

Generazione di radiografie e classificazione secondo la scala Kellgren-Lawrance

Magnani, Matteucci, Montanari

Dipartimento di Informatica – Scienza e Ingegneria (DISI)
ALMA MATER STUDIORUM – Università di Bologna

Deep Learning

September 8, 2024

Caso di studio: osteoartrite e gradi Kellgren-Lawrence

- Osteoartrite
- 5 Gradi KL

Grade 0 No OA	Grade 1 Doubtful OA	Grade 2 Mild OA	Grade 3 Moderate OA	Grade 4 Severe OA
				
No Osteophites	Possible Osteophites	Definite Osteophites	Moderate Osteophites	Large Osteophites
No JSON	Doubtful JSON	Possible JSON	Definite JSON	Great JSON

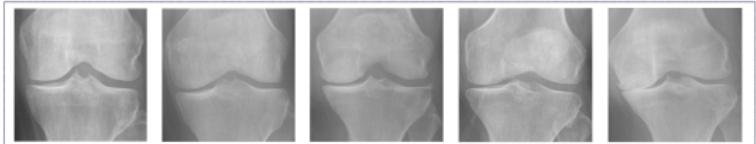
Task del gruppo

- **Classificazione** per stabilire la gravità dell'osteoartrite
 - Multi-classe
 - Binaria
- **Generazione** di immagini sintetiche

Dataset utilizzati

- **Dataset I:**

- 10.000 immagini reali
- 5 classi



- **Dataset II:**

- 320.000 immagini generate
- 2 classi



Modelli addestrati

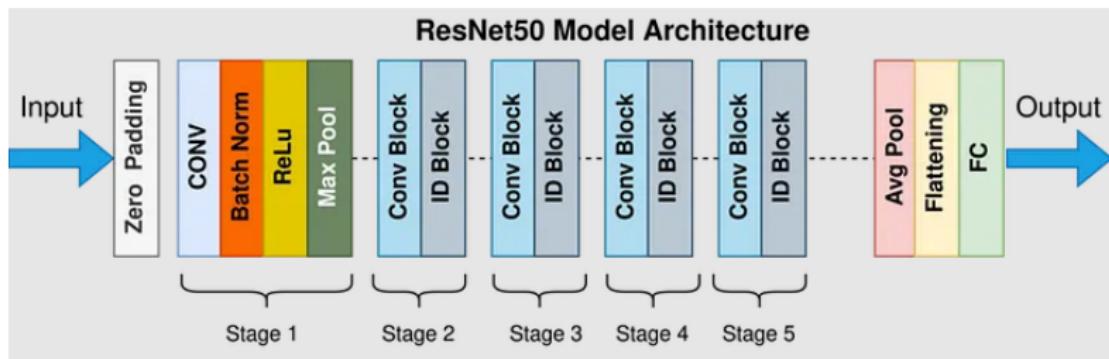
- ResNet50
- ViT
- WGAN

ResNet50 - Pre-processing (1/3)

- **Data Augmentation**
- **Conversione e centratura sullo zero**

ResNet50 - Architettura (2/3)

- Residual block
- Skip connections
- Batch normalization



ResNet50 - Risultati (3/3)

- Il modello ha superato lo stato dell'arte in entrambi i task
- Classificazione multi-classe:**

Modello	Test Accuracy	Precision	Recall	F1
ResNet50	88.3%	0.8826	0.8823	0.8823
ResNet101	69.0%	0.67	0.67	0.65

- Classificazione binaria dataset I:**

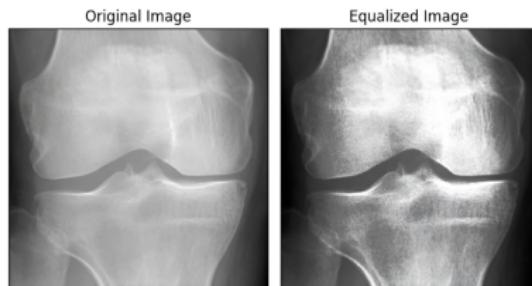
Modello	Test Accuracy	Precision	Recall	F1
ResNet50	93.7%	0.93	0.93	0.93
ResNet101	83.0%	0.83	0.83	0.81

- Classificazione binaria dataset II:**

Modello	Test Accuracy	Precision	Recall	F1
ResNet50	99.9%	0.99	0.99	0.99

ViT - Pre-processing (1/4)

- **Equalizzazione:**

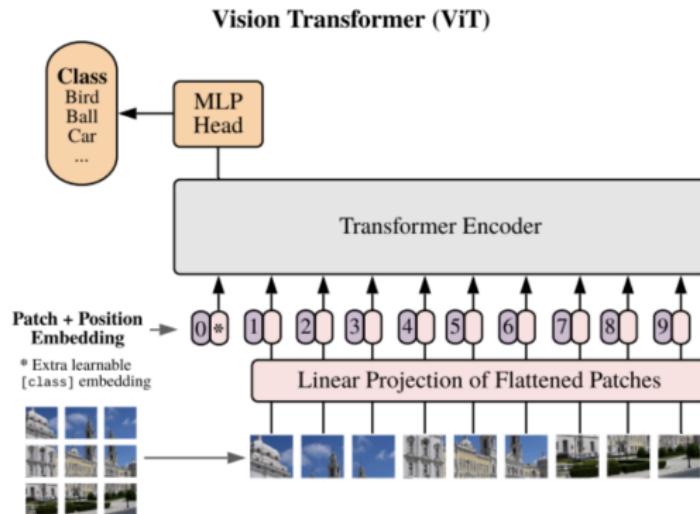


- **Cropping:**



ViT - Architettura (2/4)

- Suddivisione delle immagini in patch
- Embedding delle patch
- Transformer Encoder
- Classificazione



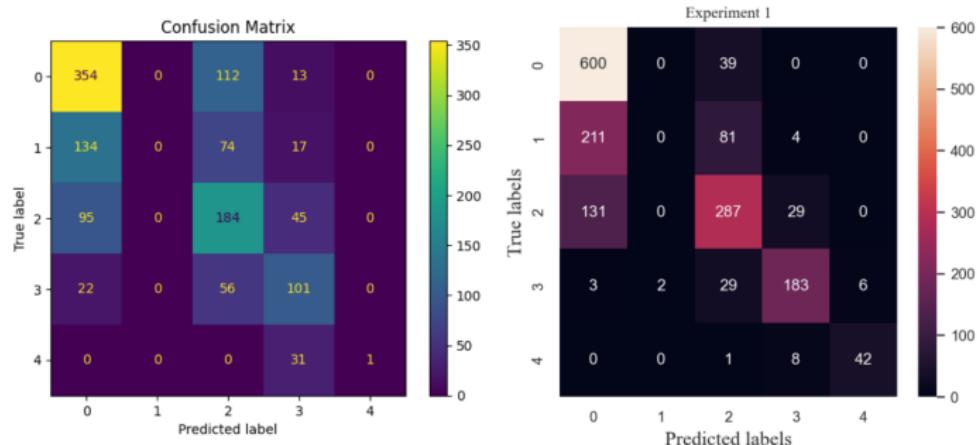
ViT - Approccio da multi-classe a binario (3/4)

- Classificazione multi-classe iniziale
- Introduzione di tecniche migliorative (es. data augmentation)
- Cambio di strategia verso classificazione binaria
- Evidenziati nuovamente problemi di overfitting
- Scelta di un nuovo dataset
- Risultati con il nuovo dataset (99% accuratezza)

ViT - Risultati (4/4)

• Classificazione multi-classe:

Modello	Acc. Test	Prec.	Recall	F1
ViT	51.1%	0.6446	0.1493	0.2425
Paper Swin Transformer	70.17%	-	-	0.67

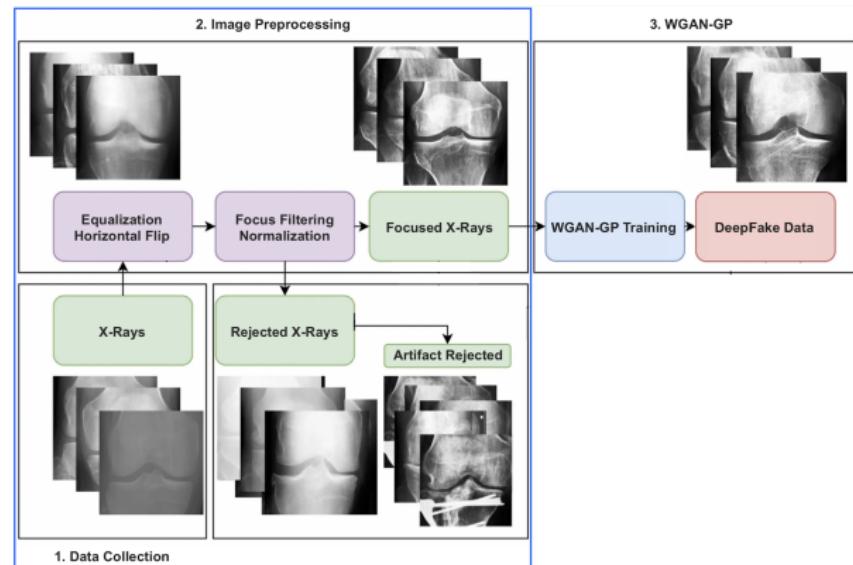


• Classificazione binaria:

Modello	Acc. Test	Prec.	Recall	F1
ViT	99.3%	0.9891	0.9975	0.9933

WGAN - Pre-processing (1/4)

- Rimozione di immagini non adatte
- Flipping orizzontale
- Focus filtering
- Normalizzazione

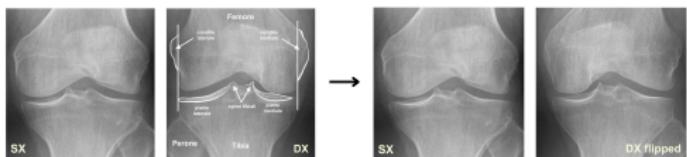


WGAN - Pre-processing (2/4)

- Rimozione di immagini non adatte



- Flipping orizzontale



- Focus filtering



- Normalizzazione

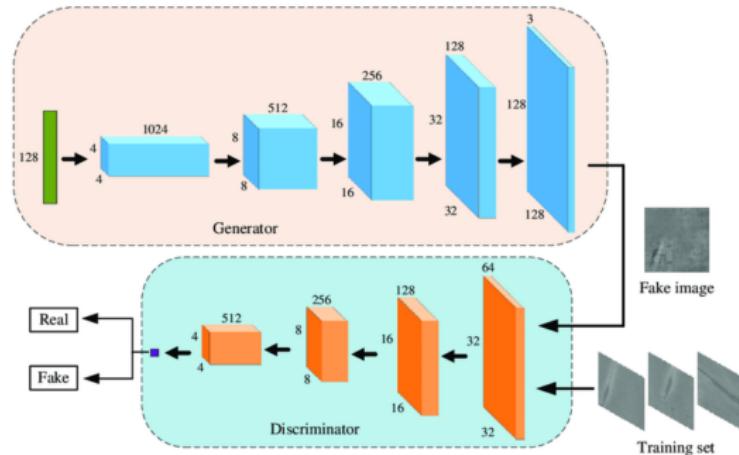
WGAN - Architettura (3/4)

- **WGANGP:**

- Wasserstein Loss
- Gradient Penalty

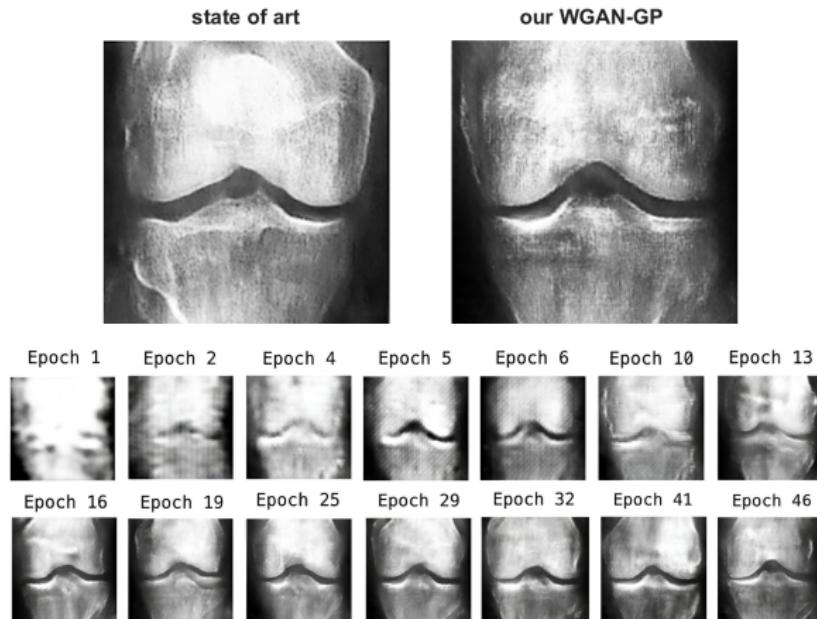
- Generatore

- Discriminatore



WGAN - Risultati (4/4)

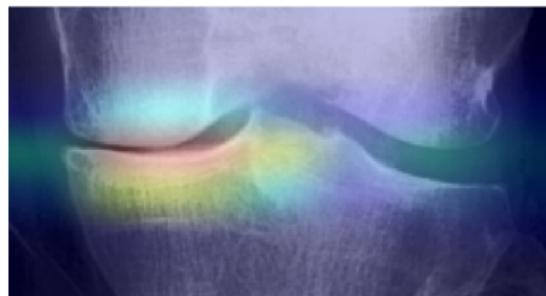
- A parità di epoche le immagini generate superano quelle dello stato dell'arte



Conclusioni (1/2)

- ResNet ha prestazioni superiori al ViT per il problema multi-classe
- ResNet e ViT hanno prestazioni simili per il problema binario
- ViT ha tempi di addestramento molto più rapidi

Modello	Classificazione	Test Accuracy	Precision	Recall	F1
ResNet50	Multi-classe	88.3%	0.8826	0.8823	0.8823
ViT	Multi-classe	51.1%	0.6446	0.1493	0.2425
ResNet50	Binaria	99.9%	0.9994	0.9994	0.9994
ViT	Binaria	99.3%	0.9891	0.9975	0.9933



Conclusioni (2/2)

- La WGAN-GP può risolvere il problema della privacy, che era l'**obiettivo principale del progetto**.
- *Quali immagini sono generate e quali no?*

