



UNIVERSITÀ DEGLI STUDI DI VERONA

Dipartimento di Informatica

Corso di Laurea in Bioinformatica

TESI DI LAUREA

Analisi esplorativa di *soundscapes*
con approcci di *Pattern Recognition* e
Machine Learning

Relatore:
Manuele BICEGO

Candidato:
Giambattista Pomari

Anno Accademico 2024/2025

Indice

1	Introduzione	1
1.1	<i>Pattern Recognition e Machine Learning</i> per l'analisi di soundscapes e in generale di audio per l'ecologia	1
1.2	Obiettivo della tesi: classificazione e analisi preliminare di <i>anomaly detection</i>	3
2	Background	4
2.1	Dall'analisi del suono allo spettrogramma	4
2.2	Estrazione delle <i>features</i>	7
2.3	Standardizzazione dei dati	8
2.4	Classificazione	8
2.4.1	Apprendimento supervisionato	9
2.4.2	Validazione	9
2.4.3	Metodo di classificazione	10
2.5	Anomaly Detection	10
2.5.1	Gli <i>outlier</i>	11
2.5.2	Le applicazioni	11
2.5.3	I metodi	12
3	Dataset	14
3.1	Dataset prima fase	14
3.2	Dataset seconda e terza fase	15
4	Classificazione	18
4.1	Configurazioni <i>features</i>	18
4.2	Dettagli classificatore	19
4.3	Problemi di classificazione disegnati	20
4.3.1	Problemi con categorie oggettive	20
4.3.2	Problemi con categorie semantiche	21
4.4	Filtraggio	23
4.5	Risultati	23
4.5.1	Filtraggio delle frequenze	23
4.5.2	Risultati problemi con etichette oggettive	26
4.5.3	Risultati problemi con etichette semantiche	29
5	Anomaly Detection	35
5.1	Configurazione <i>features</i> e metodi	35
5.2	Validazione dei risultati	36
5.3	Risultati	36

Sommario

Il seguente studio si colloca nell'ambito della *Pattern Recognition* e del *Machine Learning*, in particolare alla sua applicazione nell'analisi di *soundscape*. Per *soundscape* si intende l'ambiente sonoro composto da suoni naturali e artificiali, relativi ad uno specifico luogo geografico.

L'analisi si propone di caratterizzare *soundscapes* mediante tecniche di classificazione, i.e. metodi in grado di assegnare un oggetto ad un insieme predefinito di categorie.

E' stata implementata una *pipeline* di *Pattern Recognition*. Il segnale audio è stato caratterizzato attraverso classiche tecniche d'estrazione delle *features* - o caratteristiche (ad esempio *features* legate al contenuto spettrale, alla forma, o al timbro). Mediante tecniche di classificazione si è provato a misurare la capacità discriminativa di queste caratteristiche per classificare diverse categorie, come ad esempio il giorno dalla notte oppure la presenza o assenza di un temporale.

Sulla base di questo studio, in una fase successiva si è effettuata un'analisi esplorativa mediante algoritmi di *anomaly detection* (algoritmi in grado di evidenziare pattern anomali) per inferire informazioni e analizzare eventuali singolari pattern emersi.

La *pipeline* proposta è stata testata su dati raccolti in ambito di un monitoraggio acustico nella *Riserva Naturale Los Yátaros*, nel dipartimento di *Boyacá* in *Colombia*. La riserva presenta una biodiversità acustica molto particolare.

I risultati ottenuti sono incoraggianti e il loro contributo potrà migliorare la conoscenza nello studio acustico degli ecosistemi.

Capitolo 1

Introduzione

In questo capitolo saranno introdotte le nozioni fondamentali per comprendere l'ambito su cui si è sviluppato questo studio. Saranno definiti i concetti relativi a *Pattern Recognition* e *Machine Learning*, al loro utilizzo nell'analisi di *soundscape*, e in generale nell'analisi di audio nel campo dell'ecologia. Nel paragrafo successivo, si andrà ad esplicitare il fine che ha suggerito lo sviluppo di questo studio.

1.1 *Pattern Recognition e Machine Learning* per l'analisi di soundscapes e in generale di audio per l'ecologia

Pattern recognition (PR) e *Machine learning* (ML) [1] rappresentano una branca fondamentale dell'intelligenza artificiale, in particolare un insieme di tecniche utilizzate per estrarre informazioni dai dati tramite il riconoscimento automatico di specifici schemi, definiti *pattern*. In modo approssimato, si può dire che sono equivalenti, poiché condividono obiettivi, strumenti e approcci.

Il loro impiego è noto in molteplici ambiti: dal riconoscimento vocale o di immagini, all'elaborazione del linguaggio naturale, dai sistemi di raccomandazione, al monitoraggio in tempo reale e molti altri [1]. Tra questi emerge un contesto poco analizzato, che in letteratura si presenta come una sfida ancora aperta: l'analisi di *soundscape*. Prima di esaminare nel dettaglio come i *soundscape* sono stati affrontati nella PR/ML, per chiarezza, si desidera spiegare cosa si intende con tale definizione, le motivazioni per cui merita attenzione e le varie problematiche annesse.

Quinn *et al.* identificano i *soundscape* come una “particolare combinazione di suoni in un paesaggio” considerandola come “una caratterizzazione ecologica dei paesaggi” [2]. Gli autori ritengono che la composizione di un *soundscape* si divide in quattro elementi principali: l'antropofonia (ANT: indica l'attività antropogenica), la biofonia (BIO: intesa come le vocalizzazioni della fauna selvatica), la geofonia (GEO: descrive i suoni dei fenomeni meteorologici) [2] e infine la quiete (indicata come il suono dell'ambiente).

A tal proposito, è molto interessante la caratterizzazione fornita da Farina *et al.* [3]. L'argomentazione descritta espone una visione alternativa più mirata e strutturata: separa il concetto di *sonoscape* da *soundscape*. Con *sonoscape* intende “il mosaico di tutte le non interpretate informazioni sonore all'interno di un landscape” [3]. Da questa definizione

si deduce per esclusione l'interpretazione che l'autore attribuisce al *soundscape*, ossia "un *sonoscape* che è stato cognitivamente interpretato in un mosaico di categorie di ANT, BIO e GEO semioticamente interpretate da un organismo" [3]. Un'ulteriore suddivisione separa gli elementi in quelle che definisce unità sonore, i *sonotope* per gli *sonoscape*, e i *soundtope* per i *soundscape*. I primi vengono definiti dall'autore come una *patch* spazialmente unica di suoni non interpretati, mentre i secondi come suoni di ANT, BIO e GEO semioticamente interpretati da un organismo [3]. Rispetto ad un'umana suddivisione in ANT/BIO/GEO [3], questi concetti appena espressi consentirebbero una classificazione con maggiore dettaglio e specificità. Ciononostante, i termini *sonotope* e *soundtope* sono tuttora relegati a mere speculazioni a causa di una scarsità di evidenze empiriche [3].

Sebbene la definizione di *soundscape* possa risultare complessa, molto chiara è invece la sua importanza. Il ruolo che ricopre nell'ambiente naturale rappresenta un segnale della salute dell'ecosistema. Tale segnale può essere utilizzato per studi ecologici [3], diviene un significativo approfondimento della biodiversità e dell'impatto umano [2], può evidenziare cambiamenti negli habitat dove la qualità acustica è fondamentale per la dimensione vitale e il rumore umano risulta deleterio sulla biodiversità [2].

I vantaggi appena descritti supportano e incoraggiano l'analisi degli *soundscape*. PR/ML possono dare un grande contributo in tale processo. Sviluppare sistemi automatici mediante tecniche di PR/ML permetterebbe di supportare le sfide riguardanti l'analisi dei dati e il monitoraggio in tempo reale dell'ecosistema. La classificazione di *soundscape* consente l'identificazione automatica di suoni indesiderati su grandi quantità di dati, inoltre permette di modellare gli effetti e le interazioni di suoni diversi, e utilizzare poi tali modelli per identificare pattern spazio-temporali nell'attività sonora [2]. Introdurre un sistema euristico in grado di monitorare la presenza o l'abbondanza di particolari specie potrebbe aiutare la gestione di tale specie in una determinata zona, o addirittura evitarne l'estinzione. Allo stesso modo, può essere utile per prevenire situazioni di pericolo come il bracconaggio. I dati ricavati sarebbero fonte di studio per molti comportamenti animali in specifici periodi dell'anno, come il corteggiamento.

Questa innovazione nell'analisi degli *soundscape* non è priva di problematiche. Pochi studi di ecoacustica hanno provato a classificare soundscapes utilizzando intere categorie sonore come ANT/BIO/GEO e quiete [2]. Tale difficoltà si sviluppa su due elementi. In primo piano, l'identificazione manuale delle sorgenti sonore è altamente dispendiosa in termini di tempo [2]. Ciò è dovuto all'enorme quantità di dati da visionare manualmente che servono a censire un *dataset* di addestramento per i sistemi di PR/ML. Tanto più il *dataset* risulta ampio e dettagliato, maggiore sarà la qualità del sistema sviluppato. Oltre al tempo impiegato si possono sottintendere anche i costi di tale opera. Il secondo punto riguarda le competenze specifiche del settore. Infatti, per censire i dati di addestramento è richiesta una conoscenza della vocalizzazione degli animali del contesto, determinando per necessità la scelta di sviluppare *dataset* di addestramento di piccole dimensioni [2]. Tali *dataset* non riescono a spiegare nel complesso il problema, limitando così la qualità dei sistemi realizzabili.

1.2 Obiettivo della tesi: classificazione e analisi preliminare di *anomaly detection*

Il seguente studio si propone di studiare approcci di PR/ML per la caratterizzazione di un soundscape.

E' stata implementata una *pipeline* di *Pattern Recognition*. Il segnale audio è stato caratterizzato attraverso classiche tecniche d'estrazione delle *features* - o caratteristiche (ad esempio features legate al contenuto spettrale, alla forma, o al timbro). Mediante tecniche di classificazione si è provato a misurare la capacità discriminativa di queste caratteristiche per classificare diverse categorie, come ad esempio il giorno dalla notte oppure la presenza o assenza di un temporale.

Sulla base di questo studio, in una fase successiva si è effettuata un'analisi esplorativa mediante algoritmi di *anomaly detection* (algoritmi in grado di evidenziare pattern anomali) per inferire informazioni e analizzare eventuali singolari pattern emersi.

Capitolo 2

Background

L'obiettivo di questo capitolo è di fornire le conoscenze necessarie per poter comprendere l'analisi affrontata nei capitoli successivi. Esse comprendono l'introduzione all'analisi di un segnale (con relativo concetto di spettrogramma), la sua rappresentazione mediante le caratteristiche selezionate, la standardizzazione dei dati, la classificazione ed infine l'*anomaly detection*.

2.1 Dall'analisi del suono allo spettrogramma

Il suono nasce dalla vibrazione o oscillazione di un corpo sonoro. Queste vibrazioni creano delle onde sonore, cioè variazioni di pressione del mezzo che le propaga, per esempio l'aria.

L'onda sonora è definita da tre caratteristiche: l'ampiezza, la frequenza [4] e il timbro [5].

L'ampiezza (o intensità) dell'onda è associata a quanto il suono è percepito intenso (il volume) ed è misurata in *Decibel*.

La frequenza (o altezza) identifica il numero di oscillazioni in un secondo, esprime un valore minore o maggiore in base a che il suono risulti più grave o più acuto, determinando così il tono, ed è calcolata in *Hertz*. La frequenza più bassa è definita come fondamentale e corrisponde al tono percepito del suono. Oltre alla fondamentale, ogni suono complesso contiene armoniche, che sono frequenze multiple della fondamentale. L'insieme di queste frequenze definisce lo spettro del suono che caratterizza un onda sonora.

Il timbro, infine, è la qualità percepita del suono che ci permette di distinguere due strumenti musicali che stanno eseguendo la stessa nota (quindi stessa frequenza) alla stessa intensità (stessa ampiezza). Il timbro è influenzato dalla forma dell'onda sonora e dallo spettro.

Nel quotidiano utilizzo del mondo digitale, è comune visualizzare un segnale audio come un'onda, senza sapere che questa prospettiva rappresenta graficamente l'andamento dell'ampiezza (sull'asse delle ordinate) in funzione del tempo (l'asse delle ascisse). Questo tracciato è il risultato di un processo, il campionamento, effettuato sul segnale analogico, ovvero sulla forma originale del suono rilevato, che trasforma i campioni, ad intervalli regolari, in segnale digitale. Poiché la struttura digitale non è in grado di cogliere il segnale originale nella sua forma continua, nella sua reale interezza, il campionamento registra in forma discreta, ovvero traccia un valore numerico, discreto, a intervalli regolari. Maggiore è la frequenza di campionamento quindi, il numero di campioni analizzati per ogni secondo, maggiore è la qualità del risultato. Gli intervalli di campionamento sono

come delle istantanee che misurano e registrano digitalmente il valore dell'ampiezza del segnale in precisi istanti di tempo.

Il segnale campionato viene rappresentato nel *dominio del tempo*, cioè lo spazio che misura la variazione dell'ampiezza rispetto al tempo. Questo punto di vista è molto utile per evidenziare la durata dei suoni, la durata delle pause e la struttura temporale del segnale. Tuttavia, per poter analizzare nel dettaglio le componenti frequenziali, si deve effettuare un cambio di prospettiva. Si applica la *Trasformata di Fourier* [7], una funzione in grado di suddividere l'onda complessa nelle sue sottocomponenti sinusoidali, permettendo quindi di visualizzare il segnale nel *dominio delle frequenze*, dove l'ampiezza è in rapporto con le frequenze.

Se invece di eseguire la trasformata sull'intero segnale, lo si suddivide in blocchi, o finestre temporali, e su ognuna si applica separatamente la funzione, si ottengono più spettri di frequenza, uno per ogni intervallo. Questi spettri, combinati in un'unica rappresentazione, formano lo spettrogramma, un grafico che mostra l'andamento delle frequenze in funzione del tempo. Tale prospettiva ci permette di cogliere in combinazione le informazioni temporali e frequenziali. In questo processo è importante la dimensione della finestra temporale e del passo, che definisce quanto si devono sovrapporre le finestre consecutive. Il numero di campioni analizzati per gruppo determina la dimensione della finestra. Maggiore è il numero di campioni considerati, minore sarà il numero di finestre utilizzate nel calcolo dello spettrogramma. Una finestra maggiore determina una migliore risoluzione delle frequenze, ma una peggiore risoluzione temporale. Il passo, tipicamente, viene impostato ad un valore uguale alla metà del numero di campioni utilizzati per la finestra.

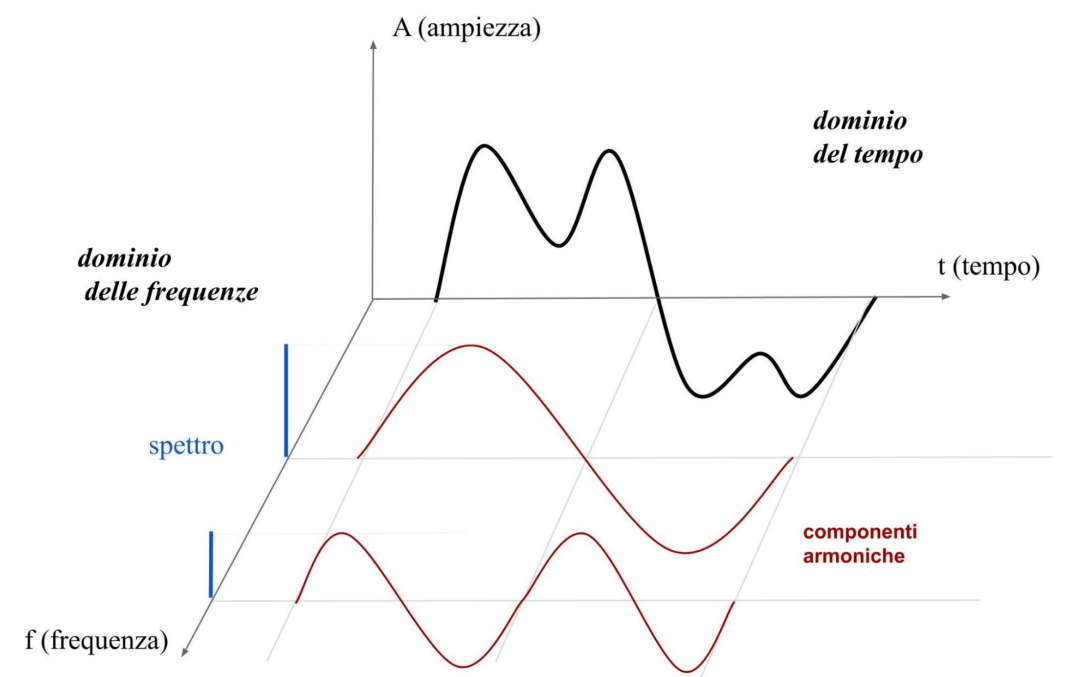


Figura 2.1: Relazione tra dominio del tempo e dominio delle frequenze. In alto a destra la forma d'onda (in nero) rappresentata nel dominio del tempo in rapporto al tempo e all'ampiezza. Sotto le varie componenti armoniche dell'onda (forme ondulate in rosso). A sinistra viene rappresentato il dominio delle frequenze che presenta le ampiezze delle frequenze armoniche di cui è composta l'onda.

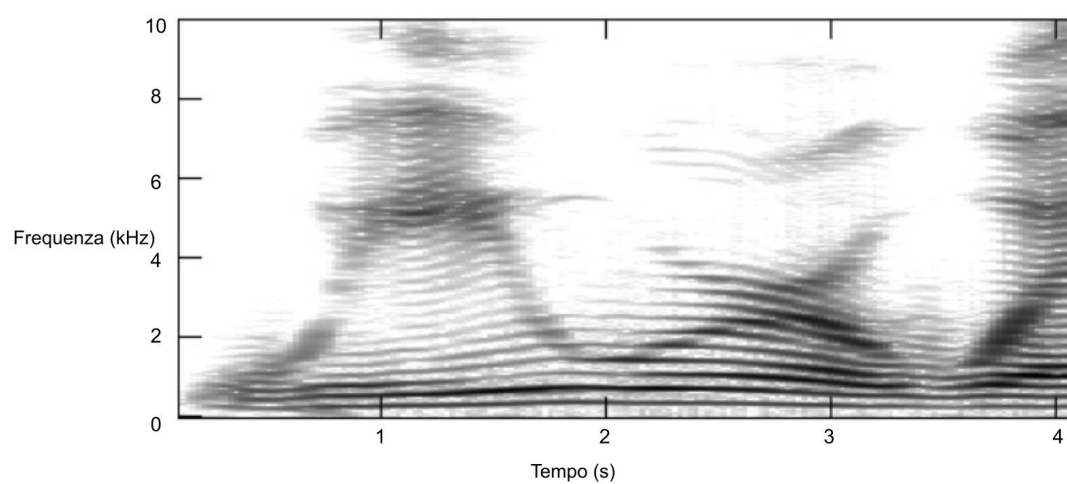


Figura 2.2: Spettrogramma di un file audio. Tale rappresentazione mostra come varia intensità nel tempo e nella frequenza. La scala di colori va dal bianco, che indica un'intensità sonora bassa, al nero, che rappresenta un'intensità sonora alta

2.2 Estrazione delle *features*

Distinguere due oggetti qualsiasi, come una bottiglia e una mela, può sembrare una capacità comune, per nulla speciale. Questa abilità è frutto di un meccanismo che il nostro cervello sviluppa attraverso l'esperienza e la conoscenza. Per ogni oggetto con cui interagiamo, la mente elabora un insieme di caratteristiche in grado di descriverlo e lo esegue con una tale velocità che nemmeno ce ne accorgiamo. Il cervello estrae elementi in grado di definire l'oggetto, come il colore, la lunghezza e la forma, e con ogni senso del corpo. L'oggetto è da intendersi anche come un profumo, un suono, un'immagine o qualsiasi altra percezione.

Al fine di insegnare questa capacità ad una macchina, è necessario identificare ciò che è rilevante, discriminante e misurabile nei dati: le caratteristiche, o *features*. Le *features* forniscono le informazioni necessarie per costruire il modello in grado di individuare i *pattern* nei dati e generalizzare, ovvero la capacità di riconoscere anche oggetti mai visti.

In questo studio, che tratta di *soundscape*, l'oggetto da analizzare è un segnale audio. Per caratterizzare tale segnale sono state utilizzate delle classiche misure di *signal processing*, che si basano sui concetti illustrati nel paragrafo precedente.

Si possono distinguere tre gruppi principali di *features*: spettrali (SPE), tonali (TON) e temporali (TEM) [7].

Le SPE caratterizzano la forma dello spettro e influenzano la percezione del timbro. Tali features vengono calcolate sullo spettrogramma del segnale. Si suddividono in:

- *Spectral Centroid*: consiste nella media pesata delle frequenze nel segnale e indica il centroide, ovvero il centro di massa dello spettro. Valori più elevati indicano un suono più brillante [7]. Per brillante si intende che la maggioranza delle armoniche si trova su alte frequenze.
- *Spectral Spread*: misura la dispersione delle frequenze attorno al centroide [7]. Un valore basso indica una concentrazione maggiore delle frequenze attorno al centroide.
- *Spectral Rolloff*: misura la frequenza al di sotto della quale si trova una percentuale specifica dell'energia totale dello spettro. Valori bassi indicano una scarsa presenza di componenti ad alte frequenze [7].
- *Spectral Decrease*: misura quanto l'energia spettrale cala rapidamente all'aumentare delle frequenze. Una curva ripida indica una diminuzione rapida dell'energia spettrale, quindi un blocco ricco di basse frequenze e povero di alte frequenze [7].
- *Spectral Flux*: rileva il numero di cambiamenti nella forma dello spettro. Identifica variazioni rapide e significative nel contenuto del segnale [7].

Le TON misurano le componenti tonali del segnale rispetto al rumore. Tali feature vengono calcolate sullo spettrogramma del segnale. Sono composte da:

- *Spectral Crest Factor*: descrive il rapporto tra il valore massimo delle magnitudini dello spettro e la somma di tutte le magnitudini dello spettro (la magnitudo si riferisce all'ampiezza massima raggiunta da ogni frequenza nello spettro del segnale). Un valore basso indica un segnale molto uniforme [7].
- *Spectral Flatness*: indica quanto lo spettro è uniforme. Un valore alto suggerisce un segnale con poca struttura tonale, quindi molti rumori.

- *Spectral Tonal Power Ratio*: rapporta l'energia tonale con l'energia totale. Un valore alto indica che l'energia si concentra in componenti tonali, basso sui rumori [7].

Infine le TEM, che descrivono come il segnale varia rispetto al tempo. Tali features vengono calcolate sul segnale nel dominio del tempo. Si suddividono in:

- *Time Zero Crossing Rate*: identifica il numero di volte in cui il segnale cambia di segno quindi quando ha valore zero. Un valore alto indica una forte presenza di alte frequenze [7].
- *Time Acf Coeff*: quantifica la correlazione tra il segnale e una versione ritardata dello stesso (funzione di autocorrelazione). Questa misura è utile per identificare pattern ripetitivi [7].
- *Time Max Acf*: indica il valore massimo dell'autocorrelazione. Un valore alto può esprimere una forte periodicità del segnale [7].

2.3 Standardizzazione dei dati

La standardizzazione è un'attività di pre-processamento dei dati in grado di trasformarli in una forma indipendente dalla scala utilizzata. Per scala si intende l'intervallo in cui le varie *features* vivono, ed è fondamentale per confrontare i dati. Infatti, una certa misurazione può avere un rapporto diverso con gli altri dati a seconda della scala. Immaginiamo di avere i risultati di due esami scolastici diversi, fatti da due gruppi di studenti. Il primo gruppo ha ottenuto i risultati in centesimi, un intervallo da 1 a 100, invece il secondo gruppo, in trentesimi, da 1 a 30. Un voto di 30 nel primo gruppo è molto diverso da un voto 30 nel secondo gruppo: senza standardizzare la scala il confronto è falsato. Si deve quindi riportare alla stessa scala. La standardizzazione è un insieme di tecniche dove vengono uniformate le versioni ottenendo una versione standard dei dati, “senza dimensionalità”.

Una tecnica di standardizzazione molto utilizzata è lo *Z-score standardization*, qui specificata con la formula:

$$x_{ji}^* = \frac{x_{ji} - \bar{x}_j}{\sigma_j} \quad (2.1)$$

Si definisce x_{ji}^* la j -esima *feature* dell'oggetto i standardizzata, x_{ji} la j -esima *feature* dell'oggetto i prima della standardizzazione, \bar{x}_j la media della *feature* j ed infine σ_j la deviazione standard delle *features*. Si consideri ora una matrice composta sulle righe dagli oggetti in esame e in colonna i valori delle *feature*. Per ogni elemento x in riga j e posizione i viene sottratta la media calcolata in colonna j , e il valore ottenuto si divide con la deviazione standard estratta dalla colonna j . Dopo la standardizzazione ogni *feature* ha media uguale a 0 e deviazione standard a 1.

2.4 Classificazione

La classificazione è uno dei *task* più utilizzati, affrontato con tecniche di PR e ML. Un classificatore rappresenta un sistema decisionale in grado di assegnare una categoria, o etichetta, ad un oggetto sulla base di un modello, tipicamente a partire da una descrizione

vettoriale (vettore di *features*). In sostanza, è una funzione che prende in input un oggetto, ne elabora le *features* e restituisce un valore discreto che determina a quale categoria appartiene.

In generale gli approcci alla classificazione si suddividono in generativi e discriminativi.

Nell'approccio generativo si mira a definire un modello per ogni categoria, o classe. Questa tipologia di approcci presenta una struttura più flessibile in grado di adattarsi a nuove classi, è più rapida nell'addestramento e ottiene una migliore capacità descrittiva per la singola classe.

L'approccio discriminativo, invece, si basa sulla ricerca del migliore confine decisionale per separare le classi nello spazio. Per sua natura è più rapido, soprattutto nella fase di test, e presenta un'efficacia di classificazione migliore dato che il sistema viene costruito specificatamente per risolvere il problema di classificazione.

Un'ulteriore suddivisione nei classificatori si basa sulla loro natura parametrica o non parametrica. La parametrica si caratterizza per l'assunzione della forma di distribuzione dei dati per ogni classe (es. la distribuzione normale), e si concentra nella stima dei parametri della funzione che genera tale distribuzione. Diversamente, la non parametrica non assume nessuna forma di distribuzione, ma viene stimata direttamente dal *training set*. Risulta più dispendiosa in termini computazionali ma non basandosi su assunzioni determina un modello maggiormente flessibile e adattabile al contesto.

2.4.1 Apprendimento supervisionato

Nella PR spesso si utilizza il paradigma dell'*apprendimento da esempi*. Questo metodo può essere visto come l'apprendimento di un bambino che sperimenta e acquisisce conoscenza da esempi, dall'esperienza. In particolare, nel contesto della classificazione, si utilizza un approccio supervisionato in cui la conoscenza viene acquisita tramite dati campionati dal problema, il *training set*, dotato di categorie, o etichette, note. Conoscendo la reale classe di appartenenza degli oggetti, il modello può addestrarsi e migliorare gradualmente la sua capacità di classificazione. In questo processo è importante che il sistema non “impari a memoria” i dati del *training set*, il cosiddetto *overfitting*, che comporta un eccessivo adattamento ai dati di addestramento. L'obiettivo infatti è di creare un modello in grado di generalizzare quindi di classificare correttamente anche oggetti sconosciuti, mai visti.

2.4.2 Validazione

Una volta costruito il modello è necessario verificare la qualità del classificatore. Per tale scopo si utilizza il *testing set*, un *dataset* che presenta elementi diversi da quelli usati in addestramento, ma dotato di categorie note da confrontare con il risultato predetto dal classificatore. Il modello classifica tali dati e si valuta la predizione in base all'errore ottenuto. Questo valore pone in rapporto le previsioni errate rispetto al numero totale di oggetti analizzati. Una previsione errata consiste in una falsa valutazione del classificatore, quindi un valore diverso dalla reale categoria di appartenenza.

Nella costruzione di un classificatore di solito si dispone di un unico *dataset* che si deve suddividere in due parti, il *training set*, per l'addestramento, e il *testing set* per i test e la validazione. Un metodo ideale sarebbe poter usare tutti dati di esempio per il *training* ed estrarre altri esempi dal problema per testare il modello, ma nella realtà potrebbe essere non fattibile o troppo dispendioso. Si preferisce quindi usare una metodica comune che consiste nella *cross validation*, che permette di ottenere una valutazione più valida

e consistente. Esistono diverse varianti, ognuna con le sue caratteristiche. La forma più semplice è la *Holdout*, che distribuisce casualmente i dati in due insiemi di uguale dimensione. Un'alternativa simile è l'*Average Holdout*, che per essere indipendente dalle partizioni effettua più *holdout* e calcola l'errore come media dei risultati ottenuti in tutti i casi.

Infine, una delle più utilizzate è la *Leave One Out* (LOO), una variante particolare che ottiene ottimi risultati in termini di affidabilità, soprattutto con dataset ristretti. Come suggerisce il nome, consiste nell'effettuare l'addestramento con tutti gli oggetti del *dataset* meno uno, x_i , che viene invece utilizzato per validare il modello. Si ripete il procedimento lasciando fuori come oggetto di testing un diverso elemento x_i del *dataset*, e al termine si media il risultato ottenuto. Presenta un costo computazionale maggiore ma garantisce indipendenza dalla partizione e dai dati scelti del *training set* e *testing set*.

2.4.3 Metodo di classificazione

In questo studio è stato utilizzato il classificatore *K Nearest Neighbor* (KNN), un approccio supervisionato generativo non parametrico, semplice e intuitivo: il metodo si basa sul classificare un punto, un oggetto, assegnandogli la classe che più frequentemente ritroviamo tra i k oggetti più vicini. Il concetto di vicinanza si concretizza con la scelta della distanza: nel nostro caso la *distanza euclidea*, una delle misure più utilizzate. Come risulta chiaro, la scelta del valore di k è cruciale.

2.5 Anomaly Detection

L'*anomaly detection* (AD) consiste nell'identificare fenomeni ed eventi che presentano un comportamento anomalo rispetto al resto del *dataset* [8]. Tali fenomeni, denominati *outlier*, si discostano in modo significativo dagli *inlier*, il resto dei dati normali, per la loro natura anomala e la scarsa numerosità.

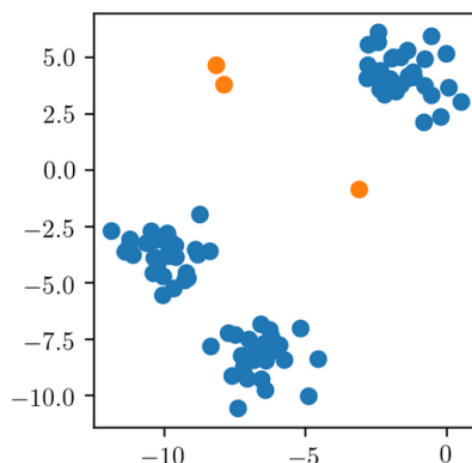


Figura 2.3: Rappresentazione di *inliers* (cerchi colore blu) e *outliers* (cerchi colore giallo) in un *dataset*. Si nota come gli *outlier*, in questo caso, risultano distaccati dal comportamento generale definito dagli *inlier*, che sono raggruppati e seguono una distribuzione più omogenea.

2.5.1 Gli *outlier*

Individuare gli *outlier*, pur essendo complicato, è una necessità. Ciò consentirebbe di inferire informazioni preziose oppure rappresentare una prevenzione per eventuali criticità. Contribuisce in modo significativo anche al data cleaning, la “pulizia dei dati”, che conta di un insieme di processi che servono a rimuovere duplicati, uniformare e filtrare i dati. In questo contesto rimuovere gli outlier semplificherebbe le fasi successive di analisi migliorando la qualità del risultato.

Si distinguono varie tipologie di *outlier*:

- i *point*, che sono identificati tali indipendentemente se si trovano da soli o in gruppo;
- i *collective*, considerati outlier solo se rilevati in gruppo, altrimenti rientrano negli *inlier*;
- i *contextual*, che sono rilevati normali o anomali in base al contesto specifico in cui si trovano. Per esempio, in un sistema di monitoraggio della temperatura di una città, un valore di 30 gradi durante l'estate verrà considerato normale, diversamente lo stesso valore in inverno sarà definito anomalo.

2.5.2 Le applicazioni

L'AD ricopre un ruolo importante in molteplici campi. Per esempio, possiamo citare:

- le intrusioni di rete: in un rete informatica di sistemi che condividono informazioni monitorare attività sospette o non autorizzate è fondamentale. Tali attività, come un programma o un individuo malevole, potrebbero insinuarsi con lo scopo di rubare dati o compromettere la sicurezza. Sistemi basati su AD consentono di rilevare tali comportamenti come anomali poiché si discostano dal traffico della rete considerato normale;
- l'ambito sanitario: fondamentale nell'analisi dei dati dei pazienti per diverse ragioni come condizioni di salute anomale, errori nella strumentazione o nelle registrazioni mediche. Tale approccio potrebbe contribuire in modo significativo nel rilevamento di situazioni potenzialmente critiche, sia per intervenire in anticipo che per evitare errori nella diagnosi;
- i sistemi automatizzati, in cui prevenire un avaria o, riuscire a intervenire in tempo nel caso si manifestasse, è essenziale;
- nel processamento di immagini o testi, come rilevare *fake news*;
- nel rilevamento di frodi, all'interno delle innumerevoli transazioni bancarie prodotte ogni giorno.

Queste casistiche sono accomunate da un enorme quantità di dati dove sistemi troppo rigidi e specifici non potrebbero adattarsi al continuo mutamento delle variabili in gioco. Le problematiche nell'AD sono svariate. I contesti affrontati non sono supervisionati, non vi è modo di basarsi su esempi espliciti di *outliers* dato che non esiste una chiara definizione di ciò che rende un'anomalia tale e il rischio di determinare falsi positivi è molto alto.

2.5.3 I metodi

I diversi approcci di AD tipicamente si suddividono sulla base del metodo utilizzato per rilevare le anomalie. I vari metodi possono essere:

- Metodi basati sui concetti statistici: essi ricercano elementi che non rispecchiano la distribuzione dei dati. Una bassa probabilità di appartenenza alla distribuzione determina un'alta probabilità di essere un *outlier*.
- Metodi basati sul *clustering*: essi suddividono i dati per somiglianza in gruppi, i cluster, e le anomalie risultano evidenti poiché molto diverse dal loro gruppo di appartenenza. Oppure gli *outlier* formano piccoli cluster che presentano una dimensione o una densità inferiori alla soglia necessaria per essere considerati tra i dati normali, venendo quindi identificati come anomalie.
- Metodi basati sull'apprendimento: vengono utilizzati metodi di apprendimento automatico per ricercare *pattern* all'interno dei dati. Gli elementi che non si identificano in questi *pattern* vengono considerati come anomalie.
- Metodi basati sulla distanza o sulla densità: viene considerata la distanza tra gli elementi, o la densità locale. Nel primo caso gli *outlier* si troveranno distanti dagli altri punti, nel secondo saranno in zone a bassa densità.
- Metodi basati sulla combinazione di vari metodi, o *ensemble*: queste tipologie combinano i risultati di metodi diversi, o gli stessi con parametri differenti, per ottenere una previsione più accurata.

La maggioranza degli algoritmi ritorna come risultato un valore, denominato *Anomaly score*, che quantifica quanto un elemento è probabile che sia un'anomalia.

In letteratura esistono differenti algoritmi di AD [8], ma di seguito ne saranno descritti solo tre, quelli utilizzati nello studio. I metodi sono L'*IForest* (IF) [9], o *Isolation forest*, il *Local Outlier Factor* (LOF) [10] e l'*Ocsvm* (OCSVM) [11], o *One Class Support Vector Machine*.

IF è un algoritmo basato su un *ensemble* [8] di alberi decisionali. Per albero decisionale si intende una struttura ad albero dove ogni nodo contiene un test e i rami le possibili risposte. Procedendo dall'alto verso il basso del modello, i dati vengono indirizzati dalle varie risposte fino alle foglie, lungo il path. In IF viene costruita una foresta di alberi decisionali e ciascun albero cerca di isolare i dati mediante suddivisione. L'idea è che le anomalie avranno un path più corto poiché avranno bisogno di meno divisioni rispetto ai dati normali. In sostanza, più risulta facile isolare un oggetto e con maggiore probabilità sarà un'anomalia. Questo algoritmo risulta molto scalabile, veloce e accurato, specialmente su dataset di grandi dimensioni.

LOF è un metodo basato sulla densità. La densità di un oggetto può essere calcolata guardando al suo vicinato, ovvero dalla numerosità degli elementi che gli sono vicini. Il criterio utilizzato per determinare la vicinanza ad un oggetto dipende dalla metrica scelta nell'implementazione. La più comune è la distanza euclidea, che misura la lunghezza del segmento tracciato tra due punti. In sostanza, l'algoritmo stabilisce che minore è la densità locale allora più alta è la probabilità che un determinato oggetto possa essere un'anomalia. Questo metodo è efficace con dati ad alta dimensionalità, ma al contrario, risulta molto dispendioso in termini computazionali.

Infine, OCSVM si basa sull'apprendimento. Si tratta di una variante delle *Support Vector Machine*, un approccio discriminativo applicato solitamente a problemi binari. In questa forma, a singola classe, l'algoritmo viene addestrato per definire un confine che racchiude al suo interno solo i dati normali. Così facendo i dati anomali, che risultano esterni alla distribuzione, emergono e sono quindi rilevabili. Spesso viene utilizzato il trucco del *kernel*, che consiste nel proiettare i dati in una dimensione superiore, dove può risultare più facile separare i dati.

Capitolo 3

Dataset

Lo studio condotto si è basato sui dati raccolti nell'ambito di un monitoraggio acustico passivo nella *Riserva Naturale Los Yátaros*, nel dipartimento di *Boyacá* in *Colombia* [3]. Con il termine passivo si identifica una modalità di osservazione del paesaggio incentrata sulla registrazione di un particolare luogo e solo successivamente prevede un'analisi approfondita, diversamente da quella attiva, dove si osserva e si analizza il fenomeno in tempo reale. La raccolta dati è stata commissionata dalla fondazione *Von Humboldt*, un ente colombiano che si occupa di ricerca sulla biodiversità e sulle sue relazioni con il benessere umano.

La riserva è composta da querceti e foresta subandina in diversi stadi di rigenerazione naturale, e presenta una biodiversità acustica molto particolare. Il progetto mirava a profilare l'impronta acustica della riserva campionando suoni nello spettro udibile e negli ultrasuoni.

Sono stati predisposti tre siti, denominati *YAT*, organizzati in una disposizione triangolare, lungo il sentiero principale, distanti 150 m, con due sensori acustici *AudioMoth* ciascuno, per le due forme di suono desiderate, posti ad altezza diverse. Il periodo di campionamento si è svolto dall'1 marzo al 2 maggio 2020, registrando un minuto di audio ad intervalli di trenta minuti durante tutto il giorno (dalle 00:00 alle 23:30) per lo spettro dell'udibile (0 *Hz* - 16 *kHz*) e nella fascia notturna (dalle 16:30 alle 6:00) per lo spettro dell'ultrasuono (fino a 192 *kHz*). In totale si è ottenuto 12447 registrazioni di cui 9055 nell'udibile e 3392 nell'ultrasuono. In questo progetto, sono stati considerati solo i dati nello spettro udibile, per permettere l'ascolto del contenuto.

3.1 Dataset prima fase

Nella prima fase dello studio è stato utilizzato il *dataset* completo (DATA1) che presenta l'insieme originale dei dati. Il gruppo si presenta con una suddivisione per i tre siti (YAT1, YAT2, YAT3) con quantità leggermente differenti. Gli audio sono 3018 per *yat*, a parte il primo con 3019. Ogni sito presenta 1482 file per il mese di marzo (1483 solo per YAT1), 1440 per il mese di aprile e 96 per il mese di maggio.

Data l'ingente quantità di dati disponibile, non si è potuto analizzare il contenuto, ossia ascoltare l'intero insieme di registrazioni. In una prima caratterizzazione, analizzando diversi audio in momenti diversi della giornata e del mese, si è osservato che tutti e tre i luoghi risultano molto caratterizzati dal suono del fiume e della cascata vicina. È importante notare che anche se tale suono fosse stato ad una distanza maggiore avrebbe sortito

lo stesso effetto: infatti Farina *et al.* sostengono che “la geofonia può essere rilevata anche a grandi distanze in base all’ampiezza della sorgente sonora” [3]. A questo si aggiungono ulteriori problematiche dovute a periodi piovosi, il cui rumore sovrasta in diverse occasioni i suoni ambientali naturali. Entrambi gli elementi appena descritti determinano un ambiente umido che potrebbe influire anche sulla capacità del sensore.

3.2 Dataset seconda e terza fase

Il *dataset* della seconda e terza fase dello studio (DATA2) consiste in un sottoinsieme del *dataset* DATA1. Per potere inferire maggiori informazioni dal contesto si è stabilito che era necessaria una descrizione più accurata del contenuto. Quindi si è ristretto l’insieme ad un campione di dati minore che potesse essere ascoltato e studiato nel dettaglio. L’analisi ha estratto dal *dataset* originale 186 audio, focalizzandosi sul sito YAT1, nel mese di marzo con finestre temporali a intervalli di due ore, partendo dalle due del mattino, quindi nelle ore: 02:00, 06:00, 10:00, 14:00, 18:00, 22:00. Con questa modalità si può ottenere una visione abbastanza generale della varietà sonora presente nella giornata, includendo i due momenti fondamentali di alba e tramonto, caratterizzati da picchi di attività acustica.

L’interpretazione manuale del *dataset* ha classificato il contenuto assegnando delle etichette ai vari elementi distinti utilizzando i gruppi delle categorie descritte nel paragrafo 1.1. In relazione all’ANT è stato individuato un unico suono, appartenente al rumore di veicoli (classe V). Nella BIO è stato individuato il verso degli uccelli e dei grilli (classi U e G). Per la GEO si è rilevato il precedentemente menzionato rumore del fiume/cascata, la pioggia e i tuoni (classi C, P e T). Infine, sono stati identificati i rumori relativi alle interferenze del sensore (classe I), ed eventuali elementi uditi ma non interpretati (sconosciuti classe S). Rispetto a quanto specificato nell’introduzione, all’interno della GEO si è integrato anche l’insieme dei suoni relativi alla quiete. Tale scelta è derivata da una maggiore semplicità nella trattazione, ma specialmente per l’impossibilità nel poterli classificare correttamente.

Nel grafico della figura 3.1 è possibile visualizzare la distribuzione degli elementi descritti nelle fasce analizzate. Da una prima osservazione risulta evidente la significativa presenza dell’elemento C, come già esplicitato nel paragrafo precedente. Lo stesso comportamento si può osservare al suono dell’elemento U, risultato meno attivo solo nella parte centrale della giornata. Il resto è relativamente distribuito, a parte I e S diffusi con bassa intensità. Si può notare come S sia presente solo nelle due fasce pomeridiane. Dal grafico della figura 3.2 possiamo avere una prospettiva alternativa della distribuzione di ogni suono su tutto il mese di marzo, per il quale è lecito esplicitare le medesime considerazioni annotate.

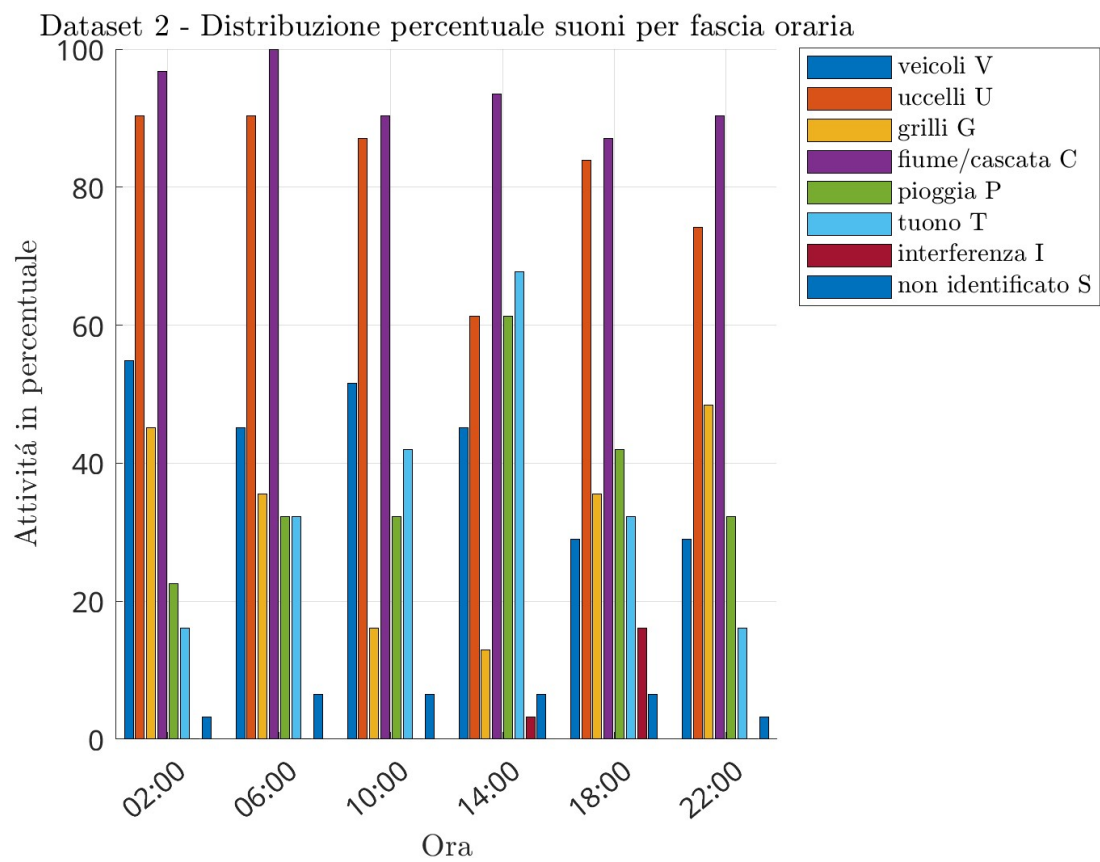


Figura 3.1: Esposizione della presenza sonora in percentuale per ogni suono nelle varie fasce orarie.

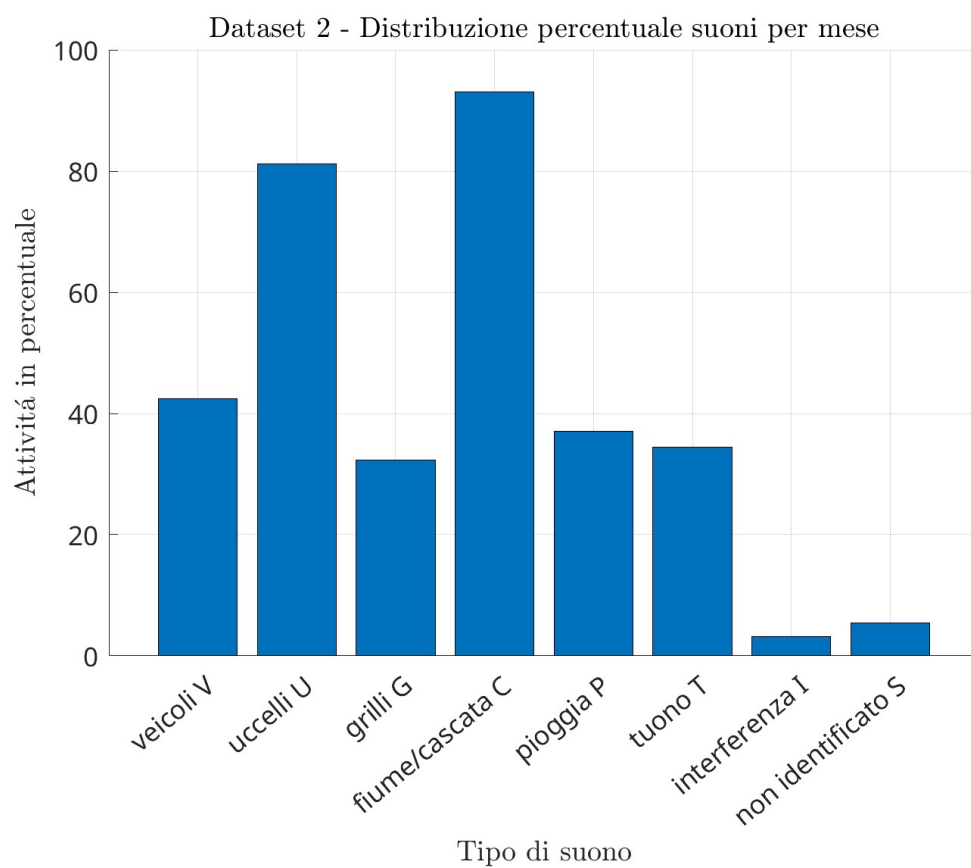


Figura 3.2: Esposizione della presenza sonora in percentuale per ogni suono in tutto il mese. Ogni suono presenta un percentuale di distribuzione su tutti gli audio analizzati. Si tiene in considerazione che ogni audio può contenere più suoni.

Capitolo 4

Classificazione

In questo capitolo verranno descritti i risultati relativi alle prime due fasi dello studio basate sulla classificazione: la prima riguardante la classificazione su categorie oggettive, la seconda su categorie semantiche. Le categorie oggettive riguardano informazioni deducibili dai metadati dei file audio, come il luogo di registrazione o una fase della giornata. Le categorie semantiche invece si riferiscono a informazioni ricavate dall'analisi del contenuto dell'audio, ovvero ai vari suoni identificati presenti nella foresta.

Saranno definiti i gruppi di features utilizzati negli esperimenti, descrivendo poi la tipologia di classificatore scelto. A seguire, saranno illustrati nel dettaglio i problemi di classificazione disegnati, ed infine si andrà ad analizzare i risultati ottenuti nei due esperimenti. L'obiettivo è determinare la parametrizzazione migliore per l'approccio, quali features sono più efficaci al nostro contesto, e in quali problemi ottengono i risultati migliori. Questo studio considera gli esperimenti di classificazione precedentemente condotti dai colleghi Ilaria Ballerini e Andrea Piazza.

Inoltre, viene analizzata la possibilità di aggiungere una fase di filtraggio per alcune frequenze. L'idea consiste nel rimuovere alcune frequenze preponderanti su ogni audio, che rappresentano rumore, dovute in maggior parte alle problematiche intrinseche del contesto, ma anche alla sensibilità dello strumento di misurazione.

4.1 Configurazioni *features*

Nello studio sono state considerate sia le *features* nella loro forma originale, come descritta nel paragrafo 2.2, sia aggregate. Le *features* originali sono descritte da un numero definito di componenti (che saranno indicate con N). Ogni feature originale è quindi descritta da un vettore riga di $1 \times N$ componenti. N dipende dai parametri usati per calcolare lo spettrogramma.

In particolare sono stati identificati 19 gruppi di *features*:

- 11 ORIGINALI (o ORIG), per ognuna delle 11 *features*, utilizzate singolarmente, $1 \times N$ elementi ciascuna;
- CONCATENAZIONE ORIGINALI (o CONC.ORIG.), formata dalla concatenazione orizzontale delle 11 *features* originali, ottenendo un totale di $11 \times N$ componenti;
- CONCATENAZIONE SPETTRALI (o CONC.SPE.), ottenuta dalla concatenazione delle componenti delle 5 *features* spettrali, quindi $5 \times N$ componenti;

- CONCATENAZIONE TONALI (o CONC.TON.), come la precedente ma considerando le 3 *features* della tonalità, ovvero $3 \times N$ componenti;
- CONCATENAZIONE TEMPORALI (o CONC.TEM.), come la precedente ma con le 3 *features* temporali, $3 \times N$ componenti;
- CONCATENAZIONE MEDIE ORIGINALI (o CONC.MED.ORIG.), formata dalla concatenazione orizzontale delle medie delle 11 *features* originali, quindi 11 componenti;
- CONCATENAZIONE MEDIE SPETTRALI (o CONC.MED.SPE.), ottenuta dalla concatenazione orizzontale delle medie delle componenti delle 5 *features* spettrali, quindi solo 5 componenti;
- CONCATENAZIONE MEDIE TONALI (o CONC.MED.TON.), come la precedente ma utilizzando le 3 *features* tonali, quindi solo 3 componenti;
- CONCATENAZIONE MEDIE TEMPORALI (o CONC.MED.TEM.), come la precedente ma utilizzando le 3 *features* temporali, in totale 3 componenti;

Ai 19 gruppi sopracitati si è tenuto conto anche della relativa versione standardizzata, ovvero ottenuta dalle componenti processate con la tecnica di standardizzazione *Z Score*, definendo quindi 38 gruppi: 19 originali e 19 standardizzati. In questo modo, si dispone anche di una rappresentazione con una scala comune indipendente dalle misurazioni originali.

In aggiunta, i dati sono stati estratti in due forme diverse (ottenendo quindi 78 gruppi di *features*) basate su diverse finestre temporali scelte per il campionamento nel calcolo dello spettrogramma: la prima, FS0X, usa una finestra di 32768 campioni, quindi meno di 1 secondo; la seconda, FS1, invece si basa su una finestra di 48000 campioni, corrispondente a 1 secondo.

Nel caso di FS1 sono state estratte 120 componenti ($N=120$): il segnale audio analizzato presenta una lunghezza temporale di 60 secondi e, per costruire lo spettrogramma lo si analizza con un intervallo di 1 secondo alla volta, ottenendo 60 finestre. Inoltre, considerando un passo pari alla metà dell'intervallo, 0.5 secondi, si ottengono altre 60 finestre, per un totale di 120 campionamenti. Alla stessa modo, è stato fatto per la configurazione FS0X dove, considerando una finestra più breve, si è ottenuto un maggior numero di componenti ($N=176$).

La tabella 4.1 riassume i vari gruppi di features considerati.

4.2 Dettagli classificatore

Il classificatore KNN è stato configurato con il valore più semplice, con k uguale a 1, facile da implementare e da comprendere, poiché la decisione della classe si basa unicamente sull'elemento più vicino (comunemente viene indicata con solo *1-NN*, o solo *NN*). A suo svantaggio, un valore troppo piccolo, come nel nostro caso, lo rende molto sensibile al rumore, determinando risultati errati o incongruenze, influenzando l'accuratezza del modello. Le performance del modello sono state valutate mediante la tecnica di cross validation *Leave One Out* (LOO). Per semplicità il sistema di classificazione sarà indicato con LOO KNN.

Gruppi di <i>features</i>	Descrizione <i>features</i>	# N x <i>feature</i> caso FS0X	# N x <i>feature</i> caso FS1
CONC.ORIG.	Concatenazione originali	1320	1936
CONC.SPE.	Concatenazione spettrali	600	880
CON.TON.	Concatenazione tonali	360	528
CONC.TEM.	Concatenazione temporali	360	528
CONC.MED.ORIG.	Concatenazione medie originali	11	11
CONC.MED.SPE.	Concatenazione medie spettrali	5	5
CONC.MED.TON.	Concatenazione medie tonali	3	3
CONC.MED.TEM.	Concatenazione medie temporali	3	3
ORIG	Spectral Centroid	120	176
ORIG	Spectral Crest Factor	120	176
ORIG	Spectral Decrease	120	176
ORIG	Spectral Flatness	120	176
ORIG	Spectral Flux	120	176
ORIG	Spectral Roll off	120	176
ORIG	Spectral Spread	120	176
ORIG	Spectral Tonal Power Ratio	120	176
ORIG	Time Zero Crossing Rate	120	176
ORIG	Time Acf Coeff	120	176
ORIG	Time Max Acf	120	176

Tabella 4.1: Elenco delle varie *features* utilizzate con relative componenti nelle due configurazioni. Il simbolo # rappresenta la numerosità.

4.3 Problemi di classificazione disegnati

I due problemi di classificazione di questo studio hanno caratteristiche diverse che illustreremo nei prossimi paragrafi, ma in sostanza si differenziano dalla tipologia di etichette scelte: la prima cerca di separare classi di natura oggettiva (per esempio il giorno dalla notte), la seconda invece classi di natura semantica.

4.3.1 Problemi con categorie oggettive

La prima fase propone uno studio sul *dataset* DATA1. Il dataset è privo di annotazione ma optare per un'etichettatura manuale, identificando i vari suoni all'interno, non è considerabile, sia per l'eccessivo tempo necessario che per la mancanza di risorse. Infatti, come specificato nell'introduzione, i limiti più ostici consistono da una parte nella difficoltà oggettiva intrinseca di discriminare elementi all'interno di un *soundscape* e, dall'altra, nella competenza tecnica necessaria a identificare la biodiversità presente. Per questi motivi, si è deciso di studiare dei problemi basati su caratteristiche oggettive, cioè su informazioni deducibili dal contesto dell'oggetto, invece che dal suo contenuto: ad esempio si è tenuto conto del luogo di registrazione, e della temporalità, come l'ora del giorno, o una fase della giornata, o del mese.

Sono stati individuati i seguenti problemi:

- PR-1.1 YAT. L'obiettivo è individuare il luogo di registrazione, gli *yat*. Si tratta di una classificazione multiclasse, nel nostro caso 3, relative alle 3 zone in cui sono

stati collocati i microfoni. La cardinalità delle classi vede un 33% di presenza per ognuno.

- PR-1.2 G/N. Un problema binario che consiste nel discriminare le due fasi astronomiche principali del giorno, classe G e della notte, classe N. In base alla latitudine, è stata considerata la fascia oraria del giorno tra le ore 6 e le 17, estremi compresi. Le ore restanti sono assegnate alla rispettiva classe che identifica la notte. In tale problema le classi sono equamente bilanciate.
- PR-1.3 AT/R. Un altro problema studiato che considera in un classe i suoni presenti all'alba e al tramonto, classe AT, e nella seconda le ore rimanenti, classe R. La fascia oraria considerata per alba è stata identificata tra le ore 5 e le ore 7, estremi compresi, per il tramonto invece tra le ore 18 e le 20, estremi compresi. L'idea alla base dello studio di questo problema è che nella prima classe ci possano essere dei suoni caratterizzanti e simili rispetto al resto della giornata, riconoscibili nell'alba come il risveglio della natura e nel tramonto come il calare della quiete. Quinn *et alii* evidenziano l'attività della biofonia in tali fasce della giornata [2]. In questa casistica la distribuzione si trova in parte sbilanciata sulla classe R, presente per un 70%.
- PR-1.4 A/T/G/N. Si tratta di una classificazione multiclasse, composta da 4 classi, discriminando alba, classe A, tramonto, classe T, e le ore rimanenti diurne e notturne, classi G e N. Le fasce orarie per l'alba e il tramonto sono le medesime presentate sopra. Le classi A e T sono in una percentuale di distribuzione minore, con circa un 15% cadauna, rispetto alle classi G e N, che presentano un valore di 40% e 30%.
- PR-1.5 M. Problema a 3 classi, che mira a identificare i relativi mesi in cui sono stati registrati i dati. Per il terzo mese, maggio, è presente un forte squilibrio dovuto alla mancanza di dati, che si identifica con solo un 4% dei dati, rispetto a marzo e aprile con il 49% e 47%.
- PR-1.6 MM. Problema binario che mira a discriminare la prima parte del mese (da inizio mese fino al quindicesimo giorno) dalla seconda (dal sedicesimo giorno fino a fine mese). La distribuzione è ottimamente bilanciata con circa il 50% per entrambe le classi.

In alcune casistiche i dati presentano parti sbilanciate che potrebbero inficiare sulla qualità del risultato: riguarda maggiormente il problema PR-1.5 M che soffre di una componente poco rappresentata, il mese di maggio. In questo studio non sono state considerate delle tecniche conosciute in letteratura per compensare il divario, tuttavia sarebbe sicuramente un aspetto interessante da esplorare in studi futuri.

4.3.2 Problemi con categorie semantiche

La seconda fase utilizza il *dataset* DATA2, sottoinsieme del *dataset* principale. Come precedentemente descritto nel capitolo 3, riducendo il set a un numero di dati censibile si è potuto procedere con una rilevazione manuale dei suoni principali classificando i relativi gruppi. In questo modo si è potuto disegnare dei problemi di classificazione basati su etichette semantiche, considerando quindi il contenuto, invece che le informazioni deducibili dai metadati degli audio (come nella prima fase).

Sono stati disegnati tre gruppi di problemi di classificazione, suddivisi in base alle classi di cui sono composti:

- Gruppo PR-2.1. Consiste in una classificazione binaria presenza/assenza, ovvero il sistema distingue la presenza o l'assenza di una determinata classe. In questo gruppo sono stati formulati quattro problemi, con il relativo rapporto percentuale di distribuzione:
 - PR-2.1.1 V. Identificazione della classe V del veicolo, in rapporto 42/58;
 - PR-2.1.2 G. Identificazione del suono G dei grilli, con 32/68;
 - PR-2.1.3 P. Identificazione della classe P che caratterizza la pioggia, con un bilanciamento di 37/63;
 - PR-2.1.4 T. Identificazione della classe T che definisce i tuoni, in rapporto 34/66.
- Gruppo PR-2.2. In questo caso l'obiettivo è discriminare tra due classi distinte. Nel seguente gruppo sono stati disegnati i problemi:
 - PR-2.2.1 V/P. Vengono messe in corrispondenza ANT/GEO, con le due classi V e P, in rapporto 55/45;
 - PR-2.2.2 V/G. Si confronta ANT/BIO, con le classi V e G, in rapporto 60/40;
 - PR-2.2.3 G/T. Si relaziona BIO/GEO, con le classi G e T, in rapporto 48/52;
 - PR-2.2.4 G/P. Come nel caso precedente, si confronta BIO/GEO, con le classi G e P, in rapporto 46/54;
- Gruppo PR-2.3. Si tratta di una classificazione a tre classi. Verranno descritti i seguenti problemi che mettono in relazione ANT/BIO/GEO:
 - PR-2.3.1 V/G/P. Relazionando le classi V, G e P, in un rapporto di 35/30/35;
 - PR-2.3.2 V/G/T. Relazionando le classi V, G e T, in un rapporto di 32/30/38;

Un'ultima considerazione, il problema è multi-etichetta, ovvero che ogni audio è caratterizzato da più suoni, quindi più etichette assegnate allo stesso oggetto. Pertanto, per proseguire con la stessa metodologia applicata nella prima fase e poter disegnare dei problemi di classificazione, per i gruppi PR-2 e PR-3, è stato necessario assegnare ad ogni classe solo gli audio che presentavano quell'unico suono rappresentato dalla classe e non anche altri suoni del problema: per esempio in una classificazione binaria, in cui vi sono due classi distinte, non è possibile includere nel problema un audio che contiene entrambi i suoni del problema. Dunque sono state definite le combinazioni delle classi dove vi era una distribuzione accettabile delle classi per derivare una casistica interessante da analizzare. Seguendo questa considerazione, alcune classi sono state escluse da tutti i problemi a causa di una distribuzione non accettabile:

- le etichette C e U, relative al suono del fiume/cascata e degli uccelli, si trovano in una percentuale molto alta, di circa il 94% e l'81%;
- le etichette I e S, relative invece alle interferenze e ai suoni non riconosciuti, diversamente, presentano un valore troppo poco rappresentativo, del 3% e 5%.

4.4 Filtraggio

I segnali sono stati acquisiti in un contesto reale molto complesso, che comporta la presenza del rumore. Si è pensato di provare a vedere se poteva migliorare qualcosa filtrando i dati per ridurre il rumore di fondo rilevato.

In questo paragrafo verrà descritto il filtro applicato alle frequenze dello spettrogramma. È stato utilizzato un filtraggio classico, che consiste nell'esclusione delle componenti basse o alte dello spettrogramma. Nel dettaglio, sono stati applicati filtri passa-basso e passa-alto, che rispettivamente mantengono solo determinate frequenze sotto o sopra un limite definito. In combinazione si struttura un filtro passa-banda, che mantiene delle frequenze intermedie, filtrando le superiori e inferiori. Con questi metodi, si dovrebbero eliminare elementi che potrebbero essere causa di rumore, o che, più semplicemente, risultano irrilevanti per lo studio. Tale effetto potrebbe determinare un miglioramento della qualità dei dati, e di conseguenza, una migliore capacità discriminativa del classificatore.

Come metodo di valutazione è stato impiegato lo stesso processo utilizzato per la classificazione, quindi valutando la percentuale di errore del modello, costruito e testato con i dati filtrati. È stato utilizzato un singolo problema, testando le varie configurazioni di features. In particolare lo studio è stato condotto mediante il problema PR-1.1 YAT, ma con un dataset più ristretto: si è considerato il mese di marzo, con sei audio al giorno ogni quattro ore, a partire dalle due del mattino, per un totale di 556 file. Si è proceduto in maniera graduale applicando varie combinazioni di filtri, aumentando progressivamente prima dalla parte superiore, viceversa poi dalla parte inferiore, proseguendo in convergenza.

L'esito verrà poi esposto nel paragrafo dei risultati, tuttavia si accenna che non è stato osservato nessun miglioramento.

4.5 Risultati

Prima di esporre e analizzare i risultati ottenuti nei vari problemi di classificazione disegnati, si discuterà l'esito dell'analisi di filtraggio delle frequenze. Sebbene non abbia portato un effetto positivo sul segnale, è possibile comunque trarre delle conclusioni interessanti.

4.5.1 Filtraggio delle frequenze

Come descritto precedentemente, sono state testate varie combinazioni di filtri utilizzando come metodo di valutazione l'errore di classificazione. Per osservare l'andamento complessivo dell'applicazione del filtro si è proceduto sintetizzando per ogni test il valore medio dei risultati ottenuti da tutte le configurazioni di *features*.

Nei grafici delle figure 4.1 e 4.2 è possibile vedere il risultato di questi esperimenti. Sull'asse delle ascisse si mostra il valore in frequenza utilizzato per filtrare le due zone dello spettrogramma, nelle varie combinazioni: per esempio, il valore 10 - 20 indica che è stato applicato sulla parte inferiore un filtro di 10 e sulla parte superiore un filtro di 20. I due grafici mostrano gli stessi dati ma con un ordinamento diverso: il primo per filtro inferiore ascendente, il secondo per il superiore. Sull'asse delle ordinate invece è esposta la percentuale di errore medio. Per potere evidenziare la differenza rispetto alla versione priva di filtraggio, nel grafico si è aggiunta la voce corrisponde 0-0.

L'osservazione importante è che la differenza tra il caso non filtrato e quelli filtrati è notevole, e tale contrasto denota un peggioramento significativo del risultato all'aumentare dei filtri impiegati.

Possiamo tuttavia osservare alcune cose interessanti. La frequenza che ottiene i risultati migliori, indifferentemente dal filtro, è la FS1.STD: dal secondo grafico è possibile notare la combinazione di filtri migliore del test derivata dall'utilizzo del solo filtro inferiore nei valori 5, 10 e 15; all'opposto invece la frequenza FS0X.STD ottiene i valori migliori sempre con gli stessi valori, ma attivi sul filtro superiore (visibile nel grafico della figura 4.1). La versione FS0X.NOR (finestra temporale minore di un secondo e dati non normalizzati) ottiene i risultati peggiori, distaccandosi dei risultati delle versioni FS0X.STD (finestra minore di un secondo e dati normalizzati) e la FS1.NOR (finestra di un secondo e dati non normalizzati).

Alla luce di tali risultati, la classificazione è stata poi condotta senza l'utilizzo di filtri.

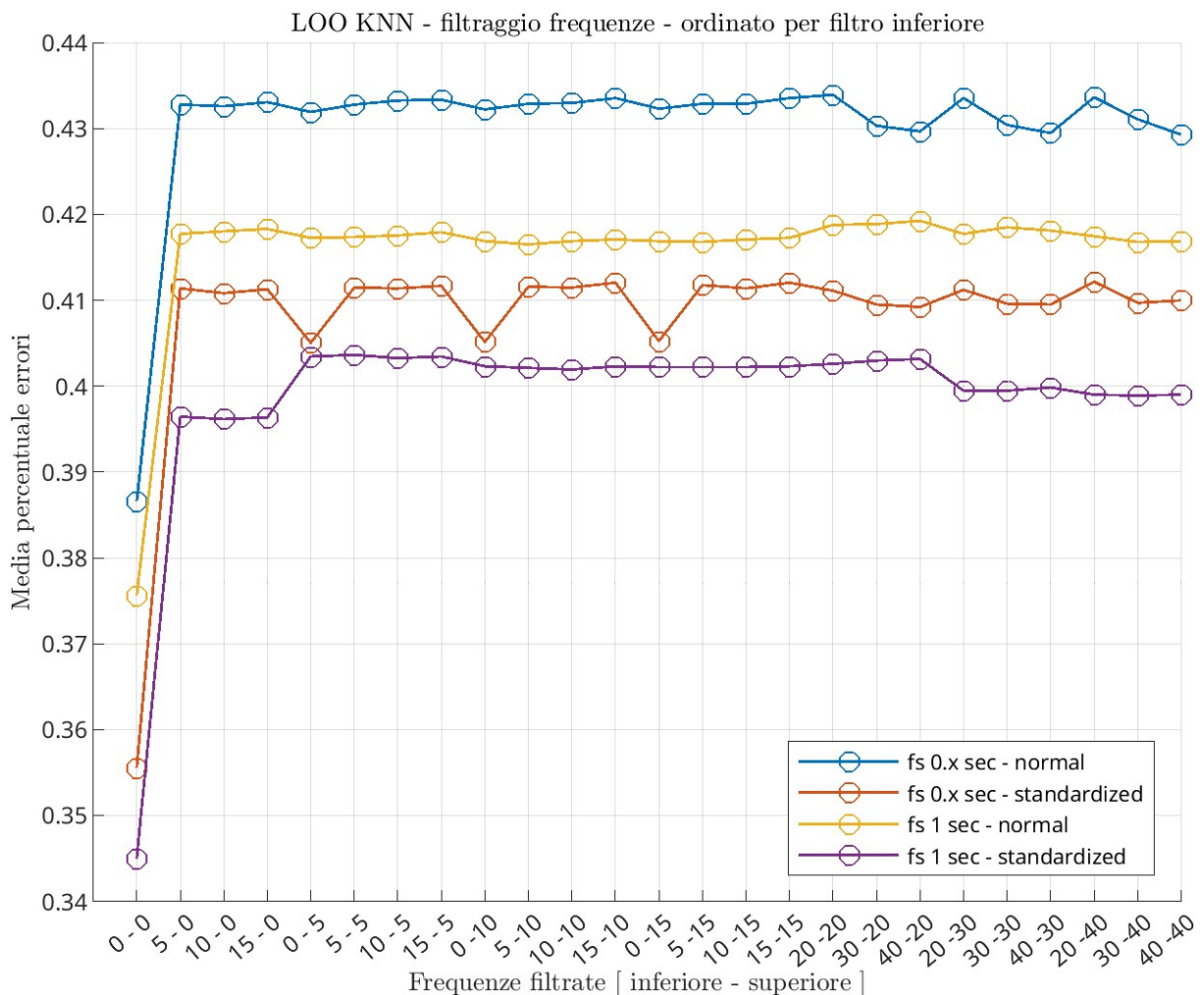


Figura 4.1: Risultato filtraggio frequenze ordinato per filtro inferiore. Sull'asse dell'ordinate è esposta la media dell'errore ottenuto per ogni combinazione di filtri presenti sull'asse delle ascisse.

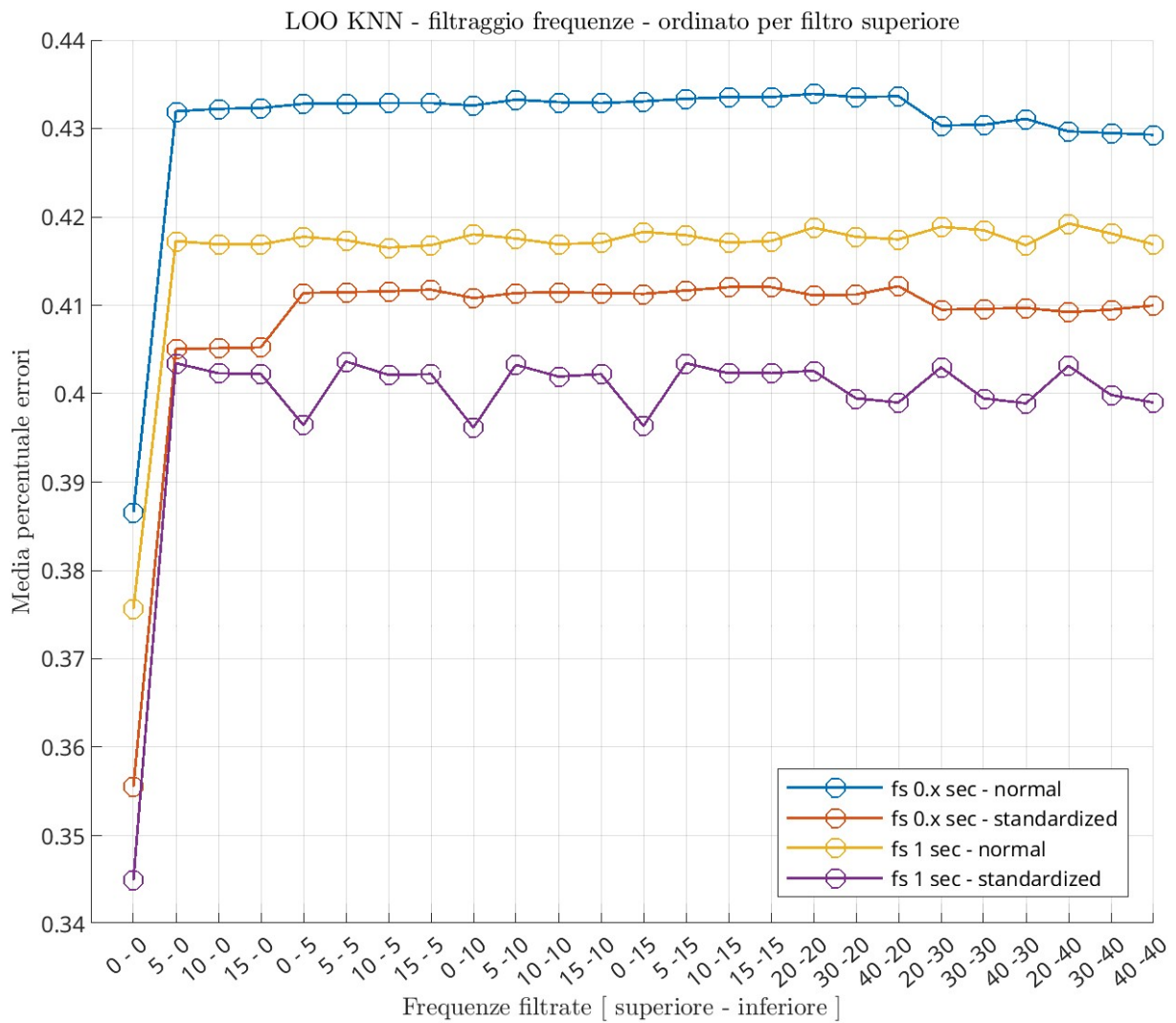


Figura 4.2: Risultato filtraggio frequenze ordinato per filtro superiore. Sull'asse dell'ordinate è esposta la media dell'errore ottenuto per ogni combinazione di filtri presenti sull'asse delle ascisse.

4.5.2 Risultati problemi con etichette oggettive

In questa sezione si riportano i risultati della prima analisi di classificazione, basata su rappresentazione tramite categorie oggettive.

Nel grafico della figura 4.3 si può visualizzare l'esito dei casi sottoposti: sull'asse delle ordinate troviamo l'errore medio ottenuto dal classificatore, su quello delle ascisse il tipo di problema. Le barre colorate su ogni problema rappresentano le quattro finestre temporali considerate: FS0X.NOR, FS1.NOR, FS0X.STD, FS1.STD.

Il miglior risultato lo si individua nel caso PR-1.1 YAT, il problema che ha come obiettivo di individuare il luogo di registrazione, gli *yat*. Nella configurazione migliore si ottiene un errore del 0.9%. Questo problema è l'unico tra quelli con categorie oggettive che tratta della discriminazione del luogo. Sicuramente ha goduto, oltre alle peculiarità della zona in sé, persino delle caratteristiche dello stato dello strumento di misurazione. Si può ipotizzare che elementi come le interferenze o le condizioni meteorologiche, colpendo indifferentemente i vari sensori, abbiano marchiato il prodotto segnando maggiormente uno tra questi rispetto agli altri per un determinato periodo temporale: hanno caratterizzato una parte del registrato e contribuito ad accrescere le già notabili differenze, definite dall'ambiente circostante, con il resto dei dispositivi. Non di meno, un altro dettaglio importante riguarda il suono rappresentante dell'elemento cascata C, che è quasi onnipresente, poiché lo si ritrova nella totalità delle registrazioni, ma in versioni eterogenee tra i dispositivi, dato che sono posizionati a distanze differenti dalla sorgente del rumore. E' possibile affermare che una discriminazione basata sul luogo ha sicuramente beneficiato di queste condizioni rispetto alle altre casistiche.

D'altra parte, anche le tipologie sviluppate sulla temporalità hanno ottenuto complessivamente dei buoni risultati. L'idea alla base dei casi PR-1.2 G/N e PR-1.3 AT/R di caratterizzare i periodi astronomici dell'alba e del tramonto, ha portato delle conclusioni interessanti, in particolare nel secondo, che si basava proprio sul discriminare questi due momenti principali rispetto al resto della giornata. Nelle migliori configurazioni si è ottenuto un errore del 14% per PR-1.2 G/N e del 25% per PR-1.3 AT/R. Pur sapendo che in un contesto naturale presentano delle caratteristiche sonore uniche, si rende noto, che, diversamente dalle aspettative, il sistema di classificazione non è stato così efficace per il problema PR-1.4 A/T/G/N, risultato con la maggiore percentuale di errori in una media del 50%. Ovviamente c'è il numero delle classi (4) superiore rispetto agli altri scenari, portando una notevole complessità quindi una minore capacità di generalizzazione. Inoltre, è possibile ipotizzare che il risultato sia stato determinato anche dalla riduzione della quantità dei dati di addestramento da cui estrarre un modello identificativo di ogni classe: avendo un numero finito di campioni all'aumentare della classi diminuisce il numero di oggetti per descriverle. Per quanto riguarda le finestre considerate, si evidenzia dal grafico, mediante i colori delle barre, come la FS1.STD (finestra minore di un secondo normalizzata) abbia ottenuto le migliori prestazioni in ogni problema di classificazione. Si può ipotizzare che la finestra più ampia permetta di cogliere maggiori dettagli di interesse nel contesto: una finestra con maggiore risoluzione potrebbe risultare vantaggiosa per lo studio. A tale risoluzione anche il rumore potrebbe risultare meno influente, non facendo quindi risaltare determinati elementi irrilevanti per la classificazione. Allo stesso modo, anche l'altra versione standardizzata FS0X.STD ha riportato un esito accettabile e abbastanza simile alla finestra appena descritta. Se consideriamo l'effetto della standardizzazione, possiamo osservare come entrambe le versioni standardizzate hanno conseguito un errore minore rispetto alle controparti regolari. Si considera però che, la finestra più corta, ma con dati standardizzati, FS0X.STD, nella maggioranza dei casi ha ottenuto

dei risultati migliori della finestra più ampia ma con dati normali, FS1S.NOR. Quindi si può dedurre che per il contesto la scelta corretta sia una combinazione tra la finestra più ampia e dati standardizzati.

Il grafico in figura 4.4 mostra la medesima situazione sotto un'altra prospettiva cioè dal punto di vista delle *features*, sintetizzando per ogni configurazione il suo errore medio tra i vari problemi disegnati. Nei gruppi con le *features* singole ORIG gli errori per tipologia di finestra si discostano di poco, diversamente che nelle forme combinate dove le versioni standardizzate sono maggiormente incisive. Lo si può notare nel gruppo CONC.MED.ORIG., che ottiene i migliori risultati in entrambe le versioni standardizzate con un errore medio intorno al 18%. Riassume le caratteristiche essenziali dei tre gruppi SPE/TON/TEM, servendosi di un numero ristretto di *features*, undici in questo caso. Un insieme di componenti ridotto, riduce la complessità del modello, rendendolo più robusto, aumentando la sua interpretabilità e ottenendo una migliore generalizzazione.

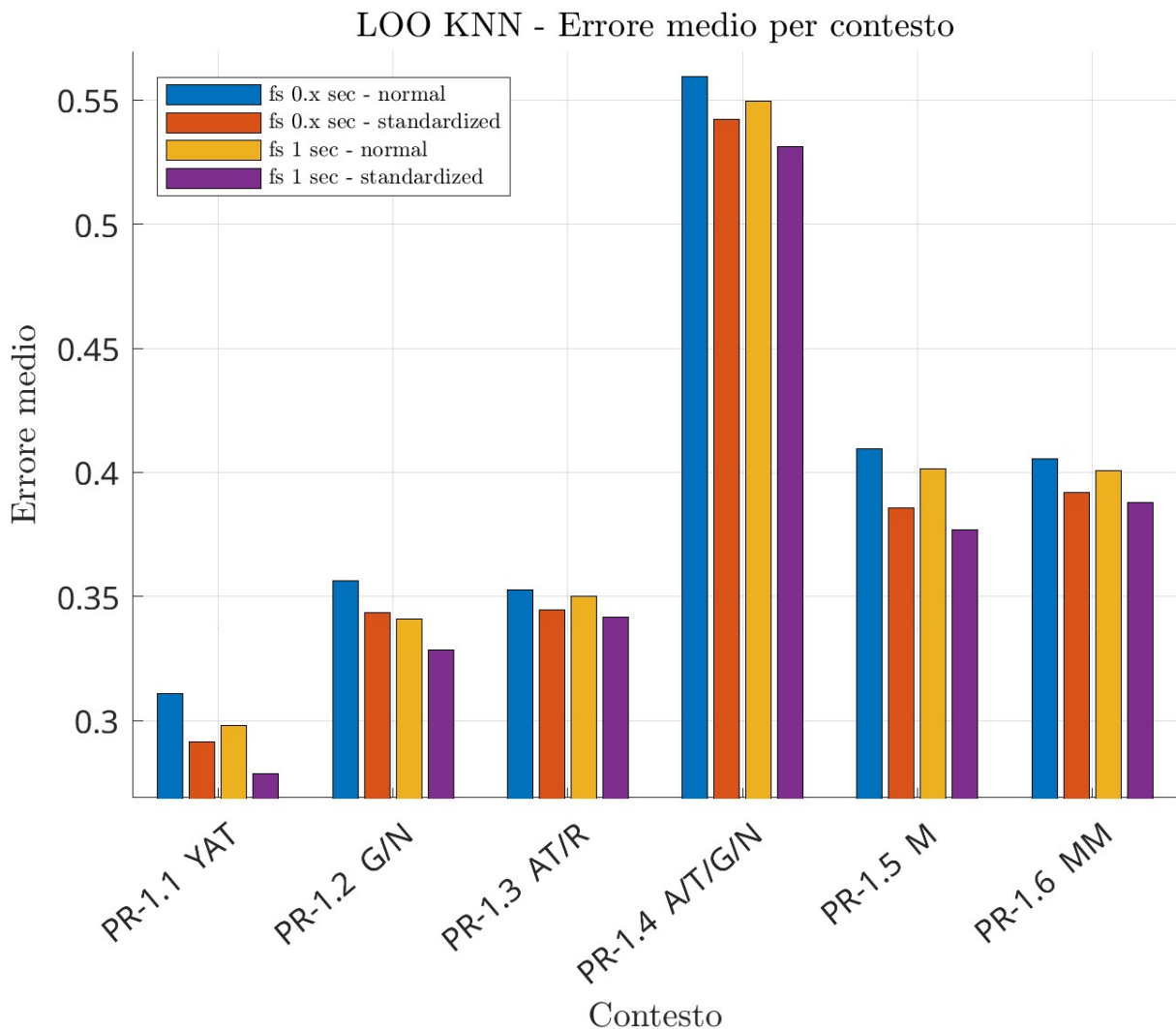


Figura 4.3: Errore medio nei problemi di classificazione disegnati per le quattro finestre temporali considerate.

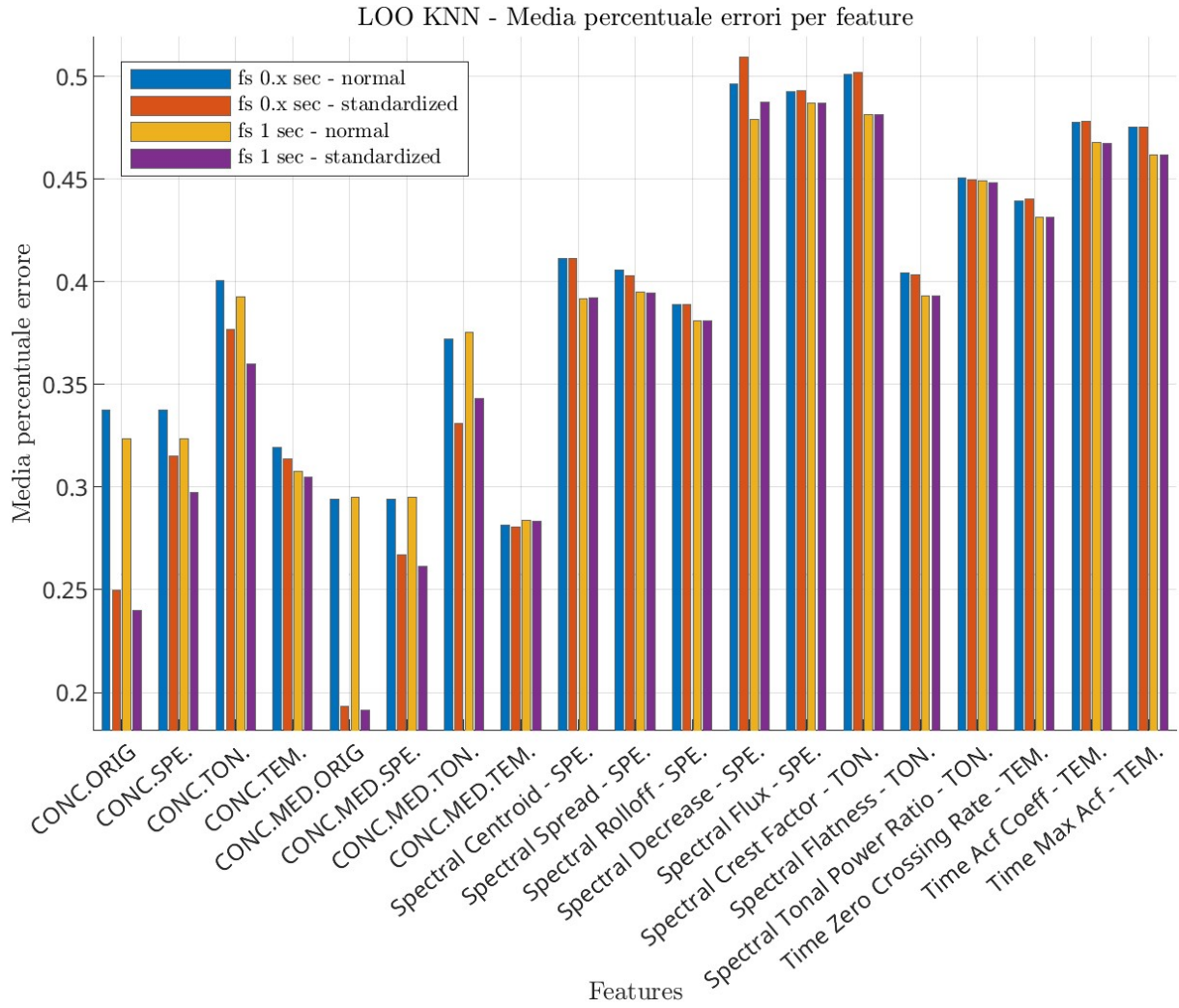


Figura 4.4: Errore medio dei problemi di classificazione dal punto di vista delle features per le quattro finestre.

4.5.3 Risultati problemi con etichette semantiche

Nel corrente paragrafo andremo ad analizzare i risultati della seconda fase di classificazione che analizza i problemi rappresentati da categorie semantiche. Come precedentemente affermato, tali casistiche sono state disegnate in una condizione multi-etichetta, ovvero che ogni audio è caratterizzato da più suoni, quindi più etichette assegnate allo stesso oggetto.

In generale possiamo sostenere che gli esperimenti con la versione standardizzata ottengono una media di errore minore rispetto alla controparte non normalizzata, nel dettaglio, la versione FS1.STD primeggia costantemente. Lo si può osservare nel grafico in figura 4.5 che riassume gli esiti dei problemi disegnati, sintetizzando per ogni configurazione il suo errore medio tra i vari problemi disegnati. È chiaro che il valore medio in queste analisi permette di trarre una visione generale dell'insieme. Tuttavia, si sottolinea che a causa dello scarso risultato di alcune *features*, l'esito può essere sbilanciato. Per questo verranno comunque evidenziati i dati che spiccano rispetto al gruppo, ma che potrebbero discostarsi in alcuni casi dai quelli esposti nel grafico. Si evidenzia che, siccome nel grafico i casi di classificazione a tre classi hanno avuto un errore fuori scala rispetto alla media generale, si è deciso per comprimere una parte dell'asse delle ordinate per ottenere una migliore visione dell'insieme: la zona compressa riguarda i valori tra 0.44 e 0.54 evidenziata sul grafico mediante una barra orizzontale grigia, la fascia intermedia presente tra i risultati a due e tre classi. A seguire saranno descritti nel dettaglio i tre gruppi elencati nel paragrafo 4.4.2.

In merito ai casi di classificazione PR-2.1 (binari) che discriminano la presenza/assenza di una determinata classe, i risultati mostrano un errore medio nei problemi disegnati intorno al 39% di errore. È possibile notare che la classe V ottiene un lieve miglioramento con la finestra FS0X.NOR, diversamente dagli altri casi, dove invece vediamo sempre prevalere la versione FS1.STD.

In questo gruppo i problemi con i migliori risultati riguardano i suoni appartenenti alla GEO, delle classi T e P nei problemi PR-2.1.3 P con il 24% di errore e PR-2.1.4 T con il 26%. Si evidenzia il risultato delle feature CONC.MED.SPE, che primeggia in entrambe le frequenze, con una media di errori pari al 33%, e in un posizione molto vicina anche la feature CONC.MED.ORIG. Il loro risultato lo si può notare nel grafico in figura 4.6, che mette in evidenza il comportamento delle features trasversalmente ai casi sottoposti, con una media sui valori. È possibile notare che anche CONC.SPE. e CONC.ORIG, hanno ottenuto in generale un buon risultato. In questo gruppo la BIO sembra essere stata caratterizzata dalle *features* spettrali.

Per quanto concerne il gruppo PR-2.2, classificazione binaria ma con due classi distinte i risultati sono soddisfacenti per il nostro contesto con una media di errore del 39%. Probabilmente anche perché le classi sono più bilanciate. Questi problemi hanno permesso di valutare gli insiemi ANT/BIO/GEO in contrapposizione a coppie, evidenziando delle differenze rilevanti. È possibile notare l'ANT in contrasto con la GEO, nel problema PR-2.2.1 V/P con una media di errore del 43%, dove si ottengono risultati peggiori rispetto al confronto con la BIO, nel problema PR-2.2.2 V/G con una media di errore del 38%: è ipotizzabile supporre che il suono dei grilli, essendo discontinuo come il suono del veicolo, ha permesso al sistema di poterli discriminare più facilmente, a differenza invece, del suono della pioggia, che si mantiene persistente. Allo stesso modo, lo ritroviamo nella correlazione di BIO con ANT, in PR-2.2.1 V/P con una media di errore del 43%, e BIO con GEO, in PR-2.2.4 G/P con una media di errore del 37%: si nota nel primo una maggiore difficoltà, come appena evidenziato. La minima presenza del suono di veicoli

all'interno del dato ha sicuramente influito sul modello, quindi è possibile ipotizzare che il suono dei grilli con la pioggia abbia permesso un confronto simile al suono del veicolo con la pioggia, essendo entrambi molto percepibili. Differentemente, potendo valutare due casi relativi allo stesso confronto BIO/GEO, in PR-2.2.3 G/T e PR-2.2.4 G/P, è osservabile un comportamento simile, con valori leggermente migliori dei casi sopra esposti, con un media di errore del 37% e nelle configurazioni migliori un errore del 20%. Si ipotizza che l'origine simile, per T e P, pur essendo suoni diversi, converga in un intervallo di frequenze simili, che rispecchiano la GEO. Da un punto di vista delle features, si evidenzia che, in maniera simile al primo gruppo i risultati migliori sono dati dalla versione standardizzata per CONC.ORIG e CONC.SPE per quanto riguarda il problema PR-2.2.4 G/P, con un 20% medio di errore. Invece con un 25% negli altri casi per le stesse versioni ma con le medie concatenate in CONC.MED.ORIG e CONC.MED.SPE.. Tali valori si possono notare nel grafico in figura 4.6, che espone i risultati dalla prospettiva delle *features*.

Nei casi di classificazione a tre classi, PR-2.3.1 V/G/P e PR-2.3.2 V/G/T, i risultati si sono rivelati inferiori alle aspettative con un errore medio di circa del 54%. Le classi pur essendo bilanciate, si trovavano in quantità significativamente minori. Inoltre, il numero di classi, pari a tre, ha complicato ulteriormente il modello, unitamente ai possibili disturbi causati dagli altri suoni non inerenti al problema. Dal punto di vista delle features invece si nota un comportamento diverso dai casi precedenti. Infatti, nel primo caso PR-2.3.1 V/G/P otteniamo i migliori risultati con le *feature* CONC.MED.ORIG, nella versione standardizzata in particolare, invece nel secondo caso PR-2.3.2 V/G/T, vediamo protagonista la CONC.MED.TON con un errore del 40% circa, per entrambe le finestre ed entrambe le forme normali e standardizzate. Il grafico in figura 4.8 ci propone i dati del gruppo dal punto di vista delle *features*.

È possibile presupporre che ogni risultato sia stato influenzato negativamente dalla presenza di altri suoni non considerati nel problema in esame, come, allo stesso tempo, la quantità limitata di dati a disposizione per classe potrebbe conseguire un scarso addestramento condizionando la capacità di generalizzazione del discriminatore.

In sintesi, possiamo evidenziare che i tutti i casi analizzati le feature CONC.MED.ORIG si dimostrano tra le migliori per descrivere i vari casi esposti, seguite da CONC.MED.SPE. nel particolare dei casi binari, e da CONC.MED.TON. per i casi ternari. In particolare, esprimono al meglio il loro potenziale nella versione con la finestra FS1.STD, che è risultata superiore nella maggioranza delle casistiche.

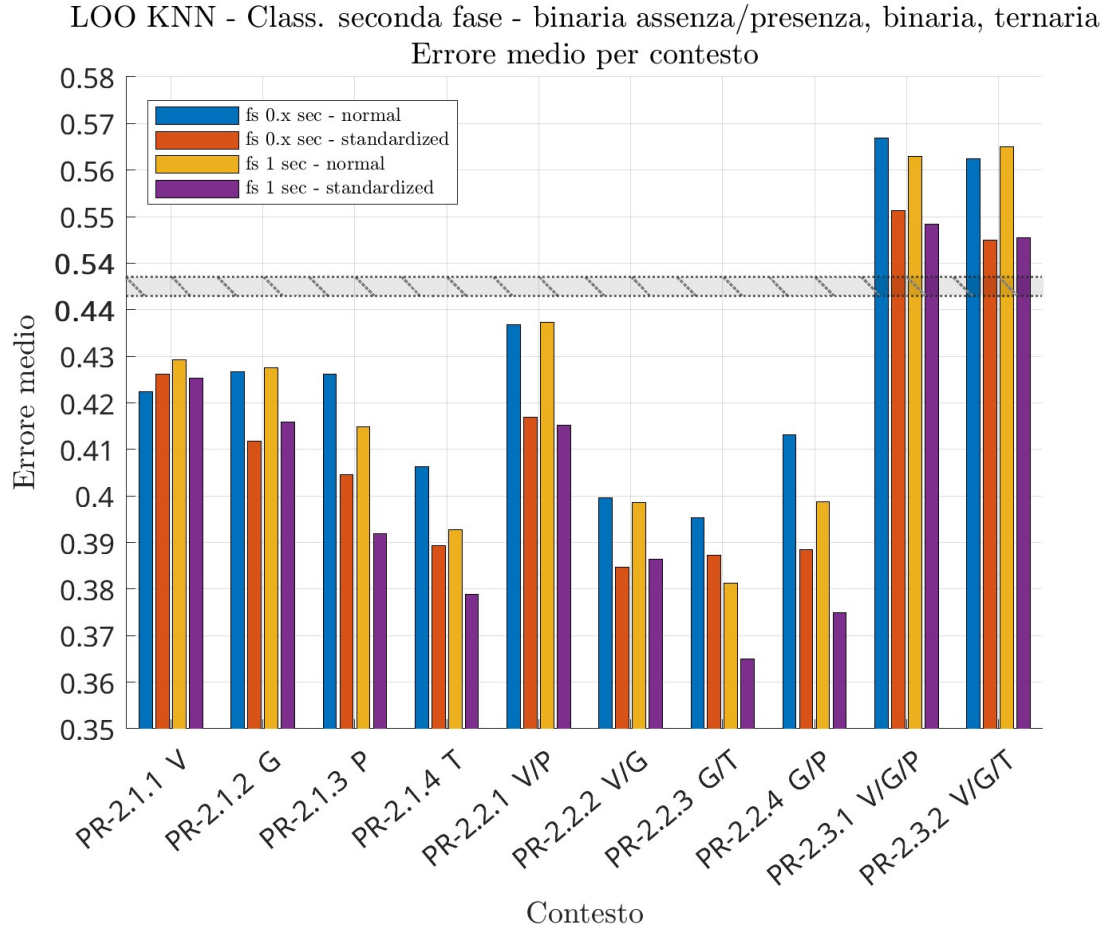


Figura 4.5: Risultati problemi di classificazione con categorie semantiche. Le barre colorate identificano per ogni problema le quattro finestre impiegate. Il risultato esposto è la sintesi dell'errore medio ottenuto con tutte le configurazioni di features. La barra grigia orizzontale indica una zona in cui i dati sono stati compressi per ottenere una migliore visione del grafico.

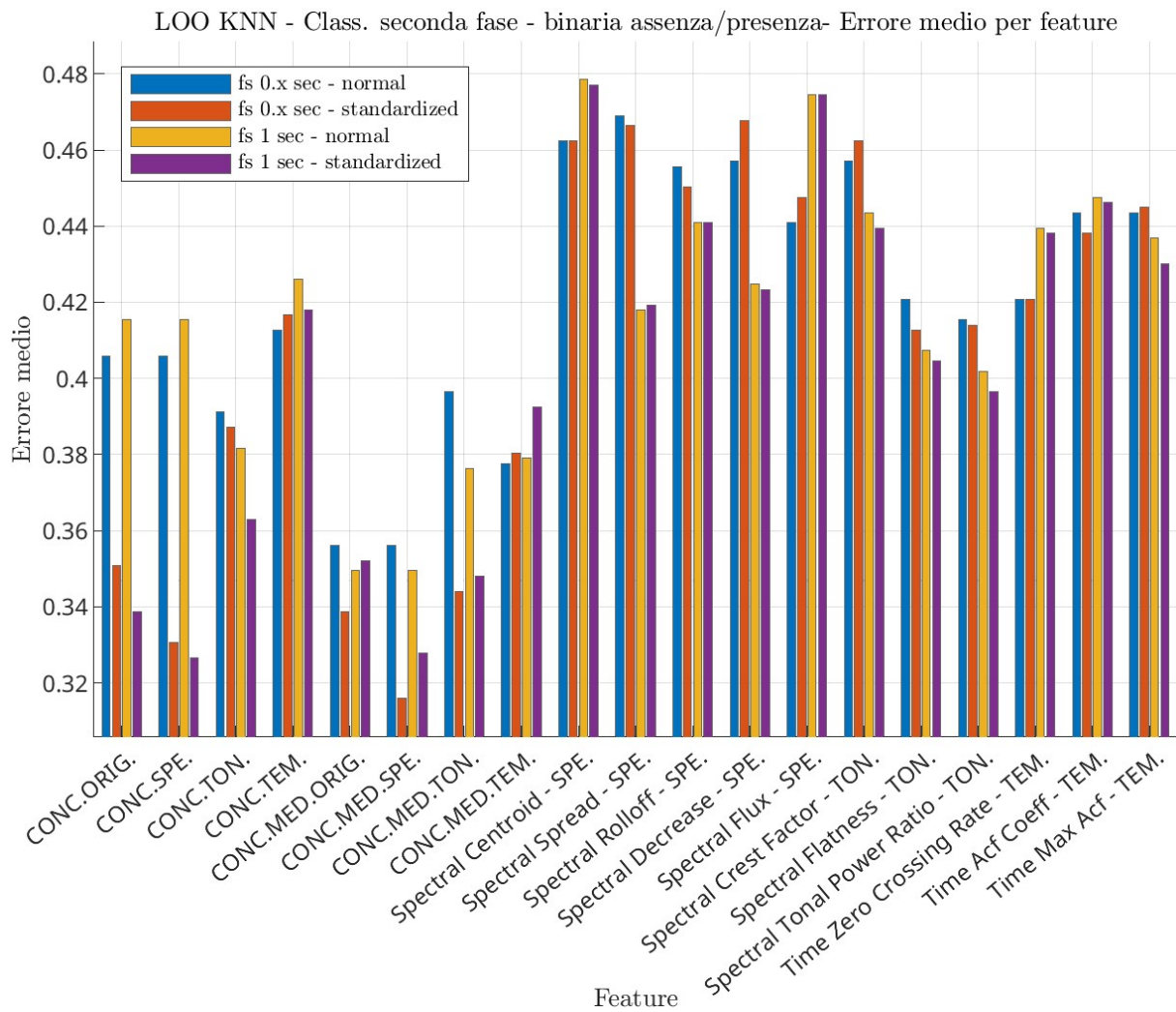


Figura 4.6: Risultati problemi di classificazione binaria presenza/assenza con categorie semantiche dal punto di vista delle *features*. Le barre colorate identificano per ogni *features* le quattro finestre impiegate. Il risultato esposto è la sintesi dell'errore medio tra i vari problemi disegnati.

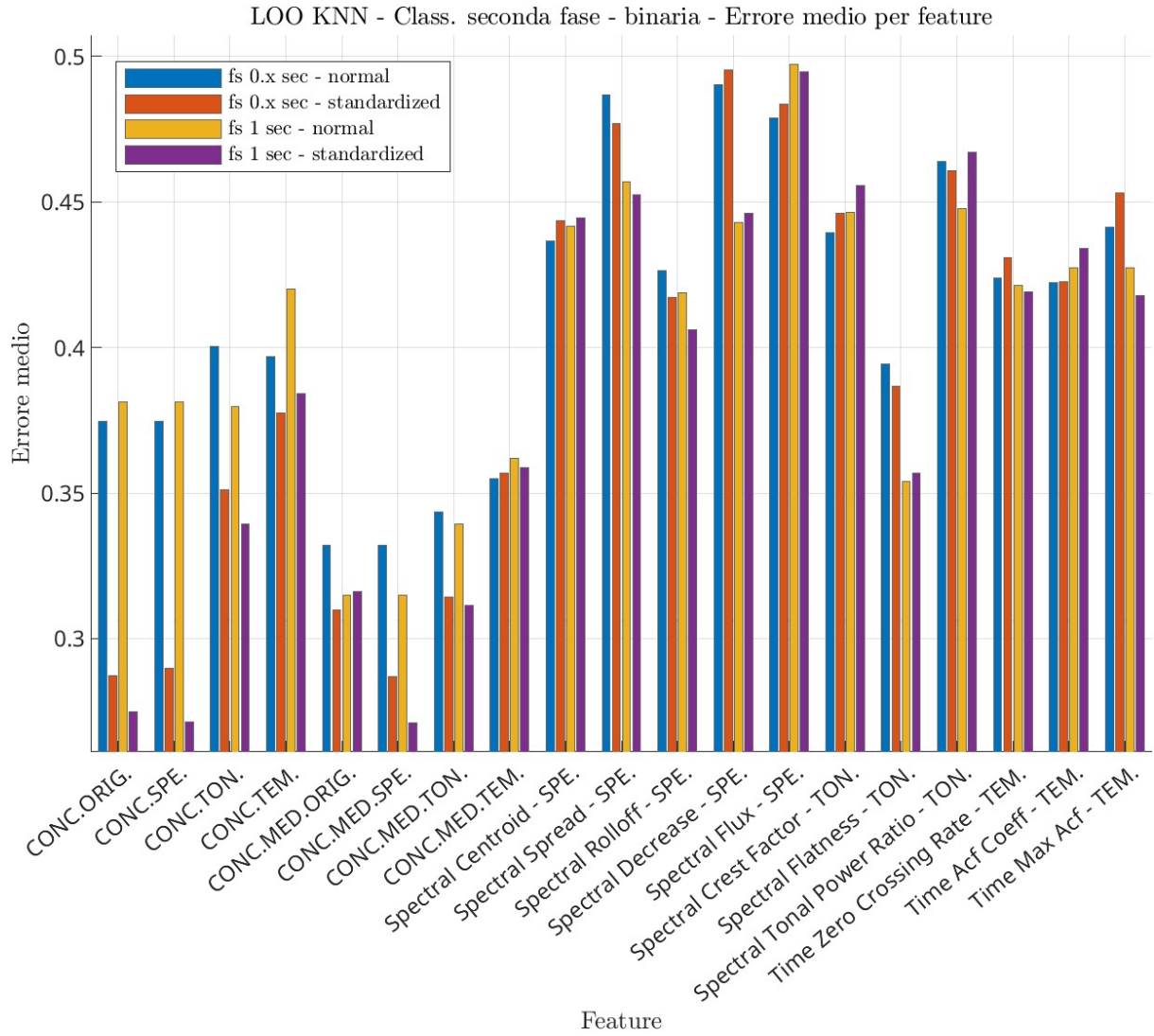


Figura 4.7: Risultati problemi di classificazione binaria a due classi distinte con categorie semantiche dal punto di vista delle *features*. Le barre colorate identificano per ogni *features* le quattro finestre impiegate. Il risultato esposto è la sintesi dell'errore medio tra i vari problemi disegnati.

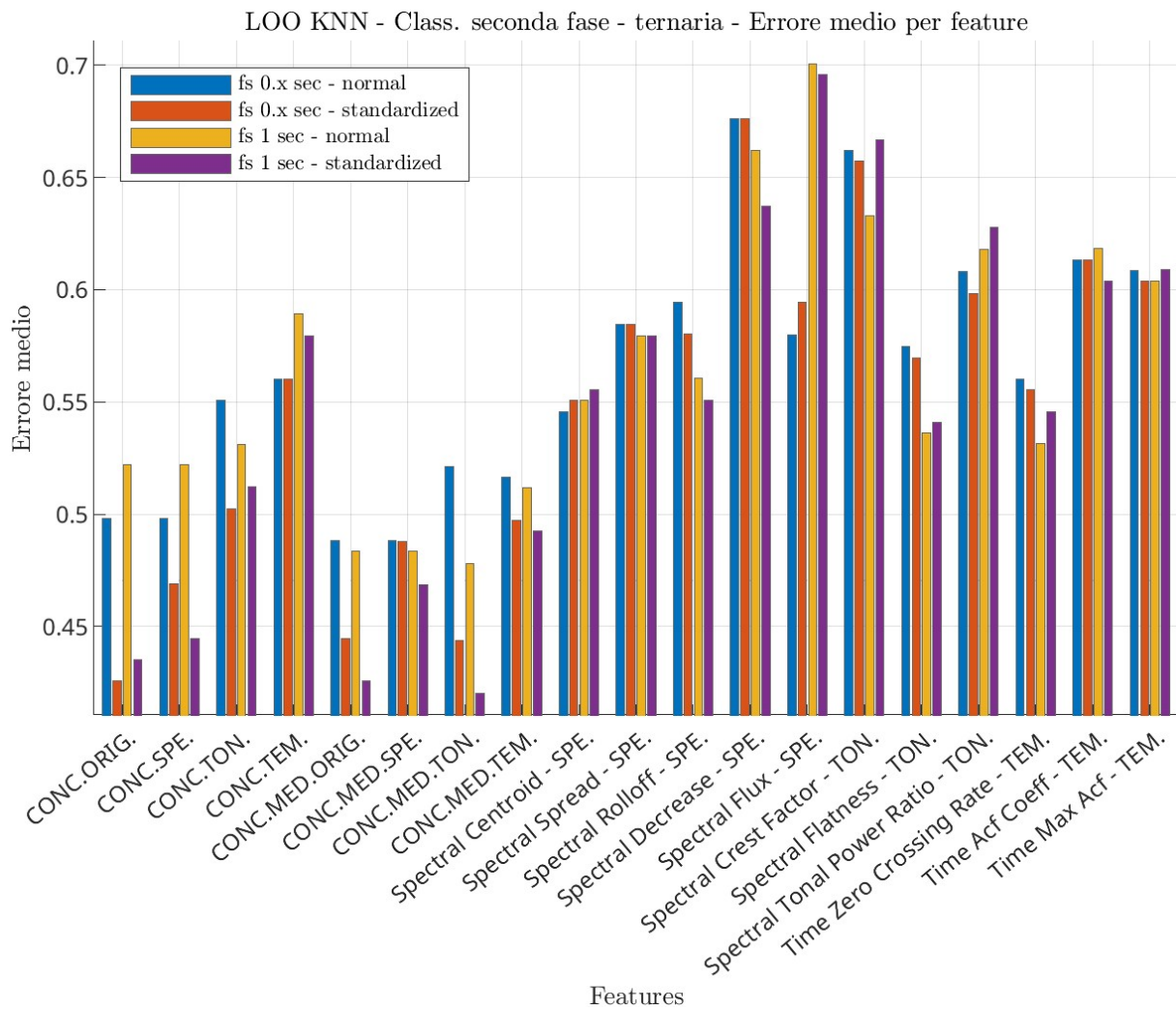


Figura 4.8: Risultati problemi di classificazione a tre classi con categorie semantiche dal punto di vista delle *features*. Le barre colorate identificano per ogni *features* le quattro finestre impiegate. Il risultato esposto è la sintesi dell'errore medio tra i vari problemi disegnati.

Capitolo 5

Anomaly Detection

In questo capitolo si andrà ad esporre la terza fase dello studio, che si occupa di studiare algoritmi di A.D. per individuare eventuali suoni anomali. Nel contesto dei *soundscape* gioca un ruolo molto interessante, per identificare suoni o eventi insoliti che potrebbero indicare cambiamenti ambientali, rumori estranei o fenomeni singolari: per esempio, la presenza di un cacciatore, oppure un animale non appartenente alla fauna del luogo. In questa analisi si è deciso di sperimentare l'utilizzo di tale metodologia applicando le conoscenze ottenute dalle fasi precedenti, per inferire informazioni ed esaminare quali elementi vengono classificati come anomali.

5.1 Configurazione *features* e metodi

Nel seguente paragrafo saranno descritte le *features* utilizzate in questo studio e le configurazioni dei metodi esposti nel paragrafo 2.3. Come menzionato sopra, la conoscenza ottenuta con lo studio di classificazione ci ha permesso di individuare *feature* che riescono ad caratterizzare chiaramente il *dataset*. Inoltre, dai risultati si è potuto verificare quale delle due finestre sia in grado di definire le caratteristiche più rilevanti. Si è quindi utilizzato il set di feature della versione FS1 di entrambe le forme di dati, per un totale di 38 *features*, 19 normali (FS1.NOR) e 19 standardizzate (FS1.STD).

Per quanto riguarda i metodi, le versioni utilizzate presentano delle configurazioni considerabili come standard, quindi non sono state fatte particolari ottimizzazioni. IF utilizza 100 alberi decisionali, un valore largamente utilizzato; la scelta di un numero maggiore potrebbe determinare una maggiore robustezza del modello, ma incrementa notevolmente anche il tempo di calcolo. Il numero di campionamenti presi per ogni albero è di 256 elementi. Per LOF, invece, si è fissato per k (vicini) il valore di venti elementi, e come metrica di distanza, quella euclidea, già descritta precedentemente. Per l'algoritmo OCSVM, infine, si è utilizzato il kernel gaussiano. Il fattore di contaminazione, ovvero la soglia decisionale per definire quali elementi trattare come anomalie, è stato impostato a zero per tutti e tre gli algoritmi. Con tale valore il sistema non avendo una soglia definita per capire se un elemento è un'anomalia o meno, tratta tutti gli elementi come normali, assegnandogli solo un punteggio di anormalità. Si è deciso di non considerare il fattore di contaminazione dato che, nell'ambito dello studio è molto difficile definire una soglia a priori che possa definire l'anormalità. Si è deciso di valutare invece gli elementi che con maggior frequenza risultano tra i punteggi più alti dei risultati delle configurazioni di *features*.

5.2 Validazione dei risultati

In questo paragrafo verrà descritta la modalità di validazione per le tecniche A.D. nel contesto dello studio. Gli algoritmi sopra descritti fanno parte della tipologia di approcci non supervisionati, ovvero non necessitano quindi di etichette per poter funzionare. Per avere la validazione, è stato comunque impiegato il dataset DATA2, che è etichettato, così da potersi servire delle conoscenze sul contenuto per verificare il risultato.

Le modalità di analisi prevedono trenta esecuzioni dell'algoritmo, calcolando la media dei punteggi di anomalia, in maniera tale da essere indipendenti dal valore della singola esecuzione. L'approccio viene replicato per ciascuna *feature* (38, 19 normali e 19 standardizzate), considerando poi solo i tre risultati con punteggio maggiore per feature, ottenendo un insieme totale di 38 x 3 risultati per ogni metodo. Per la valutazione del metodo sono state estratte le prime cinque occorrenze più numerose dai risultati del metodo. Per avere visione complessiva, invece, sono state estratte le prime cinque occorrenze più numerose considerando tutti e tre gli insiemi di risultati.

5.3 Risultati

Dopo aver esposto la modalità di applicazione dell'analisi si andrà a descrivere i risultati ottenuti. Nella tabella in figura 5.1 è possibile avere una visione dei risultati come descritti nel paragrafo precedente. I dati sono divisi in quattro gruppi definiti dalla prima colonna: i primi tre riguardano i risultati dei singoli metodi applicati ovvero IF, LOF e O, e il quarto i risultati sul totale. Per ognuno gruppo vengono esposti i primi cinque oggetti che hanno ottenuto più occorrenze. Nella seconda colonna si ha la descrizione dell'oggetto riscontrato come anomalia e nella terza colonna il numero di occorrenze rilevate all'interno del gruppo che identificano il file come anomalo. Nelle restanti colonne sono elencati i suoni presenti all'interno dell'audio riscontrato come anomalia. Per ogni gruppo viene indicato il relativo risultato percentuale della presenza sonora di un determinato suono all'interno del gruppo.

Dal punto di vista dei singoli suoni, gli oggetti più anomali presentano: il rumore dei veicoli rilevato per un 40% su IF e O, per un 60% invece per L; il suono degli uccelli U che è sempre presente per un 60% e con una distribuzione simile in tutte e tre le casistiche; il suono dei grilli G, che è emerso presente per un 40% e solo in L; il suono del fiume/cascata C, che, come prevedibile, appare molto diffuso tra i risultati, ma si può ipotizzare che non abbia nulla di particolare e che la sua presenza sia dovuta unicamente alla sua ampia distribuzione nei dati; il suono della pioggia P che si è notevolmente osservato, per un 80%, e si può affermare che valgono le stesse conclusioni appena fatte per il caso precedente; infine, le interferenze e i suoni sconosciuti non sono stati rilevati come anomalie, contrariamente alle aspettative. Ci si poteva aspettare che sarebbero emersi data la loro minima presenza e particolarità, ma invece sono stati rilevati solo per un caso, e solo dal metodo O.

Come è possibile notare, dalla prospettiva dei metodi, si vede che IF e O hanno espresso delle distribuzioni simili negli oggetti anomali rilevati nella BIO con il suono degli uccelli U per un 60% e nessun caso che contenesse dei grilli G, nella GEO con il suono di cascata C e pioggia P per un 80% e infine nessuna presenza di interferenza. Invece, il metodo L ha dimostrato una sensibilità diversa, maggiore per il suono della cascata C, rilevata nel 100% degli oggetti anomali, e una minore invece per la pioggia P per un 40%.

Invece, se si osserva dal punto di vista degli insiemi di suoni ANT/BIO/GEO, si può notare come la GEO sia molto presente, per almeno un 80%. Per una parte si possono trarre le stesse conclusioni definite prima sulla distribuzione dei suoni C e P, ma per quanto riguarda quello di T, si può ipotizzare che non lo sia. Infatti, la sua distribuzione nel dataset di riferimento è di circa del 60%, e la sua bilanciata presenza tra i risultati si può ritenere molto interessante. Similmente, per ANT e BIO è possibile sostenere l'ipotesi che il risultato ottenuto sia rilevante: per il primo sulla bassa numerosità dei dati in input, per il secondo invece, data la sua grande distribuzione, perché non si è propagato similmente a quanto osservato nei suoni più rilevati della GEO.

Infine, da una prospettiva temporale, si manifesta che l'80% dei risultati sul totale, ma anche nei singoli algoritmi, si concentra alle ore 14:00, nella seconda parte della giornata. Lo stesso per l'elemento identificato maggiormente come anomalia che risulta invece verso le ore 18:00.

Gruppo	Audio	# occ.	ANT.	BIO.	GEO.			ALTRO		
			V	U	G	C	P	F	I	S
IF	20200323_180000.WAV	22	x	x		x	x			
	20200303_140000.WAV	18					x	x		
	20200304_140000.WAV	12				x	x	x		
	20200309_060000.WAV	8	x	x		x				
	20200316_220000.WAV	8		x		x	x			
RISULTATO %			40	60	0	80	80	40	0	0
LOF	20200311_140000.WAV	15				x	x	x		
	20200323_180000.WAV	15	x	x		x	x			
	20200318_140000.WAV	10	x	x		x				
	20200301_180000.WAV	9		x	x	x		x		
	20200325_020000.WAV	8	x		x	x				
RISULTATO %			60	60	40	100	40	40	0	0
OCSVM	20200323_180000.WAV	6	x	x		x	x			
	20200309_060000.WAV	5	x	x		x				
	20200314_180000.WAV	4	x	x		x	x	x		x
	20200328_140000.WAV	4				x	x	x		
	20200303_140000.WAV	3					x	x		
RISULTATO %			60	60	0	80	80	80	0	20
TOTAL	20200323_180000.WAV	43	x	x			x			
	20200303_140000.WAV	25					x	x		
	20200304_140000.WAV	21				x	x	x		
	20200311_140000.WAV	18				x	x	x		
	20200318_140000.WAV	14	x	x		x				
RISULTATO %			40	40	0	80	80	60	0	0

Tabella 5.1: Risultati dell'*anomaly detection*. Suddivisi dalla colonna gruppo i risultati dei tre metodi IF, LOF e OCSVM, e per ultimo il risultato sull'insieme totale. La seconda colonna descrive il file audio rilevato come anomalia e per ognuno, nella terza colonna, viene specificato il numero di occorrenze rilevate nel gruppo. Il nome dell'audio è composto dalla data (in formato anno con 4 cifre, il mese con 2 cifre e il giorno con 2 cifre), un separatore '_', l'ora (in formato ora 2 cifre e minuti 2 cifre) e infine l'estensione .WAV. Per ogni audio nelle colonne successive sono indicati mediante una *x* le classi di suoni che gli appartengono dei relativi insieme ANT/BIO/GEO e ALTRO per le interferenze I e i suoni sconosciuti S.

Capitolo 6

Conclusione

In questo studio sono state applicate tecniche di *Pattern Recognition* e *Machine Learning* per caratterizzare mediante classificazione e *anomaly detection* un *soundscape*.

Come è già noto nella letteratura sui *soundscape*, il contesto dello studio presenta notevoli difficoltà intrinseche. Si deve tenere conto che lo stesso cervello umano, nonostante le sue straordinarie capacità, fatica a distinguere e classificare determinati suoni.

Nell'analisi si è realizzato un sistema di classi e sono state studiate diverse *features* per caratterizzare un *soundscape* ottenuto da uno studio di monitoraggio passivo della Riserva Naturale Los Yátaros in Colombia. Si è proceduto in due fasi di classificazione mediante categorie oggettive (per esempio giorno/notte) nella prima e categorie semantiche nella seconda. Infine, sono stati applicati algoritmi di *anomaly detection* per individuare eventuali suoni anomali.

Nella classificazione, in entrambe le fasi si è ottenuto che la *feature* migliore consiste nella concatenazione delle medie dei gruppi di tipologie di *features*, nella versione standardizzata e in combinazione con la dimensione della finestra più ampia. Tra i problemi con categorie oggettive la discriminazione sul luogo ha ottenuto risultati nettamente superiori rispetto al resto. Nelle casistiche con categorie semantiche i problemi binari con due classi distinte occupano la prima posizione distaccandosi di poco da quelli binari che discriminano la presenza/assenza della classe. I problemi a tre classi, essendo un contesto multi etichetta come nei precedenti casi ma dovendo discriminare più classi, hanno ottenuto risultati accettabili. Nel particolare caso dei binari le *feature* spettrali hanno ottenuto risultati interessanti, per i ternari lo sono state quelle tonali.

L'*anomaly detection* non ha rilevato particolari elementi significativi e non è emerso nessuno schema particolare tra i dati. I suoni relativi a interferenze e a quelli sconosciuti non sono emersi come anomalie. I suoni relativi alla geofonia sono stati riscontrati frequentemente. Si è potuto notare che la presenza di dati anomali ricade nelle fasce orarie pomeridiane. Il tentativo di filtraggio sperimentato non ha portato nessun vantaggio dal punto di vista della qualità dell'audio, ma i risultati ottenuti sono comunque validi. La stessa combinazione di caratteristiche vincenti emerse dalla classificazione si sono mantenute tali anche rimuovendo parte delle frequenze.

Noti i vantaggi derivati dalla comprensione dei *soundscape*, si termina questo studio con la speranza che la ricerca possa avanzare e trovare soluzioni migliori per approfondire la conoscenza del nostro ecosistema.

Bibliografia

- [1] Christopher M. Bishop, *Pattern recognition and machine learning*. 2006. Springer
- [2] Colin A. Quinn, Patrick Burns, Gurman Gill, Shrishail Baligar, Rose L. Snyder, Leonardo Salas, Scott J. Goetz and Matthew L. Clark. *Soundscape classification with convolutional neural networks reveals temporal and geographic patterns in ecoacoustic data*. Ecological Indicators, Vol. 138, 2022, 108831, ISSN 1470-160X, <https://doi.org/10.1016/j.ecolind.2022.108831>
- [3] Almo Farina, Timothy C. Mullet, Tursynkul A. Bazarbayeva, Tamara Tazhibayeva, Svetlana Polyakova and Peng Li. *Sonotopes reveal dynamic spatio-temporal patterns in a rural landscape of Northern Italy*. Frontiers in Ecology and Evolution, vol.11 ,2023, 2296-701X, <https://www.frontiersin.org/journals/ecology-and-evolution/articles/10.3389/fevo.2023.1205272>
- [4] David Halliday, Robert Resnick, Jearl Walker. *Fundamentals of Physics 8th*. ed. 2008. John Wiley & Sons Inc.
- [5] Corrado Mencuccini, Vittorio Silvestrini. *Fisica I Meccanica e Termodinamica*. 1988. Liguori
- [6] Tovar Garcia, J.D. and Acevedo-Charry, O. *Dataset of passive acoustic monitoring at the Nature Reserve Los Yátaros, Gachantivá, Boyacá, Colombia*. 2021. Biota Colombiana. 22, 1 (Jan. 2021), 200–208. <https://doi.org/10.21068/c2021.v22n01a13>
- [7] Alexander Lerch. *An Introduction to Audio Content Analysis: Applications in Signal Processing and Music Informatics*. 2012. IEEE Press
- [8] V. Chandola, A. Banerjee and V. Kumar. *Anomaly detection: A survey*. ACM Comput. Surv. 41.3. 2009
- [9] F. T. Liu, K. M. Ting and Z. -H. Zhou. *Isolation Forest*. 2008 Eighth IEEE International Conference on Data Mining, Pisa, Italy, 2008, pp. 413-422, doi: 10.1109/ICDM.2008.17.
- [10] Breunig, Markus and Kröger, Peer and Ng, Raymond and Sander, Joerg. (2000). *LOF: Identifying Density-Based Local Outliers*. ACM Sigmod Record. 29. 93-104. 10.1145/342009.335388.
- [11] Hejazi, M., and Singh, Y. P.. *One-class support vector machines approach to anomaly detection*. 2013. Applied Artificial Intelligence, 27(5), 351–366. <https://doi.org/10.1080/08839514.2013.785791>