

UNIVERSITÀ POLITECNICA DELLE MARCHE

FACOLTÀ DI INGEGNERIA

CORSO DI LAUREA IN INGEGNERIA INFORMATICA

E DELL'AUTOMAZIONE



**Implementazione di un algoritmo di
identificazione della persona
che utilizza frame di profondità**

*Implementation of a depth-based human
identification algorithm*

RELATORE:

Prof. Ennio Gambi

CORRELATORI:

Prof.ssa Susanna Spinsante

Ing. Enea Cippitelli

TESI DI LAUREA DI:

Ilario Pierbattista

ANNO ACCADEMICO 2014/2015

Indice

1	Introduzione	1
1.1	Human Sensing	1
1.1.1	Stato dell'Arte	1
1.2	Panoramica Generale	2
1.2.1	Introduzione al lavoro di Zhu e Wong	2
1.2.2	Configurazione dell'Hardware	2
1.2.3	<i>Head and Shoulders Profile</i>	3
1.2.4	Flusso di Lavoro	4
2	Haar-Like Features	6
2.1	Definizione	6
2.1.1	Richiamo: cosa è una feature (caratteristica)	6
2.1.2	Wavelet di Haar	6
2.1.3	Formula di Calcolo Canonica	7
2.1.4	Cosa mette in evidenza la feature di Haar	7
2.1.5	Formula di calcolo invariante ai resize	8
2.1.6	Vantaggi	8
2.2	Immagine Integrale	9
2.2.1	Definizione rigorosa dell'immagine integrale	9
2.2.2	Complessità computazionale generale	9
2.3	Decision Stump	10
2.3.1	Definizione di Albero Decisionale	10
2.3.2	Definizione di Decision Stump	10
3	L'Algoritmo di Allenamento: Adaboost	12
3.1	<i>Ensamble Supervised Learning</i>	12
3.1.1	Apprendimento Supervisionato	12
3.1.2	<i>Adaptive Boosting</i>	15
3.2	Dataset di Allenamento	16
3.2.1	Categorie di Classificatori	16
3.2.2	Preparazione dei Dataset	17
3.2.3	Preprocessing	18
3.3	Procedura di Allenamento	19
3.3.1	Notazione	19
3.3.2	Definizione dei Weak Learner	20
3.3.3	Procedura di Estrazione dello <i>Strong Learner</i>	20

3.4	Selezione del <i>Weak Learner</i> Migliore	22
3.4.1	Pool delle Feature di Haar	22
3.4.2	Procedura di Selezione	22
3.4.3	Valutazione della complessità computazionale	24
4	Validazione e Testing dei Classificatori	25
4.1	Criteri di Valutazione	25
4.1.1	Modalità di Test	26
4.1.2	Misure per Valutare le Prestazioni	27
4.2	Massimizzazione all' <i>Accuracy</i>	28
4.2.1	Parametri liberi del classificatore	28
4.2.2	Algoritmo di ricerca della soglia e del NWL ottimi	28
4.3	Analisi dei Risultati	30
4.3.1	Soglia del classificatore	30
4.3.2	Numero di Weak Learner	31
4.3.3	Sensitivity, Specificity, Accuracy	32
5	Rilevamento	33
5.1	Tecnica di Rilevamento	33
5.1.1	Detection Window	33
5.1.2	Resize della Detection Window	33
5.1.3	Sliding della Detection Window	33
5.2	Selezione della Finestra Migliore	34
5.3	Confronto con l'Algoritmo G-C	34
6	Conclusioni	35
	Appendici	36
A	Software Sviluppato	37
A.1	Componenti	38
A.1.1	Gestore dei Dataset	38
A.1.2	Allenamento	38
A.1.3	Tuning, Testing, Rilevamento	38
A.2	Tecnologie utilizzate	38
A.2.1	C++ e Matlab	38
A.2.2	Git e Github [Opzionale]	38
A.3	Proposte di miglioramento	38
B	Accenni sul Funzionamento e le Caratteristiche del Sensore del Kinect	39

Capitolo 1

Introduzione

1.1 Human Sensing

L'insieme di tecniche e di soluzioni per il riconoscimento della presenza della persona
5 nello spazio prende il nome *human sensing*.

Vengono utilizzati vari dispositivi di sensoristica per l'acquisizione di informazioni ai fini del riconoscimento. Dall'elaborazione delle informazioni acquisite, i sistemi di human sensing sono in grado di rilevare la presenza e la posizione della persona all'interno dell'ambiente interessato.

10 I contesti applicativi di sistemi di questo genere sono variegati ed in costante espansione. Sistemi per il rilevamento delle persone si adattano perfettamente in contesti di sorveglianza, sia al fine di garantire la sicurezza di un ambiente in termini di rilevamento delle intrusioni, sia al fine di costruire delle soluzioni di monitoraggio in ambienti assistivi automatizzati. Dispositivi in grado di localizzare corpi umani sono utilissimi
15 nelle attività *search & rescue*, dove è necessario, in caso di catastrofi o calamità naturali, localizzare nel minor tempo possibile i superstiti in condizioni avverse. Vi sono delle applicazioni anche in ambito economico: soluzioni di *people counting* sono sempre più usate nei processi di *business intelligence* per effettuare analisi di mercato.

Molto spesso, la natura dei sensori utilizzati per le acquisizioni, fanno in modo che
20 i problemi di human sensing si intersechino con problemi di *computer vision*: l'utilizzo di sensori ad acquisizione visiva comporta l'insorgere di svariati problemi di visione artificiale.

Lo scopo della visione artificiale è quello di riprodurre la vista umana, intesa non come semplice acquisizione di rappresentazione bidimensionale di una regione di spazio,
25 ma mira ad una reale interpretazione del relativo contenuto.

1.1.1 Stato dell'Arte

Il crescente interesse per le soluzioni di human sensing ha dato luogo a numerosi studi e ricerche sull'argomento. Rimanendo nel contesto del rilevamento legato a problemi di computer vision, spiccano i seguenti risultati.

30 **People Tracking and Counting** Papageorgiou et al. [6] nel 1998 proposero una tecnica di riconoscimento e conteggio di pedoni a partire da immagini RGB. Elaborando opportunamente le informazioni raccolte da comuni telecamere, il sistema

era in grado di apprendere a riconoscere il pattern della figura umana analizzando le variazioni di intensità tra le diverse aree delle immagini. Per l'apprendimento utilizzarono una *macchina a vettori di supporto*¹.

Face Recognition Viola e Jones in [9] descrivono quello che è, ad oggi, il framework più robusto di *object recognition*, applicandolo con successo al caso del riconoscimento dei volti. Ancora una volta, si tratta di un sistema allenabile che utilizza l'algoritmo *Adaboost*².

Human Sensing tramite Kinect Anche il dispositivo Kinect, prodotto da Microsoft, costituisce, nel complesso, un valido esempio di sistema di human sensing. La quantità e la qualità dei sensori con cui è equipaggiato, il costo relativamente basso e la disponibilità di *SDK* e toolkit integrabili con ambienti di sviluppo evoluti, stanno accrescendo la popolarità di tale dispositivo al di là delle applicazioni videoludiche. Cresce anche l'interesse per i *serious game*, videogiochi sviluppati con una doppia valenza, quella di assistere e guidare i pazienti in contesti riabilitativi.

1.2 Panoramica Generale

1.2.1 Introduzione al lavoro di Zhu e Wong

Elenco delle tecnologie coinvolte

La sorgente di informazione è il sensore di profondità del Kinect.

Il sistema descritto prevede l'utilizzo di un algoritmo di allenamento per sviluppare i criteri di riconoscimento della persona.

Ciò che viene presentato da Zhu e Wong è un sistema di rilevamento che prende notevolmente in considerazione le soluzioni proposte da Viola e Jones, eccezion fatta, naturalmente, per il dispositivo di acquisizione.

1.2.2 Configurazione dell'Hardware

Sensore utilizzato

Il sensore di profondità del Kinect V2 fornisce una rappresentazione bidimensionale dello spazio sotto forma di immagini. In tali immagini ogni pixel corrisponde il valore in millimetri della distanza dal sensore della superficie dell'oggetto interessato.

Ci si riferirà a tali immagini chiamandole *immagini di profondità*. Il sensore del Kinect, di cui è disponibile una piccola descrizione più dettagliata all'appendice ??, fornisce uno stream di tali immagini ad una frequenza di 30 frame al secondo: è possibile quindi registrare dei *video di profondità*.

Configurazione Top-Down

Il dispositivo Kinect viene montato al soffitto di una stanza e l'ambiente viene ripreso da tale prospettiva. Solitamente l'altezza a cui viene montato è di poco inferiore alla

¹Consultare la sezione 3.1 ed in generale tutto il capitolo 3 ulteriori informazioni al riguardo.

²Per maggiori informazioni consultare [3] ed il capitolo 3.

distanza del soffitto dal pavimento (poco meno di 2m). La linea focale del sensore dovrebbe essere quanto più possibile ortogonale al pavimento della stanza, in modo da ridurre ai minimi termini la presenza di asimmetrie nelle riprese. Tali distanze sono perfettamente compatibili con le specifiche tecniche del dispositivo stesso. Nel caso in cui vi sia la necessità di montare il Kinect a soffitti più alti di 4m, si possono utilizzare delle lenti correttive per aumentare il range di affidabilità del sensore.

Molti sistemi di riconoscimento utilizzano il Kinect in posizione frontale ai soggetti da riconoscere. Di fatti, il dispositivo, concepito per applicazioni videoludiche, è progettato per operare in tale posizione. Tuttavia, la configurazione descritta precedentemente, ha l'enorme vantaggio di eliminare l'occlusione del soggetto: normalmente una persona non può nascondere dietro di sé un'altra persona alla vista del sensore (se non in scomode posizioni), cosa frequentissima invece con i sistemi di rilevamento frontali.

1.2.3 *Head and Shoulders Profile*

L'attività di riconoscimento è un'attività di classificazione

Ciò che bisogna riconoscere è, all'interno di un'immagine di profondità, la figura della persona.

Considerando un altro punto di vista, l'attività di riconoscimento consiste nel discriminare gli oggetti che sono figure di persone, da oggetti che non lo sono.

Si definiscono quindi due classi. Il concetto di classe è molto simile alle *classi di equivalenza* dell'algebra astratta e costituiscono degli insiemi di oggetti che condividono determinate proprietà. Distinguere gli oggetti che rappresentano persone da quelli che non le rappresentano, significa classificare tali oggetti in due classi: le persone e le non persone. Il processo di rilevamento, quindi, si basa sulla determinazione della classe di appartenenza dei vari oggetti: *classificazione*.

La classificazione si basa sulla misurazione di alcune caratteristiche

Gli oggetti di una stessa classe hanno alcune proprietà in comune, ma differiscono per altre. Individuare le caratteristiche - ovvero proprietà osservabili e misurabili di un oggetto - in base alle quali discriminarli nelle due classi non è un problema banale. Si può intuire quanto sia vasto l'insieme delle caratteristiche valutabili nella rappresentazione di un oggetto. Ovviamente la natura della rappresentazione influisce nella scelta delle caratteristiche più rilevanti. Nei capitoli successivi verrà presentato un algoritmo che automatizzerà la selezione delle caratteristiche più rilevanti dell'immagine.

Caratteristiche del profilo HASP in linguaggio naturale

Un'immagine di profondità, per sua natura, rappresenta la realtà attraverso il valore della distanza misurata in ogni punto dello spazio osservato. È naturale, quindi, considerare tali distanze come caratteristiche misurabili dell'oggetto rappresentato.

È utile quindi fornire una descrizione, se non altro in linguaggio naturale, della forma del profilo umano ripreso dall'alto, obiettivo del riconoscimento. Tale descrizione è informale.

1. L'immagine di una persona è caratterizzata da uno *spazio vuoto*³ di fronte ad essa e dietro di essa.
- 110 2. A sinistra della spalla sinistra ed a destra della spalla destra del profilo dall'alto di una persona, sono presenti degli spazi vuoti.
3. Tra la testa e le spalle vi è una differenza di altezza.

1.2.4 Flusso di Lavoro

Definizione dei moduli funzionali

Un modulo software sarà dedicato all'allenamento.

115 Un modulo software sarà dedicato al rilevamento.

Allenamento

Per allenare il sistema è necessario creare un insieme di allenamento, ovvero un insieme i cui elementi sono delle immagini che ritraggono persone e non. In fase di creazione, ogni elemento viene dotato di un'etichetta che identifica la classe di appartenenza reale
120 dell'oggetto.

La componente software che si occupa dell'allenamento del sistema implementa l'algoritmo Adaboost. Quest'ultimo riceve in input l'insieme di allenamento, i cui elementi, dotati della rispettiva classificazione reale, sono alla base della scelta delle caratteristiche migliori per la descrizione delle classi di oggetti.

125 Alla fine della sua esecuzione, Adaboost restituisce come output un classificatore. Nei capitoli successivi si darà una definizione più formale di quello che è un classificatore. Per il momento è sufficiente una definizione intuitiva: un classificatore *classifica* i vari oggetti, ovvero fornisce una *previsione* della relativa classe di appartenenza. La classificazione effettuata da questa componente approssima solamente la classificazione reale. La bontà
130 di tale approssimazione sarà il parametro di valutazione della bontà generale del sistema. Nel caso di Adaboost il classificatore risultante sarà simile ad una collezione di test: il risultato di tali test, eseguiti su di un qualsiasi oggetto, fornirà la previsione della classificazione dell'oggetto stesso.

Rilevamento

135 In questa fase il sistema analizza i frame di profondità delle acquisizioni in ordine sequenziale, alla ricerca di persone al suo interno.

Il classificatore ottenuto al termine dell'esecuzione di Adaboost, sarà in grado di classificare porzioni di immagini di profondità, ma non è in grado di predire direttamente, a partire da un intero frame, la presenza e la posizione di una persona al suo interno. Le
140 porzioni analizzabili dal classificatore hanno dei vincoli dimensionali da rispettare. In prima approssimazione si può pensare a tali porzioni come a dei quadrati di dimensione costante. L'attività di rilevamento della persona all'interno del frame, quindi, conterà

³Per *spazio vuoto* si intende una regione di spazio il cui valore della distanza, percepita dal sensore, è molto vicino al quello della distanza del pavimento della stanza.

della sequenziale analisi di tutte le porzioni di frame che rispettano tali vincoli, al fine di coprire l'intera area.

145 Si vedrà in seguito che nei pressi di una persona nell'immagine di profondità, saranno molteplici le porzioni di frame per le quali il rilevamento darà esito positivo. Si pone quindi l'ulteriore problema di selezionare, delle tante porzioni che hanno dato esito positivo, quella che meglio approssima la reale posizione della persona.

Capitolo 2

150 Haar-Like Features

2.1 Definizione

2.1.1 Richiamo: cosa è una feature (caratteristica)

Le caratteristiche di un oggetto sono quelle proprietà elementari osservabili e misurabili.

È stato già detto che la scelta delle caratteristiche è fondamentale e dipende da cosa
155 si vuole mettere in evidenza dell'oggetto in questione.

Ovviamente la scelta delle caratteristiche è sempre subordinata a ciò che si ha disposizione.

2.1.2 Wavelet di Haar

Le feature di Haar derivano dalle wavelet di Haar

160 Le feature di Haar si adattano molto bene alle proprietà che si vogliono misurare degli oggetti appartenenti all'applicazione d'interesse. Sono un costrutto derivante dalle *wavelet di Haar*.

Definizione informale delle wavelet di Haar

Alfréd Haar sviluppò il primo tipo di wavelet.

165 Furono sviluppate come un esempio di funzioni ortonormali di base per uno spazio funzionale.

In quanto base di uno spazio ortornomale, con le wavelet di Haar è possibile esprimere un qualsiasi segnale limitato. Esse costituiscono, sotto particolari ipotesi, un sistema di rappresentazione dei segnali duale all'analisi spettrale di Fourier. Hanno anche il
170 vantaggio, rispetto a quest'ultimo, di mantenere l'informazione del tempo (approfondire).

Wavelet di Haar e DWT

Le wavelet di Haar sono state utilizzate nelle *Discrete Wavelet Transform*, in breve DWT.

Un'importante applicazione delle DWT è quella definita dallo standard di compressione delle immagini JPEG2000.

175 Nelle applicazioni di machine learning e pattern recognition, le trasformazioni DWT furono utilizzate nei primi lavori di riconoscimento a partire da immagini RGB (riconoscimento dei pedoni). È da quest'ultima applicazione che hanno origine le feature di Haar come verranno trattate.

2.1.3 Formula di Calcolo Canonica

180 Rappresentazione visuale

Le feature di Haar sono rappresentabili come due aree adiacenti, una chiara ed una scura. La somma delle intensità (il valore numerico) di tutti i pixel dell'area scura, viene sottratta alla somma delle intensità di tutti i pixel nell'area chiara. Ciò permette di evidenziare le differenze di intensità medie tra i valori dei pixel nelle due aree. [Formula a due aree] 185 È da notare il fatto che, con le feature di Haar, non si vanno a valutare i singoli pixel al fine di individuarne un pattern, ma si ragiona procedendo per aree adiacenti.

Formula generale

La definizione delle feature di Haar può essere estesa all'utilizzo di più di due aree adiacenti. Il principio resta lo stesso: si hanno due gruppi di aree, uno chiaro ed uno scuro. La formula di calcolo si generalizza con estrema semplicità. [Formula generale con più aree] 190

Altri tipi di feature (OpenCv)

È possibile formulare feature di moltissime formule. La libreria di computer vision OpenCV mette a disposizione una grande varietà di feature, introducendo anche quelle la cui forma è inclinata di 45°. (Citare articolo in cui vi è la definizione delle feature a 45°). 195

Tipi di feature utilizzate

In questa applicazione vengono utilizzati solo due 4 tipi di feature, contro i 5 utilizzati nel sistema di riconoscimento di Viola-Jones. 200

2.1.4 Cosa mette in evidenza la feature di Haar

Immagini normali (Viola Jones)

Nella framework di riconoscimento dei volti di Viola-Jones, le immagini RGB sono la fonte di informazioni del sistema. Vengono applicate le feature di Haar a tali immagini (ovviamente dopo che queste ultime sono state trattate da opportune operazioni di preprocessing) e ciò che viene evidenziato sono le differenze di intensità tra le regioni della foto. A far variare l'intensità di un pixel in una foto concorrono l'illuminazione, il colore e molti altri fattori. Tuttavia, le feature di Haar divengono il mezzo con il quale si può riconoscere un volto umano. Ad esempio, è stato osservato che nella foto di un 205 volto, l'area che racchiude entrambi gli occhi e l'inizio del naso è caratterizzato da una

particolare variazione di luminosità, misurabile e utilizzabile per discriminare le i volti da i non volti.

Immagini di profondità (Zhu Wong)

215 Nelle immagini di profondità, dove il valore di ogni pixel corrisponde alla distanza in millimetri della superficie dal sensore, applicare le feature di Haar ad un'area dell'immagine equivale a misurare le differenze di quota tra due aree adiacenti tra di loro. Il sistema di allenamento deciderà quali sono le feature migliori per il riconoscimento della persona, ma tutto si basa sul concetto che le differenze di quota osservabili dal profilo ripreso dall'alto di una persona sono caratteristiche della persona stessa e costituiscono il
220 parametro di riconoscimento rispetto ad un qualsiasi altro oggetto. Una sedia, un tavolo o qualsiasi altro elemento presenterà delle differenze di quota differenti dal profilo della persona.

2.1.5 Formula di calcolo invariante ai resize

Anticipazione del problema del ridimensionamento

225 In seguito sarà necessario ridimensionare una feature in modo da coprire un'area più grande, in quanto, dovendo misurare le caratteristiche degli oggetti di interesse, questi ultimi sono variabili in dimensione. Il valore calcolato con la feature in questione, tuttavia, non dovrebbe essere troppo sensibile ai ridimensionamenti (che saranno frequenti).

Formula: Normalizzazione sull'area

230 Al fine di ottenere la massima invarianza ai ridimensionamenti dell'area della feature, il valore di essa viene normalizzato con l'estensione dell'area totale valutata. [Formula normalizzata]

2.1.6 Vantaggi

Differenze di intensità vs Valutazione dei singoli pixel

235 Il primo indiscutibile vantaggio delle feature di Haar sta nel fatto che la caratterizzazione dell'oggetto viene effettuata sulla base di osservazioni d'insieme su intere aree dell'immagine e non su ossevizioni globali effettuate su singoli pixel. Oltre alla grandissima complessità che una valutazione su singoli pixel introdurrebbe, bisogna prendere atto che, con dati soggetti a disturbi e alla presenza di rumore, delle caratteristiche misurate
240 sui singoli pixel non sarebbero molto significative.

Differenze di intensità vs Estrazione dei contorni

L'estrazione dei contorni potrebbe essere più significativo della valutazione sui singoli pixel, ma continuano ad essere caratteristiche abbastanza complesse da calcolare ed ottenere. L'estrazione dei contorni, inoltre, è un concetto fortemente legato alle immagini
245 RGB, usarlo con le immagini di profondità è un forzatura.

Estrema efficienza computazionale

Il principale vantaggio delle feature di Haar rispetto ad altri tipi più elaborati di feature resta la loro efficienza computazionale. Si vedrà che, con una particolare struttura dati di supporto, calcolare il valore di un feature di Haar per un'immagine è un'operazione
 250 eseguibile in un tempo costante.

2.2 Immagine Integrale

2.2.1 Definizione rigorosa dell'immagine integrale

Problema: efficienza nel calcolo di somme di pixel

Il calcolo della somma delle intensità di ciascun pixel appartenente ad un'area, necessario
 255 al fine di calcolare il valore delle feature di Haar, è un'operazione il cui costo varia all'aumentare della dimensione complessiva dell'area. Calcolare tali somme infatti ha complessità computazionale $\Theta(m \cdot n)$ con m ed n dimensione dell'area.

La soluzione a tale problema consiste nell'utilizzo dell'immagine integrale, una struttura dati che mette a permette di calcolare la somma dei pixel di qualsiasi area all'interno
 260 di essa in un tempo costante.

Definizione immagine integrale

Un'immagine integrale è un matrice delle stesse dimensioni dell'immagine di partenza. Ogni elemento di tale matrice contiene il valore della somma dei pixel che si trovano al di sopra e a destra (estremi inclusi) del pixel relativo alla posizione dell'elemento.
 265 [Formula]

Formula di calcolo della somma dei pixel in un'area

Attraverso l'immagine integrale è possibile calcolare l'area necessaria per una feature sommando i valori dei due vertici dell'area sulla diagonale principale e sottrandovi quelli dei vertici sulla diagonale secondaria. [Formula]
 270 [Dimostrazione formula]

Qualsiasi calcolo di questo tipo richiederà un tempo costante, non più legato alle dimensioni dell'input. La complessità computazionale è quindi $\Theta(1)$.

2.2.2 Complessità computazionale generale

Complessità del calcolo dell'immagine integrale

La complessità computazione totale del calcolo dell'immagine integrale continua ad essere
 275 legata alla dimensione dell'input. Se l'immagine è larga w pixel ed alta h pixel, la complessità computazionale per la generazione dell'immagine integrale è pari a $\Theta(w \cdot h)$.

Convenienza del calcolo dell'immagine integrale

L'utilizzo delle immagini integrale è molto vantaggiosa nel momento in cui è necessario
 280 calcolare molte feature sulla stessa immagine. Volendo essere più espliciti, se la

complessità computazionale totale del calcolo di n feature senza l'utilizzo dell'immagine integrale è maggiore di quella per la generazione dell'immagine integrale stessa, allora è vantaggioso utilizzare tale struttura dati.

2.3 Decision Stump

285 Una volta misurata una caratteristica relativa ad un oggetto, è necessario trovare un meccanismo, da utilizzare per classificare l'oggetto, che si basi esclusivamente sul valore della misura stessa.

2.3.1 Definizione di Albero Decisionale

290 Un albero decisionale è un modello predittivo, per il quale, definita una variabile obiettivo, grazie ad una serie di osservazioni e valutazioni di alcune proprietà (o caratteristiche), si giunge a predirne il valore.

Valgono le seguenti considerazioni:

1. Ogni nodo dell'albero rappresenta una caratteristica osservabile.
- 295 2. Ogni arco dal nodo padre al nodo figlio rappresenta una proprietà, per la caratteristica relativa al nodo padre, che deve essere soddisfatta per percorrere l'arco stesso.
3. Le foglie dell'albero rappresentano i valori ammissibili per la variabile obiettivo.
4. Il percorso dalla radice ad una foglia rappresenta la previsione del valore della variabile obiettivo, a fronte delle osservazioni effettuate sulle caratteristiche relative
300 a ciascun nodo attraversato.

2.3.2 Definizione di Decision Stump

Il più semplice albero decisionale è il *decision stump* (letteralmente *ceppo decisionale*), il quale ha profondità unitaria e solamente due foglie. Si basa sull'osservazione di una singola caratteristica per le previsioni della variabile obiettivo.

305 Alla radice del ceppo decisionale è presente una *funzione di valutazione*¹ $v : L \rightarrow \{V, F\}$, utilizzata per valutare la caratteristica associata alla radice stessa. A seconda del risultato della funzione di valutazione, il percorso terminerà in una o nell'altra foglia.

Pragmaticamente, intercalando questa iniziale definizione formale nell'attuale contesto applicativo, la radice di ogni ceppo decisionale conterrà un test con cui valutare la
310 feature associata. Essendo le feature delle misure a valori reali (quanto meno in questo caso), tutto ciò che bisognerà verificare sarà l'appartenenza della misura ad un preciso range di valori per la selezione del percorso da seguire.

Si impone un valore di soglia che andrà a partizionare l'immagine della funzione di calcolo della feature: definita la soglia $\theta \in \mathbb{R}$ da associare alla feature $f : \text{Dom}(f) \rightarrow \text{Img}(f) \in \mathbb{R}$, si partiziona come segue:

$$\text{Img}(f) = \{f(x) | f(x) < \theta\} \cup \{f(x) | f(x) \geq \theta\}$$

¹Il dominio L è costituito da tutte le *formule ben formate*, ovvero da proposizioni logiche e dalle relative combinazioni ottenute per mezzo di connettivi logici.

315 L'appartenenza della misura ad una o all'altra partizione, decreterà il percorso da seguire verso la foglia. In un problema di classificazione binaria, assumendo una classe come classe di oggetti positivi e l'altra come classe di oggetti negativi, associando alla prima il valore simbolico 1 ed alla seconda 0, un generico test da porre alla radice del ceppo, può essere della forma 2.1 oppure della forma 2.2.

$$h_1(x) = \begin{cases} 1 & \text{se } f(x) > \theta \\ 0 & \text{altrimenti} \end{cases} \quad (2.1)$$

$$h_2(x) = \begin{cases} 1 & \text{se } f(x) < \theta \\ 0 & \text{altrimenti} \end{cases} \quad (2.2)$$

320 Questi test non fanno altro che discriminare gli oggetti, misurandone una feature, in due classi distinte, a seconda che il valore misurato sia al di sotto o al di sopra del valore di soglia. Volendo trovare una descrizione formale unica, si introduce un ulteriore parametro $p \in \{-1, 1\}$, detto *polarità*, il cui unico compito è quello di invertire il segno della disequazione, permettendo di fondere le formule 2.1 e 2.2 in 2.3.

$$h(x) = \begin{cases} 1 & \text{se } pf(x) < p\theta \\ 0 & \text{altrimenti} \end{cases} \quad (2.3)$$

Capitolo 3

L'Algoritmo di Allenamento: Adaboost

3.1 *Ensamble Supervised Learning*

L'algoritmo di *machine learning* utilizzato dal Zhu e Wong in [11] è chiamato *Adaboost*, appartenente alla famiglia degli algoritmi di allenamento supervisionati, in particolare a quella degli *ensemble learner*.

3.1.1 Apprendimento Supervisionato

Definizione

Gli algoritmi di apprendimento supervisionato funzionano attraverso l'utilizzo di un insieme di allenamento, ovvero un insieme i cui elementi sono formati da coppie di oggetti e le relative etichette.

$$T = \{(x_1, y_1), \dots, (x_n, y_n)\} \text{ con } y_1, \dots, y_n \in L = \{l_1, \dots, l_k, \dots\} \quad (3.1)$$

Esiste una funzione f che associa ad ogni elemento x l'etichetta y corretta, ovvero in modo tale che:

$$f : Dom(f) \rightarrow L | \forall x \in Dom(f), (x, f(x)) \in T \quad (3.2)$$

Se l'insieme L delle etichette è costituito da un numero finito di elementi ($L = \{l_1, \dots, l_k\}$), allora il problema dell'associazione oggetto-etichetta, prende il nome di problema di *classificatore* e la funzione f sarà il relativo classificatore reale.

L'obiettivo dell'apprendimento supervisionato è quello di trovare la *migliore* funzione h che approssima il classificatore reale, essendo sconosciuto.

L'algoritmo di apprendimento cerca la funzione h , chiamata *ipotesi*, all'interno dello spazio delle ipotesi \mathcal{H} , scegliendo quella in grado di fornire le prestazioni migliori, sia rispetto agli elementi dell'insieme di allenamento, che rispetto ad altri elementi aggiun-

tivi¹. Si considera una ipotesi h una buona *generalizzazione* di f , quando riesce ad etichettare correttamente anche nuovi oggetti.

Molto spesso la funzione di classificazione reale f non dipende strettamente dall'oggetto x , ma è costituita da un *processo stocastico*: in tal caso, ciò che l'algoritmo deve apprendere è una *distribuzione di probabilità condizionale* $P(Y|x)$.

$$h^* = \arg \max_{h \in \mathcal{H}} P(h|data) \quad (3.3)$$

La scelta del corretto spazio delle ipotesi è fondamentale. È necessario trovare un compromesso tra l'*espressività delle ipotesi* nello spazio \mathcal{H} e la *complessità computazionale della scelta di una buona ipotesi*. Complessivamente, il tempo di calcolo dell'allenamento, tende ad aumentare molto velocemente all'aumento della *dimensione* dello spazio \mathcal{H} e della *complessità computazionale* nel calcolo da ogni singola ipotesi.

Esempi di *Supervised Learning*

Esistono molti algoritmi di apprendimento supervisionato. Alcuni dei più famosi sono l'*apprendimento di alberi decisionali*, l'*addestramento su reti neurali* e le *macchine a vettori di supporto*.

Nell'apprendimento di alberi decisionali, definito un insieme di allenamento (3.1) ed una collezione di *attributi* valutabili sugli oggetti di tale insieme, si costruisce l'albero ramo per ramo, associando alla valutazione di ogni attributo il risultato più probabile. Più nel dettaglio, se l'insieme degli esempi di allenamento non è vuoto, se la classificazione su tali esempi non è sempre la stessa e se l'insieme degli attributi valutabili non è vuoto, allora si seleziona l'attributo più *importante*². Si valuta l'attributo su tutti gli esempi di allenamento e, per ogni valore che esso assume, si partiziona l'insieme di allenamento stesso in base a tale valore. Per ogni partizione, si allena un sottoalbero utilizzando la stessa procedura, prendendo in considerazione però, la collezione degli attributi privata dell'attributo appena valutato.

Una rete neurale è una particolare struttura decisionale che ricorda la struttura neurale del cervello umano. Come una qualsiasi rete è rappresentabile con un grafo, in cui i nodi sono detti *units* e gli archi *links*. Un generico link dall'unità i all'unità j propaga l'attivazione a_i dai due nodi. Ad ognuno di essi è inoltre associato un *peso* w_{ij} , che denota la forza ed il segno della connessione. L'unità j -esima, calcola innanzitutto la combinazione lineare dei segnali in input e dei rispettivi pesi, quindi, in prossimità del valore ottenuto, calcola il risultato della *funzione di attivazione* (3.4).

$$a_j = g(in_j) = g\left(\sum_{i=0}^n w_{ij}a_i\right) \quad (3.4)$$

¹Si costruisce anche un insieme di testing per la valutazione delle prestazioni. Per non appesantire eccessivamente la lettura, i dettagli riguardo al testing vengono omessi ad un livello di trattazione così generale. Si faccia riferimento alla sottosezione 4.1.1 per ulteriori chiarimenti.

²Minore è l'*entropia* correlata all'attributo, maggiore è la sua *importanza*. Nella teoria dell'informazione, ci si riferisce al concetto di *entropia di Shannon*, ovvero alla misura dell'incertezza su una variabile aleatoria. Per una variabile aleatoria V con v_1, \dots, v_k possibili valori, ognuno con probabilità $P(v_i)$, l'entropia relativa a V sarà $H(V) = \sum_{i=1}^k P(v_i) \log_2 \frac{1}{P(v_i)} = - \sum_{i=1}^k P(v_i) \log_2 P(v_i)$

La definizione delle funzioni di attivazione è un parametro progettuale relativo alla rete da compiere a priori dell'allenamento: a seconda del particolare obiettivo che si vuole perseguire, si sceglie una struttura neurale piuttosto che un'altra. In fase di allenamento, invece, si procede a determinare il valore ottimo di ciascun peso relativo agli archi della rete: dato un insieme di allenamento, si cerca di mappare nel modo migliore possibile ciascun input al relativo valore di output.

Le *Support Vector Machine* (SVM) sono, attualmente, il framework di allenamento supervisionato più popolare. Godono di tre caratteristiche:

1. Costruiscono un *margin* di separazione massimale tra gli elementi del dataset di allenamento. Si tratta di un confine che separa gli esempi di allenamento distanziando più possibile gli elementi di classi diverse. Questa caratteristica garantisce un buon grado di generalizzazione.
2. Creano degli *iperpiani lineari di separazione*. Elementi che non possono essere separati linearmente nello spazio originale di separazione, vengono rappresentati in spazi con un numero più elevato di dimensioni, al fine di trovare un iperpiano lineare come separatore.
3. Combinano i vantaggi dei metodi *parametrici* e *non parametrici*³ risultando molto flessibili nella rappresentazione di funzioni di classificazione complesse, ma poco sensibili a problematiche di *overfitting*.

Overfitting

Le tecniche di addestramento supervisionato potrebbero incorrere in problemi di *overfitting*. Dato un insieme di allenamento, infatti, la ricerca delle ipotesi che approssimano al meglio la funzione obiettivo potrebbe essere influenzata da caratteristiche che sono comuni tra gli elementi dell'insieme stesso, ma che non sono discriminanti nella descrizione più generale della classe di oggetti.

La variabilità *intraclasse* delle caratteristiche degli esempi di allenamento, viene equivocata, in fase di selezione, per variabilità *extraclasse* e utilizzata, erroneamente, per la classificazione.

Ciò porta ad un sequenziale miglioramento delle prestazioni del riconoscimento per gli elementi del dataset di allenamento, ma a prestazioni peggiori nella classificazione di nuovi elementi.

Nella sottosezione 4.1.1, verranno esposte alcune tecniche per evitare l'insorgere di problemi di overfitting.

Ensemble Learning

Gli algoritmi di *ensemble learning* sono una particolare categoria di algoritmi di apprendimento supervisionato.

³I modelli *parametrici* caratterizzano gli elementi di un insieme di allenamento utilizzando un numero prefissato di parametri, indipendentemente dalla cardinalità dell'insieme. Ad esempio, nelle reti neurali, il numero di pesi da fissare è una caratteristica strutturale della rete. Di contro, i metodi *non parametrici* non sono caratterizzati da un limite prefissato di parametri con cui caratterizzare gli esempi di allenamento.

L'approssimazione della funzione obiettivo avviene mediante la selezione di una collezione di funzioni dallo spazio delle ipotesi. La predizione della classificazione dell'oggetto avviene, poi, combinando tra loro il risultato delle predizioni formulate dalle singole ipotesi.

Un classificatore allenato con un algoritmo di ensemble learning, intuitivamente, fornisce previsioni più accurate, ampliando il numero di ipotesi vincenti scelte per le predizioni.

3.1.2 Adaptive Boosting

Strong e Weak Learner

Di qui in avanti, si farà riferimento due tipologie distinte di classificatori, i *weak learner* e gli *strong learner*⁴.

I *weak learner* sono costituiti da singole ipotesi, selezionate da utilizzando un qualsiasi algoritmo di allenamento supervisionato. La loro caratteristica principale è quella di essere meccanismi di classificazione estremamente semplici, anche dal punto di vista computazionale, e nel complesso, la loro attendibilità viene considerata di poco maggiore rispetto ad una previsione casuale.

Gli *strong learner*, invece, sono delle combinazioni di weak learner. Vengono definiti grazie all'implementazione di un metodo di ensemble boosting e garantiscono un'affidabilità molto maggiore rispetto ad i singoli weak learner.

Algoritmi di Boosting

Sono la famiglia più popolare di algoritmi che implementano l'ensemble learning.

Inizialmente, gli algoritmi di questo tipo, associano ad un insieme di allenamento una distribuzione: ogni elemento viene correlato di un peso. Iterativamente viene selezionato, dallo spazio delle ipotesi, il *miglior weak learner*, ovvero quello che riesce a classificare gli elementi del dataset compiendo meno errori possibili.

L'idea che è alla base del successo degli algoritmi di boosting sta nel fatto che, tali pesi, vengono aggiornati per ogni elemento ad ogni iterazione in base al risultato della classificazione con il weak learner corrente. Viene diminuito il peso degli elementi classificati correttamente e aumentato quello degli altri, in modo da favorire la selezione, all'iterazione successiva, di un weak learner che vada a compensare gli errori compiuti dal precedente.

Tutti i weak learner selezionati combinano le loro singole predizioni in un'unica predizione molto accurata: lo strong learner risultante sarà la combinazione dei weak learner estratti.

Adaboost

Adaboost è l'algoritmo proposto da Freund e Schapire in [3], ed è valso loro il premio Gödel per il contributo originale apportato al campo dell'informatica teorica.

Il nome *Adaboost* deriva dalla fusione delle parole *Adaptive* e *Boosting* (ed essendo un algoritmo di boosting, implementa le operazioni descritte precedentemente).

⁴Alternativamente, *weak classifier* e *strong classifier*.

Ciò che rende Adaboost un algoritmo di boosting *adaptive* è la politica di aggiornamento dei pesi relativi agli elementi dell'insieme di allenamento: viene decrementato il peso degli elementi classificati correttamente, lasciando invariato il peso degli altri.

455 Il valore di tale decremento non è costante, ma *dipende dall'errore pesato di classificazione complessivo* per la relativa iterazione. Maggiore è l'errore, maggiore è il decremento dei pesi.

È così che Adaboost, ad ogni iterazione, cambia il proprio comportamento adattandosi perfettamente al contesto specifico.

460 3.2 Dataset di Allenamento

Prima di procedere ulteriormente nella presentazione dell'algoritmo di allenamento, è necessario fare qualche considerazione preventiva sulla costruzione dei dataset di allenamento.

465 Innanzi tutto, qualche delucidazione sui termini: è stato utilizzato largamente il termine *insieme* per denotare l'organizzazione di dati in ingresso ad un algoritmo di allenamento, ma di qui in avanti si utilizzerà anche il termine *dataset*. È un termine più legato al gergo tecnico, senza alcuna particolare accezione, se non quella di denotare un insieme organizzato in una reale struttura dati.

3.2.1 Categorie di Classificatori

470 È stato detto precedentemente che, come tutti gli algoritmi di supervised learning, Adaboost riceve in input un insieme di allenamento e restituisce un classificatore forte.

Potrebbe non essere sufficiente disporre di un unico classificatore forte per l'applicazione di rilevamento che si vuole realizzare.

Variabilità della Forma delle Immagini HASP

475 La forma dell'immagine HASP della persona nel frame di profondità varia per molti motivi.

La prima causa di variazione della forma HASP è l'*orientazione delle persona*. L'immagine di una persona che cammina seguendo una direzione parallela al lato lungo del frame sarà indubbiamente diversa dall'immagine di una persona che cammina seguendo
480 una direzione perpendicolare, così come sarà diversa dall'immagine di una persona che compie una traiettoria obliqua all'interno della stanza.

Un altro fattore importante che concorre nella variazione della forma è la *distorsione prospettica*. L'immagine di una persona ripresa al centro del frame e quella della stessa persona ripresa in una zona periferica è molto diversa, anche se orientata sempre nella
485 stessa direzione.

L'entità della distorsione prospettica della forma è tanto maggiore quanto più il sensore è vicino al pavimento. D'altro canto, le caratteristiche tecniche di quest'ultimo impongono un limite massimo alla distanza.

490 Considerata la realtà applicativa del sistema, la distanza massima del sensore dal pavimento sarà di poco inferiore all'altezza del soffitto in una comune abitazione. L'altezza a cui viene montato il sensore, quindi, non verrà considerato un parametro progettuale,

bensi una condizione ambientale entro la quale il sistema deve operare: la distorsione prospettica non può essere eliminata.

Un'ulteriore causa della variazione della forma dell'immagine HASP consiste nelle
 495 *differenze di corporatura e di statura delle persone*. Tali differenze vengono chiamate *differenze interclasse*, essendo delle caratteristiche variabili di oggetti che appartengono alla stessa classe. Ovviamente un buon sistema di rilevamento dovrebbe essere in grado di riconoscere soggetti di differente statura e corporatura. Per ovviare a questo problema verranno prese delle opportune misure di ridimensionamento delle immagini.

500 Definizione delle Categorie di Classificatori

Una forte variabilità intraclasse potrebbe portare alla sintesi di classificatori troppo laschi.

Un buon approccio a questo problema consiste nel dividere gli oggetti, appartenenti alla stessa classe, in diverse categorie. Tali categorie devono essere scelte in modo tale
 505 che le differenze tra gli oggetti appartenenti alla stessa categoria siano lievi, mentre quelle relative agli oggetti di differenti categorie siano più accentuati.

Definite tali categorie, per ognuna di esse verrà sintetizzato un classificatore, allenandolo solo su elementi appartenenti ad una stessa categoria. Così facendo le differenze intraclasse di entità superiore vengono arginate.

510 L'*orientazione della persona* è il parametro su cui si possono formulare le diverse categorie. In questo sistema vengono allenati due classificatori forti che vanno ad operare in parallelo (equazione 3.5) in fase di riconoscimento: il primo è allenato esclusivamente con immagini di persone che si muovono in direzione parallela al lato lungo del frame (informalmente, direzione *orizzontale*), il secondo con immagini di persone che si muovono
 515 in direzione perpendicolare alla prima (direzione *verticale*).

$$F_{final}(x) = F_{hor}(x) || F_{ver}(x) \quad (3.5)$$

Sarebbe possibile anche definire ulteriori categorie basate sulla direzione delle persona, introducendo due classificatori dedicati alle due *direzioni oblique* rispetto alle prime due.

Inoltre si può pensare di porre rimedio alla distorsione prospettica del sensore suddividendo il frame in aree ed allenando, per ognuna di esse, una coppia di classificatori
 520 orizzontale-verticale.

Queste ultime due soluzioni introducono una certa complessità aggiuntiva ed in questa fase iniziale di sperimentazione non porteranno grandi vantaggi alla precisione complessiva del sistema.

525 3.2.2 Preparazione dei Dataset

Acquisizioni

Per la creazione dei dataset di allenamento è stato chiesto a 10 soggetti, di statura e corporatura differente, di percorrere una traiettoria differente per ogni registrazione.

530 Delimitata fisicamente l'area del pavimento corrispondente all'area di visualizzazione del frame di profondità, sono state individuate tre traiettorie significative:

Orizzontale Seguendo questa traiettoria, i soggetti coprono tutta l'area muovendosi lungo le parallele al lato maggiore.

Verticale I soggetti coprono l'area muovendosi lungo la direzione perpendicolare al lato maggiore.

535 **Random** È stato chiesto ai soggetti di seguire una traiettoria casuale, cercando di coprire tutta l'area del frame.

I primi due percorsi corrispondono alle categorie individuate precedentemente: da tali registrazioni vengono estratti gli oggetti per l'allenamento dei classificatori che sono stati denominati, informalmente, orizzontale e verticale.

540 Le registrazioni dell'ultima traiettoria, invece, vengono utilizzate per la creazione del *dataset di validazione*⁵.

Con un software di registrazione⁶ apposito vengono sequenzialmente catturati e salvati i frame di profondità elaborati dal dispositivo Kinect, ad una frequenza massima di 30fps. Il software è in grado di catturare fino a 1000 frame, corrispondenti a poco più di mezzo minuto, che vengono salvati in file binari grezzi, senza ricorrere a compressione.

La durata delle registrazioni delle traiettorie orizzontale e verticale è subordinata al tempo necessario al soggetto per coprire tutta l'area del frame, mentre le registrazioni riferite alle traiettorie casuali sono tutte costituite da 1000 frame.

Ritaglio dei Samples

550 È stato sviluppato un software apposto per la gestione dei dataset per ritagliare, organizzare e ridimensionare, le immagini dei dataset di allenamento.

Attraverso un'efficace interfaccia utente, permette di aprire e visualizzare una registrazione e scorrere ciascun frame. Una volta individuato il frame interessato, è possibile estrarre un ritaglio selezionando l'area. La porzione selezionata di frame viene immediatamente salvata in un file binario grezzo nella cartella contenente il dataset correntemente aperto.

Nella sezione [A.1.1](#) vi saranno ulteriori spiegazioni al riguardo.

3.2.3 Preprocessing

Resize

560 In fase di creazione dei dataset è necessario effettuare una prima operazione di preprocessing. In virtù del fatto che, a soggetti di corporatura differente, corrispondono immagini HASP di dimensioni differenti, è necessario normalizzare le dimensioni dei ritagli componenti i dataset di allenamento.

565 Tutte le immagini vengono quindi ridimensionate a 24×24 pixel, valore già utilizzato in letteratura nel framework proposto da Viola e Jones in [9]. Sono disponibili tre algoritmi per il resize delle immagini: *nearest neighbour*, *bilinear interpolation* e *bicubic interpolation*.

⁵Per ulteriori informazioni, consultare il capitolo 4, nella fattispecie la sottosezione 4.1.1.

⁶Sviluppato al Laboratorio di Telecomunicazioni presso l'Università Politecnica delle Marche (<http://www.tlc.dii.univpm.it/blog/>).

La scelta dell'algoritmo di resize è caduta sul *nearest neighbour*, il più semplice ed il meno invasivo dei tre.

570 Conversione delle distanze

Un'ulteriore operazione di preprocessing da effettuare sugli elementi del dataset è la conversione delle distanze.

Il valore di ciascun pixel nelle immagini di profondità, esprime la distanza in *mm* della superficie rilevata dal sensore. È necessario elaborare le immagini di profondità trasformando la distanza della superficie dal sensore in *quota della superficie dal*
575 *pavimento*.

$$d' = d - d_{\text{pavimento}} \quad (3.6)$$

L'equazione 3.6 esplicita la modalità di conversione delle distanze. Bisogna notare che il valore della distanza del pavimento dal sensore, non è uniforme in tutta l'area del frame, a causa della distorsione prospettica: nelle zone periferiche essa sarà maggiore.

580 Si considera valida la distanza misurata esattamente al centro del frame, corrispondente a circa 2850mm.

3.3 Procedura di Allenamento

3.3.1 Notazione

Sia D un insieme di allenamento.

$$D = \{(x_1, y_1), \dots, (x_n, y_n)\} \quad (3.7)$$

585 D è costituito da n coppie (x_i, y_i) , dove x_i è un'immagine di profondità e y_i è la relativa etichettatura reale.

Il problema è di classificazione binaria, quindi ogni etichette y_i rappresenta la *classificazione* dell'oggetto x_i . Inoltre, poniamo che:

$$y_i = \begin{cases} 1 & \text{se } x_i \text{ raffigura un umano} \\ 0 & \text{altrimenti} \end{cases} \quad (3.8)$$

Se $y_i = 1$, si parlerà, in riferimento a x_i , di *esempio positivo*, se $y_i = 0$ invece si
590 parlerà di *esempio negativo*.

L'insieme D può essere partizionato come segue:

$$P = \{(x, y) \in D | y = 1\} \text{ e } N = \{(x, y) \in D | y = 0\} \quad (3.9)$$

Si tenga presente che, essendo P ed N partizioni di D , valgono le seguenti⁷:

$$D = P \cup N \quad (3.10)$$

$$P \cap N = \emptyset \quad (3.11)$$

$$\#(D) = \#(P \cup N) = \#(P) + \#(N) \quad (3.12)$$

⁷La scrittura $\#(D)$ denota la cardinalità dell'insieme D .

3.3.2 Definizione dei Weak Learner

È necessario, a questo punto, esplicitare ciò che andrà a costituire i weak learner. Viola e Jones in [9], Zhu e Wong in [11] utilizzano dei *decision stump* equipaggiati per il calcolo delle feature di Haar sulle immagini di profondità.

Come è stato detto nella sezione 2.3, un decision stump è della forma espressa dall'equazione 2.3.

$$h(x) = \begin{cases} 1 & \text{se } pf(x) < p\theta \\ 0 & \text{altrimenti} \end{cases} \quad (2.3)$$

In questo specifico contesto, f rappresenta una singola feature di Haar: esistono tanti weak learner tante sono le possibili feature di Haar per le immagini che costituiscono il dataset di allenamento. Il valore della soglia θ e quello della polarità $p \in \{-1, 1\}$, sono i parametri liberi del weak learner, che verranno fissati in fase di allenamento. Verranno fornite ulteriori spiegazioni nelle sezioni successive (3.3.3 e 3.4).

3.3.3 Procedura di Estrazione dello *Strong Learner*

La seguente procedura, descrive il processo di costruzione dello strong learner come combinazione di weak learner: è il corpo principale di Adaboost ed implementa le tecniche di boosting adattivo sul dataset di allenamento. Di seguito si presenta la sequenza di passi necessari alla combinazione di T weak learner in un unico classificatore forte.

1. Si associa ad ogni elemento $(x_i, y_i) \in D$ un peso w_i iniziale:

$$\forall (x_i, y_i) \in D \quad w_i = \begin{cases} \frac{1}{2l} & \text{se } (x_i, y_i) \in P \text{ con } l = \#(P) \\ \frac{1}{2m} & \text{se } (x_i, y_i) \in N \text{ con } m = \#(N) \end{cases} \quad (3.13)$$

Sia inoltre:

$$n := \#(D) = [\#(P) + \#(N)] = l + m \quad (3.14)$$

2. For $t = [1 : T]$

- (a) Si normalizzano i pesi, in modo che la loro somma sia pari ad 1:

$$w_{t,i} \leftarrow \frac{w_{t,i}}{\sum_{j=1}^n w_{t,j}} \quad (3.15)$$

- (b) Si estrae il miglior weak learner. La procedura viene esposta nel dettaglio nella sezione 3.4, ma si tenga presente che il miglior classificatore debole è quello il cui *errore pesato* è minimo, in riferimento alla corrente iterazione.

$$\epsilon_t = \min_{f,p,\theta} \left\{ \sum_{i=1}^n w_{t,i} \cdot |h(x_i, f, p, \theta) - y_i| \right\} \quad (3.16)$$

Siano inoltre f_t, p_t, θ_t i parametri del classificatore debole che ne minimizzano l'errore pesato:

$$h_t(x) := h(x, f_t, p_t, \theta_t) \quad (3.17)$$

- 620 (c) Si calcola il fattore moltiplicativo per la modifica dei pesi associati agli esempi di allenamento:

$$\beta_t \leftarrow \frac{\epsilon_t}{1 - \epsilon_t} \quad (3.18)$$

- (d) Si aggiornano i pesi

$$w_{t+1,i} \leftarrow w_{t,i} \cdot \beta_t^{e_i} \quad (3.19)$$

dove:

$$e_i = \begin{cases} 1 & \text{se } (x_i, h_t(x_i)) \in D \\ 0 & \text{altrimenti} \end{cases} \quad (3.20)$$

625 È da notare che la prima condizione è vera solo nel caso in cui il weak learner h_t ha predetto correttamente la classificazione di x_i .

- (e) Definizione del fattore moltiplicativo, ovvero il coefficiente nella combinazione lineare, per il weak learner corrente:

$$\alpha_t \leftarrow \log \frac{1}{\beta_t} \quad (3.21)$$

3. Il classificatore forte è dato da:

$$F(x) = \begin{cases} 1 & \text{se } \sum_{t=1}^T \alpha_t h_t(x) > \theta \sum_{t=1}^T \alpha_t \\ 0 & \text{altrimenti} \end{cases} \quad (3.22)$$

dove $\theta \in [0, 1]$ è la soglia dello strong learner.

630 Si noti che, nell'operazione 2b, l'errore pesato non è altro che la somma dei pesi degli esempi che non vengono classificati correttamente. Infatti:

$$|h(x_i, f, p, \theta) - y_i| = \begin{cases} 0 & \text{se } h(x_i, f, p, \theta) = y_i \\ 1 & \text{se } h(x_i, f, p, \theta) \neq y_i \end{cases} \quad (3.23)$$

Al punto 2c, il valore di β_t non è altro che il rapporto tra l'errore pesato del classificatore debole e la somma dei pesi delle immagini classificate correttamente. Tale valore è chiaramente $0 < \beta_t < 1$.

635 In fase di aggiornamento dei pesi (punto 2d), i pesi relativi ad esempi classificati correttamente vengono moltiplicati per β_t ($\beta_t^1 = \beta_t < 1$) e quindi decrementati, mentre gli altri vengono lasciati inalterati ($\beta_t^0 = 1$). Fare in modo che gli esempi non classificati correttamente abbiano un peso maggiore di quelli classificati correttamente è il modo per influenzare la scelta del classificatore debole successivo che andrà a colmare le lacune del suo predecessore.

640 La scelta della soglia per il classificatore forte (punto 3) deve minimizzare il numero di esempi classificati in modo errato. La procedura di selezione viene spiegata nel dettaglio al capitolo 4.

3.4 Selezione del *Weak Learner* Migliore

645 La scelta del miglior weak learner mira ad identificare la feature di Haar, la polarità e la soglia che minimizzano l'errore pesato di classificazione.

Si ricordi che le feature di Haar sono degli indicatori di quanto le intensità dei pixel variano da una regione della feature ad un'altra. Il classificatore debole, quindi, prevederà l'etichettatura dell'immagine a seconda che tale indice sia maggiore o minore di una
650 certa soglia. Il compito della polarità è quello di stabilire il verso della disuguaglianza.

3.4.1 Pool delle Feature di Haar

Il pool delle feature di Haar da testare è costituito da tutte le possibili configurazioni valutabili sulle immagini di allenamento. Viola e Jones utilizzano immagini di allenamento di 24×24 pixel e 5 tipologie di feature differenti ([9, sezione 2.2]).

655 Contrariamente a quanto potrebbe sembrare, già in dimensioni così limitate il numero di configurazioni possibili raggiunge l'ordine delle centinaia di migliaia⁸.

In questa applicazione, come è stato già detto, si utilizzano immagini di allenamento delle stesse dimensioni, adeguatamente ricampionate dopo il ritaglio. Inoltre, si utilizzano solamente 4 feature di Haar (confrontare la sottosezione 2.1.3): ciò genera un pool di
660 feature possibili di poco più di un centinaio di migliaia di configurazioni differenti, per cui i tempi di calcolo complessivi risulteranno ancora ragionevoli.

3.4.2 Procedura di Selezione

La procedura di selezione del miglior weak learner viene richiamata al punto 2b della procedura di allenamento principale.

665 Sia $\{f_1, \dots, f_k\}$ l'insieme di tutte le feature selezionabili, $D = \{(x_1, y_1), \dots, (x_n, y_n)\}$ l'insieme degli esempi di allenamento e $\{w_1, \dots, w_n\}$ l'insieme dei relativi pesi⁹. La scelta del classificatore debole avviene come descritto dal seguente algoritmo.

1. Si calcolano T^+ e T^- , rispettivamente, somma dei pesi degli esempi negativi e di quelli negativi:

$$T^+ \leftarrow \sum_{i=1}^n (w_i y_i), \quad T^- \leftarrow \sum_{i=1}^n [w_i (1 - y_i)] \quad (3.24)$$

- 670 2. For each $f \in \{f_1, \dots, f_k\}$

- (a) Si inizializza una lista di n elementi per memorizzare i valori della feature i -esima applicata ad ogni immagine di allenamento:

$$values[i] \leftarrow f(x_i) \quad \forall x_i \in D \quad (3.25)$$

⁸Questo è un ulteriore motivo per voler ridimensionare la dimensione degli esempi di allenamento: la figura umana in una immagine di profondità catturata con il KinectV2 ha dimensioni comprese tra i 120×120 pixel ed i 160×160 pixel. È impossibile valutare tutte le possibili feature in un'area così grande in tempi accettabili.

⁹Essendo richiamata all'interno del loop principale di Adaboost, saranno disponibili i pesi relativi agli esempi di allenamento in riferimento all'iterazione corrente.

- (b) Si ordinano gli elementi della lista in *ordine crescente*. Si tenga in conto che, dopo tale operazione, all' i -esima posizione della lista non corrisponderà più il valore della feature applicata all' i -esima immagine di allenamento.
- (c) Si inizializzano S^+ ed S^- , con le quali, *scorrendo gli elementi della lista con un cursore, si indicheranno rispettivamente la somma dei pesi degli esempi positivi e di quelli negativi*:

$$S^+ \leftarrow 0, S^- \leftarrow 0 \quad (3.26)$$

- (d) *For* $i = [1 : n]$
- i. A causa del rilocamento degli indici, alla posizione i -esima della lista corrisponderà il valore della feature dell'elemento x_j con classificazione y_j e peso w_j tale che $(x_j, y_j) \in D$:

$$x_j, y_j, w_j \Leftarrow \text{values}[i] \quad (3.27)$$

- ii. *If* $y_i = 1$ *Then*
 A. $S^+ \leftarrow S^+ + w_j$
- iii. *Else*
 A. $S^- \leftarrow S^- + w_j$
- iv. Si calcola l'errore pesato di classificazione (questo passaggio è critico, seguiranno ulteriori commenti e spiegazioni):

$$e_i = \min \left\{ \left[S^+ + (T^- - S^-) \right], \left[S^- + (T^+ - S^+) \right] \right\} \quad (3.28)$$

Inoltre, si determinano la polarità ed il valore di soglia:

$$p_i = \begin{cases} 1 & \text{se } S^+ + (T^- - S^-) > S^- + (T^+ - S^+) \\ -1 & \text{altrimenti} \end{cases} \quad (3.29)$$

$$\theta_i = \text{values}[i] \quad (3.30)$$

- (e) Si determinano la polarità (p_f) e la soglia (θ_f) per cui l'errore pesato (ϵ_f) di classificazione per un classificatore che utilizza la feature f è minimo:

$$(p_f, \theta_f) \leftarrow (p_i, \theta_i) \mid \begin{cases} \epsilon_f = \min_{i \in \{1, \dots, n\}} \{e_1, \dots, e_n\} \\ i = \arg \min_{i \in \{1, \dots, n\}} \{e_1, \dots, e_n\} \end{cases} \quad (3.31)$$

- (f) Si costruisce il weak learner basato sulla feature f più adeguato per la classificazione, fissando i suoi parametri liberi:

$$h_f(x) \leftarrow h(x, f, p, \theta)|_{p=p_f, \theta=\theta_f} \quad (3.32)$$

3. Ottenuti i weak learner $\{h_1(x), \dots, h_k(x)\}$ (uno per ogni feature), correlati dei rispettivi errori pesati nella classificazione del dataset di allenamento $E = \{\epsilon_1, \dots, \epsilon_k\}$, si sceglie quello con l'errore pesato più basso, relativamente all'iterazione t -esima del ciclo principale di Adaboost.

$$h_t(x) \leftarrow h_j(x) = h(x, f_j, p_{f_j}, \theta_{f_j})|_{j = \arg \min_{j \in \{1, \dots, k\}} \{\epsilon_1, \dots, \epsilon_k\}} \quad (3.33)$$

La selezione della polarità e della soglia ottimi per il weak learner costruito sulla
 700 generica feature f (punto 2(d)iv) è un passaggio particolarmente critico e necessita di
 ulteriori spiegazioni. Selezionare un valore di soglia vuol dire trovare il *punto che parti-*
ziona al meglio la lista dei valori della feature calcolata sulle immagini di allenamento,
al fine di minimizzare gli errori di classificazione.

Si tenga bene a mente che la lista dei valori delle feature viene, innanzi tutto, or-
 705 dinata in ordine crescente. La miglior soglia di una buona feature fa in modo che la
 maggior parte delle immagini appartenenti alla stessa classe assumano un valore minore
 (o maggiore) della soglia stessa.

Scorrendo una sola volta la lista dei valori ($values[1...n]$) della feature associati ad
 ogni immagine, si è in grado di trovare il valore di soglia. Bisogna effettuare alcune
 710 considerazioni sul significato delle somme presentate al punto 2(d)iv:

1. T^+ (T^-) corrisponde alla somma dei pesi degli esempi positivi (negativi)
2. S^+ (S^-) corrisponde alla somma dei pesi degli esempi positivi (negativi) dalla
 prima posizione fino all' i -esima della lista (quella in cui è posizionato il cursore)
3. $T^+ - S^+$ ($T^- - S^-$) corrisponde alla somma dei pesi degli esempi positivi (negativi)
 715 dalla posizione $i + 1$ della lista fino alla fine
4. Per un classificatore della forma 2.3 con $p = 1$, S^+ corrisponde alla *somma dei*
pesi degli esempi classificati correttamente, mentre $S^- + (T^+ - S^+)$ corrisponde
 alla somma dei pesi degli esempi classificati in modo scorretto
5. Per l'osservazione 4 un classificatore con $p = 1$, la quantità $S^- + (T^+ - S^+)$ è
 720 *l'errore pesato*
6. Analogamente alle osservazioni 4 e 5, un classificatore con $p = -1$ commetterà un
 errore pesato pari alla quantità $S^+ + (T^- - S^-)$

Scorrendo la lista, si sceglierà come soglia, il valore che minimizza l'errore pesato
 di classificazione. Il calcolo dell'errore pesato è specificato dall'equazione 3.28 e deriva
 725 dalle osservazioni 5 e 6. Inoltre, per grazie alle stesse osservazioni, si ottiene anche la
 corretta polarità (equazione 3.29).

3.4.3 Valutazione della complessità computazionale

In definitiva, con uno scorrimento della lista ordinata si ottengono i parametri per la
 costruzione del classificatore debole. La complessità di tale operazione è fortemente
 730 legata all'algoritmo di ordinamento della lista, la quale ha $\Theta(n \log n)$ come limite teorico
 inferiore [1, p. 167]. Nell'implementazione è stato scelto proprio un algoritmo che avesse
 complessità $O(n \log n)$ nel caso peggiore.

Ripetendo queste operazioni per ognuna delle feature selezionabili, si ottiene che
 l'algoritmo di selezione del miglior classificatore debole ha complessità $O(kn \log n)$.

735 Complessivamente, l'intera procedura di allenamento ha complessità computazionale,
 nel caso peggiore, pari a $O(tkn \log n)$.

Capitolo 4

Validazione e Testing dei Classificatori

740 Al termine della fase di allenamento si ottengono dei classificatori della forma:

$$F(x) = \begin{cases} 1 & \text{se } \sum_{t=1}^T \alpha_t h_t(x) > \theta \sum_{t=1}^T \alpha_t \\ 0 & \text{altrimenti} \end{cases} \quad (3.22)$$

La valore di soglia θ , a questo punto, è ancora ignoto e dovrà essere fissato in modo tale da massimizzare le prestazioni del sistema. È necessario, inoltre, impostare il corretto numero di *weak learner* per ogni *strong learner*, al fine di evitare problemi di *overfitting*.

745 Queste operazioni sono volte alla *validazione* dei vari classificatori e devono essere affiancate da opportune operazioni di *testing* per la valutazione complessiva del sistema.

4.1 Criteri di Valutazione

Applicando i vari classifier ad un set di elementi si può visualizzare la distribuzione delle istanze degli oggetti rispetto alla classificazione predetta dai classificatori e rispetto a quella reale.

750 Si utilizza la *matrice di confusione* per descrivere in modo compatto tale distribuzione.

Definizione 1 (Matrice di Confusione). In un generico problema di classificazione ad n classi per il quale è definito un insieme di *label* $L = \{l_1, \dots, l_n\}$ ed è stato allenato un classificatore $F(x)$, sia $T = \{(x_1, y_1), \dots, (x_m, y_m)\}$ un insieme di elementi per cui è nota la reale classificazione.

755 Si chiama *matrice di confusione* del classificatore F e relativa all'insieme di elementi T , la matrice $C \in \mathbb{N}^{n \times n}$, per cui ogni elemento c_{ij} è pari al numero di oggetti dell'insieme T la cui reale etichettatura corrisponde a l_i e per i quali il classificatore $F(x)$ prevede l'etichettatura l_j .

$$c_{ij} = \#(\{x | (x, l_i) \in T \wedge F(x) = l_j\}) \quad (4.1)$$

760 Gli elementi sulla diagonale principale di tale matrice denotano il numero di elementi per cui la predizione fornita dal classificatore è corretta. Infatti, nel caso in cui $i = j$, la

relazione 4.1 diventa:

$$c_{ii} = \#(\{x|(x, l_i) \in T \wedge F(x) = l_i\}) \implies c_{ii} = \#(\{x|(x, F(x)) \in T\}) \quad (4.2)$$

Nel caso di classificazione dicotomica, la struttura della matrice di confusione è molto semplice:

$$C = \begin{pmatrix} \text{True Positives} & \text{False Negatives} \\ \text{False Positives} & \text{True Negatives} \end{pmatrix} \quad (4.3)$$

4.1.1 Modalità di Test

La scelta del set di elementi con i quali testare i classificatori, in fase di valutazione, è particolarmente importante. Esistono alcune alternative:

Training Dataset Si utilizza lo stesso dataset impiegato per allenare il costruttore. È la soluzione più semplice, ma presenta notevoli svantaggi, in quanto diventa impossibile rilevare ed evitare problemi di *overfitting*.

Validation Dataset Si crea un dataset da utilizzare esclusivamente per il testing o per la validazione che non contenga elementi dell'insieme di allenamento.

Cross Validation Questa tecnica prevede l'utilizzo di un unico dataset, utilizzato sia per l'allenamento che per la valutazione:

1. Si suddivide l'insieme in k sottoinsiemi, detti k -fold¹
2. Il classificatore viene allenato utilizzando $k - 1$ sottoinsiemi e viene testato utilizzando il sottoinsieme rimanente. Questa operazione viene eseguita k volte.
3. La media delle singole prestazioni ottenute nei k esperimenti costituisce le prestazioni complessive del sistema.

Split Si suddivide l'insieme di dati disponibili in due set distinti, uno da utilizzare per l'allenamento, l'altro - solitamente più piccolo del primo - per la validazione e per il testing.

Per la validazione e per il testing è stato creato un dataset apposito, estratto da registrazioni completamente diverse da quelle utilizzate per i dataset di allenamento. Le porzioni di immagine di profondità che ritraggono la figura della persona, in questo dataset, provengono dalle registrazioni in cui i vari soggetti percorrono delle traiettorie a loro piacimento all'interno dell'area d'interesse.

Il dataset di validazione è costituito da 1500 elementi positivi (immagini che ritraggono persone) e da 1600 elementi negativi.

¹Si è notato che, sperimentalmente, sono sufficienti una decina di *fold*.

4.1.2 Misure per Valutare le Prestazioni

Scegliere i criteri di valutazione della bontà delle previsioni fornite dai classificatori è un punto cruciale e non banale: l'utilizzo di una misura piuttosto che un'altra dipende dall'obiettivo che si vuole raggiungere.

795 Per i problemi di classificazione binaria sono disponibili le seguenti misure per valutarne le prestazioni.

Precision Porzione di predizioni positive corrette.

$$PR = \frac{TP}{TP + FP} \quad (4.4)$$

Sensitivity o Recall Porzione delle istanze realmente positive classificate correttamente. Per P si intende il numero totale di istanze realmente positive.

$$TPR = \frac{TP}{P} = \frac{TP}{TP + FN} \quad (4.5)$$

800 **Specificity** Porzione di istanze realmente negative classificate correttamente. Per N si intende il numero totale di istanze negative.

$$TNR = \frac{TN}{N} = \frac{TN}{TN + FP} \quad (4.6)$$

False Positive Rate Porzione di istanze realmente negative classificate erroneamente come positive.

$$FPR = \frac{FP}{N} = \frac{FP}{TN + FP} = 1 - TNR \quad (4.7)$$

Accuracy Porzione di istanze, sia positive che negative, classificate correttamente.

$$ACC = \frac{TP + TN}{P + N} = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \quad (4.8)$$

805 **F1 measure** Media armonica tra *precision* e *recall*.

$$F1 = \frac{2PR \cdot TPR}{PR + TPR} = \frac{2TP}{2TP + FP + FN} \quad (4.9)$$

F1 measure e *accuracy* sono le misure più indicate per la valutazione complessiva dei classificatori, mentre le altre forniscono informazioni parziali.

810 Solitamente si utilizzano *precision*, *recall* e *F1 measure*, nei problemi in cui, tra le due classi, una è molto meno interessante dell'altra, oppure nei casi in cui si vuole studiare l'andamento del classificatore nelle predizioni di una classe di oggetti in particolare.

D'altra parte, l'*accuracy* viene utilizzata quando tutte le classi ricoprono una posizione di egual interesse. In particolare, nei problemi binari, tale misura è una adeguata fonte di valutazione quando le due classi sono bilanciate.

815 In questa applicazione, poichè le classi e la distribuzione degli elementi di allenamento rispettano i criteri di quest'ultima misura, verrà utilizzata l'*accuracy* come misura di valutazione delle prestazioni.

4.2 Massimizzazione all'*Accuracy*

4.2.1 Parametri liberi del classificatore

I classificatori allenati con Adaboost non sono ancora pronti per poter essere utilizzati, vi sono ancora dei parametri liberi da vincolare. Dal momento che l'obiettivo è ottenere un sistema di rilevamento che sia più accurato possibile, questi parametri devono essere impostati in modo tale che l'*accuracy* sia massima.

Numero di weak learner

Il numero di weak learner² per ogni classificatore forte è un parametro libero all'interno della procedura di allenamento. Vista la procedura di Adaboost nel capitolo precedente, potrebbe sembrare che, aggiungendo altri weak learner si possa migliorare progressivamente la precisione del sistema. Ciò generalmente non è vero: troppi classificatori deboli potrebbero generare problemi di *overfitting*. È necessario quindi ricavare il numero ottimale di classificatori deboli a comporre ciascun classificatore forte.

Soglia del classificatore

Il valore di soglia relativo a ciascun classificatore forte allenato non è mai stato precisato. È necessario quindi impostare tale valore al fine di migliorare complessivamente l'affidabilità del sistema.

4.2.2 Algoritmo di ricerca della soglia e del NWL ottimi

I parametri da definire sono quindi il numero di classificatori deboli ed il valore di soglia per ciascuno dei classificatori forti allenati. Entrambi vengono scelti, per ogni classificatore forte, al fine di massimizzarne l'accuratezza in relazione al dataset di validazione. Ciò implica la massimizzazione del numero di oggetti che vengono classificati correttamente e la conseguente riduzione dei falsi positivi e negativi.

L'algoritmo per determinare tali valori è fondamentalmente semplice: ogni strong learner viene utilizzato per classificare gli elementi del *dataset di validazione*. L'attività di classificazione, in virtù dei parametri liberi appena identificati, sarà dipendente dalla coppia di valori (θ, N_{wl}) ³. Per ogni possibile coppia di parametri, viene misurata l'accuratezza del classificatore nel classificare correttamente l'intero dataset, quindi viene scelta la coppia per cui l'accuratezza è massima.

Una procedura di questo tipo, se implementata senza adoperare dei piccoli accorgimenti, potrebbe richiedere molto tempo per essere portata a termine. Di seguito viene presentato un metodo che permette di classificare molto velocemente il dataset di validazione utilizzando diversi valori per la coppia (θ, N_{wl}) .

1. Si definisce il classificatore forte $F(x)$ (equazione 3.22) costituito dai primi T weak learner⁴, selezionati da Adaboost.

²Abbreviando: NWL

³Per θ si intende il valore di soglia del classificatore e N_{wl} il numero di weak learner che lo compongono

⁴In questa applicazione vengono estratti i primi 200 classificatori deboli. Questi ultimi sono il limite superiore al numero di weak learner totali che potranno essere utilizzati.

2. Si definisce l'insieme $V = (x_1, y_1), \dots, (x_m, y_m)$ di validazione.
3. Si costruisce la matrice di valutazione dei weak learner W . L'elemento alla posizione (i, j) di tale matrice sarà la valutazione del j -esimo weak learner sul i -esimo elemento del dataset.

855

$$W = \begin{bmatrix} h_1(x_1) & h_2(x_1) & \cdots & h_j(x_1) & \cdots & h_T(x_1) \\ h_1(x_2) & h_2(x_2) & \cdots & h_j(x_2) & \cdots & h_T(x_2) \\ \vdots & \vdots & & \vdots & & \vdots \\ h_1(x_i) & h_2(x_i) & \cdots & h_j(x_i) & \cdots & h_T(x_i) \\ \vdots & \vdots & & \vdots & & \vdots \\ h_1(x_m) & h_2(x_m) & \cdots & h_j(x_m) & \cdots & h_T(x_m) \end{bmatrix} \quad (4.10)$$

Poichè $h_j(x_i) : V \rightarrow \{0, 1\}$, allora tale matrice sarà composta solamente da 0 ed 1 (con un piccolo abuso di notazione: $W \in \{0, 1\}^{m \times T}$).

4. Si costruisce una matrice triangolare superiore con i moltiplicatore dei weak learner, disposti come di seguito:

$$A = \begin{bmatrix} \alpha_1 & \alpha_1 & \cdots & \alpha_1 & \cdots & \alpha_1 \\ 0 & \alpha_2 & \cdots & \alpha_2 & \cdots & \alpha_2 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & \alpha_i & \cdots & \alpha_i \\ \vdots & \vdots & & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & 0 & \cdots & \alpha_T \end{bmatrix} \in \mathbb{R}^{T \times T} \quad (4.11)$$

860

5. Si calcola il prodotto della matrice W e della matrice A . L'elemento alla posizione (i, j) della matrice risultante, sarà il *valore della combinazione lineare dei primi j weak learner, valutati sul i -esimo elemento del dataset di validazione*.

$$\forall a_{ij} \in (W \cdot A), a_{ij} = \sum_{t=1}^j a_t h_t(x_i) \quad (4.12)$$

6. Si definiscono i possibili valori di sogli assumibili dal classificatore forte. Qui sono stati utilizzati tutti i valori da 0 ad 1, con un passo pari a 0.01, estremi inclusi⁵.

$$\Theta = \begin{bmatrix} \theta_1 \\ \theta_2 \\ \vdots \\ \theta_l \end{bmatrix} \in \mathbb{R}^l \quad (4.13)$$

⁵Quindi i possibili valori di soglia sono 101: $\{0, 0.01, 0.02, \dots, 0.98, 0.99, 1\}$

- 865 7. Si definisce un array con la somma cumulativa dei fattori moltiplicativi dei weak learner:

$$\tilde{A} = \begin{bmatrix} \alpha_1 \\ \alpha_1 + \alpha_2 \\ \vdots \\ \sum_{t=1}^T \alpha_t \end{bmatrix} \in \mathbb{R}^T \quad (4.14)$$

8. *For* $i = [1...l]$ (ovvero, per ogni possibile valore di soglia):

- (a) *For* $t = [1...T]$:

- i. Si inizializzano $TP = TN = FP = FN = 0$.
 870 ii. *For* $k = [1...m]$ (cioè, per ogni elemento del dataset di validazione):
 A. Si classifica velocemente l'elemento utilizzando le strutture dati preparate in precedenza:

$$F(x_k) = \begin{cases} 1 & \text{se } a_{kt} > \theta_i \tilde{a}_t \\ 0 & \text{altrimenti} \end{cases} \quad (4.15)$$

- B. Si confronta tale classificazione con la classificazione reale e si aggiornano i contatori:
 875 • $F(x_k) = y_k = 1 \implies TP \leftarrow TP + 1$
 • $F(x_k) = y_k = 0 \implies TN \leftarrow TN + 1$
 • $F(x_k) = 1 \wedge y_k = 0 \implies FP \leftarrow FP + 1$
 • $F(x_k) = 0 \wedge y_k = 1 \implies FN \leftarrow FN + 1$
 C. Si salvano i valori TP, TN, FP, FN relativi alla coppia (θ_i, N_{wl}) (con
 880 $N_{wl} = t$), organizzandoli in una struttura dati a piacere, purchè in un secondo momento si sia in grado di risalire esattamente al valore di soglia e al numero di weak learner utilizzati.
 In questo caso, ad esempio, sono state utilizzate 4 matrici distinte, formate da tante colonne quanti sono i weak learner totali e da tante
 885 righe quanti sono i possibili valori di soglia.

9. Per ogni coppia (θ, N_{wl}) calcolare l'*accuracy* (formula 4.8). Si seleziona la coppia di valori per i quali l'accuratezza del classificatore è massima.

4.3 Analisi dei Risultati

890 Alla termine della procedura di selezione della coppia ottima, si ottiene un classificatore la cui accuratezza è la migliore rispetto a tutte le altre possibili coppie di parametri.

4.3.1 Soglia del classificatore

In letteratura il valore di soglia di un classificatore forte si assume essere pari a 0.5, come descritto da Freund e Schapire in [3], Viola e Jones in [9].

Nel lavoro presentato da Zhu e Wong in [11], tuttavia, il valore di soglia non viene
895 esplicitato, ma viene considerato un parametro libero, pur senza fornire alcun metodo
esplicativo per la sua derivazione.

Il valore ottenuto tramite l'algoritmo di massimizzazione dell'accuratezza dei classi-
ficatori (sezione 4.2) si aggira intorno al valore 0.4 per entrambi.

Una prima interpretazione potrebbe essere la seguente: la discordanza, seppur conte-
900 nuta, tra il valore di soglia presente in letteratura ed il valore calcolato può essere dovuto
a problemi di overfitting al dataset di validazione. Senza dover creare un ulteriore data-
set esclusivamente per il testing, potrebbe essere utile utilizzare il valore 0.5 come soglia
effettiva dei classificatori finali, eliminando l'overfitting, e considerare le soglie calcolate
come delle controprova della correttezza dell'algoritmo di allenamento.

905 La seconda interpretazione, invece, è diametralmente opposta: l'aver ottenuto dei
valori di soglia ottimi per accuratezza, potrebbe essere un valore aggiunto rispetto alla
formulazione generale classica dei classificatori forti.

Per il momento si assumeranno validi i valori ottimi di soglia appena calcolati, tut-
tavia sarà solo in fase di rilevamento su frame reali che ci si potrà rendere conto della
910 bontà di tale soluzione.

4.3.2 Numero di Weak Learner

Il numero dei classificatori deboli che compongono ciascun classificatore forte, è molto dif-
ferente quello ottenuto in altre applicazioni, prima tra tutte il sistema di riconoscimento
dei volti di Viola Jones.

915 I classificatori forte di questo sistema sono formati da una decina di classificatori de-
boli, un numero straordinariamente piccolo se confrontato con i migliaia di weak learner
necessari a costruire un classificatore di volti.

Tuttavia considerare la diversa natura dei due problemi e i diversi canali di acqui-
sizione dei dati per il riconoscimento. L'immagine di profondità di una persona ripresa
920 dall'alto è una rappresentazione grezza, ma essenziale, dell'individuo ed è incredibilmen-
te povera di informazione se paragonata all'immagine di un volto umano. La ricchezza
di particolari di un volto, l'incredibile variabilità intraclasse dei volti, per non parlare
della fortissima sensibilità delle immagini alle variazioni ambientali (come la luce), rende
molto più complesso il problema di riconoscimento. Ecco perchè i classificatori di volti
925 sono cento, mille volte più complessi.

Per raggiungere elevate prestazioni con il framework di Viola-Jones, infatti, è neces-
sario dividere un classificatore forte in diversi stadi, creando dei classificatori a cascata
in grado di scartare nel minor tempo possibile, il maggior numero di oggetti che non
corrispondono ai volti umani.

930 In questo sistema di rilevamento, tutto questo non è necessario. Un numero così
basso di classificatori deboli non è dovuto ad un errore, ma è la conseguenza dell'estrema
essenzialità delle immagini di profondità dei profili umani.

Come ulteriore argomentazione, si può pensare alle caratteristiche espresse in lin-
guaggio naturale dell'immagine del profilo della persona: sono solamente tre. Quante ne
935 sarebbero necessarie per esprimere le caratteristiche di un volto umano?

4.3.3 Sensitivity, Specificity, Accuracy

In base a quanto presente in letteratura, un buon sistema di rilevamento presenta dei valori di *sensitivity* intorno al 90% e di *specificity* intorno al 70%.

940 Ovviamente tali criteri di giudizio dipendono molto dall'applicazione finale del sistema. Esisteranno situazioni più critiche che richiederanno parametri più stringenti, ma in fase sperimentale ci si attiene a questi valori empirici.

I valori di *sensitivity*, *specificity* e *accuracy* complessivi⁶, calcolati una volta che i parametri dei classificatori sono stati fissati in condizioni di massima accuratezza, sono i seguenti:

$$TPR = 96.87\% \quad (4.16)$$

$$TNR = 91.25\% \quad (4.17)$$

$$ACC = 93.87\% \quad (4.18)$$

945 Alla luce dei risultati ottenuti, il classificatore finale, testato sul dataset di validazione, risulta sufficientemente accurato rispetto alle valori empirici di riferimento.

⁶In riferimento al classificatore finale. I singoli classificatori forti, allenati con Adaboost, vengono utilizzati in parallelo in modo da formare uno unico.

Capitolo 5

Rilevamento

5.1 Tecnica di Rilevamento

950 5.1.1 Detection Window

Vengono create delle *detection window* per gestire il rilevamento su frames. La *detection window* viene fatta scorrere sequenzialmente su tutta l'area del frame, in modo da coprirne tutta l'area.

5.1.2 Resize della Detection Window

955 A causa della variabilità delle dimensioni della figura HASP della persona, si rende necessario poter effettuare dei ridimensionamenti della finestra di rilevamento. Per ridimensionarla bisogna ridimensionare tutte le feature di haar associate ai classificatori della finestra.

5.1.3 Sliding della Detection Window

960 Si fa scorrere la finestra in modo da coprire tutta l'area del frame. Ciò permette di effettuare delle rilevazioni in contesti statici (su singoli frame o su frame non correlati tra di loro). Quando si ha a che fare con frame sequenziali, è possibile evitare di analizzare tutte le parti del frame in condizioni di regime, rendendo il processo più veloce.

Transitorio

965 All'inizio di una rilevazione, il sistema è *cieco*: deve analizzare completamente tutta l'area del frame.

A Regime

Successivamente ad una prima scansione iniziale del frame, è possibile ridurre l'area da scandire per i rilevamenti successivi. Se è stato rilevato un umano, si procede ad
970 analizzare solamente la porzione di aree nelle sue immediate vicinanze. In ogni caso, si continua ad analizzare il bordo del frame, in attesa di nuovi ingressi.

5.2 Selezione della Finestra Migliore

In corrispondenza di una persona, ci saranno più finestre di rilevamento a dare esito positivo, per cui è necessario trovare un meccanismo per la selezione dell'area esatta all'interno della quale si trova la persona.

In prima approssimazione è stato sviluppato un algoritmo basato sul calcolo del baricentro delle finestre. Ogni finestra aveva lo stesso peso.

In un secondo momento le finestre sono state pesate con valori decrescenti man mano che queste si allontanano dalla posizione della persona allo stato precedente. Finestre molto distanti, difficilmente portano a risultati veritieri, quindi vengono premiate le finestre di rilevamento nelle immediate vicinanze della persona.

5.3 Confronto con l'Algoritmo G-C

Capitolo 6

Conclusioni

Appendici

Appendice A

Software Sviluppato

A.1 Componenti

A.1.1 Gestore dei Dataset

990 Interfaccia Grafica

Strutture Dati per la persistenza

Tecnologie utilizzate

A.1.2 Allenamento

Punti critici dal punto di vista computazionale

995 Mex files

Architettura delle librerie

Struttura dati per la persistenza

A.1.3 Tuning, Testing, Rilevamento

Organizzazione degli script e delle funzioni

1000 Struttura dati per la persistenza

A.2 Tecnologie utilizzate

A.2.1 C++ e Matlab

Matlab: prototipazione e componenti non critiche

C++: ottimizzazione delle componenti critiche

1005 A.2.2 Git e Github [Opzionale]

Sistemi VCS

A.3 Proposte di miglioramento

Componenti da ottimizzare

Nuovi linguaggi da utilizzare

Accenni sul Funzionamento e le Caratteristiche del Sensore del Kinect

Ciò che viene comunemente chiamato *sensore di profondità* o *sensore di distanza*, in riferimento al dispositivo Kinect, è in realtà uno *scanner 3D a luce strutturata*.

Un sorgente di raggi infrarossi proietta una serie di pattern codificati nello spazio. Le superfici colpite inducono una deformazione nella struttura di tali pattern. Il pattern deformato viene quindi catturato da una o più telecamere, che confrontando la deformazione con il pattern originario, riescono a ricostruire, dalla rappresentazione bidimensionale di ogni punto nello spazio, le sue coordinate tridimensionali.

Il risultato di un sensore di questo tipo è un insieme di triplette (x, y, z) , organizzate in una *immagine di profondità*, una struttura dati che è molto simile ad una semplice immagine in scala dei grigi¹, dove il valore di ogni pixel rappresenta la misura in millimetri della distanza della superficie dal sensore.

La massima affidabilità del sensore del Kinect V2 si ha per distanza comprese tra 50cm e 4,5m. Il dispositivo è montato al soffitto a 2,8m da terra e ha un campo visivo di $70^\circ \times 60^\circ$, il quale, all'altezza del pavimento, determina un'area di cattura di circa $4m \times 5m$.

La dimensione di ogni immagine di profondità è di 512×424 pixel. Nativamente non vengono codificate in alcun modo particolare, sono delle semplici matrici di interi. È in grado di catturarne fino a 30 al secondo. Utilizzando un apposito software di registrazione è stato possibile mettere insieme dei video di profondità a 30 fps.

¹La forte somiglianza con le immagini in scala dei grigi è supportata dal fatto che ogni pixel è codificato utilizzando 16bit.

Bibliografia

- [1] Thomas H Cormen. Introduction to algorithms. 2009.
- 1035 [2] Ronald A Fisher. The use of multiple measurements in taxonomic problems. *Annals of eugenics*, 7(2):179–188, 1936.
- [3] Yoav Freund and Robert E Schapire. A decision-theoretic generalization of on-line learning and an application to boosting. *Journal of computer and system sciences*, 55(1):119–139, 1997.
- 1040 [4] Alfred Haar. Zur theorie der orthogonalen funktionensysteme. *Mathematische Annalen*, 69(3):331–371, 1910.
- [5] Michael Oren, Constantine Papageorgiou, Pawan Sinha, Edgar Osuna, and Tomaso Poggio. Pedestrian detection using wavelet templates. In *Computer Vision and Pattern Recognition, 1997. Proceedings., 1997 IEEE Computer Society Conference on*, pages 193–199. IEEE, 1997.
- 1045 [6] Constantine P Papageorgiou, Michael Oren, and Tomaso Poggio. A general framework for object detection. In *Computer vision, 1998. sixth international conference on*, pages 555–562. IEEE, 1998.
- [7] ITUT Rec. T. 800— iso/iec 15444-1,“. *Information technology—JPEG*, 2000.
- 1050 [8] Stuart Russell and Peter Norvig. Artificial intelligence: a modern approach. 1995.
- [9] Paul Viola and Michael J Jones. Robust real-time face detection. *International journal of computer vision*, 57(2):137–154, 2004.
- [10] Yi-Qing Wang. An analysis of the viola-jones face detection algorithm. *Image Processing On Line*, 4:128–148, 2014.
- 1055 [11] Lei Zhu and Kin-Hong Wong. Human tracking and counting using the kinect range sensor based on adaboost and kalman filter. *Advances in Visual Computing*, pages 582–591, 2013.