

Age Detection

Laurea Magistrale in Scienze e Ingegneria Informatica AA2019/2020
Teorie e Tecniche del Riconoscimento

Giovanni Bagolin - VR445681

Andrei Tsoi - VR446397

Sommario—Il progetto di Age Detection si occupa di stimare l'età di un individuo attribuendola ad una fascia ben definita.

Il progetto è sviluppato su più livelli dove ognuno dei quali si occupa di fasce d'età differenti:

- **Binary Age Detection:** il classificatore permette di distinguere solamente due fasce d'età, utilizzato per verificare se un individuo può essere categorizzato come giovane o come anziano.
- **Ternary Age Detection:** il classificatore permette di distinguere tre fasce d'età, rispettivamente giovane, adulto e anziano.
- **Multiclass Age Detection:** il classificatore permette di distinguere molteplici fasce d'età che vanno da decade in decade, tuttavia questo tipo di classificatore non è stato implementato correttamente in quanto necessita di analisi biometriche avanzate.

I. MOTIVATION AND RATIONALE

L'age detection degli individui è utile in molteplici campi che vanno dall'analisi demografica della popolazione alla distinzione di interessi di varie fasce d'età nelle loro abitudini quotidiane.

L'analisi demografica della popolazione permette di stimare l'età media di uno stato, regione o città. Grazie all'analisi demografica si ottengono informazioni sulla struttura di una popolazione: suddividendo la popolazione in fasce d'età, in base alle proporzioni tra queste fasce la struttura della popolazione può essere descritta come progressiva (maggioranza di popolazione giovane), regressiva (maggioranza di popolazione anziana) o stazionaria (equivalenza tra popolazioni giovane e anziane).

Un'altro campo in cui l'age detection può essere utile è stimare le abitudini degli individui di un gruppo sociale. L'affluenza di una certa categoria di persone in dato luogo (come un negozio, centro commerciale) o evento (come feste, raduni, fiere) può descrivere gli interessi di ogni fascia d'età. Questa analisi può successivamente tornare utile per

fini economici e sociali come per esempio pubblicità mirate, organizzazione di eventi in determinati modi per attrarre determinate fasce d'età, vendita di oggetti mirati a fasce d'età (videogiochi, accessori auto, vestiti ecc..).

II. OBJECTIVES

Gli obiettivi si concentrano nella progettazione e modellazione di uno strumento che possa distinguere individui sulla base della loro età. Andando nel dettaglio gli obiettivi di un Binary Age Detection si concentrano nell'individuazione e separazione delle feature che possano aiutare a discriminare un giovane da un anziano, tale obiettivo è il più semplice da raggiungere ed anche il più preciso nell'esecuzione del discriminatore (come si vedrà nelle sezioni successive) in quanto le features sono meglio separabili.

Più complicato è il raggiungimento degli obiettivi di un Ternary Age Detection: a differenza del classificatore binario, in quello ternario si devono individuare features che possano distinguere tre tipologie di persone (giovani, adulte ed anziane), pertanto molte features possono essere in comune, rendendo più complicata e meno efficiente la discriminazione tra fasce d'età.

Il Multiclass Age Detection risulta essere in assoluto il più complicato da realizzare: gli obiettivi di un classificatore di questo tipo sono quelli di distinguere fasce d'età vicine tra loro (ad esempio distinguere un trentenne da un quarantenne). Tale obiettivi sono difficili da ottenere in quanto le feature discriminatorie sono sempre meno così come la dimensione del dataset utilizzato per il training.

III. METHODOLOGY

A. Dataset

Il dataset è strutturato in sette classi, dove ogni classe rappresenta una fascia d'età contenente 974 immagini:

- Classe 0: Rappresenta i bambini dai 2 ai 9 anni.
- Classe 1: Rappresenta i ragazzi dai 10 ai 19 anni.
- Classe 2: Rappresenta gli adulti dai 20 ai 29 anni.
- Classe 3: Rappresenta gli adulti dai 30 ai 39 anni.
- Classe 4: Rappresenta gli adulti dai 40 ai 49 anni.
- Classe 5: Rappresenta gli adulti dai 50 ai 59 anni.
- Classe 6: Rappresenta gli anziani dai 60 in poi.

Per avere la massima rappresentatività di ogni dato, attraverso un algoritmo di face-detection, si è estratta la faccia, di conseguenza si è ridotto al minimo il rumore (come lo sfondo e le altre componenti del corpo) che avrebbe influenzato in negativo la classificazione. Ogni dato appartenente al dataset rappresenta esclusivamente una faccia.

Per il Binary Age Detection, si è scelto di utilizzare la classe 6 per gli anziani in confronto ad una qualsiasi delle altre classi.

Nel caso del classificatore ternario, le classi utilizzate sono: la classe 0 per rappresentare i giovani, la classe 3 per gli adulti, e la classe 6 per gli anziani. Tali classi sono state scelte in quanto riescono a distanziarsi il più possibile in termini di features, l'una dall'altra, potendo aver quindi una classificazione più precisa e di conseguenza migliore.

Il Multiclass Age Detection è stato implementato in due versioni. Nella prima versione sono state utilizzate quattro classi partizionate in modo opportuno:

- Classe 0: la classe rimane invariata, rappresenta i bambini.
- Classe 1: è composta dalla metà più vecchia della classe 2 più la metà più giovane della classe 3, rappresenta i giovani adulti.
- Classe 2: contiene la metà più vecchia della classe 4 più la metà più giovane della classe 5, rappresenta gli adulti

- Classe 3: la classe rimane invariata, rappresenta gli anziani.

La seconda versione utilizza tutte le classi del dataset, nella quale si otterrebbe un Age Detection ideale, ovvero che possa rilevare il più basso range d'età al quale una persona può appartenere. Tuttavia, i risultati ottenuti con quest'ultimo, non rispecchiano questa idea.

B. Suddivisione Dataset in Training Set e Testing Set

Un classificatore necessita di una fase di addestramento, la quale deve essere fatta su di un'ampia quantità di dati, il training set. Avendo quindi una quantità limitata di dati, occorre partizionare il dataset in maniera opportuna. Tale partizionamento è rappresentato dal 90% del dataset come training set, e il restante 10% come testing. Questi valori si possono modificare dando maggiore priorità al testing, ma penalizzando la fase di training, e quindi penalizzando l'accuratezza totale del classificatore.

C. Analisi e Ridimensionalità delle Features

I vari classificatori utilizzano varie versioni del dataset, con opportune ridimensionalità delle features.

Tali ridimensionalità sono necessarie per incrementare le performance dei classificatori. Le tecniche di ridimensionalità utilizzate sono:

- Nessuna ridimensionalità: al classificatore viene passato il dataset, dove ogni dato ha una dimensionalità di 40.000 features (il dato è un'immagine 200x200 in scala di grigi).
- Principal Components Analysis: il dataset viene ridimensionato sulla base delle sue componenti principali, la quantità di tali componenti viene arbitrariamente assegnata. Si fa notare che vi è un cambiamento in termini di ordini di grandezze rispetto alla dimensionalità originale.
- Features Extractor: il dataset viene ridimensionato utilizzando l'estrattore delle features fornito in laboratorio. Tale estrattore si basa su una rete neurale, quindi l'estrazione risulterà essere lenta, ottenendo un guadagno prestazionale solamente durante la fase di addestramento e di classificazione. Questo

estrattore, restituisce 2048 features per ogni immagine.

D. Tecniche di classificazione

Per il problema di classificazione binaria, inizialmente, si è pensato di utilizzare un classificatore di Bayes, ma le features che rappresentano giovani e anziani non sono risultate linearmente separabili anche riducendo la dimensionalità delle features. Pertanto, l'approccio al problema è stato cambiato, provando altri classificatori come Support Vector Machine e K-Nearest-Neighbor.

Il classificatore Support Vector Machine risulta essere ideale per questa tipologia di problemi, in quanto è in grado di separare le features (anche non linearmente separabili), mappandole in altri spazi attraverso opportuni kernel. In aggiunta vengono utilizzate delle variabili slack, che insieme ad un parametro di costo C , consentono di oltrepassare l'iperpiano di separazione andando ad esplorare ulteriori features eventualmente, migliorando la classificazione.

Un altro classificatore utilizzato è il K-Nearest-Neighbor, tuttavia, risulta essere meno preciso rispetto al Support Vector Machine.

Tale carenza di precisione è derivata dal fatto che il K-Nearest-Neighbor non mappa le features in altri spazi, ma per ogni feature appartenente ai dati di test ne analizza solamente l'intorno (composto da K features di addestramento vicine alla feature di test analizzata). Il risultato dell'analisi permette di classificare la feature, in base alla classe che si presenta più frequentemente nell'intorno.

IV. EXPERIMENTS AND RESULTS

A. Binary Age Detection - SVM

Per quanto riguarda l'utilizzo del classificatore SVM, l'esperimento prende in considerazione la distinzione tra gli anziani (Classe 6) e i bambini (Classe 0). Sono state realizzate tre versioni, rispettivamente:

- Classificatore con dati senza nessuna ridimensionalità: al classificatore viene passato il dato senza alcuna modifica, risultando in una classificazione lenta ma con dei discreti risultati. In tabella I vi sono rappresentati i risultati del classificatore SVM al variare del numero di iterazioni. In tabella II sono presenti i risultati del classificatore SVM al variare del kernel.

Tabella I
ACCURATEZZA, RECALL E PRECISIONE AL VARIARE DEL
NUMERO DI ITERAZIONI

# Iterazioni	1	10	100	1.000
Accuratezza	65.13%	63.08%	78.97%	90.77%
Recall Bambini	80%	78%	66%	90%
Recall Anziani	51%	48%	92%	92%
Precision Bambini	62%	60%	89%	92%
Precision Anziani	71%	68%	73%	90%

Tabella II
ACCURATEZZA AL VARIARE DEL KERNEL ADDOTTATO

Kernel	Linear	Poly	RBF	Sigmoid
Accuratezza	93.85%	94.36%	90.77%	49.74%

- Classificatore con dati ridimensionati con PCA: I dati passati al classificatore, vengono ridimensionati utilizzando la tecnica di analisi delle componenti principali. Questo metodo consente di ottenere una classificazione più veloce, e anche più affidabile di fatti, risulta essere il migliore tra quelli testati. Il numero di componenti che si è deciso di estrarre è 1000, in quanto fornisce i migliori risultati. In tabella III vi sono rappresentati i risultati del classificatore SVM al variare del numero di iterazioni. In tabella IV sono presenti i risultati del classificatore SVM al variare del kernel.

Tabella III
ACCURATEZZA, RECALL E PRECISIONE AL VARIARE DEL
NUMERO DI ITERAZIONI

# Iterazioni	1	10	100	1.000
Accuratezza	62.05%	59.49%	83.08%	92.31%
Recall Bambini	79%	76%	71%	89%
Recall Anziani	45%	43%	95%	91%
Precision Bambini	59%	57%	93%	91%
Precision Anziani	68%	64%	77%	89%

Tabella IV
ACCURATEZZA AL VARIARE DEL KERNEL ADDOTTATO

Kernel	Linear	Poly	RBF	Sigmoid
Accuratezza	93.85%	85.13%	92.31%	69.74%

- Classificatore ridimensionato con Feature Extractor con rete neurale: La rete neurale risulta essere estremamente lenta nell'estrazione delle features. Questo potrebbe essere derivato dal fatto che ogni dato passato come input alla

rete neurale ha 120.000 features (immagini a colori di dimensioni 200x200). Il classificatore nonostante il ridimensionamento risulta il peggiore tra quelli testati, seppur non di molto. In tabella V vi sono rappresentati i risultati del classificatore SVM al variare del numero di iterazioni. In tabella VI sono presenti i risultati del classificatore SVM al variare del kernel.

Tabella V
ACCURATEZZA, RECALL E PRECISIONE AL VARIARE DEL
NUMERO DI ITERAZIONI

# Iterazioni	1	10	100	1.000
Accuratezza	58.97%	72.82%	81.03%	89.23%
Recall Bambini	72%	59%	68%	84%
Recall Anziani	45%	87%	94%	95%
Precision Bambini	57%	82%	92%	94%
Precision Anziani	62%	68%	75%	85%

Tabella VI
ACCURATEZZA AL VARIARE DEL KERNEL ADDOTTATO

Kernel	Linear	Poly	RBF	Sigmoid
Accuratezza	89.23%	88.72%	89.23%	49.74%

I dati mostrati sopra, fanno riferimento al confronto tra bambini e anziani. Per il confronto fra tutte le possibili classi, fare riferimento alla tabella VII.

Tale tabella mette in evidenza la capacità e l'efficacia del classificatore Binary Age Detector nel distinguere due classi d'età, qualunque esse siano.

Tabella VII
ACCURATEZZA NELLA DISTINZIONE TRA TUTTE LE POSSIBILI
CLASSI CON UN BINARY AGE DETECTION SVM 1000 ITERAZIONI.

Classi	0	1	2	3	4	5	6
0	-	71.28%	84.10%	83.08%	86.67%	87.18%	90.77%
1	-	-	68.21%	68.21%	73.85%	73.33%	83.59%
2	-	-	-	58.46%	65.13%	81.03%	87.18%
3	-	-	-	-	58.46%	79.49%	90.77%
4	-	-	-	-	-	69.74%	84.62%
5	-	-	-	-	-	-	73.85%

Si può notare che all'aumentare del range d'età, l'accuratezza aumenta altrettanto. Le classi con i migliori risultati verranno poi utilizzate per addestrare il classificatore ternario.

B. Binary Age Detection - KNN

Per quanto riguarda l'utilizzo del classificatore KNN, sono state realizzate le stesse tre versioni

del classificatore SVM, tuttavia i risultati sono decisamente peggiori e poco affidabili in quanto bastava variare leggermente il training o il dataset per ottenere dei risultati che variano di diverse unità in percentuale. Tale comportamento è dovuto al fatto che il KNN non è il miglior classificatore per risolvere questo problema, le features da esso classificate fanno riferimento solo agli intorni. Evidentemente questi intorni non sono abbastanza affidabili per discriminare l'età di un individuo. Di seguito i risultati ottenuti:

- Classificatore con dati senza nessuna ridimensionalità: in tabella VIII viene riportata l'accuratezza del classificatore al variare dei vicini.

Tabella VIII
ACCURATEZZA AL VARIARE DEL NUMERO DI VICINI

# Vicini	1	3	7	10	70	100
Accuratezza	71%	72.30%	75.89%	80%	73%	67.69%

- Classificatore con dati ridimensionati con PCA: in tabella IX viene riportata l'accuratezza del classificatore al variare dei vicini.

Tabella IX
ACCURATEZZA AL VARIARE DEL NUMERO DI VICINI

# Vicini	1	3	7	10	70	100
Accuratezza	77.94%	81.02%	78.97%	79.49%	73.84%	70.25%

- Classificatore ridimensionato con Feature Extractor con rete neurale. L'estrattore di features fornito in laboratorio, risulta essere il migliore. Infatti, esso risulta estrarre features adatte ad una classificazione KNN. In tabella X viene riportata l'accuratezza del classificatore al variare dei vicini.

Tabella X
ACCURATEZZA AL VARIARE DEL NUMERO DI VICINI

# Vicini	1	3	7	10	70	100
Accuratezza	74.87%	82.05%	86.15%	81.53%	88.20%	88.71%

In tabella XI sono riportati i dati dei classificatori KNN con i migliori parametri impostati.

Tabella XI

ACCURATEZZA, RECALL E PRECISIONE DELLE VARIE TIPOLOGIE DI CLASSIFICATORI KNN CON IL MIGLIOR NUMERO DI VICINI

Tipo Classificatore	Nessun ridimensionamento	PCA	Feature Extraction
Accuratezza	80%	79.49%	89.23%
Recall Bambini	66%	65%	88%
Recall Anziani	94%	94%	91%
Precision Bambini	92%	91%	91%
Precision Anziani	73%	73%	88%

C. Ternary Age Detection - SVM

Il classificatore Ternary Age Detection utilizza SVM in quanto tale classificazione è risultata la migliore per il problema in questione. Il classificatore lavora su tre classi: bambini (classe 0), adulti (classe 3) e anziani (classe 6).

Sono state realizzate due versioni, una con ridimensionamento delle features con PCA ed una con ridimensionamento tramite l'estrattore delle feature fornito in laboratorio, rispettivamente:

- Classificatore con dati ridimensionati utilizzando PCA: utilizzando il kernel RBF, il quale risulta essere il migliore, si è ottenuta un'accuratezza dell'84.30%. Per accuratezza, recall e precisione fare riferimento alla tabella XII.

Tabella XII

ACCURATEZZA, RECALL E PRECISIONE AL VARIARE DEL NUMERO DI ITERAZIONI

# Iterazioni	1	10	100	1.000
Accuratezza	33.45%	36.18%	63.14%	84.30%
Recall Giovani	58%	62%	68%	87%
Recall Adulti	19%	24%	37%	80%
Recall Anziani	23%	22%	85%	87%
Precision Giovani	35%	35%	58%	85%
Precision Adulti	20%	26%	75%	81%
Precision Anziani	61%	72%	63%	87%

In tabella XIII, è rappresentata l'accuratezza del classificatore ternario al variare del kernel utilizzando il classificatore SVM.

Tabella XIII

ACCURATEZZA AL VARIARE DEL KERNEL ADDOTTATO

Kernel	Linear	Poly	RBF	Sigmoid
Accuratezza	73.38%	78.50%	84.30%	50.17%

- Classificatore con dati ridimensionati utilizzando Feature Extractor. Tale classificatore è un po' meno preciso rispetto al classificatore ternario con PCA, rispecchiando il comportamen-

to del classificatore binario SVM. Infatti, anche in quel caso il classificatore che utilizza PCA risulta migliore rispetto al Feature Extractor. In tabella XIV è rappresentata accuratezza, recall e precisione al variare del numero di iterazioni SVM.

Tabella XIV

ACCURATEZZA, RECALL E PRECISIONE AL VARIARE DEL NUMERO DI ITERAZIONI

# Iterazioni	1	10	100	1.000
Accuratezza	40.61%	53.58%	68.26%	80.20%
Recall Giovani	62%	64%	65%	80%
Recall Adulti	24%	53%	72%	79%
Recall Anziani	35%	43%	67%	82%
Precision Giovani	35%	49%	65%	78%
Precision Adulti	45%	51%	62%	77%
Precision Anziani	52%	68%	81%	86%

In tabella XV, è rappresentata l'accuratezza del classificatore ternario al variare del kernel utilizzando il classificatore SVM.

Tabella XV

ACCURATEZZA AL VARIARE DEL KERNEL ADDOTTATO

Kernel	Linear	Poly	RBF	Sigmoid
Accuratezza	79.52%	79.52%	80.20%	33.11%

D. Four Class Age Detection - SVM

L'approccio adottato per il problema in esame è stato ridimensionare i dati utilizzando il Feature Extraction. Tale classificatore è in grado di classificare bene gli estremi dei range d'età (ovvero i bambini e gli anziani), ma fatica a distinguere i range d'età di mezzo (ovvero i giovani adulti e gli adulti), facendo quindi calare l'accuratezza della classificazione. In tabella XVI è presente l'accuratezza al variare del numero di iterazioni. Recall e precisione sono state omesse in quanto il risultato non è soddisfacente.

Tabella XVI

ACCURATEZZA AL VARIARE DEL NUMERO DI ITERAZIONI

# Iterazioni	1	10	100	1.000
Accuratezza	35.13%	42.82%	53.33%	67.69%

In tabella XVII è presente l'accuratezza al variare del kernel.

Tabella XVII
ACCURATEZZA AL VARIARE DEL KERNEL ADDOTTATO

Kernel	Linear	Poly	RBF	Sigmoid
Accuratezza	64.87%	62.82%	67.69%	24.87%

E. Multiclass Class Age Detection - SVM

L'approccio adottato per il problema in esame è stato ridimensionare i dati utilizzando il Feature Extraction. L'accuratezza risultante è del 41.79% adottando i migliori criteri di classificazione finora ottenuti. Il classificatore riesce a distinguere con risultati accettabili solo i bambini e gli anziani. Tale scarso risultato è dovuto alla mancanza di features che possano distinguere fasce d'età così vicine tra loro. Probabilmente con un dataset sufficientemente ampio i risultati sarebbero stati migliori. Tuttavia, per avere un risultato ottimale, è necessario applicare complesse analisi biometriche.

V. CONCLUSIONS

Avendo analizzato diverse varianti del problema di distinzione di età sono emerse importanti osservazioni:

- Il classificatore binario funziona al meglio quando il range che separa le fasce d'età è il più ampio possibile (accuratezza sopra al 90% per distinguere bambini da anziani). L'accuratezza cala al calare del range, gli individui con una differenza d'età bassa sono difficili da classificare.
- Il classificatore SVM è in grado di classificare ottenendo un'accuratezza maggiore e più affidabile rispetto al classificatore KNN.
- Il classificatore ternario è il miglior compromesso tra accuratezza e il numero di classi alle quali si vuole assegnare la fascia d'età ad un individuo. A rafforzare la capacità di classificazione del classificatore ternario è un test dove sono state prese casualmente 3 foto di persone da internet (un bambino, una donna e un anziano) e sono state classificate correttamente.
- Il Four-Class Age Detector non svolge il suo compito in maniera ottimale in quanto, come esplicitato sopra, ha difficoltà a distinguere individui con bassa differenza d'età. Tale difficoltà si può osservare nella matrice di confusione riportata in appendice.

- Per gli stessi motivi di sopra il multi-class risulta essere ancora meno utilizzabile rispetto agli altri. La quantità di classi è troppa rispetto alla capacità di questi tipi di classificatore di classificare in maniera corretta.

APPENDICE

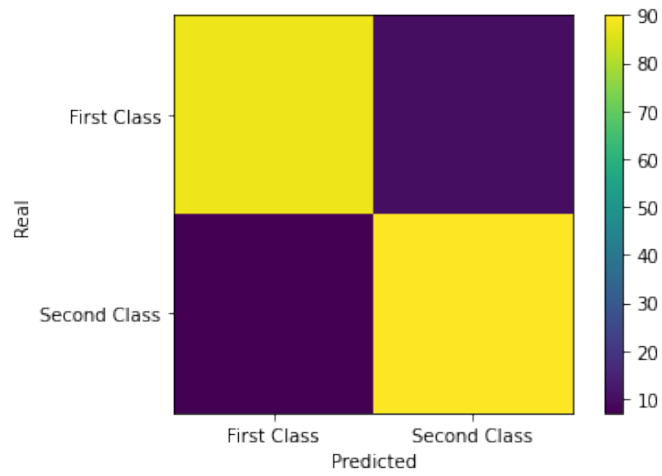


Figura 1. Matrice di confusione Binary Age Detector SVM-PCA

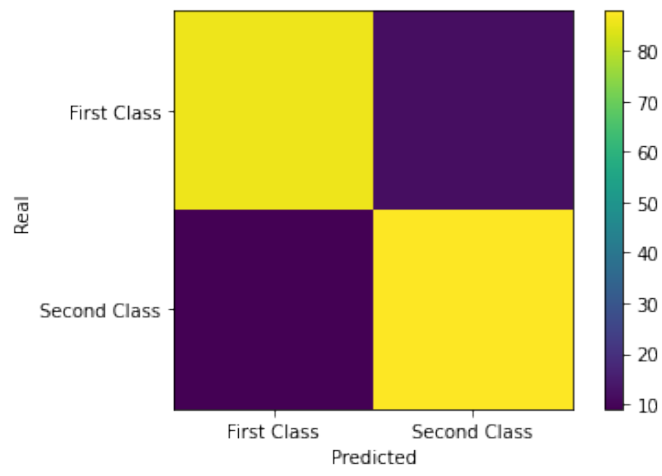


Figura 2. Matrice di confusione Binary Age Detector KNN-Feature Extractor

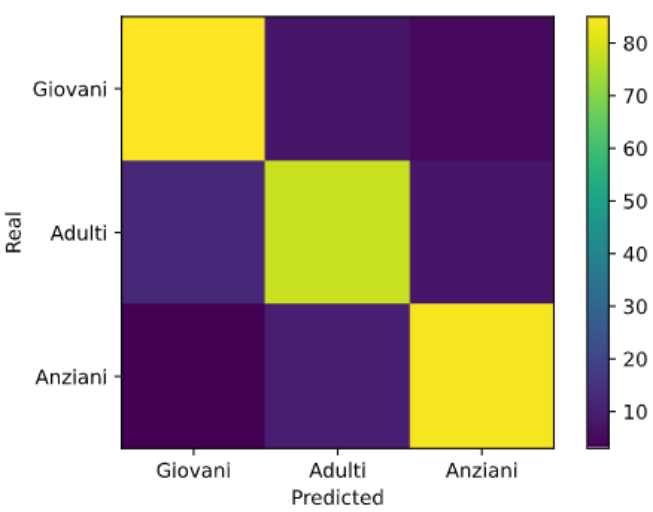


Figura 3. Matrice di confusione Ternary Age Detector SVM-PCA

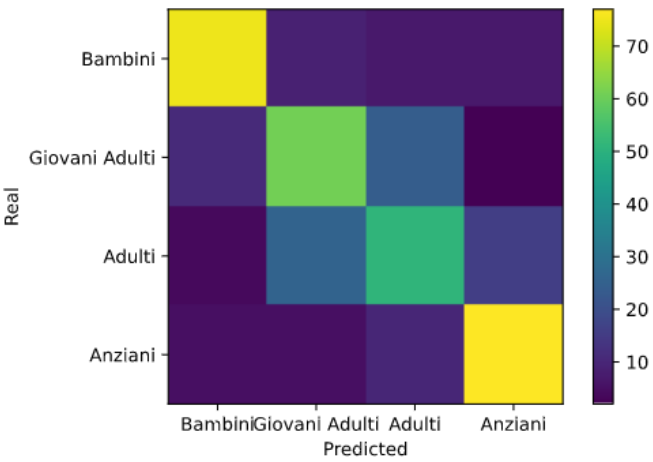


Figura 4. Matrice di confusione Four Class Age Detector SVM-Feature Extractor

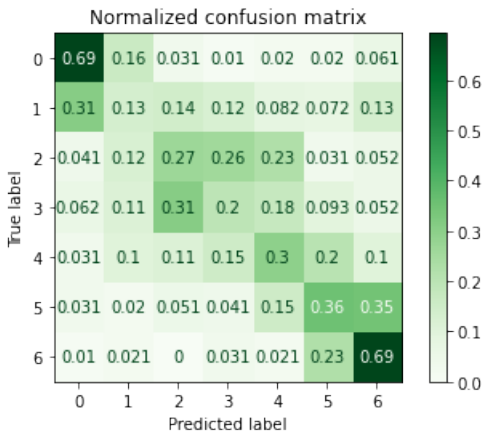


Figura 5. Matrice di confusione Multi Class Age Detector SVM-Feature Extractor

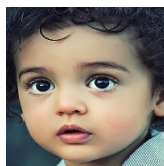


Figura 6. Immagine usata nel classificatore ternario di un bambino.

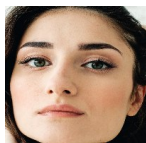


Figura 7. Immagine usata nel classificatore ternario di un'adulta.

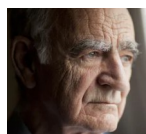


Figura 8. Immagine usata nel classificatore ternario di un anziano.