

Deep Learning

Classificazione binaria di melanomi con reti neurali convoluzionali

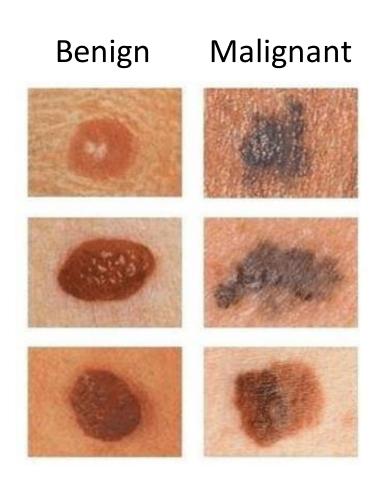
Andrea Moretti



Il problema

Il cancro alla pelle è uno dei più diffusi tipi di cancro al mondo e la sua **diagnosi** si basa prevalentemente sull'**esame visivo** e successivamente si effettua un'analisi dermoscopica

La classificazione automatica delle lesioni cutanee tramite immagini rappresenta un compito complesso a causa della variabilità sottile e dettagliata nell'aspetto delle lesioni stesse





Il melanoma

È il tipo di cancro alla pelle più mortale

Dati dell'American Cancer Society (AMS) rispetto alla popolazione americana:

	Casi	Morti
Ogni anno (America)	105`000	8`500 (8%)

Nel 2017 i morti erano 10`000, evidenziando una diminuzione della mortalità, ma il numero di diagnosi di melanoma dal 2015 al 2025 è cresciuto del 42%



L'uso di Al in medicina

Negli ultimi anni sono stati condotti numerosi studi sull'applicazione dell'intelligenza artificiale in ambito oncologico per la classificazione del melanoma, evidenziando come modello di CNN siano in grado di raggiungere **performance** diagnostiche **comparabili** a quelle dei **dermatologi**

L'individuazione precoce risulta fondamentale, poiché il tasso di sopravvivenza è stimato essere al 99% se diagnosticato nelle fasi iniziali, ma si riduce drasticamente a circa il 14% quando la malattia viene rilevata negli stadi più avanzati



Dataset utilizzato

Il dataset che ho utilizzato è l'ISIC Challenge 2018, che contiene circa 10`000 immagini di cui solo 1824 rappresentano melanomi (poco più del 18%)

Per questo motivo ho utilizzato una **loss pesata** per bilanciare il contributo per classe

Il **train**, **validation** e **test** sono poi stati suddivisi secondo **80/10/10** e mantengono lo stesso sbilanciamento tra classi



Approccio

In questo progetto ho condotto un'analisi comparativa delle performance di diversi modelli di CNN per la classificazione di melanomi (binary classification):

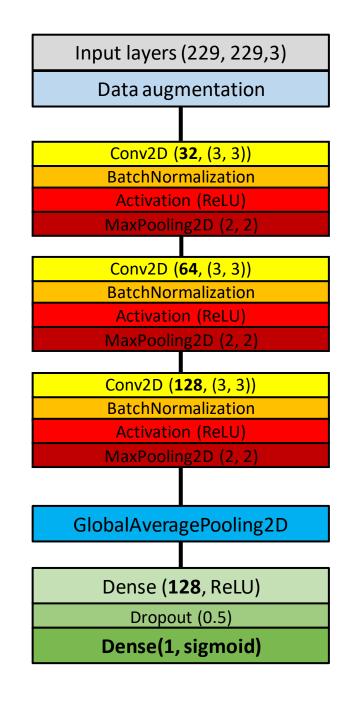
- un modello naïve sviluppato da zero
- un modello basato su transfer learning con InceptionV3
- un modello basato su transfer learning con EfficientNet-B3.

Modello sviluppato da zero

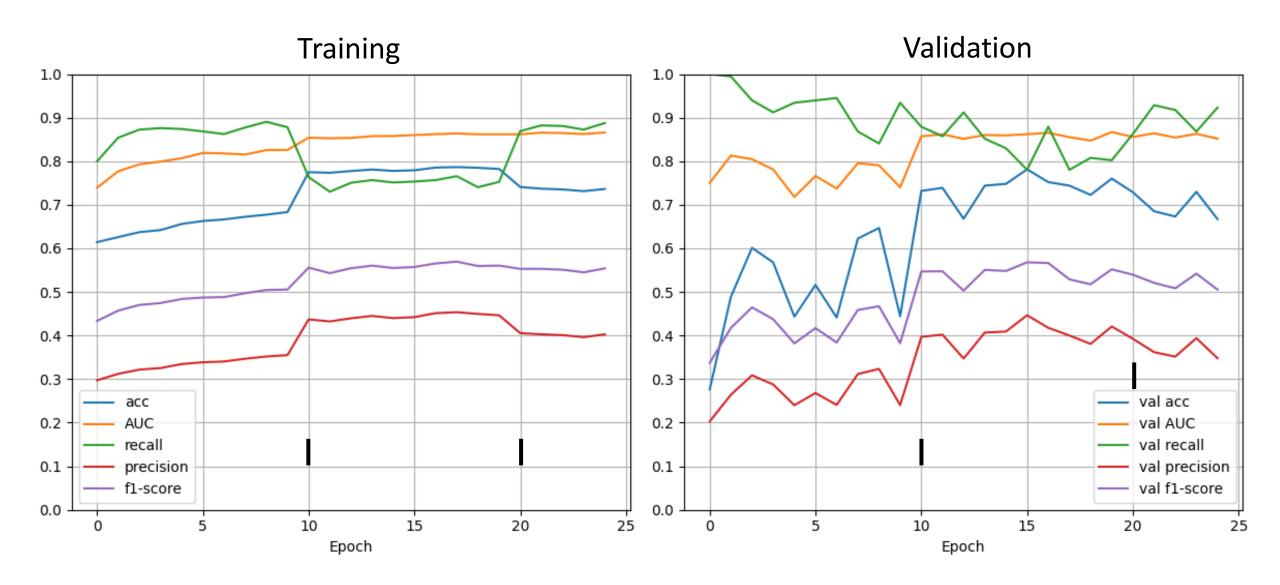
Il modello è stato allenato esclusivamente sul dataset che ho utilizzato

Le immagini utilizzate hanno una dimensione standard di 299×299 RGB

Class weight	$0 \to 0.614$ $1 \to 2.702$	
Loss	binary crossentropy	
Optimizer	Adam	
Batch size	32	
Learning rate	1e-4 (0-10 epoch) 5e-5 (10-20 epoch) 1e-5 (20-25 epoch)	



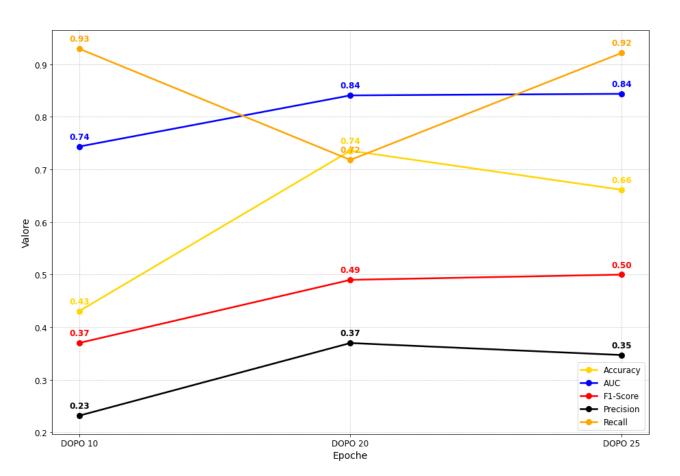
Modello sviluppato da zero



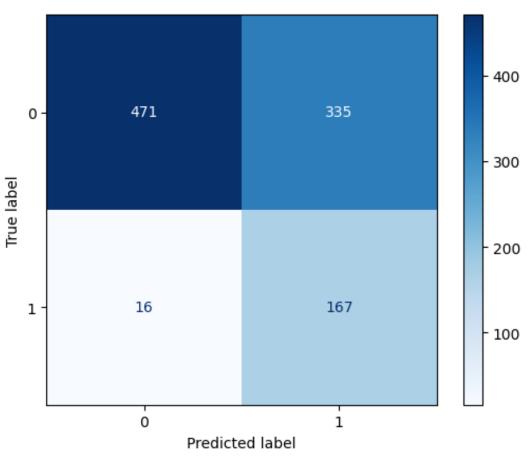
Modello sviluppato da zero

. 2 3

Evaluation sul test set



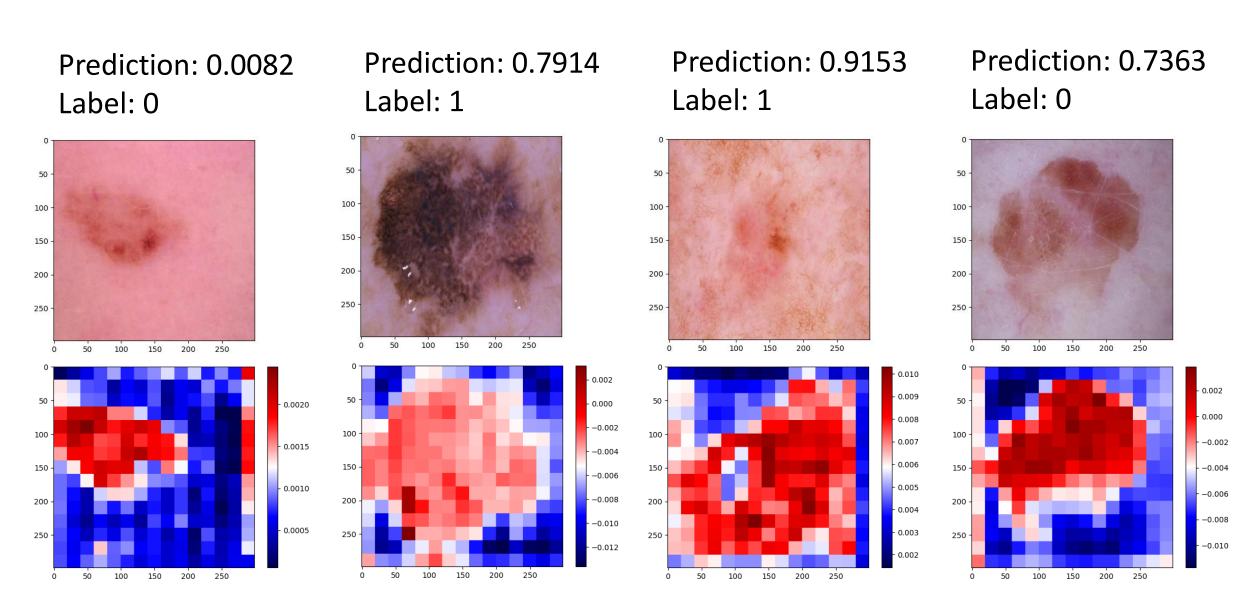
Confusion matrix



Media valori predizioni su test set:

Label 0: 0.3751

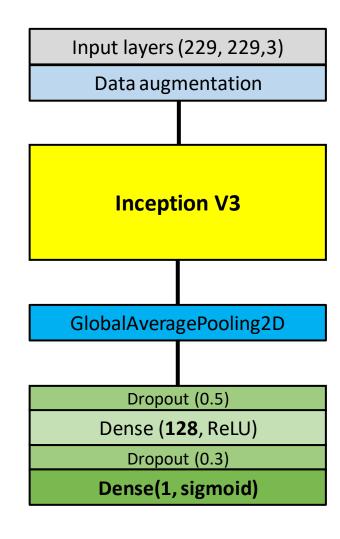
Label 1: 0.7515



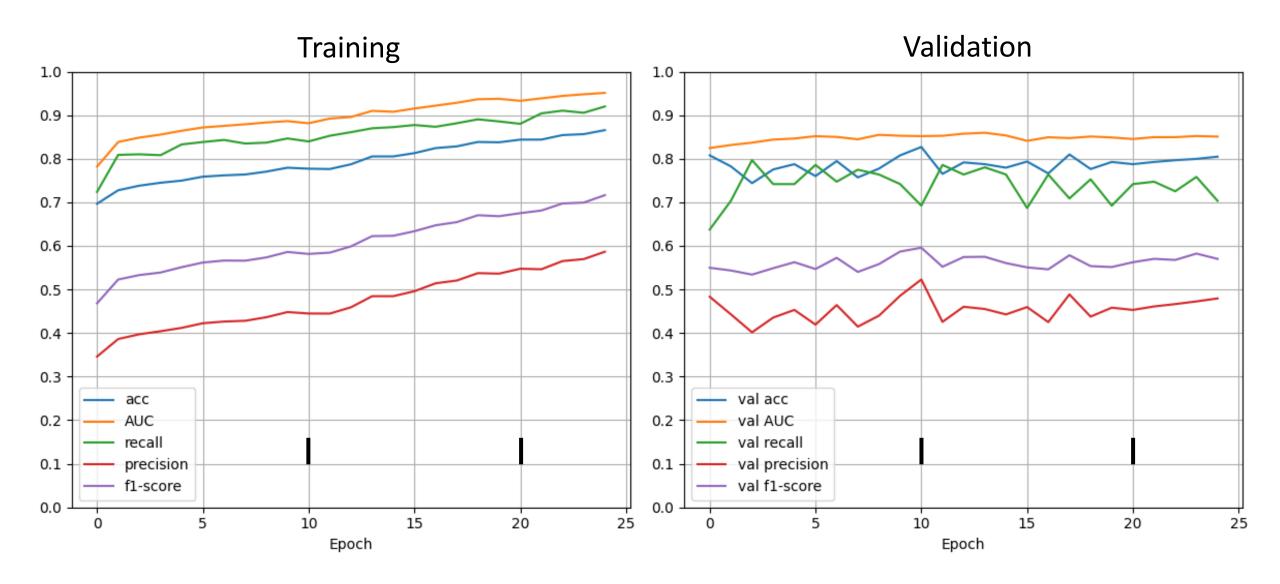
Modello basato su InceptionV3

Tramite transfer learning utilizzo Inception V3 con i pesi addestrati su <u>ImageNet</u> e sbloccando inizialmente gli ultimi 25 layers, poi gli ultimi 45 e infine gli ultimi 65

Class weight	$0 \to 0.614$ $1 \to 2.702$	
Loss	binary crossentropy	
Optimizer	Adam	
Batch size	32	
Learning rate	1e-4 (0-10 epoch) 5e-5 (10-20 epoch) 1e-5 (20-25 epoch)	



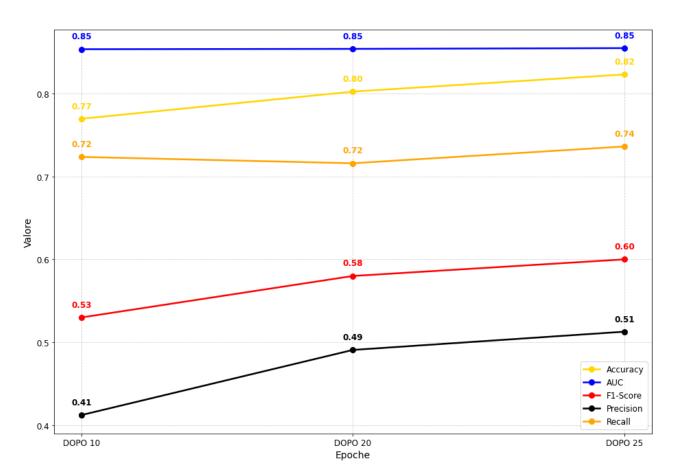
Modello basato su InceptionV3



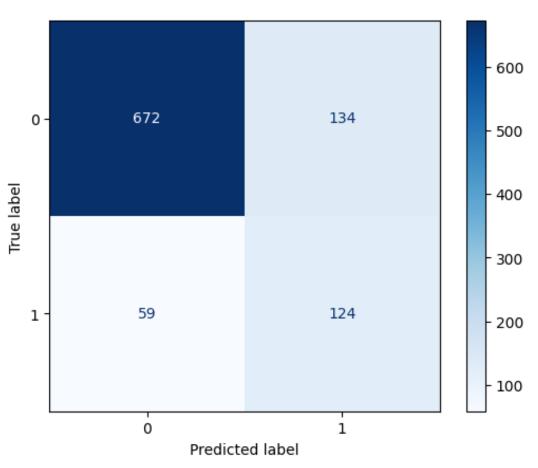
Modello basato su InceptionV3

L 2 3

Evaluation sul test set



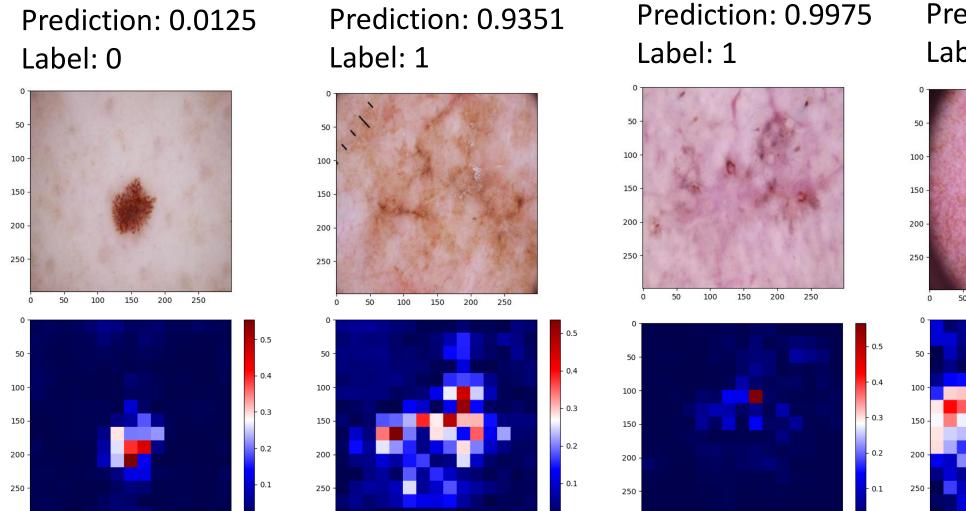
Confusion matrix



Media valori predizioni su test set:

Label 0: 0.1868

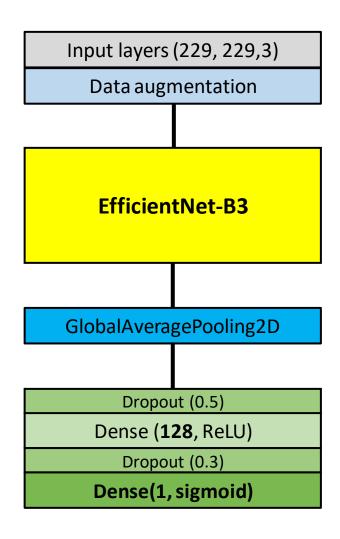
Label 1: 0.6530

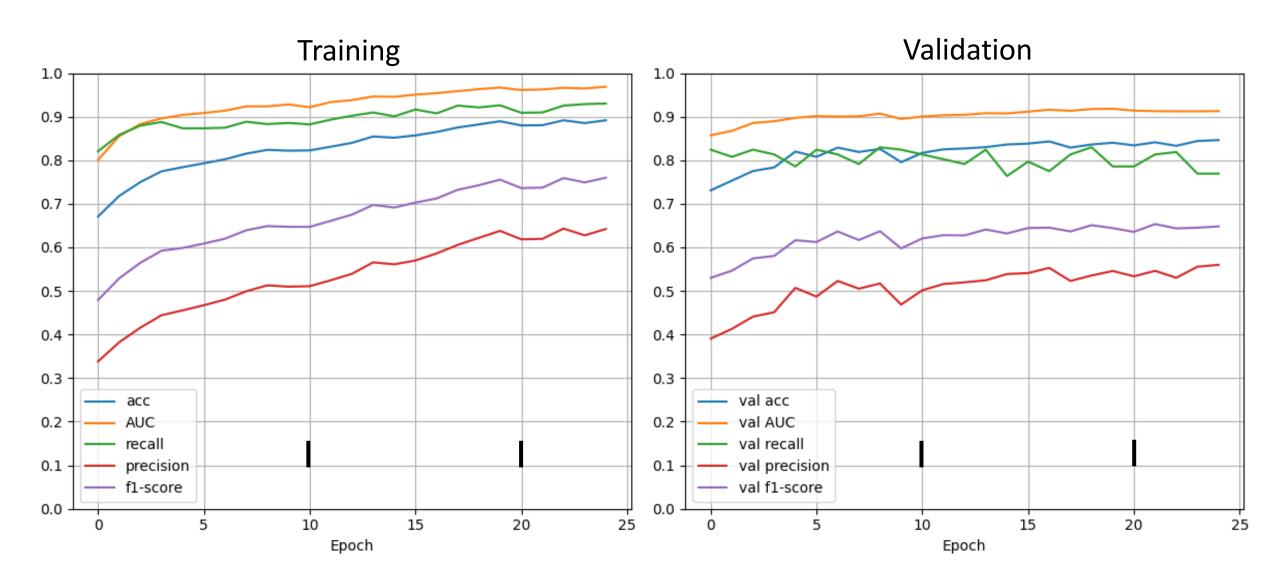


Prediction: 0.7695 Label: 0

In maniera simile utilizzo EfficientNet-B3 con i pesi addestrati su <u>ImageNet</u> e sbloccando inizialmente gli ultimi 30 layers, poi gli ultimi 60 e infine gli ultimi 80

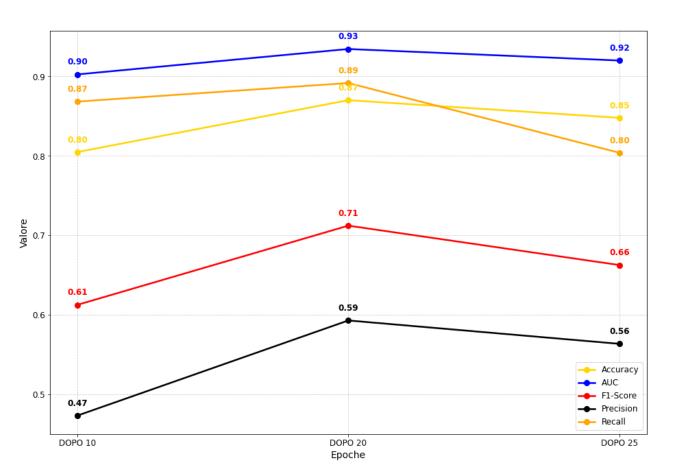
Class weight	$0 \to 0.614$ $1 \to 2.702$	
Loss	binary crossentropy	
Optimizer	Adam	
Batch size	32	
Learning rate	1e-4 (0-10 epoch) 5e-5 (10-20 epoch) 1e-5 (20-25 epoch)	



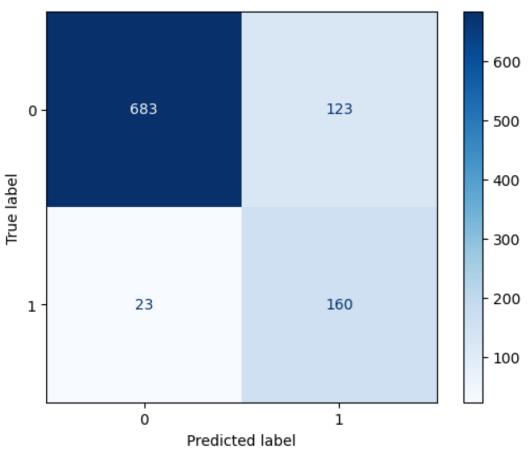


1 2 3

Evaluation sul test set



Confusion matrix

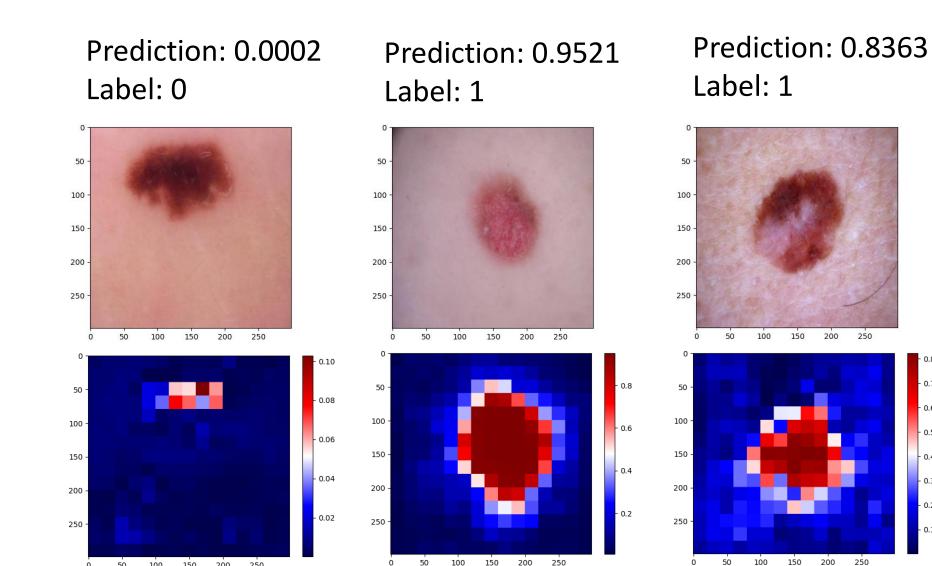


Media valori predizioni su test set:

Label 0: 0.1730

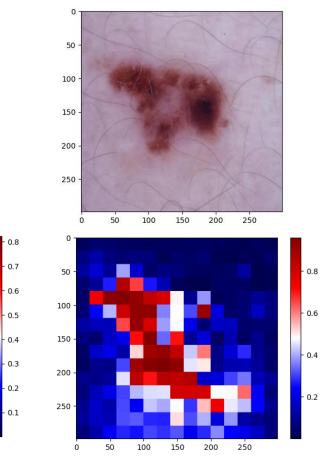
Label 1: 0.8041

patch_size = 20



Prediction: 0.9625

Label: 0





Conclusioni

Nonostante i limiti dovuti allo sbilanciamento del dataset i modelli hanno prodotto risultati discreti, in particolare i modelli basati su transfer learning hanno superato significativamente il modello sviluppato da zero, raggiungendo performance superiori con una buona affidabilità nel riconoscimento di melanomi

Questi modelli possono essere impiegati come supporto per una prima valutazione di lesioni dermatologiche, anche se non rappresentano uno strumento diagnostico autonomo, poiché le loro capacità predittive non garantiscono ancora un livello di precisione sufficiente