

RETI NEURALI A SUPPORTO DELLA PROGETTAZIONE ACUSTICA DI UFFICI OPEN-SPACE PER SPECIFICHE ATTIVITÀ LAVORATIVE

Original

RETI NEURALI A SUPPORTO DELLA PROGETTAZIONE ACUSTICA DI UFFICI OPEN-SPACE PER SPECIFICHE ATTIVITÀ LAVORATIVE / Caradonna, R., Astolfi, A., Vittoria Fiorini, C.. - (2026). (52° Convegno Nazionale dell'Associazione Italiana di Acustica Perugia (ITA) 10-12 giugno 2026).

Availability:

This version is available at: 11583/3015835 since: 2026-09-23T13:19:51Z

Publisher:

Franco Angeli

Published

DOI:

Terms of use:

This article is made available under terms and conditions as specified in the corresponding bibliographic description in the repository

Publisher copyright

(Article begins on next page)

RETI NEURALI A SUPPORTO DELLA PROGETTAZIONE ACUSTICA DI UFFICI OPEN-SPACE PER SPECIFICHE ATTIVITÀ LAVORATIVE

Costanza Vittoria Fiorini (1), Arianna Astolfi (2), Riccardo Caradonna (2)

1) Dipartimento di Ingegneria Elettrica ed Energetica, Università di Roma Sapienza, costanzavittoria.fiorini@uniroma1.it

2) Dipartimento di Energia, Politecnico di Torino, arianna.astolfi@polito.it, riccardo_caradonna@polito.it

SOMMARIO

Un elevato livello di concentrazione è richiesto negli uffici open-space, ciò implica un ambiente acustico ottimizzato. L'obiettivo è creare un ambiente lavorativo idoneo in cui la privacy del parlato sia garantita senza compromettere il senso di collaborazione tra gli occupanti. Questo studio propone un approccio per la progettazione acustica conforme alle normative vigenti, basato su una rete neurale addestrata con dati reali e simulati, in grado di fornire indicazioni considerando controsoffitti, rivestimenti, screen e geometria degli ambienti.

1. Introduzione

Negli uffici open-space il rumore del parlato rappresenta la principale causa di distrazione e stress [1]. Questo studio analizza l'effetto combinato di materiali e schermi in un ufficio reale, confrontando simulazioni GA calibrate con reti neurali addestrate su dati ibridi. L'obiettivo è individuare soluzioni conformi agli standard acustici, valutando il contributo dell'intelligenza artificiale nell'ottimizzazione acustica.

La letteratura evidenzia come la progettazione acustica degli open-space sia una sfida complessa, che richiede un equilibrio tra collaborazione e privacy [2], poiché i parametri basati sulla riverberazione non descrivono completamente il campo sonoro. Le simulazioni di acustica geometrica (GA), pur essendo lo strumento principale, sono spesso limitate da complessità e tempi di calcolo elevati. In questo contesto, il machine learning e le reti neurali (NN) offrono modelli surrogati in grado di stimare rapidamente parametri critici come T30 e STI [3].

Tuttavia, molti modelli si basano su geometrie semplificate e dati simulati, con una carenza di dataset che includano arredi complessi e trattamenti acustici reali, come schermi ed elementi sospesi. Studi precedenti dimostrano che la privacy acustica richiede l'azione combinata di soffitti altamente assorbenti e partizioni adeguate, mentre interventi parziali risultano inefficaci a causa delle riflessioni sopra le barriere [4]. L'efficacia della schermatura dipende quindi anche dall'assorbimento delle superfici circostanti.

Per superare questi limiti, la ricerca si orienta verso reti neurali informate dalla fisica (PINN), che integrano dati e leggi fisiche per migliorare l'affidabilità delle previsioni [5]. In sintesi, l'ottimizzazione acustica negli uffici richiede una comprensione integrata tra materiali e configurazioni spaziali, ambito in cui l'intelligenza artificiale può colmare il divario tra accuratezza e applicabilità progettuale.

2. Metodologia

2.1 Il caso studio

Lo studio riguarda un ufficio open-space di 50 m² situato all'interno di una banca italiana, con 12 postazioni di lavoro.

L'ambiente ha un'altezza di 3,2 m e un volume di 162 m³. Le attività svolte includono sia compiti collaborativi sia indivi-

duali. Le misure acustiche sono state condotte secondo la norma ISO 3382-3.

2.2 Simulazione e calibrazione del modello acustico

Le simulazioni acustiche sono state eseguite con un software basato su acustica geometrica. È stata utilizzata una sorgente omnidirezionale con risposta in frequenza piatta e livello tale da superare il rumore di fondo di almeno 6 dB nella posizione più distante. I coefficienti di scattering sono stati impostati a 0,3 per gli arredi e 0,1 per pareti, soffitto e pavimento, con 20.000 raggi (alta precisione).

È stata condotta una fase preliminare di calibrazione sui parametri T30 e D_{2,s}, considerando una JND del 10% per il T30 e di 1 dB per il decadimento. Successivamente sono state simulate diverse configurazioni dell'ufficio, producendo una matrice di soluzioni progettuali.

2.3 La matrice di progettazione acustica

Come primo passo è stata condotta una breve revisione della letteratura sugli uffici open-space, al fine di individuare le principali soluzioni acustiche adottate. Su questa base è stata sviluppata una matrice composta da trenta configurazioni di progettazione.

Le configurazioni sono state definite attraverso tre variabili principali: layout delle postazioni di lavoro (T), trattamento del soffitto (C) e trattamento delle pareti (W). Il layout varia da postazioni completamente aperte senza schermi (T1) a configurazioni con schermi acustici di diversa altezza (T2–T3), fino a postazioni chiuse tipo cubicoli (T4–T5). I trattamenti del soffitto includono controsoffitto standard (C1), con baffles (C2) e con elementi sospesi (C3), mentre quelli delle pareti prevedono la presenza (W1) o assenza (W2) di pannelli acustici.

2.4 Il modello di rete neurale

L'obiettivo della rete neurale artificiale (ANN) è prevedere i principali descrittori acustici degli uffici open-space utilizzando un numero limitato ma fisicamente significativo di parametri di input. È stata adottata una rete feed-forward multilivello (MLFFN), composta da un livello di input, uno di output e uno o più livelli nascosti, in grado di apprendere relazioni lineari e non lineari.

Il numero di neuroni nello strato di output corrisponde ai parametri stimati, ossia T30, $D_{2,S}$, $L_{p,A,S,4m}$, STI. I neuroni di input rappresentano invece le variabili considerate: volume della stanza, rapporto L:W, numero e potenza sonora (Lw) delle unità HVAC, superfici delimitanti il locale (pareti, soffitto, pavimento, finestre), e trattamenti acustici, quali controsoffitti, elementi sospesi, pannelli a parete e schermi acustici. Le superfici, trattate o non trattate acusticamente, vengono considerate in termini di unità assorbenti (Ua); per gli schermi acustici, oltre alla caratterizzazione mediante Ua, è stato introdotto un ulteriore parametro finalizzato a distinguerne la tipologia.

Sono stati analizzati 158 uffici open-space, di cui il 23% misurati e il 77% simulati. Il volume varia tra 100 e 451 m³, la lunghezza tra 5.30 e 18.60 m, il rapporto altezza/lunghezza tra 1.5 e 5 e il rapporto lunghezza/larghezza tra 1 e 2.5.

Il workflow della MLFFN prevede una fase di training, in cui la rete apprende la relazione input-output tramite backpropagation, e una fase di test/validazione per valutarne l'errore rispetto alle soglie di tolleranza. Il dataset è stato suddiviso in training (70%) e test (30%).

L'architettura finale include 13 neuroni di input, due layer nascosti da 8 neuroni ciascuno (8+8) e 4 neuroni di output. Per migliorare la generalizzazione, il training è stato ripetuto variando la percentuale di dati misurati: 17% (due subset diversi), 22% e 25%.

3. Risultati e discussione

Nella Tabella 1 sono riportati i risultati della rete neurale, in termini di differenze tra i parametri ottenuti tramite simulazione e quelli stimati dalla rete, per le 30 configurazioni della matrice di progettazione acustica. I parametri considerati sono il tempo di riverberazione (T30), l'indice di trasmissione del parlato (STI), il decadimento spaziale del parlato ($D_{2,S}$) e il livello di pressione sonora a 4 m ($L_{p,A,S,4m}$). Nell'ultima riga sono riportate le differenze medie complessive.

Un regressore basato su rete neurale artificiale (ANN) preaddestrata può essere impiegato come modello surrogato per l'esplorazione di soluzioni di progettazione acustica indoor. Il modello consente di individuare combinazioni di parametri geometrici e di finitura in grado di soddisfare prefissati vincoli prestazionali per un ambiente di riferimento. Il workflow prevede una ricerca casuale iterativa di configurazioni candidate, la cui risposta acustica è stimata tramite una ANN (DynamicRegressor) che associa variabili di input relative a geometria e condizioni d'uso, trattamenti superficiali e acustici, a quattro descrittori acustici continui, ad esempio, facendo riferimento alla normativa ISO 22955 [6], $T30 \leq 0,5$ s, $STI > 0,55$, $D_{2,S} \geq 7$ dB e $L_{p,A,S,4m} \leq 47$ dB. I dati di ingresso e uscita sono scalati secondo gli stessi criteri adottati in fase di training, così da restituire output nelle corrispondenti unità fisiche. Le configurazioni generate sono infine selezionate sulla base del rispetto simultaneo dei descrittori acustici selezionati come target.

4. Conclusioni

Dai risultati emerge che il modello di rete neurale è in grado di prevedere i parametri acustici con buona accuratezza rispetto alle simulazioni di riferimento. Gli scostamenti medi risultano pari a 0.03 s per il tempo di riverberazione T30, 0.07 per lo STI e 0.5 dB per il decadimento spaziale $D_{2,S}$, indicando una sostanziale coerenza tra i due approcci.

La discrepanza maggiore si osserva nel livello di pressione sonora a 4 m ($L_{p,A,S,4m}$), con una differenza media di 3.4 dB, principalmente nelle configurazioni di tipo T1, prive di

Tabella 1 - Differenze tra i parametri acustici simulati e quelli stimati dalla rete neurale per le 30 configurazioni della matrice di progettazione.

n	ID	$\Delta T30$	ΔSTI	$\Delta D_{2,S}$	$\Delta L_{p,A,S,4m}$
1	T1_C1_W1	0.06	0.00	0.38	8.77
2	T1_C2_W1	0.02	0.06	0.07	5.66
3	T1_C3_W1	0.05	0.08	0.87	4.14
4	T1_C11W2	0.01	0.00	0.60	9.61
5	T1_C2_W2	0.04	0.05	0.40	5.50
6	T1_C3_W2	0.04	0.01	0.25	6.98
7	T2_C1_W1	0.05	0.04	0.33	3.63
8	T2_C2_W1	0.03	0.07	0.60	1.10
9	T2_C3_W1	0.05	0.08	0.22	1.90
10	T2_C1_W2	0.02	0.00	0.43	3.74
11	T2_C2_W2	0.01	0.05	0.30	1.51
12	T2_C3_W2	0.04	0.03	0.14	2.78
13	T3_C1_W1	0.02	0.06	0.52	1.52
14	T3_C2_W1	0.03	0.08	0.86	0.18
15	T3_C3_W1	0.04	0.04	0.89	1.96
16	T3_C1_W2	0.01	0.01	0.04	3.29
17	T3_C2_W2	0.01	0.04	1.04	1.20
18	T3_C3_W2	0.03	0.03	0.53	1.42
19	T4_C1_W1	0.03	0.10	0.09	1.10
20	T4_C2_W1	0.01	0.18	0.44	4.31
21	T4_C3_W1	0.07	0.12	0.13	1.91
22	T4_C1_W2	0.03	0.06	0.79	0.30
23	T4_C2_W2	0.02	0.12	0.72	3.41
24	T4_C3_W2	0.02	0.07	0.53	1.78
25	T5_C1_W1	0.01	0.11	0.70	3.31
26	T5_C2_W1	0.04	0.20	0.37	6.15
27	T5_C3_W1	0.08	0.14	0.34	3.84
28	T5_C1_W2	0.00	0.09	1.10	2.20
29	T5_C2_W2	0.01	0.15	0.93	5.40
30	T5_C3_W2	0.06	0.10	0.20	3.21
Averages		0.03	0.07	0.49	3.39

partizioni tra le postazioni. Questo comportamento è probabilmente dovuto a una rappresentazione non bilanciata tra configurazioni con e senza schermature nel dataset di training, insufficiente a garantire una generalizzazione accurata in assenza di schermature.

Nel complesso, i risultati suggeriscono che, con un ulteriore affinamento e un ampliamento del dataset, la rete neurale possa diventare uno strumento efficace per la previsione dei parametri acustici e il supporto alla progettazione di ambienti open-space, permettendo l'identificazione di configurazioni conformi ai requisiti normativi.

5. Bibliografia

- [1] Radun J., Keränen J., Alakoivu R., Schiller I.S., Schlittmeier S.J., Hongisto V., *How speech in acoustically different offices influences a working person? – experiments in two countries*, Building and Environment, 267 (2025), 112262.
- [2] Haapakangas A., Hongisto V., Eerola M., Kuusisto T., *Distraction distance and perceived disturbance by noise—an analysis of 21 open-plan offices*, The Journal of the Acoustical Society of America, 141(1) (2017), pp. 127–136.
- [3] Wan Y., Zhou Y., Wen J., Chen Z., Zhao J., *Research on prediction method of objective assessment of building acoustics based on machine learning*, Journal of Physics: Conference Series, 2522 (2023), 012010
- [4] Wang C., Bradley J.S., *Prediction of the speech intelligibility index behind a single screen in an open-plan office*, Applied Acoustics, 63(8) (2002), pp. 867–883.
- [5] Agouzoul A., Simeu E., Tabaa M., *Enhancement of building energy consumption using a digital twin based neural network model predictive control*, Proc. Int. Conf. Control, Automation and Diagnosis (ICCAD), (2023), pp. 1–6.
- [6] ISO 22955:2021, *Acoustics-Acoustic quality of open office spaces*.