

Prof.:

Michele Nappi

Dott.ssa:

Lucia Cascone

Anno Accademico 2022/2023

Presentazione di:

Alessandro Aquino, Alberto Montefusco, Simone Tartaglia

### CONTENUTI

INTRODUZIONE

Problema: Morph Attacks

03

**IMPLEMENTAZIONE** 

Feature Extraction e Classificazione

05

WORKFLOW

Detection di MA

04

ANALISI DEI RISULTATI

Grafici e Conclusioni





# O I INTRODUZIONE

Sistemi di riconoscimento facciale e Morph Attacks



### INTRODUZIONE

L'utilizzo di sistemi di riconoscimento facciale volti alla tutela della sicurezza sta prendendo sempre più piede

Tuttavia, questo implica anche una maggior esposizione ad attacchi da parte di utenti malintenzionati



### TIPOLOGIE DI ATTACCHI

#### **FALSIFICAZIONE**

Utilizzo di dati biometrici falsi per ingannare il sistema

#### **ALTERAZIONE**

Modifica di dati biometrici già acquisiti.

#### **SPOOFING**

Creazione di imitazioni dei tratti biometrici.





### CASO DI STUDIO: MORPH ATTACKS

Un Morph Attack (MA) è un tipo di attacco che consente di associare un unico volto a più persone

Molteplici persone potrebbero identificarsi utilizzando lo stesso documento!

### ESEMPIO DI MORPH ATTACK





### **SOLUZIONE: MORPH ATTACK DETECTOR**

Un Morph Attack Detector (MAD) è un sistema in grado di rilevare automaticamente attacchi di Morphing

Sfruttando il ML, un MAD può distinguere automaticamente immagini reali da immagini "morphed"





### **OBIETTIVI**

#### Combinazione migliore tra:

- Paper vs AoM
- Approccio Geometrico vs AoM
- Approccio Geometrico vs AoM vs Approccio Geometrico & AoM





## O2 WORKFLOW

Sviluppo e utilizzo di Attack on Morphing





## O3 IMPLEMENTAZIONE

MixNet-s, Feature Extraction e Classificazione



### **MODELLO MIXNET-S**

Unisce molteplici kernel, ognuno di dimensioni differenti, in un'unica operazione convoluzionale, così da ottenere facilmente diversi tipi di pattern dalle immagini ricevute in input





### FEATURE EXTRACTION

Estrarre le caratteristiche più rilevanti con lo scopo di effettuare un'analisi dettagliata e capire in quali punti il modello pone maggiormente la sua attenzione



# PRE-PROCESSING: PCA





#### CODE

pca = PCA(n\_components='mle', copy=True)
pca\_values = pca.fit\_transform(x)

Permette di individuare le caratteristiche più informative dei dati e scartare quelle che contribuiscono meno alla varianza complessiva

Questo permette di ottenere una rappresentazione ridotta dei dati che preservano la maggior parte delle informazioni importanti

### CLASSIFICATORI



#### **DECISION TREE**

model = DecisionTree() model.fit(pca\_values , y)



#### **GAUSSIANNB**

model = GaussianNB()
model.fit(pca\_values , y





#### RANDOM FOREST

model = RandomForest()
model.fit(pca\_values , y)





#### **BPCER**

Tasso di errore di classificazione delle presentazioni bonafide

. .

Indica la percentuale di casi in cui il sistema riconosce erroneamente una presentazione bonafide come un attacco



#### **APCER**

Tasso di errore di classificazione delle presentazioni attacco

. .

Indica la percentuale di casi in cui il sistema riconosce erroneamente una presentazione di attacco come bonafide



#### **BPCER (%) APCER =**

Calcolo dell'APCER in relazione ad una soglia fissata del BPCER

. .

```
1. BPCER = 0.10 %
```



#### **EER**

Punto di equilibrio in cui il tasso di FAR e il FRR sono uguali •

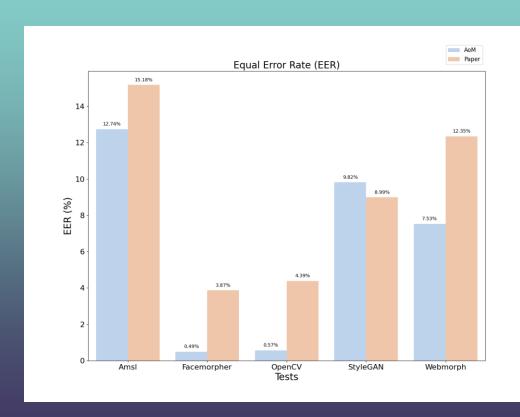
Abbiamo calcolato una ROC curve per rappresentare la relazione tra il FAR e il FRR al variare di una soglia di decisione



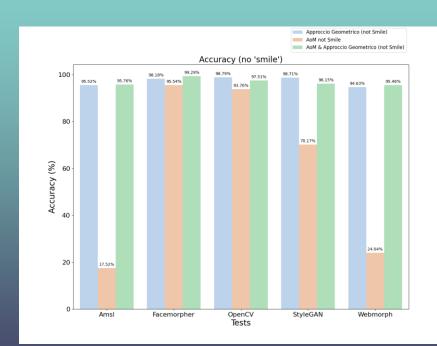
# O4 ANALISI DEI RISULTATI

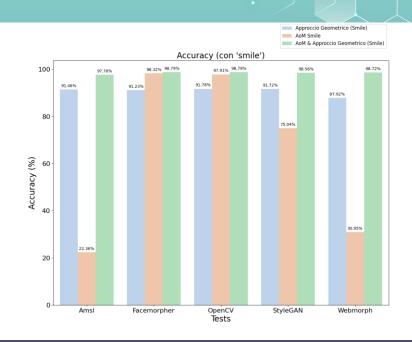
Grafici e Conclusioni

### **AoM vs PAPER**



### **ACCURACY**





### MATRICI DI CONFUSIONE - AoM

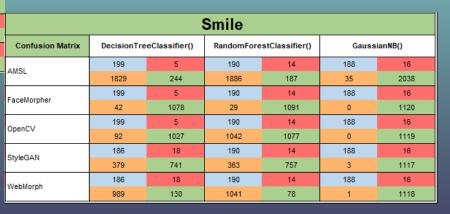
Not Smile						
Confusion Matrix	DecisionTreeClassifier()		RandomForestClassifier()		GaussianNB()	
AMSL	96	6	100	2	102	0
	1973	202	2102	73	1878	297
FaceMorpher	96	6	100	2	102	0
	97	1125	59	1163	59	1163
OpenCV	96	6	100	2	102	0
	163	1066	124	1105	83	1146
StyleGAN	96	6	100	2	102	0
	478	744	527	695	395	827
WebMorph	96	6	102	0	102	0
	1099	122	1193	28	1005	216



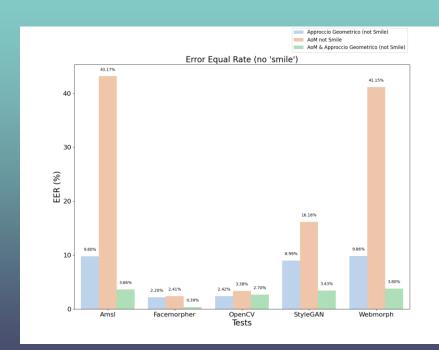
Smile							
Confusion Matrix	DecisionTreeClassifier()		RandomForestClassifier()		GaussianNB()		
AMSL	195	9	204	0	204	0	
	1968	207	2107	68	1847	328	
FaceMorpher	195	9	204	0	204	0	
	77	1145	45	1177	24	1198	
OpenCV	195	9	204	0	204	0	
	129	1100	100	1129	30	1199	
StyleGAN	195	9	198	6	204	0	
	481	741	532	690	356	866	
WebMorph	195	9	204	0	204	0	
	1097	124	1194	27	984	237	

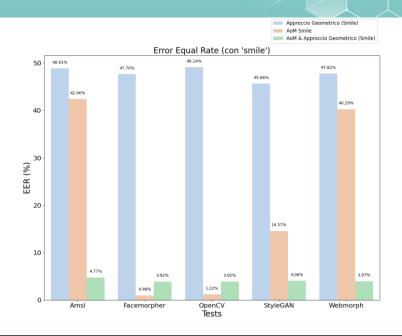
### MATRICI DI CONFUSIONE - AoM & AP

Not Smile							
Confusion Matrix	DecisionTreeClassifier()		RandomForestClassifier()		GaussianNB()		
AMSL	94	8	96	6	99	3	
	892	138	925	105	45	985	
FaceMorpher	98	4	102	0	99	3	
	25	1005	8	1022	14	1200	
OpenCV	98	4	102	0	99	3	
	84	946	41	989	30	1191	
StyleGAN	94	8	96	6	99	3	
	420	802	400	822	48	1174	
WebMorph	94	8	96	6	99	3	
	1062	159	1135	86	57	1164	

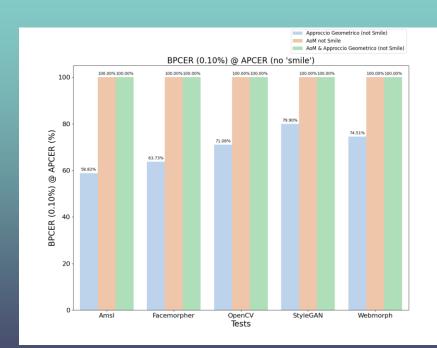


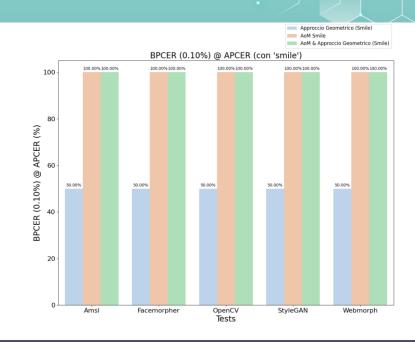
### **EQUAL ERROR RATE (EER)**



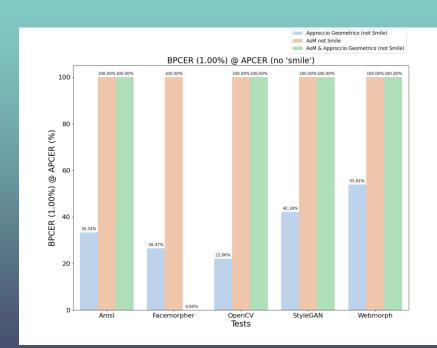


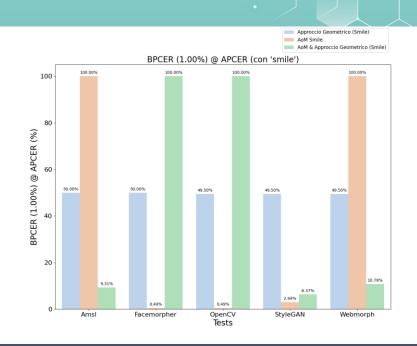
### **BPCER (0.10 %)** @ **APCER =**



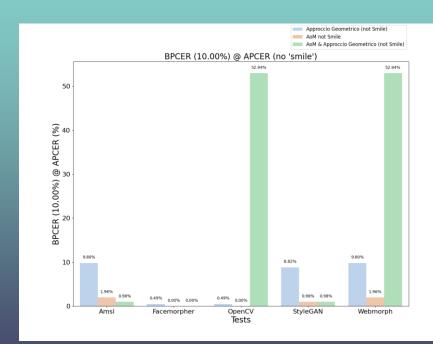


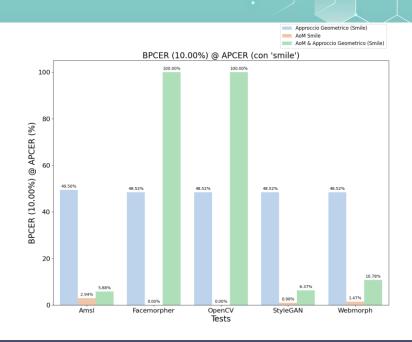
### **BPCER (1.00 %)** @ **APCER =**



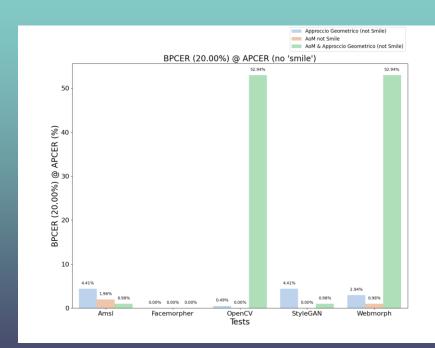


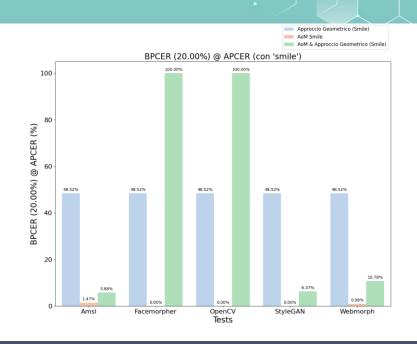
### BPCER (10.00 %) @ APCER =





### BPCER (20.00 %) @ APCER =







# 05

Conclusioni e Implementazioni Future

### Conclusioni



Il pre-prossessing ha migliorato la classificazione



Il merge in media ha portato dei miglioramenti al nostro AoM.



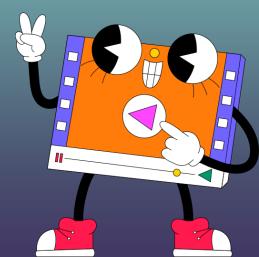
Approccio geometrico migliorato nel riconoscimento dei sorrisi.



### **Sviluppo futuro**

Utilizzare un dataset contenente video per considerare ulteriori caratteristiche dovute al movimento





# GRAZIE!

Alessandro Aquino Alberto Montefusco Simone Tartaglia



