



# Introduction to Deep Learning

UNIVERSITÀ DEGLI STUDI  
MILANO-BICOCCA

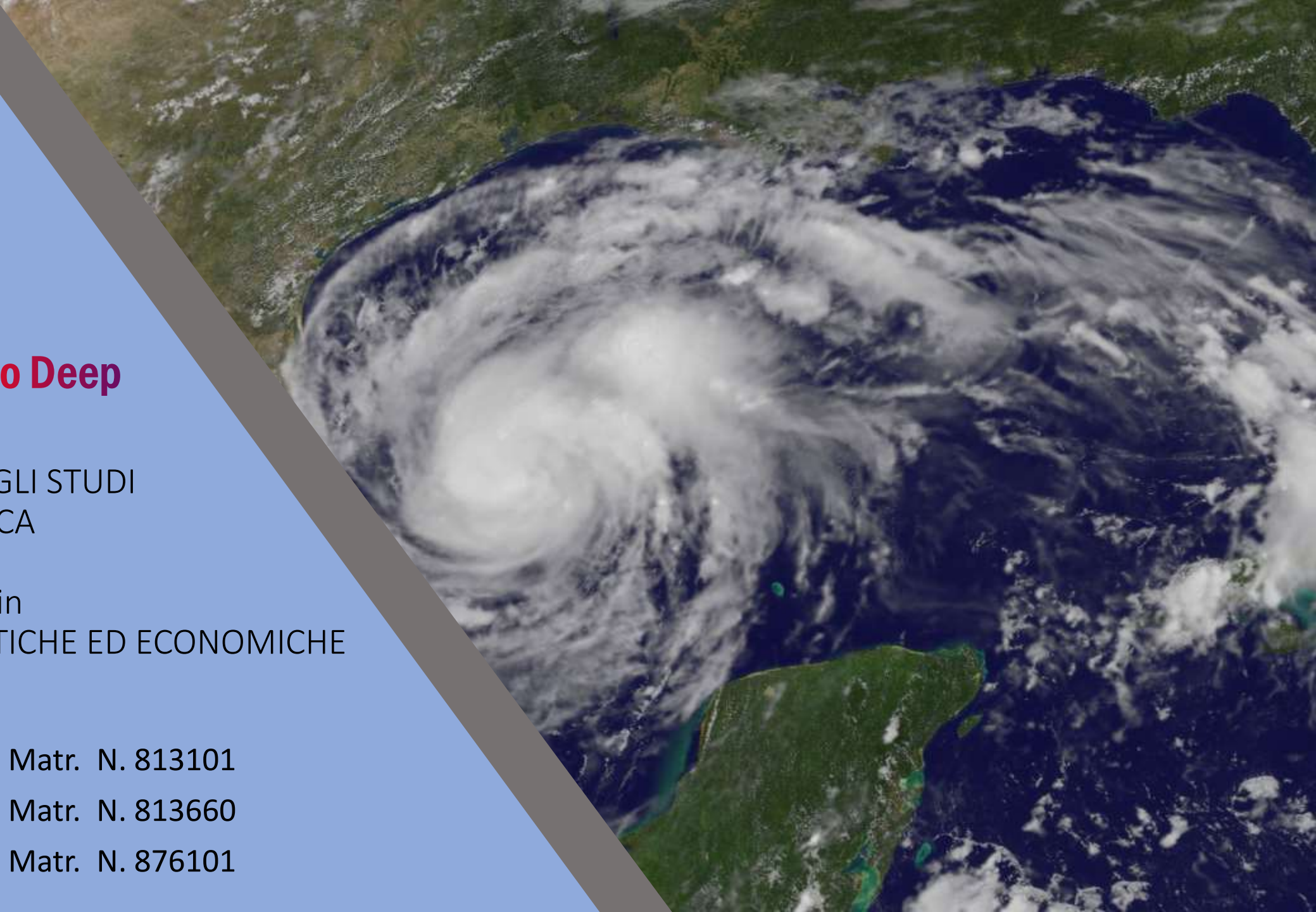
Corso di laurea in  
SCIENZE STATISTICHE ED ECONOMICHE

## PARTECIPANTI:

**Denova Matteo** Matr. N. 813101

**Ferro Simone** Matr. N. 813660

**Zulato Davide** Matr. N. 876101



# Introduzione



## Abstract

Con la larga disponibilità di immagini satellitari, assume sempre maggior rilevanza un'analisi efficace di numerose immagini con il supporto di tecniche di deep learning. Questa disciplina ha visto negli ultimi anni un importante sviluppo nel campo dell'intelligenza artificiale. In questo contesto partiamo dall'Uragano Harvey che ha colpito il Texas nel 2017.



## Obiettivo

Tramite immagini satellitari, il nostro scopo è quello di allenare una rete neurale affinché riconosca, in maniera il più possibile accurata, la differenza tra una zona danneggiata dall'uragano e una che, al contrario, non ha riportato danni.

# Dataset utilizzato



## Descrizione

Il **dataset** oggetto dell'analisi proviene dalla piattaforma Kaggle e riporta immagini satellitari successive all'uragano Harvey che ha colpito la zona di Houston nel 2017. Esso è composto da quattro sottocartelle:

- **Training:** costituito da 10000 immagini, 5000 raffiguranti zone danneggiate e 5000 con zone indenni.
- **Validation:** con 1000 immagini per tipo.
- **Test bilanciato:** anch'esso composto da 1000 rilevazioni per tipo.
- **Test sbilanciato:** costituito da 8000 immagini di zone danneggiate e solo 1000 zone che non hanno riportato danni.



*Esempio di rilevazione satellitare di un'area che ha subito danni.*



*Esempio di rilevazione satellitare di un'area che non ha riportato danni.*

# Metodo scelto



## Motivazioni

La scelta del metodo da utilizzare per la classificazione è legata alla natura del problema: abbiamo a che fare con immagini satellitari di edifici e terreni i quali hanno diverse rotazioni e traslazioni spaziali. Per questa ragione è necessario fare ricorso a un modello che sia in grado di cogliere i patterns dell'immagine in modo invariante rispetto a modifiche nello spazio. Per questa analisi abbiamo quindi ritenuto opportuno utilizzare le **Convolutional Neural Networks**.

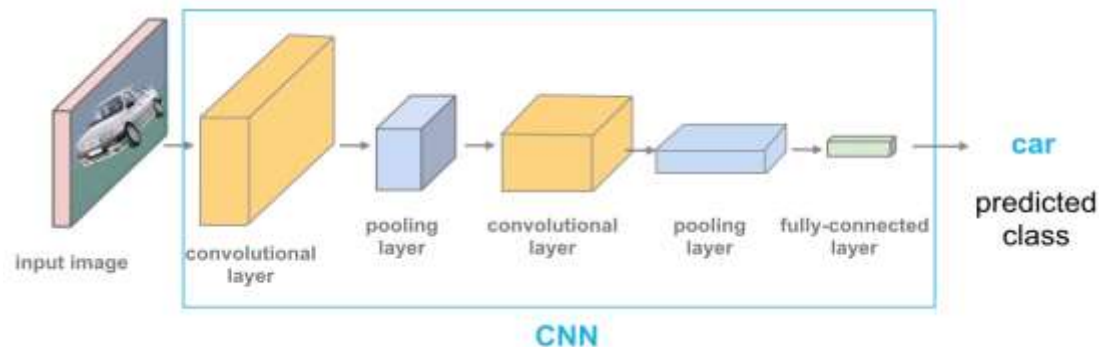


## Composizione

Le reti convoluzionali sono caratterizzate dall'alternanza di due layer differenti:

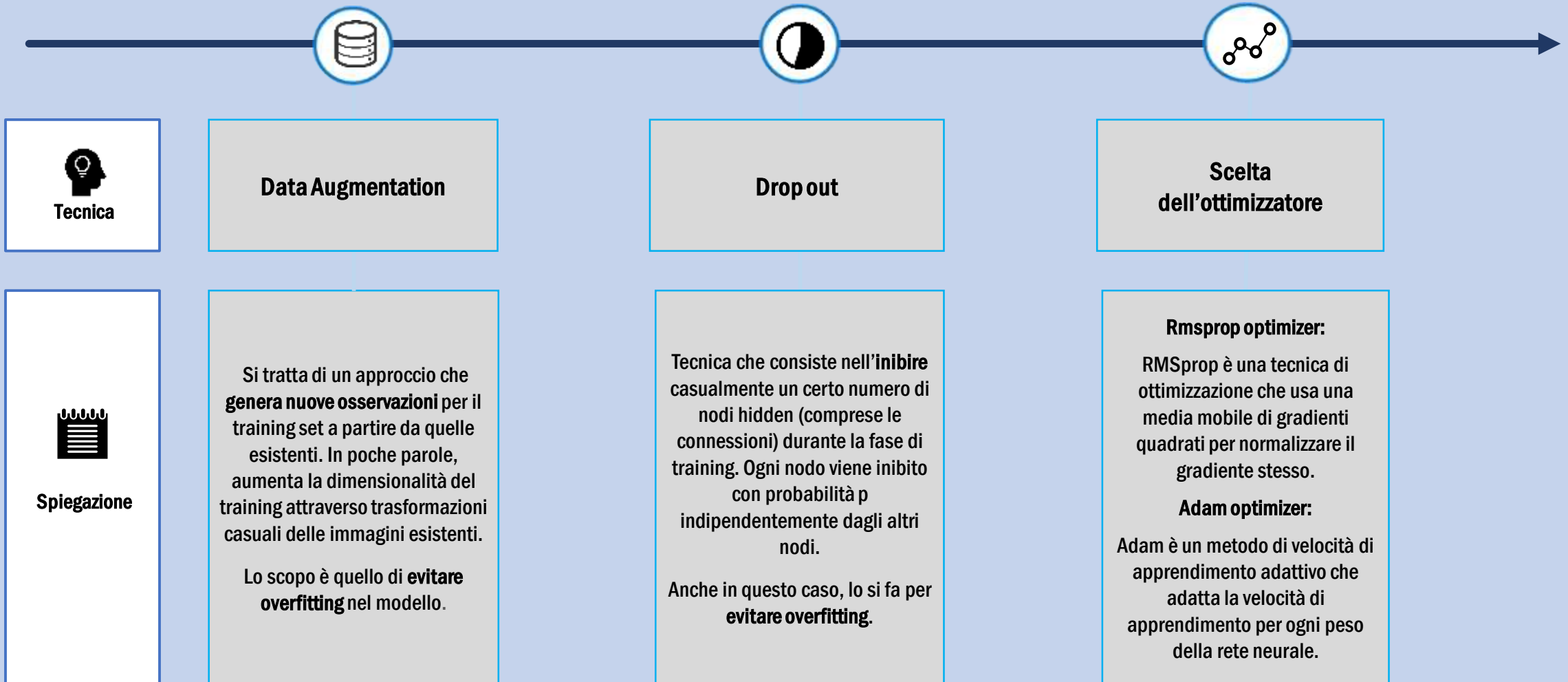
**Layer convoluzionale**, che prende in input un tensore a cui viene applicato un kernel 3x3 con stride 2. Esso è invariante a traslazioni dei pattern che ha appreso.

**Layer di max pooling**, che sostituisce il valore di output di una rete con un indice statistico (massimo) di un insieme di valori di input. Esso può apprendere gerarchie spaziali nei pattern.



# Reti sperimentate

Al fine di avere più modelli da testare, abbiamo costruito diverse reti combinando tra di loro le seguenti tecniche:



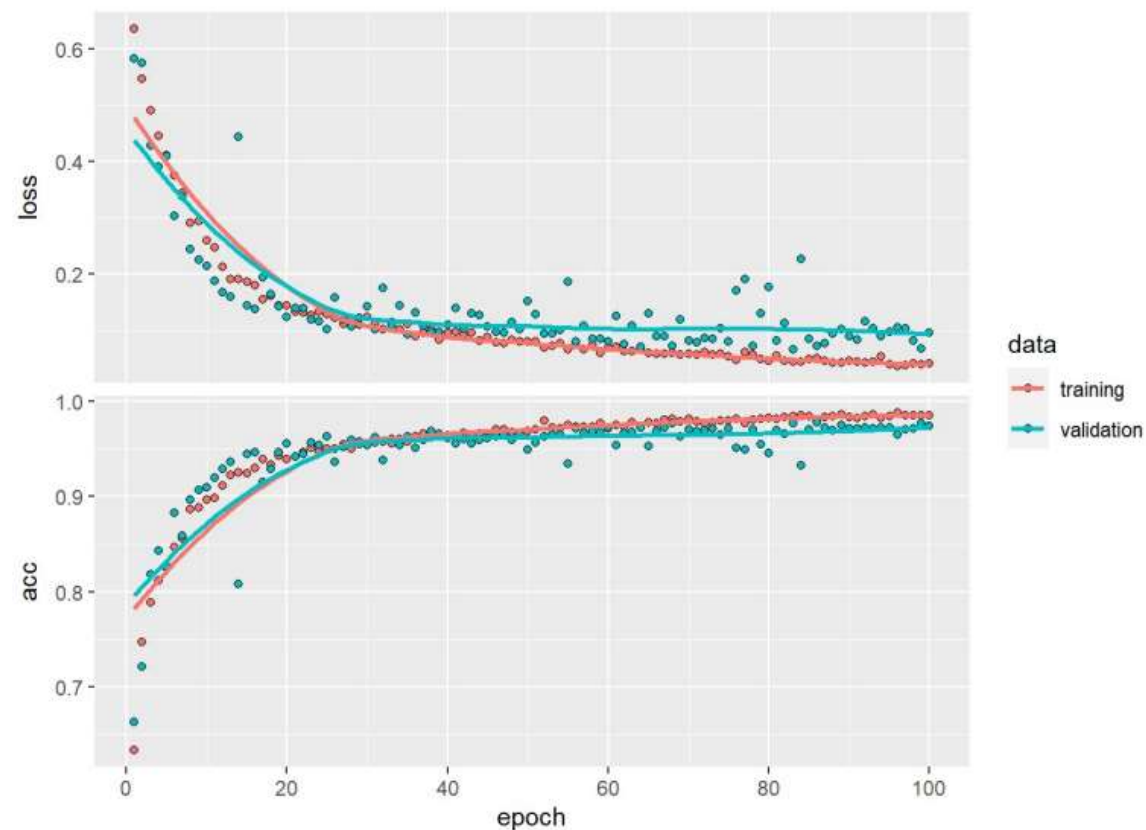


## Modello migliore



La rete che ha portato al risultato migliore è stata quella ottenuta utilizzando *drop-out* e *ottimizzatore RMSprop*. Ha performato un'accuracy del **97,7%** sul test bilanciato e del **98,3%** sul test sbilanciato.

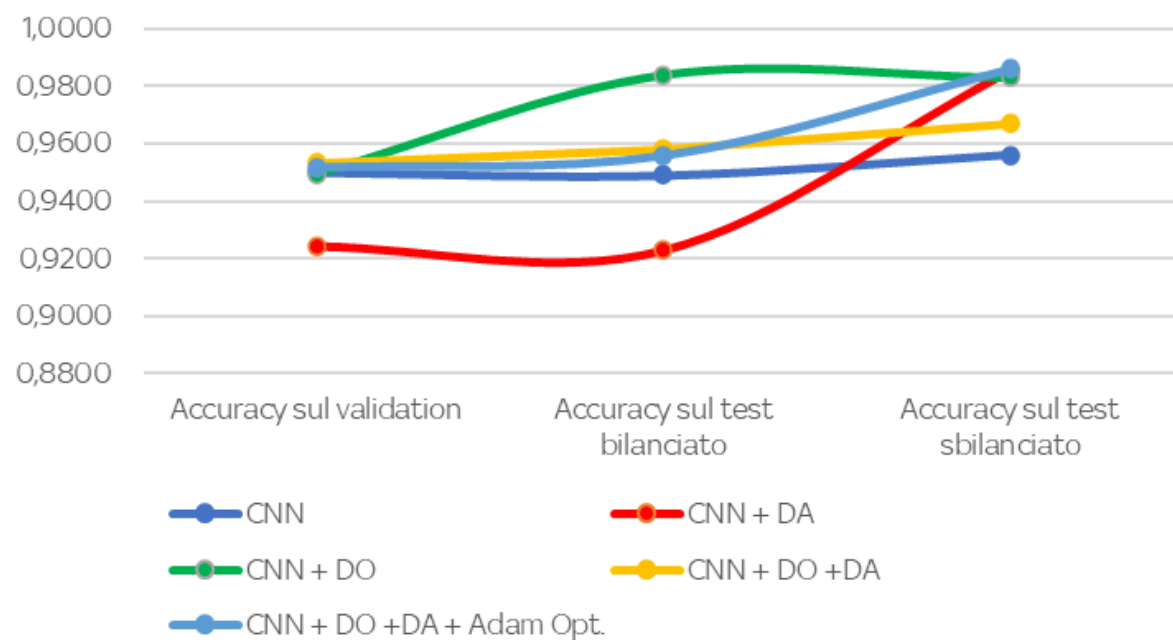
## Layer (type)	Output Shape	Param #
## =====		
## conv2d_3 (Conv2D)	(None, 148, 148, 32)	896
##		
## max_pooling2d_3 (MaxPooling2D)	(None, 74, 74, 32)	0
##		
## conv2d_2 (Conv2D)	(None, 72, 72, 64)	18496
##		
## max_pooling2d_2 (MaxPooling2D)	(None, 36, 36, 64)	0
##		
## conv2d_1 (Conv2D)	(None, 34, 34, 128)	73856
##		
## max_pooling2d_1 (MaxPooling2D)	(None, 17, 17, 128)	0
##		
## conv2d (Conv2D)	(None, 15, 15, 128)	147584
##		
## max_pooling2d (MaxPooling2D)	(None, 7, 7, 128)	0
##		
## flatten (Flatten)	(None, 6272)	0
##		
## dropout (Dropout)	(None, 6272)	0
##		
## dense_1 (Dense)	(None, 512)	3211776
##		
## dense (Dense)	(None, 1)	513
## =====		



# Risultati

- Nella seguente tabella sono riportate le performance di tutte le reti, calcolate sul validation e test set.

Performance delle reti



Modello	Accuracy sul validation	Accuracy sul test bilanciato	Accuracy sul test sbilanciato
CNN	0.95	0.949	0.956
CNN + DA	0.9244	0.923	0.985
CNN + DO	0.972	0.977	0.983
CNN + DO + DA	0.9531	0.958	0.967
CNN + DO + DA + Adam Opt.	0.9519	0.9560	0.986

## Utilizzi futuri e conclusioni



Sviluppi futuri di questo lavoro potrebbero essere legati allo studio post-cataclisma di eventi naturali nel nostro paese: l'utilizzo di queste tecniche per lo studio dei danni e la conseguente allocazione di risorse durante i disastri naturali è da vedersi come un proficuo campo di applicazione per questa disciplina. Nel contesto italiano, dove è presente l'organo della protezione civile, la presenza di queste risorse è un'opportunità che permetterebbe di allocare risorse in modo efficace durante un periodo di emergenza.



**Grazie per l'attenzione!!!**