

Riconoscimento di volti morphed: un approccio basato su Deep Learning

Visione artificiale e riconoscimento

Relatore:

Prof. Matteo Ferrara

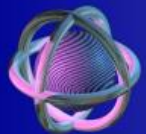
Co-relatore:

Dott. Guido Borghi

Presentata da:

Emanuele Pancisi

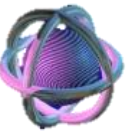
Università di Bologna – Campus di Cesena, Italia



Biometric System Laboratory
DISI - University of Bologna



Face Morphing e Face Morphing Attacks



- **Face Morphing**

Trasformazione fluida e graduale tra i volti di due soggetti diversi

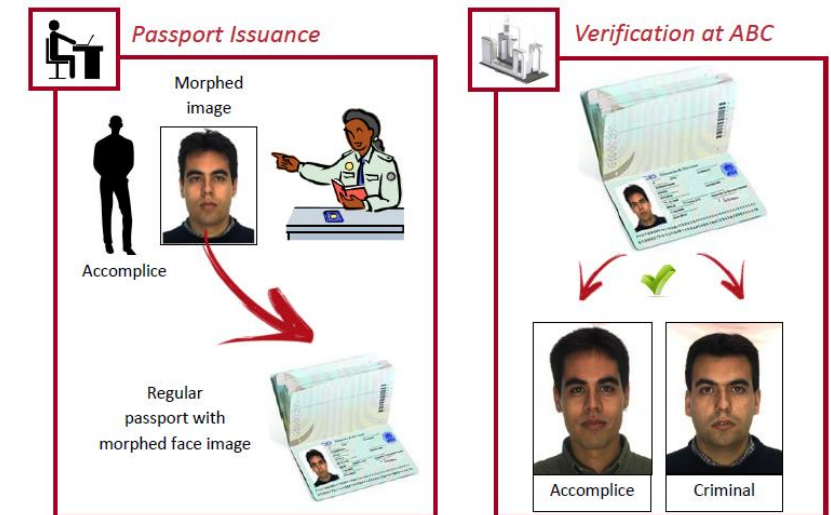
- **Problema**

I sistemi di **riconoscimento facciale** associano il volto **morphed** ad **entrambi i soggetti**

- **Caso applicativo: ABC gate negli aeroporti**

- **Face Morphing Attack¹**

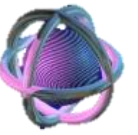
1. **Richiesta del passaporto** da parte del **complice** fornendo una foto morphed
2. **Utilizzo del passaporto** regolare per la verifica dell'identità realizzata da **entrambi i soggetti**



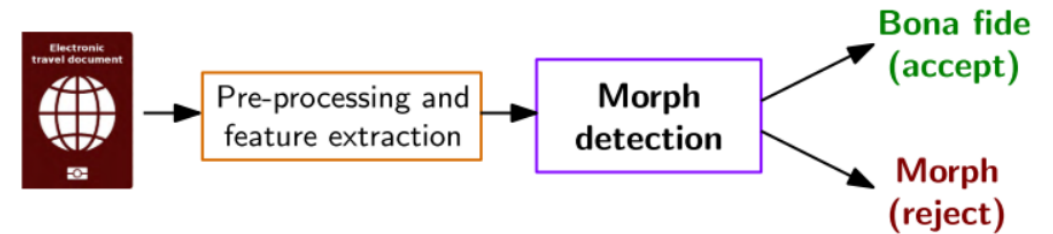
I due passi di un Face Morphing Attack

1. Ferrara, Matteo, et. al "The magic passport." IEEE IJCB 2014

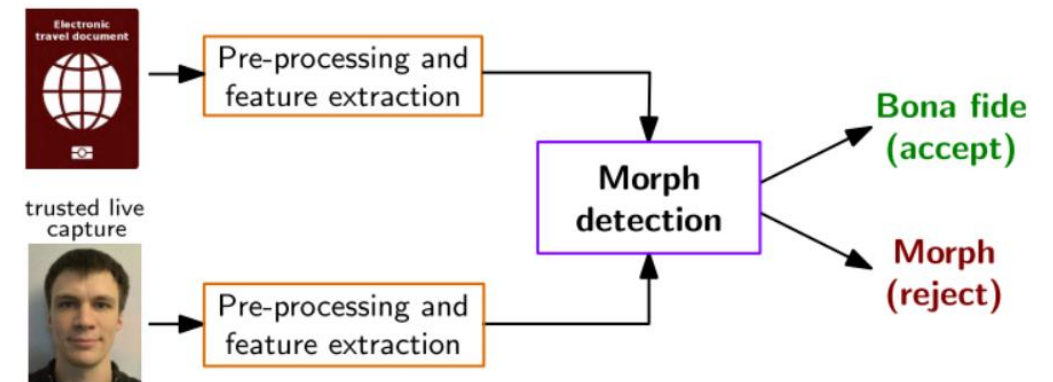
Morphing Attack Detection (MAD)



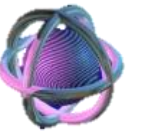
- Necessari algoritmi di **Morphing Attack Detection (MAD)**
- **Due scenari** in base al numero di immagini in input:
 - **Single-images (S-MAD):** lavorano sull'immagine del **passaporto** elettronico (eMRTD)
 - **Differential-images (D-MAD):** lavorano sull'immagine del **passaporto** e una **foto scattata** sul momento
 - Due ulteriori scenari in base a chi si presenta:
 - **Criminale**
 - **Complice**



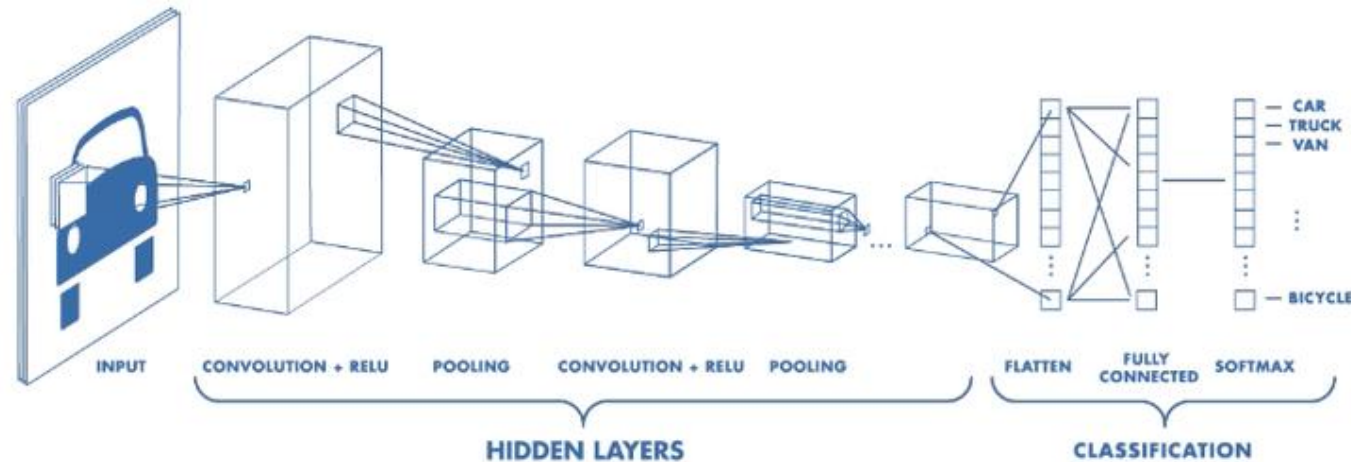
Single-image Morphing Attack Detection (S-MAD)



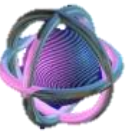
Differential Morphing Attack Detection (S-MAD)



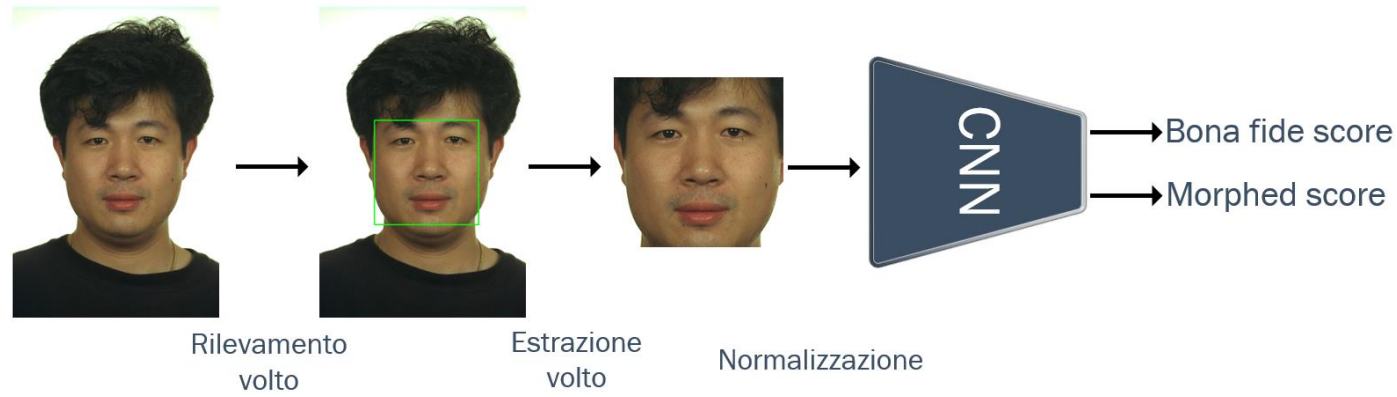
- Affrontare il **problema** del **face morphing** proponendo metodi basati su **Deep Learning**
 - Apprendimento supervisionato con Convolutional Neural Networks (**CNN**)



- Affrontare sia lo scenario a **singola immagine** che quello a **differenziale**
 - **Due metodi** per scenario **singola immagine** basati su **analisi qualitativa** (ricerca di artefatti legati al morphing)
 - **Due metodi** per scenario **differenziale** basati su **analisi qualitativa** e **analisi d'identità**



- **Idea:** utilizzare una rete neurale (**CNN**) per ricercare la **presenza di artefatti** all'interno del **volto**
- **Input:**
 - **Crop del volto** estratto tramite *dlib*¹
- **Output:**
 - **Due score** nel range **[0, 1]** che rappresentano la **probabilità** che **l'immagine sia morphed e bona fide**
- **Addestramento:**
 - Pesi inizializzati **casualmente** (from scratch)
 - **Fine-tuning** di reti **preaddestrate** su diversi dataset (*Imagenet*² o *VGGFace2*³ e *MS1M*⁴)



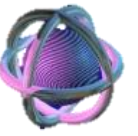
1. <http://dlib.net/>

2. Jia, Deng, et al. "Imagenet: A large-scale hierarchical image database." IEEE CVPR 2009

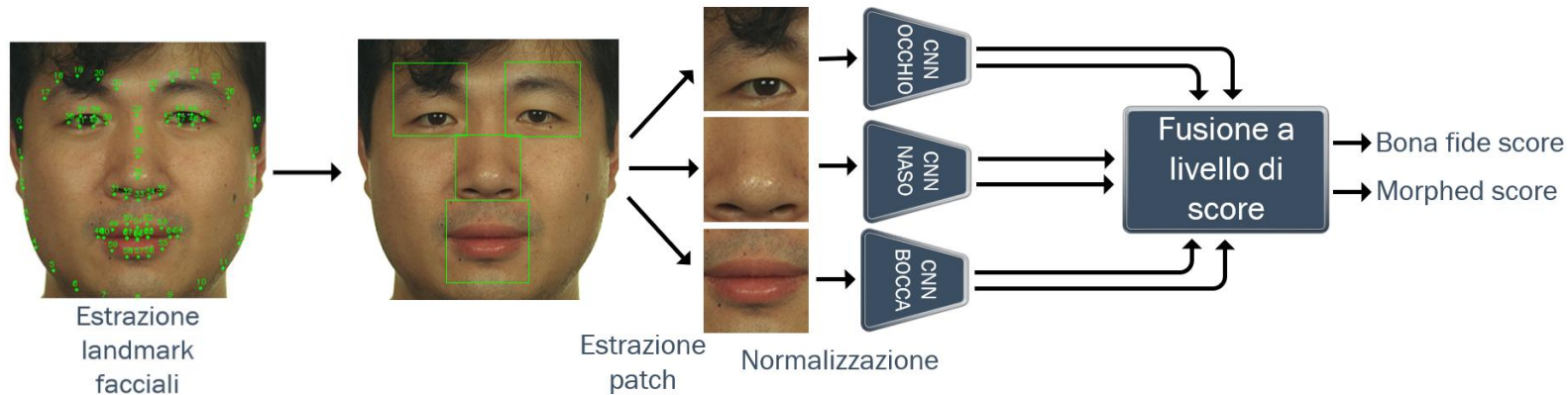
3. Qiong, Cao, et al. "Vggface2: A dataset for recognising faces across pose and age." IEEE FG 2018

4. Yandong, Guo, et al. "Ms-celeb-1m: A dataset and benchmark for large-scale face recognition." Springer ECCV 2016

S-MAD basato su fusione a livello di score di singole patch

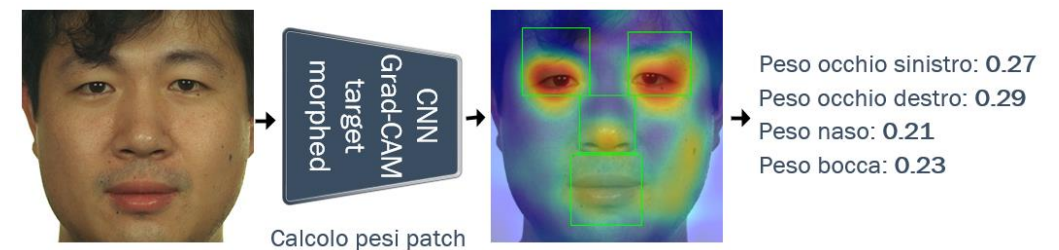


- **Idea:** utilizzare più reti neurali (**CNN**) per ricercare la **presenza di artefatti** all'interno di **parti del volto** e fondere i risultati ottenuti
- **Input:**
 - **Crop di occhi, naso e bocca** estratti in base ai landmark facciali di *dlib*

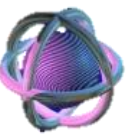


- **Output:**

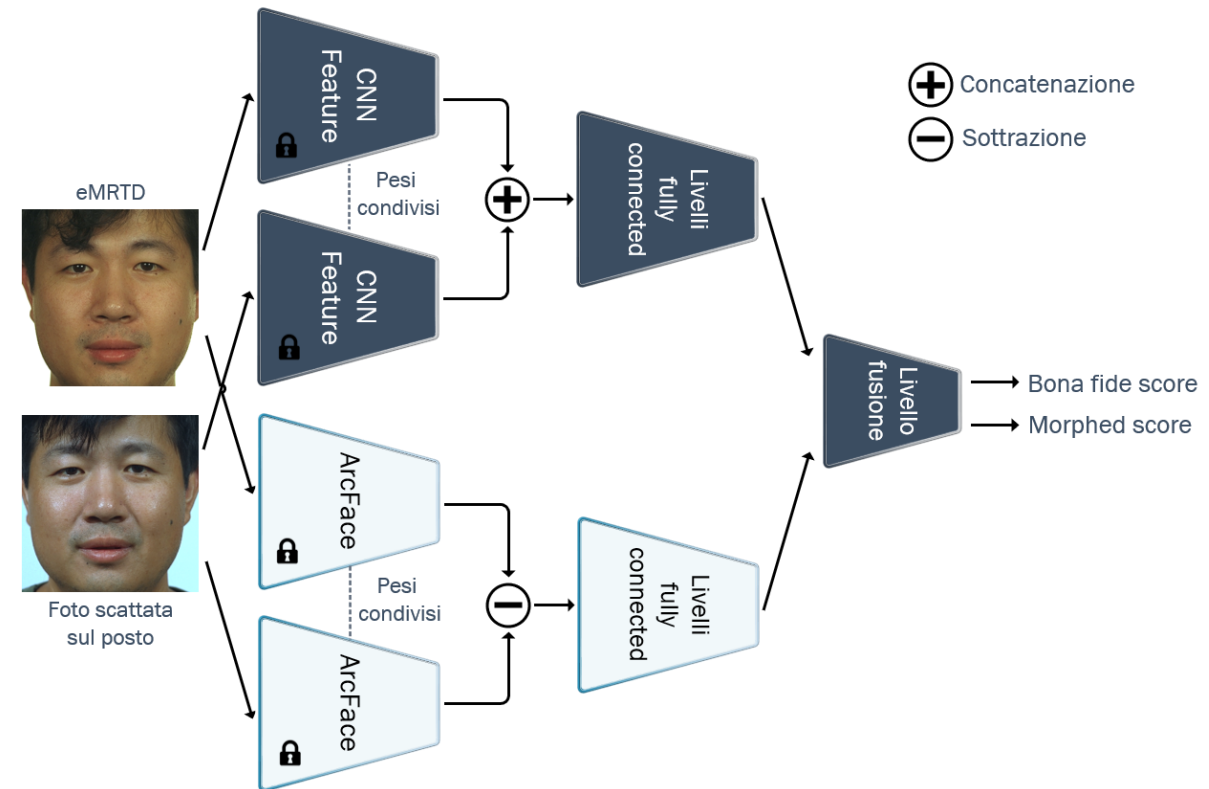
- **Fusione attraverso media di score:**
 - **Media semplice**
 - **Media pesata** in base alle **attivazioni del gradiente (Grad-CAM)¹**

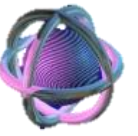


1. Selvaraju, Ramprasaath R, et. al "Grad-cam: Visual explanations from deep networks via gradient-based localization." IEEE ICCV 2017

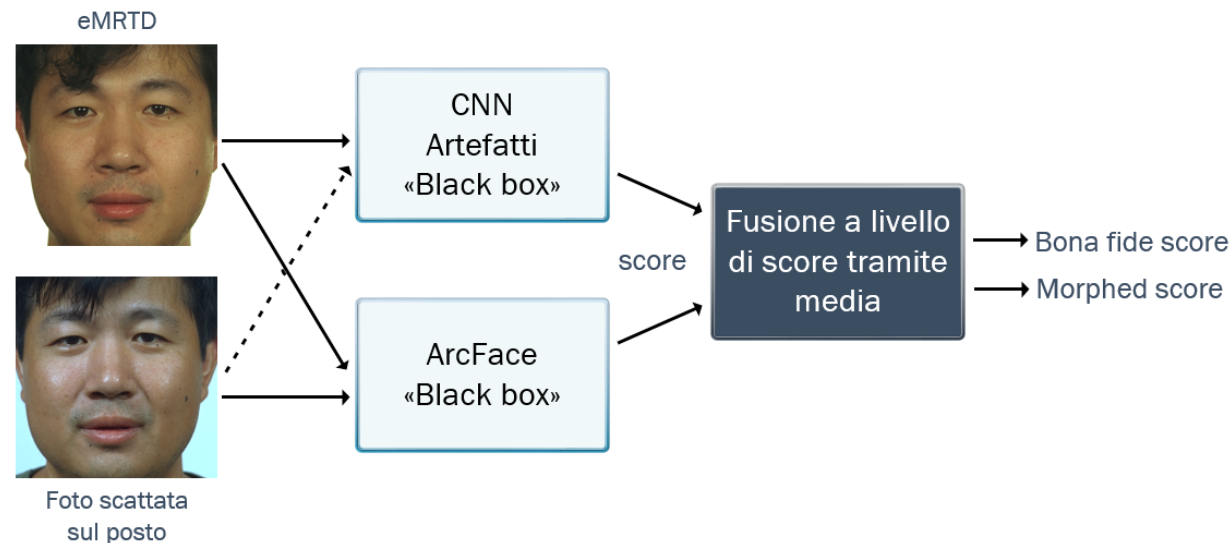


- **Idea:** utilizzare un'architettura di **rete Siamese** per unire l'**analisi qualitativa** e quella **d'identità**
- Due blocchi:
 1. **Analisi qualitativa** e ricerca di artefatti
 2. **Analisi d'identità** (rete stato dell'arte **ArcFace**¹)
- **Addestramento:**
 - **Riutilizzo reti fine-tuned** per riconoscimento morphing
 - L'aggiornamento dei **pesi** delle «**backbone**» di entrambi i sottosistemi è **bloccato**
 - **Addestramento** livelli **fully connected** in **due fasi**:
 - 10 epoche per **blocco analisi d'identità**
 - 2 epoche per **blocco analisi qualitativa**

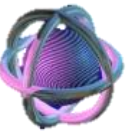




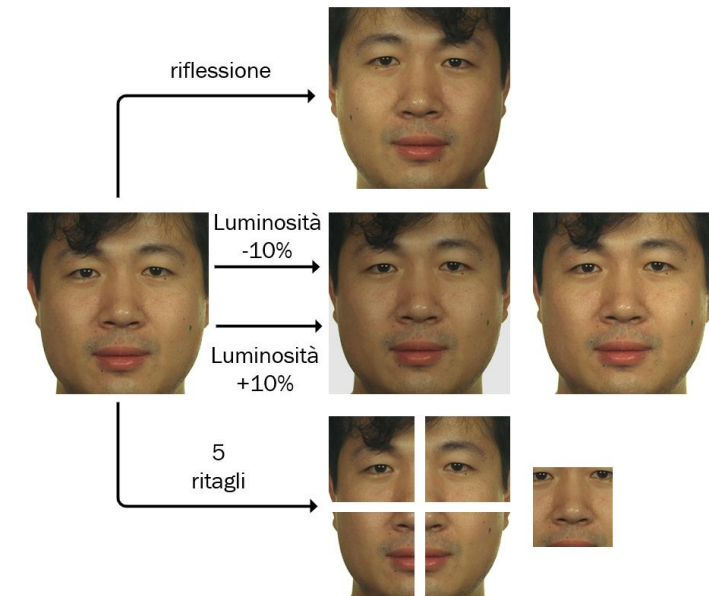
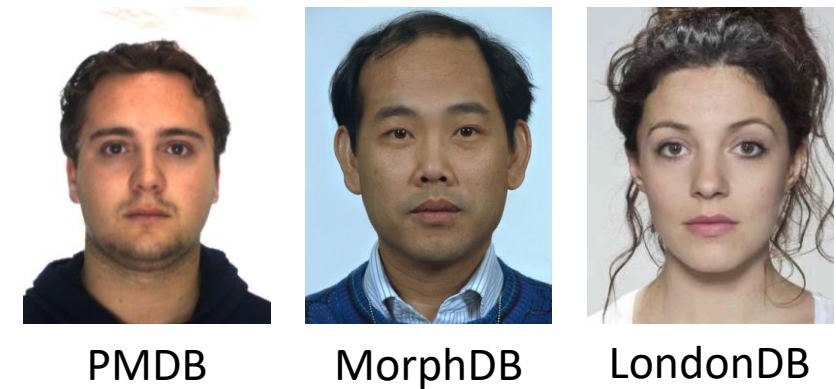
- **Idea:** realizzare la **fusione a livello di score** di un sistema per **l'analisi qualitativa** e uno per quella **d'identità**
- **Input:**
 - **Crop del volto** dell'immagine del **passaporto** per il sistema di **analisi qualitativa**
 - **Crop del volto** dell'immagine del **passaporto** e della **foto scattata sul posto** per il sistema di **analisi d'identità**
- **Output:** **Fusione** attraverso **media semplice** degli **score** dei **due sistemi** utilizzati singolarmente

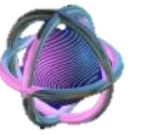


- Sistemi utilizzati come «**black box**»
- Possono essere utilizzati direttamente **entrambi** i **metodi** presentati nel caso a **singola immagine**



- **Tre dataset disponibili:**
 - **PMDB:** immagini morphed **generate automaticamente**
 - **MorphDB:** immagini morphed **ritoccate manualmente**
 - **LondonDB:** immagini morphed **compresse con JPEG**
- Valutazione **cross-dataset**
- Suddivisione dataset
 - **Training set:** **80%** dei soggetti di **PMDB**
 - **Validation set:** **20%** dei soggetti di **PMDB**
 - **Test set:** **MorphDB, LondonDB**
- Applicazione **data augmentation** online per **ridurre overfitting**
 1. **Riflessione orizzontale**
 2. **Ritaglio casuale**
 3. **Cambio di luminosità casuale**





- **Metriche** per la valutazione di algoritmi di MAD:

- **Attack Presentation Classification Error Rate (APCER):** proporzione **attacchi morphed classificati** come **bona fide**

$$APCER = \frac{M}{N_m}$$

M = numero di immagini morphed classificate come bonafide

N_m = numero totale di immagini morphed

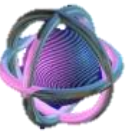
- **Bona Fide Presentation Classification Error Rate (BPCER):** proporzione **immagini bona fide classificate** come **morphed**

$$BPCER = \frac{N}{N_b}$$

N = numero di immagini bona fide classificate come morphed

N_b = numero totale di immagini bonafide

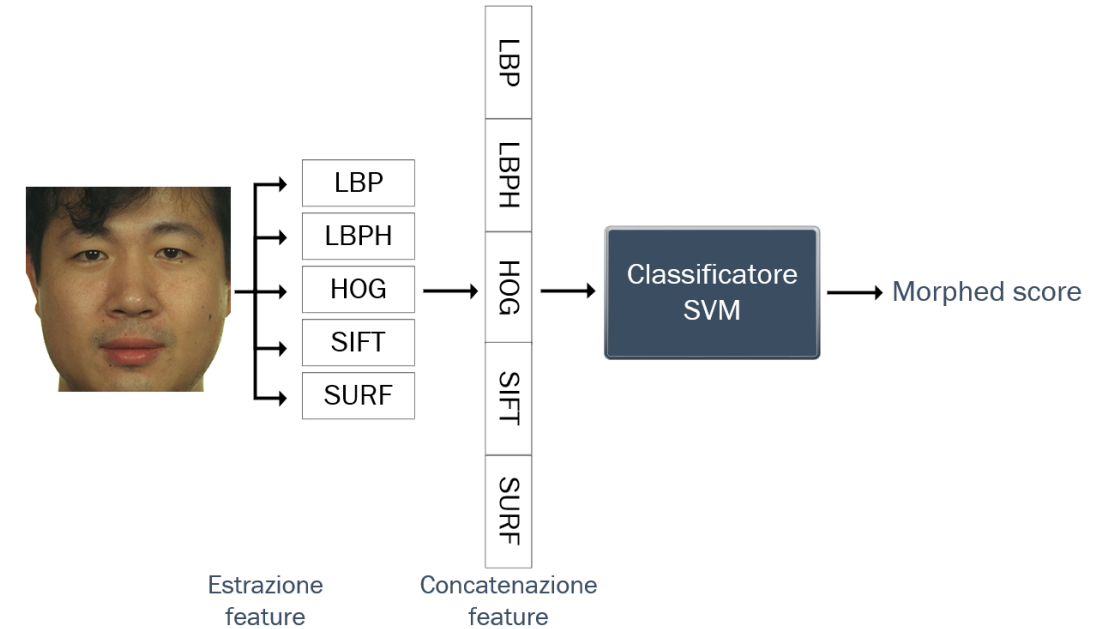
- **Equal Error Rate (EER):** tasso di **errore** nel **punto** in cui **APCER=BPCER**



Comparazione con lo stato dell'arte MAD

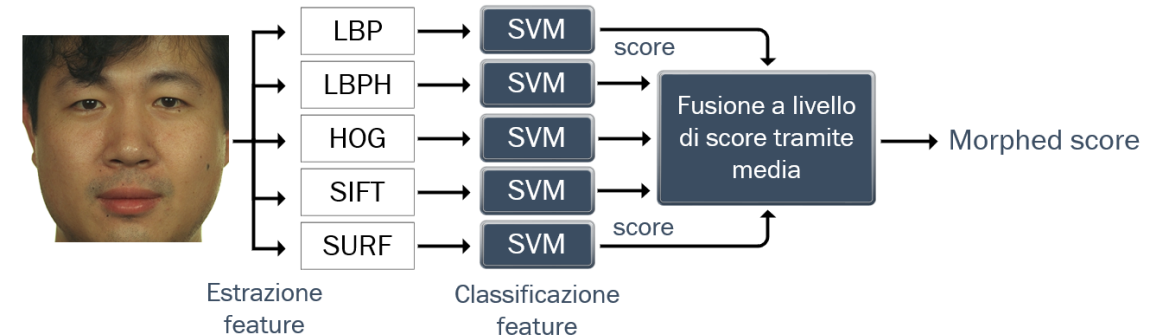
- **S-MAD**

- **Re-implementazione** tecniche di MAD basate su **descrittori (feature) manuali**¹
- Feature estratte:
 - **LBP, LBPH, HOG, SIFT e SURF**
- **Combinazione delle feature:**
 - **Concatenazione feature** e successiva classificazione
 - **Fusione degli score** delle singole feature



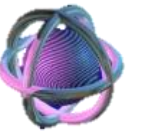
- **D-MAD**

- Rete stato dell'arte **ArcFace**² per l'estrazione di **feature d'identità**



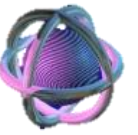
1. Scherhag, Ulrich, et al. "Towards detection of morphed face images in electronic travel documents." IEEE DAS 2018

2. Scherhag, Ulrich, et al. "Deep Face Representations for Differential Morphing Attack Detection." IEEE TIFS 2020

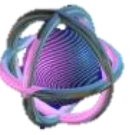


Architettura *Se-ResNet50* preaddestrata su dataset di volti
(*VGGFace2* e *MS1M*)

Test set	Metodo	EER	BPCER ₁₀₀	BPCER ₁₀₀₀
MorphDB	LBP+SIFT+SURF	10.75%	73.00%	75.50%
	Volto intero	0.75%	0.50%	7.00%
	Fusione media	0.25%	0.50%	0.50%
	Fusione Grad-CAM	0.75%	0.50%	2.00%
LondonDB	LBPH+SIFT+SURF	19.69%	75.00%	89.71%
	Volto intero	2.44%	6.37%	44.12%
	Fusione media	2.92%	10.78%	54.41%
	Fusione Grad-CAM	3.42%	11.28%	48.04%



Test set	Coppia	Rete	EER	BPCER ₁₀₀	BPCER ₁₀₀₀	
MorphDB	Criminale	ArcFace	0.64%	0.53%	2.91%	
		Fusione media	0.52%	0.00%	1.85%	
		Siamese	0.00%	0.00%	0.00%	
	Complice	ArcFace	12.33%	92.86%	99.47%	
		Fusione media	2.51%	5.03%	7.01%	
		Siamese	1.42%	1.85%	4.50%	
		ArcFace	8.20%	72.88%	99.47%	
		Entrambi	Fusione media	1.85%	2.51%	7.01%
			Siamese	1.06%	1.32%	4.50%
	LondonDB	Criminale	ArcFace	0.46%	0.00%	1.96%
			Fusione media	0.09%	0.00%	7.84%
			Siamese	0.14%	0.00%	5.88%
Complice		ArcFace	1.95%	2.94%	7.84%	
		Fusione media	0.25%	0.00%	22.55%	
		Siamese	0.09%	0.00%	1.96%	
		ArcFace	1.10%	1.96%	5.88%	
		Entrambi	Fusione media	0.17%	0.00%	16.67%
			Siamese	0.12%	0.00%	5.88%



Risultati su immagini Print&Scan

- Lo **scenario più realistico** è quello delle immagini **Print&Scan**
- La **stampa e riacquisizione rimuove informazioni** relative al morphing e ne **aggiunge di non correlate**
- **Risultati inferiori** ma **buoni** considerando che **non viene fatto fine-tuning** su questo tipo di immagini



digitale



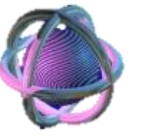
Print&Scan

Tipo immagine	EER	BPCER ₁₀₀	BPCER ₁₀₀₀
Digitale	0.75%	0.50%	7.00%
Print&Scan	11.25%	33.00%	51.50%

S-MAD su MorphDB

Coppia	Tipo immagine	EER	BPCER ₁₀₀	BPCER ₁₀₀₀
Criminale	Digitale	0.00%	0.00%	0.00%
	Print&Scan	3.55%	7.14%	18.65%
Complice	Digitale	1.42%	1.85%	4.50%
	Print&Scan	10.23%	34.52%	38.76%
Entrambi	Digitale	1.06%	1.32%	4.50%
	Print&Scan	7.14%	23.41%	38.76%

D-MAD su MorphDB



- Conclusioni:
 - I metodi proposti sono stati testati in modalità **cross-dataset** su **due dataset di test molto differenti**
 - I **risultati** sono **migliori rispetto** a quelli ottenuti con **tecniche** presenti nello **stato dell'arte**
 - La **problematica** più evidente è la **scarsa quantità di dati** su cui è stato effettuato **l'addestramento** e la conseguente **difficoltà a generalizzare** su **sorgenti dati molto diverse**

- Sviluppi futuri:
 - **Test su altri dataset** per verificare le prestazioni
 - **Sottomissione** nei **benchmark ufficiali** (SOTAMD¹ e FRVT-MORPH²)
 - **Studio più approfondito** dello scenario **Print&Scan**

1. <https://biolab.csr.unibo.it/fvcongoing/UI/Form/IJCB2020MAD.aspx>

2. https://pages.nist.gov/frvt/html/frvt_morph.html

Riconoscimento di volti morphed: un approccio basato su Deep Learning

Grazie per l'attenzione

Relatore:

Prof. Matteo Ferrara

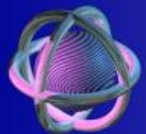
Co-relatore:

Dott. Guido Borghi

Presentata da:

Emanuele Pancisi

Università di Bologna – Campus di Cesena, Italia



Biometric System Laboratory
DISI - University of Bologna

