

Metodi statistici avanzati per la quantificazione degli odori

Agostino Basilicata¹

¹Affiliation not available

Abstract

Elementi indesiderati presenti nell'ambiente dovuti all'emissioni di odori, risultano essere difficili da valutare, gestire e prevedere e sono considerati inquinanti atmosferici che possono causare impatti negativi sull'ambiente e sulle persone. Si è passati, quindi, ad adottare una tecnologia sempre più intelligente (IOMS) per riuscire a valutare gli odori emanati implementando, soprattutto, tecniche di previsione parametriche e non-parametriche andando ad elaborare un efficace Modello di Quantificazione degli Odori (OQMM). Le tecniche di predizione sono: Artificial Neural Networks (ANN); Multivariate Adaptive Regression Splines (MARSPLINE); Partial Least Square (PLS); Multiple Linear Regression (MLR) e Response Surface Regression (RSR). A seguito di studi, si nota come l'applicazione ANN, tecnica non-parametrica, ci permette di ottenere i risultati migliori.

INTRODUZIONE

L'emissione di odori malsani, nei confronti delle persone, può causare un impatto negativo sulla salute psico-fisica causando fastidio e soprattutto creando la percezione di vivere in un ambiente insalubre ¹². Per la caratterizzazione dell'odore si sviluppano tecniche analitiche, sensoriali e miste (Gostelow et al., 2000; Munoz et al., 2010; Zarra et al., 2012). Tra le tecniche analitiche la principale risulta essere la GC-MS: costosa, dispendiosa in termini di tempo e principalmente

limitata a quei casi in cui si sospetta la presenza di sostanze nocive (Di Francesco et al., 2001). Le tecniche sensoriali, invece, sono caratterizzate dall'uso del naso umano come rilevatore per valutare l'odore di una miscela, quella più usata è l'olfattometria dinamica, applicata secondo la EN13725:2003, attualmente in fase di revisione da parte del CEN/TC264/WG2. Le tecniche miscele associano l'uso di strumenti analitici e risposte sensoriali, caratterizzate da un forte potenziale futuro (Belgiorno et al., 2012; Zarra et al., 2014). Per riconoscere il carattere dell'odore, la norma europea specifica un metodo per la determinazione oggettiva della concentrazione di odore di un campione gassoso mediante l'olfattometria dinamica (DO) con valutatori umani (Belgiorno et al., 2012). L'unità di misura è l'unità olfattiva europea per metro cubo: OU_E/m^3 . Gli IOMS, come anticipato, sono tecnologie che servono a monitorare in maniera continua gli odori e sviluppare risultati in termini di classi di odori e di predizione della concentrazione di odori. L'IOMS fa parte di una categoria di sistemi noti come E-NOSE. Questi ultimi composti da una serie di sensori di gas e da sistemi di riconoscimento dei pattern, riescono a distinguere gli odori più complessi (Neumann et al., 2013; Deshmukh et al., 2015). Obiettivo principale dei ricercatori, è quello di poter arrivare ad un modello che riesca a riprodurre un vero naso umano (Zarra et al., 2008). In questa situazione si vede come le (ANN) rappresentino la miglior tecnica di riconoscimento pattern da incorporare in un E-Nose e migliorarne il funzionamento. Le reti neurali artificiali sono modelli in miniatura del sistema nervoso biologico del cervello umano. Contengono, infatti, connessioni sinaptiche tra loro che con proprietà non-parametriche permettono all' ANN di essere considerato uno dei migliori modelli in circolazione. (Kosinski e Kozlowski, 1998; McMillan, 1999; Mjalli et al., 2007; Teodoride, 2015; Dharwal e Kaur, 2016). ANN in E-Nose fornisce una combinazione sinergica rilevando l'interazione di gas complessi con conseguente misurazione accurata della concentrazione degli odori, dell'intensità e del tono edonico (Sabilla et al., 2017; Szulczynski et al., 2018; Herrero et al., 2016). Le tecniche non parametriche sono utili nella mappatura delle relazioni con grandi set di dati, quando non vi è alcuna conoscenza preliminare del comportamento dei dati. Nel seguente articolo si sposta l'attenzione sull'applicazione ANN e sulle sue modalità di

approccio.

RETE NEURALE ARTIFICIALE (ANN)

Il primo modello di neurone artificiale fu proposto da W.S. McCulloch e Walter Pitts in un famoso lavoro del 1943 in grado di calcolare semplici funzioni booleane. Altre ipotesi vennero introdotte attorno il 1950 proponendo collegamenti con i modelli complessi del cervello. Nel 1958, Frank Rosenblatt introduce il primo schema di rete neurale, detto *Perceptron* (percettrone), antesignano delle attuali reti neurali, per il riconoscimento e la classificazione di forme ³⁴⁵. L'opera di Rosenblatt stimola una quantità di studi e ricerche che durano per un decennio fino ad un periodo di stasi dove addirittura ci furono numerose tesi contrastanti gli studi sugli ANN. Più tardi nacque uno dei metodi più noti ed efficaci: l'algoritmo di retropropagazione dell'errore ("error backpropagation"), proposto nel 1986 da David E. Rumelhart, G. Hinton e R. J. Williams. La Fig.2 raffigura l'asse temporale con le principali pietre miliari nello sviluppo della ANN.

L'ANN è caratterizzato da una struttura dove la semplicità o complessità della rete è un fattore importante per ottenere un'efficace capacità di generalizzazione. (Kermani et al., 2005; Teodoride, 2015) Ci sono diversi tipi di strutture e la scelta appropriata di esse è impegnativa contengono insiemi di parametri diversi ⁶⁷. La rete neurale completamente connessa o stratificata (LNN) è un'operazione lineare in cui i nodi di input sono collegati a ciascun nodo di output in base al peso seguito da una funzione di attivazione non lineare (Mehrota e Mohan, 1997). Le reti neurali modulari (MNN) sono una combinazione di strutture in cui piccole reti neurali si fondono per risolvere un problema, questo potrebbe essere un approccio promettente per eliminare i minimi locali che si incontrano comunemente nelle grandi reti neurali (Rossi, 1996; Tseng e Almogahed, 2009; Watanabe et al., 2017). Le reti neurali feedforward (FFNN) altrimenti note come percettroni multistrato (MLP) sono progettate per far viaggiare il segnale in una direzione, da nodi di input a nodi di output passando attraverso strati nascosti senza feedback dei nodi precedenti (Dharwal

e Kaur, 2016). Queste sono le reti più utilizzate utili per la previsione, l'approssimazione delle funzioni e le applicazioni di classificazione (Gardner e Dorling, 1997). Gli RNN sono potenti ma molto difficili da addestrare (Lipton et al., 2015).

In generale l'ANN risulta essere uno strumento fondamentale anche per la previsione, come è stato accurato in un particolare caso studio sulla stima dei rifiuti di telefoni cellulari nelle Filippine tramite reti neurali dove si sono stimate le vendite di telefoni cellulari e, successivamente, sui rifiuti di telefoni cellulari nel paese dal 2010 al 2021 ⁸⁹. Con 5 livelli nascosti, il software Visual Gene Developer 1.7 ha ottenuto una somma dell'errore al quadrato di $\pm 0,00001$, ed anche se la rete neurale non ha potuto visualizzare il comportamento degli input ha dato risultati migliori rispetto il tradizionale metodo di estrapolazione lineare per la previsione dei dati. La gestione dell'odore ambientale è stata distinta in quattro aspetti quali misurazione, caratterizzazione, controllo e trattamento e monitoraggio continuo. Per ogni aspetto, le prestazioni della rete neurale progettata vengono valutate criticamente enfatizzando i punti di forza e di debolezza ¹⁰¹¹.

Applicazione ANN nella misurazione degli odori

La misurazione va intesa come la quantificazione della concentrazione di odore in termini di OU_E/m^3 . Molti studi ^{12 136} hanno costruito un set di dati utilizzando i segnali enosi (input) associati ai risultati dinamici dell'olfattometro (output target) e hanno stabilito una relazione di pattern che può essere applicata alle applicazioni di previsione (Janes et al., 2005; Onkal-Engin et al., 2005). Jane et al. (2005) ha valutato le prestazioni della ANN rispetto alla regressione multipla lineare (LMR) nella modellazione dell'emissione di odori dell'allevamento di suini. C'erano un totale di 131 campioni divisi in due parti; 105 dati per l'allenamento e 26 dati per la convalida con l'intensità dell'odore come output target. Sono state costruite due diverse strutture ANN (2-16-1; 5-16-1) utilizzando un diverso numero di variabili di input e confrontate con LMR. La ANN ha raggiunto R^2 di 0,83 e 0,81 rispettivamente, mentre LMR ha R^2 di 0,48. quindi l'ANN è in grado di trovare strette relazioni tra le variabili di input e output e supera il problema del set di dati dei

metodi statistici ¹⁴¹⁵. L' ANN ha anche dimostrato durante uno studio di un impianto di depurazione che riesce a trattare i dati in maniera più flessibile, secondo un algoritmo di retrospizione. Onkal-Engin et al., 2005

Applicazione ANN nella caratterizzazione degli odori

Nella caratterizzazione degli odori numerosi studi su ANN hanno stabilito relazioni tra l'insieme dei dati di input e un numero multiplo di output, individuando composti gassosi responsabili nell'emissione di odori e sviluppata una rete con output categorici (Heredia et al., 2016; Rivai e Talakua, 2015) ad esempio raggruppando i profili elettrici da E-Nose (Persaud e Dodd, 1982; Capelli et al., 2007; Viccione et al., 2012; Omatu e Yano, 2015). La tabella 1 sintetizza alcuni casi studi come quello Rivai e Talakua (2015) basato sull'identificazione di vapori a bassa concentrazione tramite un preconcentratore.

Alla fine, ANN mostra, indipendentemente dai numerosi dati output, reali o categorici che siano, come si arrivi ad un'elevata precisione di classificazione ¹⁶¹⁷.

Applicazione ANN nel controllo e nel trattamento degli odori

La scarsità di documenti relativi all'emissione è il gap più grande che i ricercatori devono affrontare. Le cause sono: i limiti dell'olfattometro dinamico e l'implementazione in loco, con conseguente assenza di studi disponibili online ¹⁸¹⁹²⁰. Tuttavia, c'è uno studio che si è occupato dell'applicazione dell'ANN nella modellazione delle emissioni dei gas facenti parte di un'emissione di odori da strutture di controllo dell'inquinamento atmosferico. I principali contenuti e risultati di questi lavori sono riassunti in tabella 2.

Uno dei casi analizzati parla della previsione delle prestazioni nell'adsorbimento competitivo di fenolo e resorcinolo da soluzione acquosa con materiali adsorbenti carbonacei convenzionali e a basso costo, come carbone attivo (AC), carbone di legna (WC) e ceneri di lolla di riso (RHA) Aghav et al. (2011) e Lopez et al. (2017) Si nota come l'ANN, riducendo il rumore di fondo nel set

di dati riesca a divenire conveniente quando si parla di gas. Inoltre, non imponendo limitazioni alle variabili di input, è utile nella modellazione delle prestazioni allo stato transitorio dei bioprocessi in fase gassosa, divenendo conveniente per sistemi dinamici ²¹²² .

Applicazione ANN nel monitoraggio continuo degli odori

Il monitoraggio si effettua per verificare se gli standard delle normative vengano rispettati e se i programmi di gestione degli odori funzionino in maniera adeguata. Gli strumenti di misurazione degli odori vengono applicati anche per monitorare l'emissione di odori come il naso elettronico (Bockreis e Jager, 1999; Sohn et al., 2003). Ad esempio, un caso studio fu quello Sohn et al. (2003) dove l'ANN fu applicata per predire le concentrazioni di odori suino provenienti da stagni e per sviluppare una tecnica sicura, rapida e conveniente per la misurazione degli odori ²³² .

La tecnica oggetto di analisi può aiutare a fornire agli operatori informazioni anche su tracce di gas, rispettando lo standard e la qualità dell'aria arrivando anche a diminuire gli inquinanti ²⁴²⁵²⁶ ,

La scelta dell'ANN nel monitoraggio è adeguata in tempi reali grazie alla sua capacità di modellare relazioni lineari e non lineari ²⁷²⁸²⁹ .

CONCLUSIONI

I problemi relativi all'odore indesiderato emesso nell'aria sono motivi di preoccupazione pubblica, pertanto di primaria importanza. Oggigiorno, il sistema olfattivo umano è ancora considerato la tecnica più accurata per rilevare gli odori, pertanto si indirizza la comunità tecnico-scientifica ad elaborare modelli che si rifacciano a questo. Le ANN sono sicuramente delle tecnologie abbastanza avanti in questa questione tuttavia i diversi studi citati analizzando la forza e la debolezza dei quattro aspetti ha portato alla luce questioni ancora da migliorare.

L'applicazione della ANN fornisce risultati robusti rispetto ai metodi statistici fornendo una nuova strada nel campo della gestione degli odori ambientali, affrontando i problemi di accuratezza delle tecniche di calcolo matematico grazie alla sua forza nell'analizzare sistemi lineari e non lineari e

complessi che di solito si verificano nel mondo reale. La sua applicazione alla gestione degli odori ambientali è destinata a una crescita rapida e continua nei prossimi anni, anche grazie al progresso della tecnologia e alla velocità di elaborazione dei dati. Lo sviluppo di E-Nose basati su ANN creerà nuovi mercati che sono attualmente esclusi dai limiti della tecnologia tradizionale basata su metodi statistici. la tecnologia si implementerà sempre di più andando ad emulare quanto più possibile la persona umana e le sue funzioni. Le generazioni avanzate di E-Nose basate su ANN apriranno una gamma completamente nuova di applicazioni non solo limitate ai campi ambientali, ma si potranno applicare a quanti più campi possibile.

References

1. Nesticò, A., Elia, C. & Naddeo, V. Sustainability of urban regeneration projects: Novel selection model based on analytic network process and zero-one goal programming. *Land Use Policy* **99**, (2020).
2. Scannapieco, D., Naddeo, V. & Belgiorno, V. Sustainable power plants: A support tool for the analysis of alternatives. *Land Use Policy* **36**, 478–484 (2014).
3. Nagy, G. Neural networks-then and now. *IEEE Transactions on Neural Networks* **2**, 316–318 (1991).
4. Kermani, B. G., Schiffman, S. S. & Nagle, H. T. Performance of the Levenberg–Marquardt neural network training method in electronic nose applications. *Sensors and Actuators B: Chemical* **110**, 13–22 (2005).
5. Gardner, M. W. & Dorling, S. R. Artificial neural networks (the multilayer perceptron)—a review of applications in the atmospheric sciences. *Atmospheric Environment* **32**, 2627–2636 (1998).
6. Zarra, T., Galang, M. G., Ballesteros, F., Belgiorno, V. & Naddeo, V. Environmental odour

management by artificial neural network – A review. *Environment International* **133**, 105189 (2019).

7. Control of odour emission in wastewater treatment plants by direct and undirected measurement of odour emission capacity.

8. Deshmukh, S., Bandyopadhyay, R., Bhattacharyya, N., Pandey, R. A. & Jana, A. Application of electronic nose for industrial odors and gaseous emissions measurement and monitoring – An overview. *Talanta* **144**, 329–340 (2015).

9. Sabilla, S. I., Sarno, R. & Siswanto, J. Estimating Gas Concentration using Artificial Neural Network for Electronic Nose. *Procedia Computer Science* **124**, 181–188 (2017).

10. Onkal-Engin, G., Demir, I. & Engin, S. N. Determination of the relationship between sewage odour and BOD by neural networks. *Environmental Modelling & Software* **20**, 843–850 (2005).

11. Janes, K. R., Yang, S. X. & Hacker, R. R. Pork farm odour modelling using multiple-component multiple-factor analysis and neural networks. *Applied Soft Computing* **6**, 53–61 (2005).

12. Odour monitoring of small wastewater treatment plant located in sensitive environment. *Water Sci Technol* **58** (1): 89–94, (2008).

13. Zarra, T., Galang, M. G. K., Belgiorno, V. & Naddeo, V. Environmental Odour Quantification by IOMS: Parametric vs. Non-Parametric Prediction Techniques. *Chemosensors* **9**, (2021).

14. Oliva, G. *et al.*. Next-generation of instrumental odour monitoring system (IOMS) for the gaseous emissions control in complex industrial plants. *Chemosphere* **271**, 129768 (2021).

15. Zarra, T., Galang, M. G. K., Ballesteros, F. C., Belgiorno, V. & Naddeo, V. Instrumental Odour Monitoring System Classification Performance Optimization by Analysis of Different Pattern-Recognition and Feature Extraction Techniques. *Sensors* **21**, (2021).

16. Szulczyński, B., Armiński, K., Namieśnik, J. & Gebicki, J. Determination of Odour Interactions

in Gaseous Mixtures Using Electronic Nose Methods with Artificial Neural Networks. *Sensors* **18**, (2018).

17.Herrero, J. L., Lozano, J., Santos, J. P. & Suárez, J. I. On-line classification of pollutants in water using wireless portable electronic noses. *Chemosphere* **152**, 107–116 (2016).

18.Heredia, A. P. D., Cruz, F. R., Balbin, J. R. & Chung, W.-Y. Olfactory classification using electronic nose system via artificial neural network. in *2016 IEEE Region 10 Conference (TENCON)* 3569–3574 (2016). doi:10.1109/TENCON.2016.7848722.

19.Capelli, L., Sironi, S., Céntola, P., Del Rosso, R. & Il Grande, M. Electronic noses for the continuous monitoring of odours from a wastewater treatment plant at specific receptors: Focus on training methods. *Sensors and Actuators B: Chemical* **131**, 53–62 (2008).

20.Aghav, R. M., Kumar, S. & Mukherjee, S. N. Artificial neural network modeling in competitive adsorption of phenol and resorcinol from water environment using some carbonaceous adsorbents. *Journal of Hazardous Materials* **188**, 67–77 (2011).

21.López, M. E., Rene, E. R., Boger, Z., Veiga, M. C. & Kennes, C. Modelling the removal of volatile pollutants under transient conditions in a two-stage bioreactor using artificial neural networks. *Journal of Hazardous Materials* **324**, 100–109 (2017).

22.Sohn, J. H., Smith, R., Yoong, E., Leis, J. & Galvin, G. Quantification of Odours from Piggery Effluent Ponds using an Electronic Nose and an Artificial Neural Network. *Biosystems Engineering* **86**, 399–410 (2003).

23.Naddeo, V., Belgiorno, V., Zarra, T. & Scannapieco, D. Dynamic and embedded evaluation procedure for strategic environmental assessment. *Land Use Policy* **31**, 605–612 (2013).

24.Gostelow, P., Parsons, S. A. & Stuetz, R. M. Odour measurements for sewage treatment works. *Water Research* **35**, 579–597 (2001).

25. Muñoz, R. *et al.*. Monitoring techniques for odour abatement assessment. *Water Research* **44**, 5129–5149 (2010).
26. Francesco, F. D., Lazzerini, B., Marcelloni, F. & Pioggia, G. An electronic nose for odour annoyance assessment. *Atmospheric Environment* **35**, 1225–1234 (2001).
27. Okur, S. *et al.*. Identification of Mint Scents Using a QCM Based E-Nose. *Chemosensors* **9**, (2021).
28. Szulczyński, B. *et al.*. Different Ways to Apply a Measurement Instrument of E-Nose Type to Evaluate Ambient Air Quality with Respect to Odour Nuisance in a Vicinity of Municipal Processing Plants. *Sensors* **17**, (2017).
29. Lokuge, W., Wilson, A., Gunasekara, C., Law, D. W. & Setunge, S. Design of fly ash geopolymer concrete mix proportions using Multivariate Adaptive Regression Spline model. *Construction and Building Materials* **166**, 472–481 (2018).

Figure Captions

Figure 1. Idea di rete neurale artificiale

Figures

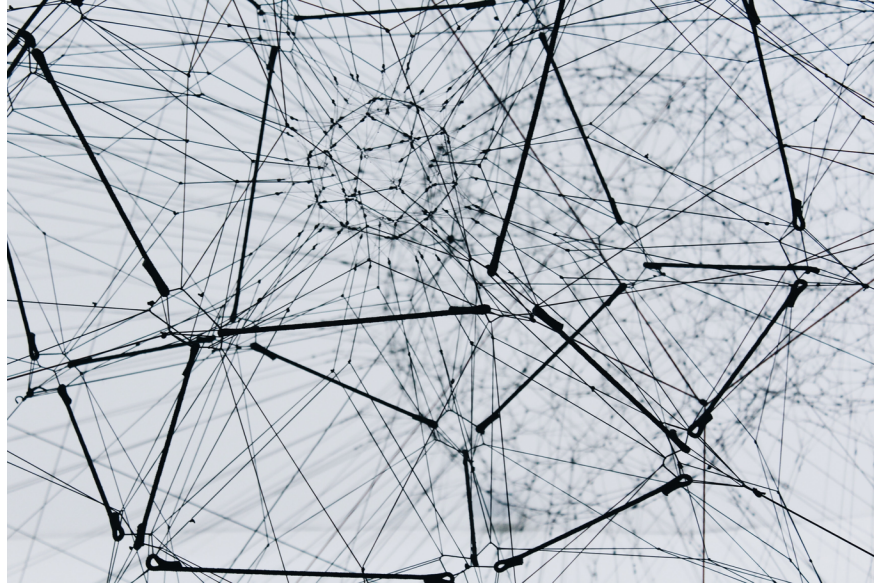


Figure 1: Idea di rete neurale artificiale