

Tecniche di
deep learning
per la
classificazione
di immagini
biomedicali

Laureanda:
Francesca
Nocentini
Relatore:
Gianluca Reali

Premessa

L'obiettivo

Rilevazione
della
polmonite su
radiografie

Classificazione
di RM
all'encefalo

Conclusioni e
sviluppi futuri

Tecniche di deep learning per la classificazione di immagini biomedicali

Laureanda: Francesca Nocentini
Relatore: Gianluca Reali

Università degli Studi di Perugia - Dipartimento di Ingegneria
Corso di laurea triennale in Ingegneria Informatica ed Elettronica



A.A. 2020/2021

Indice

Tecniche di
deep learning
per la
classificazione
di immagini
biomedicali

Laureanda:
Francesca
Nocentini
Relatore:
Gianluca Reali

Premessa
L'obiettivo
Rilevazione
della
polmonite su
radiografie

Classificazione
di RM
all'encefalo

Conclusioni e
sviluppi futuri

1 Premessa

2 L'obiettivo

3 Rilevazione della polmonite su radiografie

4 Classificazione di RM all'encefalo

5 Conclusioni e sviluppi futuri

AI come strumento per automatizzare l'elaborazione di grandi volumi di immagini mediche

Tecniche di
deep learning
per la
classificazione
di immagini
biomedicali

Laureanda:
Francesca
Nocentini
Relatore:
Gianluca Reali

Premessa

L'obiettivo

Rilevazione
della
polmonite su
radiografie

Classificazione
di RM
all'encefalo

Conclusioni e
sviluppi futuri

Con l'avvento delle tecnologie di imaging biomedico, il numero di immagini archiviato negli ospedali è divenuto di larga scala. È stato pensato dunque di sfruttare tali dati utilizzandoli per allenare sistemi intelligenti che potessero assistere medici e specialisti.



L'uso delle tecniche di Deep Learning per l'apprendimento automatico

Tecniche di deep learning per la classificazione di immagini biomedicali

Laureanda:
Francesca Nocentini
Relatore:
Gianluca Reali

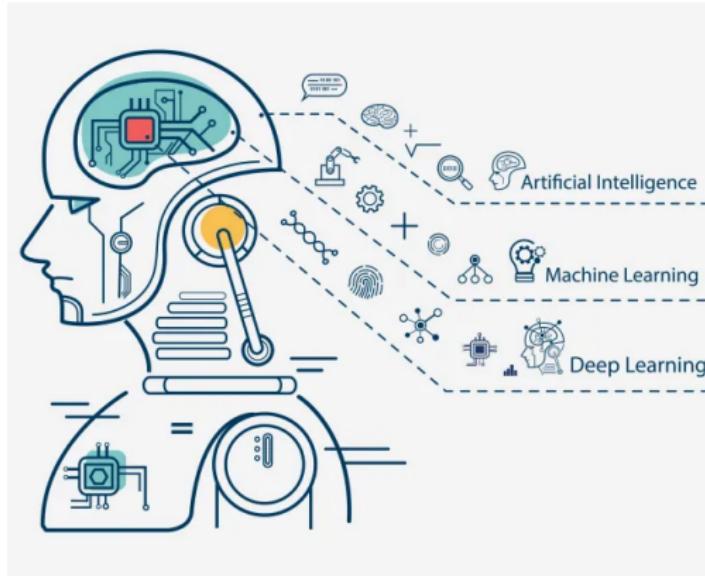
Premessa

L'obiettivo

Rilevazione della polmonite su radiografie

Classificazione di RM all'encefalo

Conclusioni e sviluppi futuri



Le tecniche di **Deep Learning** sono risultate essere quelle di maggior successo per la realizzazione di applicazioni per la **classificazione** di immagini mediche. In particolare è stato fatto uso di **reti neurali convoluzionali (CNN)**, sfruttando la loro architettura per l'*image recognition*.

Reti neurali

Tecniche di
deep learning
per la
classificazione
di immagini
biomedicali

Laureanda:
Francesca
Nocentini
Relatore:
Gianluca Reali

Premessa

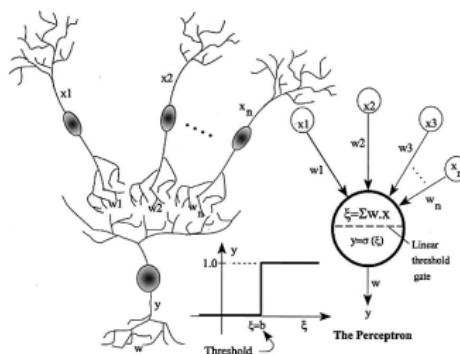
L'obiettivo

Rilevazione
della
polmonite su
radiografie

Classificazione
di RM
all'encefalo

Conclusioni e
sviluppi futuri

Le **reti neurali** si riferiscono storicamente alla rete di neuroni che si trovano nel cervello dei mammiferi, e la loro struttura ne ha ispirato gli algoritmi.



$$s_i(t+1) = \text{sgn} \left(\sum_{j=1}^N w_{ij} s_j(t) - \theta_i \right)$$

Le fasi dell'apprendimento della rete

Tecniche di
deep learning
per la
classificazione
di immagini
biomedicali

Laureanda:
Francesca
Nocentini
Relatore:
Gianluca Reali

Premessa

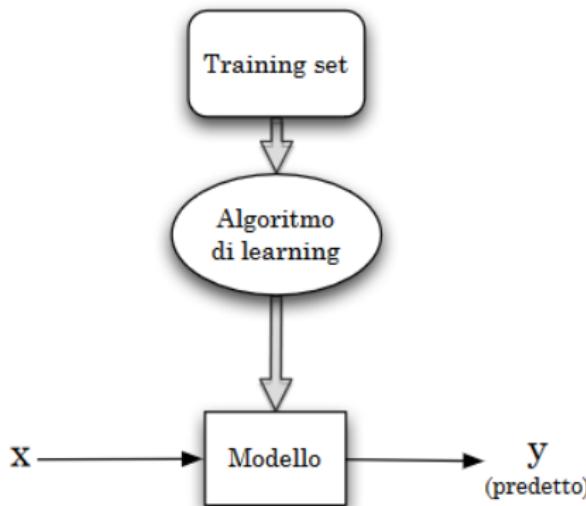
L'obiettivo

Rilevazione
della
polmonite su
radiografie

Classificazione
di RM
all'encefalo

Conclusioni e
sviluppi futuri

Il punto di partenza per addestrare una rete neurale è avere a disposizione un dataset formato da un insieme di **training** che viene somministrato in input alla rete per estrarne le **features**, e un insieme di **test** con dati completamente nuovi al sistema per verificare la sua capacità di **generalizzazione**.



Tecniche di
deep learning
per la
classificazione
di immagini
biomedicali

Laureanda:
Francesca
Nocentini
Relatore:
Gianluca Reali

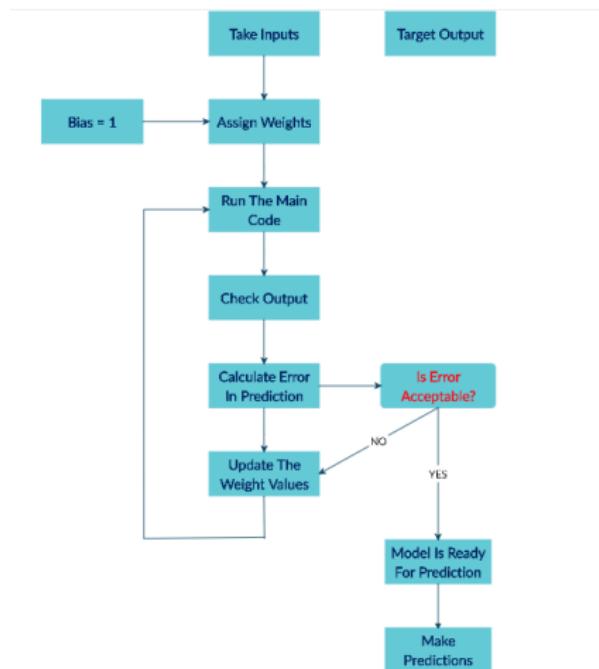
Premessa

L'obiettivo

Rilevazione
della
polmonite su
radiografie

Classificazione
di RM
all'encefalo

Conclusioni e
sviluppi futuri



In generale un algoritmo di apprendimento feed-forward consta di 2 fasi:

- 1 FEED-FORWARD**
- 2 BACK-PROPAGATION**

Tecniche di
deep learning
per la
classificazione
di immagini
biomedicali

Laureanda:
Francesca
Nocentini
Relatore:
Gianluca Reali

Premessa

L'obiettivo

Rilevazione
della
polmonite su
radiografie

Classificazione
di RM
all'encefalo

Conclusioni e
sviluppi futuri

L'algoritmo che realizza l'apprendimento minimizzando la **funzione di errore** è l'ottimizzatore. Esso si basa sul **Gradiente Stocastico Descrescente**, che aggiorna i pesi in questo modo:

$$W^{(\rho)} = W^{(\rho-1)} - \eta \frac{\partial E}{\partial W}$$

Reti neurali convoluzionali: lo "stato dell'arte" nel riconoscimento di immagini

Tecniche di
deep learning
per la
classificazione
di immagini
biomedicali

Laureanda:
Francesca
Nocentini
Relatore:
Gianluca Reali

Premessa

L'obiettivo

Rilevazione
della
polmonite su
radiografie

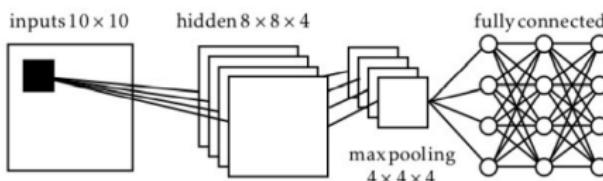
Classificazione
di RM
all'encefalo

Conclusioni e
sviluppi futuri

Le Convolutional Neural Networks, o reti di convoluzione, sono reti specializzate nell'elaborazione di dati che hanno la forma di vettori multipli con una topologia nota a forma di griglia. Esse si basano su due concetti:

1 parameter sharing

2 sparse connectivity



Ambiente di lavoro

Tecniche di
deep learning
per la
classificazione
di immagini
biomedicali

Laureanda:
Francesca
Nocentini
Relatore:
Gianluca Reali

Premessa

L'obiettivo

Rilevazione
della
polmonite su
radiografie

Classificazione
di RM
all'encefalo

Conclusioni e
sviluppi futuri

Per
l'implementazione
e la
sperimentazione
delle tecniche e dei
modelli di
deep-learning il
linguaggio scelto è
stato Python.



Tecniche di
deep learning
per la
classificazione
di immagini
biomedicali

Laureanda:
Francesca
Nocentini
Relatore:
Gianluca Reali

Premessa

L'obiettivo

Rilevazione
della
polmonite su
radiografie

Classificazione
di RM
all'encefalo

Conclusioni e
sviluppi futuri

Le librerie che sono state caratterizzanti l'esperienza di lavoro con le reti neurali sono state TensorFlow e Keras.



Il codice che è stato sviluppato per creare il sistema di deep learning è stato fatto girare su Jupyter e Google Collab.



Realizzazione del sistema di classificazione

Tecniche di
deep learning
per la
classificazione
di immagini
biomedicali

Laureanda:
Francesca
Nocentini
Relatore:
Gianluca Reali

Premessa

L'obiettivo

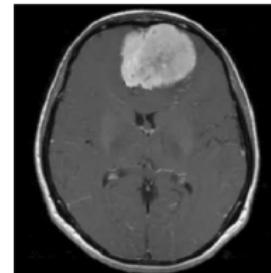
Rilevazione
della
polmonite su
radiografie

Classificazione
di RM
all'encefalo

Conclusioni e
sviluppi futuri

L'obiettivo del lavoro svolto è stato quello di utilizzare dei Dataset di immagini biomedicali per allenare una rete neurale convoluzionale il cui scopo è la classificazione delle patologie di interesse. L'esperienza può essere suddivisa in 2 parti:

- 1** classificazione di raggi-X per la rilevazione della **polmonite**;
- 2** uso di RM per la classificazione multipla di **tumori all'encefalo**.



Il dataset

Tecniche di
deep learning
per la
classificazione
di immagini
biomedicali

Laureanda:
Francesca
Nocentini
Relatore:
Gianluca Reali

Premessa

L'obiettivo

Rilevazione
della
polmonite su
radiografie

Classificazione
di RM
all'encefalo

Conclusioni e
sviluppi futuri

Il dataset utilizzato è tratto da uno studio di coorte di pazienti pediatrici di età che va da 1 a 5 anni di un centro medico di Canton (Hong Kong).



SANO



POLMONITE BATTERICA



POLMONITE VIRALE

Il dataset è organizzato in 3 cartelle:

- 1 Training:** 4192 immagini (1082 casi sani, 3110 di polmonite);
- 2 Testing:** 1040 immagini (267 casi sani, 773 di polmonite);
- 3 Validation:** 624 immagini (234 casi sani, 390 di polmonite).

Overfitting e underfitting

Tecniche di
deep learning
per la
classificazione
di immagini
biomedicali

Laureanda:
Francesca
Nocentini
Relatore:
Gianluca Reali

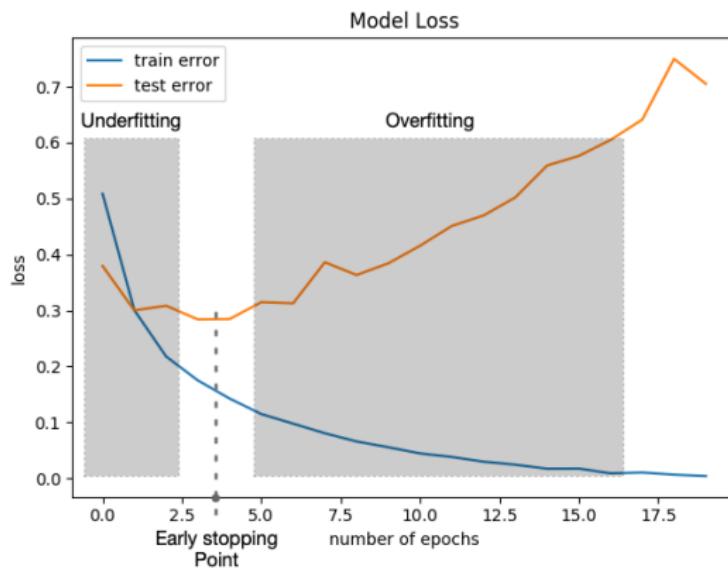
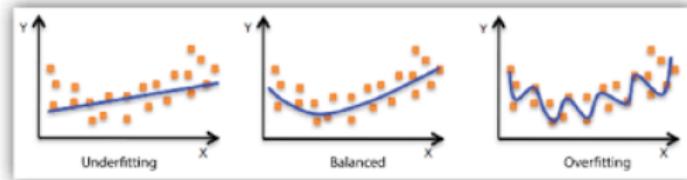
Premessa

L'obiettivo

Rilevazione
della
polmonite su
radiografie

Classificazione
di RM
all'encefalo

Conclusioni e
sviluppi futuri



Setup iniziale e definizione degli iperparametri

Tecniche di
deep learning
per la
classificazione
di immagini
biomedicali

Laureanda:
Francesca
Nocentini
Relatore:
Gianluca Reali

Premessa

L'obiettivo

Rilevazione
della
polmonite su
radiografie

Classificazione
di RM
all'encefalo

Conclusioni e
sviluppi futuri

Dopo aver importato le librerie necessarie sono stati definiti dei valori per gli **iperparametri**. I valori che hanno portato ad ottenere le migliori prestazioni in questa esperienza sono:

- 1 image_height pari a **600**;
- 2 image_width pari a **600**;
- 3 epochs pari a **20**;
- 4 batch_size pari a **8**;
- 5 hyper_featuremaps pari a **32**;
- 6 hyper_channels pari a **1**.

Definizione e compilazione del modello

Tecniche di
deep learning
per la
classificazione
di immagini
biomedicali

Laureanda:
Francesca
Nocentini
Relatore:
Gianluca Reali

Premessa

L'obiettivo

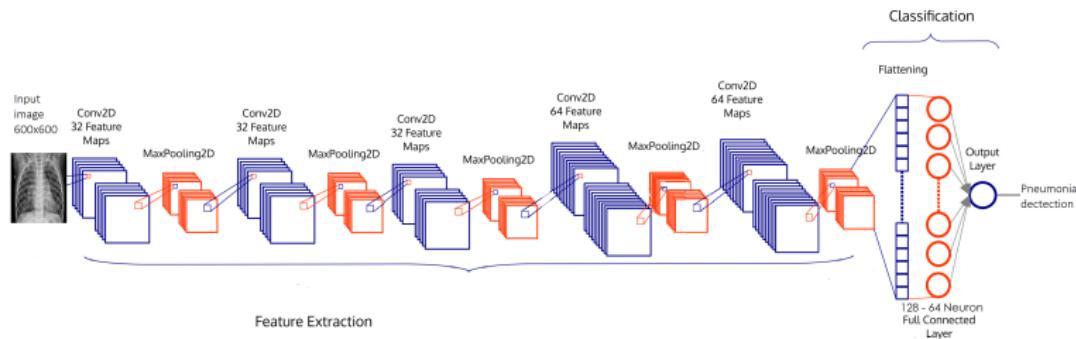
Rilevazione
della
polmonite su
radiografie

Classificazione
di RM
all'encefalo

Conclusioni e
sviluppi futuri

Per questa esperienza è stato utilizzato un modello di rete neurale convoluzionale semplice, con i seguenti strati:

- **5 strati di Convoluzione/pooling**
- **Strato di flattening**
- **3 strati Fully connected** rispettivamente di **128, 64 e 1** neuroni.



Convoluzione2D

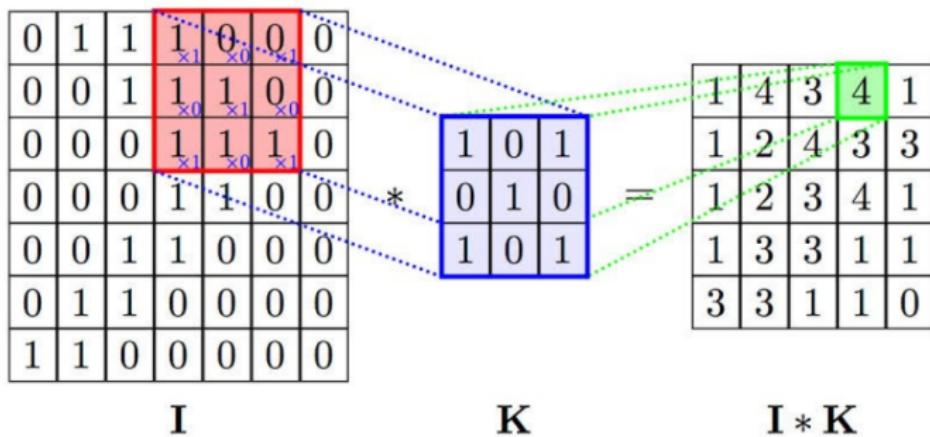
Tecniche di
deep learning
per la
classificazione
di immagini
biomedicali

Laureanda:
Francesca
Nocentini
Relatore:
Gianluca Reali

Premessa
L'obiettivo
Rilevazione
della
polmonite su
radiografie
Classificazione
di RM
all'encefalo
Conclusioni e
sviluppi futuri

La convoluzione è l'operazione che consente l'estrazione delle **feature** vere e proprie dall'immagine.

Questa genera le **feature maps**, utilizzando dei **filtri**, (o **kernel**). L'operazione compiuta è **convoluzione discreta** tra i valori dei pixel di input **I** e i valori dei pesi dei filtri **K**.



Pooling2D

Tecniche di
deep learning
per la
classificazione
di immagini
biomedicali

Laureanda:
Francesca
Nocentini
Relatore:
Gianluca Reali

Premessa

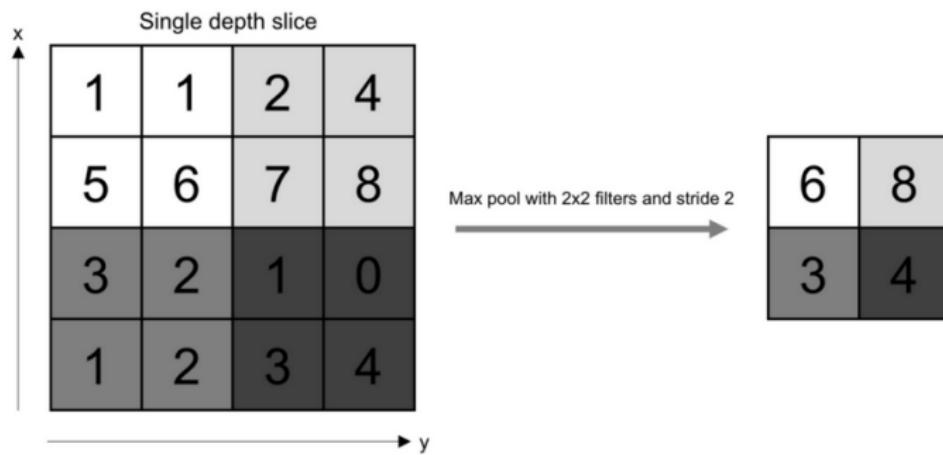
L'obiettivo

Rilevazione
della
polmonite su
radiografie

Classificazione
di RM
all'encefalo

Conclusioni e
sviluppi futuri

Il ruolo dello strato di pooling è quello di fondere semanticamente feature simili in uno solo riducendo la dimensione dei dati. In questa esperienza è stato utilizzato il **Max-Pooling**.



Funzioni di attivazione e padding

Tecniche di
deep learning
per la
classificazione
di immagini
biomedicali

Laureanda:
Francesca
Nocentini
Relatore:
Gianluca Reali

Premessa

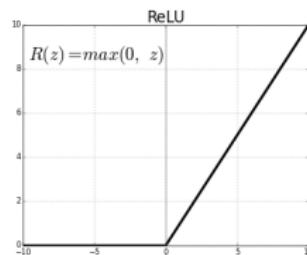
L'obiettivo

Rilevazione
della
polmonite su
radiografie

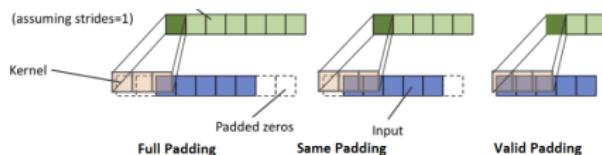
Classificazione
di RM
all'encefalo

Conclusioni e
sviluppi futuri

È necessario che, generate le feature maps, i neuroni vengano passati attraverso una **funzione di attivazione**. Quella più utilizzata negli strati nascosti dei modelli nelle prove sperimentali è la **ReLU** (Rectified Linear Unit).



Il tipo di padding utilizzato in questo caso è il **same padding**.



Definizione e compilazione del modello tramite le classi Keras

Tecniche di
deep learning
per la
classificazione
di immagini
biomedicali

Laureanda:
Francesca
Nocentini
Relatore:
Gianluca Reali

Premessa

L'obiettivo

Rilevazione
della
polmonite su
radiografie

Classificazione
di RM
all'encefalo

Conclusioni e
sviluppi futuri

```
cnn = Sequential()
cnn.add(Conv2D(hyper_featuremaps, (3, 3), activation="relu", input_shape=(
    img_width, img_height, hyper_channels)))
cnn.add(MaxPooling2D(pool_size = (2, 2)))
...
cnn.add(Conv2D(hyper_featuremaps * 2, (3, 3), activation="relu", input_shape =
    =(img_width, img_height, hyper_channels)))
cnn.add(MaxPooling2D(pool_size = (2, 2)))
...
cnn.add(Flatten())
cnn.add(Dense(activation = 'relu', units = 128))
cnn.add(Dense(activation = 'relu', units = 64))
cnn.add(Dense(activation = 'sigmoid', units = 1))
cnn.compile(optimizer = 'adam', loss = 'binary_crossentropy', metrics = [
    accuracy']))
```

Sommario del modello

Tecniche di
deep learning
per la
classificazione
di immagini
biomedicali

Laureanda:
Francesca
Nocentini
Relatore:
Gianluca Reali

Premessa

L'obiettivo

Rilevazione
della
polmonite su
radiografie

Classificazione
di RM
all'encefalo

Conclusioni e
sviluppi futuri

È possibile calcolare i **parametri** del modello, che ci permettono di stimare la **durata** del training e la **complessità** del modello.

Layer (type)	Output Shape	Param #
conv2d (Conv2D)	(None, 598, 598, 32)	320

max_pooling2d (MaxPooling2D)	(None, 299, 299, 32)	0

conv2d_1 (Conv2D)	(None, 297, 297, 32)	9248

max_pooling2d_1 (MaxPooling2D)	(None, 148, 148, 32)	0

...		
Total params:	2,179,841	
Trainable params:	2,179,841	
Non trainable params:	0	

Il numero di parametri per ogni strato di convoluzione si trova come:

```
(input_filters x kernel_height x kernel_width + bias) x output_filters
```

Creazione dei set di training e validation tramite l'uso dell'*image flowing*

Tecniche di
deep learning
per la
classificazione
di immagini
biomedicali

Laureanda:
Francesca
Nocentini
Relatore:
Gianluca Reali

Premessa

L'obiettivo

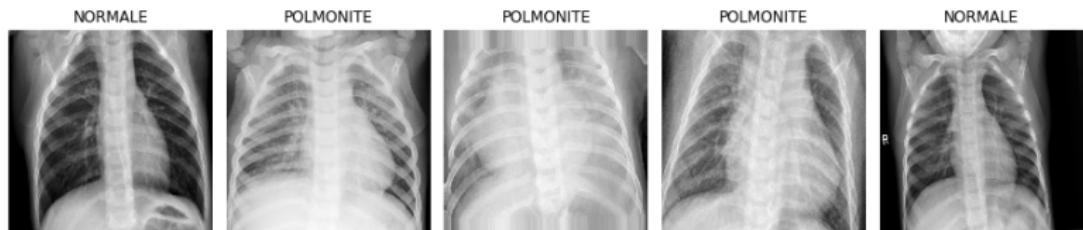
Rilevazione
della
polmonite su
radiografie

Classificazione
di RM
all'encefalo

Conclusioni e
sviluppi futuri

È stata utilizzata la classe di TensorFlow `ImageDataGenerator()` per fare *image augmentation*. Le tecniche che sono risultate essere utili in questo caso sono:

- **Rescaling:** 1./255;
- **Random Rotation:** tra i -5° e i 5°;
- **Random Zoom:** range (100-120)% dell'immagine originale.



Fitting del modello

Tecniche di
deep learning
per la
classificazione
di immagini
biomedicali

Laureanda:
Francesca
Nocentini
Relatore:
Gianluca Reali

Premessa
L'obiettivo
Rilevazione
della
polmonite su
radiografie
Classificazione
di RM
all'encefalo
Conclusioni e
sviluppi futuri

La tupla **train = (X_train, y_train)** generata è stata data in pasto alla rete a gruppi di immagini pari alla batch_size. Tutto il dataset è stato rivisitato interamente un numero di volte pari a epochs. La metrica utilizzata è l'**accuratezza**.

```
history = cnn.fit(train, epochs=20, validation_data=valid, class_weight=cw,  
                   callbacks=callbacks_list)
```

Output estrapolato da uno dei training eseguiti sul set ampliato:

```
Epoch 1/20  
524/524 [=====] — 205s 329ms/step — loss: 0.4091 —  
accuracy: 0.7891 — val_loss: 0.4192 — val_accuracy: 0.8183  
  
Epoch 00001: val_accuracy improved from -inf to 0.81827  
  
Epoch 2/20  
524/524 [=====] — 174s 332ms/step — loss: 0.2235 —  
accuracy: 0.9086 — val_loss: 0.2181 — val_accuracy: 0.9144  
  
Epoch 00002: val_accuracy improved from 0.81827 to 0.91442  
...
```

Andamento del training

Tecniche di
deep learning
per la
classificazione
di immagini
biomedicali

Laureanda:
Francesca
Nocentini
Relatore:
Gianluca Reali

Premessa

L'obiettivo

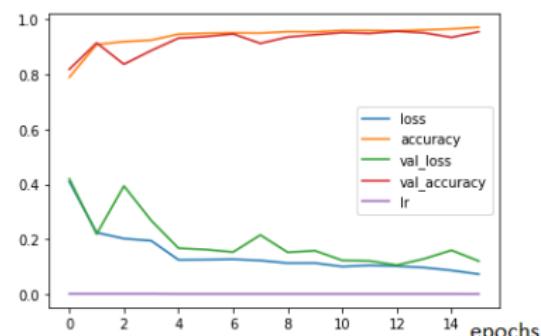
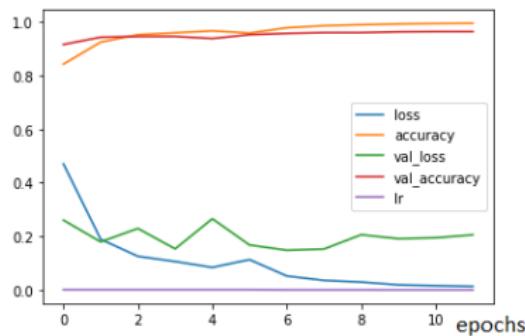
Rilevazione
della
polmonite su
radiografie

Classificazione
di RM
all'encefalo

Conclusioni e
sviluppi futuri

Sono stati confrontati i training eseguiti su due set differenti:

- 1 il set di training originale;
- 2 il set di training ampliato con le tecniche di scaling, zooming e rotating.



Previsioni e risultati ottenuti

Tecniche di
deep learning
per la
classificazione
di immagini
biomedicali

Laureanda:
Francesca
Nocentini
Relatore:
Gianluca Reali

Premessa

L'obiettivo

Rilevazione
della
polmonite su
radiografie

Classificazione
di RM
all'encefalo

Conclusioni e
sviluppi futuri

Sono stati ottenuti i seguenti risultati (in termini di **accuracy**):

- 1 sul set di training originale:

Training	Validation	Testing
$(99.61 \pm 0.01) \%$	$(94.44 \pm 0.01)\%$	$(75.80 \pm 0.01)\%$

- 2 sul set di training ampliato:

Training	Validation	Testing
$(96.49 \pm 0.01) \%$	$(94.61 \pm 0.01)\%$	$(93.75 \pm 0.01)\%$

Matrici di confusione

Tecniche di deep learning per la classificazione di immagini biomedicali

Laureanda:
Francesca Nocentini
Relatore:
Gianluca Reali

Premessa

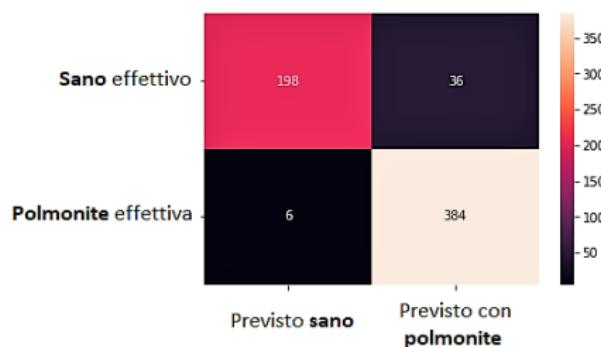
L'obiettivo

Rilevazione della polmonite su radiografie

Classificazione di RM all'encefalo

Conclusioni e sviluppi futuri

Si mostrano le **matrici di confusione** ottenute nei due casi:



Receiver Operating Characteristic

Tecniche di
deep learning
per la
classificazione
di immagini
biomedicali

Laureanda:
Francesca
Nocentini
Relatore:
Gianluca Reali

Premessa

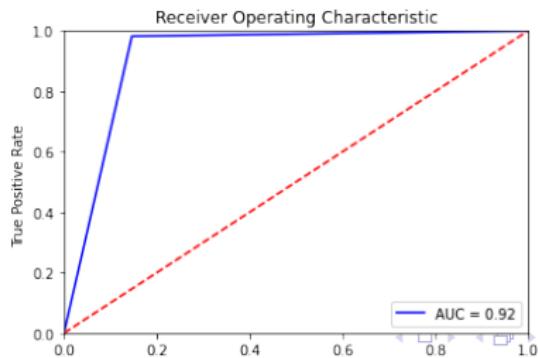
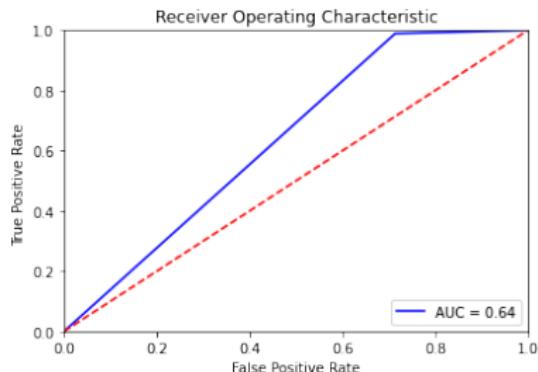
L'obiettivo

Rilevazione
della
polmonite su
radiografie

Classificazione
di RM
all'encefalo

Conclusioni e
sviluppi futuri

Si mostrano le curve **ROC** e le relative **AUC** nei due casi:



Dimostrazione su alcune immagini prese dall'insieme di test

Tecniche di deep learning per la classificazione di immagini biomedicali

Laureanda:
Francesca Nocentini
Relatore:
Gianluca Reali

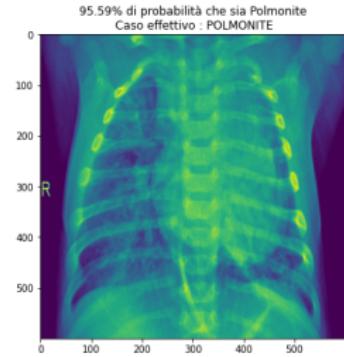
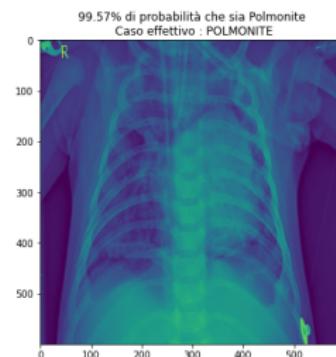
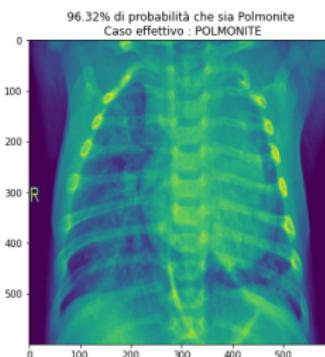
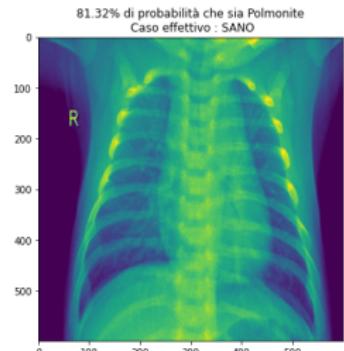
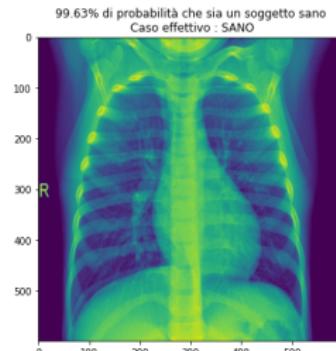
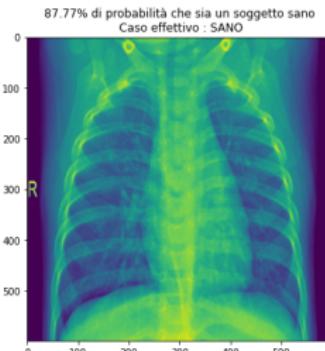
Premessa

L'obiettivo

Rilevazione della polmonite su radiografie

Classificazione di RM all'encefalo

Conclusioni e sviluppi futuri



Conclusioni

Tecniche di
deep learning
per la
classificazione
di immagini
biomedicali

Laureanda:
Francesca
Nocentini
Relatore:
Gianluca Reali

Premessa

L'obiettivo

Rilevazione
della
polmonite su
radiografie

Classificazione
di RM
all'encefalo

Conclusioni e
sviluppi futuri

In sostanza ciò che ha permesso di ottenere un buon modello senza andare in underfitting e overfitting è stato:

- un buon dataset;
- l'uso dell'**image augmentation**;
- dei buoni iperparametri;
- un modello semplice ma equilibrato rispetto alle dimensioni del dataset;
- l'uso della funzione **EarlyStopping()**.

Il Dataset

Tecniche di
deep learning
per la
classificazione
di immagini
biomedicali

Laureanda:
Francesca
Nocentini
Relatore:
Gianluca Reali

Premessa

L'obiettivo

Rilevazione
della
polmonite su
radiografie

Classificazione
di RM
all'encefalo

Conclusioni e
sviluppi futuri

Nel dataset vi sono **3264** immagini che riportano **RM** encefaliche raggruppate in **2** folder. Nella **training folder** ci sono:

- **395** immagini dell'encefalo **sano**,
- **827** del tumore **ipofisario**,
- **822** del **meningioma**,
- **826** del **glioma**.

Nella **testing folder** ci sono:

- **105** immagini di encefalo **sano**,
- **74** di tumore **ipofisario**,
- **115** di **meningioma**,
- **100** di **glioma**.

Tecniche di
deep learning
per la
classificazione
di immagini
biomedicali

Laureanda:
Francesca
Nocentini
Relatore:
Gianluca Reali

Premessa

L'obiettivo

Rilevazione
della
polmonite su
radiografie

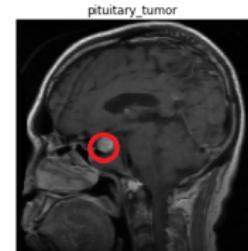
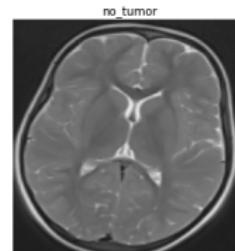
Classificazione
di RM
all'encefalo

Conclusioni e
sviluppi futuri

Il tipo di classificazione che viene fatta in questa esperienza è **multiclasse**. Si utilizzano le seguenti label:

```
labels = ['glioma_tumor', 'meningioma_tumor', 'no_tumor', 'pituitary_tumor']
```

Immagini campione per ogni label



Definizione degli iperparametri e dei modelli utilizzati

Tecniche di
deep learning
per la
classificazione
di immagini
biomedicali

Laureanda:
Francesca
Nocentini
Relatore:
Gianluca Reali

Premessa

L'obiettivo

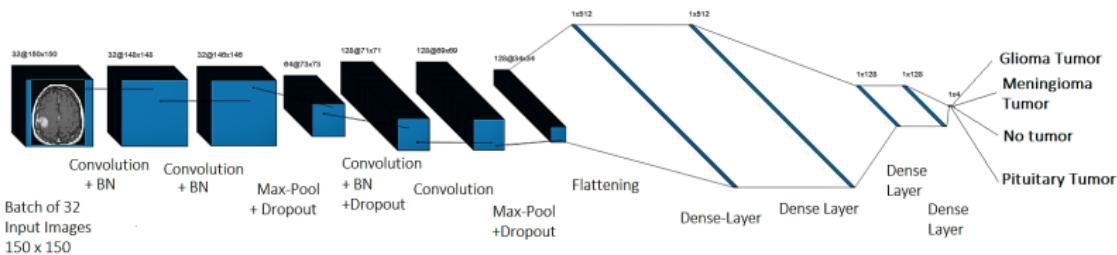
Rilevazione
della
polmonite su
radiografie

Classificazione
di RM
all'encefalo

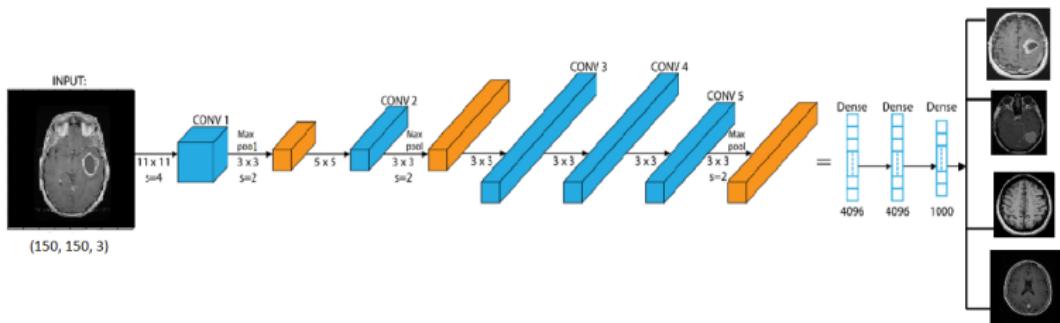
Conclusioni e
sviluppi futuri

Sono stati fatti dei training su 3 modelli differenti:

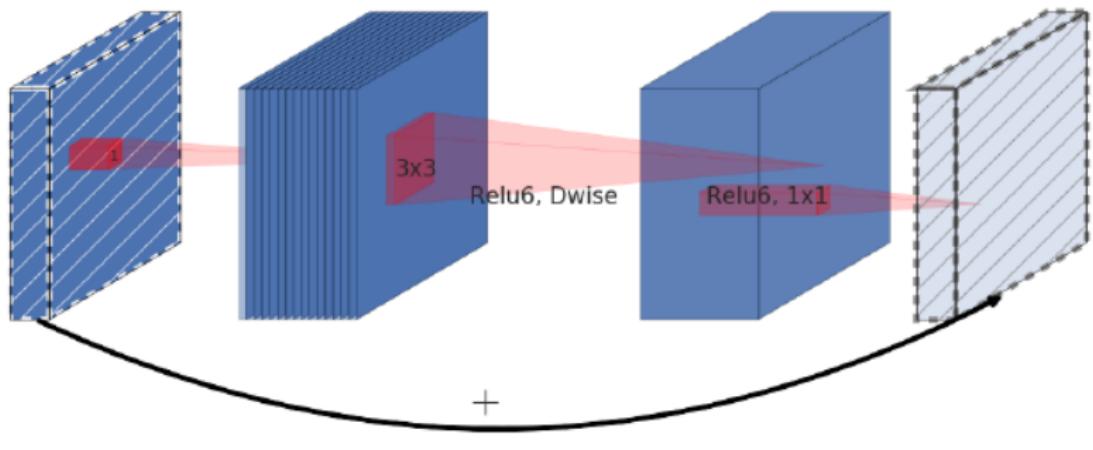
- 1 Una CNN generica come in figura;



2 AlexNet nella versione utilizzata nel 2012 per una competizione su un dataset di larga scala come ImageNet, rivisitata sulla base degli obiettivi di questa classificazione;



- 3 In questo ultimo caso si applica il concetto di **Transfer Learning**, utilizzando un modello precedentemente allenato per il dataset ImageNet, ovvero **EfficientNetB0**. Tale modello utilizza il concetto di Convoluzione2D unita ad una Convoluzione **DepthWise** andando ad abbassare il costo computazionale e la durata del training.



Dropout e BatchNormalization per evitare overfitting

Tecniche di
deep learning
per la
classificazione
di immagini
biomedicali

Laureanda:
Francesca
Nocentini
Relatore:
Gianluca Reali

Premessa

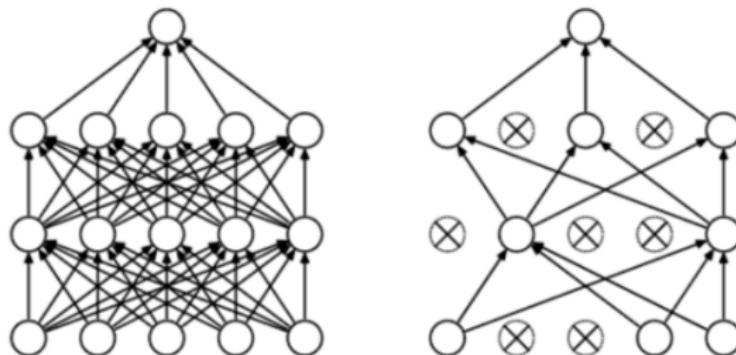
L'obiettivo

Rilevazione
della
polmonite su
radiografie

Classificazione
di RM
all'encefalo

Conclusioni e
sviluppi futuri

Buona norma è quella di ridimensionare la rete neurale leggermente in eccesso utilizzando il **Dropout**, che permette di evitare attivazioni nascoste che potrebbero portare a overfitting.



Inoltre è possibile dar maggior robustezza con strati di **BatchNormalization**. La normalizzazione batch scala gli output dei livelli della CNN in modo che abbiano media 0 e varianza 1.

Creazione dei set di training e testing

Tecniche di
deep learning
per la
classificazione
di immagini
biomedicali

Laureanda:
Francesca
Nocentini
Relatore:
Gianluca Reali

Premessa

L'obiettivo

Rilevazione
della
polmonite su
radiografie

Classificazione
di RM
all'encefalo

Conclusioni e
sviluppi futuri

Dopo aver letto e ridimensionato tutte le immagini, queste vengono inserite nel Numpy array **X_train** associate alla label corrispondente in **y_train** codificata in codice **one-hot**.

L'utilizzo della funzione `train_test_split ()` ha permesso di creare un set di testing che fosse il 10% di quello di training.

Per ogni coppia (**X_train**, **y_train**) sono stati eseguiti 5 training per ciascun modello.

Iperparametri utilizzati e fase di fitting

Tecniche di
deep learning
per la
classificazione
di immagini
biomedicali

Laureanda:
Francesca
Nocentini
Relatore:
Gianluca Reali

Premessa

L'obiettivo

Rilevazione
della
polmonite su
radiografie

Classificazione
di RM
all'encefalo

Conclusioni e
sviluppi futuri

Ogni training è stato eseguito con tali iperparametri:

- `image_height` pari a **150, 224**;
- `image_width` pari a **150, 224**;
- `epochs = 40`;
- `batch_size = 32`;
- `hyper_channels = 3`.
- Ottimizzatore Adam (learning rate iniziale pari a **0.01**)

Aggiunta di rumore gaussiano alle immagini

Tecniche di
deep learning
per la
classificazione
di immagini
biomedicali

Laureanda:
Francesca
Nocentini
Relatore:
Gianluca Reali

Premessa

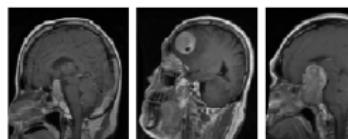
L'obiettivo

Rilevazione
della
polmonite su
radiografie

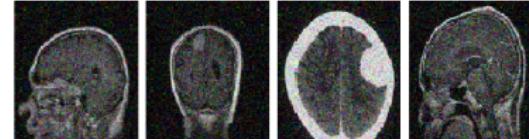
Classificazione
di RM
all'encefalo

Conclusioni e
sviluppi futuri

Appicare le tecniche geometriche di ampliamento del dataset del caso dei raggi-X non ha comportato miglioramenti. Sono state utilizzate tecniche che modificassero l'**intensità dei pixel**. In particolare è stato aggiunto **rumore gaussiano** al set di training, il quale aiuta il sistema nella **generalizzazione**.



Immagini senza l'applicazione di rumore



Immagini con applicato *Gaussian Noise*, deviazione std = 20

Risultati ottenuti

Tecniche di
deep learning
per la
classificazione
di immagini
biomedicali

Laureanda:
Francesca
Nocentini
Relatore:
Gianluca Reali

Premessa

L'obiettivo

Rilevazione
della
polmonite su
radiografie

Classificazione
di RM
all'encefalo

Conclusioni e
sviluppi futuri

Nei 3 casi i migliori risultati ottenuti in media su 5 training per modello sono i seguenti:

	Training accuracy	Testing accuracy
Primo modello	99.2%	92.2%
Secondo modello	97.5%	95.7%
Terzo modello	99.1%	99.1%

Matrice di confusione: Primo modello

Tecniche di
deep learning
per la
classificazione
di immagini
biomedicali

Laureanda:
Francesca
Nocentini
Relatore:
Gianluca Reali

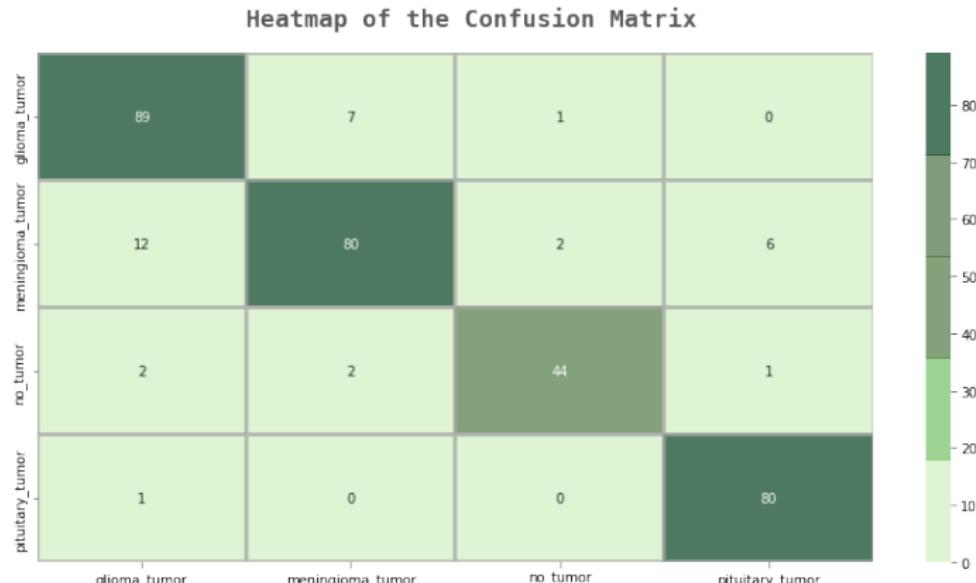
Premessa

L'obiettivo

Rilevazione
della
polmonite su
radiografie

Classificazione
di RM
all'encefalo

Conclusioni e
sviluppi futuri



Matrice di confusione: Modello AlexNet con rumore

Tecniche di
deep learning
per la
classificazione
di immagini
biomedicali

Laureanda:
Francesca
Nocentini
Relatore:
Gianluca Reali

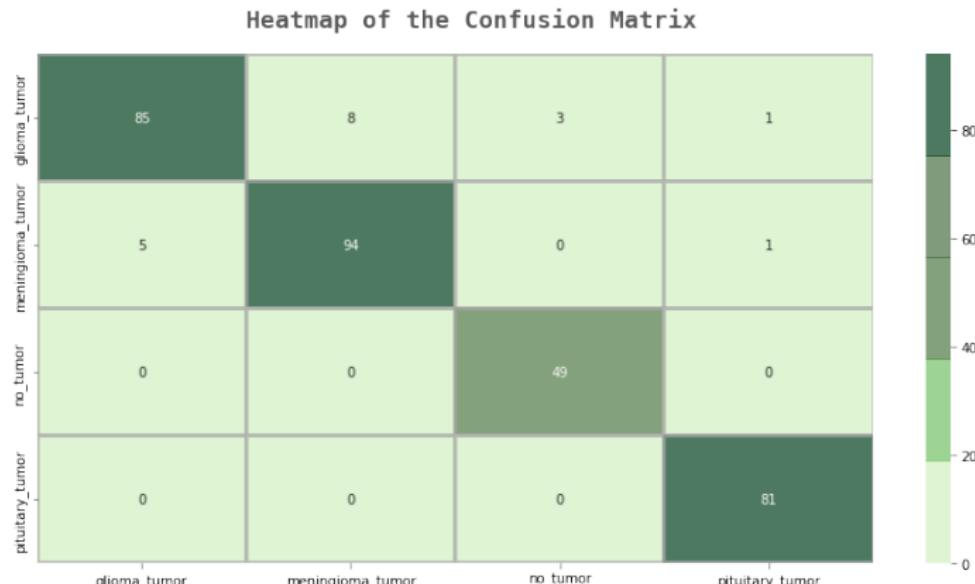
Premessa

L'obiettivo

Rilevazione
della
polmonite su
radiografie

Classificazione
di RM
all'encefalo

Conclusioni e
sviluppi futuri



Matrice di confusione: Modello preesistente

Tecniche di
deep learning
per la
classificazione
di immagini
biomedicali

Laureanda:
Francesca
Nocentini
Relatore:
Gianluca Reali

Premessa

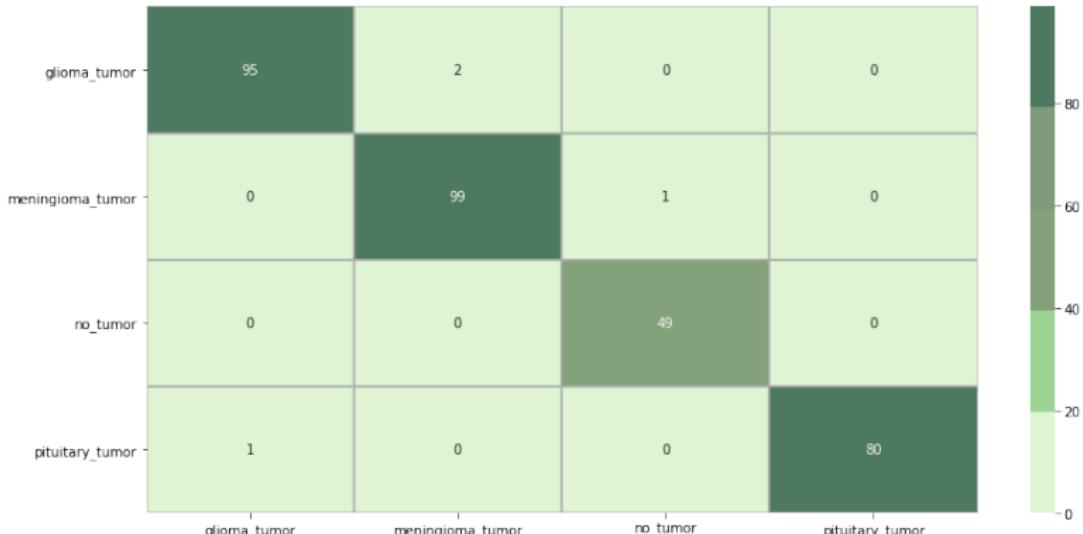
L'obiettivo

Rilevazione
della
polmonite su
radiografie

Classificazione
di RM
all'encefalo

Conclusioni e
sviluppi futuri

Heatmap of the Confusion Matrix



Alcune previsioni

Tecniche di
deep learning
per la
classificazione
di immagini
biomedicali

Laureanda:
Francesca
Nocentini
Relatore:
Gianluca Reali

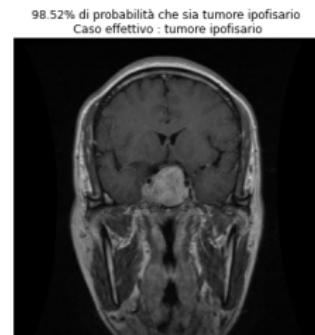
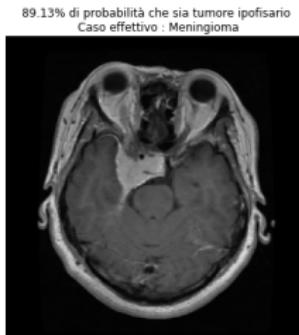
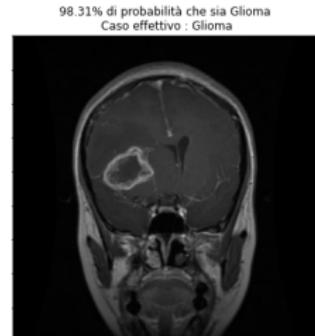
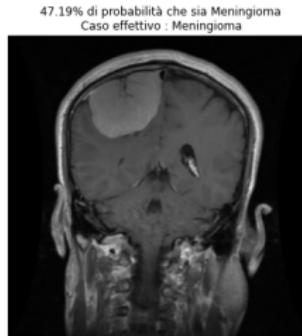
Premessa

L'obiettivo

Rilevazione
della
polmonite su
radiografie

Classificazione
di RM
all'encefalo

Conclusioni e
sviluppi futuri



ROC e AUC

Tecniche di
deep learning
per la
classificazione
di immagini
biomedicali

Laureanda:
Francesca
Nocentini
Relatore:
Gianluca Reali

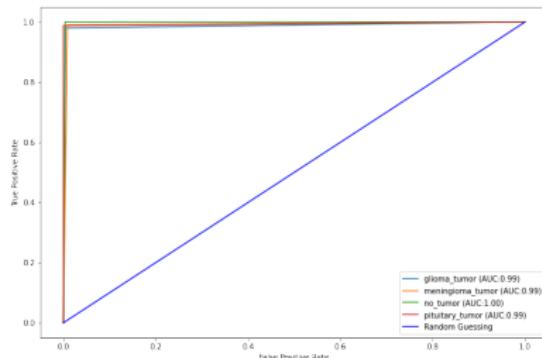
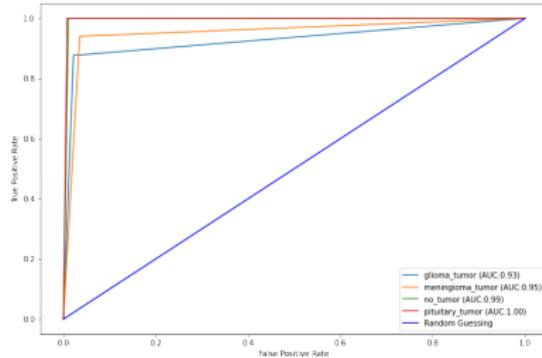
Premessa

L'obiettivo

Rilevazione
della
polmonite su
radiografie

Classificazione
di RM
all'encefalo

Conclusioni e
sviluppi futuri



Considerazioni finali

Tecniche di
deep learning
per la
classificazione
di immagini
biomedicali

Laureanda:
Francesca
Nocentini
Relatore:
Gianluca Reali

Premessa

L'obiettivo

Rilevazione
della
polmonite su
radiografie

Classificazione
di RM
all'encefalo

Conclusioni e
sviluppi futuri

In tutti e 3 i casi si sono raggiunti risultati soddisfacenti, nonostante il dataset portasse con sè non poche difficoltà per il suo numero limitato di immagini.

Riassumendo, le tecniche per evitare overfitting in questa esperienza sono state:

- l'uso del Dropout e della Normalizzazione Batch;
- l'uso di *jitter* nel set di training;
- l'utilizzo del *Transfer learning*.

Conclusioni e sviluppi futuri

Tecniche di
deep learning
per la
classificazione
di immagini
biomedicali

Laureanda:
Francesca
Nocentini
Relatore:
Gianluca Reali

Premessa
L'obiettivo
Rilevazione
della
polmonite su
radiografie
Classificazione
di RM
all'encefalo
Conclusioni e
sviluppi futuri

Questa esperienza mostra come l'utilizzo delle CNN possa essere esteso a **vari tipi di classificazione** e che modelli come quelli illustrati possano essere utilizzati per altri tipi di dataset affini.

È sicuramente possibile sfruttare i training fatti alle reti neurali sui due dataset, riutilizzarne i pesi per training successivi per l'identificazione di altre patologie visibili da RM o raggi-X, così come possono essere buoni punti di partenza per la **segmentazione** di immagini.

