

# Ricostruzione di mappe d'estinzione interstellare basata su Machine Learning non supervisionato



## **Relatori**

Prof. Giuseppe Longo

Dr. Massimo Brescia (INAF)

## **Candidato**

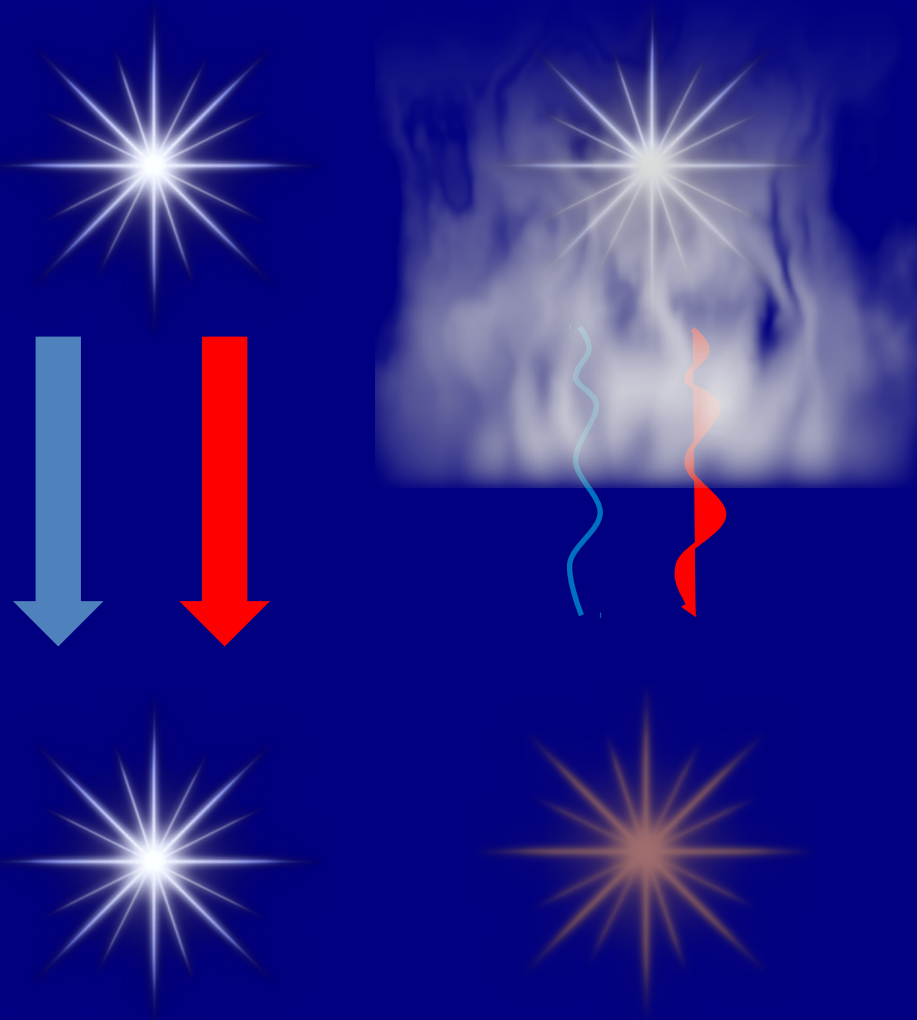
Giuseppe Angora

N85000442

---

ANNO ACCADEMICO 2014/2015

# Arrossamento interstellare per estinzione



L'estinzione è il termine con il quale si indica l'assorbimento e lo scattering del flusso fotonico nei gas e polveri delle regioni di formazione stellare (nebulose) posti tra osservatore e sorgente.

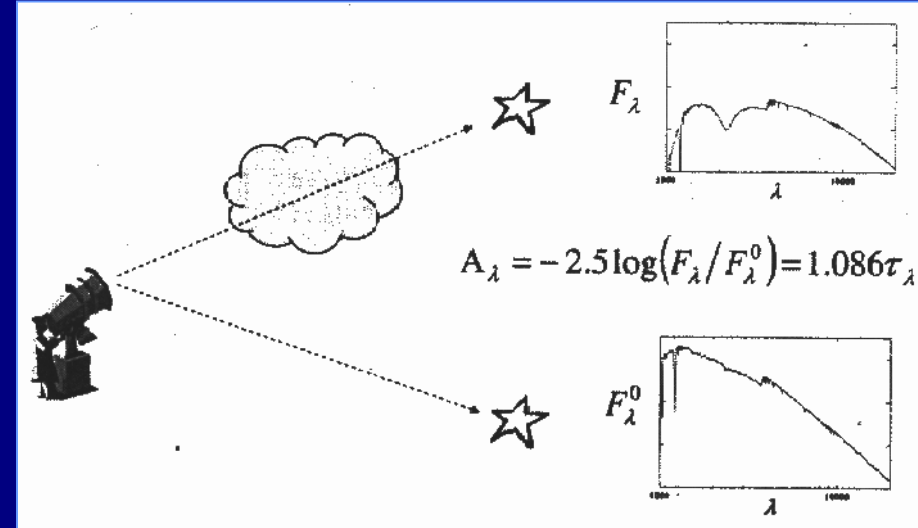
Un effetto tipico è il maggiore assorbimento della luce blu, che rende l'oggetto più rosso.

La quantità di estinzione è eterogenea, dipendendo dalla natura della regione di formazione stellare.



# Metodo tradizionale di calcolo

Misurare la curva di estinzione della stella.

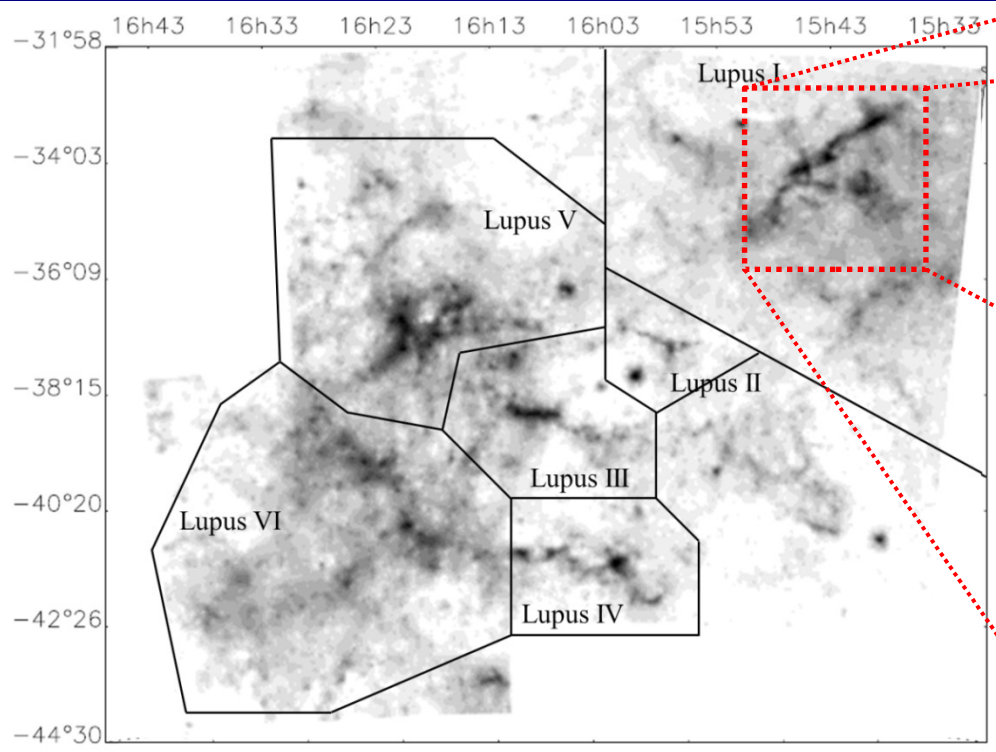


Relazione tra l'estinzione totale  $A_V$ , misurata in magnitudini, e la cosiddetta *column density* (densità di colonna) degli atomi di idrogeno  $N_H$ , misurata in  $\text{cm}^{-2}$ :

$$\left\{ \begin{array}{l} \left[ \frac{N_H}{A_V} \right]_A = 1.37 \times 10^{21} \\ \left[ \frac{N_H}{A_V} \right]_C = 1.87 \times 10^{21} \end{array} \right. \begin{array}{l} \longrightarrow \\ \longrightarrow \end{array} \begin{array}{l} \text{Alcal\`a 2016, INAF-OAC (com. priv.)} \\ \text{Cambr\`esy 1999, A\&A 345} \end{array}$$

$[cm^{-2} mag^{-1}]$

# Nebulosa di Lupus



Mappa d'estinzione di Lupus osservata nella banda B (coordinate J2000; Cambrèsy 1999)

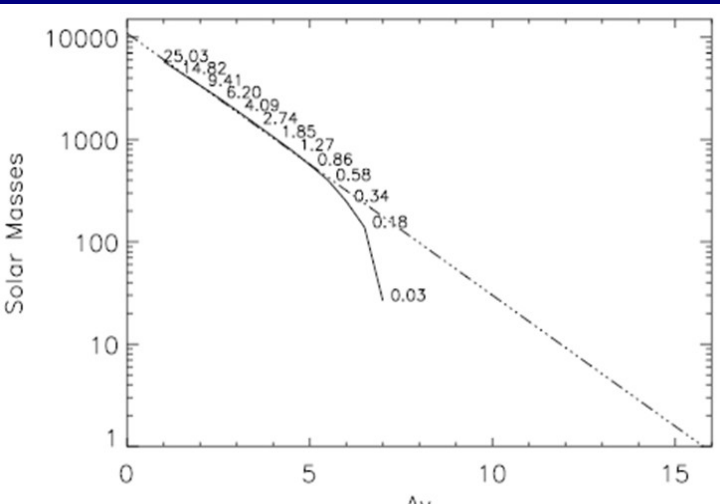


Immagine osservata da USNO-PMM di Lupus I nella banda B (coordinate J2000, 5x5 gradi DEC, 7000 x 7000 pixel di risoluzione)

La misurazione è stata effettuata attraverso un metodo di conteggio di stelle usando una griglia adattiva formata da una decomposizione basata su filtri wavelet applicata ad immagini ottiche ad alta risoluzione (Cambrèsy 1999).

# Thresholding e rapporto estinzione/massa

Osservazioni di nubi molecolari su ampi intervalli di masse suggeriscono il comportamento frattale della struttura delle nebulose [Elmegreen (1996)]. La massa misurata è contenuta in un cilindro con raggio di base  $L$  e altezza indefinita  $H$ . Poiché l'estinzione  $A_v$  è correlata proprio alla grandezza  $H$ , è possibile scrivere la relazione tra massa ed estinzione:

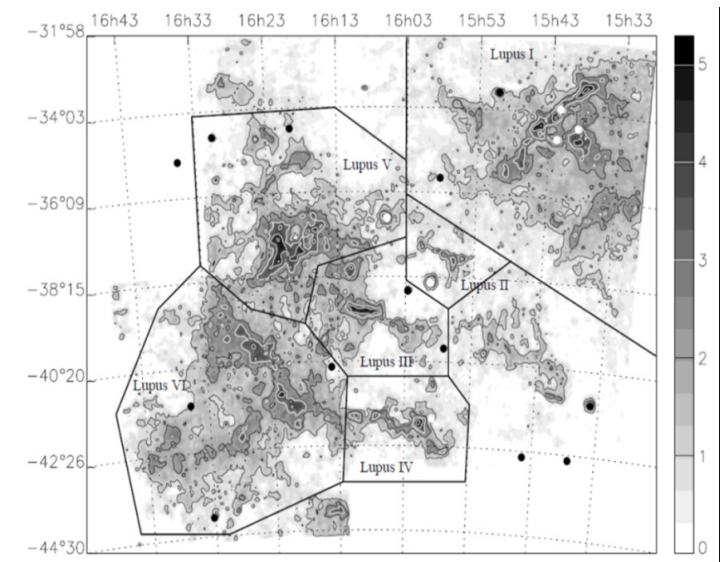


$$\log M = \log M_{tot} + slope \cdot A_v \quad [\text{Cambrèsy}(1999)]$$

$$M(A_v) = l_{pix}^2 \frac{N_H}{A_v} \mu \frac{m_H}{M_\odot} \sum_i A_v(i) \quad [\text{Dickman}(1978)]$$

$$[\mu]_A = 2.02 \quad [\mu]_C = 2.4$$

$$\frac{m_H}{M_\odot} = \frac{1.66}{1.98} \cdot 10^{-57} M_\odot$$



Regione	distanza (pc)	$A_{v,m}$	$A_{v,e}$	$M_{tot}$	slope
Lupus I	150	5.3	7.1	$10^4$	-0.56
Lupus II	150	3.8	5.7	80	-0.33
Lupus III	150	4.9	7.6	1150	-0.40
Lupus IV	150	5.3	7.0	630	-0.40
Lupus V	150	5.2	10.6	2500	-0.32
Lupus VI	150	4.8	7.0	$10^4$	-0.57

# Problemi

Osservazioni  
astronomiche



- Immagini/spettri a basso S/N
- Proiezione 2D, no profondità, foreground/background noise
- No verità assoluta (modelli/simulazioni) , **unsupervised**

Estinzione



- «effetto cataratta» non eliminabile
- Conteggio statistico affetto da errore (soprattutto distanza regione)
- Contorni regione non facilmente definibili



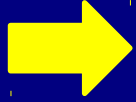
## Obiettivi

Segmentazione dell'estinzione (**clustering**)



## Metodo

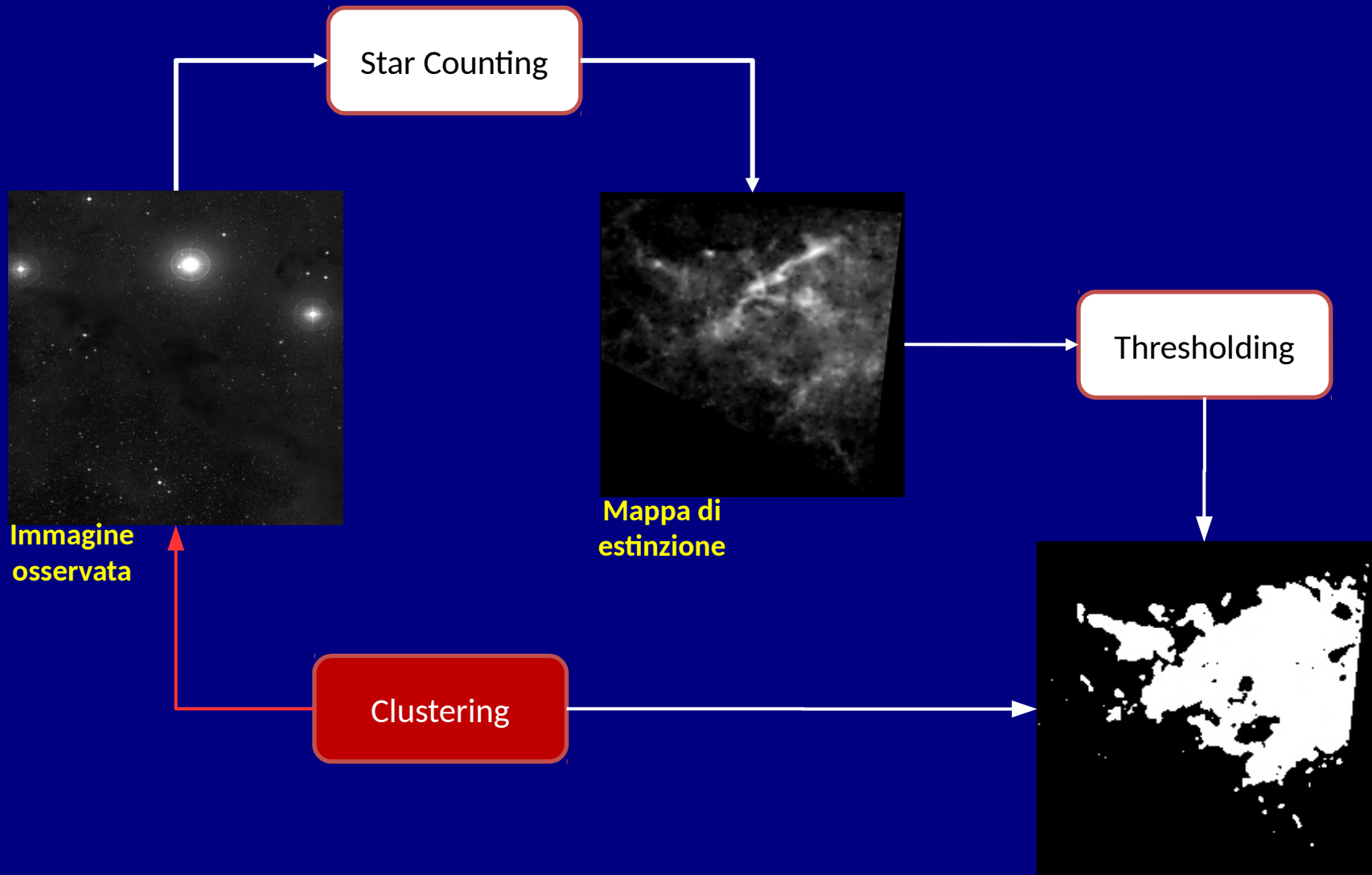
Machine Learning unsupervised



## Procedura

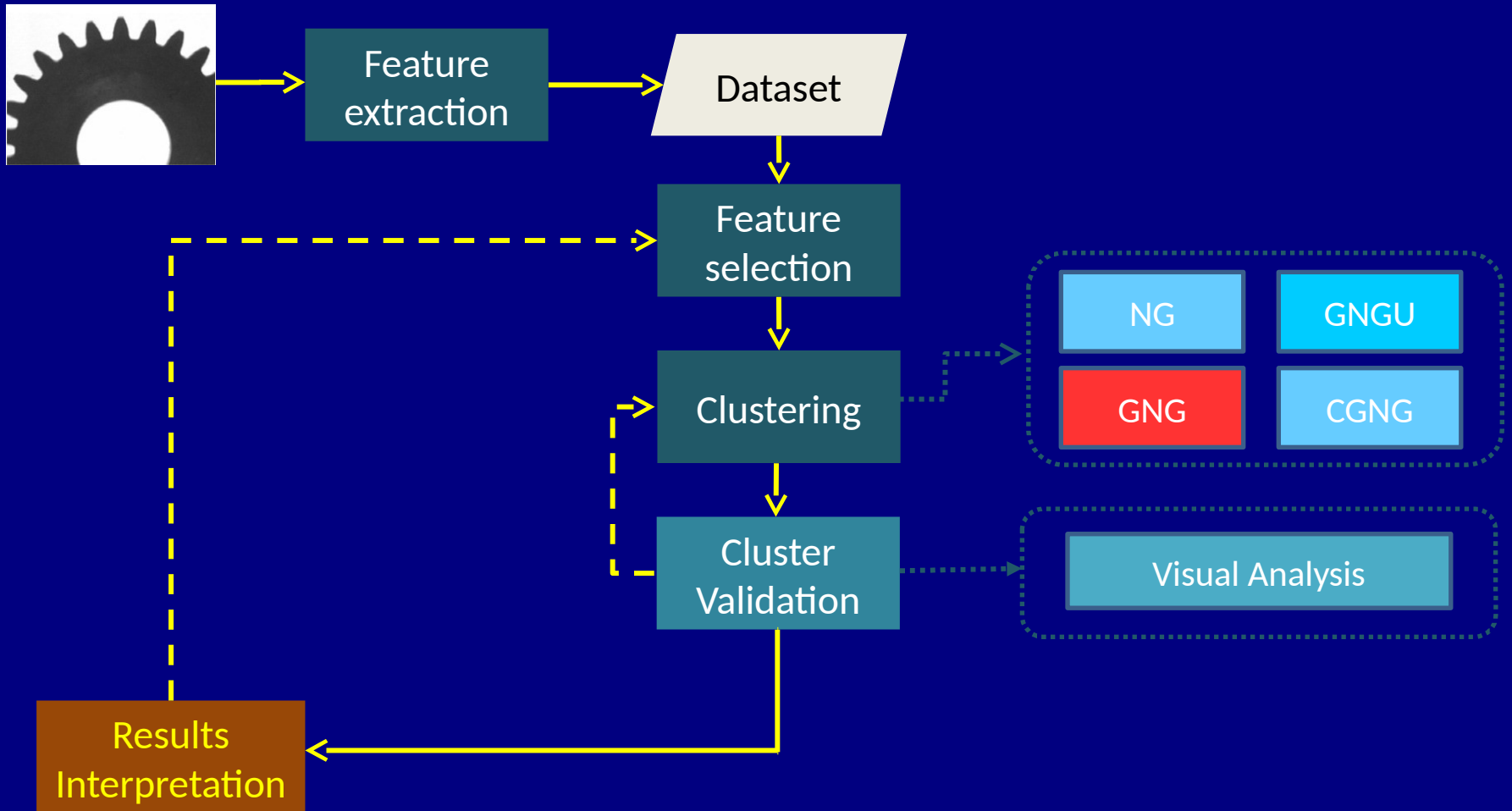
Immagini sintetiche	Validazione numerica
Mappe d'estinzione	Validazione scientifica
Nuove immagini HD	Applicazione

# Estrazione mappa di estinzione





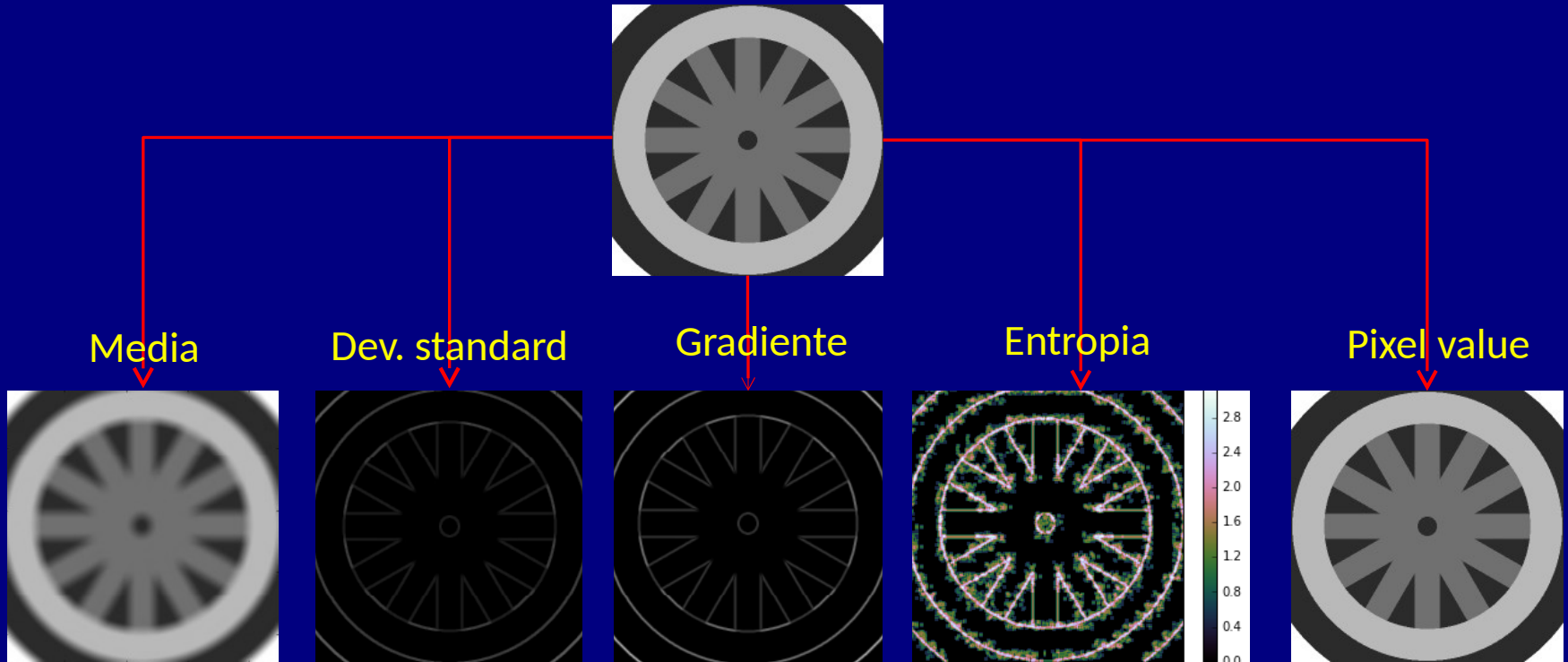
# Metodo Proposto





# Spazio dei parametri

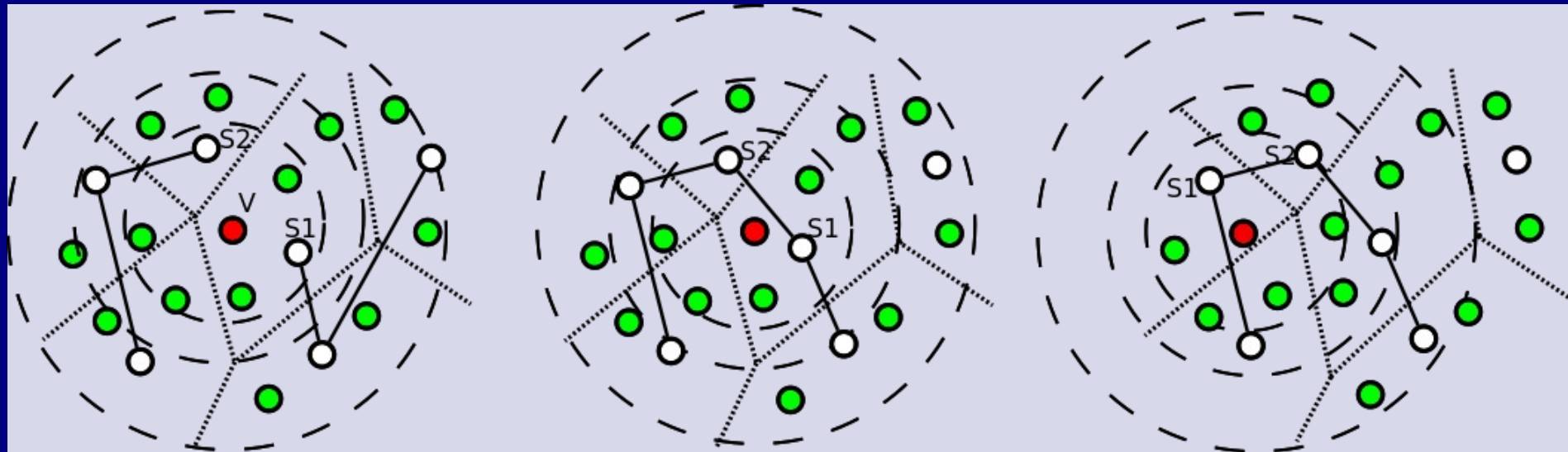
Tramite il processo di feature extraction si ottiene, per ogni pixel, un N-vettore che lo identifica nello spazio dei parametri (**PS**).



# La rete Neural-Gas

Martinetz and Schulten (1994), Fritzke (1995)

Modello di quantizzazione vettoriale: definisce una topologia tra lo spazio degli input  $V$  e lo spazio dei vettori di riferimento  $W$ . Ogni vettore di input di input  $v$  è descritto dall'unità neurale vincente  $S1$  rappresentata dal vettore di riferimento  $w$ , per il quale la misura della distorsione, sia minima. Lo spazio degli input risulta suddiviso nelle regioni dette di Voronoi.



Eccitazione sinaptica:

Regola di adattamento:

$$f(D_v) = h_\lambda(k_i(v, w)) = e^{-k_i/\lambda}$$

$$\Delta w_i = \epsilon \cdot f_i(D_v) \cdot (v - w_i)$$

## Limitazioni della rete NG:

- Tempi di computazione elevati
- Parametri variabili nel tempo
- Apprendimento topologico del data set non sempre corretto
- Staticità del numero di unità neurali

# Le reti Growing-Neural-Gas

Fritzke (1994,1995), Holmström (2002)

Le reti Growing Neural Gas sono caratterizzate da un numero di neuroni variabili durante l'apprendimento.

**GNG:**

$$\Delta error(s_1) = \|w_{s_1} - \xi\|^2$$

**GNGU:**

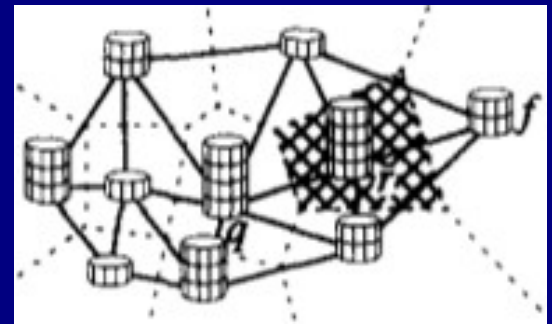
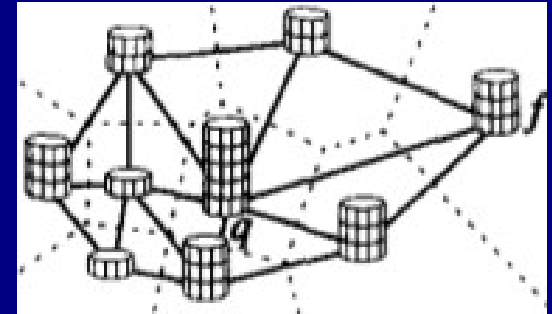
$$\Delta U_{s_1} = \|\xi - w_{s_2}\|^2 - \|\xi - w_{s_1}\|^2$$

$$\min(Utility) \cdot k < \max(localError)$$

**CGNG:**

$$h_c = \tau_c / \sum_{j \in W} \tau_j \quad \hat{p} = h_c / |F_c|$$

$$\bar{l}_c = \frac{1}{\text{len}(Neighbors(c))} \sum_{i \in N_c} \|w_c - w_i\|$$



L'impulso di input è ricevuto dall'unità vincente e dai suoi vicini topologici.

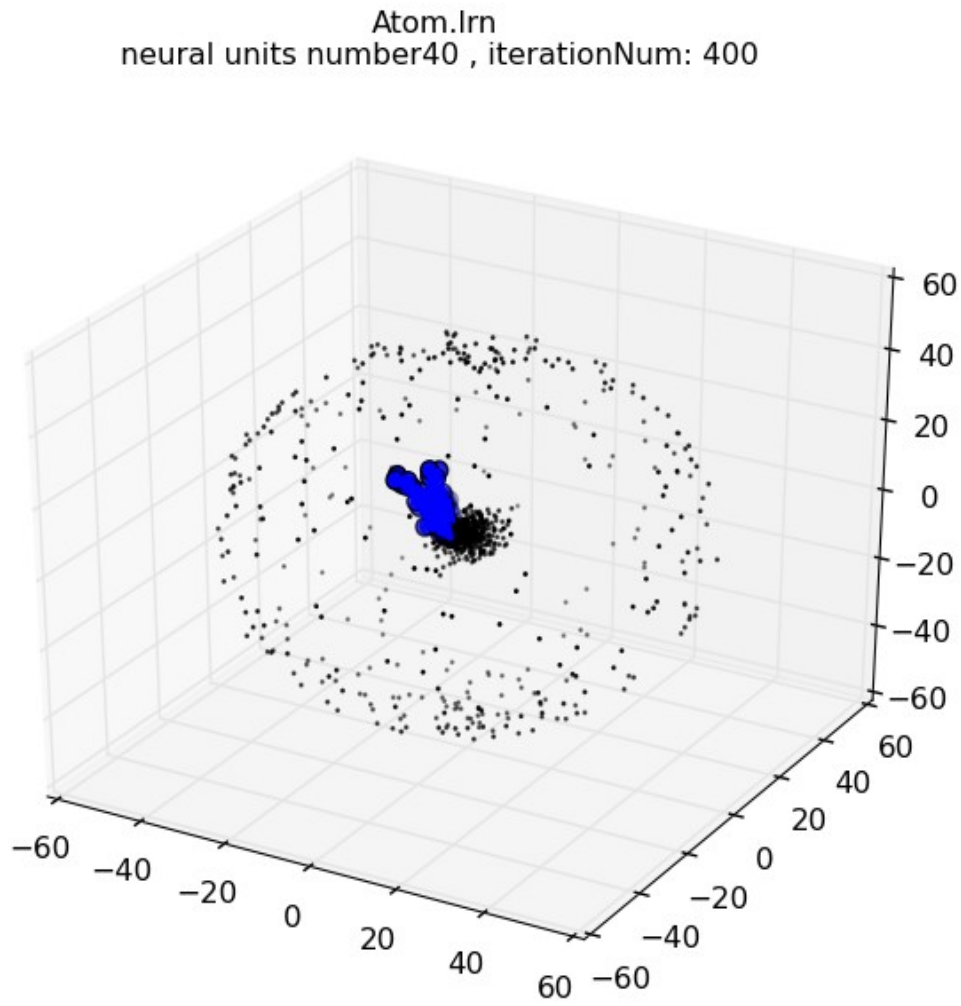


La regola di adattamento:

$$\Delta w_{s_1} = \epsilon_w (\xi - w_{s_1})$$

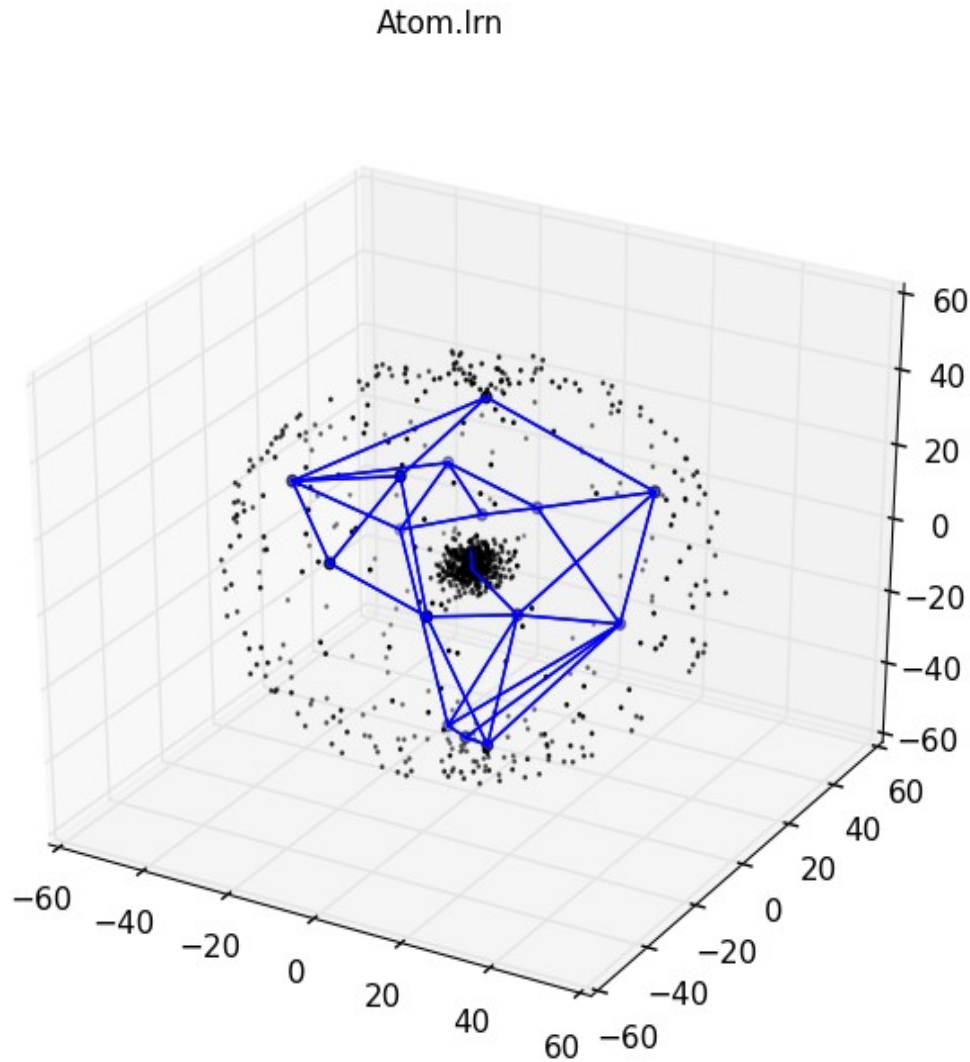
$$\Delta w_n = \epsilon_n (\xi - w_n) \quad \forall n \in Neighbors(s_1)$$

# Apprendimento del data set sintetico "Atom" da parte della rete NG



Neural units	40
t_max	20000
$\varepsilon_i$	0.3
$\varepsilon_f$	0.05
$\lambda_i$	30
$\lambda_f$	0.01
$T_i$	20
$T_f$	30

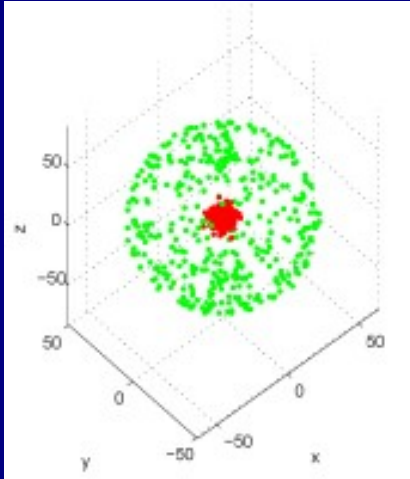
# Apprendimento del data set sintetico "Atom" da parte della rete GNG



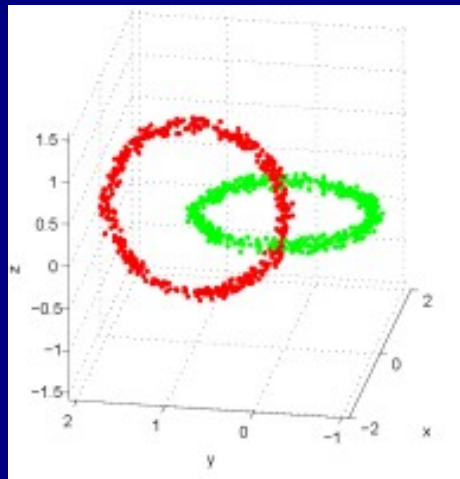
Neural units	45
$\epsilon_w$	0.02
$\epsilon_n$	0.0006
$\lambda$	350
$\text{age}_{\max}$	10
$\alpha_g$	0.15
$\alpha_e$	0.0005

# Validazione numerica

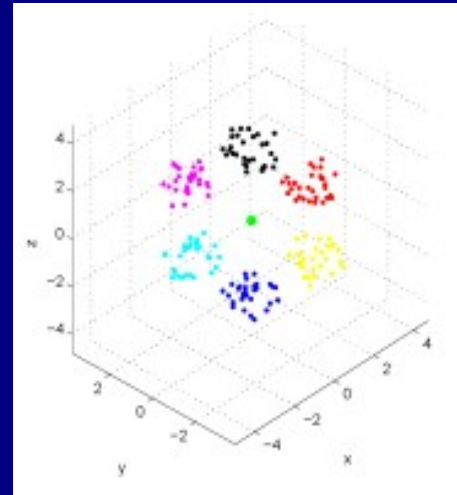
Data set "Atom":



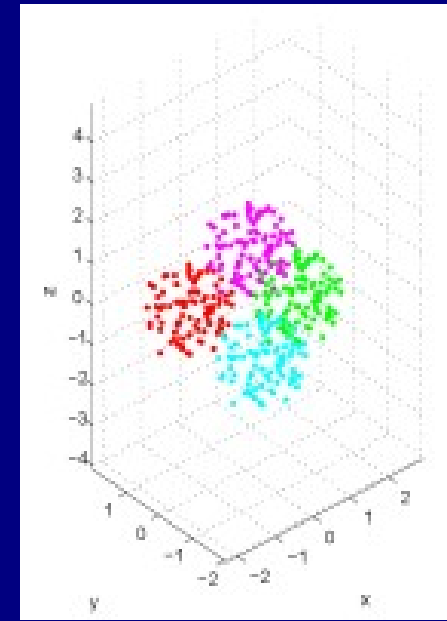
Data set "Chainlink":



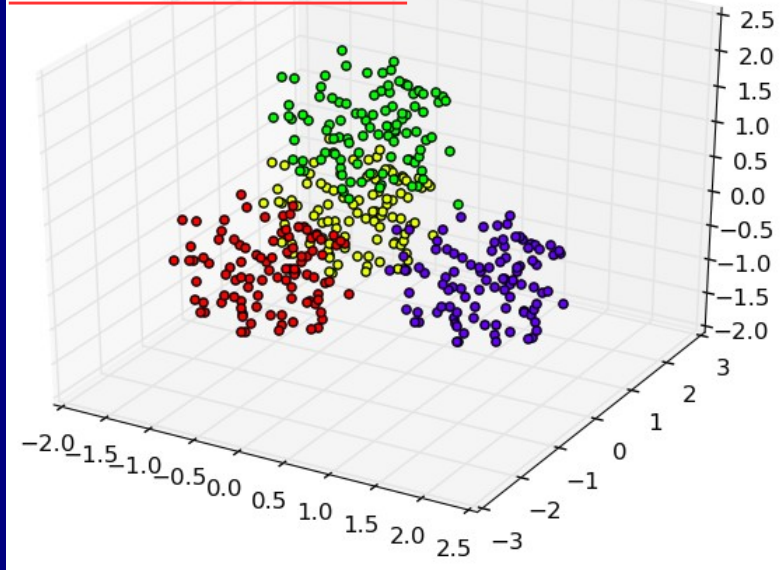
Data set "Hepta":



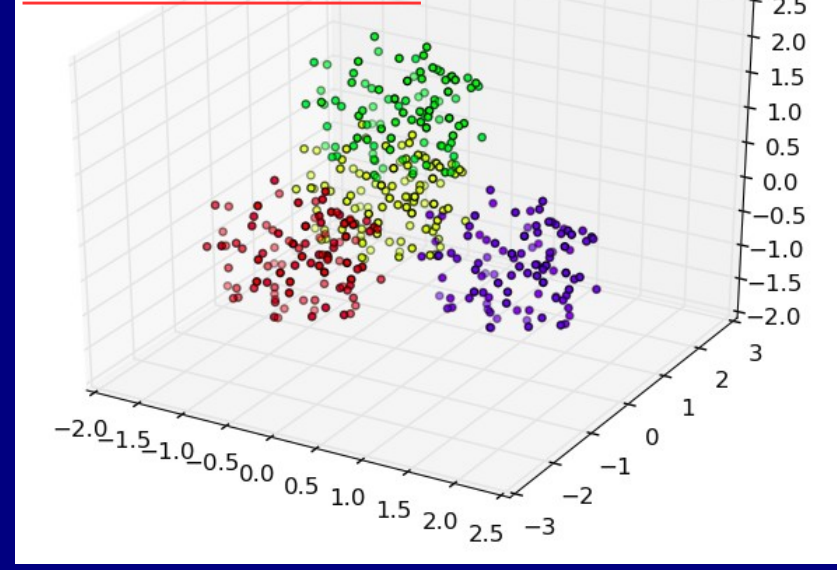
Data set "Tetra":



Apprendimento GNG  
del data set "Tetra":

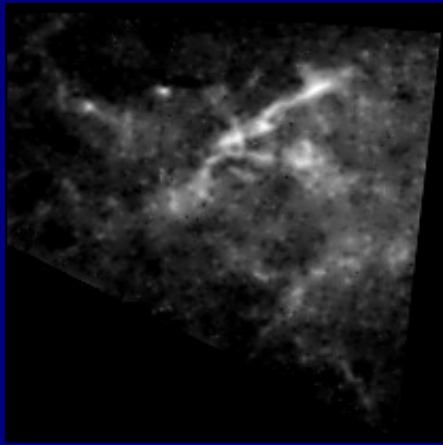


Apprendimento GNGU  
del data set "Tetra":

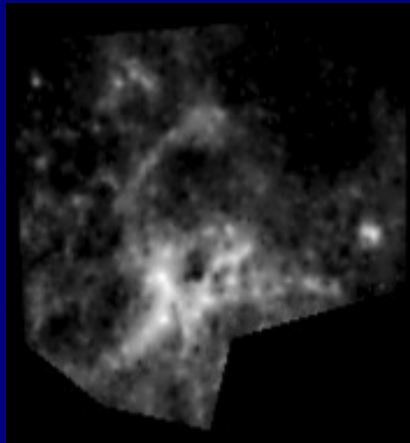




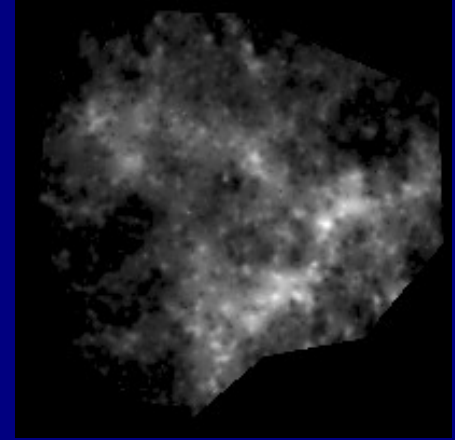
# GNG su mappe di estinzione



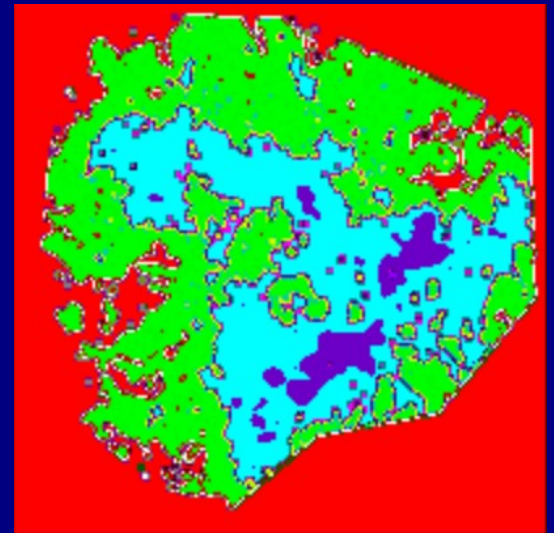
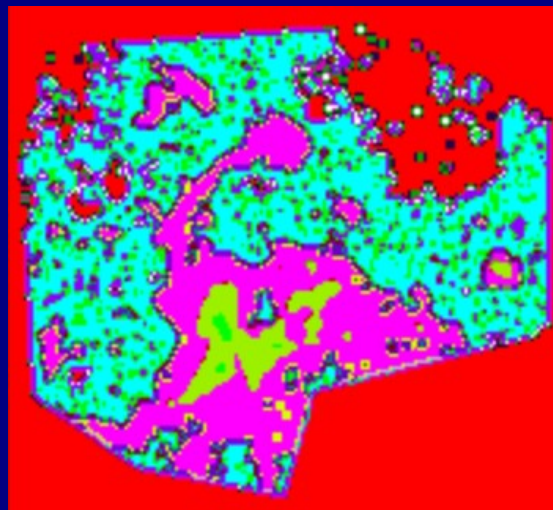
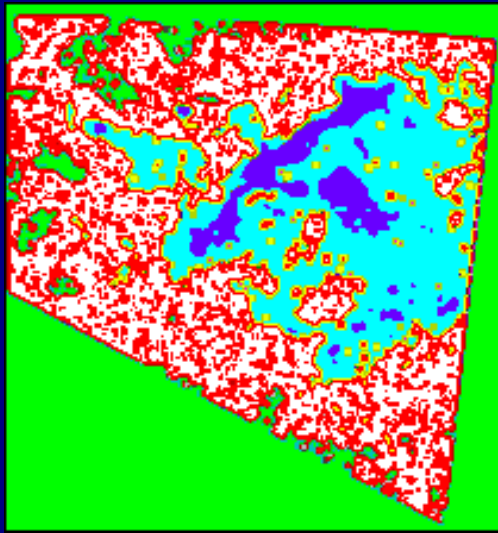
Mappa di estinzione di  
Lupus I



Mappa di estinzione di  
Lupus V



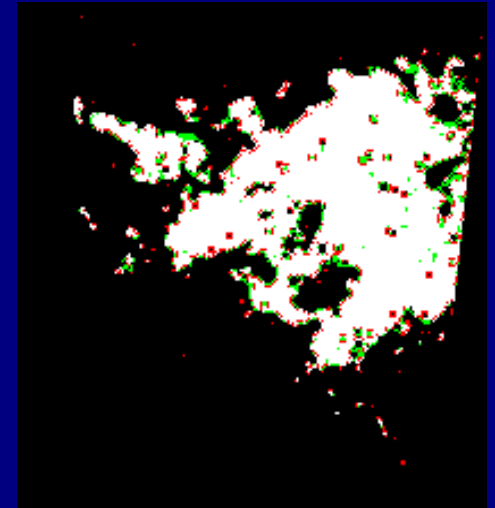
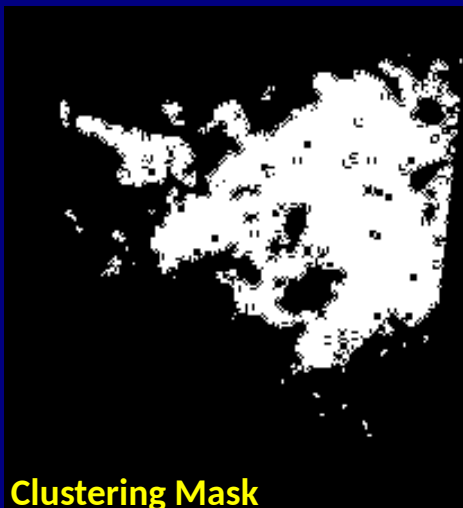
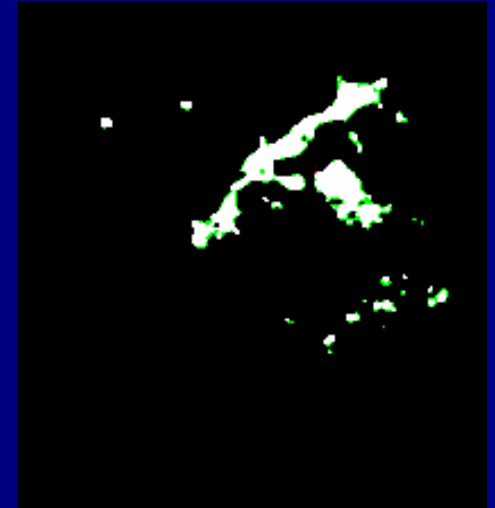
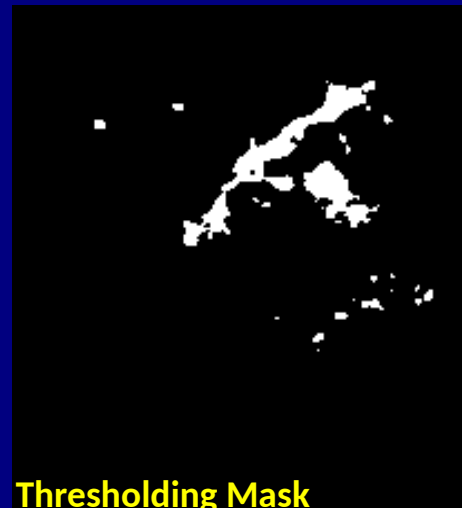
Mappa di estinzione di  
Lupus VI



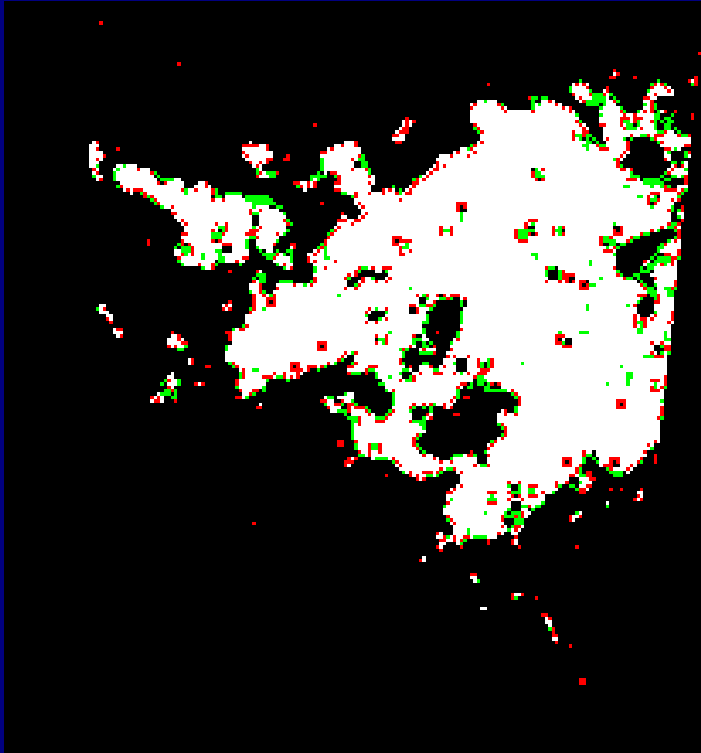


# Stima della massa: validazione scientifica

Dagli apprendimenti della rete GNG è possibile estrarre delle maschere binarie identificative delle regioni di estinzione. Tali maschere possono essere confrontate con quelle ottenute tramite thresholding sulla mappa di estinzione, con valore soglia settato in modo che le maschere siano quanto più simili possibile.



# Confronto tra regioni di estinzione



Clustering Mask



Thresholding Mask

Thresholding a **1.1**

**Rapporto Massa**  
Clustering / Thresholding

$M_{\text{Cambresy}}$

$M_{\text{Alcalà}}$

0.66

0.66

**N° di pixel rispetto alla  
maschera di thresholding**

In comune

9494

Aggiunti

828

Rimossi

986

**Variatione numero pixel  
nella maschera**

1814

**Estinzione media aggiunta**

1.0

# Conclusioni e sviluppi futuri

**Multi-disciplinarietà**: astrofisica + machine learning + image processing (sviluppo software in python)

**Complessità**: immagini ad alta risoluzione, basso S/N, foreground/background noise, no ground truth assoluta

**Impatto scientifico**: automazione nel processo di analisi dati in astrofisica; validità scientifica confrontabile con i metodi tradizionali, rispetto ai quali rivela vantaggi esclusivi: **miglioramento della capacità di circoscrivere e delimitare le sotto-regioni a densità di estinzione variabile; sostituzione del meccanismo arbitrario di scelta delle soglie di flusso e di conteggio delle regioni di estinzione, con tecniche automatiche.**

## **Sviluppi Futuri:**

Approfondimento della rivelazione diretta dell'estinzione, estendendo l'analisi ad altre nebulose, raffinando la scelta dello spazio dei parametri, e la verifica dei parametri astrofisici derivati (ad es. la correlazione massa/luminosità).

# Struttura frattale di nebulose

Un frattale è un oggetto geometrico dotato di omotetia interna: si ripete nella sua forma allo stesso modo su scale diverse.

La dimensione della distribuzione per le sotto-strutture all'interno di un frattale segue una relazione [Mandelbrot (1996)]:

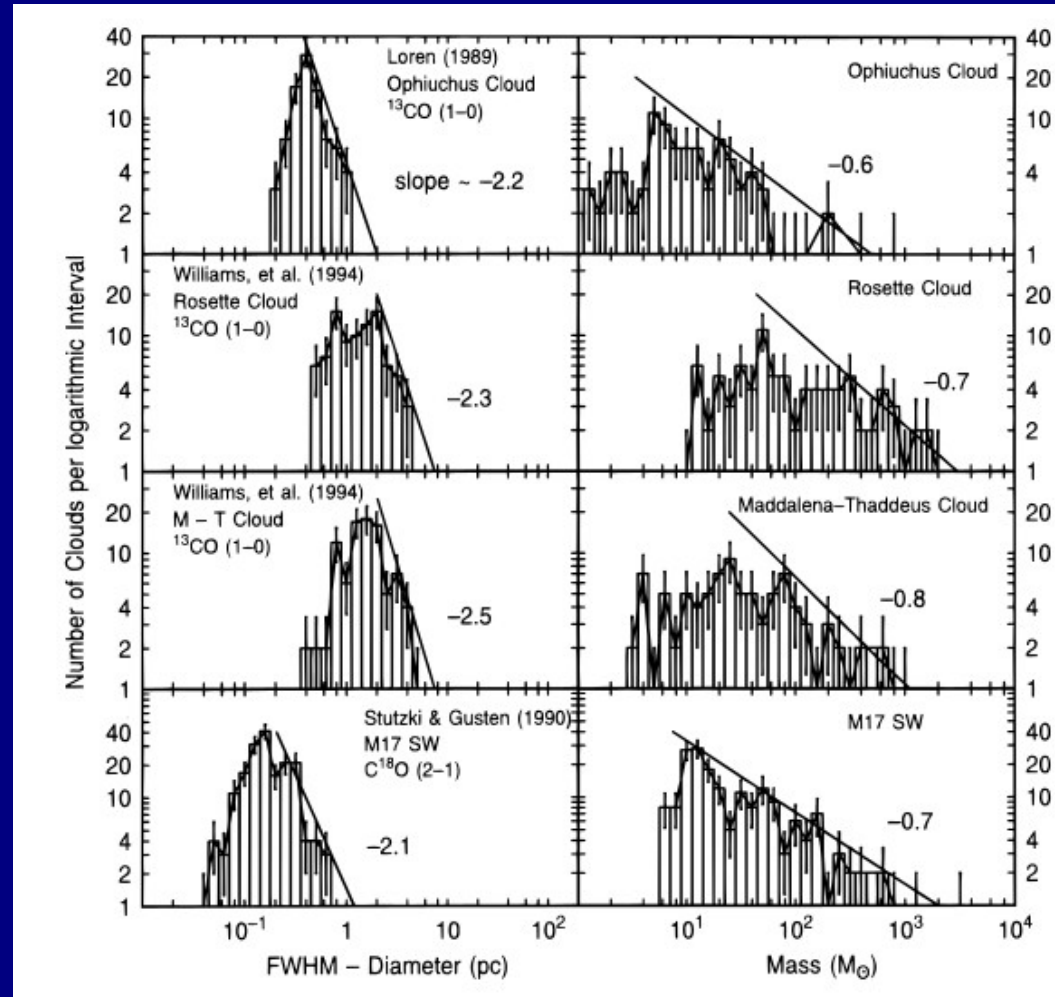
$$N(\lambda > L) \propto L^{-D}$$

Osservazioni di nubi molecolari su ampi intervalli di masse suggeriscono che esiste una legge di potenza tra la Massa e la dimensione L [Elmegreen (1996)]:

$$M \propto L^D$$

La massa misurata è contenuta in un cilindro di base L e altezza indefinita H (perché la profondità della nebulosa non è costante sulla superficie di base del cilindro), e poiché l'estinzione  $A_v$  è correlata proprio alla grandezza H, è possibile scrivere la relazione tra massa ed estinzione [Cambrésy1999]:

$$\log M = \log M_{tot} + slope \cdot A_v$$



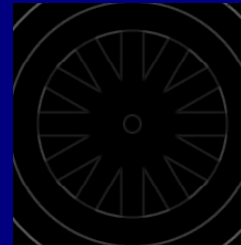
# Features extraction

Ogni pixel è associato ad un vettore n-dimensionale, le cui componenti sono ottenute attraverso un'operazione realizzata su una griglia, intorno al pixel, di dimensioni 3x3, 5x5, 7x7, 9x9.

Media



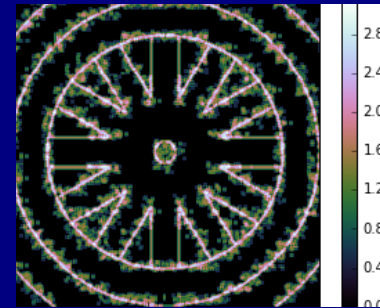
Dev. standard



Gradiente



Entropia



$$\begin{aligned} grad_{vert} &= \frac{Img(i, j) - Img(i + k, j)}{2k + 1} \\ grad_{horiz} &= \frac{Img(i, j) - Img(i, j + k)}{2k + 1} \\ grad_{diag} &= \frac{Img(i, j) - Img(i + k, j + k)}{2k + 1} \end{aligned}$$

$$entropy = - \sum_i p_i \log p_i$$

# Considerazioni sulle reti sviluppate

- La struttura della rete è determinata automaticamente a partire dai dati input.
- Non è necessario imporre una dimensione massima per la rete, anzi, il processo di accrescimento può continuare indefinitamente.
- Tutti i parametri del modello sono costanti nel tempo, per cui non è necessario definire tassi di decadimento.
- L'inserimento delle nuove unità provoca una riduzione dell'errore di quantizzazione.

NG	Neural Units	$\varepsilon_i$	$\varepsilon_f$	$\lambda_i$	$\lambda_f$	$T_i$	$T_f$	$T_{\max}$		
GNG	Neural Units	$\varepsilon_w$	$\varepsilon_n$	$\lambda_g$	$\alpha_g$	$\alpha_e$	$\text{age}_{\max}$			
GNGU	Neural Units	$\varepsilon_w$	$\varepsilon_n$	$\lambda_g$	$\alpha_g$	$\alpha_e$	$\text{age}_{\max}$	$\lambda_d$	$\alpha_e$	k
CGNG	Neural Units	$\varepsilon_w$	$\varepsilon_n$	$\lambda_g$	$\alpha_e$	$\eta$	$\text{age}_{\max}$	$\lambda_d$		

Spazio di ricerca ampio.  
Scelta dei parametri cruciale per l'apprendimento.  
Risultati sub-ottimali anche per scelte coadiuvate dall'esperienza

Necessità di sviluppare un ottimizzatore per i parametri delle reti Growing

Algoritmi Evolutivi (EA)

# Algoritmi Evolutivi

Beyer, Schwefel (2002); Donatti, Lomp, Würtz(2010)

Gli algoritmi evolutivi sono una classe di algoritmi di ricerca statistica basati sui principi di evoluzione darwiniana. Secondo questo paradigma di ottimizzazione, è inizializzata una popolazione i cui individui sono il risultato dell'apprendimento della rete neurale identificata da un determinato insieme di parametri denominati cromosoma.

Fitness function:

$$f_{GR}(I) = f_{SD}(I) + N \quad f_{SD}(I) = \sum_{t \in S_T} \sum_{k=1}^{\tilde{n}} d(c_k, t)$$

