

ALMA MATER STUDIORUM
UNIVERSITÀ DI BOLOGNA
CAMPUS DI CESENA

SCUOLA DI INGEGNERIA E ARCHITETTURA
Corso di Laurea Triennale in Ingegneria e Scienze Informatiche

IoT per l'inquinamento acustico: algoritmi di machine learning per la calibrazione di microfoni low cost

Relatore:
Chiar.mo Prof.
Silvia Mirri

Presentata da:
Mattia Vincenzi

Correlatore:
Dott.
Lorenzo Monti

Sessione II
Anno Accademico 2018-2019

Introduzione

Il suono è un'onda di pressione che viene indotta dalla vibrazione di un oggetto. Tale corpo, vibrando, sollecita le molecole d'aria vicine ad esso ad oscillare, creando un'effetto a catena che si diffonde e si propaga lontano dalla sorgente. L'orecchio umano trasforma le oscillazioni di pressione in segnali elettrici che possono essere poi interpretati dal cervello come musica, rumore, parole ecc. Nella vita quotidiana l'essere umano è sottoposto ad ogni genere di suono desiderato o indesiderato che sia e l'insieme di tutti quei suoni che accompagnano un'attività indesiderata vengono considerati rumore. In particolare, coloro che vivono nelle grandi città, ove il traffico ed i rumori urbani non cessano mai, sono sottoposti ad uno *stress* acustico molto elevato. Raramente, durante la giornata non si è sottoposti a rumori che disturbano ed "inquinano" le attività, andando a delineare quella che è una caratteristica fondamentale dell'inquinamento acustico, ovvero l'onnipresenza.

L'inquinamento acustico non provoca solamente un senso di irritazione e fastidio, ma va ad intaccare anche aspetti sociali e lavorativi, potendo comportare quindi una vasta gamma di disturbi *extra-uditivi*. Difatti, un'esposizione quotidiana e prolungata al rumore può provocare non solo danni a livello uditivo, ma avere ripercussioni anche sul piano ormonale, nervoso, vascolare e perfino psicologico causando problemi fisici, ma anche sociali ed economici.

Essendo l'inquinamento acustico tanto diffuso quanto pericoloso, è stato necessario un'intervento legislativo. Le norme hanno il compito di cercare di prevenire e monitorare tale piaga stabilendo valori limite, delegando

organi per eseguire compiti di supervisione, stabilendo sanzioni, eseguendo mappature acustiche e piani di azione, ecc.

Il monitoraggio dell'inquinamento acustico è un argomento centrale in ambito di ricerca poichè i metodi tradizionalmente utilizzati adottano apparecchiature costose e statiche. Scopo di questa ricerca è proprio quello di sviluppare tecniche innovative di monitoraggio che si basino sulle nuove tecnologie, in grado di superare tutte quelle problematiche derivanti dalle tecniche tradizionali. Sono state sviluppate tecniche che si basano sul paradigma *Mobile Crowdsensing* (MCS), ovvero un paradigma di rilevamento che utilizza i "cittadini come sensori". Per avere una mappa dinamica e sempre aggiornata dell'inquinamento acustico è infatti possibile raccogliere campioni mediante gli *smartphone* o i dispositivi *wearable* che vengono trasportati dai cittadini durante le loro attività quotidiane. Un'altra tecnica che si basa sulle stesse linee guida, ossia del coinvolgimento degli utenti, è quella di realizzare applicazioni *gamified*, ovvero di rendere il compito di campionamento divertente per gli utenti, come un gioco, in modo che contribuiscano volontariamente al compito di raccolta dati.

Per monitorare il rumore è necessario utilizzare dispositivi come microfoni o fonometri. I microfoni si possono trovare facilmente in commercio a qualsiasi prezzo, mentre i fonometri rappresentano un dispositivo di riferimento in acustica, tanto preciso quanto costoso. Per poter monitorare il rumore ambientale all'interno dell'Università degli Studi di Bologna - Campus di Cesena, al fine di determinare la presenza di inquinamento acustico durante l'orario di studio/lavoro, è necessario utilizzare dispositivi che forniscano misure quanto più accurate possibili.

In letteratura esistono vari esempi di calibrazione di microfoni a basso costo. Tra i metodi maggiormente diffusi negli ultimi anni quelli che presentano un maggior rapporto tra precisione raggiunta e costo di esecuzione sono quelli che basano la calibrazione su algoritmi di *machine learning*. Alla base di ognuno di questi metodi sono presenti dispositivi da calibrare in base a dispositivi di riferimento (che forniscono misure già calibrate) che nel

campo dell'acustica possono essere ricondotti rispettivamente a microfono e fonometro.

Obiettivo di questa tesi diventa quindi quello di calibrare dei microfoni a basso costo per il monitoraggio dell'inquinamento acustico mediante algoritmi di machine learning, cercando di raggiungere, con la massima accuratezza possibile, le stime fatte dal fonometro. Elemento fondamentale per poter applicare strategie di apprendimento automatico è il dataset. Per prima cosa è stato quindi necessario predisporre un'architettura in grado di automatizzare il processo di raccoglimento dati. Successivamente, a seguito di un periodo di campionamento di circa due mesi, sono stati applicati vari metodi di analisi dei dati, ognuno dei quali prevedeva l'utilizzo di un numero di occorrenze e *features* differente, in modo da ricercare quale fosse la combinazione migliore. Sui diversi dataset creati sono stati applicati vari algoritmi di machine learning, riportando per ognuno di essi i risultati ottenuti. Il seguito della tesi è così organizzato:

Il primo capitolo offre una panoramica generale su tutti i concetti necessari alla comprensione degli argomenti mostrati successivamente. Vengono presentati i concetti principali inerenti al suono e alle sue unità di misura quali decibel, phon, son, ecc. Successivamente viene introdotto l'inquinamento acustico con tanto di effetti provocati sulla salute, il quadro normativo in Italia ed infine gli organi dediti al controllo e alla vigilanza di questo delicato tema. Al termine del primo capitolo vengono riportate le tecniche di rilevamento dell'inquinamento acustico diffuse in letteratura e che sfruttano nuove tecnologie quali *smartphone* e/o dispositivi *wearable*.

Il secondo capitolo introduce le tipologie di microfoni più diffuse e le principali classificazioni di quest'ultimi. Di seguito definisce gli obiettivi del lavoro svolto per poi passare ad una panoramica delle principali tecniche di calibrazione presenti in letteratura. Infine, mostra gli aspetti teorici sottostanti alla tecnica di calibrazione utilizzata, quali: Internet Of Things (IoT) e Machine Learning, per poi terminare spiegando le componenti sfruttate e l'architettura progettata per la costruzione del dataset.

Il terzo capitolo espone, in ultimo, i vari metodi di analisi utilizzati e, per ciascuno di essi, la fase di preprocessing dati utilizzata al fine di ottenere il dataset, i modelli applicati e i relativi risultati. Il capitolo termina infine con una panoramica relativa ai migliori modelli ottenuti e come questi possano essere integrati all'interno di uno strumento di monitoraggio dell'inquinamento acustico.

Indice

Introduzione	i
1 Panoramica generale	1
1.1 Il Suono	1
1.2 Unità di misura del suono	3
1.2.1 Intensità sonora	3
1.2.2 Decibel	4
1.2.3 Phon	6
1.2.4 Son	9
1.2.5 Scale di ponderazione	10
1.3 Inquinamento Acustico	12
1.3.1 Impatto dell'inquinamento acustico sulla salute	14
1.3.2 Norme sull'inquinamento acustico in Italia	17
1.3.3 ARPA	21
1.4 Tecniche per il rilevamento dell'inquinamento acustico	22
1.4.1 Tecniche basate su Mobile Crowdsensing	22
1.4.2 Tecniche basate su reti WSN e sensori BAN	24
1.4.3 Tecniche basate su Gamification	25
2 Tecnologie e Design	29
2.1 Tipologie di Microfoni	29
2.1.1 Classificazione in base alla tecnologia	30
2.1.2 Classificazione in base alla direzionalità	33
2.2 Definizione degli scopi ed obiettivi del lavoro	37

2.3	Tecniche di calibrazione esistenti	38
2.4	Tecnica di calibrazione utilizzata	40
2.4.1	Machine Learning	41
2.4.2	Internet Of Things	42
2.5	Setup sperimentale	45
2.6	Architettura Software	48
3	Implementazione	51
3.1	Primo Metodo	52
3.1.1	Preprocessamento dati	52
3.1.2	Modelli realizzati	54
3.2	Secondo Metodo	58
3.2.1	Preprocessamento dati	59
3.2.2	Modelli realizzati	60
3.3	Terzo Metodo	64
3.3.1	Preprocessamento dati	64
3.3.2	Modelli realizzati	65
3.4	Risultati ottenuti	67
3.5	Integrazione dei modelli nel sistema	68
	Conclusioni	71
	Bibliografia	75

Elenco delle figure

1.1	Curve Di Isofonia	7
1.2	Area di udibilità	9
1.3	Confronto Son e Phon	10
1.4	Curve di Ponderazione	12
1.5	Relazione tra annoyance e rumore	17
2.1	Composizione di un microfono a condensatore	30
2.2	Composizione di un microfono a carbone	32
2.3	Composizione di un microfono dinamico	33
2.4	Direzionalità microfono omnidirezionale	34
2.5	Direzionalità microfono cardioide	35
2.6	Direzionalità microfono bidirezionale	35
2.7	Direzionalità microfono supercardioide	36
2.8	Direzionalità microfono ipercardioide	36
2.9	Architettura Client-Server realizzata	49
3.1	Modello lineare sovrapposto ai dati di training	55
3.2	Modello polinomiale sovrapposto ai dati di training	57
3.3	Random Forest sovrapposta ai dati di training	58

Elenco delle tabelle

2.1	Confronto dei db_{SPL} misurati dal microfono e dal fonometro . . .	46
3.1	Esempio di record del primo dataset	53
3.2	Valutazione modello lineare	54
3.3	Valutazione modello polinomiale	56
3.4	Valutazione delle random forest	58
3.5	Esempio di record del secondo dataset	60
3.6	Valutazione modello lineare secondo metodo	61
3.7	Valutazione modello polinomiale secondo metodo	62
3.8	Valutazione delle random forest secondo metodo	63
3.9	Valutazione gradient boosting secondo metodo	63
3.10	Esempio di record del terzo dataset	65
3.11	Valutazione modello lineare terzo metodo	65
3.12	Valutazione modello polinomiale terzo metodo	66
3.13	Valutazione random forest terzo metodo	67
3.14	Riepilogo risultati	68

Capitolo 1

Panoramica generale

1.1 Il Suono

In un gesto tanto semplice quale il battito delle mani, miriadi di particelle d'aria si comprimono tra loro per poi dividersi l'attimo seguente. Un movimento tanto innocuo è in grado di provocare da sé un peculiare effetto che, partendo dalle mani, si diffonde rapidamente sottoforma di onde sonore [1]. Un gesto simile produce, così, quello che comunemente viene definito suono, o più tecnicamente un'onda di pressione. Tale effetto è paragonabile a ciò che accade quando da bambini si lanciavano i sassi in acqua, causando cioè un pattern di movimento ondulatorio (ossia le onde sonore) che si diffonde dalla fonte originaria. Come le increspature dell'acqua, le onde sonore si muovono verso l'esterno della sorgente sonora. Come conseguenza di tali movimenti particellari si creano cambiamenti di pressione, per cui essa aumenta quando le particelle vengono schiacciate insieme, diminuendo invece quando le stesse si allontanano tra loro. Sono proprio tali cambiamenti di pressione ad essere rilevati dall'orecchio umano come suono [1].

Le onde sonore vengono introdotte in un mezzo di propagazione - ad esempio l'aria - dalla vibrazione di un corpo. L'energia trasportata dalla perturbazione viene impartita originariamente al mezzo dall'oggetto in vibrazione [2]. A tal proposito, basta pensare alla corda di una chitarra. La quantità di

energia introdotta nel mezzo è direttamente proporzionale a quella utilizzata per pizzicare la corda; tanto sarà maggiore il lavoro impiegato per spostare la corda dalla sua posizione di riposo, tanto maggiore sarà l'ampiezza della vibrazione della corda. Naturalmente, una maggiore ampiezza di vibrazione impartisce più energia al mezzo, determinando così uno spostamento maggiore delle particelle rispetto alla loro posizione iniziale e, conseguentemente, aumentando l'energia trasportata dalla perturbazione stessa [2].

Con il termine *volume* di un suono - detto anche rumorosità - si intende la pressione massima che viene prodotta quando le particelle vengono schiacciate insieme mentre vengono fatte vibrare [1]. Questa misura equivale anche all'ammontare della distanza massima delle particelle dalla loro posizione normale. La rumorosità di un suono si misura in decibel (dB). I decibel sono un'unità di misura relativa che si riferisce a quanta energia l'onda di pressione trasporta, correlando l'intensità dell'onda di pressione di interesse a una pressione normale standard [1]. Per l'orecchio umano, in aria, il minimo rumore percepibile è circa 10 dB mentre suoni di 130 dB sono considerati addirittura dolorosi.

Si parla di *tono* di un suono riferendosi alla frequenza, o meglio al numero di volte in cui le particelle vibrano al secondo [1]. La distanza tra un'onda e la successiva prende il nome di lunghezza d'onda; tanto minore sarà tale misura, tanto maggiore sarà la frequenza. Essendo le due misure legate da un rapporto inversamente proporzionale, per suoni che viaggiano alla stessa velocità, suoni ad alta frequenza (ossia, acuti) hanno onde molto vicine; contrariamente, suoni a bassa frequenza presentano una distanza maggiore tra le onde. La frequenza viene misurata in Hertz (Hz). Per il suono questa misura rappresenta il numero di onde di pressione che al secondo si spostano oltre un punto fisso [1]. In questo senso, un suono di 10 Hz indica che 10 onde passano attraverso un punto fisso nel giro di un secondo (il suono viaggia ad una velocità di 343 m/s).

1.2 Unità di misura del suono

1.2.1 Intensità sonora

La quantità di energia che viene trasportata attraverso una determinata area del mezzo trasmissivo durante un'unità temporale è nota come intensità dell'onda sonora. Da tale definizione si evince che tanto è maggiore l'ampiezza delle vibrazioni delle particelle nel mezzo, tanto sarà maggiore la velocità con cui l'energia verrà trasportata e, dunque, tanto maggiore sarà l'intensità dell'onda sonora. Le formule per il calcolo dell'intensità sono:

$$Intensity = \frac{Energy}{Time * Area} \quad (1.1)$$

$$Intensity = \frac{Power}{Area} \quad (1.2)$$

L'unità di misura di tale grandezza fisica è $Watt/m^2$. Da tale formula è immediata la relazione che sussiste tra l'intensità e la distanza. Questa prende il nome di relazione quadratica inversa, per cui l'intensità varia in maniera inversamente proporzionale, al quadrato, dalla distanza dalla sorgente [2]. In sintesi, qualsiasi sia il fattore con cui viene aumentata la distanza, l'intensità verrà ridotta di un fattore uguale al quadrato del fattore di variazione della distanza.

L'orecchio umano è un organo estremamente sensibile, ed è in grado di rilevare onde sonore di intensità estremamente bassa. Il suono più basso che un umano può percepire ha un'intensità di $1 * 10^{-12} W/m^2$.

Questa piccolissima intensità corrisponde ad un'onda in cui una compressione delle particelle del mezzo trasmissivo aumenta la pressione dell'aria in quella regione di appena 0,3 miliardesimi di atmosfere [2]. Per consentire al lettore di capire quanto sensibile sia l'orecchio umano basti pensare che un suono dell'intensità di $1 * 10^{-12} W/m^2$ corrisponde ad uno spostamento delle particelle d'aria di solo un miliardesimo di centimetro [2]. Tale intensità

sonora, essendo la più debole che l'orecchio umano sia in grado di percepire, prende il nome di TOH (Threshold Of Hearing) [2].

1.2.2 Decibel

Decibel per l'intensità acustica

Come precedentemente descritto l'orecchio umano è in grado di udire suoni con intensità estremamente basse, ad esempio la TOH. All'opposto della scala di udibilità si pongono invece suoni sino ad un miliardo di volte più grandi a $1 * 10^{-12} \text{ W/m}^2$. Considerando l'ampiezza di questa scala, la misura utilizzata dai media e dalla letteratura scientifica per misurare questi fenomeni è basata sulle potenze di dieci. Questo tipo di scala viene definita come logaritmica e l'unità di misura prende il nome di decibel (dal nome dell'inventore del telefono Alexander Graham Bell).

Per il calcolo dei decibel relativi all'intensità acustica, alla soglia dell'udito TOH viene assegnato un livello sonoro di 0 dB [2]. Essendo il suono definito su scala logaritmica, ad un suono che è dieci volte più grande, ovvero $1 * 10^{-11} \text{ W/m}^2$, viene assegnato il valore di 10 dB, mentre ad un suono 100 volte più grande, di intensità pari a $1 * 10^{-10} \text{ W/m}^2$, un livello sonoro di 20 dB [2]. Naturalmente, non essendo la scala di misura lineare anche i rapporti tra due misure in decibel non possono essere definiti nel modo comune. È possibile esprimere al meglio tale concetto mediante l'utilizzo di un semplice esempio. Si prendano due autoparlanti: uno che emana un suono con potenza P_1 ed un altro che emana lo stesso suono ma ad una potenza P_2 . Andando ad utilizzare l'unità di misura decibel si definisce la differenza di livello sonoro tra i due come:

$$10 * \log (P_2/P_1) \quad (1.3)$$

Nel caso in cui P_2 emani un suono con potenza doppia rispetto a P_1 , sostituendo nella formula sopra otteniamo che:

$$10 * \log (P_2/P_1) = 10 * \log 2 = 10 * 0,3 = 3dB \quad (1.4)$$

Nelle formule utilizzate negli esempi, davanti al logaritmo è presente un fattore 10, ciò a causa dell'utilizzo dei *decibel* e non degli ormai deprecati bel [3]. Questi esempi di utilizzo della scala logaritmica consentono di descrivere rapporti molto grandi utilizzando dei numeri di dimensioni modeste [3].

Decibel per la pressione sonora

Entrando più nel dettaglio il Decibel è un rapporto tra due grandezze omogenee, una delle quali rappresentante il valore di soglia minimo (livello di riferimento) [4]. Tale rapporto può rappresentare una potenza, una pressione sonora, una tensione o un'intensità, ma il valore prodotto sarà sempre adimensionale, ossia privo di unità di misura. Nelle materie ingegneristico-scientifiche, nel calcolo dei decibel spesso si parla di rapporti tra potenze o di altre grandezze fisiche che da esse dipendono anche in maniera non lineare, come ad esempio tensioni o correnti. Questo aspetto non di primaria importanza comporta una piccola modifica nella funzione di calcolo dei decibel che, a primo impatto, potrebbe causare qualche incomprensione.

In questa sede, o più in generale nell'ambito dell'acustica, per il rilevamento del suono si utilizzano dei microfoni, che rispondono in maniera proporzionale alla pressione del suono su di essi esercitata. Se fino a questo momento abbiamo parlato di decibel relativi all'intensità sonora, in acustica viene misurato il livello di pressione sonora, utilizzando un'unità di simbolo dB_{SPL} , dove SPL rappresenta l'acronimo di Sound Pressure Level. Ora la potenza dell'onda sonora viene calcolata in base al quadrato della pressione (allo stesso modo la potenza elettrica si basa sul quadrato della corrente elettrica) [3]. La formula risultante è:

$$dB_{SPL} = 10 * \log (p/p_0)^2 = 20 * \log (p/p_0) \quad (1.5)$$

Nella formula sopra riportata il valore p_0 è quello relativo alla pressione sonora corrispondente alla soglia di udibilità nell'aria ovvero, $p_0 = 20\mu Pa$ [4].

Quando si ottiene il valore 0 dB significa che è stata misurata una pressione pari a quella di riferimento, in modo da ottenere il log 1:

$$20 * \log (p_0/p_0)^2 = 20 * \log 1 = 0 \quad (1.6)$$

La misura 0 dB non è dunque sinonimo di assenza di suono, indicando piuttosto la presenza di un livello sonoro per cui la pressione è uguale a quella di riferimento, ovvero una piccola pressione ma diversa da 0. La domanda che potrebbe sorgere ora è la seguente: è possibile avere livelli sonori inferiori ai 0 dB ?

Leggendo distrattamente la definizione, la prima naturale e spontanea risposta potrebbe essere negativa, ma nella minuziosa descrizione sopra riportata si può intuire, con il minimo sforzo, che ottenere dB_{SPL} negativi non è impossibile. Se infatti vengono misurati suoni con pressione inferiore a quella di riferimento, il rapporto con quest'ultima porterà ad avere un numero compreso tra 0 ed 1 e il logaritmo calcolerà quindi un valore negativo.

1.2.3 Phon

Siccome la sensibilità dell'orecchio umano al suono è variabile su frequenze diverse, allora due toni differenti aventi la stessa intensità sonora possono essere percepiti come diversi in volume. Il phon è quindi un'unità di misura correlata ai dB dalla risposta in frequenza misurata psicofisicamente dall'orecchio [3]. Lo scopo di questa unità di misura è quello di fornire una misurazione standard del suono per intensità percepita dall'orecchio umano. Il phon è associato ad una frequenza base di riferimento di 1kHz; in altre parole corrisponde ai dB_{SPL} di un tono puro alla frequenza di riferimento in modo che tale suono sia equamente percepito a quello originario. Se ad esempio consideriamo un suono che è percepito come uguale in intensità ad un altro ad una frequenza di 1kHz di 50 dB_{SPL} , allora tale suono avrà un volume di 50 phon.

Curve di Fletcher e Munson

Negli anni '30 Fletcher e Munson condussero uno studio, presso i Laboratori Bell, di psicoacustica in cui verificarono sperimentalmente l'ampiezza dei suoni - ovvero il volume - rispetto alla frequenza dello stesso.

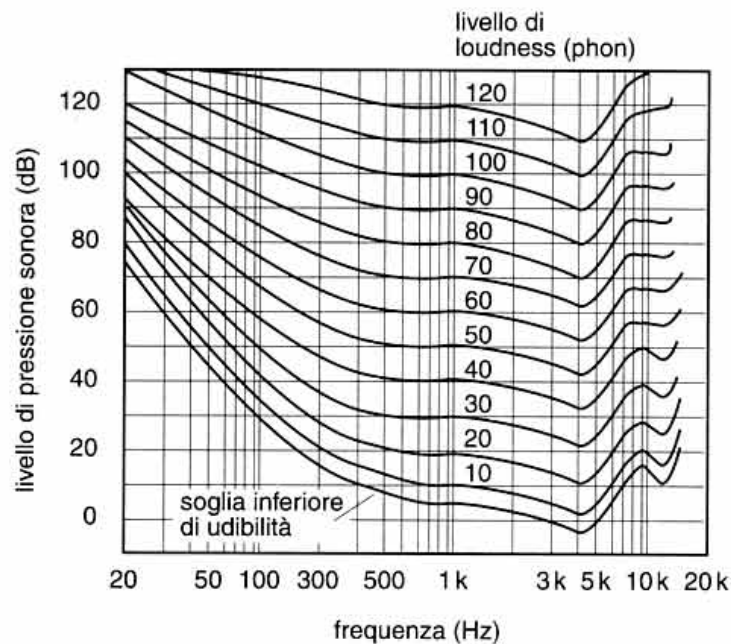


Figura 1.1: Curve Di Isofonia

Le curve riportate nella Figura 1.1 predono il nome di Curve di Isofonia specificando quindi che ogni curva viene percepita con lo stesso volume.

Come descritto precedentemente nella definizione dell'unità di misura dei phon, la frequenza di riferimento è 1kHz. Il valore in dB_{SPL} assunto da ogni curva isofonica alla frequenza di 1000Hz definisce il livello di sensazione sonora in phon [5]. Tale livello di sensazione sonora sarà lo stesso lungo l'intera curva. Per procurare la stessa sensazione sonora (phon) occorrono, a frequenze diverse, livelli di pressione sonora diversi [6]. Suoni con la stessa intensità ma frequenza diversa vengono percepiti dall'orecchio in modo diverso [6]. Il grafico seppur molto esplicativo necessita di una spiegazione per poter essere compreso a pieno. Un'onda sonora di $40 dB_{SPL}$ alla frequenza di

1 kHz definisce formalmente la sensazione sonora di 40 phon; tale valore sarà dunque quella sensazione sonora percepita lungo l'intera curva che passa per il punto di coordinate 1 kHz e 40 dB. Seguendo la curva di Fletcher Munson passante per il punto sopra citato, allora la stessa sensazione sonora di 40 phon sarà percepita anche con una frequenza di 100 Hz e 57-58 dB. Mantenendo lo stesso principio di lettura del grafico è immediato dedurre che la sensazione sonora data da una sorgente di 105 dB a 20 Hz è la stessa di una sorgente sonora a 55-56 dB a 3 kHz, ovvero una sensazione di 60 phon. Per definizione 60 phon rappresentano la sensazione sonora data da una sorgente di 60 dB_{SPL} a 1 kHz di frequenza.

Questi dati raccolti da Fletcher e Munson sono stati determinati sperimentalmente, possono inoltre variare da individuo a individuo e possono subire variazioni nel tempo o da generazione a generazione in base ad una serie di fattori quali: abitudini quotidiane, differenze culturali, eventuali variazioni dell'apparato uditivo, ecc.

Dall'analisi del grafico riportato nella Figura 1.1 è inoltre possibile notare la necessità di aumentare di molto il volume alle frequenze basse in modo che queste diano la stessa sensazione sonora rispetto quella fornita dalle frequenze medie. Si può anche notare che è presente un picco di sensibilità nelle frequenze comprese tra i 2 e i 5 kHz, mentre, per le frequenze successive, le curve ricominciano a salire denotando una nuova diminuzione di sensibilità.

In sintesi è possibile affermare che l'orecchio umano presenta una bassa sensibilità per le basse frequenze, che poi aumenta per quelle medie per poi diminuire nuovamente per le alte frequenze. Naturalmente, come detto in precedenza, con l'aumentare degli anni le curve mostrate nel grafico tendono a spostarsi, il che corrisponde ad un restringimento dell'area di udibilità.

La regione di frequenze rappresentata in Figura 1.2, compresa tra la curva di Fletcher Munson corrispondente ai 0 phon e quella dei 120 phon, è detta regione di udibilità. Le frequenze al di sotto della soglia minima di udibilità (20 Hz) si dicono infrasuoni, mentre quelle superiori alla soglia più alta (20 kHz) si dicono ultrasuoni. Abbiamo quindi due soglie, quella dei 0

phon, ovvero la soglia di udibilità, e quella dei 120 phon corrispondente alla soglia del dolore [5]. Quest'ultimo nome non è casuale dato che al di sopra di certe pressioni sonore l'apparato uditivo può incorrere in rischi di rottura. Tale contributo fornito da Fletcher e Munson è stato di grande aiuto e ha consentito di avere delle buone basi per situazioni di studio di carattere generale.

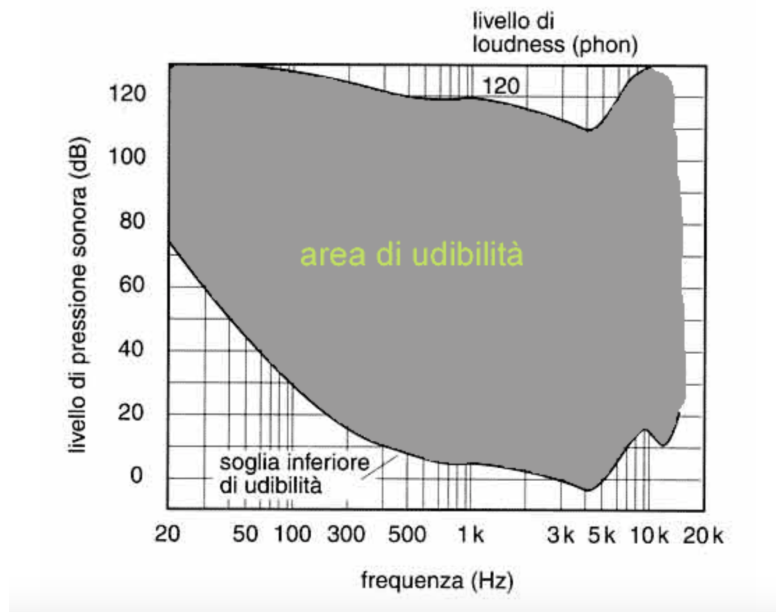


Figura 1.2: Area di udibilità

1.2.4 Son

Questa semplice unità di misura utilizzata per la sensazione sonora deriva da misurazioni psicofisiche che hanno coinvolto gruppi di volontari a regolare i suoni fino a quando non li giudicavano due volte più rumorosi di quelli di partenza [5]. Il son è l'unità di misura della rumorosità, che è una caratteristica soggettiva del suono. Per questo motivo, la scala dei son è basata sui dati ottenuti da soggetti a cui è stato chiesto di giudicare il volume di alcuni toni. Ciò ha permesso di mettere in relazione tale unità di misura con i phon descritti nella sezione precedente. Sperimentalmente si è infatti scoperto che

sopra i 40 phon un aumento di 10 dB_{SPL} del livello del suono corrisponde approssimativamente ad un raddoppio del volume percepito; allo stesso modo un decremento di 10 dB_{SPL} porta ad un dimezzamento della sensazione sonora. Questo legame è stato utilizzato per definire il son in funzione del phon: 1 son = 40 phon, 2 son = 50 phon, 4 son = 60 phon ecc [3]. Nella Figura 1.3 possiamo notare questo parallelismo tra le due unità di misura e che per scatti di 10 phon si ha un raddoppiamento del livello in son. Dunque, un suono con un volume di quattro son è quello che gli ascoltatori percepiscono essere quattro volte più forte del suono di riferimento.

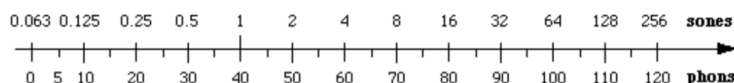


Figura 1.3: Confronto Son e Phon

1.2.5 Scale di ponderazione

Come si evince dalla lettura delle sezioni precedenti, l'orecchio umano non è uniformemente sensibile a tutte le frequenze ma è meno sensibile ai suoni a basse ed alte frequenze, mentre presenta un picco di sensibilità per le frequenze comprese tra i 500 Hz e gli 8 kHz [7]. È necessario che gli strumenti utilizzati per misurare oggettivamente il suono, come ad esempio il fonometro, siano calibrati in modo da fornire una misura che sia il più vicino possibile a ciò che l'orecchio umano percepisce. Per consentire quindi al fonometro di misurare e riportare livelli di rumore che rappresentano ciò che ascoltiamo, vengono utilizzate le ponderazioni di frequenza, ovvero dei filtri elettronici all'interno dello strumento che vengono impiegati per regolare il modo in cui lo strumento misura il rumore.

I Decibel sono l'unità di misura standard dell'intensità del suono. Tuttavia, i livelli di rumore sono spesso riportati come dBA o dB(A). Tale unità di misura rappresenta l'intensità del suono con un filtro di ponderazione "A" che consente di regolare la misurazione per tenere conto del modo in cui l'orecchio

risponde alle diverse frequenze. L'effetto principale della regolarizzazione è che a frequenze molto basse e molto alte viene attribuito un peso inferiore rispetto alla scala decibel standard, in modo da simulare quello che è il reale comportamento dell'organo uditivo umano. È molto importante misurare i livelli di rumore utilizzando la ponderazione di frequenza corretta in quanto non è possibile effettuare una conversione da una scala di ponderazione all'altra dopo aver effettuato la misurazione.

Tra le scale di ponderazione più utilizzate possiamo trovare:

- **Ponderazione A.** La ponderazione A, progettata per riflettere la risposta dell'orecchio umano al rumore, è la più utilizzata. Essa, infatti, così come l'orecchio umano, tronca efficacemente le frequenze più basse e quelle più alte che l'essere umano non è in grado di udire [7]. Le misurazioni ponderate A sono espresse in dBA o dB(A).
- **Ponderazione B.** La ponderazione B è simile alla ponderazione A ma con minore attenuazione. La ponderazione B ha rappresentato un tentativo di approssimare la percezione umana del volume per livelli di pressione sonora moderatamente alti. Ora è obsoleta e non viene più utilizzata. Le misurazioni ponderate B sono espresse in dBB o dB(B).
- **Ponderazione C.** Nonostante la ponderazione A sia utilizzata per la maggior parte delle applicazioni, la ponderazione C è disponibile su molti misuratori del suono. Tale scala viene utilizzata per misurazioni di picco o per quelle relative al rumore di intrattenimento [7]. Le misurazioni ponderate in C sono espresse in dBC o dB(C).
- **Ponderazione Z.** Questo tipo di ponderazione non applica nessun filtro [7]. Può ad esempio essere applicata quando si vuole analizzare la sorgente sonora anziché l'effetto che il suono ha sull'uomo. Le misurazioni ponderate in Z sono espresse in dBZ o dB(Z).

Come è possibile vedere nella Figura 1.4 vengono messe a confronto le curve rappresentanti le tre ponderazioni sopra descritte. Se ad esempio un

suono fosse prodotto con la stessa pressione sonora (dB_{SPL}) sull'intero spettro di frequenze, potrebbe essere stimato utilizzando la linea di ponderazione Z. La curva che meglio approssima ciò che gli esseri umani sono in grado di ascoltare è rappresentato dalla curva A. Infine, la curva di ponderazione C rappresenta ciò che gli esseri umani sentono quando vi è un aumento del suono, divenendo più sensibili alle frequenze più basse. Le ponderazioni A e C sono dunque più significative per descrivere la risposta in frequenza dell'orecchio umano ai suoni del mondo reale.

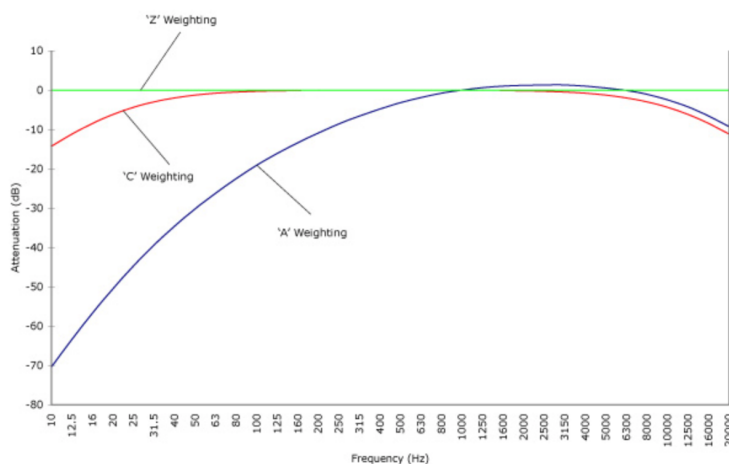


Figura 1.4: Curve di Ponderazione

1.3 Inquinamento Acustico

Come riportato nello studio di Giones e Hangler nella pubblicazione "Noise Pollution: A Modern Plague" [8] il rumore ambientale è definito come un suono indesiderato. Esso è infatti costituito dall'insieme di tutti quei suoni indesiderati presenti nelle nostre comunità, ad eccezione di quelli prodotti sul luogo di lavoro. I vari suoni a cui siamo sottoposti e che sono presenti nel nostro ambiente possono essere sommariamente classificati in necessari o non necessari. L'insieme di tutti i rumori prodotti da lavatrici, forni,

condizionatori, motori, trombe dei passaggi a livello e via dicendo, possono essere considerati come necessari. Al contrario, l'insieme di tutti quei suoni che accompagnano un'attività indesiderata sono considerati rumore. Anche in questo caso possiamo citare moltissimi esempi di rumore, quali: clacson, cani che abbaiano, aerei che volano a bassa quota, macchinari aziendali ecc. Come è facile immaginare, la maggior parte del rumore a cui siamo sottoposti durante la giornata è indesiderato, costituendo quindi quello che viene chiamato inquinamento acustico. Purtroppo la nostra società è assediata dal rumore, spesso esageratamente invadente, opprimente e, in particolar modo, onnipresente. È proprio quest'ultima caratteristica di onnipresenza che ha posto il problema dell'inquinamento acustico in primo piano negli ultimi anni.

Se si desidera una definizione più rigorosa basti far riferimento all'art. 2 della legge 447/95 che definisce l'inquinamento acustico come: "L'introduzione di rumore nell'ambiente abitativo o nell'ambiente esterno tale da provocare fastidio o disturbo al riposo ed alle attività umane, pericolo per la salute umana, deterioramento degli ecosistemi, dei beni materiali, dei monumenti, dell'ambiente abitativo dell'ambiente esterno o tale da interferire con le legittime fruizioni degli ambienti stessi" [9].

L'inquinamento acustico ambientale è una forma di inquinamento atmosferico, una minaccia per la salute e il benessere delle persone. "Nel corso della storia registrata, l'umanità è stata afflitta da una varietà di mali sia naturali che artificiali. Nel 21° secolo, stiamo vivendo la piaga artificiale del rumore ambientale a cui è difficile sottrarsi, non importa dove siamo - nelle nostre case e cortili, nelle nostre strade, nelle nostre macchine, nei teatri, nei ristoranti, nei parchi, nelle arene e in altri luoghi pubblici" [8]. Data la diffusione sempre maggiore dell'urbanizzazione e del traffico stradale, ferroviario e aereo, il problema dell'inquinamento acustico è in continua espansione.

Il rumore indesiderato produce effetti negativi che compromettono la salute e degradano ambienti residenziali, sociali, lavorativi, andando quindi a comportare perdite reali, ovvero economiche e immateriali, come ad esem-

pio il benessere. L'obiettivo dei governi dovrebbe essere quello di tutelare i cittadini, di aiutarli a combattere questa piaga contemporanea, perchè: "Le persone hanno il diritto di scegliere la natura del loro ambiente acustico; non dovrebbe essere imposto da altri" [8].

1.3.1 Impatto dell'inquinamento acustico sulla salute

In modo analogo al fumo passivo, l'inquinamento acustico è un inquinante aereo indesiderato. Proprio come il fumo di seconda mano che ci viene imposto senza nostro consenso, l'inquinamento acustico non produce solamente un fastidio, ma ha delle conseguenze negative non solo sulla salute di chi sfortunatamente ne è sottoposto, ma anche dal punto di vista sociale ed economico. Sempre come riportato nello studio di Giones e Hangler [8] il rumore, anche a livelli non sono dannosi per l'udito, viene percepito inconsciamente come un segnale di pericolo, anche durante il sonno. Il corpo reagisce infatti al rumore come una reazione di lotta o fuga, con conseguenti cambiamenti nervosi, ormonali e vascolari. Un'esposizione a livelli sonori inferiori ai 70 dB non è dannosa, indipendentemente dalla durata, mentre un'esposizione per più di 8 ore a livelli sonori superiori a 85 dB è potenzialmente pericolosa. Il danno per valori troppo elevati di decibel dipende dal tempo di esposizione e dal livello di pressione sonora. L'udito è un senso necessario al fine di preservare la sicurezza e il benessere della persona. L'inquinamento acustico può addirittura compromettere l'udito con un conseguente aumento della soglia di udibilità. In ambito clinico, esiste un test per misurare disturbi uditivi che prende il nome di audiometria. Tali disturbi possono provenire da molteplici fonti: luogo di lavoro, traumi, farmaci ototossici, infezioni, malattie ereditarie ecc. Il danneggiamento di questo senso, indotto dal rumore indesiderato, è spesso accompagnato da una percezione del volume anomala, distorsione e acufene. Quest'ultima patologia, in particolare, causa un fastidioso e persistente sibilo nell'orecchio e può essere temporanea o divenire permanente. Le ripercussioni non si limitano solamente a danni irreparabili sul piano fisico, ma hanno forti conseguenze anche sul piano psicologico, andando a provocare

sensi di solitudine, depressione, senso di isolamento, alterata discriminazione del linguaggio ecc. I problemi relativi alla comprensione del linguaggio possono inoltre essere causa di disagio per quanto concerne le prestazioni scolastiche e le opportunità lavorative. Questo tipo di problematiche non uditive causate alla salute dall'inquinamento acustico si verificano in quanto, nel cervello, il sistema uditivo è strettamente connesso con il sistema limbico, coinvolto nel controllo degli aspetti emotivi della vita sociale e delle reazioni di difesa del sistema nervoso. Essendo il rumore un fattore di stress, esso determina una serie di reazioni di difesa quali modificazioni del ritmo respiratorio e accelerazione della frequenza cardiaca. Se tale stimolo permane a lungo o le capacità di difesa del sistema vengono a meno, possono inoltre verificarsi una serie di malattie psicosomatiche, tra cui: disturbi all'apparato cardiovascolare, gastroenterico, respiratorio ecc. Questi prendono il nome di disturbi extra-uditivi [10]. Secondo quanto delineato dall'Associazione Regionale Per la protezione Ambientale delle Marche (ARPAM) la percezione e la sensibilità al rumore hanno una forte connotazione individuale. Difatti, mentre alcune persone sono in grado di sopportare l'esposizione ad alti livelli di rumore senza riportare alcun tipo di danno, taluni nella medesima situazione potrebbero precocemente andare incontro ad una diminuzione della sensibilità uditiva (ipoacusia) [10]. Come riportato dallo studio di Stephen Stansfeld e Mark Matheson "Noise pollution: non-auditory effects on health" [11] e da quello di Willy Passchier-Vermeer e Wim Passchier "Noise Exposure and Public Health" [12] a livello personale l'inquinamento acustico può causare effetti non solo a livello uditivo, ma anche sul piano fisico e psicologico, come ad esempio: disturbi del sonno, disturbi a livello cardiovascolare, disturbi psicosociali ecc. Per quanto concerne i disturbi a livello del sonno, esso viene disturbato in maniera proporzionale alla quantità e alla frequenza del rumore. Il sonno è infatti un processo di recupero fondamentale per l'uomo e per molti è un chiaro indicatore della qualità della vita. Il rumore può alterare questo processo di recupero se si verificano più di 50 eventi di rumore notturno con intensità massima di 50 dB. L'esposizione al rumore durante il

sonno può inoltre aumentare la frequenza cardiaca e la pressione sanguigna. Oltre a questi effetti immediati si possono verificare delle ripercussioni il giorno successivo, per quanto concerne l'umore, i tempi di reazione aumentati o le performance cognitive. Inoltre si possono verificare alterazioni del pattern di sonno, quali aumento del tempo di latenza del sonno e riduzione del tempo di riposo causa risvegli prematuri, e ancora l'aumento del numero di risvegli ecc.

Altri effetti causati dall'inquinamento acustico, descritti nelle pubblicazioni di interesse, sono gli effetti psicosociali. L'effetto più di rilievo è sicuramente quello che prende il nome di *annoyance*, ovvero una particolare sensazione di fastidio o meglio di risentimento, dispiacere, disagio e insoddisfazione, che si verifica quando il rumore interferisce con i propri pensieri, sentimenti o attività. L'*annoyance* è uno stato fortemente individuale e la sua relazione con l'esposizione al rumore è stata testata sottoponendo gruppi di persone ad una serie di questionari, andando ad analizzare l'inquinamento acustico relativo al traffico su strade, ferrovie ed aeroporti. La relazione che sussiste è quella mostrata nella Figura 1.5. Dunque, tra coloro che si trovano ad essere periodicamente sottoposti ad inquinamento acustico, tanto è maggiore il livello di rumore, tanto maggiore sarà il numero di persone che presentano sintomi di *annoyance*.

Stabilire se sussiste e quale sia la relazione tra esposizione prolungata al rumore e sintomi psicologici è un compito estremamente arduo. Alcuni studi riportati nella trattazione di Stephen Stansfeld e Mark Matheson [11] sono stati condotti su gruppi di lavoratori industriali regolarmente esposti ad elevati livelli di rumore nelle fabbriche. Dai dati raccolti, i sintomi più comunemente riscontrati tra di essi comprendono: nausea, mal di testa, ansia e cambiamenti di umore. È tuttavia difficile poter stabilire se tali disturbi siano causati dall'inquinamento acustico o dall'insieme di altre situazioni che potrebbero venirsi a creare in ambito lavorativo. Basti pensare al numero di ore lavorative eccessivo, stress, pericoli fisici ecc. Altre indagini condotte sull'intera comunità hanno rilevato che i disturbi maggiormente diffusi nelle

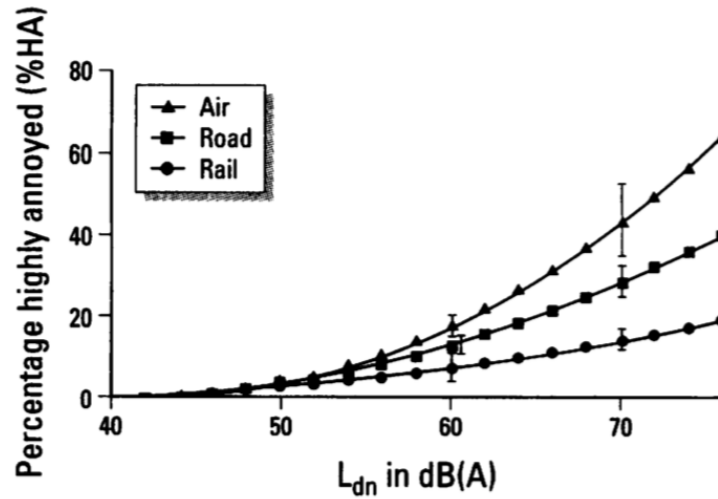


Figura 1.5: Relazione tra annoyance e rumore

situazioni precedenti sono: mal di testa, notti irrequiete, tensione e nervosità. Da questa analisi si evince quindi che l'inquinamento acustico ha causato e continuerà a causare nei tempi a venire danni non solo a livello comunitario sul piano sociale ed economico ma anche danni a livello personale, sia dal punto di vista fisico che sociale.

1.3.2 Norme sull'inquinamento acustico in Italia

Prima del 1995 in Italia mancava una vera e propria legge riguardante l'inquadratura del problema dell'inquinamento acustico e la conseguente definizione di tutti quei criteri e controlli allo scopo di prevenire e monitorare tale piaga. Nella storia precedente il Decreto del Presidente del Consiglio dei ministri della Repubblica Italia (DPCM) del 1 Marzo 1991 rappresentava il primo strumento di intervento in Italia su questo delicato tema, andando però a stabilire solamente i limiti massimi di esposizioni in ambienti abitativi ed esterni.

Legge 447/95

La legge 447/95 [9] è stata la prima vera e propria legge a trattare l'inquinamento acustico in maniera esaustiva ed approfondita. Questa legge, denominata "Legge Quadro", concerne prevalentemente la tutela dell'ambiente esterno e domestico. A seguito di una prima descrizione delle finalità generali della legge in questione, viene fornita una definizione più approfondita e mirata di ciò che si intende con inquinamento acustico, contrapponendolo alla precedente descrizione dello stesso presente nel DPCM del 1991. La legge include poi le definizioni relative alle sorgenti di rumore, i valori limite di emissione sonora e i valori di rumore massimi immettibili da una o più sorgenti sonore nell'ambiente abitativo ed esterno. Tutto ciò si delinea in funzione al tipo di sorgente di emissione sonora, al momento della giornata, alla zona da proteggere ed alla destinazione d'uso. Successivamente vengono stabilite anche le competenze dello stato e, più nello specifico, delle singole Regioni, Province, Comuni ed Enti o gestori proprietari delle infrastrutture di trasporto in materia di inquinamento acustico. Infine, vengono poi fornite indicazioni per la predisposizione di piani di risanamento acustico e per le valutazioni dell'impatto acustico, così come le eventuali sanzioni amministrative in caso di superamento dei limiti imposti e gli organi predisposti ad eseguire i controlli.

Dal 1995 ad oggi: Quadro normativo

Posta enfasi sulla prima vera e propria Legge riguardante l'inquinamento acustico, successivamente al 1995 non sono mancati i decreti o gli atti governativi riguardanti questo tema che, nell'ultimo secolo, sta guadagnando sempre più importanza. Il DPCM del 14 Novembre 1997 "Determinazione dei valori limite per le sorgenti sonore" [13] ha definito ulteriormente i seguenti valori limite:

- **Limiti di emissione.** Rappresentano i valori massimi di rumore che possono essere emessi da una sorgente sonora, misurati in prossimità

della stessa.

- **Limiti di immissione.** Rappresentano i valori massimi di rumore che possono essere immessi nell'ambiente abitativo o esterno, misurati in prossimità dei recettori.

Il decreto prevede inoltre la definizione di:

- **Valori di attenzione.** Segnalano la presenza di un potenziale rischio per la salute o per l'ambiente.
- **Valori di qualità.** Obbiettivi di tutela da conseguire a breve e/o a lungo termine.

Successivamente il Decreto Ministeriale (DM) del 16 Marzo 1998 definisce le tecniche di rilevamento e di misurazione dell'inquinamento acustico. Come riportato all'interno del Decreto ufficiale [14] vengono date una serie di definizioni utili a tale scopo, come ad esempio:

- **Sorgente specifica.** Sorgente sonora elettivamente identificabile che costituisce la causa del potenziale inquinamento acustico.
- **Tempo di riferimento (TR).** Rappresenta il periodo della giornata all'interno del quale si eseguono le misure. La durata della giornata è articolata in due tempi di riferimento: quello diurno compreso tra le h 6,00 e le h 22,00 e quello notturno compreso tra le h 22,00 e le h 6,00.
- **Tempo a lungo termine (TL).** Rappresenta un insieme sufficientemente ampio di TR all'interno del quale si valutano i valori di attenzione. La durata di TL è correlata alle variazioni dei fattori che influenzano la rumorosità a lungo periodo.
- **Tempo di osservazione (TO).** È un periodo di tempo compreso in TR nel quale si verificano le condizioni di rumorosità che si intendono valutare.

- **Tempo di misura (TM)**. All'interno di ciascun tempo di osservazione, si individuano uno o più tempi di misura (TM) di durata pari o minore del tempo di osservazione, in funzione delle caratteristiche di variabilità del rumore ed in modo tale che la misura sia rappresentativa del fenomeno.

Queste sono solo alcune delle definizioni utili al fine di rilevare e misurare l'inquinamento acustico.

Il Decreto Legislativo (D.Lgs) n° 194 del 19 Agosto 2005 rappresenta una attuazione della direttiva europea 2002/49/CE relativa alla determinazione e alla gestione del rumore ambientale. Come riportato nell'articolo ufficiale [15] vengono date una serie di definizioni utili, come ad esempio: **Lden**: il descrittore acustico relativo all'intera giornata o **Lnight**: il descrittore acustico relativo al periodo dalle 22.00 alle 06.00. Molto importante ai fini di questo articolo è anche la definizione data di **mappatura acustica** come "la rappresentazione di dati relativi a una situazione di rumore esistente o prevista in una zona, relativa ad una determinata sorgente, in funzione di un descrittore acustico che indichi il superamento di pertinenti valori limite vigenti, il numero di persone esposte in una determinata area o il numero di abitazioni esposte a determinati valori di un descrittore acustico in una certa zona" [15] o di **mappa acustica strategica** "una mappa finalizzata alla determinazione dell'esposizione globale al rumore in una certa zona a causa di varie sorgenti di rumore ovvero alla definizione di previsioni generali per tale zona" [15] e di **piani di azione** ovvero: "i piani destinati a gestire i problemi di inquinamento acustico ed i relativi effetti, compresa, se necessario, la sua riduzione" [15]. Questi concetti sono alla base del Decreto Legislativo in quanto prevede l'obbligo da parte degli enti stradali, degli aeroporti e dei principali agglomerati urbani di elaborare la mappatura strategica, nonché i piani di azione per l'abbattimento del rumore ambientale. Le autorità competenti per i singoli enti sopra citati hanno l'obbligo di redigere e trasmettere alla regione i piani di azione destinati a gestire i problemi dell'inquinamento acustico. Tali piani necessitano però della mappatura acustica strategica

come mezzo conoscitivo necessario al fine di gestire i problemi relativi all'inquinamento acustico. Le mappature da realizzare sono relative agli indicatori acustici definiti nel decreto stesso, ovvero ***L_{night}*** e ***L_{den}***.

Infine, il 17 Febbraio del 2017 sono stati approvati dal Consiglio dei Ministri due decreti legge con l'obiettivo di armonizzare la normativa nazionale italiana vigente, in termini di inquinamento acustico, (Legge 447/95 e D.Lgs. 194/2005) con quella europea che, con l'attuazione della Legge Europea 2013bis, impegnava il Governo ad una consistente revisione della normativa acustica fin ora in vigore sul territorio nazionale. Il Decreto Legge (DL) 17/2/2017 n° 42 [16] si occupa: delle mappe acustiche ed i relativi piani di azione, dell'informazione al pubblico, dell'applicazione dei valori limite, della valutazione dell'impatto acustico nella fase progettuale delle strutture al fine del contenimento dell'inquinamento derivante dal rumore, per la salvaguardia della popolazione [17]. Inoltre, i singoli Comuni devono redigere mappe acustiche che sono da aggiornare ogni 5 anni. Vengono infine inclusi nella normativa sull'inquinamento acustico anche attività come: impianti eolici, attività e discipline sportive, autodromi, piste motoristiche ecc. Viene inoltre definita anche la professione del tecnico acustico. Il secondo decreto, il DL 17/2/2017 n° 41 [18], norma la disciplina in materia di macchine rumorose operanti all'aperto, con particolari riguardi per quelle importate da paesi extracomunitari e sprovviste di marcatura CE [17].

1.3.3 ARPA

L' Agenzia Nazionale per la Protezione dell'Ambiente (ARPA) è un organo regionale della pubblica amministrazione italiana. Ogni regione ha la propria Agenzia, ad esempio: ARPAM (ARPA Marche), ARPAE (ARPA Emilia Romagna), ARPA Lombardia ecc. Come specifica il nome, le ARPA eseguono tutte quelle funzioni di controllo e vigilanza per la protezione del territorio, monitorando le diverse componenti ambientali, ovvero clima, qualità dell'aria, acque, livello sonoro nell'ambiente e sorvegliando il corretto adempimento alle norme in vigore nel territorio emanate dagli organi

competenti. Tra gli ambiti di interesse dell'ARPA è presente anche ciò che concerne l'inquinamento acustico, svolgendo alcuni compiti molto importanti per il tema trattato in questa sede. Alcune competenze in materia di inquinamento acustico svolte dall'ARPA sono: la vigilanza e la sorveglianza, la classificazione acustica del territorio regionale (zonizzazione), la partecipazione a interventi di risanamento acustico ed infine l'offerta di un servizio di consulenza [17]. Altro compito non di secondaria importanza svolto da quest'organo è quello di supporto tecnico per l'esecuzione dei controlli previsti dalla Legge Quadro sull'inquinamento acustico [9]. Enti privati possono inoltre richiedere all'ARPA delle misure fonometriche a pagamento in loro favore.

1.4 Tecniche per il rilevamento dell'inquinamento acustico

1.4.1 Tecniche basate su Mobile Crowdsensing

Come spiegato nelle sezioni precedenti, un'esposizione prolungata al rumore può portare a vari rischi per la salute e poichè nella maggior parte dei casi l'industria e i veicoli ne sono i maggiori responsabili è necessario monitorare densamente il rumore, in particolare nelle grandi città in cui il traffico è costantemente presente. Dal momento che i metodi tradizionalmente utilizzati per il rilevamento dell'inquinamento acustico utilizzano apparecchiature costose e statiche, esse non risultano adatte per misurazioni dinamiche. Oltretutto, con il progredire della tecnologia e la diffusione dei dispositivi indossabili, si sono aperte tantissime strade per la realizzazione di applicazioni per il monitoraggio ambientale. MCS (Mobile Crowdsensing) è un paradigma di rilevamento guidato dall'uomo, che consente ai cittadini di fornire dati rilevati dai loro dispositivi mobili, aggregare i dati raccolti nel *cloud*, estrarre conoscenza e creare consapevolezza su alcuni fenomeni specifici nell'ambiente [19]. MCS rappresenta una categoria di servizi di Smart Cities che mobilita

i cittadini in movimento per gli ambienti urbani a raccogliere e condividere dati; tanto maggiore è il numero di cittadini e volontari che aderiscono a tale raccolta, tanto più i dati saranno densi e le informazioni accurate, andando a formare quindi un'architettura più facilmente estendibile. L'obiettivo di un ecosistema MCS è quello di informare i cittadini sull'ambiente circostante in tempo reale, in modo che gli utilizzatori abbiano un quadro dinamico e sempre aggiornato della situazione e possano prendere decisioni di conseguenza [19]. Un semplice esempio è quello inerente ad utenti che, utilizzando il sistema per un allenamento (ad esempio corsa), possano decidere di cambiare percorso per via di una cattiva qualità dell'aria o della presenza di rumore troppo elevato in una delle successive zone di passaggio. Difatti, la mobilità intelligente, l'utilizzo di sensori per il monitoraggio dell'ambiente e la connettività, possono svolgere un ruolo strategico importante per fornire informazioni utili ai cittadini, in modo che essi possano migliorare le proprie attività quotidiane [20].

Gli utenti, trasportando i propri cellulari e/o tutto ciò che concerne la tecnologia *wearable*, raccolgono dati in modo continuo, i quali vengono poi inviati ad un *cloud server* a cadenze regolari ed in modo autonomo. Il servizio MCS è responsabile della raccolta dei dati sui dispositivi mobili, dell'elaborazione dati in entrata su *cloud server* ed infine della diffusione alle parti interessate in tempo quasi reale. L'architettura è quindi molto semplice: la parte di elaborazione si trova all'interno del *cloud server* per gestire il grande volume dei dati, mentre i sensori di raccolta si trovano sui telefoni cellulari o sui dispositivi indossabili che fungono da *client* sempre connessi ad Internet. L'efficacia di una tecnica di questo genere nel campo dell'inquinamento acustico e ambientale è stata dimostrata da una serie di ricercatori dell'Università di Zagabria in "Air and Noise Pollution Monitoring in the City of Zagreb by Using Mobile Crowdsensing" [19]. I volontari che trasportano telefoni cellulari e sensori forniscono i dati rilevati al *cloud server*, mentre tutti i cittadini che utilizzano l'applicazione possono ricevere avvisi in tempo reale sul rumore e sull'inquinamento atmosferico nelle aree di proprio interesse.

Per rilevare l'inquinamento acustico, quello a noi di interesse, sarebbe necessario l'utilizzo di un fonometro. Tale apparecchiatura rileva il livello di pressione sonora e deve essere calibrato per poter fornire una misura precisa. Questi tipi di dispositivi sono particolarmente costosi in quanto molto utilizzati nel campo dell'acustica, richiedendo inoltre un tempo di calibrazione elevato. Per questa serie di motivi, nell'esperimento analizzato per la misurazione del rumore ambientale sono stati utilizzati i microfoni dei telefoni cellulari. Naturalmente i microfoni incorporati negli *smartphone* hanno precisioni differenti e non comparabili a quelle dei fonometri. Per questo motivo, l'applicazione è in grado di calibrare via software le misure ottenute dai microfoni di una serie di dispositivi così da ottenere misure tra loro comparabili. I risultati hanno infine mostrato che il rumore ambientale e l'inquinamento atmosferico possono essere correlati e dipendono dall'esposizione al traffico. Il livello medio di rumore è di circa 3 dB più alto nelle ore di punta a causa dell'aumento del traffico. Infine si è anche dimostrato che il numero di volontari e la posizione in cui effettuare le misurazioni influenzano pesantemente l'accuratezza delle mappe relative all'inquinamento acustico e dell'aria.

Altro esempio che si muove in questa direzione è lo studio "Canarin II: Designing a smart e-bike eco-system" [20] che presenta un prototipo di ecosistema di bici intelligenti, progettato con l'obiettivo di raccogliere, aggregare e condividere dati sull'inquinamento atmosferico e sull'ambiente urbano. Questi dati possono poi essere utilizzati in un contesto di mobilità intelligente grazie appunto all'utilizzo di reti di sensori e veicoli [20]. Al contrario dello studio precedente, non vengono utilizzati gli smartphone per il campionamento e il raccoglimento dati, ma bensì un sistema di bici intelligenti.

1.4.2 Tecniche basate su reti WSN e sensori BAN

A causa dell'effetto negativo che il rumore ha sugli esseri viventi misurare il livello di inquinamento acustico e lo stato di salute delle persone ad esso esposte appare fondamentale per determinarne gli effetti. Un sistema che oltre a monitorare lo stato del rumore ambientale è in grado di monitorare

lo stato di salute delle persone integra una WSN (Wireless Sensor Network) e una BAN (Body Access Network) [21]. WSN è una tecnologia all'avanguardia che viene oggi applicata in una vasta gamma di campi: ambientale, catastrofi naturali, pubblica sicurezza, eGovernment, edifici intelligenti ecc. WSN è quindi una rete costituita da un insieme specifico di nodi e sensori a basso costo e bassa potenza, collegati ad un *gateway* che consente ai dati raccolti all'interno della rete di raggiungere una rete di comunicazione esterna [21]. La rete WSN e BAN presentata nello studio di Cantuña e colleghi [21] è costituita da specifici nodi tra cui: un dispositivo di posizionamento globale (GPS), un microcontrollore (ATmega328), un fonometro digitale ed un dispositivo di radiofrequenza in grado di trasmettere dati in tempo reale. La rete BAN, invece, monitora l'impatto del rumore sulla salute delle persone utilizzando sensori non invasivi che forniscono dati come ad esempio la saturazione dell'ossigeno nel sangue e la frequenza cardiaca di una persona. Entrambe le reti sono controllate da un'interfaccia grafica che salva tutti i dati raccolti su un database. L'applicazione realizzata nello studio di interesse consente quindi di salvare in tempo reale i dati sui livelli di rumore, la posizione dei sensori rilevata dal GPS, la frequenza cardiaca e il livello di ossigeno nel sangue. Lo studio "Noise Pollution Measurement System Using Wireless Sensor Network and BAN Sensors" [21] mostra quindi la composizione di una rete WSN e BAN che potrebbe essere utilizzata dal governo per raccogliere, analizzare ed archiviare dati in un apposito *data center* centralizzato dove le autorità possono avere accesso a queste analisi e statistiche in tempo reale, in modo da poter prendere decisioni intelligenti ed intraprendere azioni correttive in caso cui vengano riscontrate anomalie o sorpassati dei valori limite.

1.4.3 Tecniche basate su Gamification

La maggior parte degli approcci classici nel campo della rilevazione del rumore ambientale in ambienti urbani si basa su reti di sensori, il cui costo di implementazione e manutenzione potrebbe essere elevato per i governi locali.

Così come le tecniche basate su MCS anche l'approccio mediante *gamification* utilizza dispositivi mobili come gli smartphone, ampiamente diffusi oggi. Per il rilevamento dell'inquinamento acustico è quindi possibile utilizzare i microfoni a basso costo integrati nei telefoni cellulari. Nello studio di Martí e colleghi [22], le applicazioni per il rilevamento del rumore ambientale sono state progettate proprio utilizzando le tecniche di *gamification* in modo da incoraggiare gli utenti a partecipare a tali rilevamenti. L'articolo in questione riporta il paradigma di "Cittadini come sensori" ovvero di utilizzare i cittadini come mezzo per raccogliere in maniera semplice ed economica i dati. Il vero problema è incentivare però gli utenti a far funzionare tale meccanismo, invogliandoli a partecipare alla ricerca, ed è proprio questo il motivo per cui le tecniche di *gamification* assumono tanta importanza. Sempre secondo quanto riportato da [22] alla base del concetto di *gamification* è presente l'impegno, che deve essere raggiunto motivando le persone, creando quindi applicazioni piacevoli ed intuitive che incoraggino le stesse a partecipare alla raccolta di informazioni. Inoltre, una buona applicazione basata su un simile approccio deve necessariamente considerare e mantenere in evidenza quattro concetti fondamentali durante la progettazione:

- **Stato dell'Utente.** È necessario tenere bene a mente che all'uomo piace condividere gli obiettivi raggiunti e confrontarsi con gli altri sulla base di essi. Proprio per questo l'applicazione *gamified* deve essere strutturata in livelli.
- **Accesso.** L'utente possa sbloccare nuove funzionalità in base all'uso dell'applicazione e al contributo dato. In questo modo l'utente sarà più legato all'applicazione.
- **Potenza.** Trasferendo potere ad alcuni utenti questi vengono incoraggiati ad utilizzare maggiormente l'applicazione. Il potere ad essi trasferito gli consente di eseguire azioni che altrimenti non sarebbero infatti possibili.

- **Ricompense.** Oltre ai concetti appena elencati è importante includere anche un insieme di ricompense gratuite, premi e *badge* come incentivo per fidelizzare ulteriormente gli utenti all'uso delle applicazioni qui di interesse. Tali elementi possono essere anche utilizzati dagli utenti come metodo di confronto con gli altri.

Tutti questi concetti sono stati utilizzati nello studio di Martí e colleghi [22] per la realizzazione di due prototipi di applicazioni basati su gamification per il monitoraggio dell'inquinamento acustico in ambiente urbano. Nel loro gioco questi ricercatori hanno al meglio sintetizzato i concetti sopra riportati, creando un ambiente in cui si guadagnano punti in base al numero di osservazioni sul rumore eseguite, salendo poi di livello. Sono inoltre presenti missioni da completare e la città viene suddivisa in aree che devono essere esplorate. È poi presente la possibilità di colpire i nemici con suoni e rumori durante battaglia, il tutto per aumentare il livello di competizione e stimolare gli utenti a proseguire la propria esperienza di gioco. Sono inoltre stati creati un *set* di *avatar* e premi sbloccabili durante il *gameplay*. I prototipi creati in [22] sono due, volti a catturare l'attenzione di specifici utenti target:

- **Noise Battle.** Questo prototipo di applicazione mira a catturare l'attenzione degli amanti dell'azione, del raccoglimento di obiettivi, i cosiddetti *Achievers*. L'idea è quella di creare un ambiente in cui l'utente può guadagnare punti e conquistare aree combattendo contro gli altri giocatori, rendendo la competizione l'argomento principe di tale gioco.
- **Noise Quest.** Questo prototipo di applicazione mira invece a catturare l'attenzione degli amanti dell'esplorazione, i cosiddetti *Explorers*. Qui la concorrenza non è di primaria importanza, ma è più importante esplorare la città, camminare per raccogliere misure, guadagnando punteggio in base al numero di osservazioni raccolte. La "bontà" delle osservazioni è dunque più importante della quantità.

Lo studio preso in esame ha evidenziato come si possono progettare delle applicazioni di monitoraggio dell'inquinamento acustico mediante gamifica-

tion. L'uso di queste applicazioni nella vita quotidiana da parte del pubblico può contribuire ad aumentare il benessere della società. Attraverso il campionamento è quindi possibile individuare quali sono le aree maggiormente colpite dall'inquinamento acustico per effettuare ricerche, individuarne le cause e, ove possibile, intervenire per migliorare la vivibilità nella città.

È quindi evidente, dall'analisi dell'articolo qui di interesse che le tecniche di gamification consentono di mutare la percezione di compiti ritenuti ripetitivi e stancanti in modo più leggero e coinvolgente per gli utenti. Parallelamente alle tecniche di analisi dell'inquinamento acustico basate su Mobile Crowdsensing, anche in questo caso, maggiore è la partecipazione degli utenti maggiore sarà la densità spazio-temporale dei campionamenti, creando così la possibilità di generare mappe sempre più accurate tramite il coinvolgimento dei "cittadini come sensori" mediante l'utilizzo di un dispositivo diffusissimo come lo smartphone.

Capitolo 2

Tecnologie e Design

2.1 Tipologie di Microfoni

Come descritto nel primo capitolo, quando un oggetto vibra le molecole d'aria ad esso vicine iniziano ad oscillare, facendo vibrare a loro volta quelle adiacenti. Tale effetto dà origine ad una perturbazione che viaggia attraverso il mezzo trasmissivo (ossia l'aria) come pressione oscillante, a frequenze e ampiezze determinate dalla sorgente sonora [23]. L'orecchio umano trasforma tali oscillazioni di pressione, o suono, in segnali elettrici che possono essere poi interpretati dal cervello come musica, rumore, parole, ecc. [23]. I microfoni vengono progettati allo stesso modo dell'orecchio umano, ovvero devono essere in grado di convertire le perturbazioni formate da oscillazioni di pressione in segnali elettrici [23]. I segnali raccolti dai microfoni possono poi essere registrati ed analizzati per ottenere informazioni utili circa la sorgente sonora o il percorso effettuato dal suono da essa sino al microfono. I microfoni sono dunque progettati per misurare una vasta gamma di ampiezze, tipicamente misurate in Decibel (dB) e ampie gamme di frequenze, tipicamente misurate in Hertz (Hz). Come riportato dall'azienda PCB Piezotronics nel manuale sui microfoni [23], ne esistono vari tipi in commercio, ognuno basato sui propri principi di funzionamento. Ciascun tipo di microfono può dunque essere classificato diversamente e, a seconda dell'ambito applicativo, pos-

sono essere utilizzati approcci diversi. A volte la classificazione può avvenire in base alla tecnologia utilizzata e al principio di funzionamento, altre volte in base alle proprietà direzionali o, ancora, basandosi sulla dimensione del diaframma e sulla forma. Di seguito verranno elencate le principali classificazioni di microfoni e per ognuna di esse le principali tipologie presenti in commercio.

2.1.1 Classificazione in base alla tecnologia

Microfoni a Condensatore

Come mostrato nella Figura 2.1 i microfoni a condensatore hanno un design capacitivo e utilizzano i principi di trasduzione di base, ovvero la trasmissione di energia da un trasmettitore a un recettore, trasformando la pressione sonora in variazioni di capacità che vengono poi convertite in una tensione elettrica [23].

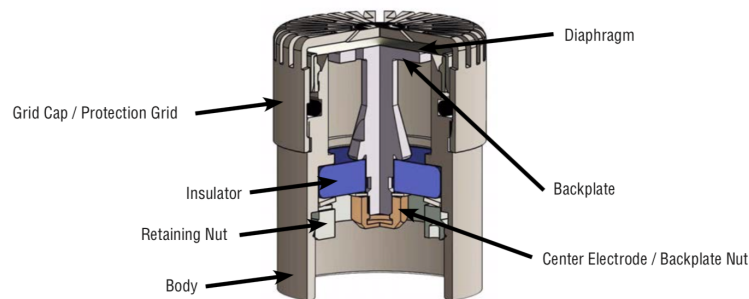


Figura 2.1: Composizione di un microfono a condensatore

I microfoni a condensatore sono costituiti da un piccolo diaframma metallico sottile, che viene posto ad una piccola distanza da una piastra di metallo chiamata *backplate*. Questa semplice configurazione funziona come un condensatore in cui la pressione del suono fa vibrare il diaframma che, a sua volta, cambia la capacità del condensatore per produrre il segnale elettrico. Più specificatamente, in presenza di una pressione oscillante il diaframma si sposterà, modificando così lo spazio presente tra sè stesso e il *backplate* e, con-

seguentemente, la capacità del condensatore [23]. Applicando una tensione costante al *backplate* è possibile formare il trasduttore, ovvero un dispositivo in grado di convertire una variazione capacitiva in tensione. Le variazioni della pressione acustica fletteranno il diaframma e produrranno una tensione proporzionale alla pressione sonora a cui il diaframma stesso è esposto. Dal momento che utilizzano questo metodo capacitivo tali microfoni appaiono ideali per la registrazione precisa di suoni, essendo inoltre molto stabili nel tempo e resistenti a variazioni di temperatura e umidità [24]. Nella Figura 2.1 possiamo vedere le componenti principali di un microfono a condensatore. I componenti più importanti che ne consentono il particolare funzionamento sono il diaframma e il *backplate* che vanno a formare il condensatore. Il corpo del microfono funge da terminale a terra, il cappuccio della griglia previene i danni al diaframma e l'isolante consente di isolare elettricamente la piastra posteriore dal corpo. Infine, il dado posto nella parte inferiore (*backplate nut*) funge da terminale del segnale [24].

Microfoni piezoelettrici

I microfoni piezoelettrici utilizzano le proprietà piezoelettriche, ovvero delle proprietà di alcuni materiali cristallini che sono in grado di produrre una differenza di potenziale quando sollecitati [25]. Questi cristalli generano una quantità di energia proporzionale a quanto vengono deformati. I materiali solitamente utilizzati sono il sale di Rochelle o il titanato di bario. La voce crea onde sonore che sollecitano i cristalli presenti in questo tipo di microfoni [25]. Questi si deformano in base alla modulazione della voce e trasmettono una serie di scariche elettriche [25]. Sono microfoni che vengono utilizzati nei casi in cui non si ricerca un'alta qualità del suono; il loro assemblaggio è molto semplice e i materiali molto economici. Sono utilizzati ad esempio dai musicisti per accordare gli strumenti a corda. Nonostante abbiano un grado di sensibilità molto basso sono in grado di misurare pressioni di ampiezza molto elevata (170 dB o superiore), rendendo quindi il dispositivo adatto per misurazioni di pressioni acustiche molto elevate. Di conseguenza il rumore

di fondo è molto alto rendendo le misure di scarsa qualità.

Microfoni a carbone

I microfoni a carbone, come raffigurato nella Figura 2.3, sono composti da granuli di carbone che sono contenuti all'interno di un sottile diaframma metallico e da una batteria che consente di far fluire corrente attraverso il microfono [26]. Questa tipologia di microfoni sfruttano la variazione di resistività della polvere di carbone quando viene sottoposta alle pressioni della membrana. Quando sul microfono viene esercitata la pressione di un segnale acustico, allora essa forza i granuli di carbone ad avvicinarsi, e questo provoca un cambiamento della resistenza [23]. Tale cambiamento viene misurato e utilizzato come output. Questi tipi di microfoni hanno una risposta in frequenza limitata a un intervallo ristretto ed inoltre il dispositivo produce un rumore elettrico significativo. Hanno trovato grande diffusione nei primi telefoni in quanto fornivano una risposta molto elevata, senza alcun bisogno di utilizzare un amplificatore ed erano molto robusti, resistendo anche ad alti picchi di tensione. Tuttavia, il loro utilizzo nelle applicazioni di trasmissione è terminato a causa degli svantaggi portati dal forte rumore elettrico e dalla bassa risposta in frequenza, il che ha portato i microfoni a carbone ad essere quasi completamente sostituiti con altri in quanto fornivano una maggiore affidabilità.

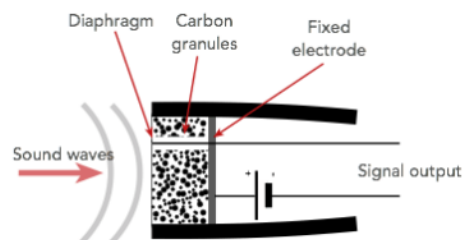


Figura 2.2: Composizione di un microfono a carbone

Microfoni dinamici

I microfoni dinamici - chiamati anche a bobina mobile - sono tra i più utilizzati nel campo musicale e altri svariati ambiti applicativi. Questo tipo di microfono si basa su un design molto semplice e offre quindi un buon rapporto qualità-prezzo. Il microfono dinamico è composto da un magnete e un diaframma a cui è collegata una bobina; il tutto è tenuto in posizione da un involucro esterno, mentre la bobina può muoversi liberamente sopra al magnete [27]. Grazie a questa sua composizione, quando le onde sonore colpiscono il diaframma, questo fa muovere la bobina ad esso collegata avanti e indietro all'interno di un campo magnetico e, di conseguenza, viene indotta una corrente elettrica [27]. Questi tipi di microfoni sono particolarmente robusti ed in grado di gestire alti livelli sonori, senza provocare distorsioni, il che li rende molto utili per alcuni strumenti musicali. Viene particolarmente apprezzato nel campo musicale in quanto fornisce quello che viene definito un "tono brillante" all'audio.

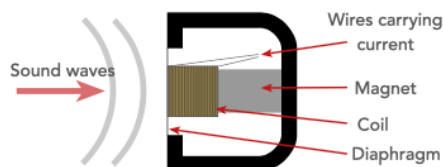


Figura 2.3: Composizione di un microfono dinamico

2.1.2 Classificazione in base alla direzionalità

Alcuni microfoni captano i suoni allo stesso modo in tutte le direzioni, mentre altri raccolgono meglio i suoni in una specifica direzione piuttosto che un'altra. Ogni microfono ha quindi il suo pattern direzionale, noto come direzionalità del microfono [28].

Microfoni omnidirezionali

Questo tipo di microfoni, come mostrato nella Figura 2.4, catturano il suono da tutte le direzioni allo stesso modo [29]. Non avendo direzionalità questi microfoni catturano meglio le sfumature, producendo di conseguenza un suono più naturale [29]. Per via di queste caratteristiche una loro applicazione molto diffusa sono i microfoni Lavalier, ovvero quelli che si indossano sui vestiti. Questi microfoni sono ottimi per captare il suono e la voce emessi da una persona mentre si muove. L'aspetto negativo dei microfoni omnidirezionali è che durante le registrazioni vengono acquisiti molti suoni estranei, causando quindi la presenza di rumore di sottofondo nelle registrazioni. Raccogliendo i suoni dell'ambiente a 360° sono spesso chiamati microfoni panoramici.



Figura 2.4: Direzionalità microfono omnidirezionale

Microfoni cardioidi

Questo tipo di microfoni, come mostrato nella Figura 2.5, hanno una risposta molto maggiore verso la parte anteriore, ovvero catturano tutto quello che proviene solo da un lato (di fronte al microfono), mentre bloccano tutto il resto [29]. Si tratta quindi di uno strumento che è stato progettato per captare il suono proveniente da una fonte specifica, proprio per questo prende il nome di microfono monodirezionale [25]. Questo modello di direzionalità focalizzato frontalmente consente di indirizzare il microfono verso una specifica fonte sonora e isolarla dai rumori ambientali [29]. Proprio per

queste caratteristiche sono tra i più diffusi per le esibizioni dal vivo, concerti, karaoke, conferenze stampa ecc...



Figura 2.5: Direzionalità microfono cardiode

Microfoni bidirezionali

Questo tipo di microfoni, come mostrato nella Figura 2.6, sono adatti per captare suoni provenienti da due fonti poste una di fronte all'altra [25]. Viene utilizzato dove ci sono più persone che devono condividere lo stesso microfono, offrendo gli stessi vantaggi del microfono unidirezionale. A differenza dei precedenti è molto difficile da posizionare, in quanto le due persone devono trovarsi esattamente l'una di fronte all'altra, rendendone scomodo l'utilizzo.



Figura 2.6: Direzionalità microfono bidirezionale

Microfoni supercardioidi

Questo tipo di microfoni sono una versione migliorata di quelli cardioidi. Come è possibile vedere dalla figura 2.7 questo tipo di microfoni consentono

di captare i suoni anche nella direzione opposta a quella del cardiode anche se in modo limitato [25]. I microfoni supercardioidi, allo stesso modo dei cardioidi, permettono di captare i suoni da una sorgente principale, non trascurando del tutto il rumore ambientale [25]. Anche in questo caso la difficoltà principale viene riscontrata nel posizionamento, dovendo tenere conto di due fonti sonore.



Figura 2.7: Direzionalità microfono supercardioide

Microfoni ipercardioidi

Questi microfoni, come rappresentati nella Figura 2.8, non sono altro che dei microfoni supercardioidi con una sensibilità maggiore per il rumore di fondo (nella figura viene rappresentato con una maggiore ampiezza del cerchio) [25]. Rappresentano quindi una via di mezzo tra i microfoni supercardioidi e bidirezionali. Le caratteristiche sono le stesse dei microfoni supercardioidi.



Figura 2.8: Direzionalità microfono ipercardiode

2.2 Definizione degli scopi ed obiettivi del lavoro

Come ampiamente discusso nel capitolo precedente, l'inquinamento acustico è rappresentato da tutti quei suoni che accompagnano un'attività indesiderata, che vanno ad interferire con il normale proseguimento delle attività giornaliere. Il rumore ambientale oggi giorno con l'aumento dell'urbanizzazione, dell'industrializzazione e del traffico sta assumendo proporzioni enormi ed è onnipresente nella vita delle persone, tanto che rappresenta una delle principali piaghe del nuovo secolo. Tale caratteristica di onnipresenza può causare dei problemi sul piano personale tra cui la diminuzione delle capacità cognitive, come ad esempio il calo dell'attenzione con una conseguente diminuzione delle proprie abilità lavorative. Quando il livello di inquinamento acustico diventa eccessivo in ambienti lavorativi, allora non si può più parlare solo di un danno a livello personale, ma si trasforma in una situazione problematica collettiva, provocando perdite anche a livello economico. In questa sede è stato deciso di andare a monitorare il rumore ambientale all'interno dell'Università degli Studi di Bologna - Campus di Cesena - con lo scopo di determinare la presenza di inquinamento acustico durante l'orario di studio/lavoro. Come precedentemente accennato, i dispositivi fisici utilizzati per il monitoraggio del rumore, o più in generale del suono, sono i microfoni. Di questi ultimi ne esistono vari tipi, distinti in base al loro funzionamento, e di ogni tipo ne esistono svariati modelli con caratteristiche e fasce di prezzo differenti. Naturalmente modelli con prezzi molto diversi indicano precisioni di misurazione differenti. In questa sede, scopo di ricerca diventa la volontà di ottenere le medesime prestazioni di microfoni precisi utilizzandone alcuni a basso costo, facilmente reperibili sui più famosi siti di *e-commerce*, consentendo di mantenere il budget di ricerca limitato. Strumento di misura di riferimento in acustica è il *fonometro*, ovvero un dispositivo professionale utilizzato per rilevare l'intensità sonora. Obiettivo della ricerca presentata in questo documento è quello di sopperire al gap di precisione tra un microfono

a basso costo ed un fonometro calibrato in maniera più accurata possibile. In questo modo, a calibrazione avvenuta, anch'essi potranno contribuire al rilevamento del rumore ambientale in maniera più precisa.

2.3 Tecniche di calibrazione esistenti

Prima di procedere alla spiegazione della tecnica utilizzata è interessante esplorare quali metodologie sono state utilizzate in letteratura per affrontare problemi di questo genere. Saranno presi in esame studi non solo inerenti alla calibrazione di microfoni, ma riguardanti la calibrazione di un qualsiasi dispositivo a basso costo.

Come riportato in [30] ad esempio i microfoni a condensatore vengono calibrati mediante un attuatore elettrostatico dalla casa produttrice, mentre altri tipi di microfoni che utilizzano tecnologie differenti non possono essere calibrati allo stesso modo. La soluzione in questo caso potrebbe essere di eseguire calibrazioni del campo acustico durante la produzione del dispositivo. Tutti i microfoni possono essere utilizzati in tutti i campi sonori, ma ciascun campo registra una risposta diversa nel microfono. Quelli elencati nell'articolo [30] sono metodi di calibrazione secondari, ovvero che richiedono l'utilizzo di un microfono già calibrato sul campo come riferimento. Generalmente il segnale più utilizzato per la calibrazione è un'onda sinusoidale a gradino, ovvero viene applicata una sinusoide pura tramite un'autoparlante, una frequenza alla volta, sull'intera gamma di frequenze [30]. In un campo libero, ovvero un campo dove non ci sono riflessioni, la calibrazione viene eseguita esponendo il microfono di riferimento al campo sonoro, eseguendo delle misurazioni, e quindi utilizzando il microfono da calibrare per effettuare lo stesso compito a campo identico, ovvero a condizioni immutate. Infine, viene calcolata la risposta in frequenza di queste due misurazioni e la risposta in campo libero del microfono di riferimento viene sottratta da quella dispositivo da calibrare, in modo da ottenere la risposta finale [30]. Un esempio di applicazione di una tecnica basata su questi principi è possibile trovarlo

in [31]. La calibrazione della pressione si basa su un metodo di confronto e può essere eseguita in quasi tutti gli ambienti. I diaframmi dei due microfoni vengono posizionati in stretta vicinanza in modo che il campo sonoro sia il più identico possibile. Durante la calibrazione i microfoni vengono misurati contemporaneamente e la risposta in frequenza del microfono di prova viene calcolata con un metodo identico a quello per la calibrazione in campo libero [30].

Negli ultimi anni l'ambito della calibrazione di dispositivi e sensori a basso costo è stato materiale di ricerca. Ad esempio alcuni ricercatori dell'Università di Zhejiang, in Cina, hanno sviluppato un loro metodo di calibrazione di sensori a basso costo per il rilevamento della qualità dell'aria [32]. In questo studio sono stati utilizzati dispositivi a basso costo, installati su veicoli mobili, al fine di rilevare la qualità dell'aria nell'intera città. Per queste ricerche la qualità dei dati è molto importante e i sensori a basso costo soffrono di precisioni limitate. Per la loro calibrazione Lin e colleghi hanno proposto un modello di machine learning basato su due fasi [32]. Nella prima fase hanno proposto un approccio sistematico per la selezione automatica delle variabili più importanti e costruito un modello lineare. Nella seconda fase, quella non lineare, vengono utilizzate le Random Forest (RF) per addestrare un modello sull'errore residuo della parte lineare. Le RF sono un modello di apprendimento per la regressione e si basano sulla costruzione di una moltitudine di alberi decisionali. Al termine delle due fasi viene estratto il modello di calibrazione finale [32]. Anche nello studio "Calibration of a cluster of low-cost sensors for the measurement of air pollution in ambient air" [33] sono stati sviluppati algoritmi di apprendimento automatico per la calibrazione di sensori a basso costo per il monitoraggio dell'inquinamento dell'aria. In questo studio sono stati sviluppati tre diversi modelli di apprendimento: (i) un modello di regressione lineare univariata; (ii) uno di regressione lineare multivariata; ed infine (iii) un modello basato su reti neurali. Altro esperimento, tra i tanti esistenti, che intraprende il medesimo percorso è quello di Zimmerman e colleghi [34] che mira sempre allo sviluppo di algoritmi di

machine learning per la calibrazione di dispositivi per il monitoraggio delle componenti determinanti la qualità dell'aria. Anche in questo caso sono stati sviluppati tre modelli di learning differenti: (i) un modello di regressione lineare univariata; (ii) uno di regressione lineare multivariata; ed infine (iii) un modello basato su RF. Le tecniche di apprendimento automatico sono oggi molto diffuse in quanto esistono numerosissime librerie che consentono di utilizzare algoritmi di machine learning come delle semplici *black-box*, ovvero delle scatole chiuse. Difatti è necessario conoscere solamente l'interfaccia di utilizzo di questi modelli per avere uno strumento completo, già pronto all'utilizzo.

2.4 Tecnica di calibrazione utilizzata

Una volta analizzati gli studi sopra riportati la strada da intraprendere appariva ormai chiara: realizzare un algoritmo di machine learning per la calibrazione di microfoni *low cost*. Per il monitoraggio del rumore ambientale sono stati utilizzati un microfono, ossia il dispositivo da calibrare, ed un fonometro, ovvero il dispositivo di riferimento. Tali strumenti sono stati collegati a due dispositivi *embedded* sempre connessi ad Internet per rendere la fase di monitoraggio e accesso ai dati il più semplice possibile. Questo tipo di sistemi "intelligenti" connessi ad Internet per la comunicazione e lo scambio di informazioni appartengono al più vasto campo dell' Internet Of Things (IoT). Questi dispositivi sono stati configurati in modo da poter raccogliere dati ed, autonomamente, condividerli, senza la necessità dell'intervento umano. Tale strategia è stata attuata al fine di poter raccogliere una quantità di dati sufficiente a poter attuare strategie di apprendimento automatico in grado di predire, con la maggior precisione possibile, i decibel calibrati. I dispositivi IoT in questo ambito servono per favorire ed automatizzare la procedura di reperimento e condivisione dati, agevolando, in tal modo, il lavoro svolto.

2.4.1 Machine Learning

Il machine learning - tradotto in italiano come apprendimento automatico - rappresenta una branca dell'intelligenza artificiale che fornisce un insieme di metodi generali per estrarre modelli di conoscenza dai dati. Un modello di conoscenza non è altro che un insieme di regole che vengono estratte da un algoritmo dai dati, ovvero l'intelligenza nei dati stessi. Lo scopo di un algoritmo di machine learning è dunque quello di trovare una funzione che associ ad ogni dato di input una classe o un valore numerico. Le variabili indipendenti (X) sono le variabili di input, mentre la variabile dipendente (Y) è la variabile di output. Esistono vari tipi di apprendimento e ad alto livello possono essere classificati in base al tipo della variabile di output da predire.

- **Predizione del valore di variabili discrete.** Queste sono variabili che possono assumere una quantità finita di valori all'interno di uno specifico insieme. In questo caso l'algoritmo dovrà calcolare la classe di appartenenza di un determinato input, ad esempio: utenti fedeli, utenti a rischio di insolvenza, l'eventuale calo o la salita di un titolo in borsa, ecc. Questi algoritmi prendono il nome di algoritmi di *classificazione* e mirano ad individuare una funzione in grado di separare al meglio le classi di dati.
- **Predizione del valore di variabili continue.** Queste sono variabili che possono assumere qualsiasi valore. In questo caso l'algoritmo dovrà predire un valore preciso e non una classe di appartenenza all'interno di uno specifico insieme di valori. Esempi di predizione possono essere: il consumo di energia, il prezzo di una casa, il valore di un titolo in borsa, ecc. Questi algoritmi prendono il nome di algoritmi di *regressione* e mirano a stimare una funzione che rappresenti al meglio l'andamento dei dati.

Si può parlare di apprendimento supervisionato quando vengono forniti all'algoritmo sia i dati di input (X) che quelli di output (Y) al fine di ricercare

una regola che rappresenti il legame tra i dati in ingresso e quelli in uscita. In questo modo, per prendere decisioni su nuovi dati e fare deduzioni, l'algoritmo dovrà basarsi sui dati e sugli esiti di esperienze passate. Si parla invece di apprendimento non supervisionato quando alla macchina vengono forniti i soli dati di input (X), senza però conoscere i risultati attesi. L'algoritmo in questo caso deve attingere ai dati senza avere alcun esempio di utilizzo ricercando schemi e modelli nascosti, identificando nei dati in ingresso una struttura logica. Infine, l'apprendimento può avvenire per rinforzo, ovvero l'algoritmo si trova immerso all'interno di un ambiente dinamico con il quale è in grado di interagire mediante sensori di input per poi poter prendere decisioni al fine di massimizzare la ricompensa in una particolare situazione. Il modello impara dai propri errori, ai quali vengono attribuite delle punizioni. Un algoritmo di questo tipo può ad esempio imparare a battere un avversario in un gioco o imparare a guidare un veicolo, in base sempre ai risultati raggiunti in precedenza.

Parlando di applicazioni dell'apprendimento automatico non ci si può riferire solamente ad ambiti di ricerca specifici, bensì tale disciplina trova applicazione nella vita quotidiana. Ad esempio il machine learning è alla base del riconoscimento vocale, delle applicazioni di domotica, auto e guida autonoma, ecc. Anche i sistemi di *recommendation*, che mirano ad individuare relazioni utili tra prodotti e utenti al fine di dar loro suggerimenti mirati in base ai propri interessi, hanno alla base algoritmi di machine learning. Amazon, Netflix e Spotify sono solo alcuni esempi di servizi che generano gran parte delle loro vendite basandosi su tali sistemi. I suggerimenti di canzoni, serie tv e prodotti che ci potrebbero piacere sono dunque recommendation personalizzate che si basano su quello che abbiamo recentemente visto, ascoltato o acquistato.

2.4.2 Internet Of Things

L'Internet Of Things (IoT) era stato inizialmente ideato per automatizzare l'inserimento di dati relativi al mondo fisico in rete, in tempo reale. L'IoT

ha rappresentato una vera e propria rivoluzione, andando ad integrare la rete e la computazione in aspetti profondi della vita quotidiana della persona. L'IoT è quello che otteniamo quando connettiamo *things*, che non sono gestite dall'uomo, alla rete. Si vanno a creare delle reti costituite da oggetti fisici, che interagiscono tra loro mediante Internet. Questi oggetti fisici sono solitamente dei *sistemi embedded*, ovvero dei dispositivi *special-purpose* che sono costruiti per svolgere un compito specifico, incorporati (embedded) in dispositivi elettronici. Questi sistemi sono dotati di una componente *hardware* e una *software* ed il loro compito è quello di comunicare con l'ambiente esterno mediante sensori e attuatori. Alla base dell' IoT abbiamo quindi tre elementi principali:

- **Smart Things.** Sono spesso sistemi embedded connessi alla rete. Viene aggiunto un livello di computazione e di intelligenza ai dispositivi che utilizziamo quotidianamente, fondendo efficacemente i mondi digitale e reale.
- **Connettività e comunicazione.** È necessario un insieme di protocolli di comunicazione basati sulla rete Internet al fine di garantire l'interoperabilità tra le *Smart things*.
- **Aspetti di sicurezza.** Per via del fatto che il software diventa un aspetto centrale della vita quotidiana, ovvero diventa parte integrante del mondo in cui siamo immersi e con cui siamo a stretto contatto (domotica per la casa, macchina, ...) allora è necessario che vengano stabiliti dei protocolli di sicurezza sempre più robusti in quanto, spesso, i dispositivi IoT inviano in rete dati personali. Oltretutto non sono nuovi eventi di attacco a dispositivi IoT che hanno paralizzato Internet, come ad esempio l'attacco Distributed Denial of Service (DDoS) avvenuto nell'Ottobre 2016. Come riportato da [35] l'attacco è avvenuto prendendo il controllo di migliaia di telecamere di sicurezza, creando una *botnet* capace di sferrare un attacco in grado di immobilizzare Internet.

Ruolo di primaria importanza nell'ambito dell'IoT è quindi la sicurezza in quanto "L'arrivo sregolato della IoT avrà naturalmente una grossa responsabilità sui prossimi potenziali attacchi, dal momento che la facilità con cui le protezioni dei dispositivi possono essere espuguate e il numero di dispositivi in rapida crescita diventeranno armi potentissime nelle mani di utenti potenzialmente molto pericolosi" [35].

Nel contesto dell'IoT gli smartphone possono svolgere vari ruoli, ad esempio possono fungere da sistemi embedded in quanto dotati di numerosi sensori ed in grado di pubblicare i dati raccolti sulla rete, oppure possono agire da telecomandi universali per interagire con le things presenti nell'ambiente, come un'interfaccia unificata. Un esempio di queste applicazioni è stato riscontrato negli studi [19] [22] dove i microfoni degli smartphone vengono utilizzati come sensori per raccogliere campionamenti di inquinamento acustico.

Siamo e sempre di più saremo circondati da dispositivi IoT, una lampadina che può essere accesa con un'applicazione nello smartphone è considerata tale, un termostato intelligente pure, fino ad arrivare a dispositivi molto più complessi come un camion a guida autonoma o un motore a reazione che viene riempito di sensori che raccolgono continuamente dati in modo da potersi assicurare che funzioni tutto correttamente. Su scala maggiore, non mancano i progetti di *smart cities*, ovvero di città intelligenti, che stanno riempiendo le città di sensori per avere un controllo totale sull'ambiente [36].

I produttori aggiungono sensori ai prodotti da loro venduti, in modo che essi possano trasmettere indietro i dati relativi al loro stato e alle loro prestazioni. Questo può agevolare le aziende ad identificare situazioni di guasto ed attuare sostituzioni o manutenzioni [36].

I consumatori possono utilizzare dispositivi IoT come ad esempio Amazon Echo o Google home per semplificare compiti come la riproduzione di musica, l'impostazione di timer, la ricerca su internet, la lettura e scrittura di messaggi ecc [36]. Oltre a creare un ambiente integrato e fortemente cooperante all'interno dell'abitazione, in ambito di *smart cities* i cittadini possono

arrivare ad avere una mappa sempre aggiornata della città, conoscendo quali sono le zone più trafficate, quali sono gli ambienti più rumorosi ecc.

Avendo l'introduzione dell'IoT segnato il primo passo di una rivoluzione: "Alcuni daranno il benvenuto alla nuova era delle cose intelligenti, altri piangeranno per i giorni in cui una sedia era semplicemente una sedia" [36].

2.5 Setup sperimentale

Volendo realizzare un algoritmo di machine learning per la calibrazione di microfoni low cost è necessario avere a disposizione una quantità di dati necessaria ad addestrare il modello di apprendimento automatico. I dati sono alla base del procedimento di estrazione della conoscenza, infatti sono stati rinominati il "petrolio della nuova era". La prima cosa su cui è stato necessario porre attenzione è stata la creazione del *dataset*. Come mostrato negli studi elencati nelle sezioni precedenti [31] [32] [33] [34], è necessario l'utilizzo di un dispositivo da calibrare, ovvero del microfono, e di un dispositivo che fornisce misure affidabili di riferimento, che nel campo dell'acustica viene identificato nel fonometro. Per far sì che l'attività svolta da questi dispositivi sia monitorabile dall'esterno e per formare un'architettura in grado di facilitare la manutenzione sono stati collegati entrambi i dispositivi a due sistemi embedded dotati di accesso ad Internet, ovvero dei dispositivi per l'IoT.

I dispositivi utilizzati sono stati:

- **Raspberry Pi.**
- **UDOO Neo.**
- **Microfono a condensatore.**
- **Fonometro.**

Raspberry Pi e Microfono

Uno dei dispositivi utilizzati è stata la Raspebrry Pi 2 model B, ossia una *single-board* CPU, un sistema embedded che incorpora sulla stessa scheda una serie di componenti come: un microprocessore, una GPU, una memoria RAM, Timer, modulo WI-FI ecc. Come tutti i dispositivi embedded, essa ha la caratteristica di essere dotata di una serie di pin analogici e digitali per potersi interfacciare con una vasta gamma di sensori e apparecchiature in commercio. Infatti, possiede tutte le interfacce standard, quali USB, HDMI ecc. Grazie a tale caratteristica è infatti stato possibile collegare direttamente il microfono mediante la porta USB. Il modulo WI-FI integrato nella scheda consente di avere un dispositivo autonomo in grado di pubblicare e condividere i dati raccolti durante il monitoraggio su Internet senza l'intervento umano, ovvero una *smart thing* dell'ambito IoT. La Raspberry Pi è stata precedentemente munita di un *tool* per il monitoraggio del rumore ambientale. La libreria utilizzata consente di monitorare il rumore in tempo reale da un qualsiasi microfono collegato al dispositivo ed è reperibile su GitHub [37]. Tale strumento di monitoraggio, sviluppato in Python, consente di salvare i campionamenti effettuati in file e formati differenti. I campionamenti vengono effettuati una volta al secondo e per un periodo di monitoraggio che è facilmente impostabile da linea di comando. Il microfono è inoltre facilmente reperibile su Amazon ad un prezzo contenuto. Dall'analisi dei dati raccolti dal fonometro e dal microfono nella Tabella 2.1 pare evidente che i valori misurati da quest'ultimo non risultino calibrati.

Datetime	Microphone	Phonometer
2019-06-20 00:47:26	95.3133710952	63.00292964839999
2019-06-20 00:51:42	101.292902896	71.1401366746
2019-07-17 01:40:53	85.8006922273	48.9843749696
2019-07-17 05:49:43	79.780092314	38.0273437264

Tabella 2.1: Confronto dei db_{SPL} misurati dal microfono e dal fonometro

La Raspberry Pi ed il microfono formano quindi uno degli *edge* della rete, ovvero uno dei due nodi atti a monitorare il rumore ambientale.

UDOO Neo e fonometro

Altro dispositivo embedded utilizzato è l'UDOO Neo, anch'esso un dispositivo *single-board* CPU che incorpora sulla stessa scheda tutte le componenti necessarie per eseguire il proprio compito. Anche questo dispositivo, come la Raspberry Pi è dotato del modulo WI-Fi, integrato nella scheda, che consente una facile connessione con le altre componenti dell'architettura per lo scambio dati.

Il fonometro in questione è il modello UT351/352 e mediante il suo manuale [38] è stato possibile capirne il funzionamento. Agli ingressi analogici di UDOO Neo è stata collegata, mediante dei *jumper*, l'uscita a corrente continua del fonometro. Quest'ultimo, come riportato sul *datasheet* [38], invia come output una tensione di 10 mV per ogni decibel misurato.

La particolarità di UDOO Neo risiede nel fatto che possiede sia il microcontrollore (come Arduino), che la CPU (come Raspberry), rendendola quindi un'architettura ibrida. È stato scritto un programma in Python - sulla falsa riga di quello utilizzato su Raspberry [37] - in grado di monitorare il rumore ambientale utilizzando il fonometro, salvando i campionamenti su file [39].

Questo unico dispositivo IoT, costituito da UDOO Neo e un fonometro, forma il secondo *edge* dell'architettura sviluppata. Questo, al contrario del precedente, essendo dotato di un fonometro, costituisce il dispositivo di riferimento per la calibrazione.

Canarin II

Il Canarin II è uno strumento sviluppato ed utilizzato a scopo di ricerca dal Dipartimento di Informatica - Scienza e Ingegneria (DISI) dell'Università di Bologna, costituito da una UDOO Neo a cui sono collegati i sensori atti a monitorare le diverse componenti ambientali.

Avendo a disposizione uno strumento di questo tipo si è deciso di eseguire una ricerca più approfondita. Al fine di cercare di ottenere livelli di calibrazione migliori sono state prese in considerazione anche le misure delle componenti ambientali raccolte dal Canarin II quali: temperatura, umidità, PM10, PM1.0, PM2.5 e pressione.

2.6 Architettura Software

Avendo la necessità di creare un dataset per la realizzazione di un algoritmo di machine learning è stato necessario predisporre tutte le componenti sopra descritte in modo che raccogliessero dati per un periodo sufficientemente lungo. Per prima cosa sono stati posizionati i due *edge* dell'architettura - quello costituito da Raspberry-microfono e quello con UDOO-fonometro - all'interno del Campus, affiancando i due dispositivi e ponendoli alla stessa altezza, in modo che performassero ugualmente e fossero soggetti alle stesse condizioni. Su entrambi i dispositivi è stato configurato *autossh*, ovvero uno strumento utilitatissimo nel mondo Linux che, se configurato opportunamente, si occupa di controllare lo stato di una connessione Secure SHell (SSH) e di riavviarla nel caso in cui questa dovesse cadere. Questa connessione SSH è diretta verso un server dell'Università di Bologna che, anch'esso opportunamente configurato, funge da punto di raccolta dei dati. Gli *edge* della rete sono stati impostati in modo che iniziassero simultaneamente la loro attività di monitoraggio ad una determinata ora mediante l'utilizzo del *crontab*. Il *crontab* è un comando Unix in grado di creare una tabella o un elenco di comandi, ognuno dei quali deve essere eseguito dal sistema operativo in uno specifico momento o con una determinata cadenza temporale. Una volta terminato il compito di campionamento dell'inquinamento acustico entrambi i sistemi eseguono uno *script* che consente loro di trasmettere il file contenente le misurazioni della giornata sul server sopra citato. Come è possibile vedere in Figura 2.9 è stata creata una semplice architettura client-server in modo da consentire il raccoglimento di tutti i dati utili alla

costruzione del dataset all'interno del server.

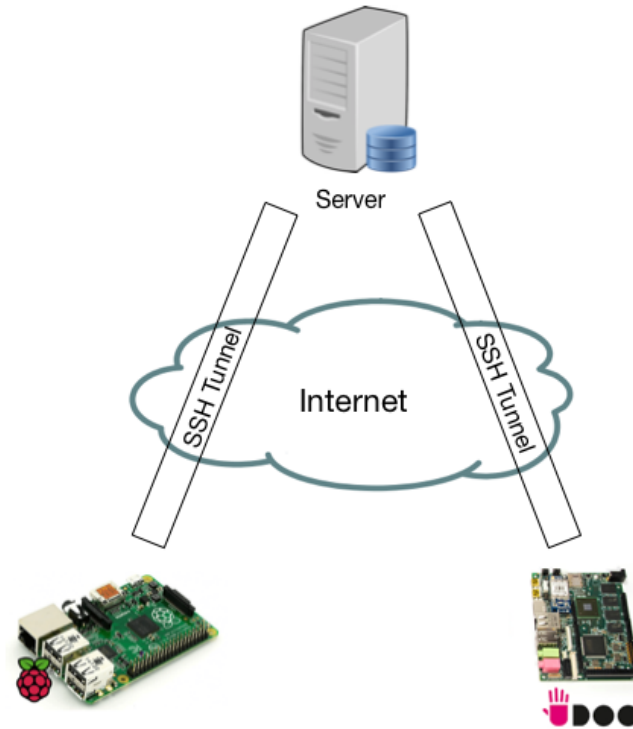


Figura 2.9: Architettura Client-Server realizzata

L'intero processo di monitoraggio è stato eseguito regolarmente per un periodo di circa due mesi con campionamenti giornalieri della durata di circa dodici ore. Alla fine del processo, i dati raccolti dal fonometro e dal microfono vengono trasferiti nel server sfruttando il tunnel SSH esistente. Mediante questo sistema è stato possibile creare un dataset abbastanza ampio per poter eseguire strategie di apprendimento automatico. I campionamenti venivano eseguiti dai dispositivi con una frequenza al secondo per un periodo di circa 12 ore, avendo a disposizione quindi 43000 occorrenze giornaliere. Per un periodo di circa 60 giorni sono più di due milioni di record che vanno a costituire il dataset.

Discorso differente deve essere fatto per il Canarin II in quanto essendo uno strumento già installato e utilizzato in ambito di ricerca non è stato

possibile configurarlo come componente dell'architettura. Nonostante questo i dati ambientali relativi al periodo di interesse sono stati resi disponibili ed è quindi stato possibile utilizzarli nel tentativo di raggiungere livelli di calibrazione ottimali.

Capitolo 3

Implementazione

Una volta raccolta una quantità sufficiente di dati, sfruttando l'architettura descritta precedentemente, è stato possibile procedere all'applicazione degli algoritmi di apprendimento automatico. I *file* relativi ai campionamenti giornalieri - del microfono e del fonometro - sono stati facilmente scaricati dal server che, nell'architettura utilizzata, fungeva da punto di raccolta dati. I dati relativi alle singole giornate sono stati raccolti in file Comma-Separated Values (CSV) per via della loro semplicità e scarsa occupazione di memoria.

A scopo di ricerca sono stati utilizzati tre metodi di analisi differenti, creando dataset diversi, e applicando ad ognuno di essi degli algoritmi di machine learning. In questo modo è stato possibile lavorare con un numero di occorrenze e di *features* diverse per ogni metodo di analisi applicato.

Per la costruzione dei dataset e l'implementazione dei modelli di learning è stato utilizzato il linguaggio Python in quanto mette a disposizione una vastissima gamma di librerie per i più disparati compiti. Ad esempio Pandas è la libreria standard *De facto* per l'elaborazione e la raccolta dati, mentre Scikit-learn è una libreria *open source* che consente di utilizzare in maniera molto semplice gli algoritmi di apprendimento automatico.

3.1 Primo Metodo

Questo primo approccio prevede la creazione di un semplice dataset costituito dai campionamenti del microfono e del fonometro, utilizzato poi come base per la realizzazione dei metodi successivi. In questo caso i campionamenti del microfono rappresentano la variabile indipendente di input X , mentre i valori calibrati raccolti dal fonometro quella dipendente, da predire in output Y .

3.1.1 Preprocessamento dati

Per la costruzione del primo dataset sono stati utilizzati i dati relativi ad un mese di campionamenti. Difatti, con una frequenza di campionamento al secondo il numero di occorrenze è superiore al milione. Di seguito viene riportato il semplice algoritmo utilizzato per la creazione del dataset, che sarà poi la base da cui partire anche nei metodi applicati successivamente. È tuttavia necessario tenere a mente che i dati sono organizzati in file csv contenenti i campionamenti giornalieri e, dunque, per la costruzione di un singolo record occorrono due file, quello del fonometro e quello del microfono.

```
for each pair of microphone and phonometer file:
```

```
# Step 1: lettura dati da file csv.
microphone, phonometer = read_data()

# Step 2: eliminazione prima ed ultima riga microfono.
drop_dumb_data(microphone)

# Step 3: merge di Date e Time in un unico campo.
create_datetime(microphone, phonometer)

# Step 4: rimozione dei duplicati.
remove_duplicates(microphone, phonometer)
```

```
# Step 5: operazione di join tra i due DataFrame.
merged = join(microphone, phonometer)

# Step 6: rimozione e salvataggio dei valori NaN.
remove_and_save_NaN(merged)

# Step 7: append nel dataset utilizzato per l'analisi.
dataset = dataset.append(merged)
```

Operazione chiave è quella effettuata nello *Step 5*, ovvero l'operazione di join tra i *DataFrame*. Un *DataFrame* rappresenta una collezione di dati in forma relazionale, ovvero sotto forma tabulare, ed è una struttura dati messa a disposizione da Pandas. L'operazione di join tra *DataFrame* è definita come l'operazione di join nei database relazionali, ovvero combina le tuple di due tabelle in base all'uguaglianza sui valori di determinate colonne. In questo caso la combinazione dei record dei due *DataFrame* viene eseguita in base all'uguaglianza del campo *DateTime*, ovvero in base al momento temporale del campionamento. Nel *DataFrame* finale sarà quindi possibile trovare record formati dal campionamento effettuato dal microfono (X) affiancato da quello del fonometro (Y), eseguito nello stesso secondo. Alcuni esempio di record vengono mostrati nella Tabella 3.1.

Datetime	db_{mic}	db_{phon}
2019-05-23 19:00:07	83.8346078673	52.126464811400005
2019-05-23 19:00:08	81.7981022288	50.595703093599994
2019-05-23 19:00:09	82.92256071359999	49.145507781999996

Tabella 3.1: Esempio di record del primo dataset

3.1.2 Modelli realizzati

Di seguito vengono mostrati i modelli di regressione univariata utilizzati per la predizione del valore dei decibel calibrati misurati dal fonometro. Per prima cosa è stato diviso il dataset in *training set* (2/3) e *validation set* (1/3), utilizzati rispettivamente per l'addestramento e la valutazione del modello.

Regressione lineare

Un modello di regressione lineare stima, a partire da un dataset, una funzione lineare che associa alle variabili di input (variabili indipendenti) una variabile di output (variabile dipendente). Questo viene applicato quando si ha una relazione direttamente proporzionale tra le X e le Y. Un modello di machine learning viene addestrato sulla base di osservazioni di cui si conoscono sia i valori di input X, che i valori di output Y, così da minimizzare l'errore che compie su di esse. Una volta addestrato il modello può essere utilizzato per trarre inferenze, ovvero stime sui nuovi dati. In questo caso la regressione è univariata, in quanto la variabile X è una sola. In Tabella 3.2 possiamo vedere i risultati del modello lineare.

Mean squared error	22.328
Relative error	7.08692%
R-squared coefficient	0.81034
Root Mean squared error	4.725

Tabella 3.2: Valutazione modello lineare

Il coefficiente R^2 è di 0.81. Oltretutto, nella predizione sbaglia mediamente di 5 dB. Infine, l'errore relativo, che indica la percentuale media di errore dei valori predetti rispetto ai reali è del 7%.

È possibile osservare questo modello lineare sovrapposto ai dati del training set nella Figura 3.1.

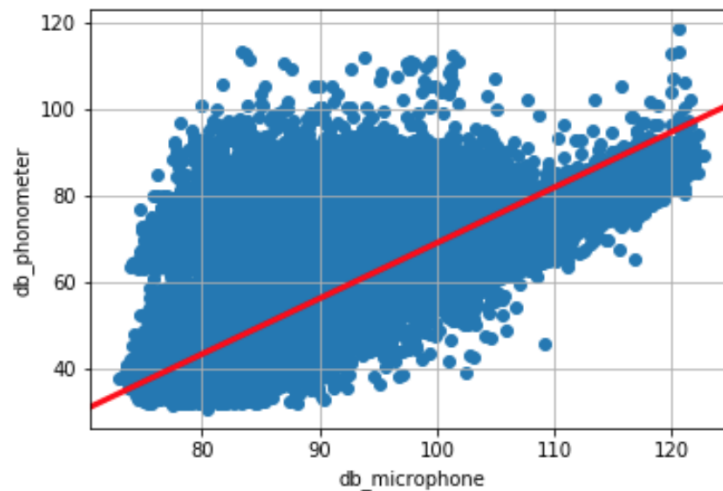


Figura 3.1: Modello lineare sovrapposto ai dati di training

Regressione polinomiale

La regressione polinomiale è una generalizzazione di quella lineare che aggiunge termini di grado superiore in modo da poter ottenere modelli in grado di descrivere dataset più complessi. La regressione polinomiale è ancora lineare rispetto ai coefficienti che deve trovare l'algoritmo, ma non nelle variabili di input. Vengono infatti aggiunte variabili derivate da quelle esistenti, come se i dati venissero spostati nello spazio in modo da poter essere poi modellati mediante una retta. Utilizzando algoritmi più complessi da quello lineare entrano in gioco diversi iperparametri che devono essere ottimizzati, al fine di ottenere una maggiore precisione nella predizione. Nella regressione polinomiale, ad esempio, è necessario scegliere il grado del polinomio. A tale scopo è stata predisposta una *grid search*, ossia una griglia di ricerca che ci consente di fissare diversi valori per ciascun iperparametro, per poi addestrare un modello separato per ogni combinazione di tali valori. Infine, una volta calcolato il modello migliore, in automatico esso viene addestrato sull'intero insieme di dati. La grid search è stata predisposta per testare tutti i valori del polinomio fino a 10, evitando così tempi di addestramento eccessivamente lunghi. Infine, per evitare che il modello andasse in

overfitting e quindi poter continuare con l'aumento del grado del polinomio è stata introdotta la regolarizzazione. Questa tecnica viene applicata mediante l'utilizzo di un'altra regressione che mira a minimizzare anche il valore dei coefficienti oltre che l'errore sul training set commesso dal modello. In questo modo è stato possibile testare valori superiori del grado del polinomio - fino a 20 - senza rischiare di aumentare l'errore commesso sul validation set. I risultati migliori ottenuti con la regressione polinomiale, mostrati nella Tabella 3.2, sono stati ottenuti con un polinomio di grado 20, ossia il massimo testato, e con peso della regolarizzazione 0.1. È stato possibile notare che continuando ad aumentare il grado del polinomio l'errore non subiva grosse variazioni. Non è quindi necessario continuare aumentando il grado in quanto sarebbero necessarie risorse computazionali superiori per ottenere un aumento della precisione non significativo.

Mean squared error	17.266
Relative error	5.78144%
R-squared coefficient	0.85334
Root Mean squared error	4.155

Tabella 3.3: Valutazione modello polinomiale

Questo modello approssima meglio del precedente la variabilità dei dati in quanto ha un coefficiente R^2 di 0.85. Oltretutto nella predizione dei decibel calibrati commette un errore medio di circa 4.15 dB. Infine, l'errore relativo è del 5.78%.

Nella Figura 3.2 è invece possibile vedere il modello di regressione polinomiale sovrapposto ai dati di training. È possibile vedere l'effetto della regolarizzazione che diminuisce le oscillazioni della curva, in particolare nei casi estremi.

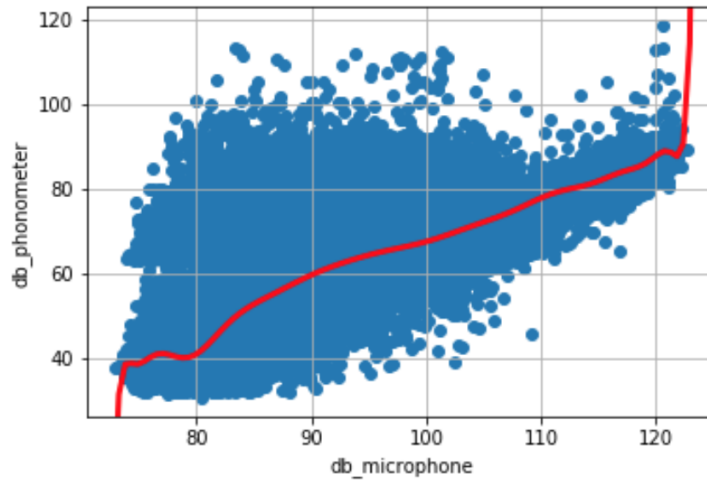


Figura 3.2: Modello polinomiale sovrapposto ai dati di training

Random Forest

Le Random Forest sono un modello di learning basato su *ensemble learning*, ovvero vengono combinati diversi algoritmi per ottenere un modello di predizione migliore [40]. In questo caso vengono combinati i risultati ottenuti da diversi alberi decisionali, che sono aggregati formando una foresta. Questo algoritmo estrapola N record casuali dal dataset al fine di costruire un albero decisionale basato su questi ultimi. Questo procedimento viene ripetuto N volte, in modo da creare N alberi decisionali che cooperino nel compito di regressione o classificazione [40]. Anche in questo caso è stata lanciata una grid search per ricercare il numero di alberi decisionali che fornisse la maggior accuratezza possibile nella predizione. Sono stati testati fino a 40 alberi decisionali. Il miglior risultato è stato raggiunto proprio con il numero massimo di alberi. I valori dei parametri di valutazione del modello sono quelli riportati nella Tabella 3.4.

Questo modello approssima bene la variabilità dei dati in quanto ha un coefficiente R^2 di 0.85. Oltretutto nella predizione dei decibel calibrati sbaglia mediamente di 4.16 dB, poco di più del modello precedente. Infine, l'errore relativo è del 5.77%.

Mean squared error	17.328
Relative error	5.77237%
R-squared coefficient	0.85281
Root Mean squared error	4.162

Tabella 3.4: Valutazione delle random forest

Nella Figura 3.3 viene mostrato il modello che utilizza le random forest sovrapposto ai dati di training.

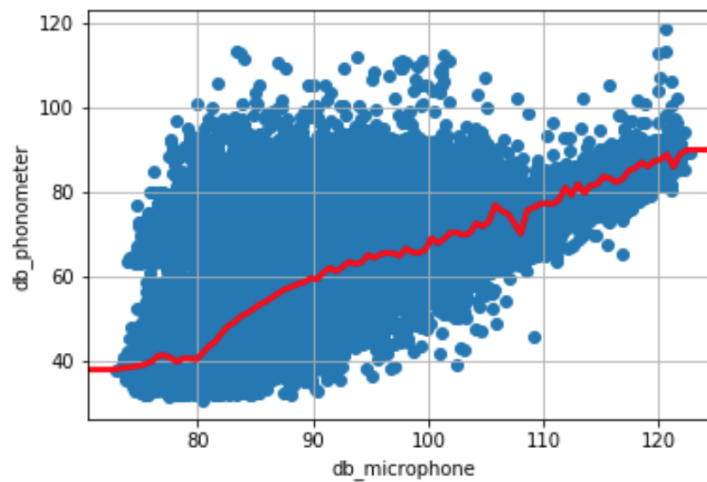


Figura 3.3: Random Forest sovrapposta ai dati di training

3.2 Secondo Metodo

In questo secondo approccio per la predizione dei decibel calibrati vengono utilizzati non solo quelli misurati dal microfono, ma vengono considerati anche i dati ambientali rilevati dal Canarin II. In questo caso abbiamo una regressione multivariata in cui i decibel del microfono ed i dati ambientali rappresentano le variabili indipendenti (X), mentre i decibel calibrati la variabile dipendente da predire (Y). L'obiettivo è quello di ottenere una

precisione di calibrazione migliore rispetto al caso precedente, andando ad includere nell'analisi anche l'insieme dei dati ambientali, nella speranza che questi abbiano un peso significativo e conducano così ad un aumento della precisione di predizione.

3.2.1 Preprocessamento dati

In questo secondo metodo di analisi è necessario porre particolare attenzione alla frequenza dei dati del microfono e del Canarin II. Per quanto riguarda le misurazioni del fonometro e del microfono è stato possibile utilizzare il dataset realizzato precedentemente, al quale però devono necessariamente essere aggiunti i dati ambientali su cui effettuare l'analisi. I dati catturati del Canarin II presentano un campionamento al minuto, il che porta ad avere un numero di occorrenze di 59/60 inferiori rispetto ai campionamenti effettuati dal microfono e dal fonometro. Si è deciso di mantenere la frequenza utilizzata da questi ultimi, il che porta alla necessità di espandere i dati del Canarin II per ottenere 60 occorrenze al minuto, come per gli edge dell'architettura. Anche in questo caso, utilizzando una frequenza al secondo, per l'analisi è stato preso in considerazione il periodo di un mese.

Una volta caricati i dati del Canarin II in un DataFrame Pandas sono state eseguite delle semplici elaborazioni per predisporre i dati ambientali ai passaggi successivi (la rinomina delle features, l'eliminazione di quelle irrilevanti, impostazione dell'indice, ecc.). Di seguito sono state applicate tecniche di *resampling*, ossia di modifica della frequenza temporale dei campionamenti. In questo caso specifico sono state utilizzate tecniche di *upsampling*, ossia di aumento della frequenza temporale delle osservazioni - in particolare dal minuto al secondo - come descritto in [41]. Pandas mette a disposizione una funzione di resampling in grado di eseguire proprio questa operazione di espansione, che consente di fare spazio a nuove osservazioni, modificando Serie o DataFrame temporali. Le osservazioni fittizie create devono essere riempite con dati che approssimino al meglio quelli mancanti. A tal proposito è stata utilizzata l'interpolazione lineare, ovvero una tecnica che consente

di individuare i punti "mancanti" a partire dall'insieme noto di punti, supponendo che tutti si possano ricondurre ad una determinata funzione. In questo caso è stata applicata l'interpolazione lineare, ovvero un metodo che utilizza polinomi lineari per costruire nuovi punti di dati al fine di comporre una curva riconducibile ad una determinata funzione matematica.

Una volta eseguita questa operazione di elaborazione sui dati del Canarin II, questi ultimi potranno essere uniti a quelli del dataset costruito in precedenza, andando così a formare un unico grande DataFrame contenente il dataset per questo secondo metodo di analisi. Per unire il DataFrame contenente i dati del Canarin II appena preprocessati a quelli utilizzati nella prima analisi è stata utilizzata nuovamente un'operazione di join sul campo DateTime, così da far corrispondere i campionamenti dei dati ambientali ed acustici relativi allo stesso secondo.

Nella Tabella 3.5 vengono mostrati esempi di record appartenenti a questo secondo dataset. Al fine di rendere la tabella compatta e visualizzabile su una riga, dal campo DateTime è stata rimossa la data essendo state mostrate solamente osservazioni inerenti allo stesso giorno. La data relativa al giorno di interesse viene riportata nella descrizione della tabella.

DateTime	db_{mic}	db_{phon}	PM1.0	PM10	PM2.5	Pres	Temp	Hum
19:00:13	83.9	51.0	3.0	7.0	5.0	1007.7	21.9	59.2
22:06:54	81.7	50.7	4.0	6.9	6.9	1008.4	21.4	60.5
23:55:34	96.2	64.8	4.4	7.5	7.5	1008.5	21.1	60.2

Tabella 3.5: Record del secondo dataset relativi al giorno 2019-05-23

3.2.2 Modelli realizzati

Di seguito verranno mostrati i principali modelli realizzati con questo dataset. I principali modelli testati sono quelli già visti nel primo metodo, ma verranno nuovamente riportati con i risultati ottenuti in questo secondo

approccio. Anche questa volta i dati sono stati divisi in training (2/3) e validation set (1/3). A differenza del caso precedente questa volta la regressione sarà multivariata, ovvero si stima il valore della variabile dipendente (Y) a partire dal valore di un insieme di variabili indipendenti (X).

Regressione lineare

Anche in questo caso è stato applicato per primo il modello più semplice, ovvero quello lineare. Di seguito, nella Tabella 3.6, sono riportati i risultati ottenuti. Come è possibile notare, con l'utilizzo di queste features aggiuntive relative ai dati ambientali, il semplice modello di regressione lineare porta ad avere dei risultati leggermente migliori a quelli ottenuti dalla regressione lineare applicata al primo dataset. Avendo un errore relativo inferiore ed un coefficiente R^2 maggiore, di conseguenza anche l'errore medio commesso su ogni predizione (RMSE) è inferiore.

Mean squared error	20.186
Relative error	6.51568%
R-squared coefficient	0.83063
Root Mean squared error	4.492

Tabella 3.6: Valutazione della regressione lineare

Regressione polinomiale

Esattamente allo stesso modo del caso precedente è stato testato il modello di regressione polinomiale al variare del grado del polinomio. Al fine di trovare gli iperparametri che consentissero la migliore precisione possibile è stata predisposta, anche in questo caso, una grid search, introducendo successivamente la regolarizzazione. In questo modo è stato possibile procedere con l'aumento del grado del polinomio, con conseguente aumento della complessità del modello, evitando l'overfitting sul training set. Sono stati testati

i polinomi fino al grado tre, quest'ultimo ha inoltre consentito di raggiungere il risultato migliore. I modelli sono stati testati con e senza regolarizzazione ottenendo praticamente lo stesso risultato.

Nella Tabella 3.7 sono riportati i risultati migliori ottenuti con un polinomio di grado tre. È interessante notare che un modello di questo tipo approssimi molto bene la variabilità dei dati, portando ad un coefficiente R^2 di 0.89 e a un RMSE di 3.59 dB.

Mean squared error	12.944
Relative error	4.34128%
R-squared coefficient	0.8914
Root Mean squared error	3.597

Tabella 3.7: Valutazione della regressione polinomiale

Random Forest

Anche in questo tipo di approccio è stato provato il modello di regressione basato su random forest. Questo tipo di modello nel caso precedente ha consentito, con un numero ragionevole di alberi (40), di raggiungere praticamente gli stessi risultati del modello polinomiale con polinomio di grado 20.

Di seguito, nella Tabella 3.8, sono riportati i risultati ottenuti applicando questo modello di machine learning. Questi ultimi sono risultati ottimali in quanto il modello rappresenta al meglio la variabilità dei dati, ottenendo un coefficiente R^2 di 0.93, mentre l'errore medio commesso nelle predizioni (RMSE) è di solamente 2.74 dB.

Con l'applicazione di questo particolare modello è stato possibile mostrare ciò che significa aggiungere delle features ai dati. Infatti, seppur i decibel del microfono rappresentino la variabile indipendente di maggior peso, l'aggiunta di altre variabili ha consentito comunque di raggiungere un'accuratezza maggiore con un numero di alberi decisionale estremamente contenuto (40).

Mean squared error	7.5487
Relative error	2.57739%
R-squared coefficient	0.93666
Root Mean squared error	2.747

Tabella 3.8: Valutazione delle random forest

Gradient boosting

Visti i risultati ottenuti con i modelli di learning precedenti si è deciso di provare ad addestrare anche un modello di *gradient boosting*, basato su algoritmi che addestrano alberi decisionali. Ogni osservazione viene pesata in maniera equivalente alla creazione del primo albero [42]. Successivamente si va ad incrementare il peso associato alle osservazioni di difficile predizione, e viceversa a diminuire quello delle osservazioni di facile predizione [42]. Viene costruito quindi un secondo albero su questi nuovi dati pesati. Una volta fatta questa operazione viene calcolato l'errore di regressione compiuto dall'unione di questi due alberi, per costruirne un terzo [42]. Questo procedimento viene eseguito iterativamente al fine di diminuire ogni volta l'errore residuo, per un numero di volte pari a quelle specificate dal suo iperparametro. Anche in questo caso è stata predisposta una grid search per ricercare il miglior valore degli iperparametri. I modelli sono stati testati con un numero limitato di iperparametri, in quanto i risultati non miglioravano significativamente. Sono state testate fino a 12 iterazioni (boosting stages) e i risultati ottenuti sono quelli riportati in Tabella 3.9.

Mean squared error	25.111
Relative error	7.39833%
R-squared coefficient	0.7893
Root Mean squared error	5.011

Tabella 3.9: Valutazione gradient boosting

3.3 Terzo Metodo

In questo terzo ed ultimo approccio vengono utilizzati nuovamente i dati acustici raccolti dal microfono e dal fonometro, già predisposti nel dataset iniziale, e quelli del Canarin II. Anche in questo caso, considerando le stesse features del caso precedente, viene realizzata una regressione multivariata con l'obiettivo di ottenere migliori prestazioni per eseguire la calibrazione. Nonostante la somiglianza all'approccio precedente, in questo caso non vengono considerati i dati con la frequenza di campionamento del microfono e del fonometro (una volta al secondo), bensì con quella del Canarin II, ossia un campionamento al minuto.

3.3.1 Preprocessamento dati

Utilizzando i dati con una frequenza al minuto, in un periodo di un solo mese si avrebbero molti meno campionamenti a disposizione per addestrare l'algoritmo di machine learning. Proprio per questo motivo si è deciso di considerare i dati relativi a due mesi anziché uno singolo, avendo quindi a disposizione circa quaranta mila occorrenze. Per prima cosa è stato necessario caricare e preprocessare i dati raccolti dal microfono e dal fonometro durante il secondo mese di campionamenti con l'algoritmo descritto nella sezione 3.1.1. Successivamente sono stati caricati i dati del Canarin II, anch'essi relativi al secondo mese, eseguendo esattamente gli stessi passaggi fatti in precedenza. Una volta aggiunti questi nuovi dati non è stato necessario eseguire nessuna operazione di resampling in quanto è bastato accoppiare i campionamenti effettuati dal Canarin II (con frequenza al minuto) a quelli eseguiti nel medesimo secondo dal microfono e fonometro (con frequenza al secondo). Questo è stato fatto, come in precedenza, mediante una semplice operazione di join, che accoppia le occorrenze in base all'uguaglianza sul campo DateTime.

Nella Tabella 3.10 sono riportati esempi di record presenti in questo dataset. Anche in questo caso è stata omessa la data, in quanto presi in esame

solo record inerenti allo stesso giorno.

DateTime	db_{mic}	db_{phon}	PM1.0	PM10	PM2.5	Pres	Temp	Hum
19:00:13	83.9	51.0	3.0	7.0	5.0	1007.7	21.9	59.2
19:01:14	82.4	50.6	3.0	6.0	5.0	1007.7	21.9	59.2

Tabella 3.10: Record del terzo dataset relativi al giorno 2019-05-23

In questo caso i record riportati sono due occorrenze consecutive, ovvero con una frequenza al minuto. Le features sono le stesse riportate anche in Tabella 3.5.

3.3.2 Modelli realizzati

Di seguito verranno mostrati i principali modelli realizzati con questo dataset con i relativi risultati. Anche in questo caso i dati sono stati divisi in training (2/3) e validation set (1/3). A differenza del caso precedente è possibile spingersi oltre con i valori di test degli iperparametri, essendo il numero di record di questo dataset di molto inferiore.

Regressione lineare

Anche in questo caso è stata testata la regressione lineare. I risultati sono riportati in Tabella 3.11.

Mean squared error	19.911
Relative error	6.26372%
R-squared coefficient	0.8022
Root Mean squared error	4.462

Tabella 3.11: Valutazione modello lineare

Regressione polinomiale

È stata nuovamente testata la regressione polinomiale, con e senza regolarizzazione. Anche in questo caso sono stati ricercati i valori migliori degli iperparametri mediante la griglia di ricerca. Avendo un numero di occorrenze molto inferiore è stato possibile aumentare il grado del polinomio, non riuscendo però a raggiungere risultati migliori rispetto a quelli ottenuti con la regressione polinomiale utilizzando il dataset precedente. Nella Tabella 3.12 vengono mostrati i risultati ottenuti con polinomio di grado 2 e peso della regolarizzazione 10.

Mean squared error	15.283
Relative error	4.95344%
R-squared coefficient	0.84817
Root Mean squared error	3.909

Tabella 3.12: Valutazione modello polinomiale

Random Forest

Vista la grande efficacia e gli ottimi risultati in termini di precisione raggiunti da questo algoritmo ne è stata riproposta l'applicazione anche in questo terzo dataset. Essendo il numero di campionamenti di molto inferiore rispetto al caso precedente è stato possibile testare un numero maggiore di alberi decisionali (fino a 100). I risultati migliori, riportati in tabella 3.13, sono quelli ottenuti con 99 alberi decisionali. Anche in questo caso, nonostante il radicale aumento del numero di alberi decisionali coinvolti nell'ensemble learning, non è stato possibile avvicinarsi alla precisione raggiunta tramite le random forest applicate al dataset precedente.

Mean squared error	12.918
Relative error	3.90524%
R-squared coefficient	0.87167
Root Mean squared error	3.59

Tabella 3.13: Valutazione random forest

3.4 Risultati ottenuti

Come era presumibile sin dal principio, l'approccio che ha portato ai risultati migliori è stato il secondo, in quanto il dataset creato era il più completo e complesso tra i tre realizzati. Difatti, oltre al numero di occorrenze molto elevato (superiore al milione), conteneva anche tutte le features relative alle condizioni ambientali.

Analizzando i modelli applicati a questo secondo dataset è possibile notare che l'accuratezza migliore viene raggiunta dal modello di regressione basato su random forest. Utilizzando un numero di alberi decisionali molto contenuto (40) per evitare un aumento spropositato dei tempi di addestramento, è stato comunque possibile raggiungere ottimi risultati (vedi Tabella 3.14). Infatti, l'errore medio commesso nell'effettuare predizioni è di circa 2.74 dB rispetto ai valori misurati dal dispositivo di riferimento, ovvero il fonometro. Inoltre, il modello approssima molto bene la variabilità dei dati avendo un coefficiente R^2 di 0.93 ed un errore relativo percentuale del 2.57%.

Dagli esperimenti effettuati è stato possibile capire che continuando ad aumentare il numero di alberi decisionali (iperparametro dell'algoritmo di learning) l'errore avrebbe continuato a diminuire. Per ragioni di complessità computazionale ed aumento spropositato dei tempi di addestramento dei modelli di learning si è deciso di fermarsi a questo valore.

	Miglior Modello	Coef. R^2	RMSE	Err. Relativo
Metodo I	Reg. polinomiale	0.85	4.15	5.78%
Metodo II	Random forest	0.93	2.74	2.57%
Metodo III	Random forest	0.87	3.59	3.90%

Tabella 3.14: Riepilogo dei risultati ottenuti

3.5 Integrazione dei modelli nel sistema

L'addestramento di questi modelli di learning ha come fine ultimo quello di esportarli ed integrarli in un tool di monitoraggio del rumore in tempo reale [37]. Questo strumento a linea di comando è stato realizzato in un'esperienza disciplinare precedente, sempre in contesto universitario, e per renderlo completo è necessario dotarlo di un modello di calibrazione pre-addestrato. Questo perchè essendo un strumento utilizzato su sistemi embedded (Raspberry Pi), con l'obiettivo di monitorare la presenza di inquinamento acustico all'interno del Campus di Cesena, su di essi viene montato un microfono a basso costo (quello da calibrare utilizzato per la costruzione del dataset). Una volta dotati di un algoritmo in grado di monitorare decibel calibrati essi possono contribuire al rilevamento dell'inquinamento acustico.

Mediante il modulo Python Pickle è possibile esportare la rappresentazione binaria del modello addestrato all'interno di un file. In questo modo è possibile utilizzarlo anche all'interno di sistemi embedded, che lo caricheranno e utilizzeranno ove e quando necessario.

Si è deciso di implementare due modelli differenti nel tool di rilevamento del rumore, utilizzabili mediante flag a linea di comando. Dai risultati ottenuti dall'addestramento dei due modelli di learning si può pensare di eseguire due calibrazioni differenti, una semplice (*tiny*) ed una più complessa (*full*) da realizzare.

Di seguito vengono spiegate le due calibrazioni differenti con le componenti necessarie alla loro realizzazione.

- **Calibrazione tiny.** Questo tipo di calibrazione è stata pensata per essere il più leggera e semplice possibile, così da poter essere realizzata con l'impiego del minor numero di componenti. Tale calibrazione si basa sul miglior modello di calibrazione ottenuto dal primo metodo, ovvero il modello di regressione polinomiale di grado 20 (vedi Tabella 3.3). Potrebbe basarsi, in maniera indifferente, anche sul modello addestrato utilizzando le random forest, essendo i risultati pressoché identici. Questi modelli si basano sulla predizione di decibel calibrati a partire solamente dai campionamenti effettuati dal microfono (regressione univariata). Proprio per questa ragione non necessitano di nessuna componente aggiuntiva e l'*edge* predisposto precedentemente per la costruzione del dataset può essere utilizzato direttamente. Una volta ottenuto il valore dei decibel dal segmento audio raccolto dal microfono è necessario solamente darlo in pasto al modello precedentemente caricato da file, così da ottenere la predizione dei decibel calibrati. Tali valori, come riportato in Tabella 3.3, avranno un errore medio di 4.15 dB.
- **Calibrazione full.** Questa calibrazione, punta alla precisione ergo, necessita dell'utilizzo di un numero maggiore di componenti. Essa si basa infatti sull'utilizzo del miglior modello testato, ossia quello basato su random forest, applicato al secondo dataset (vedi sezione 3.2.2 - Random Forest). Tale modello di regressione multivariata basa le proprie predizioni su un insieme di variabili indipendenti (X) costituito sia dai decibel rilevati dal microfono che dai dati ambientali messi a disposizione dal Canarin II. Integrando questo modello all'interno del tool di monitoraggio del rumore è necessario dotare la Raspberry Pi - o più in generale il sistema embedded utilizzato - di tutti quei sensori utili al monitoraggio delle componenti ambientali necessarie al fine di eseguire predizioni. Ciò si rende necessario in quanto per poter fornire un servizio *real-time* di campionamento è necessario avere a disposizione sullo stesso dispositivo tutte le informazioni. Una volta ottenuto il valore

dei decibel dal segmento audio raccolto dal microfono è poi necessario darlo in input al modello, assieme a tutte le informazioni ambientali utili. Sarebbe quindi necessario dotare la Raspberry Pi di sensori per: umidità, pressione atmosferica, temperatura, PM1.0, PM10 e PM2.5. Il modello, una volta ricevute tutte queste informazioni, consente di predire i decibel calibrati con un errore medio di 2.74 dB.

Sono stati proposti due metodi di applicazione differenti, con i rispettivi modelli applicati, in modo che, a seconda delle risorse disponibili fosse comunque possibile integrare nel sistema uno dei due modelli (e le relative precisioni). Nel sistema realizzato risulta sicuramente di più semplice applicazione il metodo di calibrazione *tiny*, in quanto non necessita dell'acquisto di componenti aggiuntive. Se contrariamente si hanno a disposizione i sensori necessari al rilevamento delle componenti ambientali sopracitate, il metodo di calibrazione *full* consentirebbe di raggiungere la precisione migliore.

Conclusioni

In questo studio è stato fornito inizialmente un *background* teorico in grado di munire il lettore di tutte quelle conoscenze utili poi a comprendere gli argomenti presentati nei capitoli successivi. Il primo capitolo mira infatti ad esporre e descrivere il contesto in cui si colloca il lavoro di tesi svolto, cercando di descrivere l'importanza del tema dell'inquinamento acustico oggi. Nei capitoli successivi, invece, sono state mostrate le tecnologie ed i dispositivi utilizzati, al fine di introdurre le strategie di calibrazione messe in atto.

Questo studio ha cercato di mostrare la possibilità di poter calibrare microfoni *low cost* mediante algoritmi di machine learning. A tal fine è stata condotta una ricerca per poter attuare queste strategie di apprendimento automatico, applicandole a dati ottenuti sperimentalmente. È stato necessario seguire tutti i passaggi per poter addestrare un algoritmo di learning supervisionato, dalla predisposizione delle componenti per la raccolta dati, fino alla fase finale di analisi della conoscenza estratta. Per prima cosa è stato quindi necessario costruire il dataset contenente tutte le informazioni necessarie ad estrarre conoscenza dai dati, predisponendo di conseguenza un'architettura per automatizzare la raccolta e la condivisione dati.

Nel presente studio è stata analizzata la letteratura riguardante le tecniche di calibrazione esistenti per sensori a basso costo, non solo inerenti al campo dell'acustica, cercando di replicarne l'efficacia applicandole al caso di studio preso in esame.

Dal lavoro di tesi e dalle analisi effettuate è emerso che il modello di pre-

dizione migliore è quello basato su random forest, che utilizza le informazioni ambientali fornite dal Canarin II (vedi sezione 3.2.2 - Random Forest). Tale modello è stato addestrato utilizzando 40 alberi decisionali, ossia il valore massimo testato. Continuando con l'aumento di questo iperparametro probabilmente anche l'errore medio commesso dal modello tenderà a diminuire. Proprio per questo motivo - a patto di avere a disposizione risorse computazionali superiori - una possibile espansione di tale lavoro potrebbe essere proprio quella di ripercorrere la medesima strada, riproponendo i medesimi algoritmi di apprendimento automatico, proseguendo poi nell'aumento dei valori degli iperparametri, quali il numero di alberi decisionali presenti nelle random forest o il grado del polinomio nella regressione polinomiale. In alternativa, sarebbe anche possibile testare algoritmi di learning più complessi, al fine di raggiungere livelli di accuratezza maggiori. Inoltre, si potrebbero eseguire campionamenti per periodi più lunghi, in modo da fornire un numero maggiore di occorrenze per l'addestramento del modello utilizzato nel secondo dataset, cercando di migliorare i risultati ottenuti. Altra possibilità potrebbe essere quella di campionare le *features* ambientali con una frequenza al secondo, la medesima utilizzata dal microfono e dal fonometro. In questo modo, durante la fase di pre-processamento dati, non sarebbe necessario espandere i dati raccolti del Canarin II utilizzando interpolazione, ma si potrebbero utilizzare direttamente i campionamenti reali, nella speranza che i risultati migliorino ulteriormente.

Sebbene il modello basato su random forest, addestrato sul secondo dataset, porti ad avere risultati migliori in termini di errore medio, rimane comunque di difficile applicazione in strumenti *real-time* per il monitoraggio del rumore ambientale. Difatti, necessita di tutti quei sensori in grado di monitorare le componenti ambientali utilizzate per trarre inferenze. A tal proposito è utile tenere in considerazione anche i risultati ottenuti con il dataset più semplice, ovvero il primo. Nel primo metodo applicato, sono state utilizzate tecniche di regressione univariata, in grado di predire i decibel calibrati con un errore medio di 4.15 dB, necessitando solamente del valore

campionato dal microfono.

L'idea di poter applicare algoritmi di machine learning per la calibrazione di microfoni low cost è nata dall'analisi di paper riportanti tale approccio applicato a sensori per il monitoraggio della qualità dell'aria [32] [33] [34]. Tale studio apre la strada alla possibilità di monitorare l'inquinamento acustico utilizzando dispositivi a basso costo, superando quindi i limiti delle tecniche tradizionali che basano il loro funzionamento su una rete di sensori più precisi e costosi, non rinunciando alla precisione offerta da essi. L'impiego di questa tecnica si potrebbe espandere anche al di fuori del contesto universitario, potendo installare reti di sensori a basso costo per avere un sistema di monitoraggio *real-time* della situazione relativa all'inquinamento ambientale.

Per concludere, è bene chiarire che questi modelli di learning sono stati addestrati su un dataset contenente i campionamenti del microfono preso in esame per la calibrazione. Dal momento che l'algoritmo stima la funzione di approssimazione tra i decibel del microfono da calibrare e quelli del fonometro, per utilizzare il modello pre-addestrato è necessario munirsi dello stesso microfono. In caso contrario sarebbe indispensabile ricostruire il dataset e addestrare nuovamente i modelli.

Bibliografia

- [1] Science Learning Hub Pokapū Akoranga Pūtaiao. Measuring sound. URL <https://www.sciencelearn.org.nz/resources/573-measuring-sound>. [Consultato: 13-ago-2019].
- [2] The Physics Classroom. Intensity and the decibel scale. URL <https://www.physicsclassroom.com/class/sound/Lesson-2/Intensity-and-the-Decibel-Scale>. [Consultato: 13-ago-2019].
- [3] Australia UNSW School of Physics Sydney. db: What is a decibel? URL <http://www.animations.physics.unsw.edu.au/jw/dB.htm>. [Consultato: 13-ago-2019].
- [4] Physics LibreTexts. Sound intensity and level. URL <https://bit.ly/2kCTpjt>. [Consultato: 13-ago-2019].
- [5] D'Angelo Salvatore. Introduzione alla psicoacustica, 2019. URL https://www.itimarconinocera.org/sito/menu/dipartimenti/tecnico_scientifico_informatica/corso_musica_elettronica/14.htm. [Consultato: 13-ago-2019].
- [6] Fabio Peron Università Iuav di Venezia. Percezione del suono e psicoacustica, 2018. URL http://www.iuav.it/Ateneo1/docenti/architettu/docenti-st/Fabio-Pero/materiali-/elementi-d_acu-04-psicoacustica-2018.pdf. [Consultato: 13-ago-2019].

-
- [7] NoiseMeters Inc. Frequency weightings - a-weighted, c-weighted or z-weighted? URL <https://www.noisemeters.com/help/faq/frequency-weighting/>. [Consultato: 13-ago-2019].
- [8] Lisa Goines and Louis Hagler. Noise pollution: A modern plague. *Southern Medical Journal*, 100(3):287–294, March 2007. doi: 10.1097/smj.0b013e3180318be5. URL <https://doi.org/10.1097/smj.0b013e3180318be5>.
- [9] Ministero dell’Ambiente. Legge quadro sull’inquinamento acustico n. 447, 1995. URL <https://www.gazzettaufficiale.it/eli/id/1995/10/30/095G0477/sg>.
- [10] ARPAM. Salute ed inquinamento acustico, 2019. URL <http://www.arpa.marche.it/index.php/salute-ed-inquinamento-acustico>. [Consultato: 13-ago-2019].
- [11] Stephen A Stansfeld and Mark P Matheson. Noise pollution: non-auditory effects on health. *British Medical Bulletin*, 68(1):243–257, December 2003. doi: 10.1093/bmb/ldg033. URL <https://doi.org/10.1093/bmb/ldg033>.
- [12] W Passchier-Vermeer and W F Passchier. Noise exposure and public health. *Environmental Health Perspectives*, 108(suppl 1):123–131, March 2000. doi: 10.1289/ehp.00108s1123. URL <https://doi.org/10.1289/ehp.00108s1123>.
- [13] Presidente Del Consiglio Dei Ministri. Determinazione dei valori limite delle sorgenti sonore, 1997. URL <https://www.gazzettaufficiale.it/eli/id/1997/12/01/097A9602/sg>.
- [14] Ministero dell’Ambiente. Tecniche di rilevamento e di misurazione dell’inquinamento acustico, 1998. URL https://www.gazzettaufficiale.it/atto/serie_generale/caricaDettaglioAtto/originario?

atto.dataPubblicazioneGazzetta=1998-04-01&atto.
codiceRedazionale=098A2679.

- [15] Presidente Della Repubblica. Attuazione della direttiva 2002/49/ce relativa alla determinazione e alla gestione del rumore ambientale, 2005. URL <https://www.gazzettaufficiale.it/eli/id/2005/10/13/05A09688/sg>.
- [16] Presidente Della Repubblica. Disposizioni in materia di armonizzazione della normativa nazionale in materia di inquinamento acustico, 2017. URL <https://www.gazzettaufficiale.it/eli/id/2017/04/4/17G00055/sg>.
- [17] Inquinamento Italia. Normativa italiana sull'inquinamento acustico, 2017. URL <https://bit.ly/2kahQ7J>.
- [18] Presidente Della Repubblica. Disposizioni per l'armonizzazione della normativa nazionale in materia di inquinamento acustico, 2017. URL <https://www.gazzettaufficiale.it/eli/id/2017/04/04/17G00054/sg>.
- [19] Martina Marjanovic, Sanja Grubesa, and Ivana Podnar Zarko. Air and noise pollution monitoring in the city of zagreb by using mobile crowdsensing. In *2017 25th International Conference on Software, Telecommunications and Computer Networks (SoftCOM)*. IEEE, September 2017. doi: 10.23919/softcom.2017.8115502. URL <https://doi.org/10.23919/softcom.2017.8115502>.
- [20] Davide Aguiari, Giovanni Delnevo, Lorenzo Monti, Vittorio Ghini, Silvia Mirri, Paola Salomoni, Giovanni Pau, Marcus Im, Rita Tse, Mongkol Ekpanyapong, and Roberto Battistini. Canarin II: Designing a smart e-bike eco-system. In *2018 15th IEEE Annual Consumer Communications & Networking Conference (CCNC)*. IEEE, January 2018. doi: 10.1109/ccnc.2018.8319221. URL <https://doi.org/10.1109/ccnc.2018.8319221>.

-
- [21] Jorge Granda Cantuna, Santiago Solorzano, and Jean-Michel Clairand. Noise pollution measurement system using wireless sensor network and BAN sensors. In *2017 Fourth International Conference on eDemocracy & eGovernment (ICEDEG)*. IEEE, April 2017. doi: 10.1109/icedeg.2017.7962522. URL <https://doi.org/10.1109/icedeg.2017.7962522>.
- [22] Irene Garcia Martí, Luis E. Rodríguez, Mauricia Benedito, Sergi Trilles, Arturo Beltrán, Laura Díaz, and Joaquín Huerta. Mobile application for noise pollution monitoring through gamification techniques. In *Lecture Notes in Computer Science*, pages 562–571. Springer Berlin Heidelberg, 2012. doi: 10.1007/978-3-642-33542-6_74. URL https://doi.org/10.1007/978-3-642-33542-6_74.
- [23] PCB Piezotronics A PCB group company. Microphone handbook. URL https://www.pcb.com/microphonehandbookfiles/microphone_handbook_lowres.pdf.
- [24] PCB Piezotronics Mts systems coroporation. Microphone handbook. URL https://www.pcb.com/contentstore/mktgcontent/linkedddocuments/Acoustics/TM-AC-MicHandbook_lowres.pdf.
- [25] Michele Ghilardelli. Il microfono. URL <https://meeting-hub.net/blog/microfono>.
- [26] Electronics Notes Radio-Electronics.com. Carbon microphone, 2019. URL <https://www.electronics-notes.com/articles/audio-video/microphones/carbon-microphone.php>. [Consultato: 22-ago-2019].
- [27] Radio-Electronics.com Electronics Notes. Dynamic microphone: Moving coil microphone, 2019. URL <https://www.electronics-notes.com/articles/audio-video/microphones/moving-coil-dynamic-microphone.php>. [Consultato: 22-ago-2019].

- [28] Radio-Electronics.com Electronics Notes. Microphone directionality: Omni-directional cardioid, etc, 2019. URL <https://www.electronics-notes.com/articles/audio-video/microphones/microphone-directionality-patterns-omni-cardioid.php>. [Consultato: 23-ago-2019].
- [29] Alexander Briones. The different types of mics and their uses, 2015. URL <https://www.gearank.com/articles/types-of-mics>. [Consultato: 23-ago-2019].
- [30] Mark Nowak e Nicholas Larratta Chad Walber, Carmine Salzano. Acoustic methods of microphone calibration, 2015. URL <https://www.audioxpress.com/article/acoustic-methods-of-microphone-calibration>. [Consultato: 23-ago-2019].
- [31] Allan J. Zuckerwar, G. C. Herring, and Brian R. Elbing. Calibration of the pressure sensitivity of microphones by a free-field method at frequencies up to 80khz. *The Journal of the Acoustical Society of America*, 119(1):320–329, January 2006. doi: 10.1121/1.2141360. URL <https://doi.org/10.1121/1.2141360>.
- [32] Yuxiang Lin, Wei Dong, and Yuan Chen. Calibrating low-cost sensors by a two-phase learning approach for urban air quality measurement. *Proceedings of the ACM on Interactive, Mobile, Wearable and Ubiquitous Technologies*, 2(1):1–18, March 2018. doi: 10.1145/3191750. URL <https://doi.org/10.1145/3191750>.
- [33] Laurent Spinelle, Michel Gerboles, Maria Gabriella Villani, Manuel Alexandre, and Fausto Bonavitacola. Calibration of a cluster of low-cost sensors for the measurement of air pollution in ambient air. In *IEEE SENSORS 2014 Proceedings*. IEEE, November 2014. doi: 10.1109/icsens.2014.6984922. URL <https://doi.org/10.1109/icsens.2014.6984922>.

-
- [34] Naomi Zimmerman, Albert A. Presto, Srinivasa P. N. Kumar, Jason Gu, Aliaksei Hauryliuk, Ellis S. Robinson, and Allen L. Robinson and. A machine learning calibration model using random forests to improve sensor performance for lower-cost air quality monitoring. *Atmospheric Measurement Techniques*, 11(1):291–313, January 2018. doi: 10.5194/amt-11-291-2018. URL <https://doi.org/10.5194/amt-11-291-2018>.
- [35] Nino Grasso. Enorme attacco ddos piega internet: ecco cosa è successo venerdì 21 ottobre, 2016. URL <https://bit.ly/2lKnnC6>. [Consultato: 26-ago-2019].
- [36] Steve Ranger. What is the iot? everything you need to know about the internet of things right now, 2018. URL <https://zd.net/2vjPywq>. [Consultato: 26-ago-2019].
- [37] Vincenzi Mattia Monti Lorenzo. inspectnoise, 2019. URL <https://github.com/LorenzoMonti/inspectNoise>.
- [38] Uni-Trend Group Limited. Ut351/352 sound level meter operating manual. URL http://attachments.content4us.com/datasheets/mxUT352_eng_manual.PDF.
- [39] Vincenzi Mattia Monti Lorenzo. spl-phono-reader, 2019. URL https://github.com/mattia-vincenzi/spl_phono_reader.
- [40] Usman Malik. Random forest algorithm with python and scikit-learn, 2018. URL <https://stackabuse.com/random-forest-algorithm-with-python-and-scikit-learn/>.
- [41] Jason Brownlee. How to resample and interpolate your time series data with python, 2016. URL <https://machinelearningmastery.com/resample-interpolate-time-series-data-python/>.
- [42] Harshdeep Singh. How to resample and interpolate your time series data with python, 2018. URL <https://towardsdatascience.com/understanding-gradient-boosting-machines-9be756fe76ab>.