

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

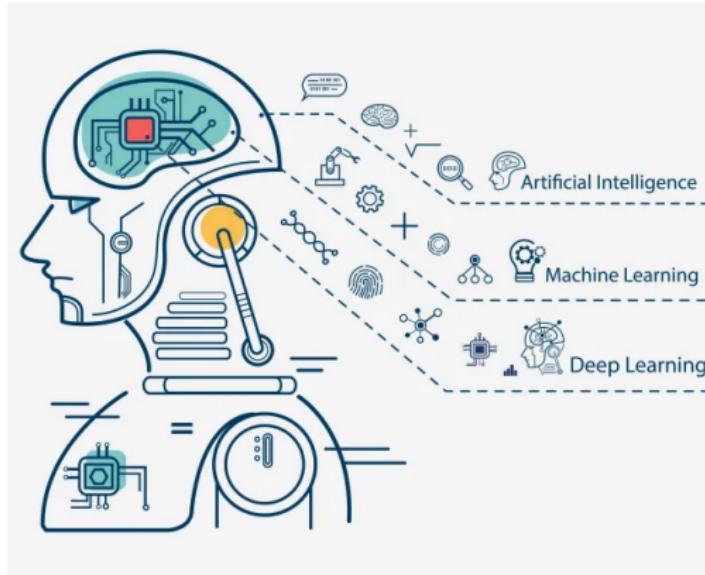
Premessa

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

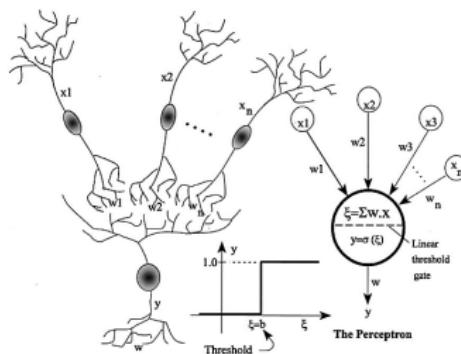
L'obiettivo

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

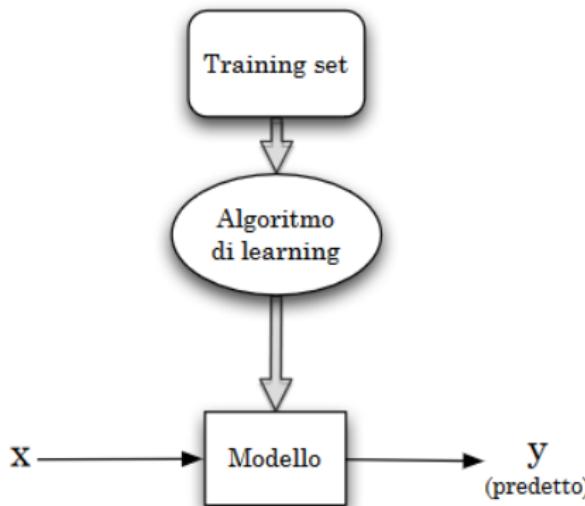
L'obiettivo

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**.



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

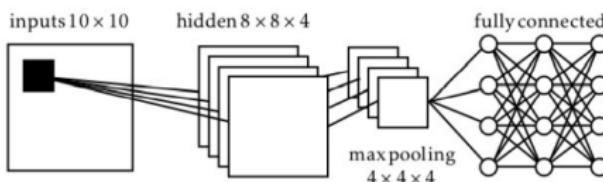
Classificazione
di RM
all'encefalo

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 è
stato scelto
Python.
Le librerie
caratterizzanti
l'esperienza 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

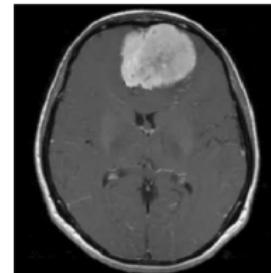
Rilevazione
della
polmonite su
radiografie

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).

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

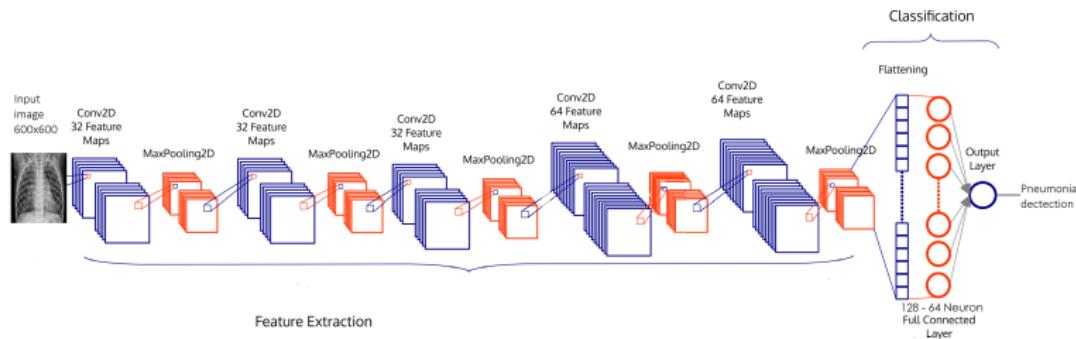
Rilevazione
della
polmonite su
radiografie

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 e Max-Pooling

Tecniche di
deep learning
per la
classificazione
di immagini
biomedicali

Laureanda:
Francesca
Nocentini
Relatore:
Gianluca Reali

Premessa

L'obiettivo

Rilevazione
della
polmonite su
radiografie

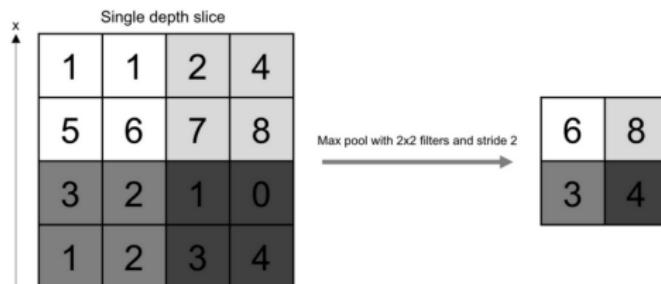
Classificazione
di RM
all'encefalo

Conclusioni e
sviluppi futuri

L'operazione compiuta è **convoluzione discreta** tra i valori dei pixel di input I e i valori dei pesi dei filtri K .

$$\begin{matrix} 0 & 1 & 1 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 1 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{matrix} \quad I \quad \begin{matrix} 1 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \\ 1 & 0 & 1 \end{matrix} \quad K \quad = \quad \begin{matrix} 1 & 4 & 3 & 4 & 1 \\ 1 & 2 & 4 & 3 & 3 \\ 1 & 2 & 3 & 4 & 1 \\ 1 & 3 & 3 & 1 & 1 \\ 3 & 3 & 1 & 1 & 0 \end{matrix} \quad I * K$$

Come strato di sottocampionamento è stato utilizzato il **Max-Pooling**.



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

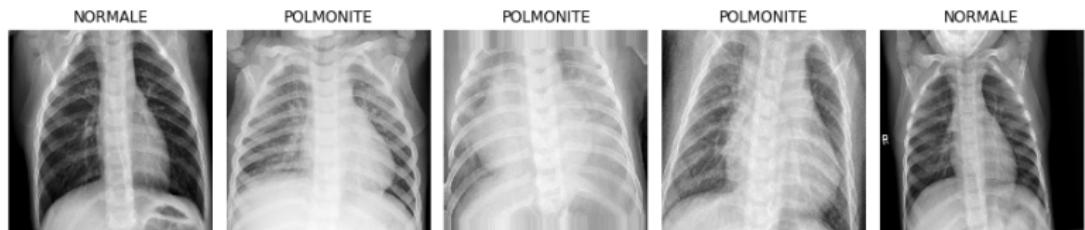
Rilevazione
della
polmonite su
radiografie

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.



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
$(99.61 \pm 0.01) \%$	$(94.44 \pm 0.01) \%$	$(\textbf{75.80} \pm 0.01) \%$

- 2 sul set di training ampliato:

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

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:



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

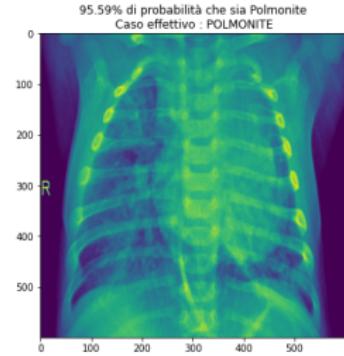
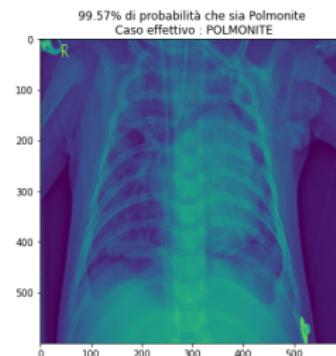
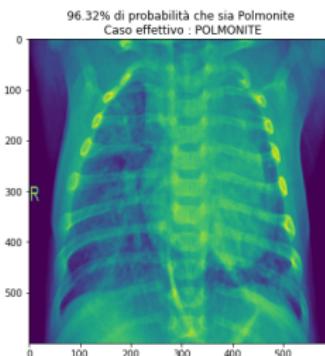
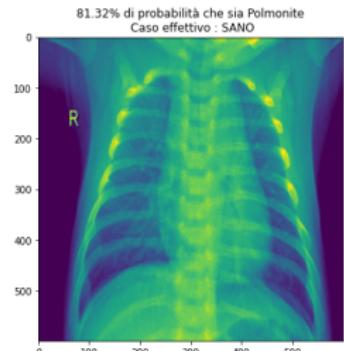
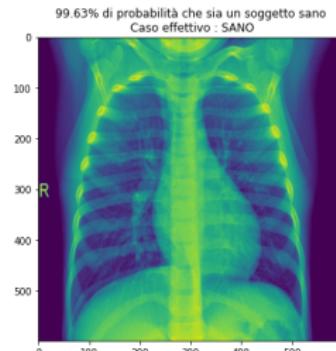
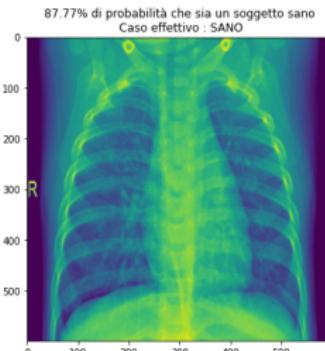
Premessa

L'obiettivo

Rilevazione della polmonite su radiografie

Classificazione di RM all'encefalo

Conclusioni e sviluppi futuri



Classificazione di RM all'encefalo-II 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.

	Training folder	Testing folder
Glioma	826	100
Meningioma	822	115
Sano	395	105
Ipoftisario	827	74

Tecniche di
deep learning
per la
classificazione
di immagini
biomedicali

Laureanda:
Francesca
Nocentini
Relatore:
Gianluca Reali

Premessa

L'obiettivo

Rilevazione
della
polmonite su
radiografie

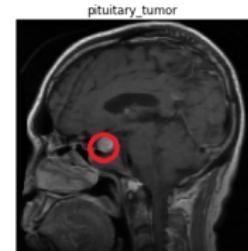
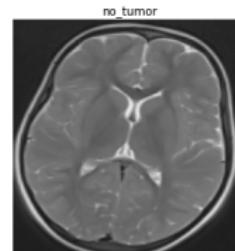
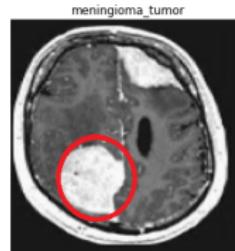
Classificazione
di RM
all'encefalo

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

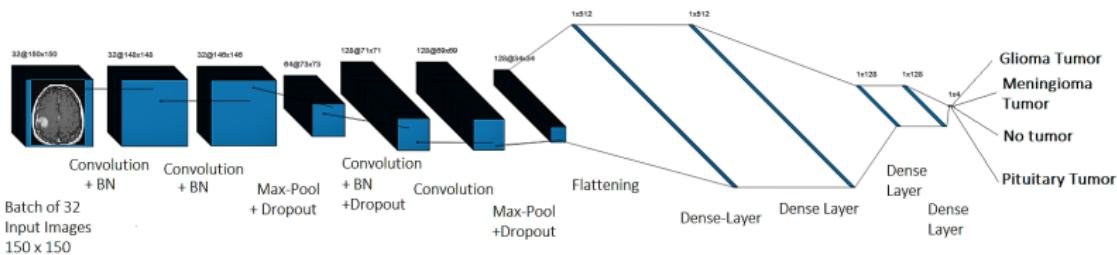
Rilevazione
della
polmonite su
radiografie

Classificazione
di RM
all'encefalo

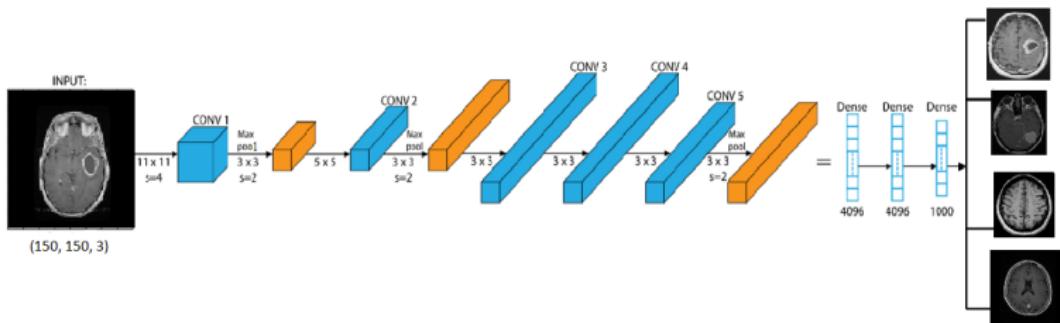
Conclusioni e
sviluppi futuri

Sono stati fatti dei training su 3 modelli differenti:

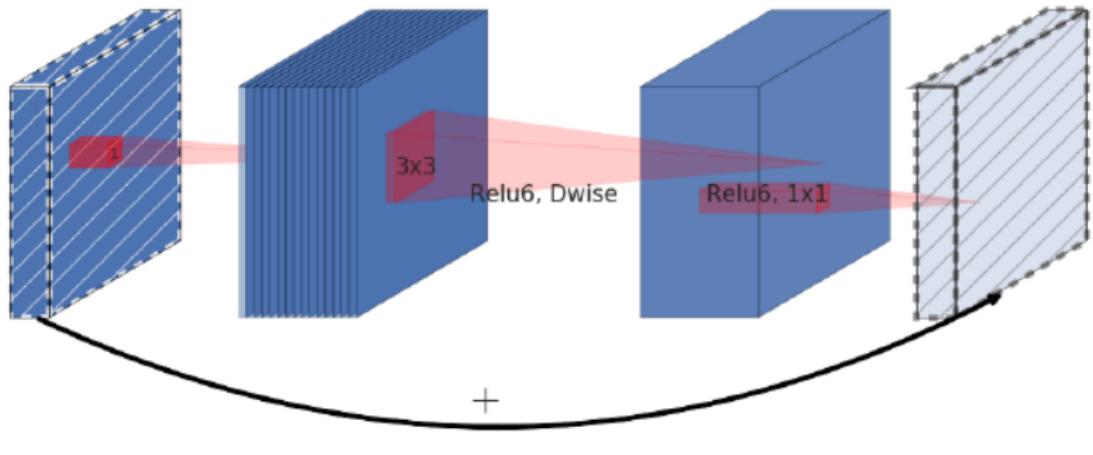
- 1 Una CNN generica come in figura;



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.



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 **0.001**)

Aggiunta di rumore gaussiano alle immagini

Tecniche di
deep learning
per la
classificazione
di immagini
biomedicali

Laureanda:
Francesca
Nocentini
Relatore:
Gianluca Reali

Premessa

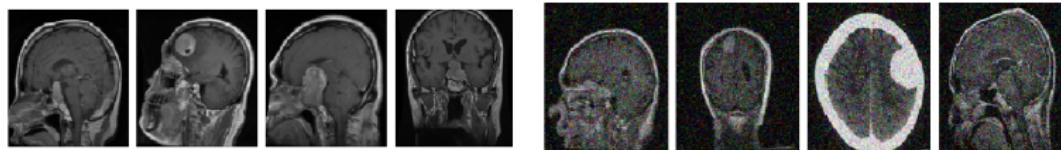
L'obiettivo

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%

Alcune previsioni

Tecniche di
deep learning
per la
classificazione
di immagini
biomedicali

Laureanda:
Francesca
Nocentini
Relatore:
Gianluca Reali

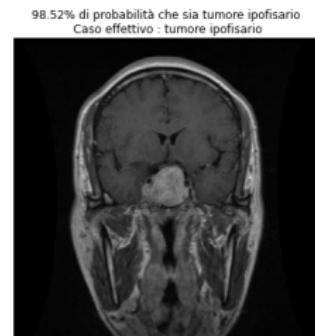
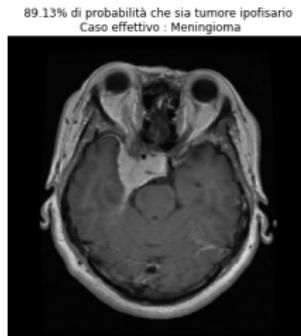
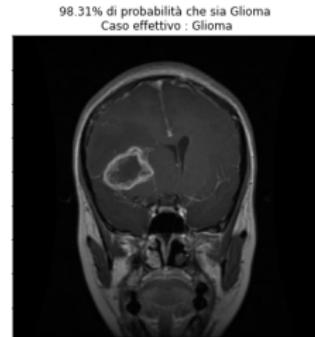
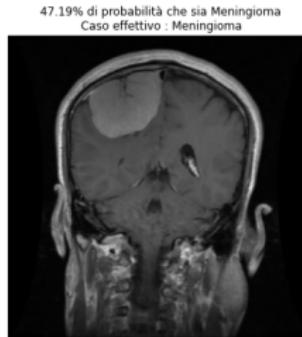
Premessa

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

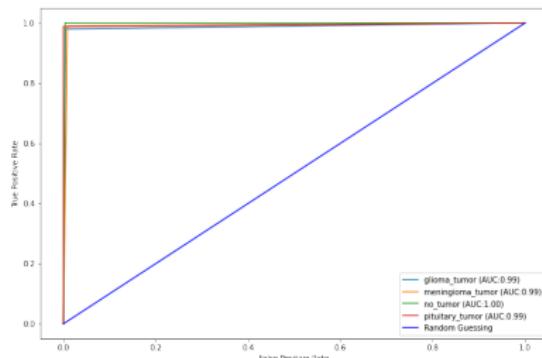
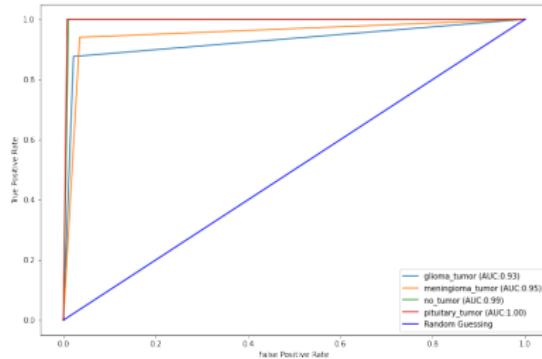
Premessa

L'obiettivo

Rilevazione
della
polmonite su
radiografie

Classificazione
di RM
all'encefalo

Conclusioni e
sviluppi futuri



Conclusioni e sviluppi futuri

Tecniche di
deep learning
per la
classificazione
di immagini
biomedicali

Laureanda:
Francesca
Nocentini
Relatore:
Gianluca Reali

Premessa

L'obiettivo

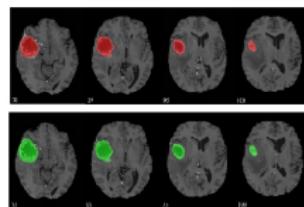
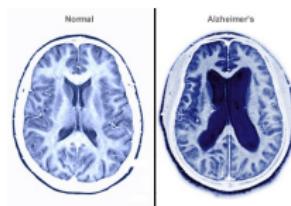
Rilevazione
della
polmonite su
radiografie

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.



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: Primo modello

Tecniche di
deep learning
per la
classificazione
di immagini
biomedicali

Laureanda:
Francesca
Nocentini
Relatore:
Gianluca Reali

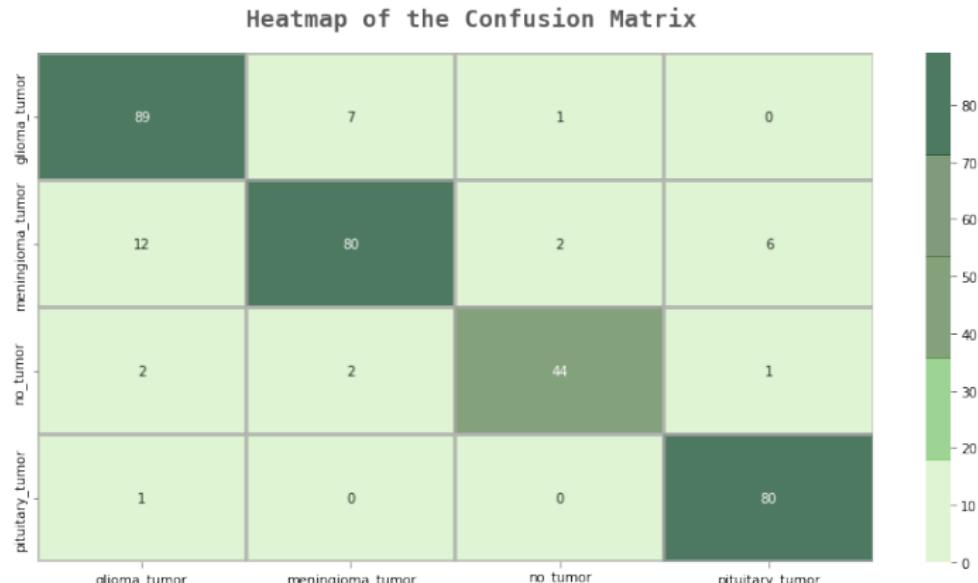
Premessa

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

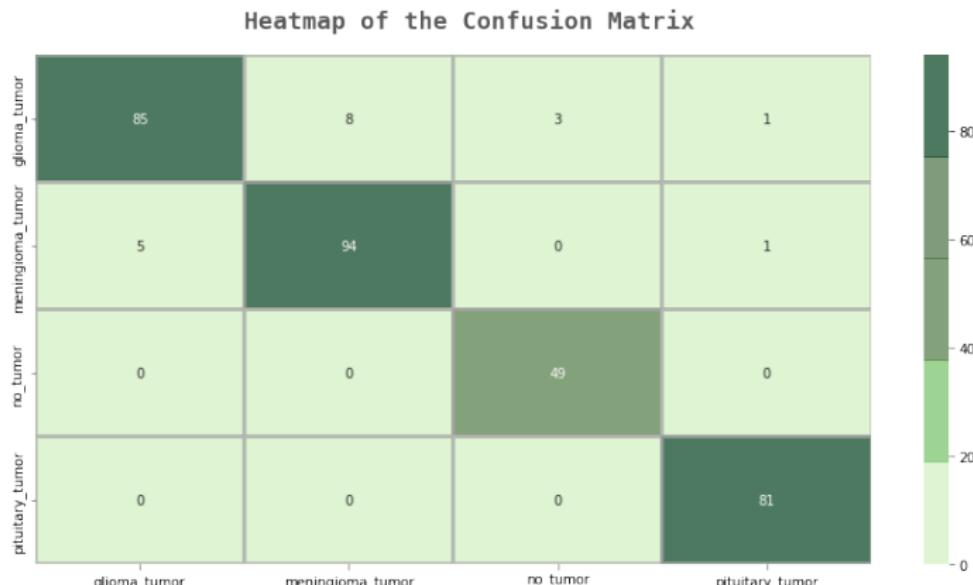
Premessa

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



Overfitting e underfitting

Tecniche di
deep learning
per la
classificazione
di immagini
biomedicali

Laureanda:
Francesca
Nocentini
Relatore:
Gianluca Reali

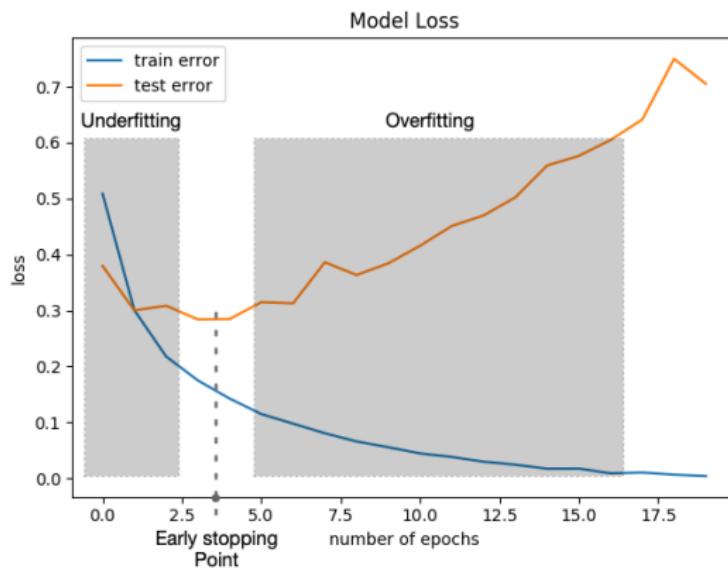
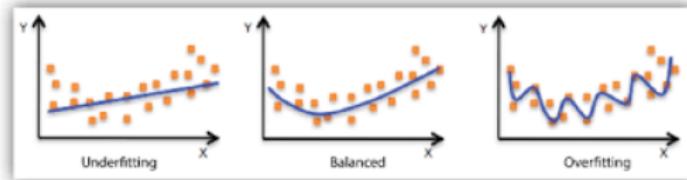
Premessa

L'obiettivo

Rilevazione
della
polmonite su
radiografie

Classificazione
di RM
all'encefalo

Conclusioni e
sviluppi futuri



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

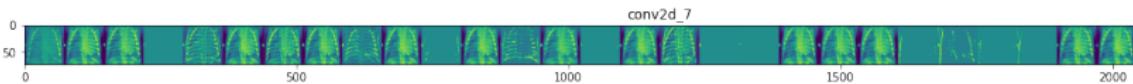
L'obiettivo

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'])
```



Tecniche di
deep learning
per la
classificazione
di immagini
biomedicali

Laureanda:
Francesca
Nocentini
Relatore:
Gianluca Reali

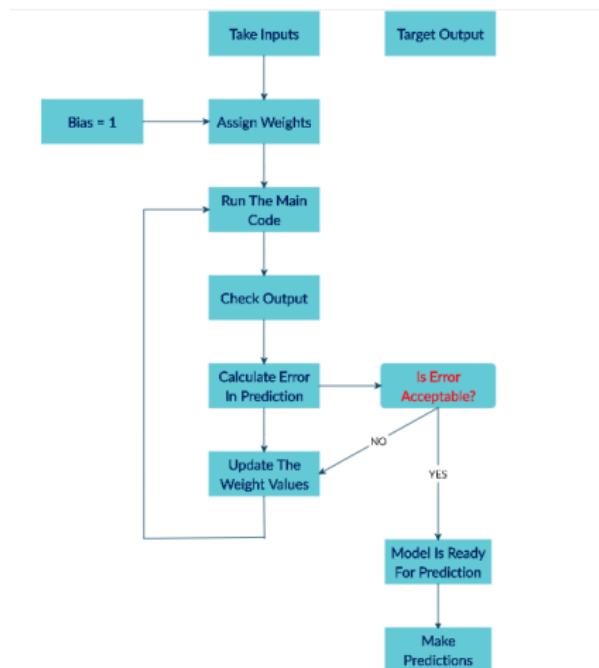
Premessa

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**

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  
...
```

Receiver Operating Characteristic

Tecniche di
deep learning
per la
classificazione
di immagini
biomedicali

Laureanda:
Francesca
Nocentini
Relatore:
Gianluca Reali

Premessa

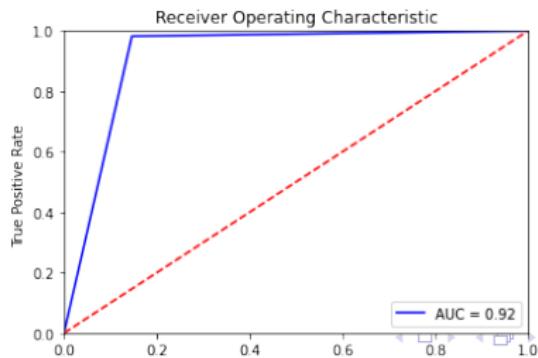
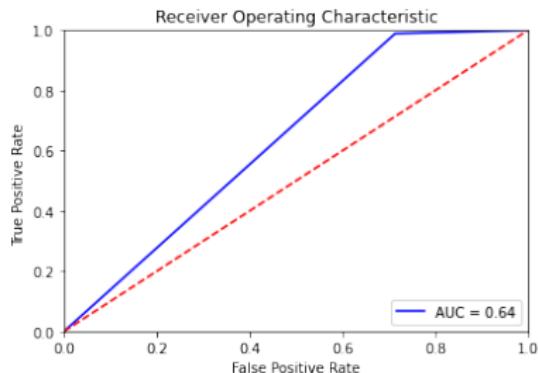
L'obiettivo

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:



Andamento del training

Tecniche di
deep learning
per la
classificazione
di immagini
biomedicali

Laureanda:
Francesca
Nocentini
Relatore:
Gianluca Reali

Premessa

L'obiettivo

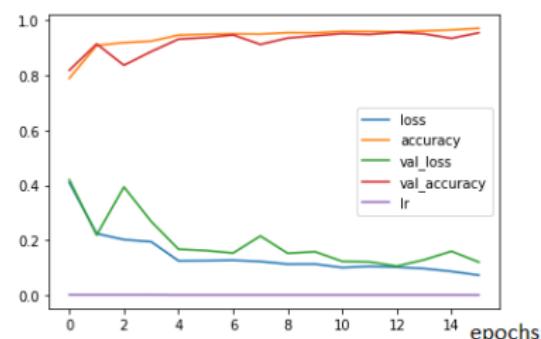
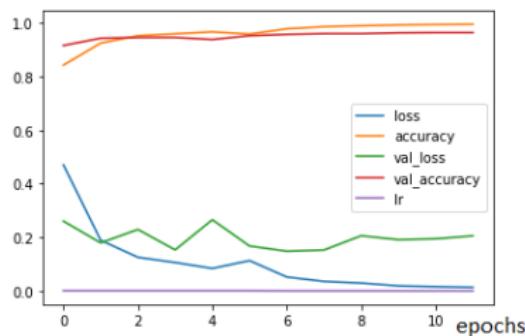
Rilevazione
della
polmonite su
radiografie

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.



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()**.

Dropout e BatchNormalization per evitare overfitting

Tecniche di
deep learning
per la
classificazione
di immagini
biomedicali

Laureanda:
Francesca
Nocentini
Relatore:
Gianluca Reali

Premessa

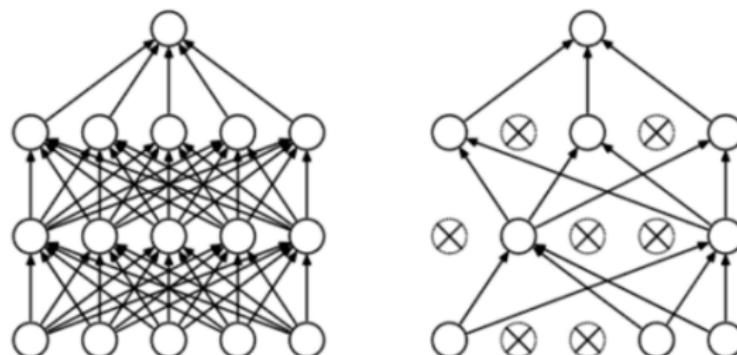
L'obiettivo

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.