Malaria */ detection in blood

Meneghetti Gianluca

ITS Academy Angelo Rizzoli ML 2022-24







Contenuti

01

 \diamondsuit

02

Dataset

Approcci

Esempi e dataexploration

Modelli e algoritmi

03



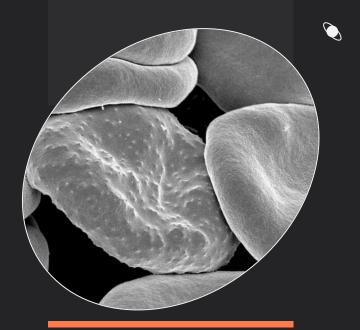
04

Risultati

Conclusioni

Tabelle e grafici dei risultati

Deduzioni





Dataset





- 27_558 Immagini
- 2 Classi
- Istanze uguali



Immagini

Shape diversa

ľ	(103,	103,	3)
	(151,	115,	3)
	(121,	115,	3)
	(157,	136,	3)
	(151,	148,	3)

h



Approcci

Step 1

Reshaping \longrightarrow (shape=(224, 224, 3),

Step 2

Data augmentation -



224 px

Flip left right





Flip up down



Brightness (delta = 0.2)

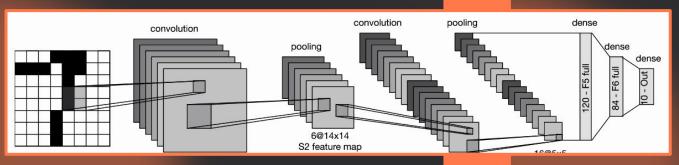


Random contrast





Lenet model



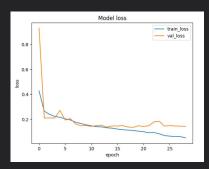


My Model:

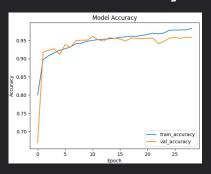
- Conv2D(f = 8, k = 3, s = 1, valid, relu)
- Batch Norm
- MaxPooling (p = 2, s = 2)
- Conv2D(f = 16, k = 3, s = 1, valid, relu)
- Batch Norm
- MaxPooling (p = 2, s = 2)
- Flatten()
- Dense(100, Relu)
- BatchN
- Dense(10, relu)
- BatchN
- Dense(1, Sigmoid)

Risultati

↑ LOSS val_loss: 0.1494



→ Accuracy val_accuracy: 0.9579





 $Precision = \frac{True\ Positive}{True\ Positive + False\ Positive}$

♦ F1 SCOPE F1 Score ≈ 0.9557

F1 Score = $\frac{2 \times \text{Precision} \times \text{Recall}}{\text{Precision} + \text{Recall}}$

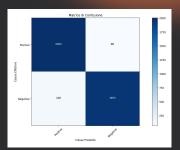


val_recall: 0.9672

Recall = True Positive

True Positive+False Negative

+ Confusion Matrix



Meneghetti Gianluca



Deduzioni:

- Elevata accuratezza.
- Buona precisione e richiamo.
- Elevato AUC-ROC, indicando una forte capacità di separazione tra le classi.
- Bassi falsi positivi e falsi negativi.
- Il modello dimostra una sensibilità notevole nella diagnosi della malattia.

La specificità del modello è elevata, il che suggerisce una buona capacità di identificare correttamente campioni negativi.

Migliorie possibili:

- L'ottimizzazione degli iperparametri.
- L'uso di tecniche di regolarizzazione come la dropout o la L2 regularization può aiutare a prevenire l'overfitting del modello.