



# UNIVERSITÀ DI PARMA

Dipartimento di Ingegneria e Architettura

Corso di Laurea Triennale in Ingegneria Informatica, Elettronica e delle Telecomunicazioni

## GENERAZIONE DI FILTRI OTTIMI PER IMMAGINI TRAMITE PROGRAMMAZIONE GENETICA

ANNO ACCADEMICO 2021-2022

Relatore:  
Ch.mo. Prof. Stefano Cagnoni

Tesi di Laurea di:  
Giuseppe Ricciardi  
Matricola 306330

### Riassunto

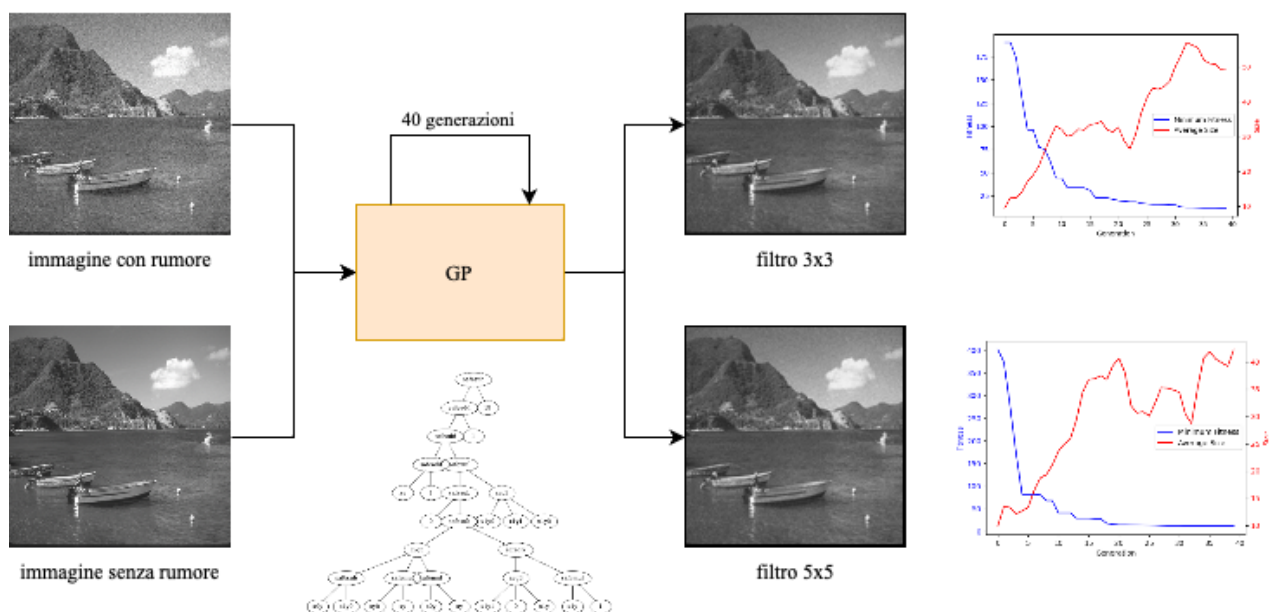
L'**elaborazione digitale delle immagini (DIP)**, si basa sull'utilizzo di un computer per elaborare immagini digitali. Negli ultimi 50 anni un contributo importante è stato dato dall'utilizzo dell'intelligenza artificiale per la *DIP* e della nascita della Computer Vision, un campo di ricerca che si occupa di come i computer possano ottenere una comprensione ad alto livello delle immagini.

Lo scopo dell'attività di tesi è utilizzare la programmazione genetica (*GP*) per la generazione di **filtri ottimi** per risolvere task di **riduzione del rumore** ed **edge detection** (con Kernel 3x3 e 5x5). Entrambi i tipi di filtri sono utilizzati per realizzare task di basso livello in Computer Vision e sono fondamentali per l'implementazione di operazioni come la segmentazione e altri task di livello più alto.

La **programmazione genetica** fa parte degli algoritmi evolutivi, sistemi di problem solving che usano modelli computazionali dei processi evolutivi come base. La GP trasforma iterativamente, ottimizzandone le prestazioni, una popolazione di programmi, rappresentata da alberi sintattici, in una nuova popolazione applicando le operazioni genetiche di crossover, mutazione, riproduzione, duplicazione o eliminazione dei geni.

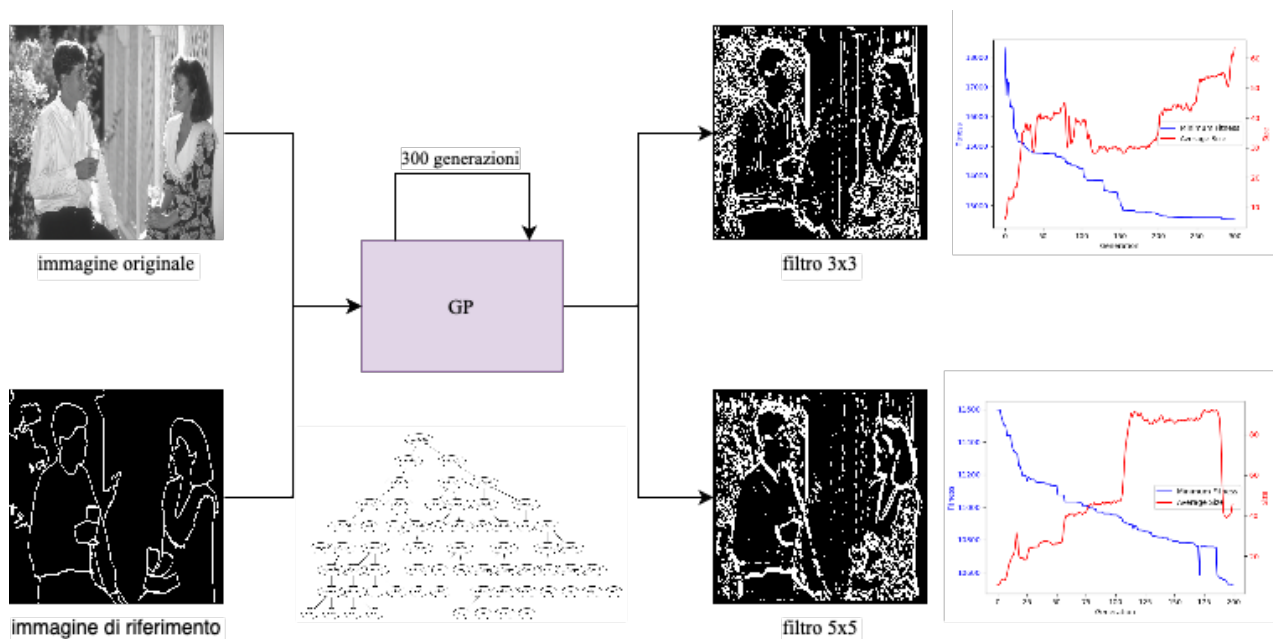
Il dataset utilizzato per addestrare i vari algoritmi è il Berkeley Segmentation Data Set and Benchmarks 500 (*BSDS500*), composto da 500 immagini a colori; ogni immagine ha una versione segmentata manualmente che viene utilizzata come riferimento dall'algoritmo per la generazione di filtri di edge detection. Per l'attività di tesi il numero delle immagini è stato ridotto a 60 immagini per il training e 15 per il test set. Per il task di denoise sono state create delle copie di 30 foto del training set cui è stato aggiunto rumore Gaussiano.

L'algoritmo per la generazione dei filtri per la riduzione del rumore ha in ingresso dei campioni di dimensioni 30x30 delle immagini con rumore e come label gli stessi campioni senza rumore, l'obiettivo dell'algoritmo è di *minimizzare* il valore della funzione *fitness* definita come l'*MSE* (errore quadratico medio) tra l'immagine elaborata dal filtro e l'immagine di riferimento. Per evolvere i programmi, l'algoritmo ha bisogno di un *insieme di nodi terminali T* ed un *insieme di funzioni F*: le operazioni matematiche di somma, sottrazione, moltiplicazione, divisione e media aritmetica rappresentano l'insieme F. I risultati di queste operazioni sono limitati tra 0 e 255 in quanto un pixel può assumere solo questi valori ed inoltre è stata protetta la divisione per 0. I nodi terminali sono rappresentati dagli elementi della finestra di cui si sta generando il filtro; l'evoluzione per l'algoritmo di denoise dura 40 generazioni di una popolazione composta da 400 individui.



Dalla figura si può osservare come i filtri ottenuti riducono il rumore senza perdere troppe informazioni dalle immagini; in fase di analisi dei risultati è stato anche eseguito un confronto con metodi comuni di denoise. Il grafico in figura rappresenta in blu il valore minimo della fitness con il passare delle generazioni ed in rosso la media delle dimensioni degli individui nelle generazioni.

Per la creazione di filtri per il task di edge detection è stato utilizzato un approccio molto simile a quello visto per il task di denoise, l'addestramento parte da campioni 30x30 delle immagini di training e dai loro riferimenti (rappresentati dalle immagini in cui sono visibili solo i bordi). L'insieme di funzioni  $F$  differisce da quello usato per il denoising per l'aggiunta delle operazioni di radice quadrata, valore assoluto ed elevamento al quadrato; il dominio di queste operazioni è stato allargato su valori che vanno da -255 a 255 in quanto il filtro deve individuare discontinuità negative oltre che positive. Rispetto al task di denoise l'evoluzione è più lunga, essendo previste 300 generazioni di 400 individui.



Nella fase di test sono stati applicati in serie alcuni filtri di denoise ed alcuni filtri di edge detection generati sul training set sulle immagini del test set per valutare quanto i risultati ottenuti fossero generalizzabili. I risultati dimostrano come i filtri ottenuti siano applicabili con risultati simili anche su immagini sulle quali non sono stati addestrati.