

UNIVERSITÀ DI PADOVA



FACOLTÀ DI INGEGNERIA

TESI DI LAUREA

**ANALISI AUTOMATICA DI NASTRI MAGNETICI CON
RETI NEURALI E TECNICHE DI VISIONE
COMPUTAZIONALE**

Laureando: Maniero Mirco

Relatore: Fantozzi Carlo

Correlatore: Niccolò Pretto

Corso di Laurea Magistrale in Ingegneria Informatica

Data Laurea: 10 Ottobre 2016

Anno Accademico 2015-2016

Sommario

La conservazione di opere musicali memorizzate su nastro magnetico è un ambito di ricerca caratterizzato da una forte multidisciplinarietà. L'unico modo per conservare un'opera memorizzata su questa tipologia di supporto è quello di creare una copia conservativa digitale che sostituirà l'originale una volta che il nastro non potrà più essere riprodotto o addirittura non ci sarà più. Queste copie racchiudono vari metadati e lo stato del supporto nel momento in cui si esegue il restauro. Durante la fase di digitalizzazione del nastro magnetico, oltre a creare una copia digitale del file audio, viene realizzato anche un video del nastro mentre scorre sulle testine del magnetofono.

Lo scopo della tesi è stato di realizzare un'intelligenza artificiale (grazie all'utilizzo delle reti neurali) in grado di identificare se qualcosa di rilevante scorra sul nastro e di classificarlo. In questo modo si cerca di facilitare il lavoro del musicologo segnalandogli la presenza di discontinuità, l'istante temporale in cui si trovano e la tipologia. Guardando direttamente il video potrebbe rischiare di perdere delle discontinuità mentre, grazie al lavoro eseguito, è sicuro di non perderne nessuna e di riuscire ad interpretare meglio ciò che ascolta.

Ringraziamenti

Questa tesi rappresenta il coronamento di un percorso universitario ma, soprattutto, la fine di un periodo della mia vita e l'inizio di una nuova avventura. Sento di dover ringraziare tutti coloro che finora hanno fatto parte della mia vita e mi hanno aiutato e sostenuto.

Innanzitutto voglio ringraziare il professor Carlo Fantozzi per questo lavoro di tesi, per avermi permesso di comprendere meglio uno strumento che da molto tempo volevo studiare ma, soprattutto, per la disponibilità e l'aiuto dimostrato in questo periodo. Voglio ringraziare tutti coloro che sono al CSC e che in questi mesi hanno fatto di tutto per farmi sentire a mio agio e con cui mi sono divertito: a Federico per avermi dovuto sopportare nelle mie incursioni mattinieri, a Valentina e Alessandro per avermi aiutato nel lavoro e con cui due risate erano sempre assicurate ma, soprattutto, a Niccolò che ha saputo aiutarmi, consigliarmi, correggermi ma con cui anche potevo chiacchierare ogni volta ci fosse il bisogno di staccare dal lavoro.

Voglio ringraziare tutti i colleghi dell'università che hanno reso particolare quest'avventura e con cui il rapporto, nel corso degli anni, si è consolidato ed è diventato di vera amicizia.

Voglio ringraziare gli amici più stretti che hanno sempre saputo cosa dire nei momenti più complicati, che mi sono sempre stati vicini e mi hanno sempre spinto a dare il massimo. Una nota particolare va a Matteo che dal momento in cui ho conosciuto è sempre stato il migliore amico che si potesse avere, sempre disponibile per ogni problema, per parlare o anche solo per ascoltare.

Un grazie anche ai parenti che mi sono sempre stati vicini e che ad ogni occasione chiedevano di me e si interessavano alla mia situazione.

Un grazie enorme a Silvia che in questi anni mi è sempre stata a fianco spronandomi e cercando di farmi dare il meglio di me stesso. A lei che ha sempre creduto in me e nelle mie capacità e non ha mai smesso di ricordarmelo.

Infine ultimo, ma non per questo meno importante, un grazie gigantesco ai miei genitori: grazie per avermi aiutato con questo percorso di studi, non solo economicamente, ma standomi vicino ad ogni passo, dimostrandomi tutto l'interesse possibile per ogni esame, sostenendomi in ogni momento difficile e spronandomi a continuare a dare il meglio, a provarci e a mai mollare.

Grazie a tutti,
Mirco

Indice

Sommario	i
-----------------	----------

Ringraziamenti	iii
-----------------------	------------

1 Introduzione	1
1.1 Nastro magnetico	2
1.2 Il magnetofono	3
1.3 Deterioramento dei nastri e conservazione	4
1.3.1 Conservazione passiva	5
1.3.2 Conservazione attiva	5
1.3.3 Digitalizzazione	5
1.3.4 Copia conservativa	6
1.3.5 Accesso ai documenti sonori storici	7
1.4 Strumenti per lo studio dei documenti sonori storici	8
2 Strumenti utilizzati	9
2.1 OpenCV	9
2.2 Rete neurale	10
2.2.1 Rete convoluzionale	10
2.2.2 Struttura di una rete	11
2.2.2.1 Convolutional Layer	11
2.2.2.2 ReLu Layer	11
2.2.2.3 Pooling Layer	11
2.2.2.4 Fully Connected Layer	12
2.2.3 Fine tuning	12
2.2.4 GoogLeNet	13
2.3 Caffè	13
2.3.1 Modifiche al file train_val.prototxt	13
2.3.2 Modifiche al file deploy.prototxt	13
2.3.3 Modifiche al file solver.prototxt	15
2.3.4 Creazione dei file synsets e synset words	15

2.3.5	Training	16
3	Elaborazione dei fotogrammi	19
3.1	Estrapolazione del fotogramma	19
3.2	Problema dell'interlacciamento	22
3.3	Tecniche di deinterlacciamento	23
3.3.1	Separazione dei semiquadri	24
3.3.2	Blend	24
3.3.3	Resize	25
3.3.4	Riallineamento	25
3.3.5	Temporal averaging blend	29
3.3.6	Edge line average	29
3.3.7	Risultati e considerazioni	29
3.3.8	Panoramica	32
4	Dataset	33
4.1	Classi definite	33
4.1.1	Giunte leader-magnetico	33
4.1.2	Giunte magnetico-magnetico	34
4.1.3	Fine nastro	34
4.1.4	Marche	34
4.1.5	Ombre	35
4.1.6	Ondulazioni	35
4.1.7	Rovinato	35
4.1.8	Segni	35
4.1.9	Sporco	35
4.2	Creazione manuale del dataset	36
4.3	Creazione della prima rete neurale	36
4.3.1	Modifiche al file train_val.prototxt	36
4.3.2	Modifiche al file deploy.prototxt	38
4.3.3	Modifiche al solver.prototxt	39
4.3.4	Training	39
4.3.5	Prediction	39
4.4	Creazione della seconda rete neurale	40
4.4.1	K-fold cross validation	41
4.4.2	Prediction	42
4.5	Risultati e considerazioni	42
5	Rete Neurale	45
5.1	k-fold cross validation	45
5.2	Creazione della rete per nastri a velocità 15 inch/s	45
5.3	Creazione della rete per nastri a velocità 7,5 inch/s	46
5.4	Algoritmo	47

5.5	Test della rete a velocità 15	47
5.6	Test della rete a velocità 7,5	49
5.7	Analisi delle immagini di giunte scartate	49
5.8	Test su altri video	50
6	Conclusioni	53
6.1	Considerazioni	53
6.2	Possibili sviluppi futuri	55
	Appendici	59
A	Codice	59
A.1	Funzioni per il calcolo del blurriness	59
B	Foto discontinuità	61
C	Analisi della rete sul video a velocità 15	69
D	Analisi della rete sul video a velocità 7,5	75

Elenco delle figure

1.1	Supporti per nastro magnetico	3
1.2	Magnetofono	4
1.3	Esempio di scritta su nastro magnetico	5
1.4	Le tre fasi che possono essere osservate durante il remediation process; le procedure di controllo sono applicate a tutte le fasi di lavoro	6
1.5	Interfaccia utente dell'applicazione REMIND che cerca simulare l'esperienza di utilizzo di un magnetofono Studer	7
2.1	Logo OpenCV	10
2.2	Esempio dell'operazione eseguita da un pooling layer utilizzando la funzione max	12
2.3	Struttura di Googlenet	14
3.1	Discontinuità rilevate nella fase di definizione dell'area del nastro	21
3.2	Problema nella differenza nel caso della giunta tra nastro giallo e bianco	21
3.3	Immagine interlacciata: si noti il disallineamento tra le righe dispari e pari	23
3.4	semiquadri	24
3.5	Tecnica Blend	26
3.6	Resize con interpolazione di tipo nearest	27
3.7	Riallineamento dei frame	28
3.8	Output ottenuto applicando la tecnica del temporal averaging blend	30
3.9	Tecnica edge line average	30
3.10	Output della tecnica edge line average	31
3.11	Output della creazione della panoramica	32
4.1	Confronto tra la stessa giunta fotografata quando il nastro è fermo e quando è ripreso dalla videocamera	34
4.2	Criterio relativo alla scelta della giunta	41
4.3	K fold cross validation	42
5.1	Frame catturato dal video di test a velocità 15 che è stato correttamente classificato come <i>Marche</i>	51
5.2	Frame catturato dal video di test a velocità 15 che è stato correttamente classificato come <i>giunta magnetico-magnetico</i>	51

5.3	Frame catturato dal video di test a velocità 15 che è stato correttamente classificato come <i>giunta leader-magnetico</i>	51
6.1	Foto relative alle scritte scattate al nastro test quando non è in movimento	54
6.2	Frame catturato dal video in cui si può vedere come appare una delle scritte in Fig.6.1 quando il nastro è in movimento	55
B.1	Immagine rappresentativa della classe fine nastro	61
B.2	Immagine rappresentativa della classe ombre	61
B.3	Immagine rappresentativa della classe ondulazioni	62
B.4	Giunte leader-magnetico	62
B.5	Giunte magnetico-magnetico	63
B.6	Foto di marche scattate direttamente sul nastro	64
B.7	Frame estrapolati dal video raffiguranti marche	65
B.8	Immagini rappresentative della classe rovinato	66
B.9	Immagini rappresentative della classe sporco	66
B.10	Immagini rappresentative della classe segni	67

Elenco delle tabelle

3.1	Dati rilevati da alcuni video analizzati con il metodo di rilevazione automatica dell'area del nastro	22
3.2	Dati rilevati da alcuni video analizzati con il metodo di rilevazione manuale dell'area del nastro	22
4.1	Numero di elementi per ogni classe nel dataset a velocità 7,5	43
4.2	Numero di elementi per ogni classe nel dataset a velocità 15	43
5.1	Accuracy ottenute durante l'allenamento della rete a velocità 15	46
5.2	Accuracy ottenute durante l'allenamento della rete a velocità 15	47
5.3	Accuracy di classificazione su insiemi di validation complessi a velocità 7,5	50
5.4	Accuracy di classificazione su insiemi di validation complessi a velocità 15	50
C.1	Risultati della classificazione delle due reti (con migliore e peggiore accuracy) a velocità 15 sul video Esperimento5	74
D.1	Risultati della classificazione delle due reti (con migliore e peggiore accuracy) a velocità 7,5 sul video Esperimento6	82

Capitolo 1

Introduzione

Nel corso della storia, l'innovazione tecnologica ha permesso di avere strumenti sempre più efficienti nei quali memorizzare le informazioni. Si pensi ad esempio agli strumenti utilizzati per la scrittura: partendo da supporti naturali e biologici, quali foglie e pietre, si è arrivati a quelli digitali e all'utilizzo del cloud per memorizzare i dati.

Le tecnologie per la memorizzazione di informazioni musicali hanno subito anch'esse una continua evoluzione: all'inizio del '700 venne costruito un organo automatico ad acqua, ovvero uno strumento meccanico, per conservare e riprodurre una sola composizione musicale, mentre nel 1927 ci fu il primo brevetto relativo ai supporti magnetici, e dagli anni Trenta si diffusero i relativi registratori.

La bobina è stato lo strumento da cui, riducendone le dimensioni, è derivata la musicassetta; grazie alle ridotte dimensioni e all'elevata capacità (per quell'epoca), quest'ultima ottenne una notevole diffusione. Successivamente, con l'avvento dell'era informatica, cominciarono a diffondersi i supporti digitali partendo dai CD per arrivare oggi allo streaming con applicazioni quali Spotify o Apple Music.

Le bobine sono molto delicate e devono essere tenute integre per mantenere il suono originale; il processo di conservazione è importante per mantenere intatto il patrimonio musicale del passato e per renderlo fruibile a chiunque lo desideri. Molti enti stanno investendo sul restauro e la conservazione di tali supporti; questo sia per mantenere delle copie digitali, sia per tenere intatto il reperto originale e sia per rendere fruibile ad un pubblico più vasto delle opere che altrimenti rimarrebbero solo per pochi. Gli strumenti fisici sono soggetti inevitabilmente ad un degrado nel tempo e quindi la salvaguardia delle opere è raggiungibile solamente attuando un trasferimento delle informazioni su nuovi supporti più evoluti. Il *remediation process* (processo con il quale si trasferiscono le informazioni da un supporto all'altro) può essere soggetto ad errori elettronici e procedurali, nonché influenzato dai gusti estetici del periodo storico in cui viene effettuato. È importante quindi salvare il maggior numero di informazioni possibili e cercare di evitare ogni tipo di alterazione derivante da scelte soggettive.

Anche per questo motivo è importante archiviare il tipo di dispositivo utilizzato per la riproduzione. Per ricreare un'esperienza di ascolto simile a quella dell'epoca in cui l'opera era stata creata può essere utile la virtualizzazione di tale dispositivo.

Le registrazioni non sono costituite solamente da un segnale audio, ma anche da informazioni contestuali, quali custodia, scritte e documenti relativi, che permettono di comprendere al meglio l'opera. La documentazione annessa serve per descrivere appieno il periodo storico, le condizioni in cui ci si trovava nel momento in cui è stato registrato, nonché eventuali note sulla condizione del nastro, sul materiale di cui è composto, eccetera. Talvolta le informazioni più importanti sono annotate dal compositore sul nastro stesso. Per questi motivi il problema della conservazione di un nastro richiede competenze multidisciplinari tra cui quelle relative all'ingegneria, alla chimica, alla sociologia e alla musicologia.

1.1 Nastro magnetico

Questa tipologia di supporto viene costruita depositando uno strato uniforme di ossido di ferro su un nastro di materiale plastico; quest'ultimo è magnetizzabile e, per questo motivo, rende possibile la memorizzazione dell'audio sotto forma di variazioni della magnetizzazione residua del materiale.

La larghezza del nastro [8] è variabile:

- nastri da 2 pollici (per utilizzi professionali);
- nastri da 1 e 1/2 di pollice;
- nastri da 1/4 di pollice (il formato più diffuso);
- nastri da 1/8 di pollice (per le musicassette).

In base alla larghezza del nastro varia spesso il numero di tracce che possono esservi registrate:

- una sola traccia monofonica;
- due tracce separate per la stereofonia nel caso dei nastri più comuni;
- fino a 24 tracce nel caso di nastri professionali.

Il nastro viene chiamato *pancake* (Fig.1.1.a) quando viene avvolto attorno ad un involucri di plastica o di metallo, mentre quando è avvolto attorno ad una *flangia*, che permette di mantenere gli allineamenti verticali, viene denominato *bobina* (Fig.1.1.b).

Il nastro può essere magnetico o leader:

- nel nastro magnetico viene registrato il suono dell'opera;
- il nastro leader, solitamente, viene utilizzato all'inizio o alla fine della bobina per permettere ai rulli di farlo scorrere senza utilizzare il nastro magnetico per l'avvolgimento. In alcune situazioni può essere utilizzato nelle fasi intermedie dell'opera per interconnetterne più parti. Questo nastro non è magnetizzabile e quindi non è possibile registrarvi nulla, a livello sonoro si sente una pausa.

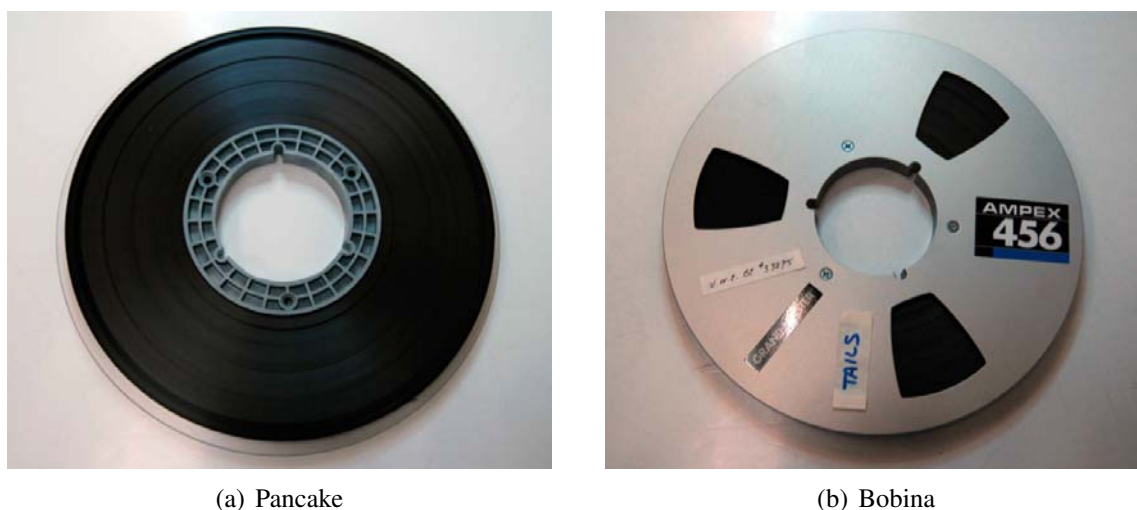


Figura 1.1: *Supporti per nastro magnetico*

Quando si passa da un tipo di nastro all'altro viene fatta una *giunta*, un punto di unione in cui viene utilizzato un nastro adesivo trasparente. Le giunte possono essere tra nastro magnetico e leader, oppure tra due parti di nastro magnetico; quest'ultimo è il caso in cui le giunte vengono utilizzate dagli stessi compositori per ottenere degli effetti particolari nell'opera, per rimediare ad eventuali errori eseguiti in registrazione sostituendo solo il pezzo errato o anche perché il nastro si è rotto e deve essere riparato. La giunta assume una notevole importanza poichè modifica il suono riprodotto e quindi deve essere opportunamente segnalata allo studioso.

1.2 Il magnetofono

Il magnetofono è uno strumento utilizzato per la registrazione e la lettura dei nastri magnetici; è composto da due parti, una meccanica e una elettronica. La parte meccanica è quella che permette lo scorrimento del nastro, mentre quella elettronica ne legge il segnale tramite testine magnetiche, lo filtra, amplifica e lo invia ai dispositivi di riproduzione. Il dispositivo prevede dei pulsanti per controllare la riproduzione del nastro, un timer che misura il tempo trascorso e, possibilmente, un Vu-meter per misurare il livello di uscita del segnale audio. In Fig.1.2 si può vedere uno Studer A810 e tutte le componenti in precedenza descritte.

La velocità di scorrimento di un nastro magnetico determina la qualità del suono: più alta è la velocità migliore è la qualità. Velocità più elevate implicano l'utilizzo di più nastro magnetico per registrare la stessa opera rispetto a velocità più basse. Maggiori quantitativi di nastro comportano ovviamente un costo più elevato per la realizzazione della bobina.



Figura 1.2: *Magnetofono*

1.3 Deterioramento dei nastri e conservazione

Un nastro magnetico ha bisogno di procedure di restauro e conservazione poichè è soggetto a deterioramento. Alcuni dei fattori [5] che possono comportare un danno al supporto con conseguente perdita dell'opera registrata sono i seguenti:

- **Polveri e sporco:** si possono depositare sul nastro e, durante lo scorrimento sulle testine, possono comportare danni al supporto;
- **Umidità e muffe:** temperature non adeguate possono determinare la formazione di muffe e funghi sul supporto, oltre a rovinare lo strato di ossido presente;
- **Temperature non adatte:** temperature troppo basse possono danneggiare irrimediabilmente il nastro, mentre se troppo alte possono portare allo scioglimento dello stesso;
- **Deformazioni meccaniche:** temperature o stoccaggi errati possono comportare deformazioni del supporto fisico e quindi difficoltà nello svolgimento;
- **Danni accidentali:** qualsiasi mezzo fisico può subire danni dovuti al personale che lo utilizza.

Le tecniche di conservazione possono essere attive o passive [7].

1.3.1 Conservazione passiva

Questo tipo di conservazione pone l'attenzione sulla tutela del supporto fisico originale: le tecniche di salvaguardia devono essere adattate alla natura dei supporti considerati. Si devono applicare competenze che spaziano in molteplici campi tra cui fisica, chimica e ingegneria. Al di là del restauro, i nastri devono essere conservati in maniera ottimale per contrastare gli effetti del deterioramento, venendo dunque posti in ambienti controllati.

1.3.2 Conservazione attiva

Questo tipo di conservazione consiste nel trasferire l'opera in un supporto diverso da quello originale, permettendo così di accedere al contenuto tramite la copia, evitandone ulteriori danneggiamenti o deterioramenti. Anche in questo caso sono richieste competenze specifiche per manipolare e trattare il nastro in modo corretto, evitando quindi di danneggiarlo fisicamente. Al giorno d'oggi si crea una copia digitale del nastro, ottenendo quindi un semplice file che può essere riutilizzato e distribuito ogni qualvolta si desidera.

1.3.3 Digitalizzazione

Per quanto riguarda la conservazione attiva è molto importante la fase di digitalizzazione, non solo audio, ma anche video.

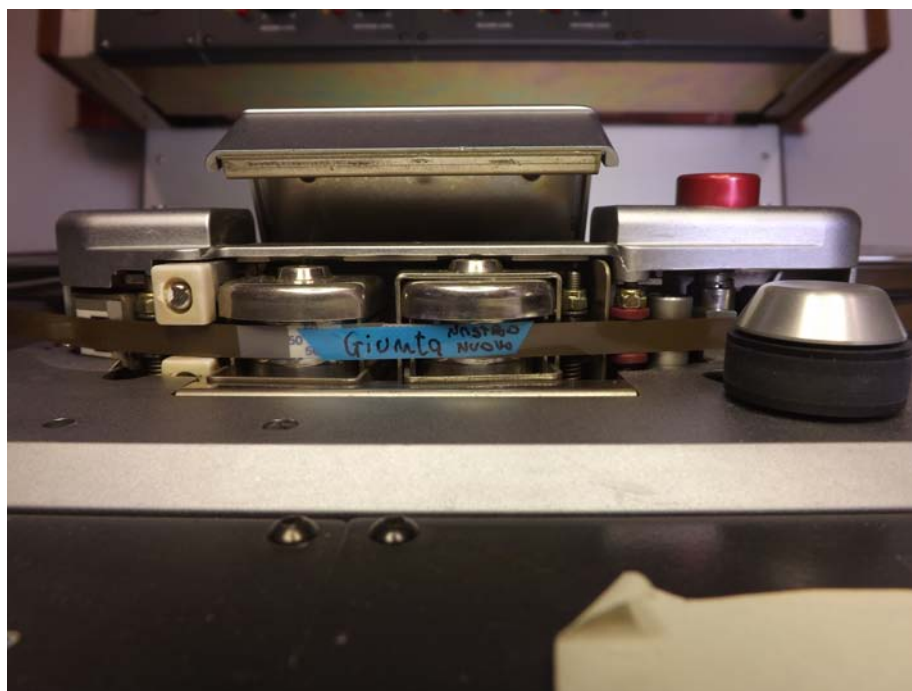


Figura 1.3: Esempio di scritta su nastro magnetico

Il video permette di ottenere molte più informazioni rispetto alla sola registrazione audio. Si può infatti:

- risalire alla natura di un'alterazione dell'opera dovuta alla corruzione del nastro, ad un problema fisico oppure ad una specifica scelta dell'autore;
- documentare irregolarità della velocità di riproduzione che comportano artefatti e disturbi dovuti a cambi di frequenze casuali o periodiche;
- visualizzare segni, scritte o note che possono indicare momenti importanti nella composizione; senza questi l'esecutore (che spesso è l'autore stesso) non sarebbe in grado di conoscere il momento esatto in cui eseguire la sincronizzazione con altre opere o eventi sonori.

Da questi punti emerge l'importanza dell'acquisizione video nel processo di digitalizzazione.

La registrazione video inquadra il retro del nastro magnetico, in cui si trovano le giunte, eventuali scritte o segni. È impossibile scrivere annotazioni sul fronte del nastro e inoltre quest'ultimo tocca la testina nella fase di lettura e quindi non è inquadrabile in quel preciso momento. Questa scelta però comporta che, se il nastro è rovinato solamente nella parte frontale, non è possibile rilevarlo e segnalarlo.

1.3.4 Copia conservativa

La copia conservativa consiste in un insieme organizzato di dati che raggruppano tutte le informazioni rappresentate dal documento originale e immagazzinato. In Fig.1.4 sono indicate le fasi del remediation process [6], dalla valutazione dello stato di conservazione dell'originale alla realizzazione della copia conservativa.

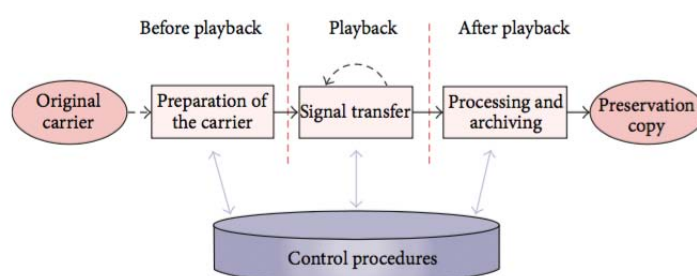


Figura 1.4: Le tre fasi che possono essere osservate durante il remediation process; le procedure di controllo sono applicate a tutte le fasi di lavoro

Le varie fasi sono:

- **Physical documentation:** si crea una documentazione fotografica del reperto originale, lo si analizza visivamente e chimicamente verificandone lo stato di preservazione iniziale;

- **Signal transfer:** si analizzano i parametri e il formato di registrazione e si esegue il setup della strumentazione per eseguire l'acquisizione e la conversione. Questa fase dev'essere continuamente monitorata e validata; una volta terminata si archivia l'originale.
- **Data processing and archival:** è la fase finale in cui si esegue l'estrazione dei metadati e si completa la copia conservativa.

1.3.5 Accesso ai documenti sonori storici

Una copia digitale permette a chiunque lo desideri di accedervi senza richiedere e utilizzare il nastro originale, ma utilizzando la copia di accesso che viene fornita; in questo modo chi ascolta non deve necessariamente avere competenze per l'utilizzo e il mantenimento del nastro.

L'obiettivo è migliorare la qualità del lavoro dei musicologi nell'analisi delle opere: a tal fine è stata realizzata un'applicazione per tablet chiamata **REMIND**[3], la cui interfaccia presenta un magnetofono (Fig.1.5). L'applicazione simula l'interazione con lo strumento ottenendo un'esperienza di utilizzo completa.



Figura 1.5: *Interfaccia utente dell'applicazione REMIND che cerca simulare l'esperienza di utilizzo di un magnetofono Studer*

Grazie a REWIND si possono ascoltare le opere memorizzate all'interno del dispositivo e interagirvi direttamente.

Questa applicazione, e **REWIND**[12] prima di essa, hanno cercato di porre particolare enfasi sulla virtualizzazione del supporto di registrazione che permette l'ascolto delle opere, preservando quindi le particolarità di questi dispositivi.

1.4 Strumenti per lo studio dei documenti sonori storici

Come già descritto nei paragrafi precedenti, la copia conservativa contiene molteplici informazioni, tra cui la documentazione della condizione del nastro, il file audio digitale e quello video. Grazie a quest'ultimo si possono ottenere più informazioni sull'opera che si sta analizzando rispetto alla sola registrazione audio.

L'esperto che studia la composizione è il musicologo e, durante il suo lavoro, dev'essere in grado di associare un evento alla relativa causa. Non si può chiedere allo studioso di controllare l'intero video a scorrimento veloce per individuare problematiche o particolarità interessanti; se infatti si distraesse anche solo per un momento potrebbe non accorgersi di qualcosa di importante (come un danneggiamento del nastro) che sta scorrendo in quel momento. Per questo motivo si è pensato di realizzare un software in grado di rilevare tutte le discontinuità nello scorrimento del nastro in maniera automatica, classificarle e segnalarle opportunamente (indicando ad esempio in che punto dell'opera sono presenti delle giunte).

Per raggiungere questo obiettivo è stato impostato questo lavoro di tesi in cui sono state progettate e realizzate reti neurali in grado di analizzare il video dello scorrimento del nastro magnetico per individuare correttamente delle particolarità.

Nel Cap.2 verranno descritti gli strumenti utilizzati durante il progetto per eseguire l'elaborazione dei video forniti, e per la successiva creazione della rete neurale. Sono stati utilizzati come input le registrazioni video di 212 documenti sonori in copia unica, provenienti da diversi archivi nazionali e internazionali; l'obiettivo è stato quello di mettere a punto un'iniziale fase di preprocessing per estrapolare i frame interessanti da quelli che non sono stati ritenuti tali (Cap.3). A partire da questi frame è stato realizzato il dataset (Cap.4) su cui si è cercato di creare uno strumento automatico in grado di apprendere dalle immagini e classificarne eventuali nuove fornite (Cap.5). Per verificare la correttezza dei classificatori, questi sono stati infine testati su dei video realizzati ad hoc.

Capitolo 2

Strumenti utilizzati

Le tecniche disponibili nell'ambito dell'intelligenza artificiale per creare sistemi in grado di apprendere e classificare elementi sono varie. La principale suddivisione nell'ambito dell'apprendimento automatico (chiamato anche *machine learning*) è la seguente:

- apprendimento non supervisionato,
- apprendimento supervisionato,
- apprendimento per rinforzo.

Nell'apprendimento supervisionato viene fornito un input e la relativa classe associata, mentre in quello non supervisionato vengono forniti solamente gli esempi senza la rispettiva classe; la motivazione è che non si conosce a priori la classificazione, ma si cerca di individuare caratteristiche che accomunino i dati. Gli algoritmi lavorano ricercando similitudini o differenze tra gli esempi che vengono forniti in ingresso. L'apprendimento per rinforzo cerca di imparare autonomamente a riconoscere delle particolarità negli input forniti, utilizzando i dati acquisiti e una funzione di validazione; riesce così a quantificare la bontà del lavoro svolto. La tecnica della rete neurale, strumento studiato e utilizzato durante il progetto, appartiene a quest'ultima categoria.

Di seguito verrà descritta la libreria OpenCV usata per l'elaborazione dei video, il framework Caffe impiegato per l'implementazione delle reti neurali e verrà fornita una breve panoramica sulle reti neurali stesse.

2.1 OpenCV

OpenCV[2] è una libreria open utilizzata per la gestione e manipolazione di immagini e video; sviluppata originariamente da Intel per la gestione della visione artificiale in tempo reale, è una delle più diffuse e complete al mondo. Viene utilizzata principalmente nell'ambito della robotica e dell'intelligenza artificiale fornendo agli sviluppatori delle funzioni in grado di compiere dalle operazioni più semplici, quale la modifica della luminosità di una foto, a quelle più complesse, quale la creazione di ambienti 3D a partire da foto bidimensionali.



Figura 2.1: Logo *OpenCV*

Nel nostro caso la libreria è stata utilizzata per l'estrazione di ogni fotogramma dal video tramite lo strumento VideoCapture. Ha permesso di accedere direttamente al singolo pixel di un'immagine, modificarlo e confrontarlo con altri utilizzando i valori associati ad ognuno dei 3 canali (RGB). Nelle fasi di pre-processing è stato utilizzato il BackgroundSubtractorKNN, strumento che esegue automaticamente la sottrazione del foreground dal background dell'immagine basandosi sullo storico dei frame che sono stati forniti. Era stato testato anche il BackgroundSubtractorMOG2 ma aveva restituito risultati peggiori rispetto al KNN e, per questo motivo, è stato scartato. Partendo dal foreground individuato, si possono analizzare insiemi di punti, determinarne i contorni e racchiuderli con un *rect* (rettangolo di dimensioni opportune).

2.2 Rete neurale

La rete neurale artificiale prende ispirazione dal cervello umano e dal suo funzionamento, più precisamente dal modo in cui i mammiferi riescono a percepire il mondo attorno ad essi usando una struttura a layer di neuroni; questi ultimi, grazie ad assoni e dendriti, sono interconnessi tra loro formando una fitta rete di comunicazione. I neuroni riescono ad interagire attraverso segnali elettrici e, in risposta a stimoli esterni, modificare la propria configurazione.

Le ricerche basate sull'utilizzo delle reti neurali spaziano in molti ambiti applicativi tra cui la robotica e la classificazione di immagini.

2.2.1 Rete convoluzionale

Spesso si sente parlare di **rete neurale convoluzionale**[4], chiamata così perché l'operazione principale è la convoluzione: concetto matematico utilizzato nel Digital Signal Processing che consiste nel combinare due funzioni (variabili nel tempo) in maniera coerente. L'operazione in dominio discreto per due variabili viene indicata come segue:

$$(f * g)(x, y) = \sum_{u=-\infty}^{+\infty} \sum_{v=-\infty}^{+\infty} f(u, v) \cdot g(x - u, y - v) \quad (2.1)$$

2.2.2 Struttura di una rete

Una rete neurale per la classificazione di immagini riceve e gestisce matrici di pixel come input; poichè i valori dei pixel sono RGB si vanno a gestire 3 matrici per ogni immagine, una per componente di colore. L'algoritmo cerca di rilevare nell'immagine feature, caratteristiche che contraddistinguono degli elementi. Se ad esempio, una rete ricevesse come input diverse foto di persone, cercherebbe di trovare delle caratteristiche che li accomunino: una di queste sarebbe la presenza di due occhi di forma simile. Uno dei componenti principali della rete sono i **filtri** (o **convolution kernels**): dal punto di vista pratico corrispondono a piccole matrici (in relazione alle dimensioni delle immagini) con all'interno dei valori. Viene eseguita la convoluzione del kernel con il volume di input, ottenendo come risultato le *activation maps*, le regioni nelle quali sono state individuate delle features. I valori presenti all'interno di ognuna di queste matrici cambia ad ogni iterazione sul training set, poichè la rete sta imparando a riconoscere e ad estrarre una certa features dall'immagine.

Nel seguito verranno descritti i vari layer presenti all'interno di una rete neurale generica.

2.2.2.1 Convolutional Layer

Il **convolutional layer** è uno dei principali, e si può trovare una o più volte all'interno della rete. I parametri di questo layer rappresentano un insieme di filtri allenabili che, durante la forward propagation, traslano (convolvono) lungo il volume di input generando una activation map. La rete avrà come obiettivo l'apprendimento di filtri che si attivano in presenza di qualche specifica feature in una determinata regione spaziale dell'input.

Ogni neurone è connesso ad una certa regione (**receptive field**) del volume di input; per un immagine di dimensioni 28x28x3, se il receptive field è 5x5, ogni neurone è connesso ad una regione 5x5x3 nel volume di input. I pesi nel convolutional layer sono allenati e aggiornati ad ogni learning iteration, utilizzando l'algoritmo di *back-propagation*[9].

2.2.2.2 ReLu Layer

Il **ReLu layer (Rectifier Unit)** è la funzione di attivazione più utilizzata per gli output della rete. Matematicamente si può descrivere come:

$$\max(0, x) \quad (2.2)$$

Tuttavia la funzione non è differenziabile all'origine, perciò è complesso il suo utilizzo nella fase di back-propagation; viene sostituita con una funzione chiamata **Softplus**, la cui equazione è:

$$f(x) = \ln(1 + e^x) \quad (2.3)$$

2.2.2.3 Pooling Layer

Normalmente il **pooling layer** viene posto subito dopo il Convolutional layer per ridurre le dimensioni del volume di input che verrà fornito al layer successivo; la depth del volume non viene

condizionata. L'operazione viene chiamata *down-sampling* dal momento che riduce la dimensione del volume; tale perdita è tuttavia un bene per la rete poiché riduce il computational overhead e combatte l'overfitting. Il pooling layer analizza *una finestra* di valori nel volume di input e ne preleva il valore massimo o medio visibile. In Fig.2.2 viene mostrato un esempio di applicazione del pooling layer utilizzando la funzione *max*.

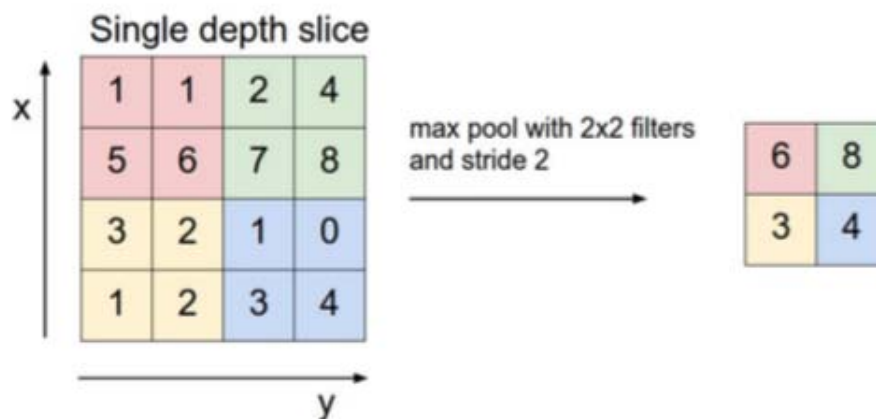


Figura 2.2: Esempio dell'operazione eseguita da un pooling layer utilizzando la funzione *max*

2.2.2.4 Fully Connected Layer

Questo layer è uguale ad uno dei layer di una classica rete neurale con architettura fully connected: ciascun neurone è connesso a tutti i neuroni del layer precedente e, per questo motivo, si avranno un numero elevatissimo di connessioni. Quello che solitamente fa è collegare i suoi K neuroni (da cui è composto) con il volume di input calcolando l'attivazione di ciascuno dei suoi neuroni. Il suo output sarà un singolo vettore contenente tutte le sue attivazioni: per questo motivo dopo un FC layer non si potrà più utilizzare alcun layer convoluzionale. La sua funzione è di raggruppare le informazioni ottenute fino a quel momento, esprimendole con un singolo vettore, che servirà nei successivi calcoli per la classificazione finale.

Solitamente si utilizzano più FC layer in serie e l'ultimo di questi avrà il parametro K pari al numero di classi presenti nel dataset.

2.2.3 Fine tuning

L'operazione di training di una rete neurale su un dataset di immagini consistente richiede molto tempo pur essendo eseguita con l'aiuto della GPU del calcolatore. Per questa ragione, in alcune applicazioni, si utilizza una rete già allenata su un numero molto elevato di immagini e la si specializza nel riconoscimento delle feature presenti sul nuovo dataset.

2.2.4 GoogLeNet

GoogLeNet [15] è la rete da cui si è partiti per eseguire l'operazione di fine-tuning descritta in precedenza. È nata durante l'ILSVRC 2014 competition ed è costituita da 22 layer (conteggiando solo quelli con parametri), mentre il numero di layer totali è circa 100 (in Fig.2.3 viene rappresentata la struttura della rete).

Il dataset su cui si basa la rete è costituito da 1.2 milioni di immagini per il training, 50.000 per la validazione e 100.000 per il test.

La rete di Google è risultata la più efficiente tra quelle presentate alla competition, ottenendo come accuracy top-1 68.7% e top-5 accuracy 88.9%.

2.3 Caffè

Caffè[1] è un framework sviluppato da *Berkeley Vision and Learning Center (BVLC)* che permette di utilizzare le reti neurali più rapidamente: la community sviluppatasi attorno permette di trovare progetti di ogni tipo su cui basare il proprio lavoro, eseguendo l'operazione di fine-tuning su una rete già allenata piuttosto che partire da zero. Questi progetti, tra cui la rete neurale GoogLeNet, si possono trovare nella sezione del **ModelZoo**.

Eseguire la procedura di fine-tuning descritta in precedenza prevede la creazione del nuovo dataset, la creazione dei file train.txt e val.txt, la modifica dei file train_val.prototxt, deploy.prototxt e solver.prototxt.

2.3.1 Modifiche al file train_val.prototxt

Inizialmente viene modificato il file train_val.prototxt nell'ultimo layer con *parametri allenabili*. Le modifiche si limitano al nome (dev'essere diverso da quello della rete precedente) e al numero di output (specifico per il dataset che si sta utilizzando). I valori di *lr_mult* e *decay_mult* devono essere impostati molto bassi nei layer interni, più elevati nel layer finale; questa scelta è dovuta al fatto che i primi layer possiedono già degli ottimi parametri in quanto allenati su dataset molto più grandi, e devono modificare i loro parametri molto lentamente per il nuovo insieme, mentre l'ultimo layer è come se fosse completamente nuovo e deve svolgere più lavoro di apprendimento.

I layer sottostanti a quest'ultimo, utilizzati per calcolare l'accuracy, devono fare riferimento al nuovo *ultimo layer* inserendone il nome nel field bottom.

All'inizio del file si devono modificare i percorsi delle sorgenti di training e di validation e, se necessario, il valore di batch size. Quest'ultima modifica si rende necessaria nel caso il sistema non riesca ad eseguire la fase iniziale di apprendimento.

2.3.2 Modifiche al file deploy.prototxt

Nella parte finale del file deploy.prototxt si deve modificare:

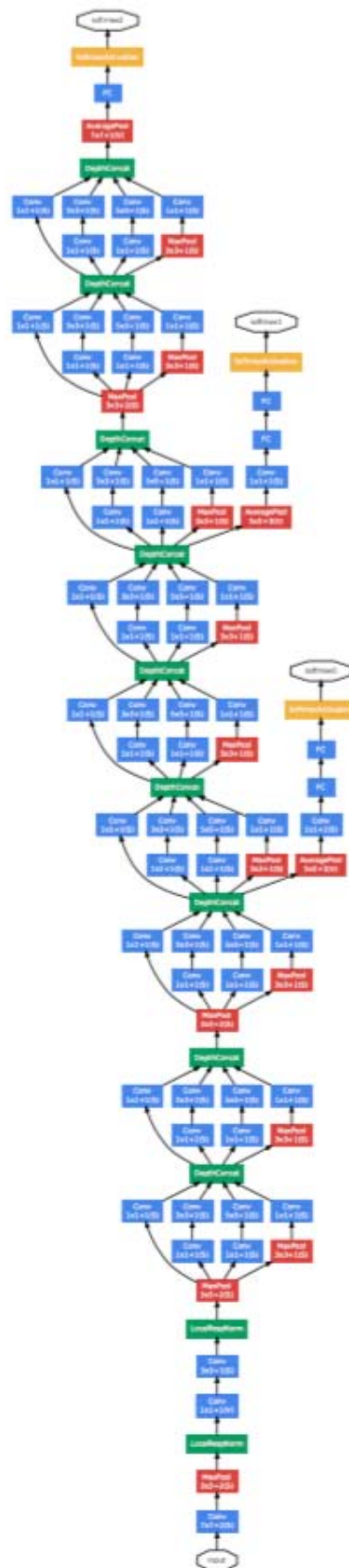


Figura 2.3: Struttura di GoogLeNet

- il nominativo dell'ultimo layer come nel `train_val.prototxt`;
- il numero di classi in output;
- il layer di tipo Softmax nel quale si cambierà il valore del field bottom inserendo il nominativo dell'ultimo layer.

2.3.3 Modifiche al file `solver.prototxt`

Il numero di iterazioni richieste per eseguire il fine-tuning è molto più basso rispetto all'allenamento di una rete da zero. Si devono abbassare i valori relativi a `test_interval`, `max_iteration` e `snapshot` oltre alla modifica dei relativi percorsi. Dev'essere ridotto anche il valore del learning rate iniziale (`base_lr`), in quanto la rete ha meno da apprendere e meno iterazioni per farlo; in questo caso può risultare utile abbassare anche il valore di `stepsize` (ovvero il numero di iterazioni dopo le quali ridurre il learning rate). Inoltre il valore di `test_iter` dev'essere modificato in base alla formula seguente:

$$test_iter * val_batch_size \geq n_immagini_validation_set \quad (2.4)$$

È importante che il valore `test_iter` sia superiore alla soglia: in questo modo infatti si considerano tutte le immagini del validation set ricominciando dall'inizio una volta terminate. Se il valore fosse inferiore si escluderebbero immagini del validation set, mentre se fosse molto più elevato si avrebbero elaborazioni extra inutili.

2.3.4 Creazione dei file `synsets` e `synset words`

Per specificare le classi che la rete deve utilizzare ed apprendere si devono generare due file: `synsets.txt` e `synset_words.txt`. Il primo elenca tutti i nominativi delle classi che si utilizzano mentre, nel secondo, si riportano i nominativi come nel file precedente e, separati da uno spazio, delle brevi descrizioni di cosa corrisponde a tale nominativo.

`synsets.txt`:

```
classe1  
classe2  
classe3
```

`synset_words.txt`:

```
classe1 descrizione_classe1  
classe2 descrizione_classe2  
classe3 descrizione_classe3
```

2.3.5 Training

Dopo aver modificato i file di configurazione della rete, devono essere copiate le immagini relative ai training e validation set nelle cartelle opportune. Devono inoltre essere creati due file, **train.txt** e **val.txt**, in cui vengano elencate tutte le immagini appartenenti ad entrambi i dataset, e le relative classi. Un esempio di scrittura di questi file è il seguente, in cui si trova il nominativo dell'immagine e, separata da uno spazio, la classe di appartenenza.

```
img1.jpg 0
img2.jpg 0
img3.jpg 1
img4.jpg 2
img5.jpg 1
```

Si devono modificare ed eseguire gli script **create_imagenet.sh** e **make_imagenet_mean.sh** che, rispettivamente, permettono di:

- creare i file LMDB da fornire come input alla rete;
- eseguire il background subtractor automaticamente.

Una volta terminata questa fase, si avvia la procedura di fine-tuning sul caffemodel della rete originale scelta. Immaginando di voler eseguire la procedura sul caffemodel fornito da GoogLeNet, si scriverà:

```
./build/tools/caffe train
-solver models/whats_new_net/solver.prototxt
-weights models/bvlc_googlenet/bvlc_googlenet.caffemodel -gpu 0
```

Nel campo relativo al solver si deve fornire il path del file della propria rete, mentre successivamente, si deve indicare il caffemodel già allenato da cui partire. L'attributo *-gpu 0* serve per eseguire il training utilizzando la GPU del calcolatore; qualora si desideri utilizzare direttamente la CPU, l'attributo deve essere rimosso.

Caffe eseguirà varie iterazioni in cui la nuova rete cercherà di apprendere il miglior modo di classificare delle immagini, partendo da quelle fornite in input. Il test per verificare la bontà dei pesi assegnati ad ogni ciclo viene eseguito sul validation set e restituito ogni *test_interval* iterazioni (valore impostato nel *solver.prototxt*).

L'accuracy finale viene calcolata dagli ultimi layer della rete e stampata in output ad ogni fase di test; questo valore viene utilizzato dal sistema come feedback per poter migliorare ulteriormente la classificazione.

Le metriche di top-1 e top-5 vengono utilizzate da Caffe per verificare la bontà della rete: più i valori sono elevati, migliore è la rete. Il valore di top-1 accuracy rappresenta la percentuale di immagini del validation set in cui la classe corretta detiene la probabilità più alta rispetto alle altre classi (sempre rapportato sul totale delle immagini dell'insieme). Se ad esempio, predicendo la classe di 98 immagini su 100 risulta che la classe con maggiore probabilità è anche quella corretta, si ha 98% di accuracy in top-1. Esiste anche la top-5 accuracy, la percentuale di immagini del validation set in cui la classe corretta detiene una tra le 5 probabilità più alte; questa metrica

ha poco senso per dataset costituiti da poche classi, poiché quasi sicuramente la classe corretta si troverà tra le prime 5 (la top-5 assume sempre valore pari a 1).

In alcune situazioni potrebbe essere necessario bloccare la procedura di fine-tuning, e riprenderla solo successivamente partendo dall'ultimo caffemodel generato. In questo caso il comando da utilizzare è ad esempio:

```
./build/tools/caffe train  
-solver models/whats_new_net/solver.prototxt  
-snapshot models/whats_new_net/snapshot/snap_iter_500.solverstate  
-gpu 0
```

dove l'attributo snapshot serve per indicare il solverstate da cui riprendere l'elaborazione.

Capitolo 3

Elaborazione dei fotogrammi

Per analizzare eventuali discontinuità che possono essere presenti nel nastro magnetico si è utilizzato il video realizzato durante la fase di digitalizzazione delle opere. Ogni fotogramma è stato utilizzato per determinare la presenza o meno di particolarità che dovrebbero essere segnalate al musicologo perchè utili per il lavoro che deve svolgere.

Nei prossimi paragrafi si descriveranno le operazioni effettuate nella prima fase di lavoro per estrapolare i frame dai video e per determinare se presentino qualche particolarità da segnalare. Verrà descritto come si è utilizzato OpenCV per raggiungere tale scopo, l'algoritmo sviluppato, i problemi riscontrati (come ad esempio l'interlacing tra i frame) e come si è cercato di risolverli.

Si descriverà inoltre la panoramica, un'altra strada che si era considerata ma successivamente abbandonata, anche se può essere utilizzato come suggerimento per un'eventuale sviluppo futuro.

3.1 Estrapolazione del fotogramma

Per poter elaborare ogni fotogramma del video si è realizzato un applicativo in linguaggio C++ che utilizza la libreria OpenCV (vedi Sez.2.1). Si è optato per questo linguaggio poichè è quello nativo della libreria e, in questo modo, si ha un maggior supporto a livello di documentazione e di interfaccia.

L'applicativo realizzato è in grado di scorrere l'intero video estrapolandone ogni frame ed elaborandolo per determinare la presenza, o meno, di qualcosa di interessante. L'idea è di catturare una particolarità che compare in un frame e che non è presente in quello precedente. Per realizzare questo si è utilizzato lo strumento del BackgroundSubtractorKNN che esegue una separazione del foreground dal background in base ai vari frame che sono stati forniti come input; si basa quindi sullo storico di quanto visto per separare gli elementi nuovi da quelli ricorrenti. Si è notato che, memorizzando i frame in cui il foreground presentava anche un solo elemento, venivano salvate molte immagini in cui si rilevavano piccole variazioni di luminosità, lo scorrere del nastro nella bobina presente nello sfondo, eccetera; tutte queste rilevazioni non sono ritenute interessanti e, per questo motivo, si è dovuto modificare l'approccio.

Quanto rilevato, anche se erroneamente, ha delle caratteristiche comuni:

- rimane nella stessa posizione rispetto al frame precedente;
- non scorre orizzontalmente;
- nella maggior parte dei casi sono insiemi di punti piccoli rispetto alla grandezza delle discontinuità.

Sono stati quindi analizzati i punti che venivano rilevati nel foreground e considerati solo quelli che risultano di dimensioni rilevanti (l'altezza almeno 1/12 delle righe del frame e al massimo 1/3); in questo modo sono stati eliminati tutti i falsi positivi che venivano segnalati e che in realtà non rappresentavano nulla di interessante. Successivamente si sono memorizzate solamente le particolarità che scorrono orizzontalmente (che si trovano sul nastro da analizzare): pensando di avere una linea verticale a 2/3 dell'immagine si sono analizzati i punti rilevati nel foreground che hanno dimensioni rilevanti e attraversano tale confine. In questo modo, tutto ciò che viene segnalato, scorre orizzontalmente lungo il nastro e ha dimensioni ragguardevoli.

Grazie a questa prima versione dell'algoritmo si è riusciti ad analizzare il nastro magnetico rilevando delle particolarità con dimensioni rilevanti: piccoli tratti di nastro rovinato, segni e brevi scritte non vengono rilevate ma vengono direttamente scartate. Un altro problema di quest'algoritmo è il tempo di esecuzione particolarmente elevato dovuto all'utilizzo del BackgroundSubtractorKNN; non si è potuto migliorare questo fattore poiché dipendente solamente dalla libreria utilizzata. Le successive modifiche dell'algoritmo sono nate dalla necessità di rilevare anche queste piccole discontinuità (vista l'importanza per lo scopo del progetto) e per rendere i tempi di esecuzione più rapidi.

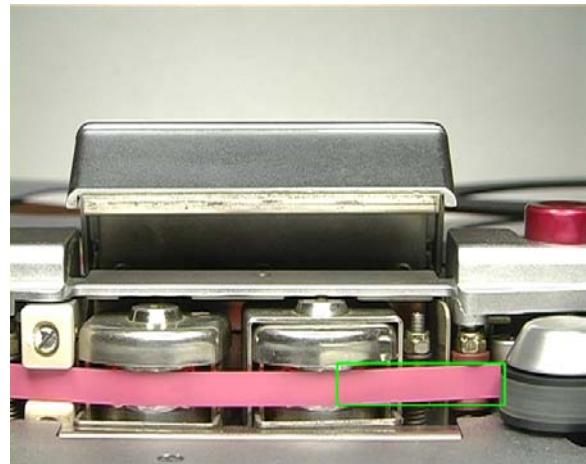
Nella seconda versione dell'algoritmo si è cercato il modo di rilevare automaticamente la zona relativa al nastro utilizzando il sistema precedentemente sviluppato: analizzando i vari frame, rilevando al massimo 7 discontinuità e memorizzando i bound del rect che la circondano si è cercato di stimare le dimensioni del nastro. Per il bound delle x (destra e sinistra) si è calcolata la media tra i valori rilevati mentre, per il bound delle y, si è preso il valore minimo per il limite superiore e massimo per quello inferiore. La scelta è data dalla presenza di discontinuità più piccole a cui si deve dare meno peso per determinare l'area del nastro; nella Fig.3.1, ad esempio, si nota come le due discontinuità debbano assumere peso diverso nel calcolo del bound inferiore e superiore, essendo soprattutto la seconda un falso positivo.

Dopo aver rilevato il posizionamento del nastro non viene più utilizzato il BackgroundSubtractorKNN riducendo notevolmente il tempo di esecuzione dell'algoritmo.

Per verificare la presenza o meno di particolarità nel nuovo frame rispetto al precedente si utilizza l'**operatore** - . Vengono analizzati i pixel, nell'area individuata in precedenza, del frame risultante da tale operazione: se il numero di pixel **non neri**, e quindi differenti nei due frame, supera una certa soglia allora il frame viene valutato come interessante e salvato; viceversa non viene considerato. Si è testato questo algoritmo su diversi video, verificando che rileva molte più discontinuità rispetto alle situazioni precedenti ma anche dei falsi positivi. Un problema riscontrato durante i test, come si può vedere in Fig.3.2, è che in caso di discontinuità tra nastro giallo e bianco (più in generale tra nastri di colorazioni simili), il frame risultante dalla differenza non presenta abbastanza punti per superare il threshold impostato.



(a) Rilevamento corretto della giunta



(b) Rilevamento errato

Figura 3.1: *Discontinuità rilevate nella fase di definizione dell'area del nastro*

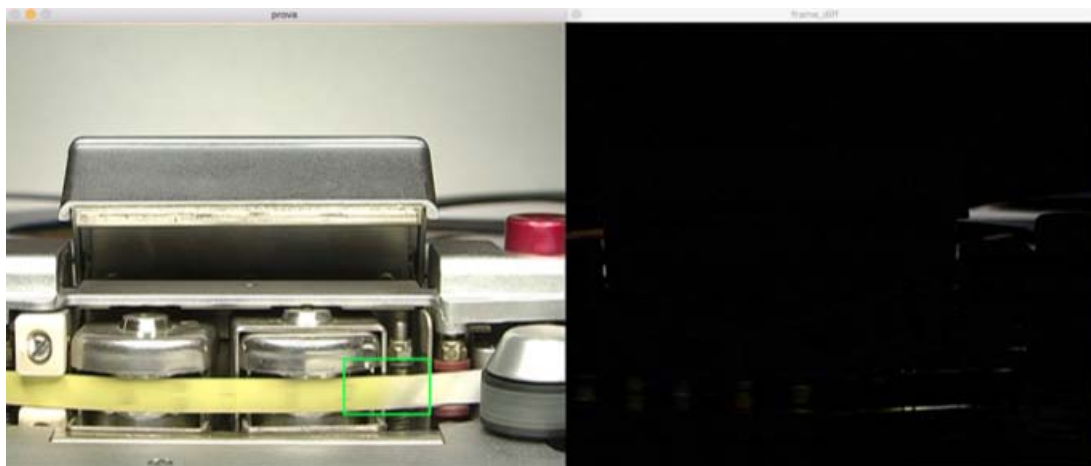


Figura 3.2: *Problema nella differenza nel caso della giunta tra nastro giallo e bianco*

Per risolvere il problema si è eseguita la differenza tra i frame **manualmente**. Si analizzano pixel per pixel le due immagini e si confrontano i valori dei canali RGB; se tutti e 3 i valori risultano uguali allora il pixel nella nuova immagine viene colorato in bianco, altrimenti in nero. Vengono conteggiati, in un segmento del nastro magnetico, il numero di pixel di colorazione bianca; se il numero è inferiore alla soglia impostata l'immagine viene considerata interessante, altrimenti no. Con questa nuova modifica si è migliorato notevolmente il numero corretto di discontinuità rilevate, riducendo anche i falsi positivi presenti.

Controllando i bound che l'algoritmo determina automaticamente, si è riscontrato che in molti video essi non sono corretti per via di discontinuità errate che vengono rilevate e utilizzate per il calcolo. Si è deciso quindi di procedere aggiustando manualmente i bound delle y per ogni video da analizzare; il lavoro manuale aumenta notevolmente ma si evitano errori di questo genere. Una delle note positive di questa lavorazione è che, come si può vedere dalle Tab.3.1 - 3.2, i tempi di elaborazione si riducono notevolmente rilevando comunque quanto desiderato.

Tabella 3.1: *Dati rilevati da alcuni video analizzati con il metodo di rilevazione automatica dell'area del nastro*

Nome video	Durata analisi	Durata video	Numero di discontinuità rilevate	Frame non salvati
Video1	23:34	21:59	5	32971
Video2	23:13	22:0	11	32996
Video3	23:12	22:3	11	33076
Video4	23:12	22:0	12	33006
Video5	23:13	22:4	12	33092

Tabella 3.2: *Dati rilevati da alcuni video analizzati con il metodo di rilevazione manuale dell'area del nastro*

Nome video	Durata analisi	Durata video	Numero di discontinuità rilevate	Frame non salvati
Video6	6:10	22:21	9	33539
Video7	6:14	22:03	12	33080
Video8	6:12	22:24	13	33591
Video9	6:08	22:10	10	33245
Video10	6:06	22:08	10	33191

3.2 Problema dell'interlacciamento

Una delle problematiche riscontrate nei frame salvati dall'algoritmo è stato il fenomeno dell'interlacciamento (interlacing). L'interlacciamento è un sistema di scansione video che prevede la

divisione in linee pari e dispari dette rispettivamente semiquadri. Il motivo per cui, storicamente, lo si è utilizzato è perchè permette una qualità migliore di trasmissione senza bisogno di aumentare la larghezza di banda. Grazie a questa tecnica si arriva a visualizzare un unico frame di un video come due "mezzi" frame acquisiti in momenti diversi. Esaminando il singolo fotogramma, nelle zone in movimento si nota che le righe dispari e pari risultano disallineate (Fig.3.3).

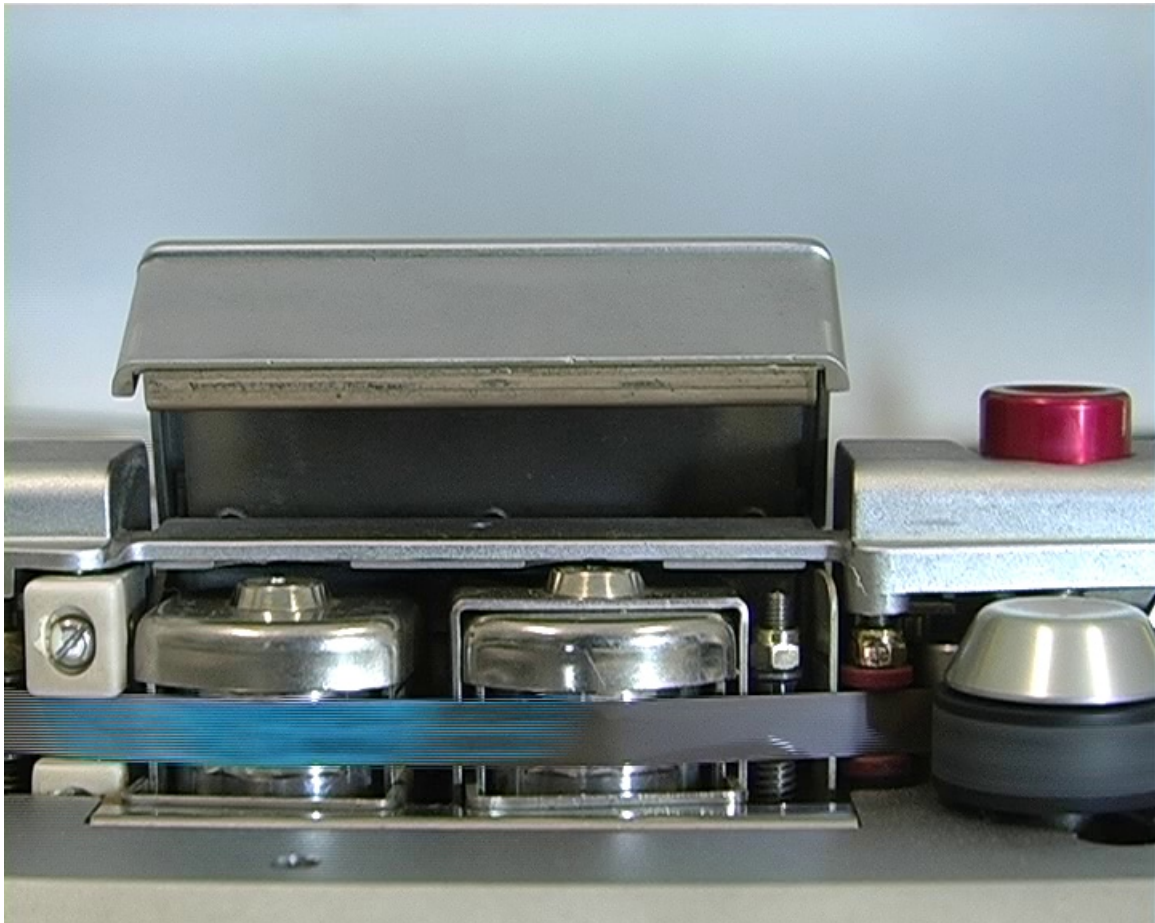
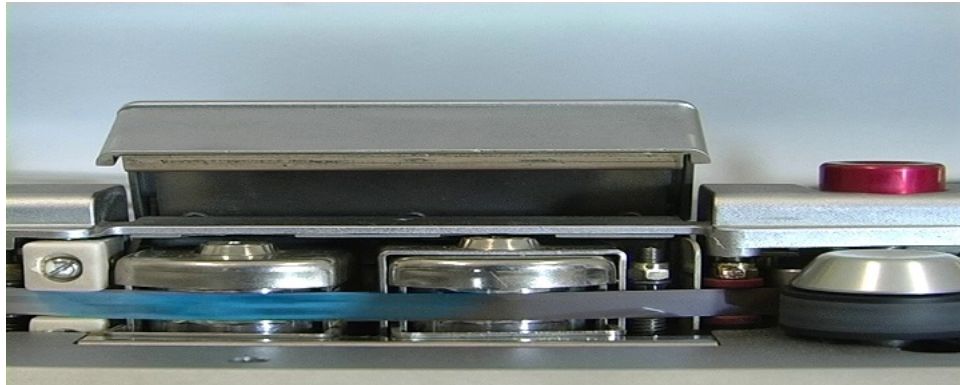


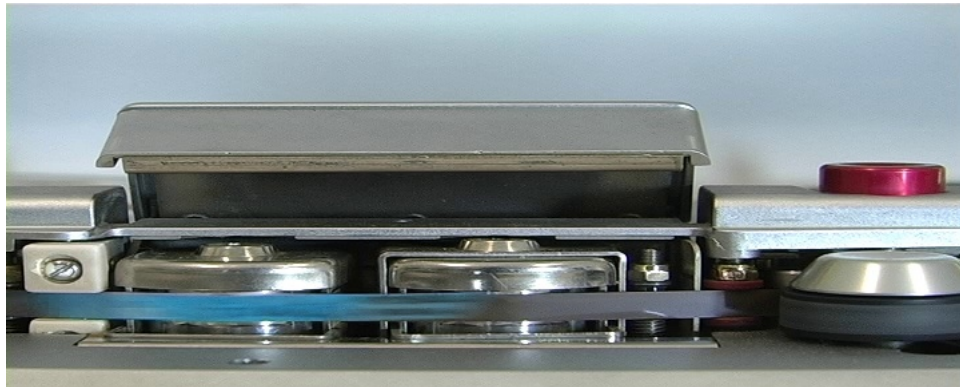
Figura 3.3: Immagine interlacciata: si noti il disallineamento tra le righe dispari e pari

3.3 Tecniche di deinterlacciamento

Sono state studiate e testate varie tecniche per la risoluzione del problema dell'interlacciamento dei frame (e.g. Fig.3.3); nel seguito sono elencate le strategie studiate e gli esiti della loro applicazione.



(a) semiquadro dispari



(b) semiquadro pari

Figura 3.4: *semiquadri*

3.3.1 Separazione dei semiquadri

Una delle tecniche più utilizzate da software specifici per la riproduzione video (quale VLC) è la separazione dei due semiquadri nel frame analizzato. Questo consiste nel creare due immagini (una relativa alle righe dispari e una alle righe pari) partendo dal frame originale; queste due immagini sono appunto chiamate semiquadro dispari e pari rispettivamente. Utilizzando uno solo dei due semiquadri si perde metà contenuto informativo del frame in questione. In Fig.3.4 si possono vedere i due semiquadri ottenuti dall'immagine iniziale.

Se si volesse un'immagine finale della stessa dimensione di quella iniziale allora si può utilizzare la tecnica **bob**, che consiste nella duplicazione di ogni riga del semiquadro.

3.3.2 Blend

Questa tecnica utilizza i due semiquadri pari e dispari e ne esegue un'unione pesandoli rispettivamente con i parametri α e β , dove $\alpha + \beta = 1$. Ciò vuol dire che assegnando ad α valore 0 e β valore 1 si ottiene il semiquadro pari mentre, viceversa, si ottiene il semiquadro dispari. Un valore intermedio dei parametri comporta un merge dei due semiquadri mantenendo così il contenuto

informativo iniziale; il problema è che l'immagine non risulta definita ma si introducono dei *ghost*. Nell'immagine 3.5.a quello che si può notare è che il semiquadro pari è più evidente rispetto a quello dispari mentre nell'immagine 3.5.c avviene esattamente il contrario; in Fig.3.5.b invece si può notare la sovrapposizione tra i due semiquadri che comporta l'introduzione di artefatti non desiderati.

3.3.3 Resize

Nella libreria OpenCV è presente un metodo *resize* che permette di ridimensionare un'immagine che viene fornita in ingresso. Come parametri ulteriori possono essere inseriti dei flag che indicano l'intenzione di eseguire un'interpolazione e ne specificano la tipologia. Le possibili interpolazioni sono:

- INTER_AREA
- INTER_CUBIC
- INTER_LANCZOS4
- INTER_LINEAR
- INTER_NEAREST

Si riporta, come esempio, l'interpolazione di tipo nearest (Fig.3.6); i problemi riscontrati con questo metodo sono:

- avviene un degrado dell'immagine non indifferente
- viene utilizzato solamente un semiquadro e quindi c'è una perdita di informazione rispetto al frame originale.

3.3.4 Riallineamento

La tecnica in questione, chiamata anche **weaven**, prevede di riallineare i frame spostando l'insieme delle righe pari di un certo offset. Come si può vedere in Fig.3.7, dove sono rappresentati i tre tentativi di riallineamento degli stessi semiquadri con offset diversi, l'operazione non produce un'immagine ovunque nitida. Infatti, anche se si riesce ad individuare l'offset perfetto che permette di riallineare i punti sul nastro, la restante immagine (magnetofono, bobine che scorrono) risulta raddoppiata. Questo perché il fenomeno dell'interlacciamento si presenta su oggetti in movimento (il nastro che scorre), non su quelli fermi (magnetofono). I pro di questa tecnica sono che vengono utilizzati entrambi i semiquadri e quindi non vi è perdita di informazione; i contro sono che può essere utilizzata solamente nel caso in cui le frequenze verticali vengano preservate e che individuare un valore di offset generale per tutti i video è impossibile.

Per ovviare a quest'ultimo problema si è provato a ricavare un coefficiente che fosse in grado di identificare il livello di blurriness. In Cap.A.1 sono elencate le varie funzioni utilizzate per



(a) Immagine con α pari a 0.1



(b) Immagine con α pari a 0.5



(c) Immagine con α pari a 1.0

Figura 3.5: *Tecnica Blend*

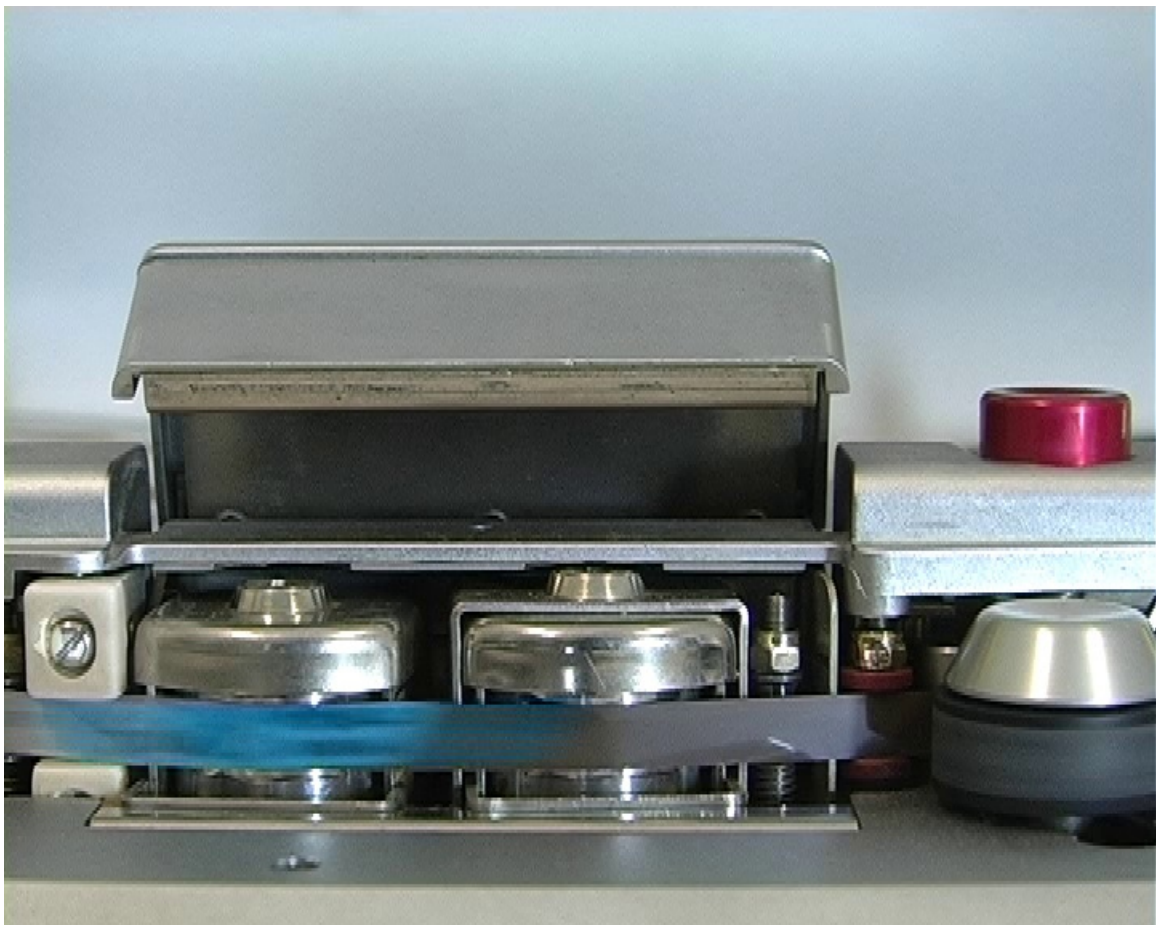
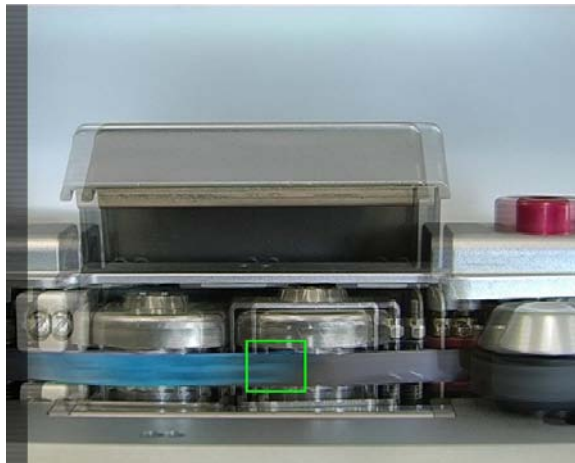


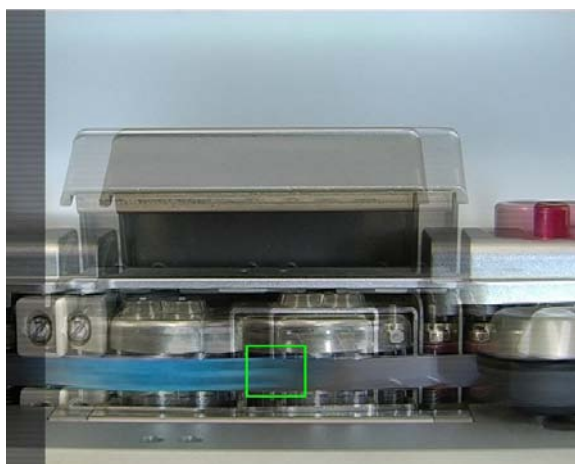
Figura 3.6: *Resize con interpolazione di tipo nearest*



(a) Riallineamento dei frame con offset pari a 10



(b) Riallineamento dei frame con offset pari a 27



(c) Riallineamento dei frame con offset pari a 49

Figura 3.7: *Riallineamento dei frame*

provare ad ottenere un indice di questo tipo: l'idea era quella di calcolare il coefficiente per ognuna delle immagini riallineate e quella che presentasse la blurriness minima rappresentasse il frame ottimale. Sono state testate sia sull'intera immagine che su un segmento del nastro ma, il valore numerico nei vari casi, non ha permesso di identificare un metodo generale per tutti i frame e, soprattutto, uno che ritornasse il migliore tra i riallineamenti.

3.3.5 Temporal averaging blend

Questa tecnica prevede che si vada ad eseguire la media tra i vari pixel delle immagini. Vengono forniti in input i due semiquadri mentre in output viene ritornata un'immagine della stessa dimensione; nel caso si desideri avere un'immagine della stessa dimensione di quella originale si può applicare la tecnica del bob. Questa tecnica ignora il fatto che i due semiquadri dovrebbero essere visualizzati in istanti temporali diversi. La prima riga dell'output deriva dalla prima riga del semiquadro dispari; la seconda riga dell'output deriva dalla media tra la prima riga del semiquadro dispari e di quello pari. Questa tecnica preserva le frequenze verticali ma il problema è che introduce dei ghost (degli artefatti). Come si può vedere in Fig.3.8 l'immagine ottenuta è di bassa qualità (risulta sfocata) e presenta degli artefatti dovuti appunto all'utilizzo di entrambi i semiquadri.

3.3.6 Edge line average

Questa tecnica esegue un'interpolazione nella direzione dell'angolo; si utilizzando tre pixel nella riga precedente e tre della riga successiva per determinare l'angolo nell'immagine. Il procedimento è descritto in Fig.3.9 mentre l'output di questa operazione è rappresentato in Fig.3.10. Anche in questo caso si può notare che l'immagine ha subito un degrado della qualità e sono stati introdotti dei ghost nel nastro.

3.3.7 Risultati e considerazioni

Le varie tecniche, come descritto nelle apposite sezioni, presentano l'introduzione di artefatti o un abbassamento della qualità dell'immagine di output. Per questo motivo si è optato per la **tecnica di separazione dei semiquadri** nonostante questo comporti la perdita di metà contenuto informativo. Le immagini che sono state utilizzate successivamente per la creazione del dataset sono quindi i semiquadri dispari, che non presentano il problema dell'interlacing.

Si è notato un particolare dato dal sistema operativo in uso: utilizzando Linux il frame originale presenta il fenomeno dell'interlacing mentre, utilizzando MacOS, non è presente. Analizzando accuratamente l'immagine si è notato che il sistema operativo di Apple utilizza automaticamente un solo semiquadro e raddoppia le righe per fornire un'immagine della stessa dimensione dell'originale.



Figura 3.8: Output ottenuto applicando la tecnica del temporal averaging blend

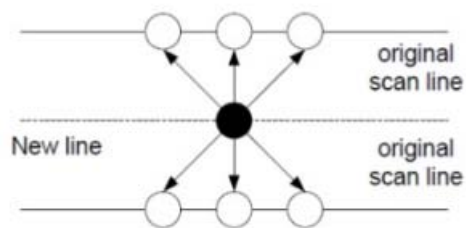


Figura 3.9: Tecnica edge line average

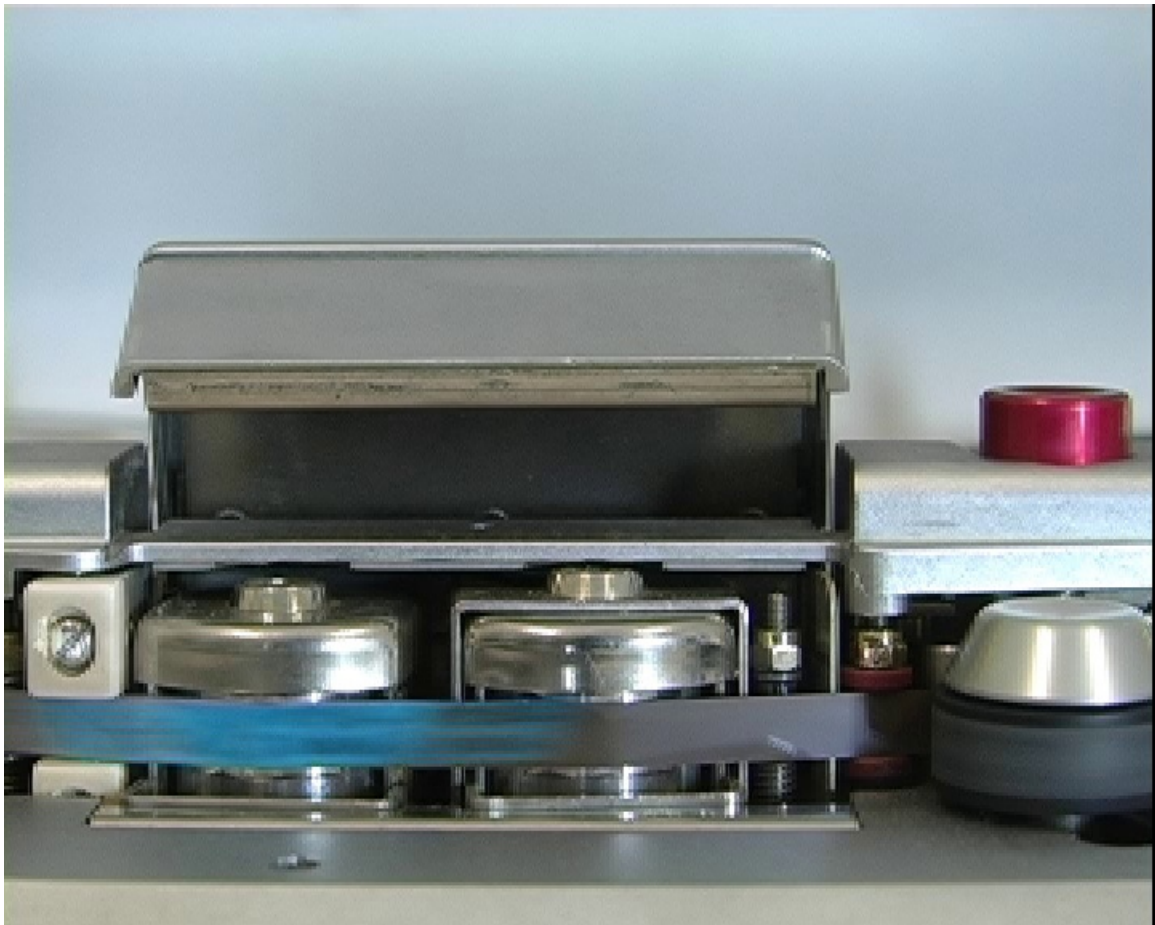


Figura 3.10: *Output della tecnica edge line average*

3.3.8 Panoramica

Durante l'analisi della migliore tecnica per individuare le discontinuità sul nastro si è considerata una strada totalmente diversa. Adottando l'idea della panoramica si è pensato di prelevare dal video l'intero nastro magnetico (solamente quel segmento dell'immagine) e, unendoli, creare un'immagine che lo contenesse interamente. Successivamente l'idea prevedeva di modificare l'algoritmo analizzando non più un video ma un'immagine: in questo modo si sarebbero potute comunque rilevare le discontinuità, e si poteva fornire al musicologo un file statico rispetto al video dinamico su cui lavorare. In Fig.3.11 si può vedere un segmento dell'output della procedura di creazione della panoramica.



Figura 3.11: *Output della creazione della panoramica*

Questa strada è stata successivamente abbandonata poichè, per ogni video, era necessario eseguire un'operazione manuale di stima della larghezza del segmento da prelevare e dell'inclinazione da fornire per ottenere un'immagine lineare. Le riprese video presentano dei nastri non perfettamente orizzontali, sia per com'è realizzato il magnetofono sia per il posizionamento della camera. Si voleva invece realizzare una procedura automatica per rilevare il tutto e, per questo motivo, si è deciso di continuare con la strada descritta nei paragrafi precedenti. La tecnica inoltre risolve il problema dell'interlacing poichè, prelevando solo un segmento del nastro di larghezza opportuna, la ricostruzione risulta perfetta.

Questa tecnica può comunque essere considerata nel caso in cui, durante la virtualizzazione del nastro, si decida di realizzare la panoramica completa del nastro: si può così fornire al musicologo uno strumento più rapido da consultare in caso di necessità, e la memorizzazione di un'immagine richiede molta meno memoria rispetto ai video.

Capitolo 4

Dataset

La rete neurale è uno strumento che, come già descritto nel Cap.2.2, richiede in input un dataset di immagini con le relative classi per apprendere il miglior modo di classificarle.

Un buon dataset di immagini:

- deve essere abbastanza ampio per coprire le varie casistiche che si possono presentare;
- non deve presentare lo sbilanciamento tra le classi (il numero di elementi in ognuna deve essere simile).

In questo capitolo verranno descritte le strategie utilizzate nel progetto per la creazione del dataset, le problematiche affrontate e le classi che sono state definite per la creazione delle reti neurali (Cap. 5). Le due reti neurali di cui si parlerà in questo capitolo sono state realizzate sia per i video a 7,5 inch/s sia per quelli a 15 inch/s e hanno lo scopo di eseguire una scrematura degli elementi per velocizzare le operazioni di creazione del dataset.

4.1 Classi definite

Per creare le reti neurali finali il dataset e le rispettive classi devono essere definite precisamente.

Analizzando le immagini ricavate dall'algoritmo può sembrare che le giunte, le scritte e tutte le discontinuità siano distorte: quando il nastro è fermo sono di dimensione normali ma, vista la velocità di scorrimento del nastro, nel video il frame estrapolato viene allungato. In Fig.4.1 lo si può notare mettendo a confronto la giunta magnetico magnetico: la prima immagine corrisponde ad una foto scattata al nastro fermo, la seconda ad un frame estrapolato dal video.

Si descriveranno nel seguito le classi che costituiscono i dataset.

4.1.1 Giunte leader-magnetico

In Fig.B.4 sono rappresentati alcuni esempi di giunte che collegano nastro di tipo leader con nastro di tipo magnetico; lo scotch può essere nitido e visibile (come nelle ultime due immagini) oppure praticamente invisibile(come nelle prime immagini). Si può notare quindi che le

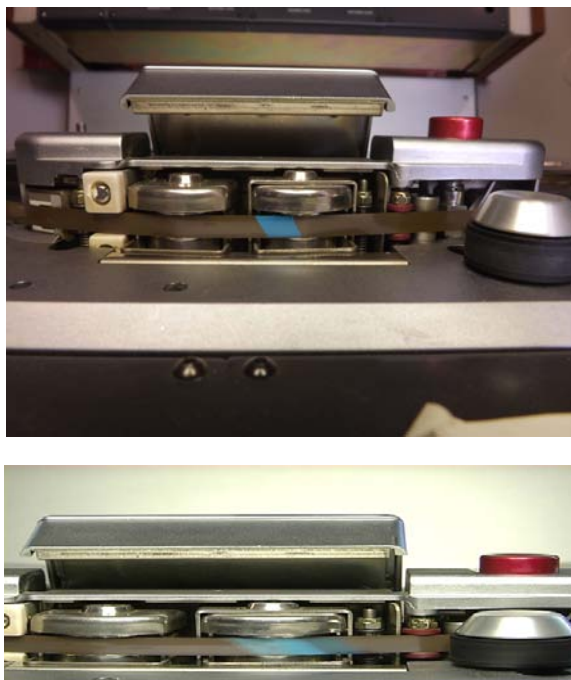


Figura 4.1: *Confronto tra la stessa giunta fotografata quando il nastro è fermo e quando è ripreso dalla videocamera*

giunte non sono esattamente dello stesso tipo ma variano in base all'operatore che le crea e alla situazione del nastro in quel punto.

4.1.2 Giunte magnetico-magnetico

In Fig.B.4 sono rappresentati alcuni esempi di giunte che collegano segmenti di nastro magnetico. Anche in questo caso si può notare la differenza tra le varie immagini che non permette di definire sempre in maniera univoca una giunta di questo tipo.

4.1.3 Fine nastro

In Fig.B.1 si può vedere un'immagine classificata come **fine nastro**. I tratti particolari sono l'allontanamento del capstan dal nastro, che non è più in tensione. In questo caso, al di là di differenze dovute al tipo di magnetofono utilizzato, la caratteristica comune è la posizione del perno metallico.

4.1.4 Marche

Le immagini presenti nella classe delle marche sono molto variegata: la tipologia di marca cambia in base al nastro utilizzato complicando il lavoro di apprendimento e classificazione. Le mar-

che rappresentano il produttore del nastro tramite il nominativo o semplicemente delle stampe. In Fig.B.6 sono presenti delle foto scattate direttamente a tali discontinuità mentre, in Fig.B.7, si possono vedere dei frame estrapolati dal video raffiguranti diverse tipologie.

4.1.5 Ombre

La classe delle Ombre è stata inserita per permettere alla rete di discriminare quando è presente qualcosa di interessante o meno. Il problema che si presenta in questo caso è che l'ombra è in continuo movimento in base al riflesso presente; la fase di pre-processing rileva sempre qualcosa di nuovo e salva l'immagine relativa. In Fig.B.2 si può vedere un esempio rappresentativo di questa classe.

4.1.6 Ondulazioni

La classe ondulazioni è stata inserita per segnalare quando sono presenti delle ondulazioni sul nastro che potrebbero modificare il suono ascoltato. In Fig.B.3 si può vedere un'immagine rappresentativa di tale classe.

4.1.7 Rovinato

I possibili danneggiamenti o deterioramenti del nastro sono di diversa tipologia e non facilmente standardizzabili. In questa classe si possono trovare:

- nastri stropicciati,
- deterioramenti dell'ossido,
- segmenti di nastro senza ossido che permettono di vedere attraverso il supporto stesso.

In Fig.B.8 si possono vedere alcuni esempi di nastro danneggiato.

4.1.8 Segni

Anche per quanto riguarda la classe dei segni (Fig.B.10) si può notare che i frame sono nettamente diversi tra loro: possono essere scritte, segni a penna sul nastro, scotch oppure un loro insieme.

4.1.9 Sporco

Vengono classificati come **sporco** i frame in cui sono presenti delle irregolarità che non rappresentano nastro danneggiato o segni. In Fig.B.9 si può vedere un esempio di immagini rappresentative di tale classe: molte delle situazioni così classificate sono dovute al capstan sporco (che sporca a sua volta il nastro durante lo scorrimento) oppure a residui di scotch non ancora rimossi.

4.2 Creazione manuale del dataset

Con il procedimento descritto nel Cap.3 sono stati estratti dai video i frame ritenuti interessanti. Le immagini presenti nel dataset saranno costituite solamente dalle righe dispari dell'immagine originale, visto che si è utilizzata la separazione dei semiquadri per ridurre l'effetto dell'interlacciamento. I frame vengono divisi in base alla velocità dei video da cui derivano creando così due dataset rispettivamente a 15 e 7,5 inch/s.

Le immagini restituite dall'algoritmo di pre-processing sono state manualmente analizzate e classificate; per velocizzare questa operazione è stato creato uno script che visualizza ogni immagine presente all'interno di una specifica cartella, elenca le varie classi disponibili ed esegue il trasferimento del file nel percorso di destinazione specificato.

4.3 Creazione della prima rete neurale

Dopo aver classificato manualmente circa 40 mila immagini ne restavano ancora un numero notevole da processare e, quindi, si è cercata una nuova strategia per velocizzare il lavoro. Nei video analizzati si è notato che, in fase di pre-processing, la maggior parte dei frame venivano salvati per via della presenza di marche sul nastro. Essendo ripetitive vengono rilevate continuamente dall'algoritmo come qualcosa di particolare che deve essere notificato; nella realtà queste immagini non sono interessanti per lo scopo del progetto. Si è cercato un modo per discriminare i frame in base alla presenza o meno delle suddette marche, eseguendo così una scrematura del dataset che ha permesso di concentrarsi sulla classificazione delle immagini *più interessanti*.

A tal scopo si è creata una rete neurale eseguendo il fine-tuning partendo da GoogLeNet e basandosi su un training set di 29.365 marche più altre discontinuità di diversa tipologia e un validation set di 3.244 marche. L'accuracy ottenuta al termine dell'apprendimento è stata del 100%.

Nella Sez.2.2.3 si sono descritti i passaggi generali per eseguire il fine-tuning a partire da una rete neurale già allenata mentre, nel seguito, verranno elencate in dettaglio le modifiche da effettuare per la realizzazione della nuova rete.

4.3.1 Modifiche al file `train_val.prototxt`

Partendo dai file di GoogLeNet si è modificato l'ultimo layer della rete neurale che, in questo caso, è di tipo *InnerProduct*: *InnerProduct* è il nome che Caffe assegna agli FC Layer (vedasi Sez.2.2.2.4). Il numero di classi definite è notevolmente diverso da quello della rete originale: 7 contro i 1000; tale valore deve essere modificato nel field opportuno.

Il codice successivo presenta le modifiche della parte finale del file:

```
layer {
  name: "whats_new_net_last_layer"
  type: "InnerProduct"
  bottom: "pool5/7x7_s1"
  top: "whats_new_net_last_layer"
```

```
param {
  lr_mult: 10
  decay_mult: 1
}
param {
  lr_mult: 20
  decay_mult: 0
}
inner_product_param {
  num_output: 7
  weight_filler {
    type: "xavier"
  }
  bias_filler {
    type: "constant"
    value: 0
  }
}
}
layer {
  name: "loss3/loss3"
  type: "SoftmaxWithLoss"
  bottom: "whats_new_net_last_layer"
  bottom: "label"
  top: "loss3/loss3"
  loss_weight: 1
}
layer {
  name: "loss3/top-1"
  type: "Accuracy"
  bottom: "whats_new_net_last_layer"
  bottom: "label"
  top: "loss3/top-1"
  include {
    phase: TEST
  }
}
layer {
  name: "loss3/top-5"
  type: "Accuracy"
  bottom: "whats_new_net_last_layer"
  bottom: "label"
  top: "loss3/top-5"
}
```

```

include {
  phase: TEST
}
accuracy_param {
  top_k: 5
}
}

```

Da notare la modifica del nominativo anche nei layer che servono per calcolare l'accuracy, dove si deve fare riferimento al nuovo *ultimo layer* (`whats_new_net_last_layer`) inserendone il nome nel field `bottom`.

All'inizio del file si sono modificati i percorsi delle sorgenti di training e di validation e si è impostato il valore di batch size a 10. La modifica si è resa necessaria poichè altrimenti il sistema non riusciva ad eseguire la fase iniziale di apprendimento.

4.3.2 Modifiche al file `deploy.prototxt`

Nella parte finale del file `deploy.prototxt` si deve modificare il nominativo dell'ultimo layer come già fatto nel `train_val.prototxt`; le modifiche effettuate sono descritte nel seguito:

```

layer {
  name: "whats_new_net_last_layer"
  type: "InnerProduct"
  bottom: "pool5_7x7_s1"
  top: "whats_new_net_last_layer"
  param {
    lr_mult: 1
    decay_mult: 1
  }
  param {
    lr_mult: 2
    decay_mult: 0
  }
  inner_product_param {
    num_output: 7
    weight_filler {
      type: "xavier"
    }
    bias_filler {
      type: "constant"
      value: 0
    }
  }
}

```

```
}  
layer {  
  name: "prob"  
  type: "Softmax"  
  bottom: "whats_new_net_last_layer"  
  top: "prob"  
}
```

4.3.3 Modifiche al solver.prototxt

Il file solver.prototxt è stato modificato come indicato in Sez.2.2.3 abbassando il valore relativo al learning rate a 0.001 con un stepsize ogni 500 iterazioni e modificando test_iter in base al valore di batch size e al numero di elementi presenti all'interno del validation set (Formula 2.4).

4.3.4 Training

Grazie all'elevato quantitativo di marche presenti nel training set, già al primo snapshot (dopo 500 iterazioni) si è raggiunta un'accuracy del 100% sulla rilevazione delle marche. Da un'accurata analisi di quanto classificato si è notato che molte giunte non venivano predette in maniera corretta ma, secondo la rete, le immagini rappresentavano delle marche: l'errore è dovuto ad uno sbilanciamento errato tra le classi (il numero di elementi associato ad ogni classe) che porta la rete a rilevare ogni input come marca. Per risolvere tale problema si è deciso di ridurre il numero delle marche presenti nel training set da 29.365 a 5.000 e creare delle copie delle immagini relative alle giunte; quest'ultimo passaggio è stato pensato, temporaneamente, per fornire alla rete un numero più elevato di input relativi a questa discontinuità. Già dopo 500 iterazioni si è in grado di ottenere una rete con un'accuracy del 99,6% che discrimina quasi sempre correttamente una marca dalle altre discontinuità; in alcuni casi sono presenti dei falsi negativi, anche se in numero inferiore rispetto al caso precedente.

Si è considerato come valore di bontà il top-1 poichè interessa verificare in quante immagini del validation set la percentuale più alta sia associata alla classe corretta. La top-5 invece non è stata considerata poichè, avendo poche classi nella rete, sicuramente quella corretta si troverà tra le prime 5 predizioni. Questa osservazione è valida per tutte le reti realizzate durante questo progetto, dal momento che il numero di classi è sempre stato inferiore alla decina.

4.3.5 Prediction

Avendo realizzato una rete funzionante si è creato uno script in grado di classificare le immagini che erano state rilevate nella prima fase di lavorazione. L'algoritmo, fornendo in ingresso un path da analizzare, controlla tutte le immagini presenti nella cartella e tramite la seguente istruzione le classifica.

```
/home/voce/Desktop/caffe-master/  
  build/examples/cpp_classification/classification.bin
```

```

/home/voce/Desktop/caffe-master/
    models/whats_new_net/deploy.prototxt
/home/voce/Desktop/caffe-master/
    models/whats_new_net/snapshot2/_iter_500.caffemodel
/home/voce/Desktop/caffe-master/
    models/whats_new_net/data/whats_new_net_mean.binaryproto
/home/voce/Desktop/caffe-master/
    models/whats_new_net/data/synset_words.txt
FILE DA ANALIZZARE

```

In base all'analisi dell'output della predizione che, ad esempio, risulta nella forma seguente

```

0.9648 - "Marca Marca_sul_nastro "
0.0118 - "Fine_nastro Fine_nastro "
0.0070 - "Rovinato Nastro_rovinato "
0.0066 - "Segni Segni_sul_nastro "
0.0053 - "Ondulazioni Ondulazioni_sul_nastro "

```

si è deciso di:

- classificare come *marche* nel caso la percentuale relativa sia superiore al 90% (nel caso in cui la rete sia "sicura" della predizione);
- controllare manualmente le immagini che hanno ottenuto una percentuale inferiore al 90%;
- classificare come *non marca* nel caso in cui la percentuale sia superiore al 90% ma la classe non sia *marca*.

Si è così realizzata una prima scrematura delle immagini separando i frame contenenti *marche* da quelli che non li contenevano; per queste ultime immagini si è eseguita la classificazione manuale.

4.4 Creazione della seconda rete neurale

Una volta creato il dataset grazie alle operazioni precedentemente descritte, si è deciso di realizzare una nuova rete neurale *più specifica* per effettuare una nuova scrematura delle immagini rimanenti. Si è inoltre notato che la rete precedente aveva classificato come *rovinato* un numero notevole di discontinuità che in realtà presentavano solamente delle ombre dovute al riflesso dell'acciaio del magnetofono sul nastro. Per allenare la rete anche su queste nuove discontinuità (in modo tale da ridurre il numero delle classificazioni errate a riguardo) è stata introdotta la classe *ombre*.

Ci si è accorti anche che alcune giunte presenti tra nastro leader e magnetico risultavano poco visibili: in Fig.4.2 si può notare il problema: questo tipo di giunta nella prima immagine è ben visibile, mentre nella seconda non lo è. Si è deciso di classificare un frame come *Giunta leader magnetico* nel caso in cui sia completamente visibile mentre, in caso contrario, i frame verranno



(a) Giunta accettata



(b) Giunta scartata

Figura 4.2: *Criterio relativo alla scelta della giunta*

utilizzati come insieme di validation per verificare il comportamento della rete in situazioni più complesse (vedasi Sez.5.7).

4.4.1 K-fold cross validation

Per la realizzazione della nuova procedura di fine-tuning si è applicata la tecnica statistica del k-fold cross validation. Questa tecnica (Fig.4.3) consiste nella suddivisione del dataset in k sottoinsiemi e l'esecuzione del fine-tuning a round: nel primo round si utilizza il primo sottoinsieme come validation set e i restanti come training set, nel secondo round il secondo sottoinsieme viene utilizzato come validation set e i rimanenti come training set, eccetera. Ad ogni round si esegue la procedura di training fino a che l'accuracy si stabilizza indicando che la rete non riesce ad apprendere ulteriormente.

Nel nostro caso si è utilizzato un k pari a 5 e quindi la suddivisione del dataset in 5 insiemi di uguali dimensioni; ad ogni round ognuno di questi è stato utilizzato come validation set e, ad ogni iterazione, si è raggiunta un'accuracy di circa il 99%.

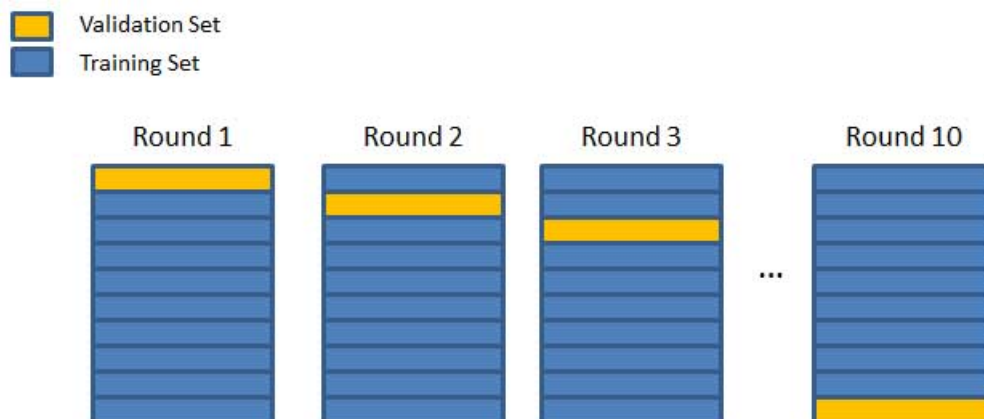


Figura 4.3: *K fold cross validation*

4.4.2 Prediction

La rete ottenuta risulta essere più specifica rispetto a quella precedente, motivo per cui si è deciso di modificare lo script utilizzato per la classificazione. L'algoritmo esegue il parsing della prediction ritornata, ricava la classe principale e la rispettiva probabilità e, se quest'ultima supera il 50% classifica l'immagine nella classe relativa, altrimenti il frame viene classificato come *miscellanea*. Al termine dell'elaborazione si ottengono varie cartelle in cui le immagini sono state smistate direttamente dall'algoritmo.

4.5 Risultati e considerazioni

Durante la creazione manuale del dataset si sono dovute considerare delle situazioni limite, come la scelta delle giunte da accettare (Sez.4.4) e la presenza contemporanea in alcuni frame di discontinuità appartenenti a classi diverse. In quest'ultimo caso si è dovuto decidere in che modo classificare i frame valutando cosa fosse più importante nell'immagine considerata. I criteri adottati sono stati:

- se nel frame è presente dello scotch orizzontale la classe relativa è quella dei *segni*; non è stato posto sul nastro per via di danneggiamenti ma per indicare un momento particolare per l'autore;
- se nel frame sono presenti scritte dev'essere posto all'interno della classe *segni*;
- le immagini in cui il capstan si sta allontanando dal nastro, poiché la registrazione è terminata, sono state classificate come *Fine_nastro* solamente quando è stato completamente rilasciato;
- se nel frame sono presenti giunte con scritte deve essere classificato come *segni*;
- se nel frame sono presenti giunte e nastro rovinato deve essere classificato come *giunta*.

Il dataset completo non rispetta la proprietà di balancing delle classi visto che il numero di elementi di ognuna di esse non è costante. Alcuni elementi come il nastro rovinato, sporco e segni si trovano raramente nei nastri analizzati e, per questo motivo, la relativa classe è costituita da un numero esiguo di immagini.

Nelle Tab.4.1 - 4.2 sono indicate il numero di immagini presenti all'interno di ognuna delle 9 classi specificate per entrambe le velocità. Il numero di elementi è relativo ai dataset finali ottenuti dopo l'applicazione delle reti neurali (per la scrematura) e della classificazione manuale. Si può così notare il ridotto quantitativo di elementi con il quale si sta cercando di far apprendere alla rete il miglior modo di classificare i frame.

Tabella 4.1: *Numero di elementi per ogni classe nel dataset a velocità 7,5*

Classe	Numero di elementi
Giunte leader-magnetico	1.038
Giunte magnetico-magnetico	210
Fine nastro	2.484
Marche	5.834
Rovinato	444
Ondulazioni	6
Ombre	1.333
Segni	118
Sporco	8

Tabella 4.2: *Numero di elementi per ogni classe nel dataset a velocità 15*

Classe	Numero di elementi
Giunte leader-magnetico	1.457
Giunte magnetico-magnetico	555
Fine nastro	85
Marche	5.709
Rovinato	175
Ondulazioni	0
Ombre	51
Segni	346
Sporco	9

Capitolo 5

Rete Neurale

Nel paragrafo precedente si sono create più reti neurali per velocizzare l'operazione di classificazione in situazioni in cui il dataset era costituito da una specifica predominanza di elementi. Si sono utilizzate ad esempio per separare le *marche* dalle *non marche*. Grazie a quest'ultime e alla classificazione eseguita manualmente si sono ottenuti due dataset su cui basare la creazione delle reti finali di cui si discuterà in questo capitolo.

Per verificare la bontà dei risultati sono state testate su alcuni video di test forniti e che alla rete sono totalmente sconosciuti.

5.1 k-fold cross validation

Per applicare il k-fold cross validation, normalmente, si utilizzano le immagini appartenenti ad un video come insieme di validation del primo folder, le immagini appartenenti ad un secondo video come insieme di validation del secondo folder, eccetera. Nel nostro caso, viste le dimensioni ridotte del dataset e l'omogeneità dello stesso, si è deciso di dividerlo in 5 sottoinsiemi delle stesse dimensioni. Se avessimo applicato la prima strategia alcune classi avrebbero ospitato pochissimi elementi.

Si utilizza k pari a 5 per entrambi i dataset dividendoli in 5 sottoinsiemi delle stesse dimensioni.

5.2 Creazione della rete per nastri a velocità 15 inch/s

Per la realizzazione della rete si esegue il fine tuning su GoogLeNet controllando, ad ogni iterazione, le accuracy massime individuate per ogni fold utilizzato come validation. La prima fase ha quindi modificato:

- `train_val.prototxt` in cui si è cambiato il nome dell'ultimo layer con parametri allenabili ed è stato impostato il numero di output a 9 (visto che gli elementi nei dataset si dividono appunto in 9 classi). Sempre nella parte finale del file sono stati modificati i nomi nei campi bottom dei layer utilizzati per calcolare l'accuracy. Nella parte iniziale del file si

sono modificati i path che si riferiscono ai set utilizzati e i valori di `batch_size` (che sono stati impostati entrambi a 10 per evitare errori una volta avviato il training).

- `deploy.prototxt` in cui è stato modificato il nome dell'ultimo layer e il numero di output similmente al `train_val.prototxt`.
- `solver.prototxt` in cui sono stati modificati i path, il numero di iterazioni massime e il numero di iterazioni dopo le quali eseguire uno snapshot. Si è impostato il valore di `test_iter` a 200 (visto che il validation set presenta 1678 elementi e il valore di batch size è a 10). Per quanto riguarda `base_lr` è stato abbassato a 0.001 e si è diminuito il valore dello `stepsize` a 500.

Nella Tab. 5.1 sono indicate le accuracy massime individuate ad ogni fine-tuning e quindi la bontà di ogni classificatore generato.

Tabella 5.1: Accuracy ottenute durante l'allenamento della rete a velocità 15

	Iterazione n.1	Iterazione n.2	Iterazione n.3	Iterazione n.4	Iterazione n.5
Accuracy	99,15%	98,9%	99%	99,35%	99,2%

Tali valori sono abbastanza costanti confermando l'omogeneità del dataset. Per le successive fasi di analisi si sono utilizzati i classificatori con accuracy al 99,35% e 98,9% per verificare il comportamento del worst e best case sui test.

5.3 Creazione della rete per nastri a velocità 7,5 inch/s

Per la creazione della rete a velocità 7,5 si è eseguito il fine-tuning basandosi sempre sulla GoogLeNet, utilizzando un dataset composto da 9.180 elementi di training e 2.295 per il validation. Il dataset in realtà aveva dimensioni notevolmente maggiori visto che la classe delle *ombre* era costituita da 23.785 elementi ma, considerando quanto già successo nelle altre reti quando il balancing delle classi non era adeguato, si è preferito ridurre il numero a 1.333.

La fase di setup per il fine-tuning è uguale a quella della rete a velocità 15 tranne che per il valore `test_iter` (`solver.prototxt`) posto a 240 viste le dimensioni del validation set e il valore di batch size pari a 10.

In Tab.5.2 si possono confrontare le accuracy massime ottenute per ognuno dei 5 fold considerati.

Come nel caso della rete a velocità 15 i valori non si discostano molto l'uno dall'altro. Per i successivi test, anche in questo caso, sono stati utilizzati i classificatori con best e worst accuracy rispettivamente di 99,625% e 99,5%.

Tabella 5.2: Accuracy ottenute durante l'allenamento della rete a velocità 15

	Iterazione n.1	Iterazione n.2	Iterazione n.3	Iterazione n.4	Iterazione n.5
Accuracy	99,54%	99,5%	99,5%	99,625%	99,5%

5.4 Algoritmo

L'algoritmo che si è creato per eseguire l'analisi descritta è costituito da due fasi separate:

- inizialmente si esegue un pre-processing in cui vengono estrapolati i vari frame dal video e vengono separati i semiquadri per rimuovere l'interlacciamento (Cap.3). Ogni immagine ritenuta *interessante* viene salvata, e utilizzata come input dalla fase successiva.
- successivamente si utilizzano le reti create per classificare ciascun frame salvato e, in base al risultato, smistare opportunamente nelle cartelle indicate.

I risultati dell'algoritmo sono relativi ad un PC Alienware con Intel core i7, CPU 4,00GHz x 8 e come scheda grafica una GeForce GTX960.

5.5 Test della rete a velocità 15

L'algoritmo per eseguire l'analisi del video di test **Esperimento5** (video sconosciuto alla rete e diverso da quelli utilizzati per eseguire il training) esegue una prima fase di preprocessing dei frame e una successiva classificazione. La fase di preprocessing (eseguita in 4 minuti e 46 secondi), con threshold impostato al 2%, ha salvato 207 frame e ne ha scartati 25.025. Si sono utilizzati i classificatori con migliore e peggiore accuracy, rispettivamente di 99,35% e 98,9%. Il tempo impiegato per eseguire la prediction è stato di 1 minuto e 24 secondi con entrambi.

I risultati restituiti dall'algoritmo sul video di test sono indicati in C.1 dove viene descritto ogni frame estrapolato e classificato dalla rete.

Nell'analisi dei risultati si è posto come *Condizione limite* quando ci si riferisce ad una situazione in cui la giunta magnetico-magnetico non risulta perfettamente visibile: ad esempio quando la parte antecedente alla giunta è vicino al capstan, coperta o addirittura quando è visibile solamente per una breve parte. Si sono trovate condizioni limite con scritte o senza. Un esempio di condizione limite è stato trattato in Fig.4.2.b .

Per semplicità, nella prossima analisi, si parlerà di classificatore1 quando ci si riferisce a quello con miglior accuracy, classificatore2 quando ci si riferisce a quello con peggior accuracy. Su un totale di 207 immagini:

- 51 immagini vengono classificate diversamente dai due classificatori (classificano allo stesso modo il 75% delle foto).

- le condizioni che sono state indicate come limite, in realtà presentano delle giunte magnetico-magnetico (siano esse nascoste, sul bordo del capstan o con delle scritte): vengono quindi categorizzate come tali. Il numero di immagini classificate correttamente dal classificatore1 è pari a 53 (25,6% di accuracy), mentre quelle relative al classificatore2 sono 90 (accuracy del 43%). La motivazione di un'accuracy così bassa è data dalla incapacità dei due classificatori di distinguere tra giunta leader-magnetico e giunta magnetico-magnetico. Le immagini che vengono classificate come giunte leader-magnetico (erroneamente perché si tratta di giunte magnetico-magnetico) presentano secondariamente la classe corretta con probabilità decisamente più bassa.
- se le giunte leader-magnetico o magnetico-magnetico vengono classificate solamente come *giunte* l'accuracy dei due classificatori aumenta notevolmente: 84,54 % per il classificatore1, 85,5% per il classificatore2.
- la maggior parte delle giunte, siano esse in condizione limite o meno, vengono classificate da entrambe le reti come giunte leader-magnetico quando in realtà si tratta di giunta magnetico-magnetico.
- le immagini che presentano scritte, nastro rovinato o niente (al di fuori di eventuali ombre) vengono classificate come *marche* e la probabilità associata è superiore al 90%.
- due immagini che presentano delle condizioni limite della giunta magnetico-magnetico sono classificate come *rovinato* dal classificatore1, correttamente (*giunta magnetico-magnetico*) dal classificatore2. La predizione del primo classificatore per una delle due immagini vede come classe principale *rovinato* con probabilità 35% e, classi secondarie, *giunta leader-magnetico* e *magnetico-magnetico* con probabilità circa al 25%. Per la seconda immagine si ottiene come classe principale *rovinato* con probabilità 68% e secondariamente *giunta magnetico-magnetico* con il 13%.
- le scritte presenti sul nastro vengono rilevate come *marche* e, secondariamente, come *rovinato* (con probabilità molto bassa).
- nelle immagini in cui sono presenti solo ombre i due classificatori definiscono il frame come *marche* o *rovinato*; la probabilità della classe *ombre* è molto bassa.
- i nastri rovinati vengono classificati come *marche* con probabilità molto elevate, mentre secondariamente come *rovinato* ma con probabilità più basse.
- frame con giunte e scritte vengono identificate come *giunte* da entrambi i classificatori.

L'algoritmo, grazie alla fase di pre-processing, riesce a rilevare correttamente tutti i frame in cui è presente qualcosa di particolare tranne in due situazioni: le immagini relative alle scritte "Ancora stacco musica + voce" e "Continuo musica e voce" non vengono rilevate. Alzando la soglia si è in grado di rilevare anche quest'ultime anche se c'è la possibilità di inserire dei falsi positivi.

5.6 Test della rete a velocità 7,5

Il tempo impiegato per eseguire il preprocessing sul video di test **Esperimento6** (video sconosciuto alla rete e diverso da quelli utilizzati per eseguire il training) è stato di 9 minuti e 27 secondi e, usando la soglia del 2%, ha permesso di individuare 281 immagini da analizzare (49.484 sono state scartate). La fase di prediction ha impiegato 1 minuto e 54 secondi e si sono utilizzati due classificatori con accuracy 99,625 (migliore) e 99,5 (peggiore).

I risultati restituiti dall'algoritmo sul video di test sono indicati in D.1 dove viene descritto ogni frame estrapolato e classificato dalla rete.

Dall'analisi dei risultati, emerge quanto segue:

- 74 immagini sono state classificate diversamente dai due classificatori (classificano nello stesso modo il 73% delle foto).
- su 10 frame definiti come ombre entrambi i classificatori ne classificano correttamente 8.
- frame che presentano delle giunte in cui sono presenti anche delle scritte vengono classificate correttamente come delle *giunte*.
- mantenendo separate le classi relative a *giunte magnetico-magnetico* e *leader-magnetico* si ottiene un'accuracy del 34,5% per il classificatore1, 10,6% del classificatore2.
- considerando le classi relative a *giunta leader-magnetico* e *magnetico-magnetico* come *giunte* si ottiene un'accuracy del 88,96% per il classificatore1 e 90,39% per il classificatore2.
- se i frame in cui è presente solamente un tratto di giunta e il restante nastro è coperto da ombre vengono definiti come *ombre*, i due classificatori raggiungono rispettivamente 91,81% e 93,59% di accuracy. Le classificazioni errate sono dovute alla presenza dei frame in cui il nastro è rovinato o segnato; questi casi vengono classificati erroneamente come *ombre*.

L'algoritmo, grazie alla fase di pre-processing, riesce a rilevare correttamente tutti i frame in cui è presente qualcosa di particolare tranne in due situazioni: le immagini relative alle scritte "Ancora stacco musica + voce" e "Continuo musica e voce" non vengono rilevate. Alzando la soglia si è in grado di rilevare anche quest'ultime anche se c'è la possibilità di inserire dei falsi positivi.

5.7 Analisi delle immagini di giunte scartate

Nella sezione 4.4 si è definito un criterio di scelta dei frame relativi alle giunte: quelli scartati sono stati utilizzati come insieme di validazione ulteriore per controllare il funzionamento della rete in situazioni limite. Per eseguire la predizione si sono utilizzati i classificatori con peggior accuracy. I risultati sono elencati in Tab.5.3 - 5.4.

I risultati ottenuti da quest'ultima analisi mettono in evidenza la capacità delle due reti di classificare casi limite in maniera corretta.

Tabella 5.3: Accuracy di classificazione su insiemi di validation complessi a velocità 7,5

Validation set	Accuracy di classificazione	%
Giunte leader-magnetico	177 su 236	75%
Giunte magnetico-magnetico	49 su 71	69%

Tabella 5.4: Accuracy di classificazione su insiemi di validation complessi a velocità 15

Validation set	Accuracy di classificazione	%
Giunte leader-magnetico	97 su 147	65.98%
Giunte magnetico-magnetico	97 su 135	71.85%

5.8 Test su altri video

Si sono utilizzati i classificatori con peggior accuracy per analizzare due altri video forniti come test, uno per ciascuna velocità. Questi video, a differenza di quelli dei test precedenti, non sono stati realizzati appositamente per verificare il funzionamento dei classificatori ma sono registrazioni digitali di due opere. La particolarità di questi è la presenza di marche e quindi la fase di pre-processing comporta il salvataggio di molti frame: 4.765 frame sono stati estratti dal video a velocità 15, 18.370 da quello a velocità 7,5.

Il classificatore a velocità 15 ha rilevato correttamente il 100% delle discontinuità classificando come:

- *marche* i frame simili a quello in Fig.5.1;
- *Giunta magnetico-magnetico* i frame simili a quelli in Fig.5.2;
- *Giunta leader-magnetico* i frame simili a quelli in Fig.5.3;

Per quanto riguarda il classificatore a velocità 7,5, riesce a rilevare anch'esso correttamente il 100% delle discontinuità classificando *marche*, *giunte leader-magnetico* e *giunte magnetico-magnetico* in maniera esatta nonostante quest'ultime siano difficilmente visibili anche ad occhio nudo.



Figura 5.1: Frame catturato dal video di test a velocità 15 che è stato correttamente classificato come Marche

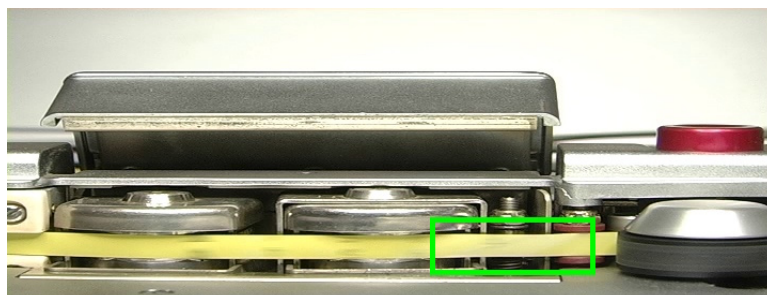
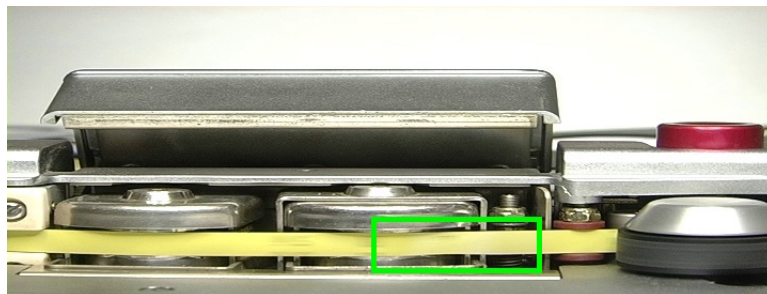


Figura 5.2: Frame catturato dal video di test a velocità 15 che è stato correttamente classificato come giunta mangetico-magnetico



Figura 5.3: Frame catturato dal video di test a velocità 15 che è stato correttamente classificato come giunta leader-magnetico

Capitolo 6

Conclusioni

6.1 Considerazioni

Dalle analisi effettuate è risultato che, nei primi due video di test, entrambe le reti hanno difficoltà a distinguere tra *giunta magnetico-magnetico* e *leader-magnetico*. Se non si cerca di distinguere tra le due tipologie ma si classifica il frame come *giunta*, le accuracy migliorano notevolmente sia per il classificatore a velocità 15 sia a 7,5 inch/s arrivando quasi al 90%.

Entrambi rilevano difficilmente dove il nastro è rovinato e dove sono presenti dei segni: il classificatore a velocità 15 segnala questi frame come marche, mentre quello a velocità 7,5 come ombre. Il classificatore a velocità ridotta riesce a distinguere bene le ombre e, nel caso in cui il frame presenti giunta e ombra, lo classifica correttamente come *giunta*, dando più importanza a quest'ultima.

Le problematiche di classificazione sono dovute alla presenza di pochi frame nel dataset relativamente alle classi *rovinato* e *segni* che quindi la rete non riesce ad apprendere correttamente. In Fig.6.1 si possono vedere le foto delle scritte, scattate a nastro fermo, presenti sul nastro di test: solamente due di queste vengono estratte dalla fase iniziale di pre-processing. In Fig.6.2 si può vedere come, la stessa scritta, venga catturata in un frame del video e si può intuire la difficoltà della rete nel discriminare tra quest'ultima e nastro rovinato o ombra.

Per quanto riguarda la difficoltà nel distinguere la tipologia di giunta, essa è dovuta al fatto che geometricamente non sono diverse e, in molte situazioni, è complicata la distinzione anche eseguendo l'operazione manualmente.

Negli altri due video di test i classificatori hanno un'accuracy del 100%: distinguono le giunte magnetico-magnetico dal leader-magnetico e classificano correttamente le marche. La classe principale predetta, inoltre, in quasi tutti i casi ha una probabilità vicina al 100%.

Le reti neurali e i classificatori creati hanno dimostrato di essere gli strumenti adatti per distinguere tra le varie discontinuità presenti. Soltanto nelle situazioni più complesse da interpretare, a volte anche per l'occhio umano, hanno più difficoltà a classificare correttamente l'immagine anche se, normalmente, la classe corretta è al secondo posto nel risultato della predizione.

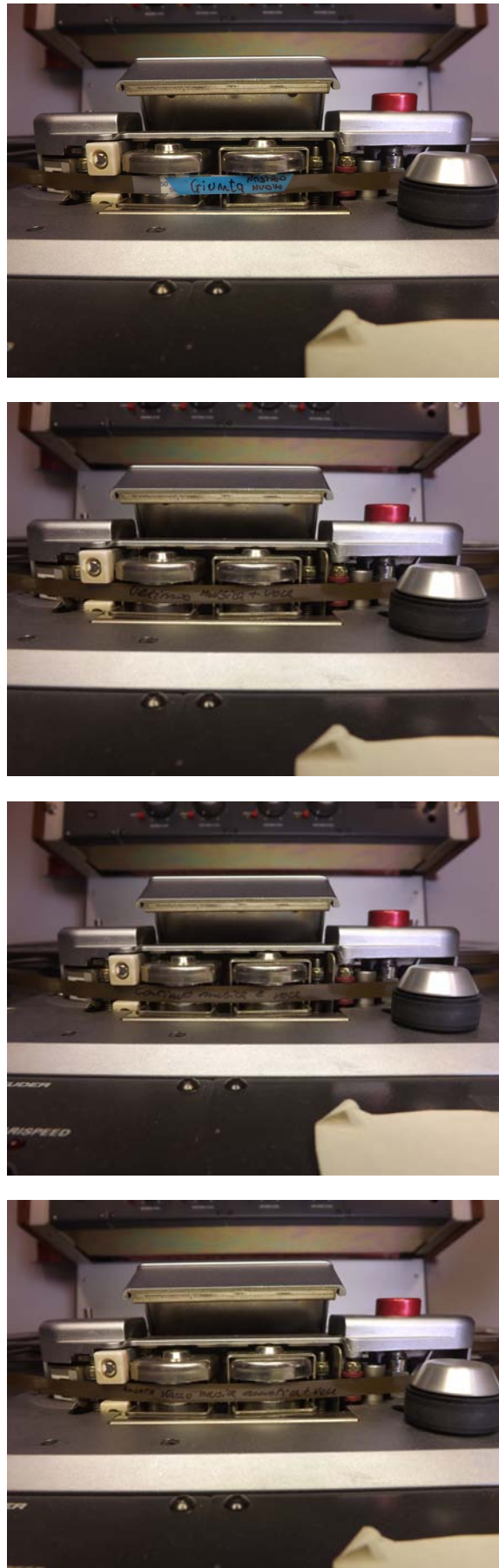


Figura 6.1: Foto relative alle scritte scattate al nastro test quando non è in movimento



Figura 6.2: Frame catturato dal video in cui si può vedere come appare una delle scritte in Fig.6.1 quando il nastro è in movimento

Anche nella classificazione delle giunte scartate si è riscontrato come la rete le classifichi correttamente con una percentuale intorno al 70%.

Entrambe le reti classificano correttamente le marche e le ombre come tali con probabilità al 99%; vengono però classificate come marche con la stessa probabilità anche altre immagini, come quelle in cui è presente del nastro rovinato. Per questo motivo è più corretto porre tali immagini in una cartella *miscellanea* e suggerire la classe ipotizzata piuttosto che spostarle in cartelle errate creando dei falsi positivi.

L'algoritmo che deve eseguire l'analisi di un video può utilizzare i classificatori creati e, in base al risultato della predizione, decidere in quale modo smistare i file:

- se la classe principale è *giunta leader-magnetico* o *giunta magnetico-magnetico*, sposta l'immagine all'interno di una cartella **Giunte**, e suggerisce di che tipo di giunta si tratta;
- se la classe principale non rappresenta una giunta sposta l'immagine all'interno di una cartella **miscellanea** e specifica all'utente la classificazione ipotizzata per tale immagine.

6.2 Possibili sviluppi futuri

Le reti create possono essere ulteriormente migliorate fornendo come input per l'apprendimento nuove immagini contenenti frame rovinati e segnati. Così facendo si migliorerà la fase di training permettendo alla rete di imparare a riconoscere tali discontinuità. In questo modo si potrebbe modificare l'algoritmo in maniera tale che, superata una certa probabilità, l'immagine venga smistata nella cartella relativa alla classe principale.

Il sistema di classificazione può essere integrato nell'applicazione per tablet **REMIND** in modo tale da fornire al musicologo uno strumento ulteriore con il quale lavorare. Si può pensare di eseguire la fase di pre-processing direttamente sul tablet estrapolando i frame più importanti; la fase di prediction può essere eseguita invece su un server permettendo di sostituire i classificatori

ogni qualvolta lo si desidera. In questo modo il miglioramento può essere più rapido senza dover lavorare direttamente sull'applicativo.

Nella Sez.3.3.8 è stato trattato uno degli algoritmi pensati per eseguire il pre-processing del video utilizzando una panoramica del nastro magnetico. Tale strumento è stato successivamente abbandonato viste le difficoltà nell'automatizzare il processo. Si può pensare di modificare l'algoritmo utilizzandolo nella fase di digitalizzazione: permettendo al restauratore di specificare le dimensioni del segmento da prelevare e l'inclinazione del nastro si può creare una panoramica da archiviare o fornire al musicologo.

Appendici

Appendice A

Codice

A.1 Funzioni per il calcolo del blurriness

```
float calcBlurriness( const cv::Mat &src )
{
    cv::Mat Gx, Gy;
    cv::Sobel( src , Gx, CV_32F, 1, 0 );
    cv::Sobel( src , Gy, CV_32F, 0, 1 );
    double normGx = norm( Gx );
    double normGy = norm( Gy );
    double sumSq = normGx * normGx + normGy * normGy;
    return static_cast<float>( 1. / ( sumSq / src.size().area() + 1e-6 ) )
}

// OpenCV port of 'LAPV' algorithm (Pech2000)
double varianceOfLaplacian(const cv::Mat& src)
{
    cv::Mat lap;
    cv::Laplacian(src , lap , CV_64F);

    cv::Scalar mu, sigma;
    cv::meanStdDev(lap , mu, sigma);

    double focusMeasure = sigma.val[0]*sigma.val[0];
    return focusMeasure;
}

// OpenCV port of 'TENG' algorithm (Krotkov86)
double tenengrad(const cv::Mat& src , int ksize)
{
```

```
cv::Mat Gx, Gy;
cv::Sobel(src, Gx, CV_64F, 1, 0, ksize);
cv::Sobel(src, Gy, CV_64F, 0, 1, ksize);

cv::Mat FM = Gx.mul(Gx) + Gy.mul(Gy);

double focusMeasure = cv::mean(FM).val[0];
return focusMeasure;
}

// OpenCV port of 'GLVN' algorithm (Santos97)
double normalizedGraylevelVariance(const cv::Mat& src)
{
    cv::Scalar mu, sigma;
    cv::meanStdDev(src, mu, sigma);

    double focusMeasure = (sigma.val[0]*sigma.val[0]) / mu.val[0];
    return focusMeasure;
}
```

Appendice B

Foto discontinuità



Figura B.1: *Immagine rappresentativa della classe fine nastro*



Figura B.2: *Immagine rappresentativa della classe ombre*



Figura B.3: *Immagine rappresentativa della classe ondulazioni*

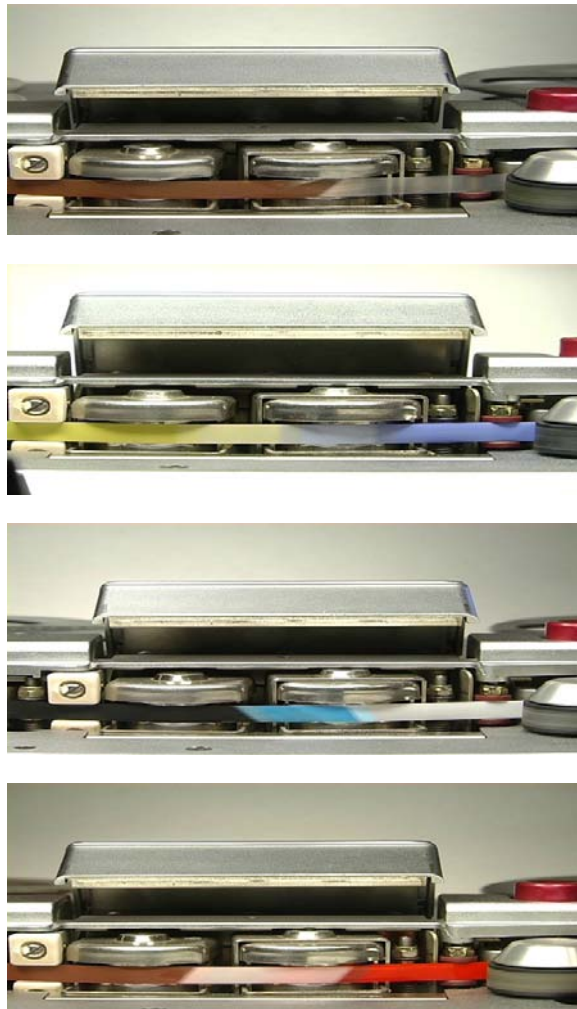


Figura B.4: *Giunte leader-magnetico*

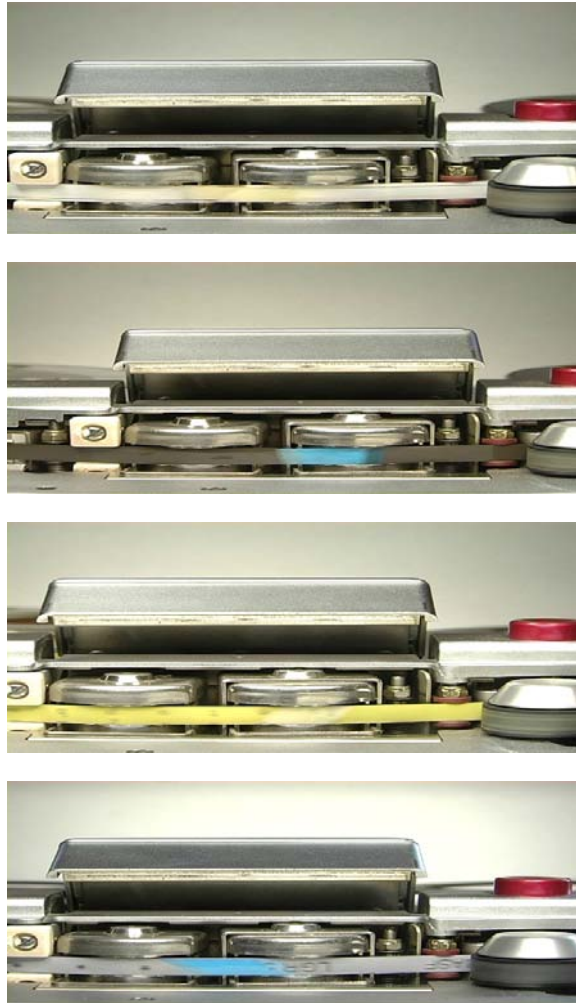


Figura B.5: *Giunte magnetico-magnetico*

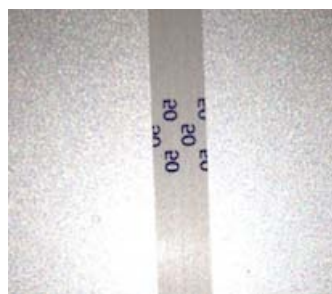


Figura B.6: Foto di marche scattate direttamente sul nastro



Figura B.7: *Frame estrapolati dal video raffiguranti marce*



Figura B.8: *Immagini rappresentative della classe rovinato*

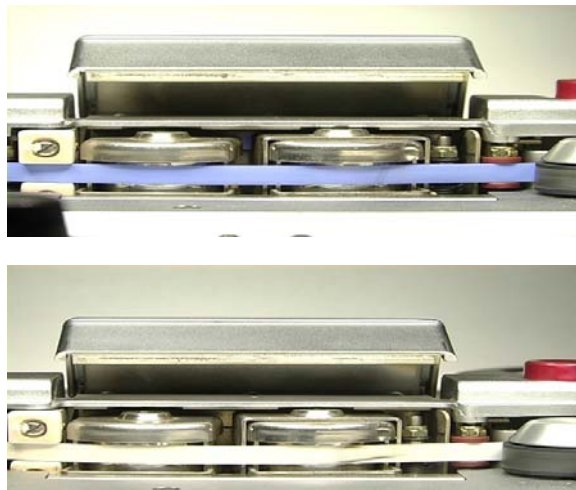


Figura B.9: *Immagini rappresentative della classe sporco*

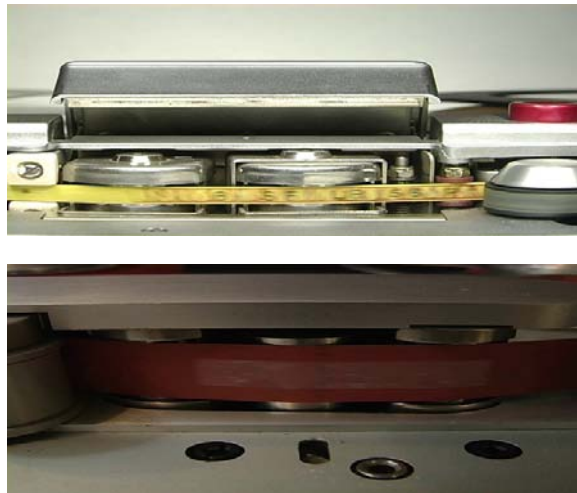


Figura B.10: Immagini rappresentative della classe segni

Appendice C

Analisi della rete sul video a velocità 15

Millisecondi	Costituita da	Classificatore1	%	Classificatore2	%
2760	Giunta magnetico-magnetico con scritta	Giunta magnetico-magnetico	0.9764	Giunta magnetico-magnetico	0.9765
2800	Giunta magnetico-magnetico con scritta	Giunta leader-magnetico	0.5685	Giunta leader-magnetico	0.8918
2840	Giunta magnetico-magnetico con scritta	Giunta magnetico-magnetico	0.9390	Giunta magnetico-magnetico	0.6056
2880	Giunta magnetico-magnetico con scritta	Giunta magnetico-magnetico	0.9116	Giunta leader-magnetico	0.9813
2920	Condizione limite con scritta	Giunta leader-magnetico	0.9490	Giunta leader-magnetico	0.9928
9080	Giunta magnetico-magnetico	Giunta leader-magnetico	0.7377	Giunta magnetico-magnetico	0.9671
9120	Condizione limite	Giunta leader-magnetico	0.9987	Giunta leader-magnetico	0.9974
12680	Giunta magnetico-magnetico	Giunta magnetico-magnetico	0.9593	Giunta magnetico-magnetico	0.9995
12720	Giunta magnetico-magnetico	Giunta magnetico-magnetico	0.5723	Giunta magnetico-magnetico	0.6788
12760	Condizione limite	Giunta leader-magnetico	0.9553	Giunta leader-magnetico	0.9869
12840	Niente, al massimo ombre	Marca	0.8502	Rovinato	0.4794
16320	Giunta magnetico-magnetico	Giunta leader-magnetico	0.8583	Giunta magnetico-magnetico	0.9925
16360	Condizione limite	Giunta leader-magnetico	0.9876	Giunta leader-magnetico	0.9414
23680	Giunta magnetico-magnetico	Giunta leader-magnetico	0.6261	Giunta magnetico-magnetico	0.9951
23720	Giunta magnetico-magnetico	Giunta leader-magnetico	0.9043	Giunta leader-magnetico	0.5955
23760	Condizione limite	Giunta leader-magnetico	0.8428	Giunta magnetico-magnetico	0.7313
43200	Giunta magnetico-magnetico	Giunta magnetico-magnetico	0.9843	Giunta magnetico-magnetico	0.9997
43240	Giunta magnetico-magnetico	Giunta leader-magnetico	0.6510	Giunta magnetico-magnetico	0.9102
43280	Condizione limite	Giunta leader-magnetico	0.9955	Giunta leader-magnetico	0.9952
43320	Niente, al massimo ombre	Marca	0.8459	Marca	0.3128
46480	Giunta magnetico-magnetico	Giunta magnetico-magnetico	0.7859	Giunta magnetico-magnetico	0.9956
46520	Condizione limite	Giunta leader-magnetico	0.9713	Giunta leader-magnetico	0.9718
46600	Niente, al massimo ombre	Marca	0.8676	Marca	0.5119
54640	Giunta magnetico-magnetico	Giunta leader-magnetico	0.9326	Giunta magnetico-magnetico	0.9976

Millisecondi	Costituita da	Classificatore1	%	Classificatore2	%
54680	Condizione limite	Giunta leader-magnetico	0.9920	Giunta leader-magnetico	0.9918
75240	Giunta magnetico-magnetico	Giunta leader-magnetico	0.7339	Giunta magnetico-magnetico	0.9930
75280	Condizione limite	Giunta leader-magnetico	0.9906	Giunta leader-magnetico	0.8672
82640	Giunta magnetico-magnetico	Giunta magnetico-magnetico	0.9847	Giunta magnetico-magnetico	0.9995
82680	Giunta magnetico-magnetico	Giunta leader-magnetico	0.9055	Giunta magnetico-magnetico	0.7776
82720	Condizione limite	Giunta leader-magnetico	0.9605	Giunta leader-magnetico	0.9260
82760	Niente, al massimo ombre	Marca	0.7747	Marca	0.6388
82800	Niente, al massimo ombre	Marca	0.7889	Marca	0.6171
87440	Giunta magnetico-magnetico	Giunta leader-magnetico	0.9745	Giunta magnetico-magnetico	0.9852
87480	Condizione limite	Giunta leader-magnetico	0.9613	Giunta leader-magnetico	0.9935
113760	Giunta magnetico-magnetico	Giunta leader-magnetico	0.6654	Giunta magnetico-magnetico	0.9987
113800	Condizione limite	Giunta leader-magnetico	0.9942	Giunta leader-magnetico	0.9249
118640	Giunta magnetico-magnetico	Giunta leader-magnetico	0.6995	Giunta magnetico-magnetico	0.9850
118680	Condizione limite	Giunta leader-magnetico	0.9949	Giunta leader-magnetico	0.9855
124520	Giunta magnetico-magnetico	Giunta magnetico-magnetico	0.7537	Giunta magnetico-magnetico	0.9988
124560	Giunta magnetico-magnetico	Giunta leader-magnetico	0.9869	Giunta leader-magnetico	0.9833
124600	Condizione limite	Giunta leader-magnetico	0.9809	Giunta leader-magnetico	0.9732
152160	Giunta magnetico-magnetico	Giunta magnetico-magnetico	0.6997	Giunta magnetico-magnetico	0.9983
152200	Giunta magnetico-magnetico	Giunta leader-magnetico	0.9631	Giunta leader-magnetico	0.7037
152240	Condizione limite	Giunta leader-magnetico	0.9962	Giunta leader-magnetico	0.9712
163120	Giunta magnetico-magnetico	Giunta magnetico-magnetico	0.7562	Giunta magnetico-magnetico	0.9942
163160	Condizione limite	Giunta leader-magnetico	0.9972	Giunta leader-magnetico	0.9737
194040	Giunta magnetico-magnetico	Giunta magnetico-magnetico	0.7707	Giunta magnetico-magnetico	0.9908
194080	Condizione limite	Giunta leader-magnetico	0.8948	Giunta leader-magnetico	0.9939
198880	Giunta magnetico-magnetico	Giunta magnetico-magnetico	0.8984	Giunta magnetico-magnetico	0.9996
198920	Giunta magnetico-magnetico	Giunta leader-magnetico	0.9635	Giunta leader-magnetico	0.8999
229680	Giunta magnetico-magnetico	Giunta leader-magnetico	0.6732	Giunta magnetico-magnetico	0.9987
229720	Giunta magnetico-magnetico	Giunta leader-magnetico	0.9937	Giunta leader-magnetico	0.7860
235920	Giunta magnetico-magnetico	Giunta magnetico-magnetico	0.8431	Giunta magnetico-magnetico	0.9983
235960	Condizione limite	Giunta leader-magnetico	0.9844	Giunta leader-magnetico	0.9897
244560	Giunta magnetico-magnetico	Giunta magnetico-magnetico	0.7304	Giunta magnetico-magnetico	0.9819
244600	Condizione limite	Giunta leader-magnetico	0.9972	Giunta leader-magnetico	0.9967
271400	Giunta magnetico-magnetico	Giunta leader-magnetico	0.9471	Giunta magnetico-magnetico	0.9934
271440	Giunta magnetico-magnetico	Giunta leader-magnetico	0.9722	Giunta leader-magnetico	0.9887
395000	Giunta magnetico-magnetico	Giunta magnetico-magnetico	0.8169	Giunta magnetico-magnetico	0.9981
395040	Condizione limite	Giunta leader-magnetico	0.9482	Giunta leader-magnetico	0.8025
395080	Condizione limite	Rovinato	0.3513	Giunta magnetico-magnetico	0.3420
398920	Giunta magnetico-magnetico	Giunta magnetico-magnetico	0.9326	Giunta magnetico-magnetico	0.9992
398960	Giunta magnetico-magnetico	Giunta leader-magnetico	0.6395	Giunta leader-magnetico	0.5427
399000	Condizione limite	Giunta leader-magnetico	0.9853	Giunta leader-magnetico	0.9977
405520	Giunta magnetico-magnetico	Giunta magnetico-magnetico	0.5123	Giunta magnetico-magnetico	0.7847

Millisecondi	Costituita da	Classificatore1	%	Classificatore2	%
405560	Condizione limite	Giunta leader-magnetico	0.9940	Giunta leader-magnetico	0.9642
407080	Giunta magnetico-magnetico	Giunta magnetico-magnetico	0.9502	Giunta magnetico-magnetico	0.9984
407120	Giunta magnetico-magnetico	Giunta leader-magnetico	0.5352	Giunta leader-magnetico	0.6920
407160	Condizione limite	Giunta magnetico-magnetico	0.5620	Giunta magnetico-magnetico	0.7610
407200	Niente, al massimo ombre	Marca	0.8921	Giunta magnetico-magnetico	0.5708
407240	Niente, al massimo ombre	Marca	0.8778	Marca	0.5321
407360	Niente, al massimo ombre	Marca	0.8749	Marca	0.6631
407400	Niente, al massimo ombre	Marca	0.8568	Giunta magnetico-magnetico	0.6311
411880	Giunta magnetico-magnetico	Giunta magnetico-magnetico	0.7081	Giunta magnetico-magnetico	0.9956
411920	Condizione limite	Giunta leader-magnetico	0.9562	Giunta leader-magnetico	0.9952
413000	Giunta magnetico-magnetico	Giunta magnetico-magnetico	0.9835	Giunta magnetico-magnetico	0.9997
413040	Giunta magnetico-magnetico	Giunta magnetico-magnetico	0.8357	Giunta magnetico-magnetico	0.9136
413080	Condizione limite	Giunta leader-magnetico	0.9904	Giunta leader-magnetico	0.9959
413120	Puntina di una giunta + ombre	Marca	0.8756	Marca	0.7229
416440	Giunta magnetico-magnetico	Giunta leader-magnetico	0.8414	Giunta magnetico-magnetico	0.9895
416480	Condizione limite	Giunta leader-magnetico	0.9544	Giunta leader-magnetico	0.9934
433040	Giunta magnetico-magnetico	Giunta magnetico-magnetico	0.9305	Giunta magnetico-magnetico	0.9990
433080	Giunta magnetico-magnetico	Giunta leader-magnetico	0.9806	Giunta leader-magnetico	0.7030
433120	Condizione limite	Giunta leader-magnetico	0.9944	Giunta leader-magnetico	0.9931
437080	Giunta magnetico-magnetico	Giunta leader-magnetico	0.7566	Giunta magnetico-magnetico	0.9975
437120	Condizione limite	Giunta leader-magnetico	0.9935	Giunta leader-magnetico	0.9575
441440	Giunta magnetico-magnetico	Giunta magnetico-magnetico	0.8526	Giunta magnetico-magnetico	0.9996
441480	Giunta magnetico-magnetico	Giunta leader-magnetico	0.7219	Giunta magnetico-magnetico	0.9798
441520	Condizione limite	Giunta leader-magnetico	0.9961	Giunta leader-magnetico	0.9894
444760	Giunta magnetico-magnetico	Giunta magnetico-magnetico	0.9952	Giunta magnetico-magnetico	0.9998
444800	Giunta magnetico-magnetico	Giunta leader-magnetico	0.8608	Giunta magnetico-magnetico	0.8316
444840	Condizione limite	Giunta leader-magnetico	0.9883	Giunta leader-magnetico	0.9935
444880	Niente, al massimo ombre	Marca	0.8914	Marca	0.4912
447960	Giunta magnetico-magnetico	Giunta magnetico-magnetico	0.8528	Giunta magnetico-magnetico	0.9993
448000	Giunta magnetico-magnetico	Giunta leader-magnetico	0.7922	Giunta leader-magnetico	0.7284
448040	Condizione limite	Giunta leader-magnetico	0.9943	Giunta leader-magnetico	0.9971
451280	Giunta magnetico-magnetico	Giunta magnetico-magnetico	0.7923	Giunta magnetico-magnetico	0.9962
451320	Condizione limite	Giunta leader-magnetico	0.8113	Giunta leader-magnetico	0.9786
468120	Giunta magnetico-magnetico con scritta	Giunta leader-magnetico	0.8482	Giunta leader-magnetico	0.6780
468160	Giunta magnetico-magnetico con scritta	Giunta leader-magnetico	0.9997	Giunta leader-magnetico	0.9999
468200	Giunta magnetico-magnetico con scritta	Giunta leader-magnetico	0.9877	Giunta leader-magnetico	0.9973
468240	Giunta magnetico-magnetico con scritta	Giunta leader-magnetico	0.9599	Giunta leader-magnetico	0.9999

Millisecondi	Costituita da	Classificatore1	%	Classificatore2	%
468320	Niente, al massimo ombre	Marca	0.9006	Marca	0.6601
472880	Giunta magnetico-magnetico	Giunta leader-magnetico	0.7531	Giunta magnetico-magnetico	0.9939
472920	Condizione limite	Giunta leader-magnetico	0.9979	Giunta leader-magnetico	0.9790
476200	Giunta magnetico-magnetico	Giunta magnetico-magnetico	0.8838	Giunta magnetico-magnetico	0.9995
476240	Giunta magnetico-magnetico	Giunta leader-magnetico	0.8975	Giunta magnetico-magnetico	0.9703
476280	Condizione limite	Giunta leader-magnetico	0.9330	Giunta leader-magnetico	0.9901
477480	Giunta magnetico-magnetico	Giunta magnetico-magnetico	0.6690	Giunta magnetico-magnetico	0.9987
477520	Condizione limite	Giunta leader-magnetico	0.9983	Giunta leader-magnetico	0.9977
477560	Niente, al massimo ombre	Marca	0.9353	Marca	0.5535
482200	Giunta magnetico-magnetico	Giunta leader-magnetico	0.6112	Giunta magnetico-magnetico	0.9108
482240	Giunta magnetico-magnetico	Giunta leader-magnetico	0.9967	Giunta leader-magnetico	0.9967
482280	Puntina di una giunta + ombre	Marca	0.8958	Marca	0.6276
488320	Giunta magnetico-magnetico	Giunta magnetico-magnetico	0.6851	Giunta magnetico-magnetico	0.9963
488360	Condizione limite	Giunta leader-magnetico	0.9826	Giunta leader-magnetico	0.9494
494960	Giunta magnetico-magnetico	Giunta magnetico-magnetico	0.9728	Giunta magnetico-magnetico	0.9953
495000	Condizione limite	Giunta leader-magnetico	0.9826	Giunta leader-magnetico	0.9267
498520	Giunta magnetico-magnetico	Giunta magnetico-magnetico	0.8731	Giunta magnetico-magnetico	0.9991
498560	Giunta magnetico-magnetico	Giunta magnetico-magnetico	0.5003	Giunta leader-magnetico	0.9164
498600	Condizione limite	Rovinato	0.6848	Giunta magnetico-magnetico	0.3726
498640	Niente, al massimo ombre	Marca	0.7930	Marca	0.8331
501720	Giunta magnetico-magnetico	Giunta leader-magnetico	0.6676	Giunta magnetico-magnetico	0.8408
501760	Condizione limite	Giunta leader-magnetico	0.9918	Giunta leader-magnetico	0.9915
506720	Giunta magnetico-magnetico	Giunta leader-magnetico	0.8344	Giunta magnetico-magnetico	0.9355
506760	Condizione limite	Giunta leader-magnetico	0.9983	Giunta leader-magnetico	0.9990
509880	Giunta magnetico-magnetico	Giunta magnetico-magnetico	0.6069	Giunta magnetico-magnetico	0.9979
509920	Condizione limite	Giunta leader-magnetico	0.9929	Giunta leader-magnetico	0.8718
520160	Giunta magnetico-magnetico	Giunta magnetico-magnetico	0.9221	Giunta magnetico-magnetico	0.9955
520200	Condizione limite	Giunta leader-magnetico	0.9913	Giunta leader-magnetico	0.9778
534000	Giunta magnetico-magnetico	Giunta magnetico-magnetico	0.9961	Giunta magnetico-magnetico	0.9998
534040	Giunta magnetico-magnetico	Giunta leader-magnetico	0.6434	Giunta magnetico-magnetico	0.9289
534080	Condizione limite	Giunta leader-magnetico	0.9107	Giunta leader-magnetico	0.8854
540400	Giunta magnetico-magnetico	Giunta leader-magnetico	0.5469	Giunta magnetico-magnetico	0.9767
540440	Condizione limite	Giunta leader-magnetico	0.9634	Giunta leader-magnetico	0.9888
540480	Puntina di una giunta + ombre	Marca	0.8672	Marca	0.6957
548160	Giunta magnetico-magnetico	Giunta magnetico-magnetico	0.8915	Giunta magnetico-magnetico	0.9978
548200	Giunta magnetico-magnetico	Giunta leader-magnetico	0.9360	Giunta leader-magnetico	0.5940
557840	Giunta magnetico-magnetico	Giunta leader-magnetico	0.6621	Giunta magnetico-magnetico	0.9958
557880	Condizione limite	Giunta leader-magnetico	0.9862	Giunta leader-magnetico	0.9801
568640	Giunta magnetico-magnetico	Giunta magnetico-magnetico	0.7227	Giunta magnetico-magnetico	0.9962
568680	Giunta magnetico-magnetico	Giunta leader-magnetico	0.9648	Giunta leader-magnetico	0.5060
568720	Condizione limite	Giunta leader-magnetico	0.9872	Giunta leader-magnetico	0.9931

Millisecondi	Costituita da	Classificatore1	%	Classificatore2	%
577600	Giunta magnetico-magnetico	Giunta leader-magnetico	0.5598	Giunta magnetico-magnetico	0.9871
577640	Condizione limite	Giunta leader-magnetico	0.9985	Giunta leader-magnetico	0.9919
587960	Giunta magnetico-magnetico	Giunta leader-magnetico	0.8378	Giunta magnetico-magnetico	0.8806
588000	Condizione limite	Giunta leader-magnetico	0.9960	Giunta leader-magnetico	0.9992
624760	Giunta magnetico-magnetico con scritta	Giunta magnetico-magnetico	0.9927	Giunta magnetico-magnetico	0.8854
624800	Giunta magnetico-magnetico con scritta	Giunta magnetico-magnetico	0.5437	Giunta leader-magnetico	0.7160
624840	Condizione limite con scritta	Giunta leader-magnetico	0.9978	Giunta leader-magnetico	0.9995
624880	Condizione limite con scritta	Giunta leader-magnetico	0.9936	Giunta leader-magnetico	0.9997
627440	Giunta magnetico-magnetico	Giunta leader-magnetico	0.6586	Giunta magnetico-magnetico	0.9984
627480	Condizione limite	Giunta leader-magnetico	0.9813	Giunta leader-magnetico	0.9857
627520	Puntina di una giunta + ombre	Marca	0.8470	Marca	0.5777
628360	Giunta magnetico-magnetico	Giunta leader-magnetico	0.6036	Giunta magnetico-magnetico	0.9962
628400	Condizione limite	Giunta leader-magnetico	0.9776	Giunta leader-magnetico	0.8980
631640	Giunta magnetico-magnetico	Giunta leader-magnetico	0.8451	Giunta magnetico-magnetico	0.9976
631680	Condizione limite	Giunta leader-magnetico	0.9874	Giunta leader-magnetico	0.9724
634400	Giunta magnetico-magnetico	Giunta leader-magnetico	0.7441	Giunta magnetico-magnetico	0.9959
634440	Condizione limite	Giunta leader-magnetico	0.9637	Giunta leader-magnetico	0.9130
634480	Condizione limite	Rovinato	0.3063	Marca	0.3963
634520	Niente, al massimo ombre	Marca	0.9330	Rovinato	0.4462
634560	Niente, al massimo ombre	Marca	0.9293	Rovinato	0.6366
638400	Giunta magnetico-magnetico	Giunta magnetico-magnetico	0.5262	Giunta magnetico-magnetico	0.9799
638440	Condizione limite	Giunta leader-magnetico	0.9946	Giunta leader-magnetico	0.9981
642720	Giunta magnetico-magnetico	Giunta leader-magnetico	0.7006	Giunta magnetico-magnetico	0.9881
642760	Condizione limite	Giunta leader-magnetico	0.9976	Giunta leader-magnetico	0.9956
644760	Giunta magnetico-magnetico	Giunta magnetico-magnetico	0.8413	Giunta magnetico-magnetico	0.9991
644800	Giunta magnetico-magnetico	Giunta leader-magnetico	0.9622	Giunta magnetico-magnetico	0.7729
644840	Condizione limite	Giunta leader-magnetico	0.9959	Giunta leader-magnetico	0.9974
647440	Giunta magnetico-magnetico	Giunta leader-magnetico	0.8616	Giunta magnetico-magnetico	0.9952
647480	Condizione limite	Giunta leader-magnetico	0.9914	Giunta leader-magnetico	0.9844
651080	Giunta magnetico-magnetico	Giunta magnetico-magnetico	0.8449	Giunta magnetico-magnetico	0.9985
651120	Giunta magnetico-magnetico	Giunta leader-magnetico	0.9798	Giunta leader-magnetico	0.5963
651160	Condizione limite	Giunta leader-magnetico	0.9529	Giunta leader-magnetico	0.9747
652520	Giunta magnetico-magnetico	Giunta leader-magnetico	0.7737	Giunta magnetico-magnetico	0.9917
652560	Condizione limite	Giunta leader-magnetico	0.9886	Giunta leader-magnetico	0.9890
654960	Giunta magnetico-magnetico	Giunta leader-magnetico	0.8797	Giunta magnetico-magnetico	0.9982
655000	Giunta magnetico-magnetico	Giunta leader-magnetico	0.9720	Giunta leader-magnetico	0.9662
658440	Giunta magnetico-magnetico	Giunta leader-magnetico	0.7613	Giunta magnetico-magnetico	0.6648
658480	Condizione limite	Giunta leader-magnetico	0.9913	Giunta leader-magnetico	0.9913
662280	Giunta magnetico-magnetico	Giunta magnetico-magnetico	0.9711	Giunta magnetico-magnetico	0.9998

Millisecondi	Costituita da	Classificatore1	%	Classificatore2	%
662320	Giunta magnetico-magnetico	Giunta leader-magnetico	0.5775	Giunta magnetico-magnetico	0.9545
662360	Condizione limite	Giunta leader-magnetico	0.9982	Giunta leader-magnetico	0.9998
667160	Giunta magnetico-magnetico	Giunta magnetico-magnetico	0.6577	Giunta magnetico-magnetico	0.9980
667200	Condizione limite	Giunta leader-magnetico	0.9397	Giunta leader-magnetico	0.9736
668280	Giunta magnetico-magnetico	Giunta magnetico-magnetico	0.9610	Giunta magnetico-magnetico	0.9993
668320	Condizione limite	Giunta leader-magnetico	0.9771	Giunta leader-magnetico	0.9983
682320	Giunta magnetico-magnetico	Giunta leader-magnetico	0.7800	Giunta magnetico-magnetico	0.7924
682360	Condizione limite	Giunta leader-magnetico	0.9852	Giunta leader-magnetico	0.9852
753080	Rovinato	Marca	0.9231	Marca	0.8313
753320	Rovinato	Marca	0.9729	Marca	0.7077
754920	Rovinato	Marca	0.9443	Marca	0.6510
755480	Rovinato	Marca	0.9580	Marca	0.7088
755520	Rovinato	Marca	0.9459	Marca	0.7711
882600	Scritta	Marca	0.9480	Marca	0.5261
948200	Giunta magnetico-magnetico con scritta	Giunta magnetico-magnetico	0.9993	Giunta magnetico-magnetico	0.9884
948240	Giunta magnetico-magnetico con scritta	Giunta magnetico-magnetico	0.9991	Giunta magnetico-magnetico	0.9987
948280	Condizione limite con scritta	Giunta magnetico-magnetico	0.9950	Giunta magnetico-magnetico	0.5217
948320	Condizione limite con scritta	Giunta magnetico-magnetico	0.6011	Giunta leader-magnetico	0.8823
948360	Condizione limite	Giunta leader-magnetico	0.7182	Giunta leader-magnetico	0.9123
989600	Niente, al massimo ombre	Marca	0.9166	Marca	0.5210
989800	Rovinato	Marca	0.9503	Marca	0.6658
989880	Rovinato	Marca	0.9613	Marca	0.6139
989920	Rovinato	Marca	0.9637	Marca	0.4886
1003640	Giunta leader-magnetico	Giunta leader-magnetico	0.9999	Giunta leader-magnetico	0.9920
1003680	Giunta leader-magnetico	Giunta leader-magnetico	0.9987	Giunta leader-magnetico	0.9875

Tabella C.1: Risultati della classificazione delle due reti (con migliore e peggiore accuracy) a velocità 15 sul video Esperimento5

Appendice D

Analisi della rete sul video a velocità 7,5

Millisecondi	Costituita da	Classificatore1	%	Classificatore2	%
1520	Giunta magnetico-magnetico con scritte	Giunta magnetico-magnetico	0.9975	Giunta magnetico-magnetico	0.9816
1560	Giunta magnetico-magnetico con scritte	Giunta magnetico-magnetico	0.9998	Giunta magnetico-magnetico	0.9975
1600	Giunta magnetico-magnetico con scritte	Giunta magnetico-magnetico	0.9961	Giunta magnetico-magnetico	0.7630
1680	Giunta magnetico-magnetico con scritte	Giunta magnetico-magnetico	0.9972	Giunta magnetico-magnetico	0.8637
1720	Condizione limite con scritte	Giunta magnetico-magnetico	0.9144	Giunta magnetico-magnetico	0.8824
1760	Condizione limite con scritte	Giunta leader-magnetico	0.5100	Giunta leader-magnetico	0.5570
1800	Condizione limite con scritte	Giunta leader-magnetico	0.8847	Giunta leader-magnetico	0.9796
1840	Condizione limite con scritte	Ombre	0.7125	Giunta leader-magnetico	0.9866
14160	Giunta magnetico-magnetico	Giunta magnetico-magnetico	0.6017	Giunta leader-magnetico	0.7947
14200	Giunta magnetico-magnetico	Giunta leader-magnetico	0.9742	Giunta leader-magnetico	0.9143
21360	Giunta magnetico-magnetico	Giunta leader-magnetico	0.8721	Giunta leader-magnetico	0.9617
21400	Giunta magnetico-magnetico	Giunta leader-magnetico	0.8223	Giunta leader-magnetico	0.8687
21440	Giunta magnetico-magnetico	Giunta leader-magnetico	0.9299	Giunta leader-magnetico	0.8997
21480	Giunta magnetico-magnetico	Ombre	0.5572	Ombre	0.7712
21520	Condizione limite	Ombre	0.5843	Giunta leader-magnetico	0.9359
21560	Condizione limite	Ombre	0.9998	Ombre	0.9995
28600	Giunta magnetico-magnetico	Giunta magnetico-magnetico	0.8117	Giunta leader-magnetico	0.8911
28640	Giunta magnetico-magnetico	Giunta leader-magnetico	0.9461	Giunta leader-magnetico	0.8977
28680	Giunta magnetico-magnetico	Giunta leader-magnetico	0.9714	Giunta leader-magnetico	0.8561
28720	Giunta magnetico-magnetico	Ombre	0.7958	Giunta leader-magnetico	0.9064
28800	Condizione limite	Ombre	0.9997	Ombre	0.9995
43360	Giunta magnetico-magnetico	Giunta magnetico-magnetico	0.9849	Giunta leader-magnetico	0.6376
43400	Giunta magnetico-magnetico	Giunta magnetico-magnetico	0.9614	Giunta leader-magnetico	0.6207
43440	Giunta magnetico-magnetico	Giunta leader-magnetico	0.8765	Giunta leader-magnetico	0.8302

Millisecondi	Costituita da	Classificatore1	%	Classificatore2	%
82440	Giunta magnetico-magnetico	Giunta magnetico-magnetico	0.4772	Giunta leader-magnetico	0.6948
82480	Giunta magnetico-magnetico	Giunta leader-magnetico	0.7355	Giunta leader-magnetico	0.8654
82520	Giunta magnetico-magnetico	Giunta leader-magnetico	0.9190	Giunta leader-magnetico	0.8581
82560	Condizione limite	Giunta leader-magnetico	0.9747	Giunta leader-magnetico	0.9851
82640	Ombre	Ombre	0.9999	Ombre	0.9998
88920	Giunta magnetico-magnetico	Giunta magnetico-magnetico	0.7059	Giunta leader-magnetico	0.8452
88960	Giunta magnetico-magnetico	Giunta magnetico-magnetico	0.5634	Giunta leader-magnetico	0.7247
89000	Giunta magnetico-magnetico	Giunta leader-magnetico	0.8415	Giunta leader-magnetico	0.8322
105280	Giunta magnetico-magnetico	Giunta magnetico-magnetico	0.5889	Giunta leader-magnetico	0.7349
105320	Giunta magnetico-magnetico	Giunta magnetico-magnetico	0.6619	Giunta leader-magnetico	0.6620
105360	Giunta magnetico-magnetico	Giunta leader-magnetico	0.8314	Giunta leader-magnetico	0.9063
146440	Giunta magnetico-magnetico	Giunta magnetico-magnetico	0.9305	Giunta leader-magnetico	0.6163
146480	Giunta magnetico-magnetico	Giunta magnetico-magnetico	0.9436	Giunta leader-magnetico	0.5499
146520	Giunta magnetico-magnetico	Giunta leader-magnetico	0.6884	Giunta leader-magnetico	0.8542
161280	Giunta magnetico-magnetico	Giunta leader-magnetico	0.7625	Giunta leader-magnetico	0.8909
161320	Giunta magnetico-magnetico	Giunta leader-magnetico	0.6533	Giunta leader-magnetico	0.7783
161360	Giunta magnetico-magnetico	Giunta leader-magnetico	0.8495	Giunta leader-magnetico	0.5781
161400	Condizione limite	Giunta leader-magnetico	0.9753	Giunta leader-magnetico	0.9910
161560	Ombre	Ombre	0.9998	Ombre	0.9993
170840	Giunta magnetico-magnetico	Giunta magnetico-magnetico	0.6063	Giunta leader-magnetico	0.8707
170880	Giunta magnetico-magnetico	Giunta leader-magnetico	0.8508	Giunta leader-magnetico	0.9518
170920	Giunta magnetico-magnetico	Giunta leader-magnetico	0.8582	Giunta leader-magnetico	0.8510
223480	Giunta magnetico-magnetico	Giunta magnetico-magnetico	0.7668	Giunta leader-magnetico	0.6571
223520	Giunta magnetico-magnetico	Giunta magnetico-magnetico	0.9291	Giunta leader-magnetico	0.6161
223560	Giunta magnetico-magnetico	Giunta leader-magnetico	0.7500	Giunta leader-magnetico	0.8217
233240	Giunta magnetico-magnetico	Giunta magnetico-magnetico	0.6632	Giunta leader-magnetico	0.7806
233280	Giunta magnetico-magnetico	Giunta leader-magnetico	0.7017	Giunta leader-magnetico	0.7479
233320	Condizione limite	Ombre	0.7336	Giunta leader-magnetico	0.9457
245000	Giunta magnetico-magnetico	Giunta magnetico-magnetico	0.9635	Giunta leader-magnetico	0.7021
245040	Giunta magnetico-magnetico	Giunta magnetico-magnetico	0.8328	Giunta leader-magnetico	0.6766
245080	Giunta magnetico-magnetico	Giunta leader-magnetico	0.7454	Giunta leader-magnetico	0.7319
300280	Giunta magnetico-magnetico	Giunta magnetico-magnetico	0.9965	Giunta leader-magnetico	0.6089
300320	Giunta magnetico-magnetico	Giunta magnetico-magnetico	0.8531	Giunta leader-magnetico	0.8310
300360	Giunta magnetico-magnetico	Giunta leader-magnetico	0.6874	Giunta leader-magnetico	0.6395
300400	Condizione limite	Giunta leader-magnetico	0.7550	Giunta leader-magnetico	0.8009
322160	Giunta magnetico-magnetico	Giunta magnetico-magnetico	0.9333	Giunta leader-magnetico	0.7002
322200	Giunta magnetico-magnetico	Giunta magnetico-magnetico	0.8628	Giunta leader-magnetico	0.6448
322240	Giunta magnetico-magnetico	Giunta leader-magnetico	0.9312	Giunta leader-magnetico	0.9170
384000	Giunta magnetico-magnetico	Giunta magnetico-magnetico	0.5922	Giunta leader-magnetico	0.8869
384040	Giunta magnetico-magnetico	Giunta leader-magnetico	0.6901	Giunta leader-magnetico	0.8706
384080	Giunta magnetico-magnetico	Giunta leader-magnetico	0.8763	Giunta leader-magnetico	0.8468

Millisecondi	Costituita da	Classificatore1	%	Classificatore2	%
393720	Giunta magnetico-magnetico	Giunta magnetico-magnetico	0.8561	Giunta leader-magnetico	0.5384
393760	Giunta magnetico-magnetico	Giunta magnetico-magnetico	0.9459	Giunta leader-magnetico	0.5349
393800	Giunta magnetico-magnetico	Giunta leader-magnetico	0.7681	Giunta leader-magnetico	0.8942
455320	Giunta magnetico-magnetico	Giunta leader-magnetico	0.7790	Giunta leader-magnetico	0.8380
455360	Giunta magnetico-magnetico	Giunta leader-magnetico	0.8265	Giunta leader-magnetico	0.7936
467760	Giunta magnetico-magnetico	Giunta leader-magnetico	0.5798	Giunta leader-magnetico	0.8803
467800	Giunta magnetico-magnetico	Giunta leader-magnetico	0.9513	Giunta leader-magnetico	0.9401
467840	Giunta magnetico-magnetico	Giunta leader-magnetico	0.8754	Giunta leader-magnetico	0.8071
467880	Condizione limite	Giunta leader-magnetico	0.6984	Giunta leader-magnetico	0.9583
485040	Giunta magnetico-magnetico	Giunta leader-magnetico	0.8667	Giunta leader-magnetico	0.9117
485080	Giunta magnetico-magnetico	Giunta leader-magnetico	0.8676	Giunta leader-magnetico	0.7739
538720	Giunta magnetico-magnetico	Giunta magnetico-magnetico	0.8748	Giunta leader-magnetico	0.6399
538760	Giunta magnetico-magnetico	Giunta magnetico-magnetico	0.9566	Giunta leader-magnetico	0.6397
538800	Giunta magnetico-magnetico	Giunta leader-magnetico	0.7388	Giunta leader-magnetico	0.8298
785880	Giunta magnetico-magnetico	Giunta magnetico-magnetico	0.6008	Giunta leader-magnetico	0.8339
785920	Giunta magnetico-magnetico	Giunta leader-magnetico	0.8411	Giunta leader-magnetico	0.8920
785960	Giunta magnetico-magnetico	Giunta leader-magnetico	0.9745	Giunta leader-magnetico	0.9222
793760	Giunta magnetico-magnetico	Giunta leader-magnetico	0.8380	Giunta leader-magnetico	0.8860
793800	Giunta magnetico-magnetico	Giunta leader-magnetico	0.8929	Giunta leader-magnetico	0.9132
793840	Condizione limite	Giunta leader-magnetico	0.9732	Giunta leader-magnetico	0.9472
793880	Condizione limite	Giunta leader-magnetico	0.8426	Giunta leader-magnetico	0.9290
806880	Giunta magnetico-magnetico	Giunta magnetico-magnetico	0.9789	Giunta leader-magnetico	0.7071
806920	Giunta magnetico-magnetico	Giunta magnetico-magnetico	0.9242	Giunta leader-magnetico	0.7804
806960	Giunta magnetico-magnetico	Giunta leader-magnetico	0.9379	Giunta leader-magnetico	0.8310
810080	Giunta magnetico-magnetico	Giunta magnetico-magnetico	0.7411	Giunta leader-magnetico	0.7911
810120	Giunta magnetico-magnetico	Giunta leader-magnetico	0.9456	Giunta leader-magnetico	0.8390
810160	Condizione limite	Giunta leader-magnetico	0.9840	Giunta leader-magnetico	0.5754
810200	Condizione limite	Giunta leader-magnetico	0.6573	Giunta leader-magnetico	0.9072
810240	Punta giunta magn magn	Ombre	0.9997	Ombre	0.9992
810280	Ombre	Ombre	0.9998	Ombre	0.9996
810360	Ombre	Ombre	0.9999	Ombre	0.9997
819600	Giunta magnetico-magnetico	Giunta magnetico-magnetico	0.7433	Giunta leader-magnetico	0.9104
819640	Giunta magnetico-magnetico	Giunta leader-magnetico	0.8426	Giunta leader-magnetico	0.9139
819680	Giunta magnetico-magnetico	Giunta leader-magnetico	0.8251	Giunta leader-magnetico	0.7907
819720	Condizione limite	Giunta leader-magnetico	0.7151	Giunta leader-magnetico	0.9587
821920	Giunta magnetico-magnetico	Giunta magnetico-magnetico	0.7216	Giunta leader-magnetico	0.9187
821960	Giunta magnetico-magnetico	Giunta leader-magnetico	0.7768	Giunta leader-magnetico	0.9543
822000	Giunta magnetico-magnetico	Giunta leader-magnetico	0.9954	Giunta leader-magnetico	0.9453
828720	Giunta magnetico-magnetico	Giunta leader-magnetico	0.5020	Giunta leader-magnetico	0.8391
828760	Giunta magnetico-magnetico	Giunta leader-magnetico	0.8311	Giunta leader-magnetico	0.8405
828800	Giunta magnetico-magnetico	Giunta leader-magnetico	0.9499	Giunta leader-magnetico	0.8385

Millisecondi	Costituita da	Classificatore1	%	Classificatore2	%
828840	Condizione limite	Giunta leader-magnetico	0.8655	Giunta leader-magnetico	0.9853
861960	Giunta magnetico-magnetico	Giunta magnetico-magnetico	0.8032	Giunta leader-magnetico	0.8639
862000	Giunta magnetico-magnetico	Giunta leader-magnetico	0.8119	Giunta leader-magnetico	0.9009
862040	Giunta magnetico-magnetico	Giunta leader-magnetico	0.9743	Giunta leader-magnetico	0.9003
862080	Condizione limite	Giunta leader-magnetico	0.8980	Giunta leader-magnetico	0.9810
870000	Giunta magnetico-magnetico	Giunta magnetico-magnetico	0.9449	Giunta leader-magnetico	0.7970
870040	Giunta magnetico-magnetico	Giunta magnetico-magnetico	0.8579	Giunta leader-magnetico	0.6888
870080	Giunta magnetico-magnetico	Giunta leader-magnetico	0.7397	Giunta leader-magnetico	0.8455
878800	Giunta magnetico-magnetico	Giunta magnetico-magnetico	0.6181	Giunta leader-magnetico	0.7409
878840	Giunta magnetico-magnetico	Giunta leader-magnetico	0.7856	Giunta leader-magnetico	0.8838
878880	Giunta magnetico-magnetico	Giunta leader-magnetico	0.9219	Giunta leader-magnetico	0.8360
885400	Giunta magnetico-magnetico	Giunta magnetico-magnetico	0.9876	Giunta leader-magnetico	0.7375
885440	Giunta magnetico-magnetico	Giunta magnetico-magnetico	0.8891	Giunta leader-magnetico	0.7358
885480	Giunta magnetico-magnetico	Giunta leader-magnetico	0.9571	Giunta leader-magnetico	0.9475
885520	Condizione limite	Giunta leader-magnetico	0.5764	Giunta leader-magnetico	0.7884
885560	Condizione limite + ombre pronunciate	Ombre	0.9953	Ombre	0.9965
891800	Giunta magnetico-magnetico	Giunta magnetico-magnetico	0.9823	Giunta leader-magnetico	0.5536
891840	Giunta magnetico-magnetico	Giunta magnetico-magnetico	0.7985	Giunta leader-magnetico	0.6430
891880	Giunta magnetico-magnetico	Giunta leader-magnetico	0.5995	Giunta leader-magnetico	0.5855
898440	Giunta magnetico-magnetico	Giunta magnetico-magnetico	0.9857	Giunta leader-magnetico	0.5693
898480	Giunta magnetico-magnetico	Giunta magnetico-magnetico	0.5843	Giunta leader-magnetico	0.7038
898560	Condizione limite + ombre pronunciate	Ombre	0.5898	Ombre	0.9631
898600	Punta giunta magn magn + ombre	Ombre	0.9999	Ombre	0.9999
932120	Giunta magnetico-magnetico con scritte	Giunta magnetico-magnetico	1.0000	Giunta magnetico-magnetico	0.9989
932160	Giunta magnetico-magnetico con scritte	Giunta magnetico-magnetico	0.9992	Giunta magnetico-magnetico	0.9814
932320	Condizione limite con scritte	Giunta magnetico-magnetico	0.8407	Giunta magnetico-magnetico	0.6585
932360	Condizione limite con scritte	Giunta leader-magnetico	0.9347	Giunta leader-magnetico	0.8739
932480	Ombre	Ombre	0.9999	Ombre	0.9998
941600	Giunta magnetico-magnetico	Giunta magnetico-magnetico	0.5795	Giunta leader-magnetico	0.7414
941640	Giunta magnetico-magnetico	Giunta leader-magnetico	0.6163	Giunta leader-magnetico	0.8254
941680	Giunta magnetico-magnetico	Giunta leader-magnetico	0.9511	Giunta leader-magnetico	0.9322
948280	Giunta magnetico-magnetico	Giunta leader-magnetico	0.7641	Giunta leader-magnetico	0.8787
948320	Giunta magnetico-magnetico	Giunta leader-magnetico	0.5200	Giunta leader-magnetico	0.8061
948360	Giunta magnetico-magnetico	Giunta leader-magnetico	0.9922	Giunta leader-magnetico	0.9430
950800	Giunta magnetico-magnetico	Giunta leader-magnetico	0.9360	Giunta leader-magnetico	0.8606
950840	Giunta magnetico-magnetico	Giunta leader-magnetico	0.5086	Giunta leader-magnetico	0.7502
950880	Giunta magnetico-magnetico	Giunta leader-magnetico	0.9461	Giunta leader-magnetico	0.9368

Millisecondi	Costituita da	Classificatore1	%	Classificatore2	%
960240	Giunta magnetico-magnetico	Giunta leader-magnetico	0.9176	Giunta leader-magnetico	0.9662
960280	Giunta magnetico-magnetico	Giunta leader-magnetico	0.9936	Giunta leader-magnetico	0.9294
960320	Condizione limite + ombre pronunciate	Ombre	0.9649	Giunta leader-magnetico	0.5093
960400	Condizione limite + ombre pronunciate	Ombre	0.9992	Ombre	0.9995
972480	Giunta magnetico-magnetico	Giunta leader-magnetico	0.8208	Giunta leader-magnetico	0.9038
972520	Giunta magnetico-magnetico	Giunta magnetico-magnetico	0.5171	Giunta leader-magnetico	0.7498
972560	Giunta magnetico-magnetico	Giunta leader-magnetico	0.9929	Giunta leader-magnetico	0.8246
972600	Condizione limite	Giunta leader-magnetico	0.9917	Giunta leader-magnetico	0.9904
985760	Giunta magnetico-magnetico	Giunta leader-magnetico	0.8904	Giunta leader-magnetico	0.9388
985800	Giunta magnetico-magnetico	Giunta leader-magnetico	0.6214	Giunta leader-magnetico	0.8950
985840	Giunta magnetico-magnetico	Giunta leader-magnetico	0.9960	Giunta leader-magnetico	0.9393
992880	Giunta magnetico-magnetico	Giunta magnetico-magnetico	0.6347	Giunta leader-magnetico	0.8961
992920	Giunta magnetico-magnetico	Giunta leader-magnetico	0.7224	Giunta leader-magnetico	0.8859
992960	Giunta magnetico-magnetico	Giunta leader-magnetico	0.9174	Giunta leader-magnetico	0.8966
999280	Giunta magnetico-magnetico	Giunta leader-magnetico	0.7584	Giunta leader-magnetico	0.8241
999320	Giunta magnetico-magnetico	Giunta leader-magnetico	0.8894	Giunta leader-magnetico	0.7810
999360	Giunta magnetico-magnetico	Giunta leader-magnetico	0.9643	Giunta leader-magnetico	0.9566
1009280	Giunta magnetico-magnetico	Giunta leader-magnetico	0.7260	Giunta leader-magnetico	0.8750
1009320	Giunta magnetico-magnetico	Giunta leader-magnetico	0.9762	Giunta leader-magnetico	0.8405
1015600	Giunta magnetico-magnetico	Giunta leader-magnetico	0.7021	Giunta leader-magnetico	0.8817
1015640	Giunta magnetico-magnetico	Giunta leader-magnetico	0.7112	Giunta leader-magnetico	0.7002
1015680	Giunta magnetico-magnetico	Giunta leader-magnetico	0.9987	Giunta leader-magnetico	0.9749
1036160	Giunta magnetico-magnetico	Giunta leader-magnetico	0.8524	Giunta leader-magnetico	0.7911
1036200	Giunta magnetico-magnetico	Giunta leader-magnetico	0.5962	Giunta leader-magnetico	0.7362
1036240	Giunta magnetico-magnetico	Giunta leader-magnetico	0.9862	Giunta leader-magnetico	0.8818
1063880	Giunta magnetico-magnetico	Giunta leader-magnetico	0.8304	Giunta leader-magnetico	0.8554
1063920	Giunta magnetico-magnetico	Giunta leader-magnetico	0.6973	Giunta leader-magnetico	0.9211
1076640	Giunta magnetico-magnetico	Giunta leader-magnetico	0.9067	Giunta leader-magnetico	0.8408
1076680	Giunta magnetico-magnetico	Giunta leader-magnetico	0.9187	Giunta leader-magnetico	0.8157
1076720	Giunta magnetico-magnetico	Giunta leader-magnetico	0.9730	Giunta leader-magnetico	0.9572
1092200	Giunta magnetico-magnetico	Giunta leader-magnetico	0.6369	Giunta leader-magnetico	0.7714
1092240	Giunta magnetico-magnetico	Giunta leader-magnetico	0.7172	Giunta leader-magnetico	0.6939
1092280	Giunta magnetico-magnetico	Giunta leader-magnetico	0.8375	Giunta leader-magnetico	0.9067
1111520	Giunta magnetico-magnetico	Giunta leader-magnetico	0.8342	Giunta leader-magnetico	0.8548
1111560	Giunta magnetico-magnetico	Giunta leader-magnetico	0.9456	Giunta leader-magnetico	0.7852
1111600	Giunta magnetico-magnetico	Giunta leader-magnetico	0.9165	Giunta leader-magnetico	0.9710
1133160	Giunta magnetico-magnetico	Giunta magnetico-magnetico	0.5529	Giunta leader-magnetico	0.8789
1133200	Giunta magnetico-magnetico	Giunta magnetico-magnetico	0.6084	Giunta leader-magnetico	0.5882
1133240	Condizione limite	Giunta leader-magnetico	0.9863	Giunta leader-magnetico	0.9031

Millisecondi	Costituita da	Classificatore1	%	Classificatore2	%
1133280	Condizione limite	Giunta leader-magnetico	0.9425	Giunta leader-magnetico	0.9426
1133320	Condizione limite + ombre pronunciate	Ombre	0.9999	Ombre	0.9998
1151000	Giunta magnetico-magnetico	Giunta magnetico-magnetico	0.5428	Giunta leader-magnetico	0.7608
1151040	Giunta magnetico-magnetico	Giunta leader-magnetico	0.5849	Giunta leader-magnetico	0.8407
1151080	Giunta magnetico-magnetico	Giunta leader-magnetico	0.9521	Giunta leader-magnetico	0.8709
1171720	Giunta magnetico-magnetico	Giunta magnetico-magnetico	0.6360	Giunta leader-magnetico	0.7444
1171760	Giunta magnetico-magnetico	Giunta magnetico-magnetico	0.6389	Giunta leader-magnetico	0.6198
1171800	Giunta magnetico-magnetico	Giunta leader-magnetico	0.5034	Giunta leader-magnetico	0.9238
1171840	Condizione limite	Giunta leader-magnetico	0.8030	Giunta leader-magnetico	0.9133
1245280	Giunta magnetico-magnetico con scritte	Giunta magnetico-magnetico	0.9999	Giunta magnetico-magnetico	0.9962
1245320	Giunta magnetico-magnetico con scritte	Giunta magnetico-magnetico	0.9999	Giunta magnetico-magnetico	0.9978
1245360	Giunta magnetico-magnetico con scritte	Giunta magnetico-magnetico	0.9861	Giunta magnetico-magnetico	0.7867
1245400	Giunta magnetico-magnetico con scritte	Giunta magnetico-magnetico	0.9947	Giunta magnetico-magnetico	0.9043
1245440	Condizione limite con scritte	Giunta magnetico-magnetico	0.9998	Giunta magnetico-magnetico	0.9135
1245480	Condizione limite con scritte	Giunta magnetico-magnetico	0.9517	Giunta magnetico-magnetico	0.7174
1245520	Condizione limite con scritte	Giunta leader-magnetico	0.5429	Giunta leader-magnetico	0.5085
1250680	Giunta magnetico-magnetico	Giunta leader-magnetico	0.8058	Giunta leader-magnetico	0.8939
1250720	Giunta magnetico-magnetico	Giunta leader-magnetico	0.8858	Giunta leader-magnetico	0.8663
1250760	Giunta magnetico-magnetico	Giunta leader-magnetico	0.9899	Giunta leader-magnetico	0.9706
1250800	Condizione limite	Giunta leader-magnetico	0.7108	Giunta leader-magnetico	0.9969
1252520	Giunta magnetico-magnetico	Giunta magnetico-magnetico	0.9087	Giunta leader-magnetico	0.8777
1252560	Giunta magnetico-magnetico	Giunta leader-magnetico	0.7365	Giunta leader-magnetico	0.8519
1252600	Giunta magnetico-magnetico	Giunta leader-magnetico	0.8723	Giunta leader-magnetico	0.8264
1259080	Giunta magnetico-magnetico	Giunta magnetico-magnetico	0.9278	Giunta leader-magnetico	0.7986
1259120	Giunta magnetico-magnetico	Giunta magnetico-magnetico	0.6367	Giunta leader-magnetico	0.8025
1259160	Giunta magnetico-magnetico	Giunta leader-magnetico	0.8156	Giunta leader-magnetico	0.7349
1259200	Condizione limite	Giunta leader-magnetico	0.8888	Giunta leader-magnetico	0.9832
1259240	Condizione limite	Giunta leader-magnetico	0.7389	Giunta leader-magnetico	0.7765
1264640	Giunta magnetico-magnetico	Giunta magnetico-magnetico	0.8827	Giunta leader-magnetico	0.6709
1264680	Giunta magnetico-magnetico	Giunta leader-magnetico	0.5166	Giunta leader-magnetico	0.7104
1264720	Condizione limite + ombre pronunciate	Giunta leader-magnetico	0.6258	Ombre	0.5559
1264760	Condizione limite + ombre pronunciate	Giunta leader-magnetico	0.7711	Ombre	0.6362
1264800	Condizione limite + ombre pronunciate	Ombre	0.9998	Ombre	0.9998

Millisecondi	Costituita da	Classificatore1	%	Classificatore2	%
1264840	Ombre	Ombre	0.9999	Ombre	0.9999
1272600	Giunta magnetico-magnetico	Giunta magnetico-magnetico	0.8059	Giunta leader-magnetico	0.6722
1272640	Giunta magnetico-magnetico	Giunta magnetico-magnetico	0.5895	Giunta leader-magnetico	0.7343
1281240	Giunta magnetico-magnetico	Giunta leader-magnetico	0.7130	Giunta leader-magnetico	0.8018
1281280	Giunta magnetico-magnetico	Giunta leader-magnetico	0.8722	Giunta leader-magnetico	0.7958
1281320	Condizione limite	Giunta leader-magnetico	0.7133	Giunta leader-magnetico	0.9414
1285360	Giunta magnetico-magnetico	Giunta leader-magnetico	0.6021	Giunta leader-magnetico	0.8683
1285400	Giunta magnetico-magnetico	Giunta leader-magnetico	0.7206	Giunta leader-magnetico	0.8197
1285440	Giunta magnetico-magnetico	Giunta leader-magnetico	0.9882	Giunta leader-magnetico	0.9564
1290680	Giunta magnetico-magnetico	Giunta leader-magnetico	0.7340	Giunta leader-magnetico	0.6799
1290720	Giunta magnetico-magnetico	Giunta magnetico-magnetico	0.8860	Giunta leader-magnetico	0.6106
1290760	Giunta magnetico-magnetico	Giunta leader-magnetico	0.9391	Giunta leader-magnetico	0.9140
1298000	Giunta magnetico-magnetico	Giunta leader-magnetico	0.8788	Giunta leader-magnetico	0.7817
1298040	Giunta magnetico-magnetico	Giunta leader-magnetico	0.5600	Giunta leader-magnetico	0.7151
1298080	Giunta magnetico-magnetico	Giunta leader-magnetico	0.8350	Giunta leader-magnetico	0.9283
1300880	Giunta magnetico-magnetico	Giunta magnetico-magnetico	0.5353	Giunta leader-magnetico	0.7764
1300920	Giunta magnetico-magnetico	Giunta leader-magnetico	0.9127	Giunta leader-magnetico	0.8413
1300960	Condizione limite	Giunta leader-magnetico	0.8659	Giunta leader-magnetico	0.9373
1305760	Giunta magnetico-magnetico	Giunta leader-magnetico	0.6189	Giunta leader-magnetico	0.7331
1305800	Giunta magnetico-magnetico	Giunta leader-magnetico	0.8256	Giunta leader-magnetico	0.7222
1305840	Giunta magnetico-magnetico	Giunta leader-magnetico	0.8360	Giunta leader-magnetico	0.8124
1305880	Condizione limite	Giunta leader-magnetico	0.6216	Giunta leader-magnetico	0.9838
1312640	Giunta magnetico-magnetico	Giunta magnetico-magnetico	0.9305	Giunta leader-magnetico	0.7155
1312680	Giunta magnetico-magnetico	Giunta magnetico-magnetico	0.7429	Giunta leader-magnetico	0.7504
1312720	Giunta magnetico-magnetico	Giunta leader-magnetico	0.9845	Giunta leader-magnetico	0.9477
1312840	Ombre	Ombre	0.9999	Ombre	0.9999
1320400	Giunta magnetico-magnetico	Giunta magnetico-magnetico	0.5728	Giunta leader-magnetico	0.8207
1320440	Giunta magnetico-magnetico	Giunta magnetico-magnetico	0.5241	Giunta leader-magnetico	0.7916
1320480	Giunta magnetico-magnetico	Giunta leader-magnetico	0.9862	Giunta leader-magnetico	0.9319
1330120	Giunta magnetico-magnetico	Giunta magnetico-magnetico	0.9265	Giunta leader-magnetico	0.6858
1330160	Giunta magnetico-magnetico	Giunta magnetico-magnetico	0.9648	Giunta leader-magnetico	0.5993
1330200	Giunta magnetico-magnetico	Giunta leader-magnetico	0.9426	Giunta leader-magnetico	0.8986
1332360	Giunta magnetico-magnetico	Giunta leader-magnetico	0.6705	Giunta leader-magnetico	0.8531
1332400	Giunta magnetico-magnetico	Giunta leader-magnetico	0.6666	Giunta leader-magnetico	0.8363
1332440	Giunta magnetico-magnetico	Giunta leader-magnetico	0.9822	Giunta leader-magnetico	0.9538
1360400	Giunta magnetico-magnetico	Giunta leader-magnetico	0.6518	Giunta leader-magnetico	0.8826
1360440	Giunta magnetico-magnetico	Giunta leader-magnetico	0.5232	Giunta leader-magnetico	0.8416
1360480	Giunta magnetico-magnetico	Giunta leader-magnetico	0.9882	Giunta leader-magnetico	0.9590
1501920	Rovinato	Ombre	0.9983	Ombre	0.9998
1501960	Rovinato	Ombre	0.9997	Ombre	0.9997
1502480	Rovinato	Ombre	0.9999	Ombre	0.9997

Millisecondi	Costituita da	Classificatore1	%	Classificatore2	%
1502520	Rovinato	Ombre	0.9997	Ombre	0.9997
1502560	Rovinato	Ombre	0.9996	Ombre	0.9998
1502920	Rovinato	Ombre	0.9996	Ombre	0.9998
1503840	Rovinato	Ombre	0.9997	Ombre	0.9998
1503880	Rovinato	Ombre	0.9999	Ombre	0.9997
1506800	Rovinato	Ombre	0.9997	Ombre	0.9997
1760960	Segni	Ombre	0.9975	Ombre	0.9996
1761000	Segni	Ombre	0.9994	Ombre	0.9995
1892200	Giunta magnetico-magnetico con scritte	Giunta magnetico-magnetico	0.9892	Giunta magnetico-magnetico	0.8931
1892240	Giunta magnetico-magnetico con scritte	Giunta magnetico-magnetico	0.9953	Giunta magnetico-magnetico	0.8474
1892280	Giunta magnetico-magnetico con scritte	Giunta magnetico-magnetico	0.9936	Giunta magnetico-magnetico	0.5604
1892320	Condizione limite con scritte	Giunta magnetico-magnetico	0.9974	Giunta leader-magnetico	0.7952
1892360	Condizione limite con scritte	Giunta magnetico-magnetico	0.9877	Giunta leader-magnetico	0.6390
1892400	Condizione limite con scritte	Giunta magnetico-magnetico	0.9474	Giunta leader-magnetico	0.4964
1892440	Condizione limite con scritte	Giunta leader-magnetico	0.7839	Giunta leader-magnetico	0.7110
1892480	Condizione limite con scritte	Giunta leader-magnetico	0.9623	Giunta leader-magnetico	0.5466
1892560	Ombre	Ombre	0.9995	Ombre	0.9996
1974920	Ombre	Ombre	0.9998	Ombre	0.9997
1974960	Ombre	Ombre	0.9999	Ombre	0.9995
1975520	Rovinato	Ombre	0.9999	Ombre	0.9996
1975560	Rovinato	Ombre	0.9997	Ombre	0.9995
1975640	Rovinato	Ombre	0.9995	Ombre	0.9995
2003000	Giunta leader-magnetico	Giunta leader-magnetico	0.7552	Giunta leader-magnetico	0.7374
2003040	Giunta leader-magnetico	Giunta leader-magnetico	0.8943	Giunta leader-magnetico	0.7835
2003080	Giunta leader-magnetico	Giunta leader-magnetico	0.9825	Giunta leader-magnetico	0.9243

Tabella D.1: Risultati della classificazione delle due reti (con migliore e peggiore accuracy) a velocità 7,5 sul video Esperimento6

Bibliografia

- [1] <http://caffe.berkeleyvision.org/>.
- [2] <http://opencv.org/>.
- [3] Marco Ambrico. Implementazione su piattaforma mobile di filtri audio digitali per documenti musicali storici, 2016.
- [4] Itamar Arel, Derek C Rose, and Thomas P Karnowski. Deep machine learning-a new frontier in artificial intelligence research [research frontier]. *IEEE Computational Intelligence Magazine*, 5(4):13–18, 2010.
- [5] Luca Bianconi. Progettazione e sviluppo di un’applicazione mobile per la simulazione dell’ascolto quadrifonico di un documento sonoro, 2014.
- [6] Federica Bressan and Sergio Canazza. A systemic approach to the preservation of audio documents: Methodology and software tools. *Journal of Electrical and Computer Engineering*, 2013:5, 2013.
- [7] Daniele Colanardi. Progetto e realizzazione di un’interfaccia utente schematica per la fruizione di documenti sonori storici su dispositivi mobili, 2014.
- [8] Dennis Dosso. Gestione su dispositivi mobili di un archivio per la fruizione di documenti sonori, 2014.
- [9] Yann LeCun, Yoshua Bengio, and Geoffrey Hinton. Deep learning. *Nature*, 521(7553):436–444, 2015.
- [10] Jie Lu, Vahid Behbood, Peng Hao, Hua Zuo, Shan Xue, and Guangquan Zhang. Transfer learning using computational intelligence: a survey. *Knowledge-Based Systems*, 80:14–23, 2015.
- [11] Sinno Jialin Pan and Qiang Yang. A survey on transfer learning. *IEEE Transactions on knowledge and data engineering*, 22(10):1345–1359, 2010.
- [12] N Pretto and S Canazza. Rewind: Simulazione di un’esperienza d’ascolto storicamente fedele di dischi fonografici digitalizzati. In *Proceedings of the 21st International Colloquium on Music Informatics (Colloqui di Informatica Musicale, CIM)*.
- [13] Jürgen Schmidhuber. Deep learning in neural networks: An overview. *Neural Networks*, 61:85–117, 2015.
- [14] Ling Shao, Fan Zhu, and Xuelong Li. Transfer learning for visual categorization: A survey. *IEEE transactions on neural networks and learning systems*, 26(5):1019–1034, 2015.
- [15] Christian Szegedy, Wei Liu, Yangqing Jia, Pierre Sermanet, Scott Reed, Dragomir Anguelov, Dumitru Erhan, Vincent Vanhoucke, and Andrew Rabinovich. Going deeper with convolutions. In *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pages 1–9, 2015.