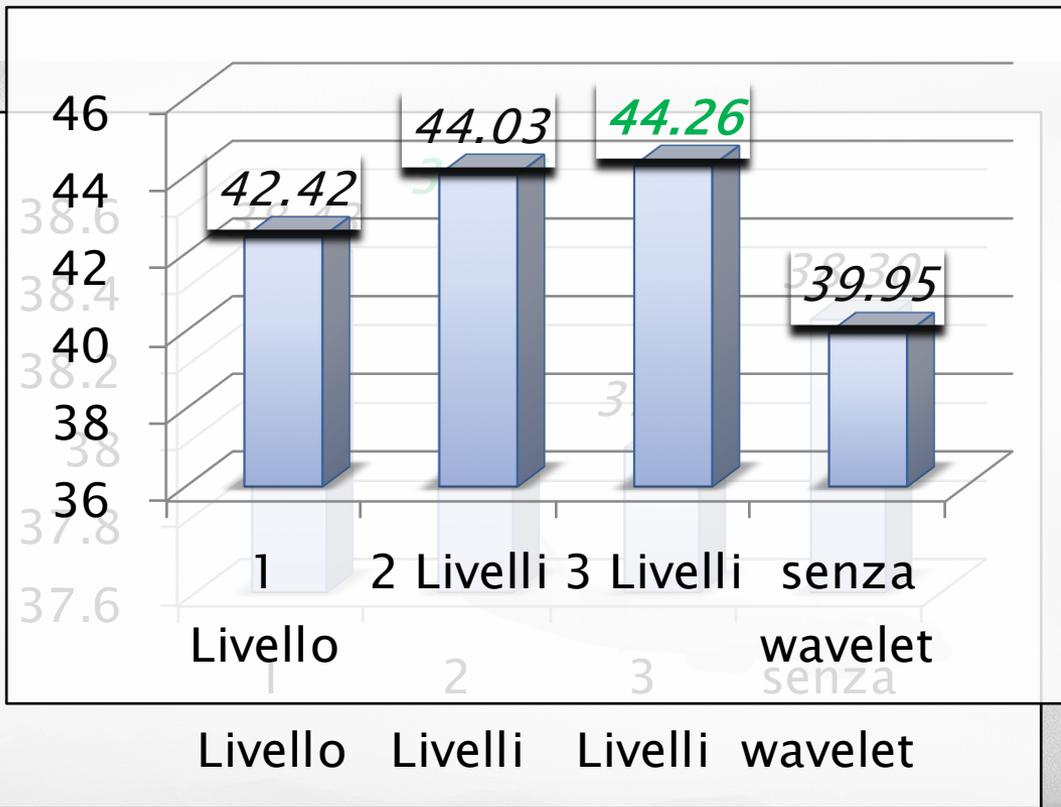
- ▶ Visivi

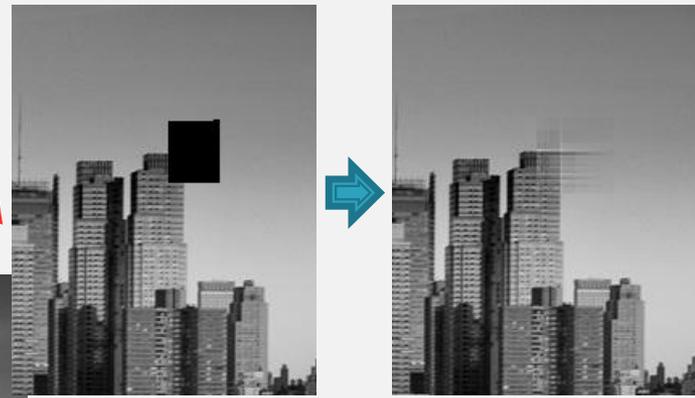
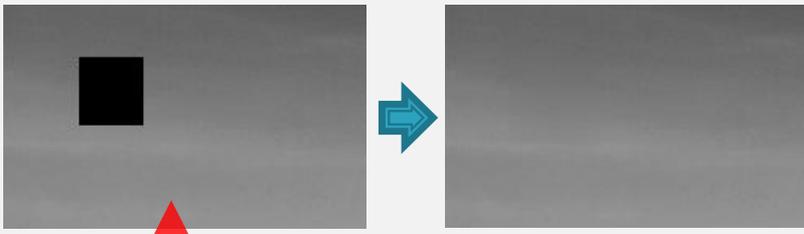


X











Confronto

- ▶ Predizione semplice -> risultati molto buoni
 - ▶ Predizione comune -> risultati accettabili
 - ▶ Predizione difficile -> risultati pessimi
- 

Sviluppi futuri

- ▶ Segmentazione
 - ▶ Scomposizione con altre Wavelet
 - ▶ Calcolare l'autocorrelazione solo nella zona segmentata
 - ▶ Migliore il processo di interpolazione
- 