



Progetto PULVIRUS

OBIETTIVO 1 - Analisi degli effetti delle misure di distanziamento fisico durante il periodo della pandemia da covid 19: cosa dicono le stazioni di monitoraggio italiane.

ATTIVITÀ 1.4.1 – Metodi di normalizzazione meteorologica delle serie temporali dei dati di qualità dell'aria basati su modelli additivi generalizzati (GAM)

Data: 31/12/2021



GRUPPO DI LAVORO

ISPRA

Gianluca Leone (Coordinatore), Mariacarmela Cusano, Alessandra Gaeta, Alessandra Galosi, Giuseppe Gandolfo, Raffaele Morelli

ARPAE

Fabiana Scotto



SOMMARIO

1. INTRODUZIONE.....	4
2. DATI.....	5
2.1 Dati di qualità dell'aria	5
2.2 Dati meteorologici.....	8
3. METODI.....	10
3.1 Modelli GAM.....	10
3.1.1 Introduzione utilizzo modelli GAM in letteratura con riferimento alla relazione 1.2 10	
3.2 Descrizione generale modello.....	11
3.3 Descrizione procedura di selezione variabili meteorologiche.....	14
3.3.1 Procedura per la validazione e per la valutazione delle prestazioni del modello....	17
4. ANALISI DEI RISULTATI.....	20
4.1 Validazione e valutazione delle prestazioni dei modelli.....	20
4.1.1 NO ₂	22
4.1.2 PM _{2.5}	23
4.1.3 PM ₁₀	24
4.1.4 O ₃	25
4.1.5 CO	26
4.2 Valutazione dell'incertezza	27
4.3 Presentazione e analisi dei risultati	30
4.3.2 Risultati PM _{2.5}	37
4.3.3 Risultati PM ₁₀	39
4.3.4 Risultati O ₃	41
4.3.5 Risultati CO.....	47
BIBLIOGRAFIA	52



1. INTRODUZIONE

La presente relazione, riporta la valutazione dell'effetto delle misure restrittive attuate durante il periodo di lockdown del 2020, a seguito della pandemia di COVID-19, sui livelli di alcuni inquinanti (NO_2 , PM_{10} , $\text{PM}_{2.5}$, O_3 , CO) rilevati nelle stazioni di monitoraggio della qualità dell'aria in Italia. La relazione è redatta come rendicontazione di parte delle linee di attività 1.4 del progetto Pulvirus.

Per la valutazione dell'effetto del lockdown sulla variazione della concentrazione degli inquinanti, sono stati utilizzati i modelli statistici additivi generalizzati (Generalised Additive Models, GAMs) che consentono di normalizzare, a livello meteorologico, le serie storiche pluriennali delle concentrazioni degli inquinanti in atmosfera e di valutare il contributo nel tempo di specifiche variabili esplicative di tipo numerico o categoriale.



2. DATI

2.1 Dati di qualità dell'aria

I dati di qualità dell'aria utilizzati nel presente studio sono relativi ai principali inquinanti misurati nelle stazioni di monitoraggio distribuite sul territorio italiano nel periodo di osservazione che va dal 01/01/2013 al 31/12/2020. Gli inquinanti presi in considerazione sono NO₂, PM₁₀, PM_{2.5}, O₃ e CO. Le stazioni sono distinte in *fondo urbano* e *suburbano*, *traffico*, *rurale* e *industriale*.

Le informazioni utilizzate sono state estratte dal database nazionale InfoARIA nel quale vengono raccolti e archiviati dati e metadati di qualità dell'aria trasmessi dalle ARPA/APPA, secondo quanto previsto dalla Direttiva 2008/50/CE, dal D.Lgs. 155/2010 di recepimento e dalla Decisione 2011/850/CE. Ogni ARPA/APPA applica sui dati un rigoroso protocollo basato su successivi livelli di validazione, prima di pervenire alla pubblicazione finale.

Nel rispetto dei criteri di aggregazione dei dati previsti dall'Allegato VII e XI al D.Lgs. 155/2010 sono stati elaborati valori medi giornalieri a partire dalle serie con almeno il 75% di dati orari validi (18 dati orari su 24); lo stesso criterio è stato adottato per l'elaborazione dei valori medi settimanali e mensili a partire dalle serie di dati giornalieri. Soltanto per l'ozono è stato considerato il valore massimo giornaliero sulle 24 ore. Le osservazioni con valori negativi o pari a zero sono state convenzionalmente sostituite con un valore pari a 0.2 µg/m³. Un anno è stato considerato valido se contiene tutte le stagioni valide (almeno due mesi validi per stagione); per il 2020 sono state considerate valide le serie con tutti i mesi validati. Nel periodo di osservazione 2013-2020, una serie è stata considerata valida se lunga almeno 5 anni. Sui dataset validati così ottenuti non sono state applicate procedure di filtrazione degli outliers.

Sono state considerate più di 1000 serie di dati validi, divise per inquinante e distribuite nelle varie regioni; la maggior disponibilità ha riguardato il nord, in particolare Lombardia (189) ed Emilia Romagna (137) ma anche Toscana (93) e Veneto (98) mentre al centro, sud e isole il Lazio e la Sardegna presentano rispettivamente 123 e 98 serie valide. Per PM₁₀ e NO₂ sono state utilizzate circa 350 serie; in linea con la natura dell'inquinante, la cui valutazione rispetta gli obiettivi ambientali previsti dalla normativa e per cui è prevista la riduzione dei siti fissi di campionamento,



la minor disponibilità di dati ha riguardato il CO. Le serie di dati validi per inquinante e regione sono riportate in Tabella 1.

Per le serie di dati validi, con periodo di mediazione settimanale o mensile, sono state elaborate statistiche descrittive e grafici. I principali risultati sono riportati in un'applicazione che ne consente la visualizzazione interattiva sia da mappa che da tabella. Le informazioni riportate sono:

- metadati della stazione: nome, coordinate, quota, tipologia di stazione;
- statistiche descrittive delle serie dei valori medi mensili anno per anno: sono stati calcolati media, 5°, 25°, 50°, 75°, 90.4° e 95° percentile, minimo e massimo;
- andamenti delle serie di dati, sia settimanali che mensili, relativi a ciascun anno;
- *box plot*, diagrammi polari e pollution rose delle serie dei valori medi mensili.

L'applicazione è disponibile al link: <https://www.pulvirus.it/dashboard/>.

Tab. 1 – Serie di dati validi per regione e inquinante

Regione	PM ₁₀	PM _{2.5}	CO	NO _x	NO ₂	O ₃	Tot
ABRUZZO	3	4	2	0	0	2	11
BASILICATA	5	4	5	3	5	10	29
CALABRIA	12	9	6	0	10	9	46
CAMPANIA	0	0	2	0	4	0	6
EMILIA_ROMAGNA	42	23	5	10	36	31	137
FRIULI_VENEZIA_GIULIA	15	1	2	0	11	8	37
LAZIO	38	14	12	36	40	19	123
LIGURIA	11	6	10	26	27	7	61
LOMBARDIA	57	21	20	2	51	40	189
MARCHE	7	3	3	0	3	2	18
MOLISE	0	0	1	0	1	1	3
PA_BOLZANO	5	2	1	5	5	4	17
PA_TRENTO	6	3	1	0	5	5	20
PIEMONTE	16	9	1	0	16	1	43
PUGLIA	27	11	8	0	21	6	73
SARDEGNA	29	7	14	27	27	21	98
SICILIA	5	0	3	0	9	3	20
TOSCANA	32	15	6	34	34	6	93
UMBRIA	15	13	4	17	17	6	55
VALLE_AOSTA	3	2	1	1	4	4	14
VENETO	27	10	8	31	31	22	98
Totale	355	157	115	192	357	207	1191

2.2 Dati meteorologici

I dati meteorologici utilizzati nell'analisi, fanno parte del dataset ERA5 generato dal servizio Copernicus sui cambiamenti climatici. Questo dataset si riferisce a dati spaziali di rianalisi di condizioni meteorologiche orarie. Tutte le variabili hanno una risoluzione orizzontale pari $0.1^\circ \times 0.1^\circ$, tranne l'altezza dello strato limite planetario che invece ha una risoluzione pari a $0.25^\circ \times 0.25^\circ$. Ad ogni stazione appartenente alla rete di monitoraggio della qualità dell'aria in Italia è stato associato il punto del grigliato di ERA5 più vicino. I dati orari di queste variabili sono stati aggregati su base giornaliera e coprono un arco temporale che va dal 01/01/2013 al 31/12/2020.

Tab. 2 – Variabili meteo - dati giornalieri

Variabile	Descrizione	Unità di misura
t2m	temperatura media dell'aria a 2 metri d'altezza sulla superficie terrestre	°C
tmin2m	temperatura minima dell'aria a 2 metri d'altezza sulla superficie terrestre	°C
tmax2m	temperatura massima dell'aria a 2 metri d'altezza sulla superficie terrestre	°C
rh	umidità relativa percentuale dell'aria sulla superficie terrestre	%
tp	precipitazione cumulata sulla superficie terrestre	mm
ptp	precipitazione cumulata sulla superficie terrestre	mm
u10m	componente orizzontale verso Est del vento a 10 metri d'altezza sulla superficie terrestre	m/s
v10m	componente orizzontale verso Nord del vento a 10 metri d'altezza sulla superficie terrestre m/s (metri al secondo)	m/s
wspeed	Intensità della velocità orizzontale del vento a 10 metri d'altezza sulla superficie terrestre	m/s
pwspeed	Intensità della velocità orizzontale del vento a 10 metri d'altezza sulla superficie terrestre	m/s
wdir	direzione di provenienza del vento orizzontale a 10 metri d'altezza sulla superficie terrestre, espressa in settori di prevalenza di direzione (i settori sono espressi con numeri da 1 a 8, in base alla suddivisione angolare del piano in 8 quadranti da 45° , contati in senso	adimensionale



Variabile	Descrizione	Unità di misura
	orario dal Nord)	
sp	pressione dell'aria sulla superficie terrestre	hPa
nirradiance	irradianza solare netta che raggiunge un piano orizzontale sulla superficie terrestre	W/mq
pbl00	altezza dello strato limite planetario alle ore 00	km
pbl12	altezza dello strato limite planetario alle ore 12	km
pblmin	altezza minima dello strato limite planetario	km
pblmax	altezza massima dello strato limite planetario	km

Nel dataset finale utilizzato per l'implementazione del GAM, sono state inserite alcune variabili a *lag -1* (giorno precedente) per cercare di cogliere almeno in parte l'eventuale effetto delle condizioni meteorologiche del giorno precedente sui livelli degli inquinanti. Tali variabili sono: ptp, wspeed, pblmax e pblmin.



3. METODI

3.1 Modelli GAM

3.1.1 Introduzione utilizzo modelli GAM in letteratura con riferimento alla relazione 1.2

I GAMs, adoperando funzioni *smoothing*, consentono di valutare interazioni di tipo non lineare tra le covariate e la variabile risposta anche nel caso, molto frequente, in cui non ci sia una conoscenza a priori del tipo di legame funzionale.

La forma funzionale standard del modello additivo generalizzato è così definita (Wood, 2017):

- $g(\mu_i) = A_i + \sum f_j(x_{ji})$
- $y_i \sim EF(\mu_i)$

Con:

- y_i = variabile risposta
- $\mu_i = E(y_i)$ valore atteso di y_i
- $y_i \sim EF(\mu_i, \psi)$ = distribuzione esponenziale di y_i
- $A_i \gamma = i_{th}$ riga della matrice dei parametri del modello con il suo corrispondente vettore
- $f_j(x_{ji})$ = funzione di smoothing per le j covariate.

L'utilizzo delle funzioni di smoothing nei GAMs ha mostrato ottime potenzialità nell'analisi dei sistemi ecologici complessi (Zuur et al., 2009 e Zuur, 2012).

Questi modelli statistici, sulla base di quanto presente nella letteratura scientifica (Barmpadimos et al. 2011, Carslaw et al. 2007, Ordóñez et al. 2020), possono essere utilizzati per normalizzare a livello meteorologico le serie storiche pluriennali delle concentrazioni degli inquinanti in atmosfera, rilevate dalla rete di monitoraggio. Per l'analisi di dettaglio della letteratura scientifica in materia si rimanda alla relazione sull'attività 1.2 nell'ambito del progetto Pulvirus.

In linea con quanto premesso, nel presente studio si cerca di valutare l'effetto delle misure restrittive attuate durante il periodo di lockdown, a causa dell'inizio della pandemia per il COVID-19, sui livelli di concentrazione di alcuni inquinanti (NO_2 , PM_{10} , $\text{PM}_{2.5}$, O_3 , CO) rilevati nelle stazioni di monitoraggio della qualità dell'aria (cfr. § Dati di qualità dell'aria). Pertanto la variabile



risposta (logaritmo della concentrazione dell'inquinante, come spesso rilevato in letteratura) è stata ricostruita mediante il GAM in funzione delle variabili esplicative meteorologiche e temporali, prendendo come riferimento di massima lo studio di Hua et al. 2021. L'implementazione del modello è stata realizzata attraverso il pacchetto mgcv di R.

3.2 Descrizione generale modello

Per l'impostazione del modello è stato preso come riferimento lo studio di Hua et al. 2021, in cui il modello utilizzato comprendeva variabili multi-temporali, per caratterizzare la variazione delle emissioni e parametri meteorologici per rappresentare la relazione tra la meteorologia e la variabile risposta. In particolare, le variabili temporali includevano tendenze interannuali, cicli stagionali, variazioni infrasettimanali, periodi di lockdown (Pre-lockdown e ogni mese da febbraio a giugno 2020) e variazioni intragiornaliere; i fattori meteorologici includevano l'umidità relativa (RH), altezza dello strato limite (BLH), velocità del vento (U, V), temperatura dell'aria a 2 m sopra la superficie (T2M), temperatura del punto di rugiada (D2M), pressione superficiale (SP) e precipitazione (P).

La selezione del tipo di funzione per le componenti interannuale, stagionale, settimanale, giornaliera e meteorologica è stata effettuata sulla base di quanto riportato in alcuni studi precedenti (Zhou et al., 2012; de Foy, 2018; de Foy et al., 2019); per la variabile interannuale è stato utilizzato un andamento lineare per rappresentare la variazione delle concentrazioni degli inquinanti atmosferici, principalmente influenzato dalle politiche di controllo di lungo termine; il termine stagionale utilizzava una funzione spline per cercare di cogliere gli effetti residui della stagionalità ulteriori rispetto a quelli spiegati dalle variabili esplicative meteorologiche; le variabili categoriali per le componenti settimanale e giornaliera erano principalmente legate ai comportamenti delle persone. La ragione della scelta di una variabile lockdown categoriale mensile applicata nello studio Hua et al. 2021, risiede nella capacità di questa di riprodurre idoneamente l'improvvisa attuazione di rigide misure di controllo all'inizio della pandemia di COVID-19.

Il modello utilizzato nello studio è descritto dalla seguente equazione:

$$\log(\text{Concs} + \text{offset}) = \alpha_{yr} t_{yr} + s_1(t_{month}) + \sum_{n=1}^5 \alpha_{wkdn} t_{wkdn} + \sum_{k=1}^6 \alpha_{ldk} t_{ldk} + \sum_{i=1}^3 \sum_{h=1}^{24} \alpha_{hri,h} t_{hri,h} + s_2(BLH) + s_3(U, V) + s_4(\text{OptimizedInput}) + \alpha_{baseline} + \epsilon$$

Dove:

- Concs = serie temporali delle concentrazioni degli inquinanti $\text{PM}_{2.5}$ o NO_2 , nel sito oggetto di studio (area di Beijing), da gennaio a giugno nel periodo 2015-2020;
- α = coefficienti di regressione;
- $\alpha_{baseline}$ = costante derivata dal modello ed è utilizzata per rappresentare le concentrazioni medie dopo aver tenuto conto degli impatti di tutti i fattori nel modello;
- $s()$ = funzioni smooth utilizzate per caratterizzare gli impatti non lineari delle variazioni stagionali e dei parametri meteorologici sulla qualità dell'aria;
- t = termine temporale, (l'anno, il mese, il giorno della settimana, il lockdown e ogni ora del giorno);
- t_{yr} = numero continuo di giorni dal 1° gennaio 2015 al 30 giugno 2020;
- t_{month} = mese da gennaio a giugno di ogni anno;
- t_{wkn} = variabili fittizie classificate nei giorni della settimana ($n = 1$), nei fine settimana ($n = 2$) e nei giorni festivi (n valori sono compresi tra 3 e 5);
- t_{ldk} = impatti delle misure di controllo per il COVID-19 sulla qualità dell'aria nel tempo, suddiviso in 6 categorie (k): periodo pre-lockdown, e poi ogni mese da febbraio a giugno nel 2020.
- $t_{hri,h}$ = misure orarie di $\text{PM}_{2.5}$ e NO_2 , per ogni ora del giorno (h), per i diversi periodi di lockdown ($i = \text{pre-}, \text{durante e post}$), per un totale di 3 insiemi di 24 fattori;
- BLH = altezza dello strato limite;
- U, V = componenti della velocità del vento;

- *Optimized Input* è stato selezionato utilizzando un processo stepwise forward da variabili meteorologiche candidate come descritto in de Foy et al. 2019.

Partendo dallo studio sopra descritto è stato impostato il modello utilizzato nel presente studio come di seguito riportato:

$$\log(\text{Concs}) = s_0(t_{yr}, k = n) + s_1(t_{month}, bs = 'cc', k = 12) + \sum_{n=1}^7 \alpha_{wkdn} t_{wkdn} + \sum_{n=1}^5 \alpha_{ldk} t_{ldk} + s_2(Vm) + \alpha_{baseline} + \epsilon$$

Dove:

- n = lunghezza della serie in anni;
- Vm = variabili meteo.

In questo caso il termine interannuale è stato implementato tramite una funzione thin plate spline con un numero di nodi (k) pari al numero di anni di cui era costituita la serie dati della variabile risposta (da un minimo di 5 ad un massimo di 8 anni). Tale impostazione, con un numero di nodi relativamente basso, consente di contenere il serpeggiamento della spline e al contempo di non imporre a priori la linearità nelle variazioni interannuali. Per cercare di cogliere gli effetti residui della stagionalità, rispetto a quelli catturati dalle variabili meteorologiche è stata imposta una funzione di smoothing di tipo cubic cyclic spline rispetto alla variabile mese (t_{month}) con un numero di nodi pari al numero dei mesi di ogni anno.

La variabile categoriale relativa al *lockdown* può assumere 5 valori: 4 riguardano i mesi, da marzo a giugno 2020, il quinto è associato al restante periodo. In tal modo si cerca di cogliere il contributo a livello mensile relativo ai due mesi di lockdown severo (marzo e aprile 2020) e ai due mesi (maggio e giugno) in cui è stato attuato un graduale allentamento delle misure di distanziamento sociale.

Per la variabile temporale t_{yr} si è scelto di far partire dal 1/1/2013 il conteggio del numero progressivo e continuo di giorni fino al termine del periodo considerato (31/12/2020). La variabile categoriale per la settimana è stata impostata in modo tale da prevedere un valore per ogni giorno della settimana.



Le variabili esplicative meteorologiche invece non sono state imposte a priori ma selezionate, in maniera specifica per ogni modello (cioè per ogni stazione di misura e per ogni inquinante), con la procedura automatizzata descritta nel successivo paragrafo.

Per valutare l'influenza, su base mensile, della variabile esplicativa Lockdown sui livelli stimati degli inquinanti, è stato calcolato l'effetto percentuale relativo (P), attraverso la seguente equazione (de Foy et al. 2019; Hua et al., 2021):

$$P = (e^{\alpha} - 1) \times 100\%$$

$$\text{Con } \alpha = \alpha_{ldk}$$

Il valore di P può essere interpretato come variazione percentuale della concentrazione dell'inquinante in relazione al livello di baseline. Per ottenere lo scostamento della concentrazione rispetto ai livelli attesi (ΔC) si procede applicando la formula di seguito riportata:

$$\Delta C = P * e^{\alpha}$$

3.3 Descrizione procedura di selezione variabili meteorologiche

La selezione delle variabili esplicative significative avviene mediante una procedura ciclica in 7 step basata in gran parte su quella descritta nel lavoro di Barmpadimos et al. 2011. La procedura sceglie le variabili significative sulla base dell'Akaike Information Criterion (AIC) attraverso un processo complesso che include sia passi forward che backward. Viene poi calcolato l'indice di correlazione di Pearson per verificare la collinearità tra le variabili esplicative. Si continua ad aggiungere variabili fino a quando l'AIC continua a diminuire.

Di seguito i passi della procedura in sintesi:

- 1) Il GAM al primo passo comprende tutte le variabili temporali.
- 2) Selezione della prima variabile meteorologica esplicativa: tra le n disponibili si sceglie la variabile che minimizza l'AIC del modello.
- 3) Si aggiunge una nuova variabile esplicativa: tra tutte si sceglie quella che minimizza l'AIC.



- 4) Passo *backward*: si fa rigirare il modello sostituendo alla variabile scelta al passo 2) tutte le variabili prese una alla volta (fase *backward*). Si confronta l'AIC dei nuovi modelli con quello del passo 3), si sceglie quindi quello con AIC più basso.
- 5) Test di collinearità: se l'indice di correlazione di Pearson tra la covariata selezionata nell'ultimo passo e una tra le covariate selezionate nei passi di selezione precedenti è superiore a 0.7 in valore assoluto si elimina l'ultima covariata selezionata.
- 6) Si ripetono i passi da 3) a 5) fino a quando l'AIC continua a diminuire.
- 7) Alla fine del processo si escludono le eventuali variabili meteorologiche che risultano non significative ($p\text{-value} > 0.01$).

Nella figura seguente si riporta la schematizzazione della procedura mediante un diagramma di flusso che ne descrive i principali passaggi concettuali.

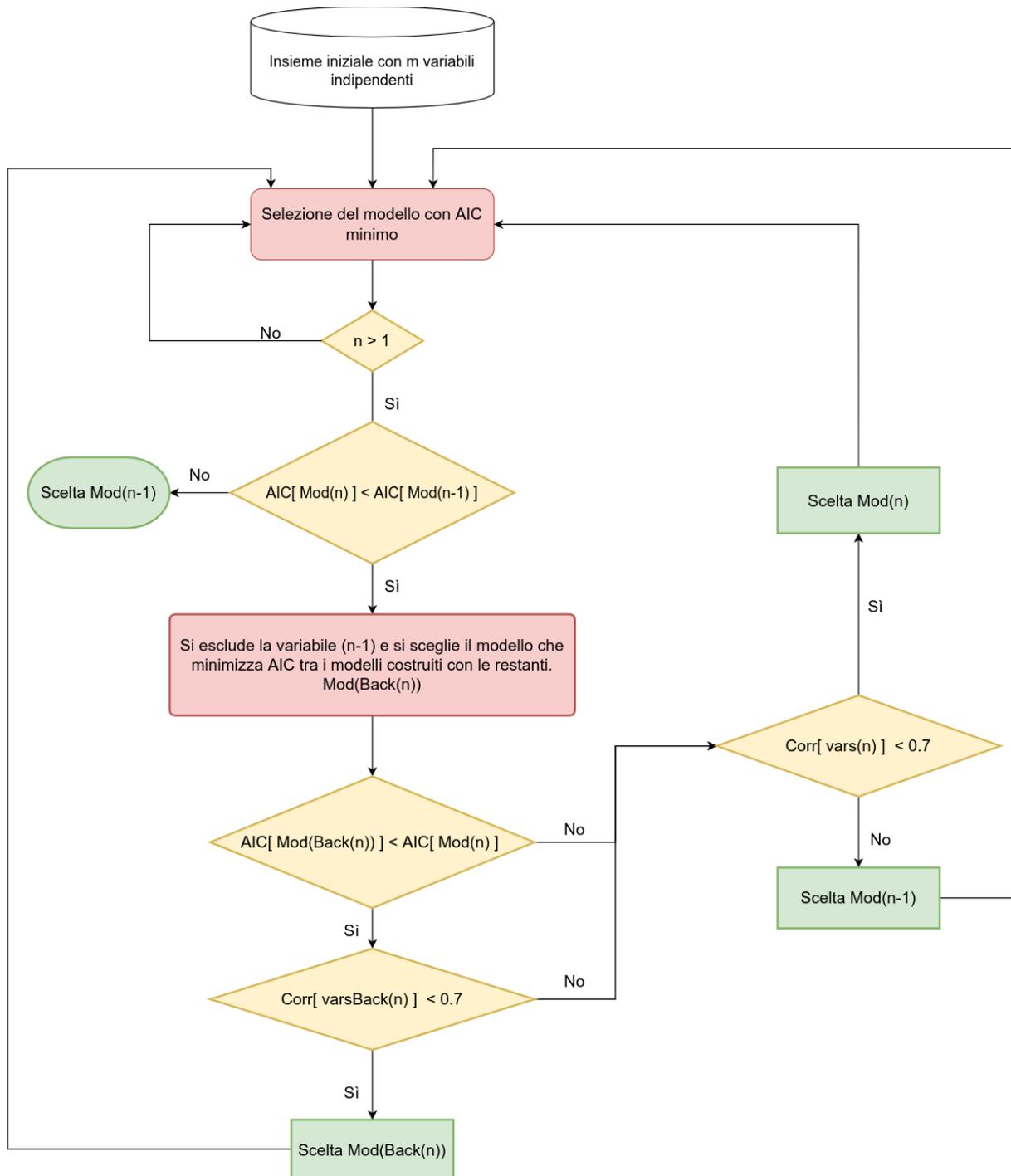


Fig. 1 – Algoritmo di selezione delle variabili (Corr: indice di correlazione di Pearson; Vars: variabili esplicative)

3.3.1 Procedura per la validazione e per la valutazione delle prestazioni del modello

Il modello è sviluppato utilizzando l'80% delle osservazioni disponibili (training dataset) scelte in maniera casuale. Il restante 20% del dataset è stato utilizzato per la fase di validazione: il modello sviluppato sul dataset di training è stato impiegato in fase previsionale per stimare le concentrazioni giornaliere sul dataset di validazione. Quali indicatori di confronto per la validazione del modello sono stati presi come riferimento i seguenti indici:

- *Coefficiente di determinazione aggiustato- (RSQ o R²).*
- *Root Mean Square Error (RMSE) (Simon et al., 2012):*

$$RMSE = \sqrt{\sum_{i=1}^n \frac{(P_i - O_i)^2}{n}}$$

Con:

P_i = concentrazione prevista dal modello per l'osservazione i ;

O_i = concentrazione osservata (misurata);

n = numero di osservazioni.

Il diagramma di flusso del processo di validazione è rappresentato nella figura 2.

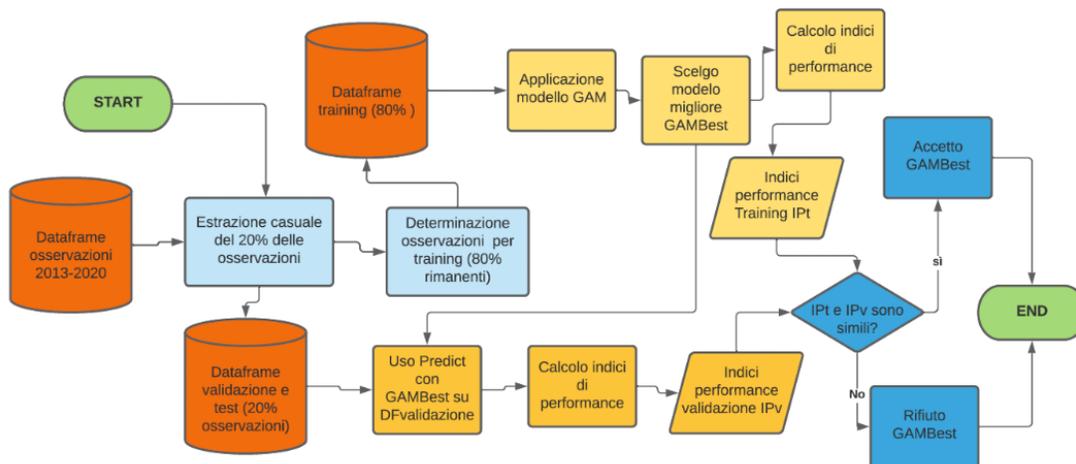


Fig. 2 – Diagramma del processo di validazione



Per valutare le prestazioni del GAM sono stati calcolati i seguenti indici statistici:

- *Factor of 2 (FAC2)*

$$FAC2 = \text{frazione dei dati che rispetta la condizione } 0.5 < C_p/C_o < 2.0 \quad (1)$$

Con:

C_p = Concentrazione prevista dal modello;

C_o = Concentrazione osservata (misurata).

Sulla base delle precedenti definizioni il FAC2 può essere scritto:

$$FAC2 = \frac{n_{validate}}{n}$$

Con:

n = numero totale osservazioni contenute nel dataset di test;

$n_{validate}$ = numero dei casi che rispettano la condizione (1)

- *Fractional Bias*

$$FB = 2 \left(\frac{\bar{C}_o - \bar{C}_p}{\bar{C}_o + \bar{C}_p} \right)$$

Con:

C_p = Concentrazione prevista dal modello;

C_o = Concentrazione osservata (misurata).

Il fractional bias (FB) può variare dunque fra +2 and -2.

- *Normalized Mean Square Error (NMSE)*

Questo indice evidenzia la dispersione nel set di dati, dunque piccoli valori di NMSE sono indice di una migliore performance del modello:

$$NMSE = \frac{\overline{(C_o - C_p)^2}}{\bar{C}_o * \bar{C}_p}$$

Con:

C_p = Concentrazione prevista dal modello;

C_o = Concentrazione osservata (misurata).



Un modello ideale avrebbe R^2 e FAC2 pari a 1.0, e FB e NMSE pari a 0.0; naturalmente a causa dell'influenza dei processi atmosferici casuali, non esiste un modello perfetto nella modellazione della qualità dell'aria. Per determinare l'affidabilità di un modello è invece possibile usare i seguenti criteri suggeriti da Kumar et al. 1993:

- $NMSE \leq 0.5$
- $|FB| \leq 0.5$
- $FAC2 \geq 0.80$



4. ANALISI DEI RISULTATI

Le informazioni di dettaglio relative ai singoli modelli sono disponibili al link:

<https://www.pulvirus.it/dashboard/>.

L'applicativo sviluppato consente di visualizzare in relazione ai risultati dei singoli GAM le seguenti informazioni:

- La forma funzionale del modello.
- Le variabili selezionate e la loro significatività.
- L'indice di determinazione.
- I principali grafici per la verifica degli assunti di base del modello.

4.1 Validazione e valutazione delle prestazioni dei modelli

I singoli modelli superano la fase di validazione solo se vengono verificati i seguenti criteri:

- RSQ_{20}/RSQ_{80} è compreso tra 0.8 e 1.2
- $RMSE_{20}/RMSE_{80}$ è compreso tra 0.5 e 1.5

Con:

RSQ_{20} : RSQ del dataset di test

RSQ_{80} : RSQ del dataset di training

$RMSE_{20}$: RMSE del dataset di test

$RMSE_{80}$: RMSE del dataset di training

A valle della fase di validazione sono stati utilizzati gli indici e i criteri presentati nel precedente capitolo per valutare le prestazioni dei modelli implementati:

- $NMSE \leq 0.5$
- $|FB| \leq 0.5$
- $FAC2 \geq 0.80$

Si è ritenuto opportuno inoltre aggiungere un'ulteriore condizione di accettabilità dei modelli di seguito riportata:

- $RSQ_{80} \geq 0.5$



La valutazione del contributo mensile delle misure di distanziamento durante la fase di lockdown è stata effettuata solo per quei modelli che hanno superato tutti i criteri di validazione e di valutazione delle performance sopra esposti.

Nelle figure e nelle tabelle seguenti si riportano i principali indici di statistica descrittiva relativi ai modelli implementati, a monte e a valle del processo di validazione e valutazione delle prestazioni. Tali informazioni indicano chiaramente come i modelli sviluppati per l'NO₂ e l'O₃ abbiano prestazioni nettamente migliori rispetto a quelli inerenti agli altri inquinanti.

Le percentuali di modelli che non hanno superato tutti i criteri di validazione e di valutazione delle performance sono di seguito riportate suddivise per inquinante:

- NO₂: 5.3%
- PM_{2.5}: 24.2%
- PM₁₀: 40.6%
- O₃: 14.5%
- CO: 28.9%

4.1.1 NO₂

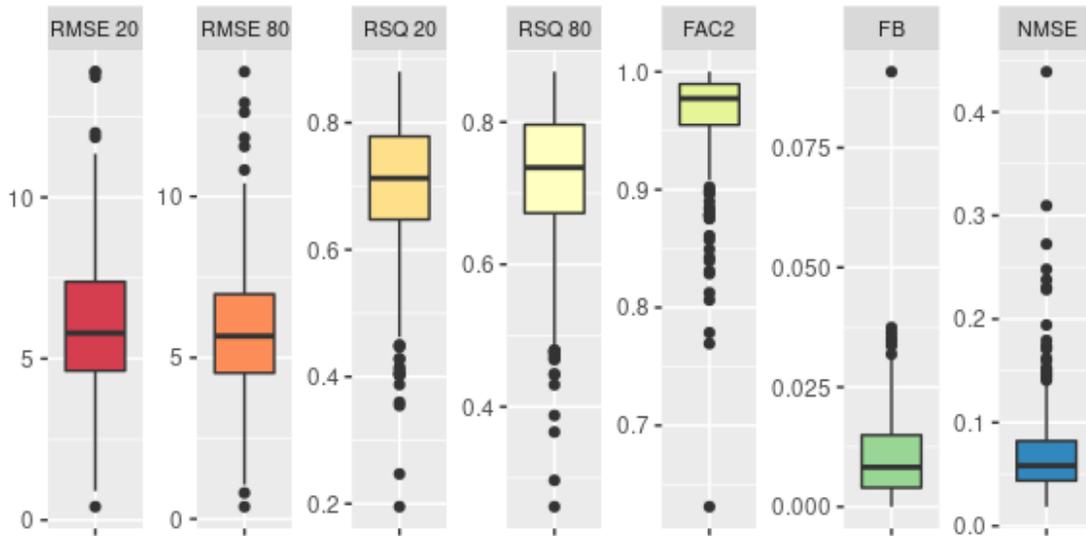


Fig. 3 – Indici di prestazione - NO₂

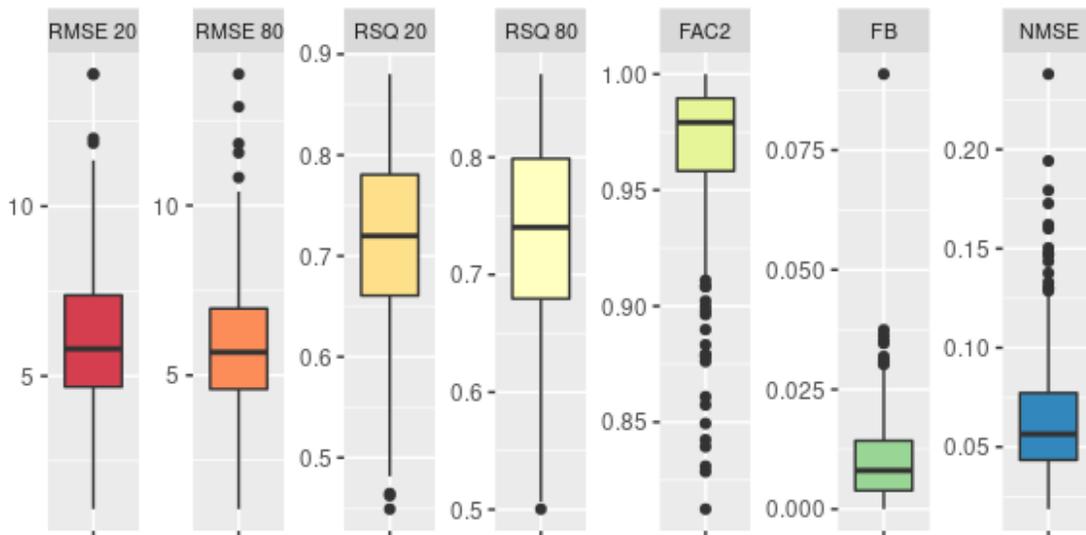


Fig. 4 – Indici di prestazione, serie valide - NO₂

4.1.2 PM_{2.5}

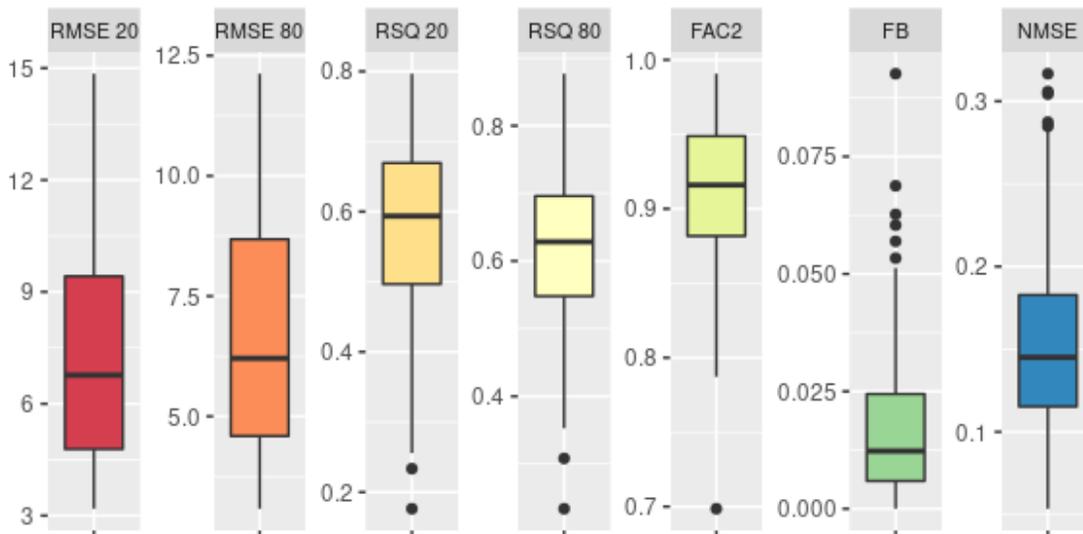


Fig. 5 – Indici di prestazione - PM_{2.5}

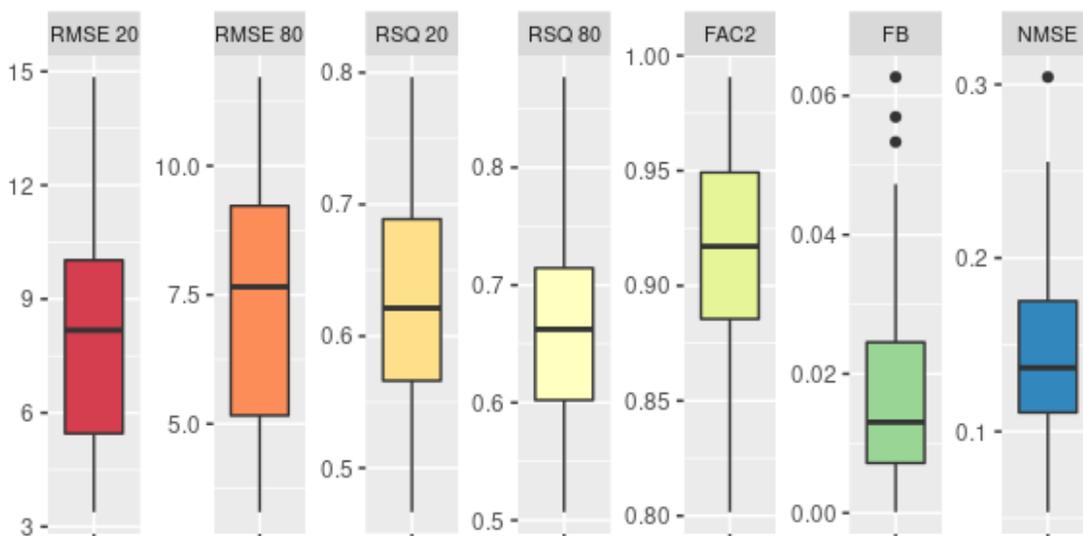


Fig. 6 – Indici di prestazione, serie valide - PM_{2.5}

4.1.3 PM₁₀

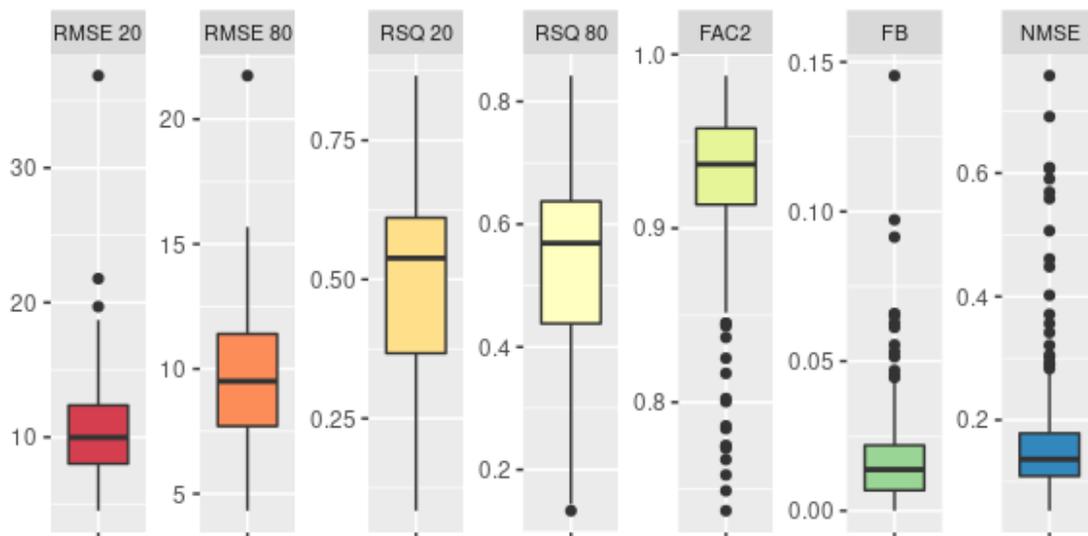


Fig. 7 – Indici di prestazione - PM₁₀

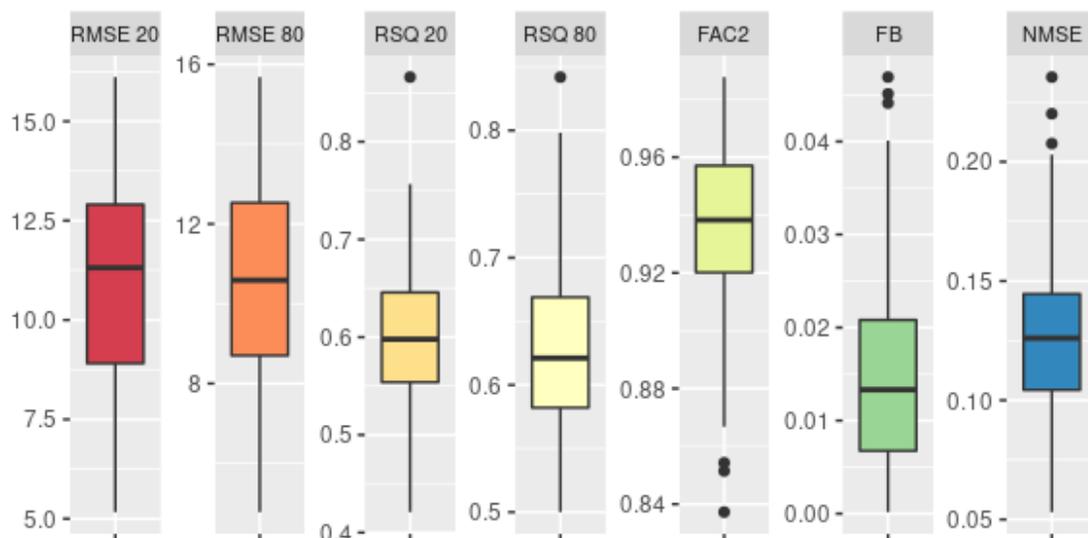


Fig. 8 – Indici di prestazione, serie valide - PM₁₀

4.1.4 O₃

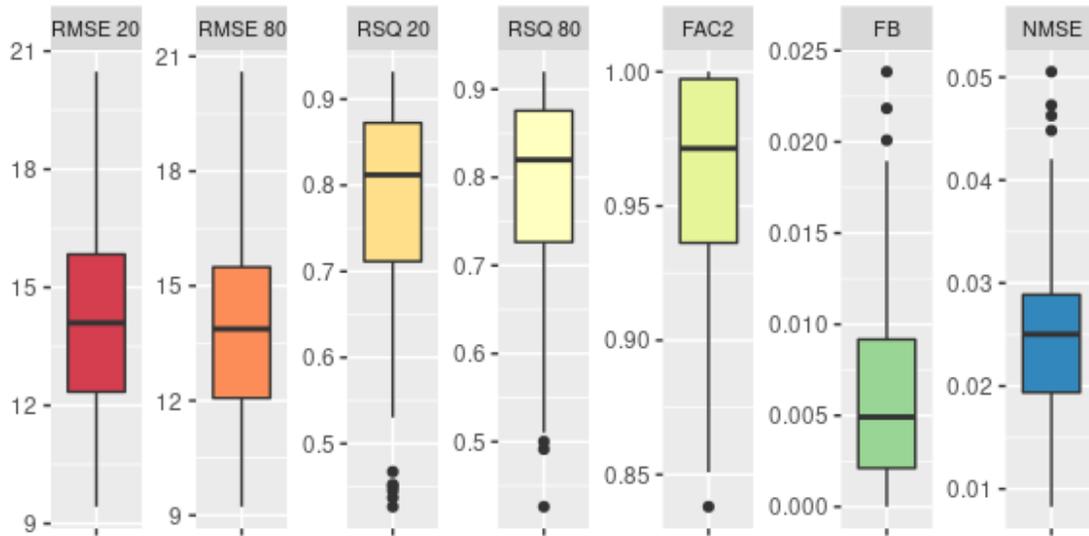


Fig. 9 – Indici di prestazione - O₃

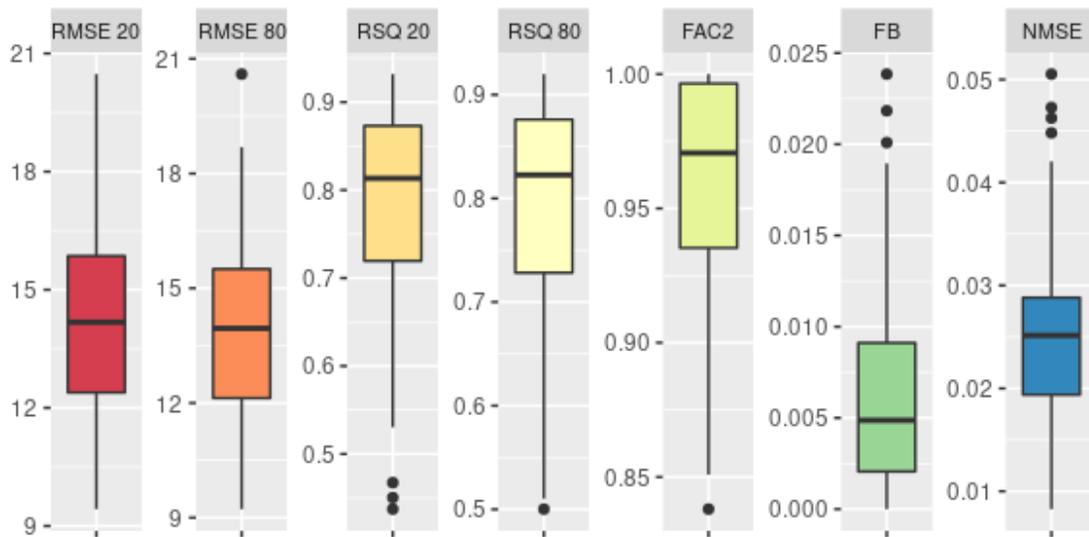


Fig. 10 – Indici di prestazione, serie valide - O₃

4.1.5 CO

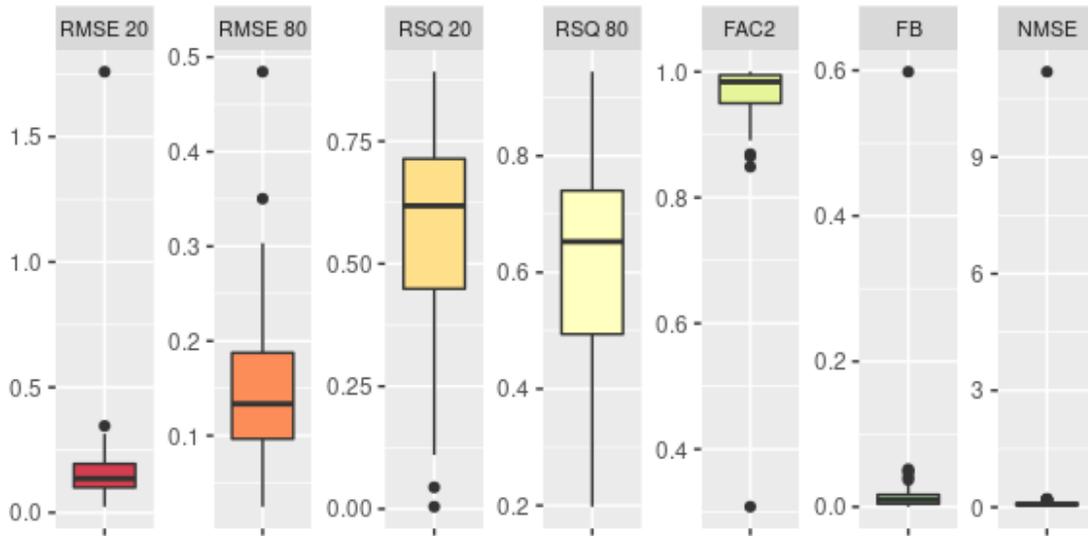


Fig. 11 – Indici di prestazione - CO

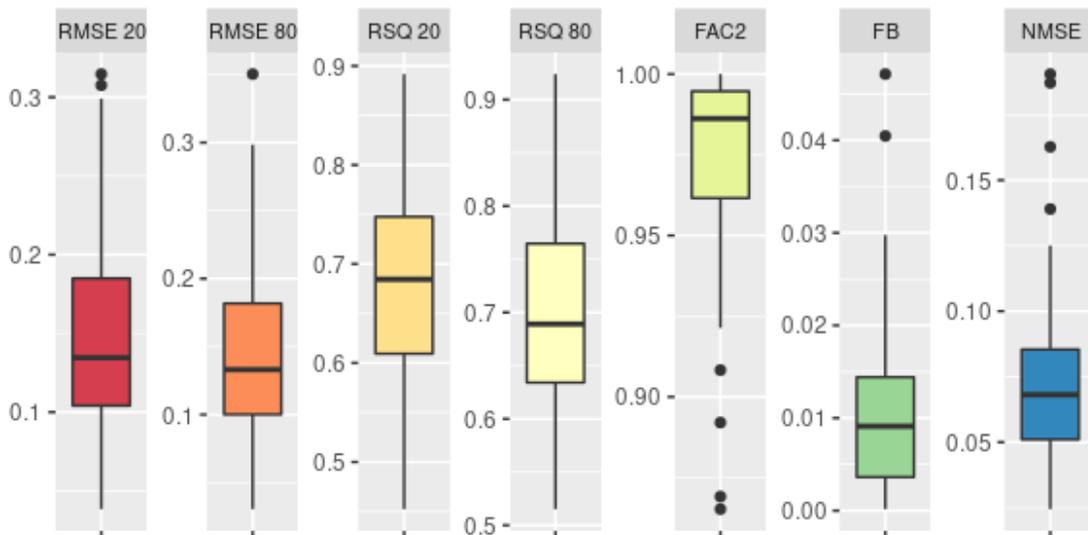


Fig. 12 – Indici di prestazione, serie valide - CO

4.2 Valutazione dell'incertezza

Per valutare l'incertezza relativa alla variabile lockdown il modello è stato fatto girare, per ogni sito e per ogni inquinante, con 30 diversi training dataset ottenuti dall'estrazione casuale dell'80% delle osservazioni disponibili. Si è poi proceduto a calcolare la deviazione standard del contributo stimato alla variazione della concentrazione nei 4 mesi considerati. Nelle figure sottostanti sono riportati i risultati di tale analisi.

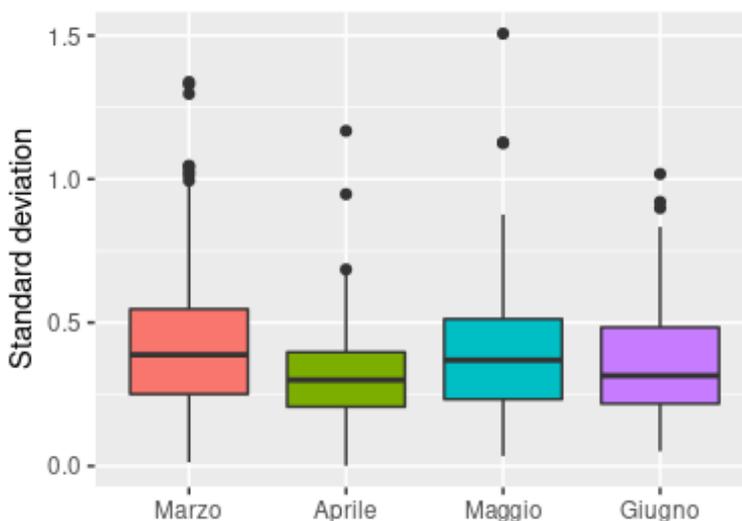


Fig. 13 – Distribuzione della SD ($\mu\text{g}/\text{m}^3$) per la variabile lockdown per tutti i modelli - NO_2

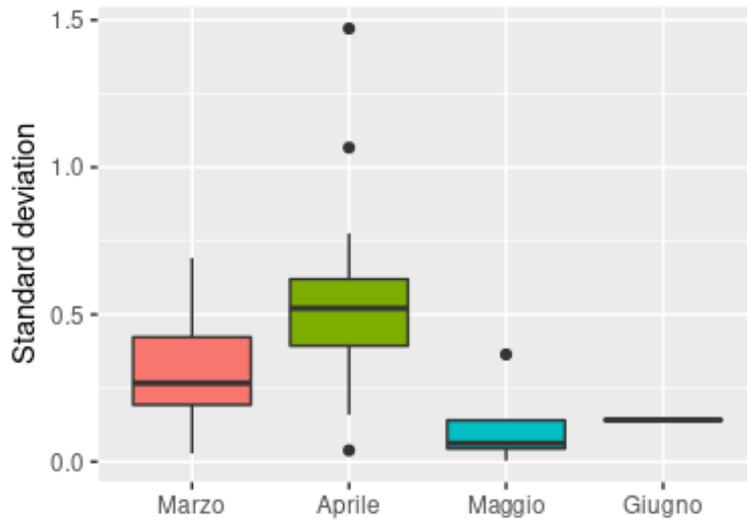


Fig. 14 – Distribuzione della SD ($\mu\text{g}/\text{m}^3$) per la variabile lockdown per tutti i modelli - PM_{2.5}

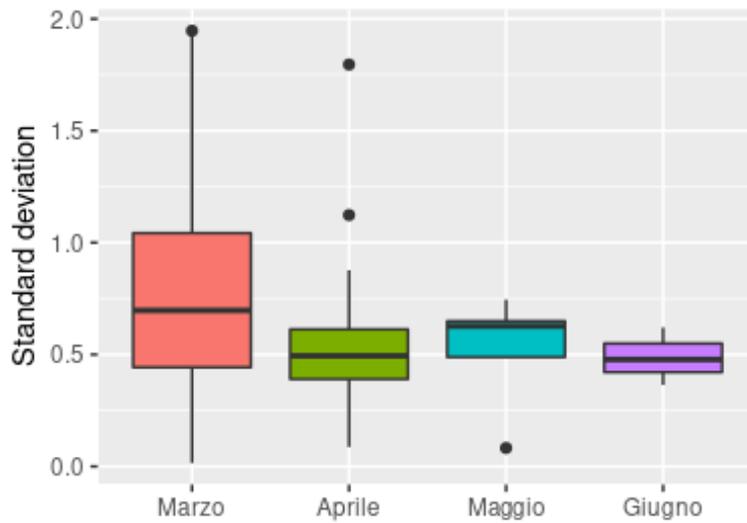


Fig. 15 – Distribuzione della SD ($\mu\text{g}/\text{m}^3$) per la variabile lockdown per tutti i modelli - PM₁₀

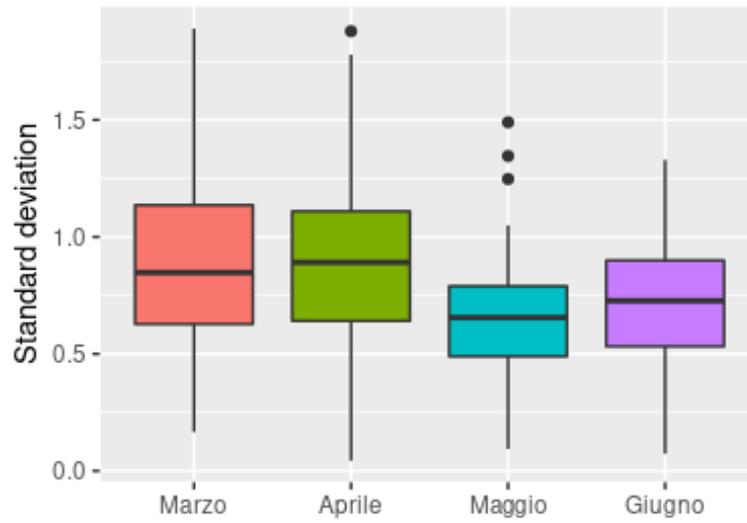


Fig. 16 – Distribuzione della SD ($\mu\text{g}/\text{m}^3$) per la variabile lockdown per tutti i modelli - O_3

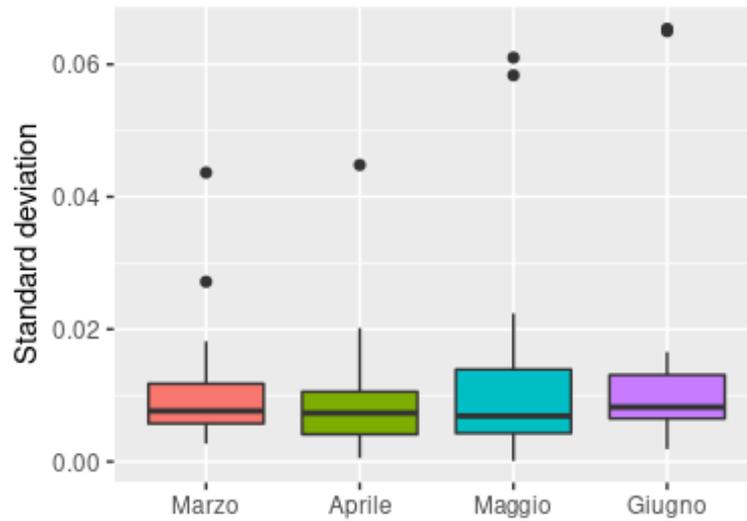


Fig. 17 – Distribuzione della SD (mg/m^3) per la variabile lockdown per tutti i modelli - CO



4.3 Presentazione e analisi dei risultati

I risultati sono presentati sinteticamente per singolo inquinante avvalendosi di commenti testuali, mappe e grafici. I risultati di dettaglio per i singoli modelli sono disponibili al seguente indirizzo web: <https://www.pulvirus.it/dashboard/>.

4.3.1 Risultati NO₂

- **Andamento nel tempo:** i risultati modellistici mostrano una significativa diminuzione dei livelli di NO₂ su tutto il territorio italiano come effetto del lockdown nei mesi di marzo e aprile 2020. In questi due mesi la riduzione della concentrazione mediata su tutte le stazioni, disaggregate per tipo, oscilla da un minimo di 1.56 µg/m³ nelle stazioni rurali ad un massimo di 12.06 µg/m³ nelle stazioni di tipo traffico. A maggio 2020 si rileva ancora un contributo significativamente negativo, concentrato però prevalentemente nelle stazioni di tipo traffico (riduzione media su tutte le stazioni di 8.89 µg/m³) e nelle stazioni di fondo urbane e suburbane (riduzione media su tutte le stazioni pari a 5.95 µg/m³). Nel mese di giugno dello stesso anno il contributo diventa non significativo per quasi tutti i siti di studio. Si rileva anzi un inizio di inversione di tendenza per le stazioni di tipo rurale nel nord del Paese.
- **Andamento nello spazio:** gli effetti sulle concentrazioni mensili di NO₂ appaiono abbastanza ben distribuiti sul territorio nazionale.
- **Tipo di stazione:** i risultati evidenziano un rilevante contributo negativo alle concentrazioni di NO₂ per le stazioni di tipo traffico e un quasi altrettanto significativo decremento per le stazioni di fondo urbane e suburbane. Nei siti di tipo rurale si registra invece un quadro generale di non significatività dei contributi mensili; anzi nel mese di giugno si evidenzia una situazione di modesto incremento del contributo ai livelli di NO₂ nel settentrione. Per i siti di tipo industriale, pur se nell'ambito di una riduzione dei livelli dell'inquinante, è evidente una situazione molto variabile da sito a sito.

Tab. 3 – Percentuale di stazioni con contributo statisticamente significativo, disaggregata per tipo e per mese.

Tipo stazione	Marzo	Aprile	Maggio	Giugno	Media
Fondo urbano/suburbano	80.5%	83.1%	44.2%	17.5%	56.3%
Industriale	55.9%	76.5%	35.3%	29.4%	49.3%
Rurale	52.3%	31.8%	13.6%	27.3%	31.3%
Traffico	92.5%	95.3%	78.3%	30.2%	74.1%

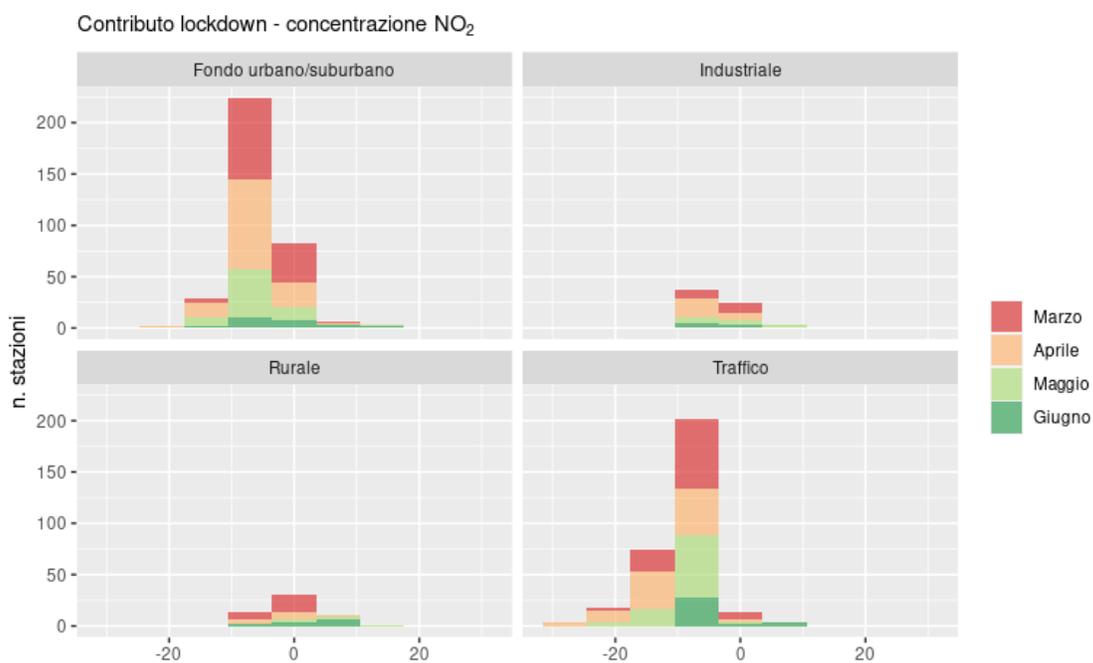


Fig. 18 – Contributo alla riduzione della concentrazione di NO₂ (µg/m³). Istogramma impilato

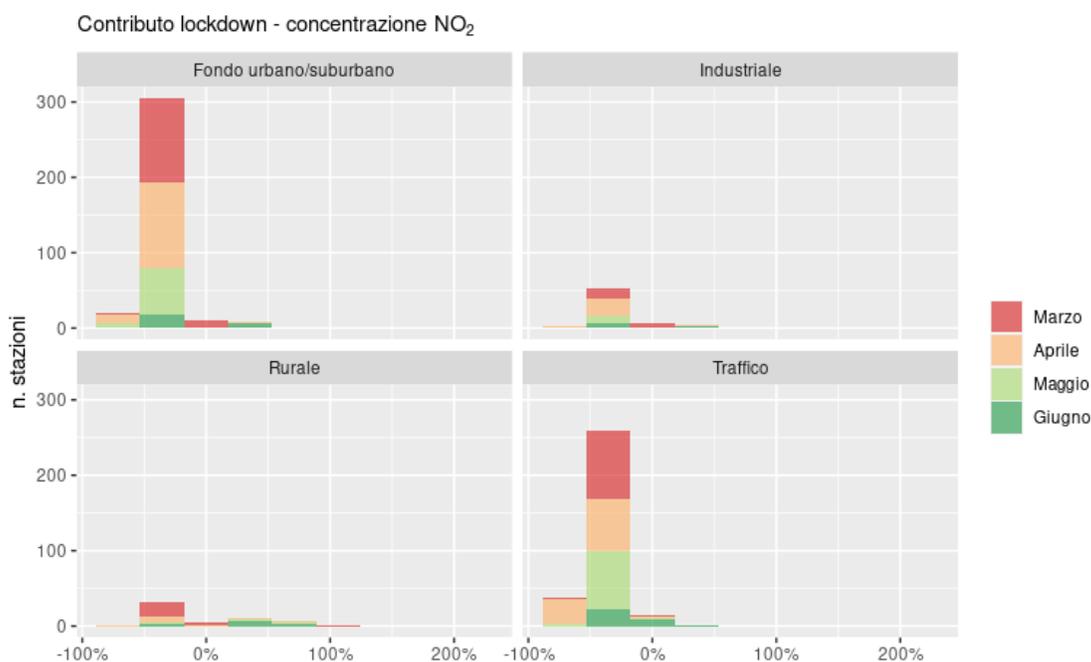


Fig. 19 – Contributo percentuale alla riduzione della concentrazione di NO₂. Istogramma impilato

Nelle tabelle seguenti sono riportati gli indicatori statistici di base relativi al contributo del lockdown aggregati per tipo di stazione e per mese.

Tab. 4 – Stazioni tipo *fondo urbano/suburbano*: statistiche descrittive calcolate sulla riduzione di NO₂ (µg/m³)

Mese	Media	25th	Mediana	75th	Std. dev
Marzo	-4.62	-5.73	-4.26	-2.84	2.73
Aprile	-6.63	-8.06	-6.12	-4.35	3.82
Maggio	-5.95	-7.67	-5.24	-4.13	3.88
Giugno	-1.70	-6.31	-3.19	3.34	7.19

Tab. 5 – Stazioni tipo *industriale*: statistiche descrittive calcolate sulla riduzione di NO₂ (µg/m³)

Mese	Media	25th	Mediana	75th	Std. dev
Marzo	-3.60	-4.19	-3.36	-2.51	1.66
Aprile	-4.83	-6.80	-4.90	-3.20	2.73
Maggio	-2.85	-5.21	-3.85	-2.41	4.27
Giugno	0.10	-4.50	-3.67	1.62	9.72

Tab. 6 – Stazioni tipo *rurale*: statistiche descrittive calcolate sulla riduzione di NO₂ (µg/m³)

Mese	Media	25th	Mediana	75th	Std. dev
Marzo	-2.60	-3.60	-2.93	-2.00	2.15
Aprile	-1.56	-4.16	-2.34	-0.84	3.33
Maggio	4.16	2.95	4.52	5.63	4.59
Giugno	1.70	0.21	3.26	4.70	4.35

Tab. 7 – Stazioni tipo *traffico*: statistiche descrittive calcolate sulla riduzione di NO₂ (µg/m³)

Mese	Media	25th	Mediana	75th	Std. dev
Marzo	-8.35	-10.40	-7.27	-5.69	3.77
Aprile	-12.06	-15.09	-10.68	-8.24	5.78
Maggio	-8.89	-10.36	-8.11	-6.50	3.75
Giugno	-4.98	-7.09	-5.26	-4.42	3.71

Tab. 8 – Stazioni tipo *fondo urbano/suburbano*: statistiche descrittive calcolate sulla riduzione percentuale di NO₂

Mese	Media	25th	Mediana	75th	Std. dev
Marzo	-28%	-34%	-27%	-22%	12%
Aprile	-40%	-47%	-40%	-31%	13%
Maggio	-34%	-39%	-33%	-29%	14%
Giugno	-9%	-35%	-26%	23%	37%

Tab. 9 – Stazioni tipo *industriale*: statistiche descrittive calcolate sulla riduzione percentuale di NO₂

Mese	Media	25th	Mediana	75th	Std. dev
Marzo	-26%	-33%	-22%	-18%	10%
Aprile	-34%	-41%	-36%	-30%	16%
Maggio	-20%	-35%	-28%	-24%	28%
Giugno	5%	-29%	-25%	12%	73%

Tab. 10 – Stazioni tipo *rurale*: statistiche descrittive calcolate sulla riduzione percentuale di NO₂

Mese	Media	25th	Mediana	75th	Std. dev
Marzo	-22%	-33%	-25%	-20%	32%
Aprile	-18%	-42%	-28%	-15%	37%
Maggio	32%	36%	41%	56%	44%
Giugno	22%	10%	30%	47%	39%

Tab. 11 – Stazioni tipo *traffico*: statistiche descrittive calcolate sulla riduzione percentuale di NO₂

Mese	Media	25th	Mediana	75th	Std. dev
Marzo	-32%	-39%	-30%	-24%	10%
Aprile	-46%	-56%	-46%	-36%	14%
Maggio	-33%	-38%	-31%	-25%	11%
Giugno	-20%	-29%	-21%	-17%	15%

Contributo lockdown - concentrazione NO₂

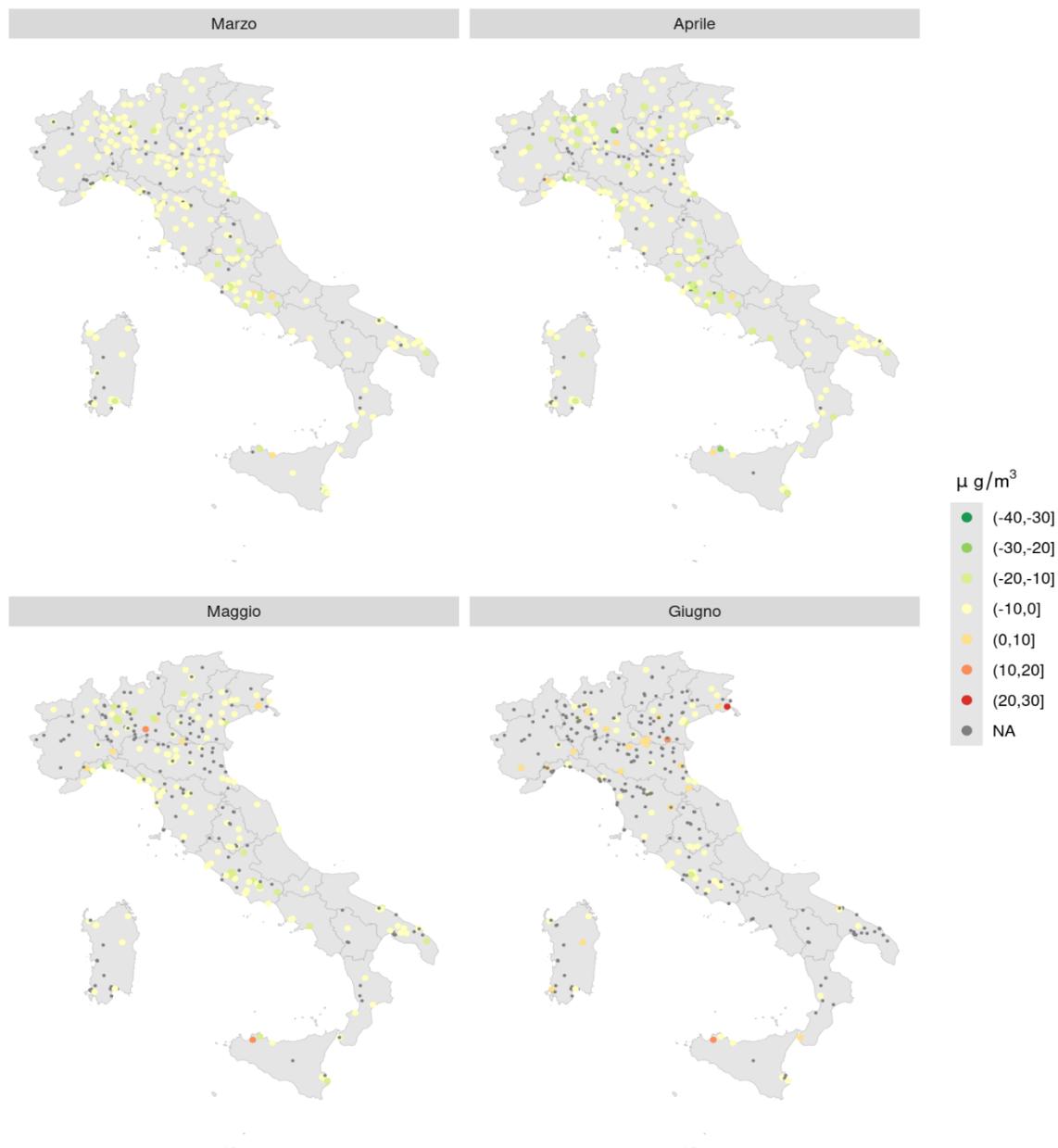


Fig. 20 – Contributo per mese

Contributo lockdown - concentrazione NO₂

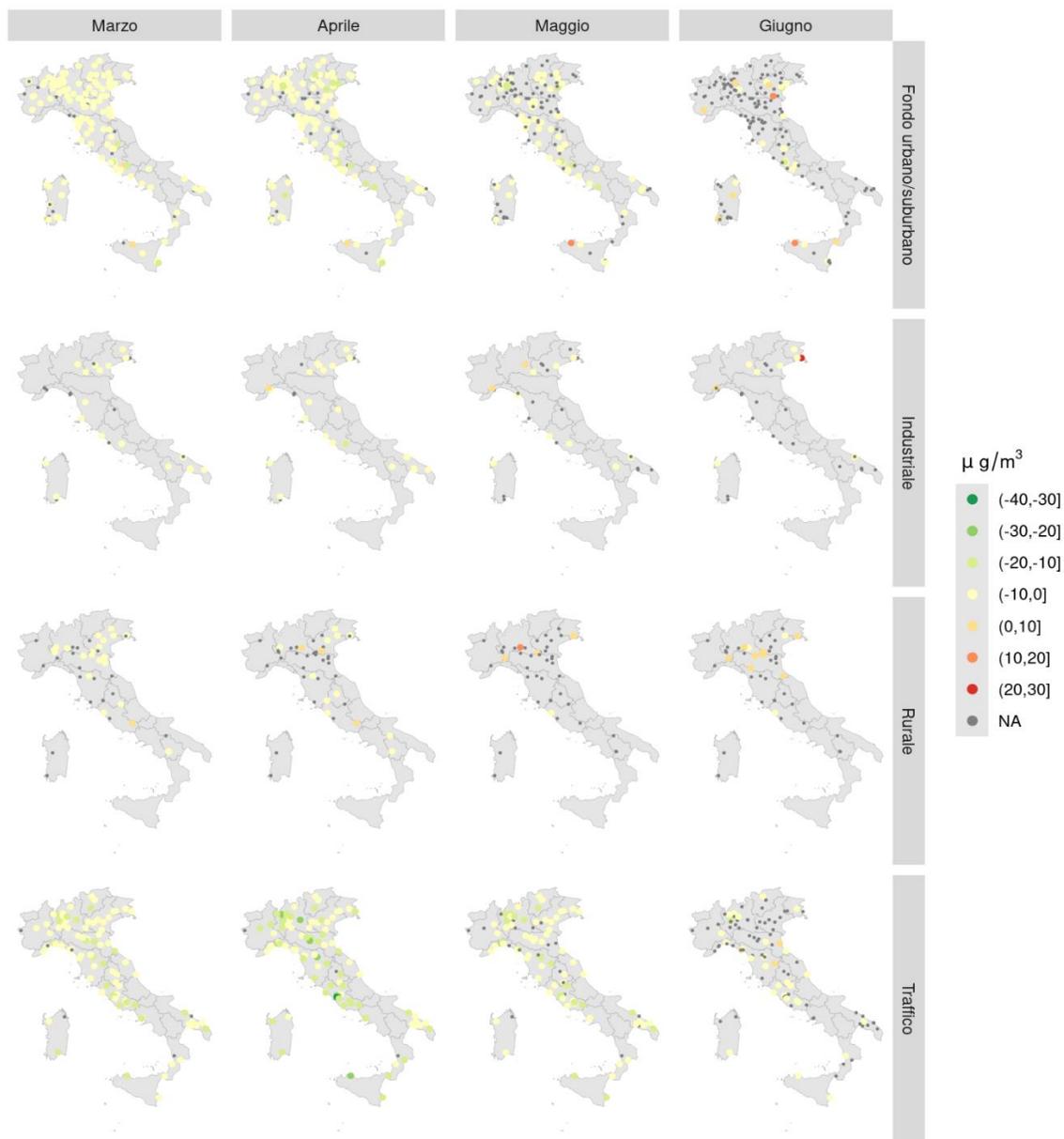


Fig. 21 – Contributo per tipologia di stazione



4.3.2 Risultati PM_{2.5}

Per questo inquinante su tutto il territorio nazionale i risultati evidenziano un quadro generale di non significatività statistica dei contributi alle concentrazioni dei quattro mesi considerati (in tab. 12 è riportato il valore percentuale dei modelli con un contributo mensile alla concentrazione statisticamente significativo). Soltanto nel mese di marzo si rileva un contributo negativo significativo alle concentrazioni di PM_{2.5} nelle aree urbane della Lombardia nord occidentale (Bergamo, Como, Lecco, Milano e Varese).

Alla luce dell'esiguo numero di modelli che presentano un contributo statisticamente significativo alle concentrazioni di PM_{2.5}, si ritiene opportuno per questo inquinante riportare soltanto le mappe in figura 22 che consentono comunque di avere un quadro adeguato dei risultati modellistici per i pochi casi valutati significativi.

Tab. 12– Percentuale di stazioni con contributo statisticamente significativo, disaggregata per tipo e per mese.

Tipo stazione	Marzo	Aprile	Maggio	Giugno	Media
Fondo urbano/suburbano	15.9%	21.7%	1.4%	0.0%	9.8%
Industriale	0.0%	40.0%	0.0%	0.0%	10.0%
Rurale	6.7%	13.3%	0.0%	0.0%	5.0%
Traffico	13.3%	20.0%	0.0%	3.3%	9.2%

Contributo lockdown - concentrazione PM₂₅

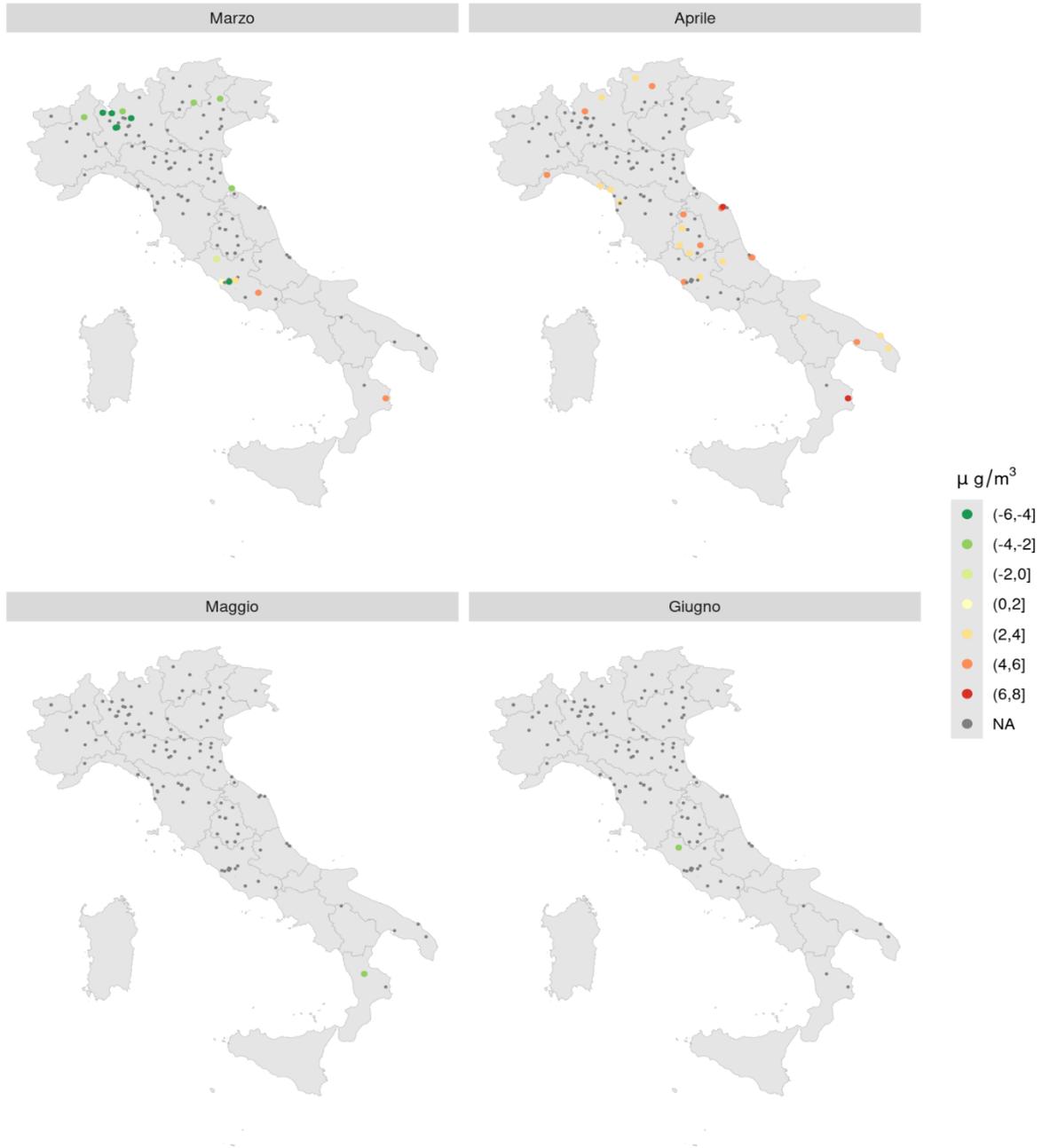


Fig. 22 – Contributo PM₂₅



4.3.3 Risultati PM₁₀

Per questo inquinante, analogamente al PM_{2.5}, su tutto il territorio nazionale i risultati evidenziano un quadro generale di non significatività statistica (in tab. 13 è riportato il valore percentuale dei modelli con un contributo mensile alla concentrazione statisticamente significativo) dei contributi del lockdown alle concentrazioni dei quattro mesi considerati. Soltanto nel mese di aprile si rileva un contributo negativo significativo alle concentrazioni di PM₁₀ nei siti urbani/traffico dell'area metropolitana di Roma. Alla luce dell'esiguo numero di modelli che presentano un contributo statisticamente significativo alle concentrazioni di PM₁₀, si ritiene opportuno per questo inquinante riportare soltanto la mappa in figura 23 che consente comunque di avere un quadro adeguato dei risultati modellistici per i pochi casi valutati significativi.

Tab. 13– Percentuale di modelli con contributo statisticamente significativo, disaggregata per tipo stazione e per mese.

Tipo stazione	Marzo	Aprile	Maggio	Giugno	Media
Fondo urbano/suburbano	11.8%	3.9%	1.0%	2.0%	4.7%
Industriale	21.4%	7.1%	0.0%	0.0%	7.1%
Rurale	13.6%	0.0%	4.5%	0.0%	4.5%
Traffico	11.0%	11.0%	2.7%	1.4%	6.5%

Le valutazioni sopra esposte rimangono valide anche nel caso in cui nel modello sia considerato l'effetto *saharan dust*, cioè il contributo apportato ai livelli di PM₁₀ misurati dal trasporto in atmosfera su larga scala del particolato di origine desertica. Le simulazioni effettuate considerando anche il contributo di *saharan dust* hanno infatti prodotto risultati quasi del tutto sovrapponibili a quelli relativi al PM₁₀ precedentemente descritti. Pertanto per motivi di sintesi tali risultati non sono riportati in questa relazione.

Contributo lockdown - concentrazione PM₁₀

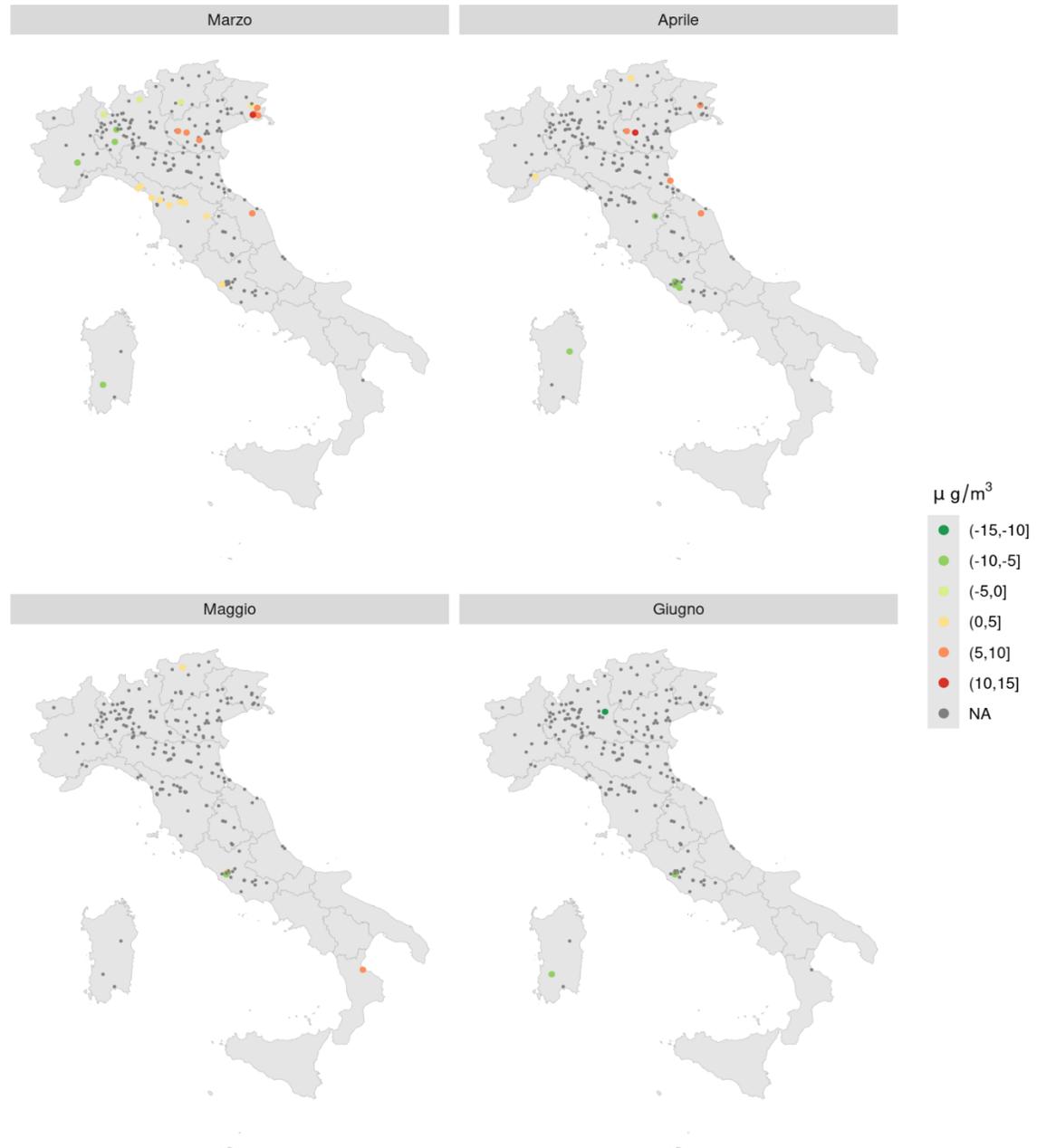


Fig. 23 – Contributo PM₁₀



4.3.4 Risultati O₃

- **Andamento nel tempo:** risultati modellistici mostrano una generale mancanza di significatività nel contributo del mese di marzo ai livelli di O₃ su tutto il territorio italiano. Aprile 2020 invece evidenzia un contributo positivo localizzato prevalentemente nell'area settentrionale del Paese, che per le stazioni di fondo urbane e suburbane raggiunge un valore medio pari a 7.80 µg/m³. A maggio, ma ancor di più a giugno 2020, in uno scenario comunque di contributo non statisticamente significativo, si rileva invece una certa tendenza ad un contributo mensile negativo per tutti i tipi di stazione.
- **Andamento nello spazio:** Ad eccezione del mese di aprile, come evidenziato al punto precedente, non si rilevano significative differenze a livello di distribuzione territoriale dei contributi mensili.
- **Tipo di stazione:** Non si evidenziano significative differenze tra i siti di fondo siano essi ubicati in contesti urbani/suburbani o rurali.

Tab. 14– Percentuale di modelli con contributo statisticamente significativo, disaggregata per tipo stazione e per mese

Tipo stazione	Marzo	Aprile	Maggio	Giugno	Media
Fondo urbano/suburbano	23.0%	38.1%	16.7%	25.4%	25.8%
Industriale	14.3%	21.4%	57.1%	50.0%	35.7%
Rurale	20.7%	31.0%	24.1%	36.2%	28.0%
Traffico	33.3%	33.3%	33.3%	33.3%	33.3%

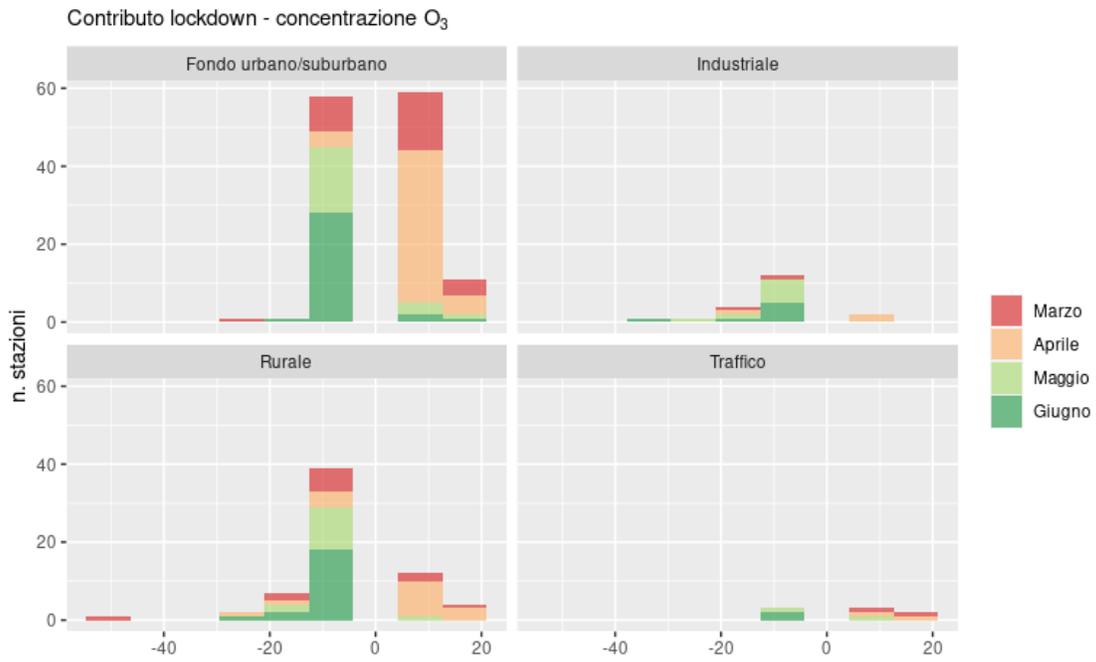


Fig. 24 – Contributo alla riduzione della concentrazione di O₃ (µg/m³). Istogramma impilato

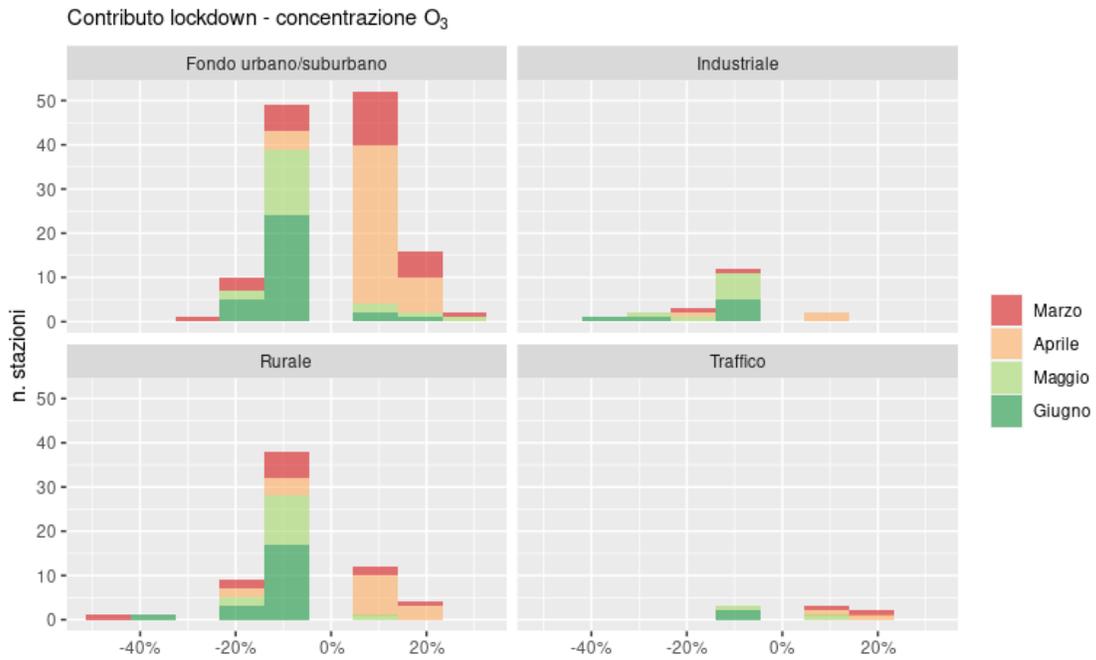


Fig. 25 – Contributo percentuale alla riduzione della concentrazione di O₃. Istogramma impilato

Nelle tabelle seguenti sono riportati gli indicatori statistici di base relativi al contributo del lockdown aggregati per tipo di stazione e per mese.

Tab. 15 – Stazioni tipo *fondo urbano/suburbano*: statistiche descrittive calcolate sulla riduzione di O₃ (µg/m³)

Mese	Media	25th	Mediana	75th	Std. dev
Marzo	3.43	-7.33	8.43	9.61	10.47
Aprile	7.80	6.59	8.25	9.37	5.09
Maggio	-4.02	-8.12	-6.79	-5.69	8.48
Giugno	-6.13	-8.73	-7.10	-5.74	6.33

Tab. 16 – Stazioni tipo *industriale*: statistiche descrittive calcolate sulla riduzione di O₃ (µg/m³)

Mese	Media	25th	Mediana	75th	Std. dev
Marzo	-13.73	-15.36	-13.73	-12.09	4.62
Aprile	2.09	-2.04	9.92	10.13	13.93
Maggio	-10.58	-12.43	-8.93	-7.59	5.17
Giugno	-13.43	-15.39	-11.15	-8.68	8.25

Tab. 17 – Stazioni tipo *rurale*: statistiche descrittive calcolate sulla riduzione di O₃ (µg/m³)

Mese	Media	25th	Mediana	75th	Std. dev
Marzo	-8.20	-11.56	-8.64	-3.48	15.26
Aprile	2.65	-5.64	6.41	8.21	10.50
Maggio	-7.68	-9.88	-6.93	-5.86	5.46
Giugno	-9.29	-9.08	-8.12	-6.48	5.03

Tab. 18 – Stazioni tipo *traffico*: statistiche descrittive calcolate sulla riduzione di O₃ (µg/m³)

Mese	Media	25th	Mediana	75th	Std. dev
Marzo	12.42	9.59	12.42	15.26	8.03
Aprile	12.30	9.63	12.30	14.97	7.54
Maggio	-0.47	-5.17	-0.47	4.23	13.29
Giugno	-6.85	-7.06	-6.85	-6.64	0.60

Tab. 19 Stazioni tipo *fondo urbano/suburbano*: statistiche descrittive calcolate sulla riduzione percentuale di O₃

Mese	Media	25th	Mediana	75th	Std. dev
Marzo	5%	-8%	11%	13%	14%
Aprile	11%	10%	11%	13%	7%
Maggio	-5%	-10%	-9%	-7%	11%
Giugno	-8%	-12%	-9%	-8%	8%

Tab. 20 – Stazioni tipo *industriale*: Statistiche descrittive calcolate sulla riduzione percentuale di O₃

Mese	Media	25th	Mediana	75th	Std. dev
Marzo	-16%	-18%	-16%	-15%	4%
Aprile	2%	-3%	10%	11%	15%
Maggio	-12%	-14%	-10%	-9%	6%
Giugno	-16%	-18%	-13%	-10%	9%

Tab. 21– Stazioni tipo *rurale*: statistiche descrittive calcolate sulla riduzione percentuale di O₃

Mese	Media	25th	Mediana	75th	Std. dev
Marzo	-8%	-15%	-9%	-3%	17%
Aprile	4%	-6%	8%	12%	12%
Maggio	-9%	-10%	-8%	-6%	7%
Giugno	-11%	-10%	-10%	-8%	6%

Tab. 22 – Stazioni tipo *traffico*: statistiche descrittive calcolate sulla riduzione percentuale di O₃

Mese	Media	25th	Mediana	75th	Std. dev
Marzo	16%	13%	16%	20%	10%
Aprile	16%	13%	16%	19%	9%
Maggio	0%	-6%	0%	6%	16%
Giugno	-9%	-9%	-9%	-9%	0%

Contributo lockdown - concentrazione O₃

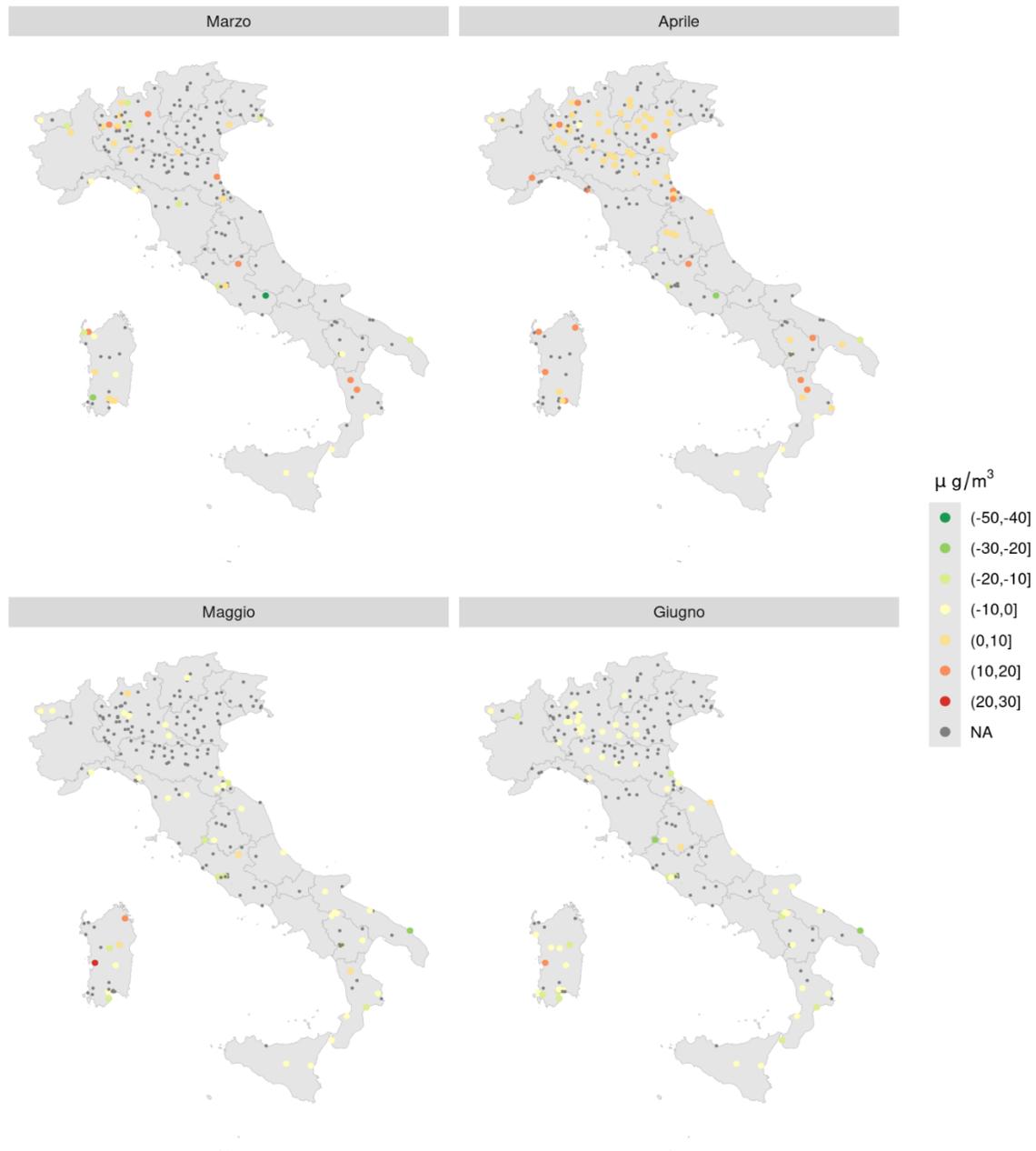


Fig. 26 – Contributo O₃

Contributo lockdown - concentrazione O₃

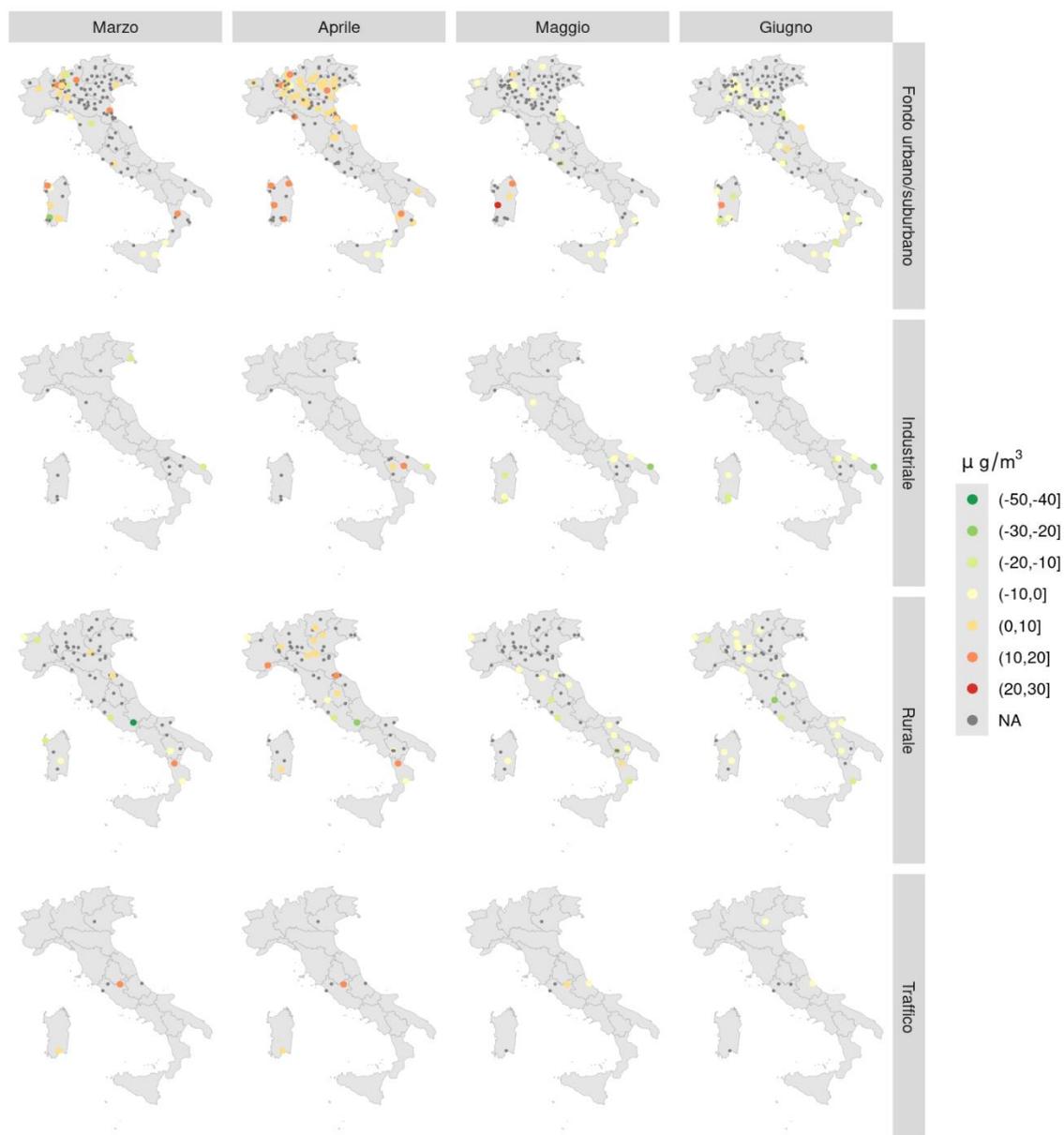


Fig. 27 – Contributo per tipologia di stazione

4.3.5 Risultati CO

Per questo inquinante su tutto il territorio nazionale i risultati evidenziano un quadro generale di non significatività dei contributi alle concentrazioni dei quattro mesi considerati. Limitatamente ad alcune aree geografiche di qualche Regione (Lombardia, Emilia - Romagna, Toscana, Lazio e Puglia) si rileva una tendenza ad un contributo negativo alle concentrazioni di CO.

Tab. 23– Percentuale di modelli con contributo statisticamente significativo, disaggregata per tipo stazione e per mese

Tipo stazione	Marzo	Aprile	Maggio	Giugno	Media
Fondo urbano/suburbano	41.2%	47.1%	23.5%	23.5%	33.8%
Industriale	17.6%	35.3%	17.6%	17.6%	22.1%
Rurale	37.5%	37.5%	50.0%	25.0%	37.5%
Traffico	29.2%	27.1%	31.3%	22.9%	27.6%

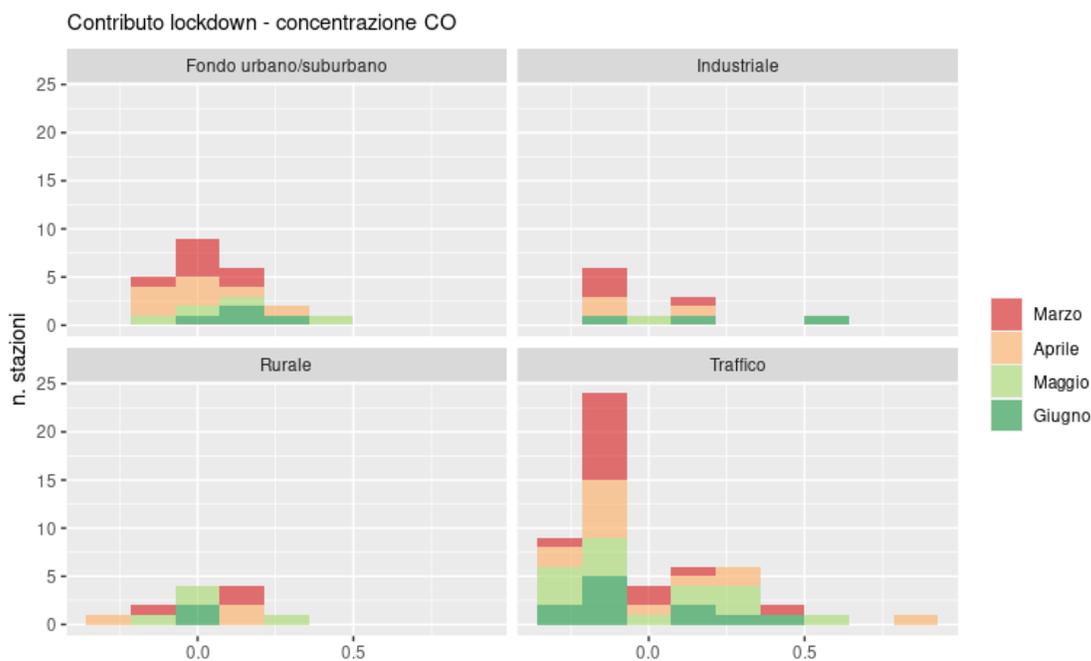


Fig. 28 – Contributo alla riduzione della concentrazione di CO (mg/m³). Istogramma impilato

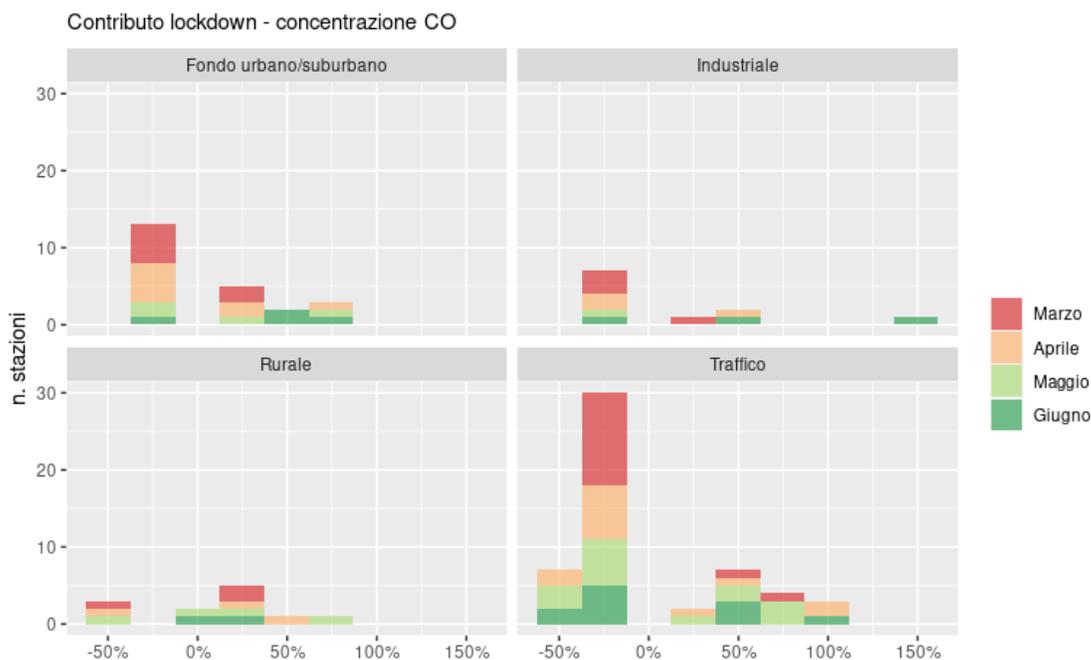


Fig. 29 – Contributo percentuale alla riduzione della concentrazione di CO. Istogramma impilato

Nelle tabelle seguenti sono riportati gli indicatori statistici di base relativi al contributo del lockdown aggregati per tipo di stazione e per mese.

Tab. 24 – Stazioni tipo *fondo urbano/suburbano*: statistiche descrittive calcolate sulla riduzione di CO (mg/m³)

Mese	Media	25th	Mediana	75th	Std. dev
Marzo	-0.01	-0.06	-0.05	0.01	0.09
Aprile	0.02	-0.08	-0.05	0.07	0.14
Maggio	0.08	-0.07	0.02	0.17	0.22
Giugno	0.14	0.09	0.16	0.21	0.16

Tab. 25 – Stazioni tipo *industriale*: Statistiche descrittive calcolate sulla riduzione di CO (mg/m³)

Mese	Media	25th	Mediana	75th	Std. dev
Marzo	-0.06	-0.12	-0.09	-0.03	0.14
Aprile	-0.02	-0.13	-0.10	0.05	0.19
Maggio	-0.05	-0.05	-0.05	-0.05	-
Giugno	0.20	0.03	0.20	0.37	0.34

Tab. 26 – Stazioni tipo *rurale*: statistiche descrittive calcolate sulla riduzione di CO (mg/m³)

Mese	Media	25th	Mediana	75th	Std. dev
Marzo	0.01	-0.05	0.07	0.11	0.16
Aprile	0.00	-0.08	0.08	0.12	0.21
Maggio	0.05	-0.03	0.04	0.12	0.19
Giugno	0.04	0.03	0.04	0.05	0.02

Tab. 27 – Stazioni tipo *traffico*: statistiche descrittive calcolate sulla riduzione di CO (mg/m³)

Mese	Media	25th	Mediana	75th	Std. dev
Marzo	-0.06	-0.14	-0.11	-0.07	0.17
Aprile	0.01	-0.18	-0.10	0.13	0.29
Maggio	-0.01	-0.22	-0.08	0.18	0.27
Giugno	-0.02	-0.16	-0.13	0.15	0.25

Tab. 28 – Stazioni tipo *fondo urbano/suburbano*: statistiche descrittive calcolate sulla riduzione percentuale di CO

Mese	Media	25th	Mediana	75th	Std. dev
Marzo	-5%	-17%	-16%	1%	22%
Aprile	0%	-20%	-19%	17%	33%
Maggio	17%	-22%	6%	45%	52%
Giugno	34%	26%	44%	52%	39%

Tab. 29 – Stazioni tipo *industriale*: statistiche descrittive calcolate sulla riduzione percentuale di CO

Mese	Media	25th	Mediana	75th	Std. dev
Marzo	-11%	-26%	-24%	-9%	29%
Aprile	-2%	-24%	-22%	11%	39%
Maggio	-14%	-14%	-14%	-14%	NA
Giugno	57%	15%	50%	94%	79%

Tab. 30 – Stazioni tipo *rurale*: statistiche descrittive calcolate sulla riduzione percentuale di CO

Mese	Media	25th	Mediana	75th	Std. dev
Marzo	7%	-8%	28%	31%	43%
Aprile	3%	-15%	30%	35%	55%
Maggio	16%	-5%	17%	38%	48%
Giugno	16%	13%	16%	19%	8%



Tab. 31 – Stazioni tipo *traffico*: statistiche descrittive calcolate sulla riduzione percentuale di CO

Mese	Media	25th	Mediana	75th	Std. dev
Marzo	-10%	-24%	-22%	-18%	33%
Aprile	2%	-30%	-24%	27%	53%
Maggio	1%	-37%	-25%	45%	49%
Giugno	2%	-31%	-25%	44%	52%

Contributo lockdown - concentrazione CO

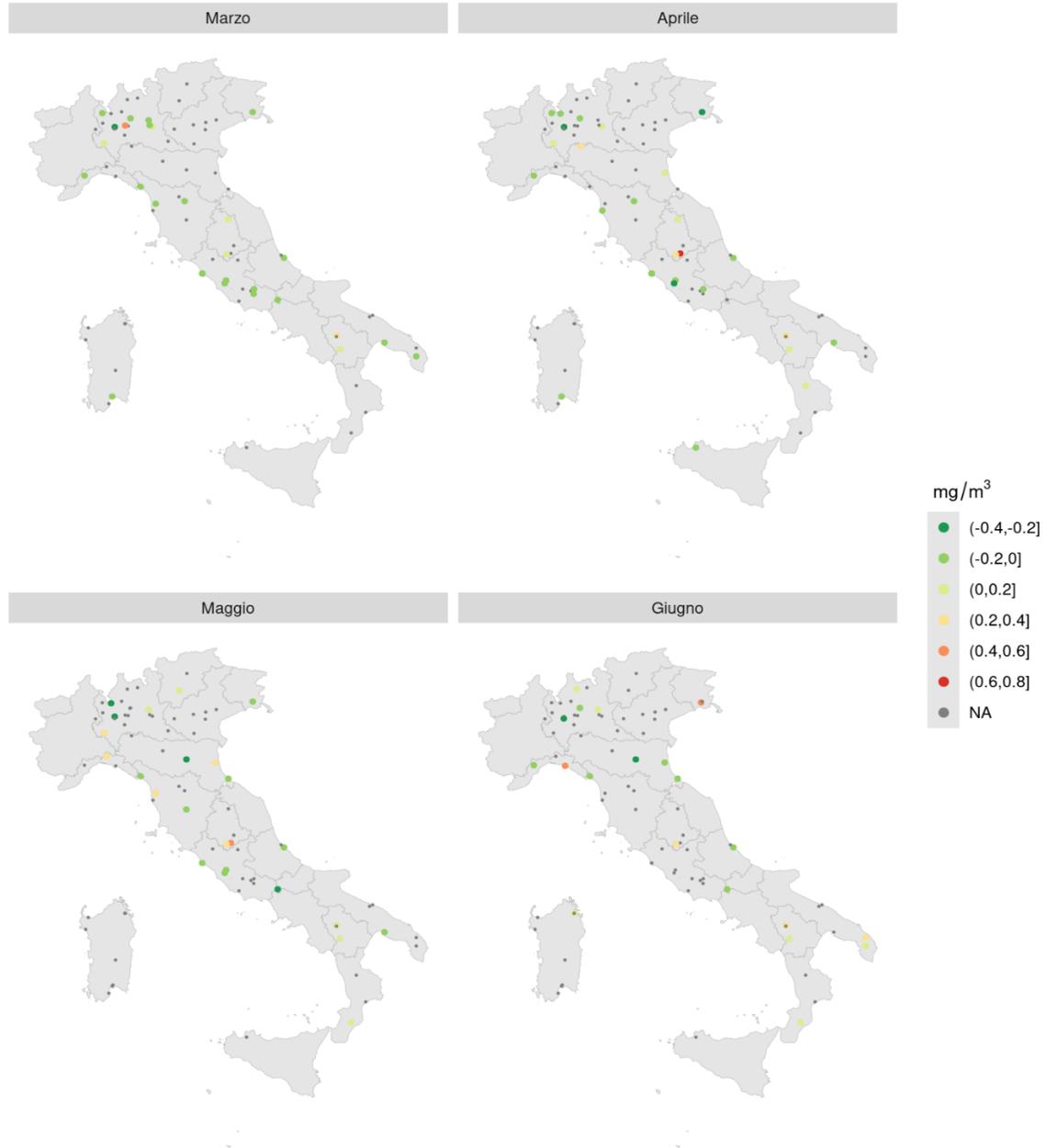


Fig. 30 – Contributo CO



BIBLIOGRAFIA

Barmadimos, I., Hueglin, C., Keller, J., Henne, S., & Pr, A. S. H. (2011). *Influence of meteorology on PM₁₀ trends and variability in Switzerland from 1991 to 2008*. *Atmospheric Chemistry and Physics*, 11,1813–1835. <https://doi.org/10.5194/acp-11-1813-2011>.

Carslaw, D. C., & Carslaw, N. (2007). *Detecting and characterising small changes in urban nitrogen dioxide concentrations*. *Atmospheric Environment*, 41(22), 4723–4733. <https://doi.org/10.1016/j.atmosenv.2007.03.034>

Carslaw, D. C., Beevers, S. D., & Tate, J. E. (2007). *Modelling and assessing trends in traffic-related emissions using a generalised additive modelling approach*. *Atmospheric Environment*, 41, 5289–5299. <https://doi.org/10.1016/j.atmosenv.2007.02.032>.

Chang, J.C., and Hanna, S.R. (2004). *Air quality model performance evaluation*. *Meteorology and Atmospheric Physics*, 87, 167–196. <https://doi.org/10.1007/s00703-003-0070-7>

De Foy, B. (2018). *City-level variations in NO_x emissions derived from hourly monitoring data in Chicago*. *Atmospheric Environment*, 176, 128 – 139. <https://doi.org/10.1016/j.atmosenv.2017.12.028>.

De Foy, B. (2019). *Changes in speciated PM_{2.5} concentrations in Fresno, California, due to NO_x reductions and variations in diurnal emission profiles by day of week*. *Elementa: Science of the Anthropocene*, 7(45), <https://doi.org/10.1525/elementa.384> (accessed on 27/12/2021).

Hanna, S. R. (1989). *Confidence limits for air quality model evaluations, as estimated by bootstrap and jackknife resampling methods*. *Atmospheric Environment*, 23, 1385–1398.

Hanna, S. R. (1993). *Uncertainties in air quality model predictions*. *Boundary-Layer Meteorology*, 62, 3–20.

Hua, J.; Zhang, Y.; de Foy, B.; Shang, J.; Schauer, J.J.; Mei, X.; Sulaymon, I.D.; Han, T. (2021). *Quantitative estimation of meteorological impacts and the COVID-19 lockdown reductions on NO₂ and PM_{2.5} over the Beijing area using Generalized Additive Models (GAM)*. *Journal of Environmental Management*, 291:112676.

Kumar, A., Luo, J., and Bennett, G. (1993). *Statistical Evaluation of Lower Flammability Distance (LFD) using Four Hazardous Release Models*. *Process Safety Progress*, 12(1), 1-11. <https://doi.org/10.1002/prs.680120103>

Ordóñez, C., Garrido-Perez, J. M., & García-Herrera, R. (2020). *Early spring near-surface ozone in Europe during the COVID-19 shutdown: Meteorological effects outweigh emission changes*. *Science of the Total Environment*, 747(December 2019). <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2020.141322>



Simon, H., Baker, K.R., and Phillips, S. (2012). *Compilation and interpretation of photochemical model performance statistics published between 2006 and 2012*. *Atmospheric Environment*, 61, 124–139.

Wood, S.N. (2017), *Generalized Additive Models: An Introduction with R (second edition)*. Chapman & Hall Book, ISBN 978-1-4987-2833-1.

Zhou, Y., Brunner, D., Hueglin, C., Henne, S., Staehelin, J. (2012). *Changes in OMI tropospheric NO₂ columns over Europe from 2004 to 2009 and the influence of meteorological variability*. *Atmospheric Environment* 46, 482 – 495. <https://doi.org/10.1016/j.atmosenv.2011.09.024>.

Zuur, A.F., Ieno, E.N., Walker, N., Saveliev, A.A., Smith, G.M. (2009). *Mixed Effects Models and Extensions in Ecology with R*. Springer, ISBN 978-0-387-87457-9.

Zuur, A.F. (2012). *Beginner's Guide to Generalized Additive Models with R*. Highland Statistics Ltd, ISBN 978-0-957-17412-2.