

# Arrests 2010 NTA: Analisi

## Contents

<b>Analisi degli arresti nel 2010 - 2011 con interazione tra variabili</b>	<b>1</b>
Modelli . . . . .	2
Bibliografia . . . . .	15

## Analisi degli arresti nel 2010 - 2011 con interazione tra variabili

L'obiettivo di questa sezione di analisi è verificare se esiste un sottoinsieme di variabili esplicative particolarmente correlate con il numero di arresti, sia marginalmente che considerando l'interazione con ciascuna zona spaziale (NTA). Per vincoli computazionali abbiamo ridotto l'insieme di stima al solo anno 2010: per quest'anno i dati del censo sono esatti e non si sono verificati eventi rari a differenza del 2020 (Pandemia COVID-19); l'insieme di verifica scelto è l'anno 2011, in quanto è l'anno più vicino al 2010 (l'assunzione è che i due anni siano abbastanza simili per il fenomeno considerato).

### Problematiche

Questi dati presentano diverse problematiche e le scelte intraprese sono dovute a fattori computazionali, di tempo e al fatto che per permettere conteggi diversi da 1 è necessario considerare zone spaziali e intervalli temporali non eccessivamente ristretti. Per quanto concerne gli intervalli temporali abbiamo scelto di ignorare i possibili trend e considerare i singoli anni, per ciascun anno si sono utilizzati i mesi per la costruzione degli insiemi di convalida incrociata. Pur avendo a disposizione il giorno di ciascun arresto la selezione dei mesi è apparsa come un giusto compromesso per garantire che non tutti i conteggi fossero uguali a 1 che comunque è il conteggio minimo e più frequente molto superiore a tutti gli altri conteggi:

Questa “sovradisersione” di 1 è ragionevole data la costruzione dei conteggi per aggregazione di osservazioni con le stesse combinazioni di covariate; si dovrebbero inoltre aggiungere osservazioni con conteggi nulli per ogni combinazione di variabili per cui non si sono osservati arresti. Mantenere tutti i conteggi unitari rende computazionalmente molto oneroso l'addattamento dei modelli e può creare problemi nella selezione degli stessi.

La soluzione che abbiamo adottato è basata sul sottocampionamento: si stabilisce una soglia per i valori di conteggi oltre cui non sottocampionare, si conta la frequenza di conteggi osservati per tale soglia e si sottocampiona un sottoinsieme di grandezza uguale a quella frequenza da ciascun sottoinsieme di conteggi con valori inferiori alla soglia. L'assunzione di fondo è che, almeno per i conteggi fino alla soglia considerata, la frequenza sia decrescente rispetto al valore degli stessi; un aspetto da sottolineare della metodologia proposta, in quanto compromesso, è che introduce distorsione nelle stime. Abbiamo considerato due tipologie di dataset, entrambi impiegano il sottocampionamento, ma in uno i conteggi nulli sono presenti (solo per modelli Poisson) e nell'altro sono assenti (modelli per risposta continua e Poisson) (i modelli per risposta continua sono adattati impiegando una trasformazione logaritmica dei dati senza conteggi nulli). Per questo studio la soglia che abbiamo selezionato che è apparsa ragionevole in base alle considerazioni precedenti è di conteggi uguali a 10. Il sottocampionamento è stato effettuato anche per i dataset completi relativi a

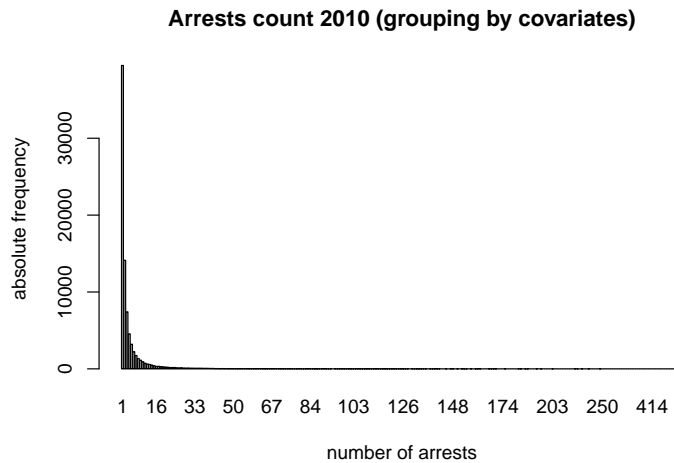


Figure 1: Tabella di frequenza assoluta per il numero di arresti raggruppando i dati del 2010 per tutte le variabili ad eccezione dei mesi

2010 e 2011 (escludendo i mesi come variabile di raggruppamento), ma non sono stati aggiunti gli zeri per permettere il confronto tra modelli per risposta continua.

Per tutti i datasets, in particolare per quelli usati per fare convalida incrociata, se una osservazione nell'insieme di verifica presentava una modalità di una variabile qualitativa non presente nel corrispondente insieme di stima allora era rimossa; questa è un'ulteriore introduzione di distorsione, alleviata dall'assunzione che le osservazioni eliminate avrebbero presentato conteggi molto bassi e quindi potenzialmente soggette al sottocampionamento.

### Elevata dimensionalità

I dati presentano elevata dimensionalità considerando le interazioni tra la variabile spaziale (NTA) e le covariate (qualitative) di **arrests**. Per avere delle misure quantitative del rapporto tra osservazioni e colonne abbiamo considerato il dataset in cui si sono definiti i conteggi senza considerare i mesi: si riporta il rapporto tra il numero di osservazioni (righe) e il prodotto tra il numero di modalità di NTA e la somma delle modalità delle variabili qualitative di **arrests**.

Senza considerare interazioni tra KY\_CD (esplicativa non spaziale di arrest con più modalità) con gli NTA il rapporto è (considerando i dati 2011):

```
## NTA2020
## 3.816125
```

Considerando anche interazioni tra KY\_CD e i NTA rapporto è:

```
## NTA2020
## 0.9178023
```

## Modelli

### Criterio di selezione dei parametri di regolazione

Come già accennato, i parametri di regolazione li abbiamo selezionati tramite convalida incrociata (CV) impiegando i mesi per la costruzione degli insiemi. La funzione di perdita scelta è il RMSE. La procedura

per la costruzione degli insiemi è la seguente:

- Selezione di  $k$ : il numero di insiemi di convalida (si sceglie  $k = 4$ );
- Ogni insieme di convalida è composto da osservazioni raggruppate di  $12/k$  (3) mesi e i mesi rimanenti (9) vengono utilizzati per adattare il modello;
- Per cercare di compensare e mediare le fluttuazioni stagionali, i mesi di validazione sono scelti il più distanziati possibile. Ad esempio, nel caso di  $k = 4$ , il primo insieme di validazione è (gennaio, maggio, settembre), il secondo set è (febbraio, giugno, ottobre), il terzo è (marzo, luglio, novembre) e il quarto è (aprile, agosto, dicembre);
- Per rendere ogni risposta comparabile avendo utilizzato un numero diverso di mesi, una nuova risposta è definita come il rapporto degli arresti diviso per il numero di mesi utilizzati nel raggruppamento (ovvero l'esponentiale dell'offset nel modello di Poisson).

## Matrice del modello

La matrice del modello considerata è quella con tutte le variabili e le interazioni tra tutte le variabili di `arrests` tranne `KY_CD` (per ragioni computazionali) e le zone spaziali degli NTA.

Poichè la matrice del modello dell'insieme di verifica e quella dell'insieme di stima non condividono tutte le colonne abbiamo considerato solo le colonne in comune alle due.

```
## [1] 17039 4094
```

```
## [1] 17164 4109
```

## Esplicative quantitative

Il dataset presenta principalmente esplicative categoriali, benchè le esplicative quantitative permettano la specificazione di diverse forme funzionali qui, per ragioni computazionali ci si limita ad assumere una relazione monotona lineare con la risposta.

## Modelli per risposta continua

Nell'impiego dei modelli con risposta continua (con errori gaussiani i.i.d) si è scelto di adattare il modello su una trasformazione logaritmica della risposta: `y = count / n_month_train` (per i dati senza introduzione di conteggi nulli) e calcolare l'errore di previsioni sulla trasformazione `count = exp(y * n_month_test)` rispetto al numero di conteggi osservati, in questo modo la previsione è sempre positiva.

## Modelli e procedure considerati

È risaputo dalla teoria che, almeno per il LASSO, la selezione delle vere variabili necessita una bassa correlazione tra le vere esplicative e le rimanenti; nel caso delle interazioni, benchè per variabili qualitative (la correlazione è definita per variabili quantitative), questa assunzione non è realistica. Abbiamo voluto comunque provare a vedere il comportamento delle metodologie viste a in classe a cui è affiancato un metodo appositamente ideato per individuare interazioni.

Tra i modelli visti nel corso, quelli che abbiamo considerato sono modelli normali con penalizzazioni LASSO, Elasticnet, SCAD ed MCP e modelli Poisson con penalizzazioni LASSO ed Elasticnet. Per tutti i modelli abbiamo selezionato il parametro (eventualmente vettoriale) di regolazione che minimizza l'errore di convalida. Per i metodi per cui il parametro di regolarizzazione ha dimensione 2 abbiamo definito una griglia di valori (di cui si riporta il grafico delle curve di livello dell'errore). Per i metodi SCAD e MCP, poichè `ncvreg` presenta dei problemi computazionali dovuti alle dimensioni del dataset abbiamo utilizzato la libreria `picasso` (Ge et al. 2019) che però non fornisce indicazioni rispetto alle regioni non convesse delle stime.

**HGLR** Diversamente dai metodi menzionati abbiamo considerato anche una metodologia specificatamente ideata per selezionare termini di interazione, ovvero la “*Hierarchical Group-Lasso Regularization*” (HGLR) (Lim and Hastie 2013). Il Group LASSO standard infatti non è impiegabile in quanto i termini di interazione (per due variabili) dovrebbero appartenere agli insiemi di entrambe le variabili. La libreria associata all’articolo non implementa il modello Poisson o Binomiale Negativo, quindi l’abbiamo usata solo assumendo risposta continua gaussiana.

Si introduce brevemente la procedura usando la medesima notazione adottata nell’articolo. Il metodo utilizza il Group LASSO per imporre una struttura gerarchica degli effetti di interazione ovvero l’usuale imposizione che una interazione sia presente solo se sono presenti i relativi effetti principali. Assumendo il caso semplice in cui  $\mathbf{X}_1$  e  $\mathbf{X}_2$  sono matrici di indicatori per due variabili categoriali e  $\mathbf{X}_{1:2}$  sia la corrispondente matrice di interazione, si trovano i parametri  $\mu, \alpha, \tilde{\alpha}$  minimizzando:

$$\frac{1}{2} \left\| \mathbf{Y} - \mu \cdot \mathbf{1} - \mathbf{X}_1 \alpha_1 - \mathbf{X}_2 \alpha_2 - [\mathbf{X}_1 \mathbf{X}_2 \mathbf{X}_{1:2}] \begin{bmatrix} \tilde{\alpha}_1 \\ \tilde{\alpha}_2 \\ \alpha_{1:2} \end{bmatrix} \right\|_2^2 + \lambda \left( \|\alpha_1\|_2 + \|\alpha_2\|_2 + \sqrt{L_2 \|\tilde{\alpha}_1\|_2^2 + L_1 \|\tilde{\alpha}_2\|_2^2 + \|\alpha_{1:2}\|_2^2} \right)$$

soggetto a

$$\sum_{i=1}^{L_1} \alpha_1^i = 0, \quad \sum_{j=1}^{L_2} \alpha_2^j = 0, \quad \sum_{i=1}^{L_1} \tilde{\alpha}_1^i = 0, \quad \sum_{j=1}^{L_2} \tilde{\alpha}_2^j = 0, \quad \sum_{i=1}^{L_1} \alpha_{1:2}^{ij} = 0, \quad \sum_{j=1}^{L_2} \alpha_{1:2}^{ij} = 0$$

Si nota che il coefficiente degli effetti principali stimato per la prima variabile è  $\hat{\theta}_1 = \hat{\alpha}_1 + \hat{\tilde{\alpha}}_1$  e in modo analogo per la seconda variabile  $\hat{\theta}_2 = \hat{\alpha}_2 + \hat{\tilde{\alpha}}_2$ . Si può mostrare che il problema precedente è equivalente ad un problema di ottimizzazione Group LASSO senza vincoli sulle somme a zero e senza “sovrapposizione” di coefficienti

## Standardizzazione

In tutti i casi la matrice delle esplicative è standardizzata prima di adattare il modello, ma per HGLR sono standardizzate solo le esplicative continue, per cambiare questa opzione si dovrebbe modificare il codice, eventualità che non abbiamo considerato per motivi di tempo.

Per il modello normale il  $\lambda$  minimo è molto vicino a zero (poichè la soluzione è sul bordo si dovrebbe provare a diminuire ulteriormente  $\lambda$ , ma già così i coefficienti sono quasi uguali alle stime non penalizzate). Per il modello Poisson il  $\lambda$  selezionato è maggiore. (Figura 2)

Per il modello continuo Elasticnet individua un  $\alpha$  intermedio tra Ridge e LASSO, ma come sopra il  $\lambda$  è prossimo a zero (considerazioni uguali a sopra), nel modello Poisson invece è selezionata una Ridge con  $\lambda$  non prossimo a zero. (Figura 3)

Sia per SCAD che per MCP il  $\lambda$  selezionato è prossimo a zero, provando ad aumentare ulteriormente  $\gamma$  e diminuire  $\lambda$  la soluzione sostanzialmente non cambia. (Figura 4)

Per i modelli di Poisson adattati con conteggi nulli i  $\lambda$  ottimi tendono al metodo non penalizzato; nel caso di Elasticnet è selezionata una ridge (Figura 5).

HGLR presenta la medesima soluzione di  $\lambda$  per il valore minimo di errore standard e in entrambi i casi con il criterio a un errore standard il  $\lambda$  è tale che tutti i coefficienti siano uguali a zero.

Per confrontare modelli per risposta continua e discreta nelle previsioni sui dati 2011 si approssimano le previsioni continue al primo intero. Si deve tenere presente che data la particolare procedura per l’elaborazione dei dati questa i risultati relativi a questa metrica devono essere interpretati con cautela.

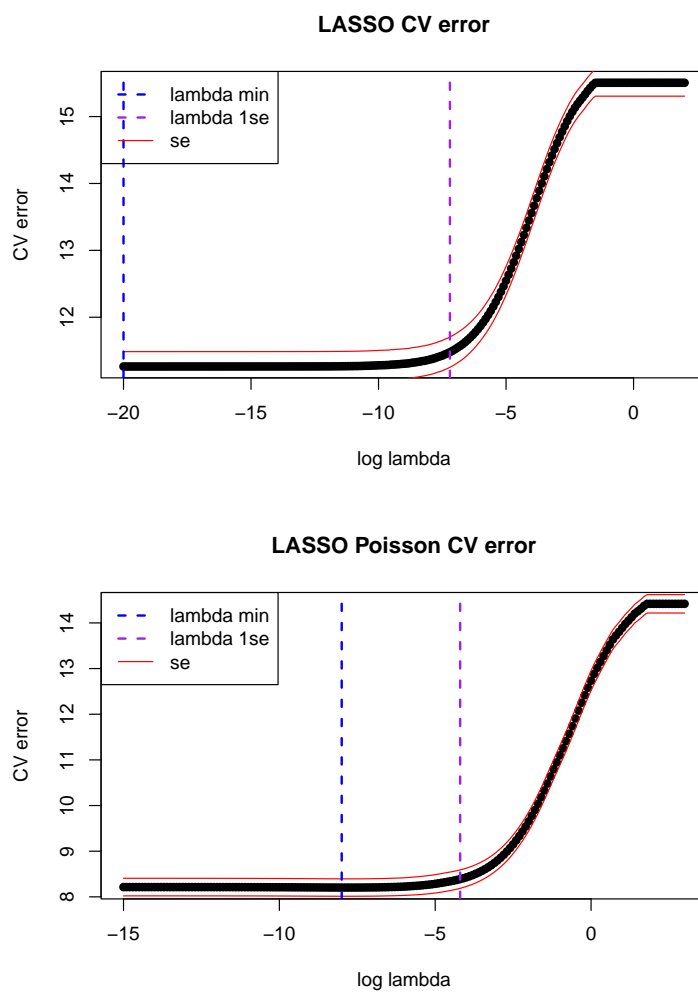


Figure 2: Grafici dell'errore di convalida incrociata in funzione del parametro di regolazione per LASSO per modelli lineare e Poisson

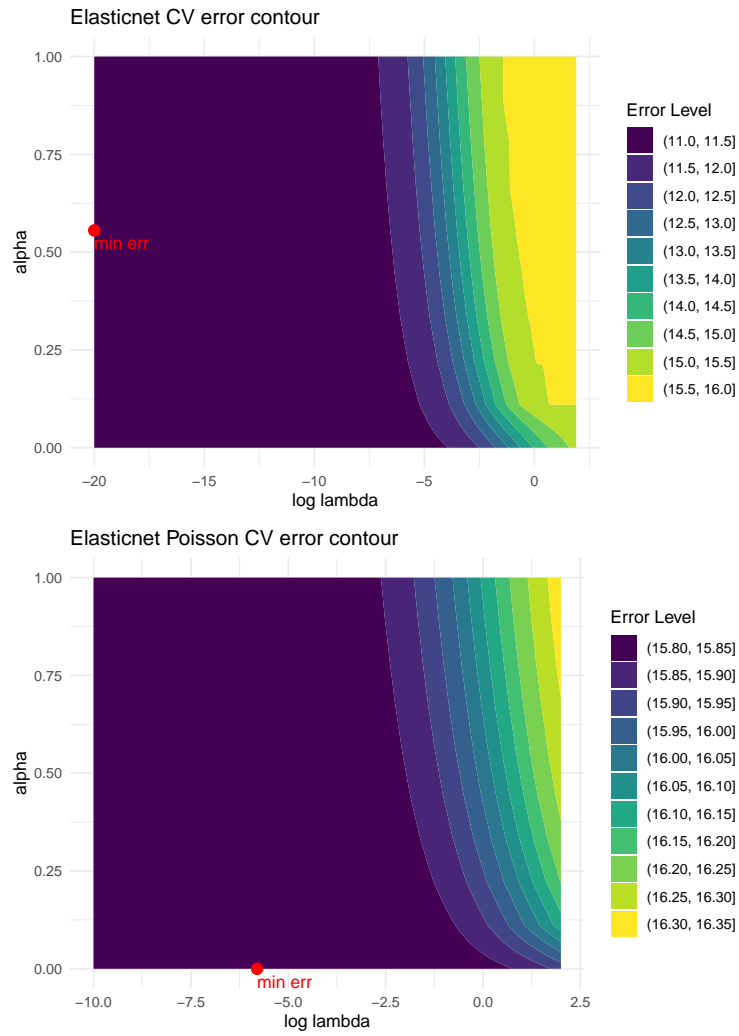


Figure 3: Curve di livello dell'errore di convalida incrociata in funzione dei parametri di regolazione per Elasticnet dei modelli lineare e Poisson

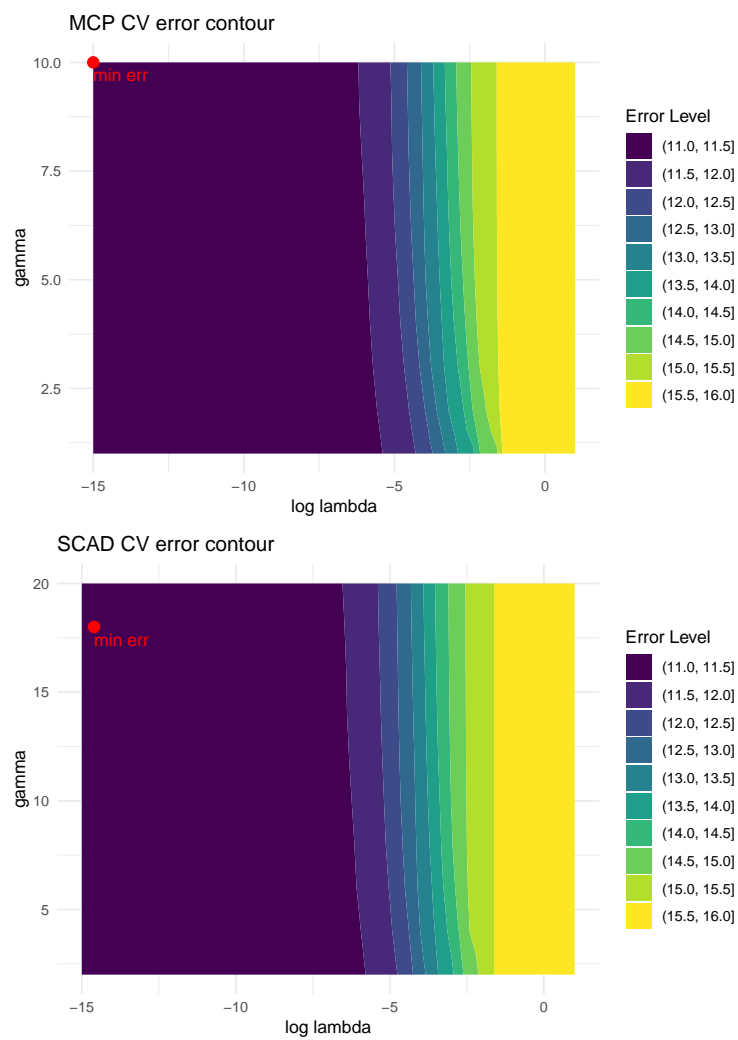


Figure 4: Curve di livello dell'errore di convalida incrociata in funzione dei parametri di regolazione per SCAD ed MCP del modello lineare

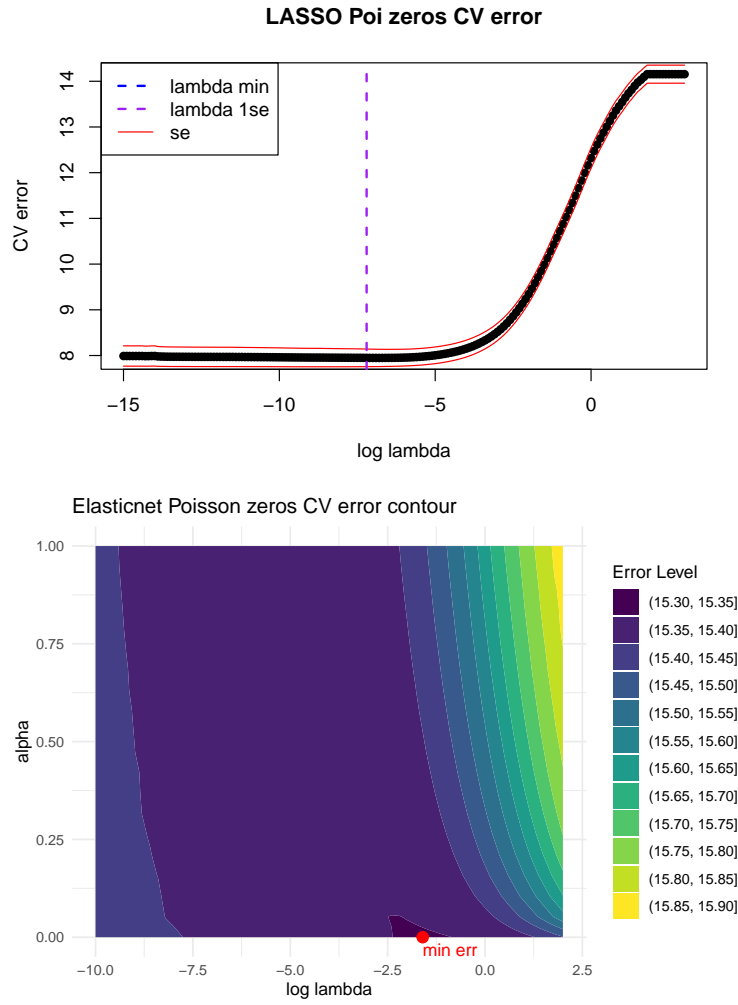


Figure 5: Grafici dell'errore di convalida incrociata in funzione dei parametri di regolazione per LASSO ed Elasticnet per modelli Poisson per dati con aggiunta di zeri



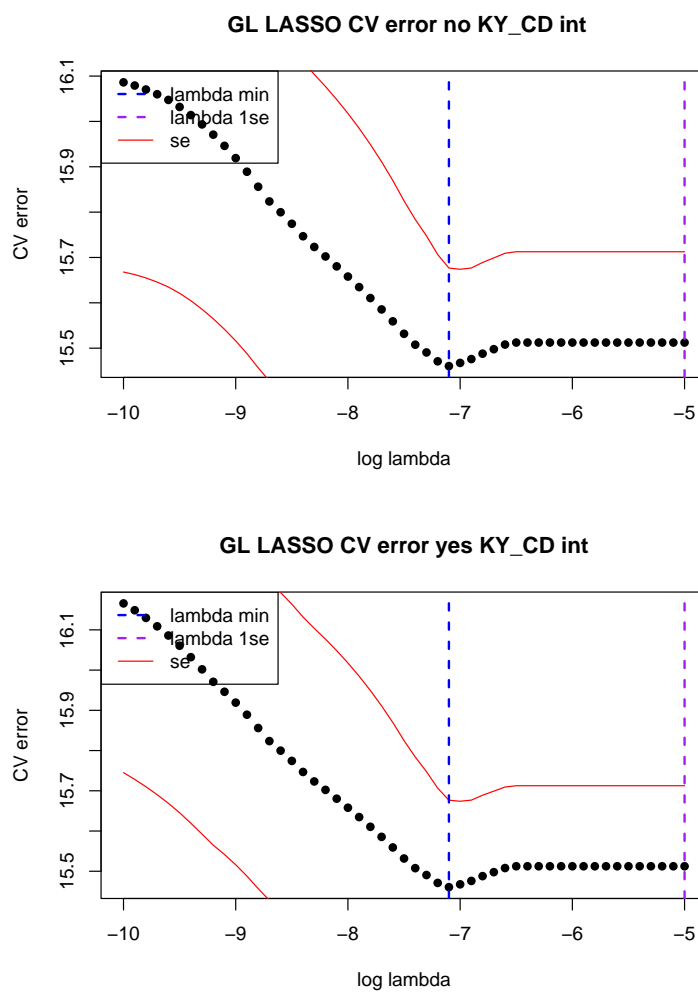


Figure 6: Grafici dell'errore di convalida incrociata in funzione del parametro di regolazione per Hierarchical Group LASSO per modelli lineari

Table 1: Errori di previsione sui dati 2011 dei migliori modelli selezionati tramite convalida incrociata

model	test_error
poisson_lasso.zeros.lse	16.76682
poisson_lasso.zeros	16.97896
poisson_lasso	17.07644
scad	20.24735
mcp	20.24735
lasso	21.27275
elasticnet	21.27275
lasso.lse	21.32034
HGLR_no_KY_CD	28.07994
HGLR_yes_KY_CD	28.25472
poisson_elasticnet_zeros	30.24320
poisson_lasso.lse	30.24875
poisson_elasticnet	30.25221

Table 2: Coefficienti selezionati per il metodo HGLR

temp_names	temp_vec
PERP_RACEBLACK	0.0371662865672206
PERP_RACEWHITE HISPANIC	0.00255548074193481
PERP_RACEASIAN / PACIFIC ISLANDER	-0.00838776397647845
PERP_RACEBLACK HISPANIC	-0.0115447740634811
PERP_RACEWHITE	-0.0144154654394494
PERP_RACEUNKNOWN	-0.00417928164844662
PERP_RACEAMERICAN INDIAN/ALASKAN NATIVE	-0.00119448218129998
WNHP	-0.000185177021137755
BNHP	0.00137461825447725

## Modelli selezionati

Si riportano in tabella (1) gli errori di previsione sui dati del 2011 (senza zeri) dei vari modelli selezionati tramite convalida incrociata adattati sui dati completi 2010 (senza zeri). La migliore previsione si ha per il modello Poisson con penalità LASSO (selezionato sui dati con gli zeri) per  $\lambda$  a errore ad uno standard error, mentre il peggiore è sempre il modello di Poisson ma con penalità Elasticnet.

I grafici dei coefficienti stimati confermano che per LASSO ed Elasticnet non avviene selezione delle variabili. Le stime non sono sparse nemmeno con il criterio dell'errore a uno standard error. Anche per SCAD ed MCP non avviene selezione di variabili: le stime (non riportate) sono quasi uguali a quelle LASSO ed Elasticnet, non si reputa quindi necessario controllare l'eventuale regione non convessa delle stime (Figura 7).

I modelli Poisson adattati considerando gli zeri presentano una maggiore selezione di variabili rispetto ai precedenti (Figura 8).

La tabella (3) contiene per ciascun modello il rapporto tra il numero di elementi non nulli e il numero di elementi totali del vettore dei coefficienti. Il metodo HGLR non seleziona nessun termine di interazione (2). I coefficienti selezionati sono relativi alle variabili PERP\_RACE, WNHP, BNHP e sono più piccoli di quelli per gli altri modelli, cioè può essere in parte dovuto al fatto che `glineternet` standardizzi solo colonne relative alle variabili continue, mentre negli altri casi tutte le colonne sono standardizzate, quindi i coefficienti non sono propriamente comparabili. È comunque interessante notare come tutte le variabili selezionate siano relative all'etnia (dell'arrestato e di stratificazione); secondo il modello i conteggi presentano correlazione positiva con popolazione di etnia nera e etnia dell'arrestato nera e bianca/ispanica.

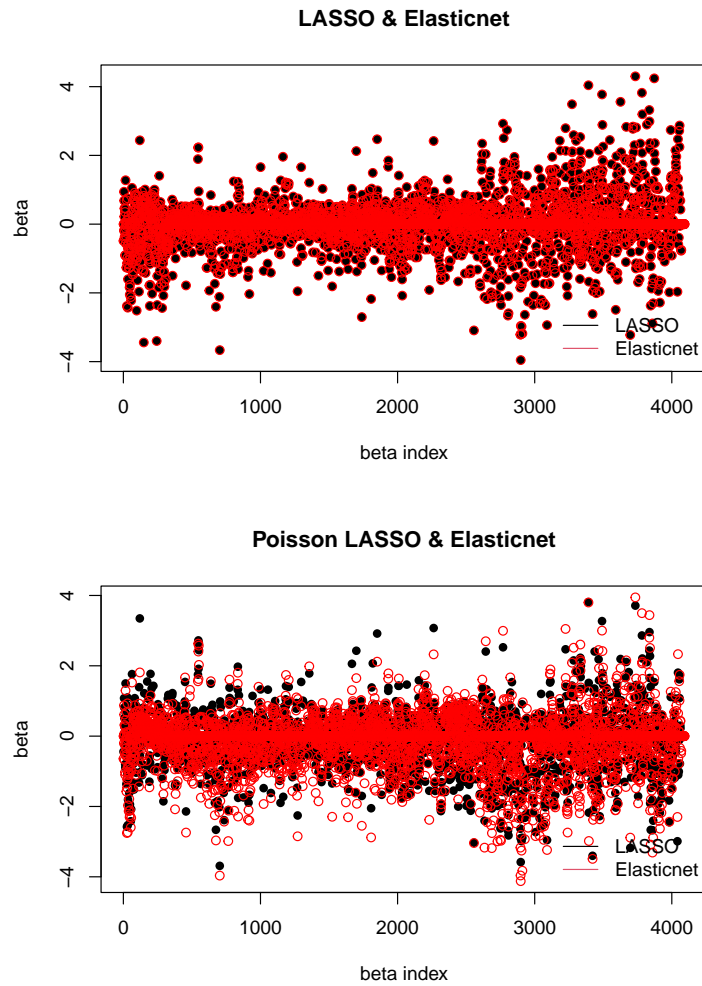


Figure 7: Grafici dei coefficienti stimati sui dati 2010 dei modelli selezionati precedentemente per LASSO ed Elasticnet per modelli lineare e Poisson

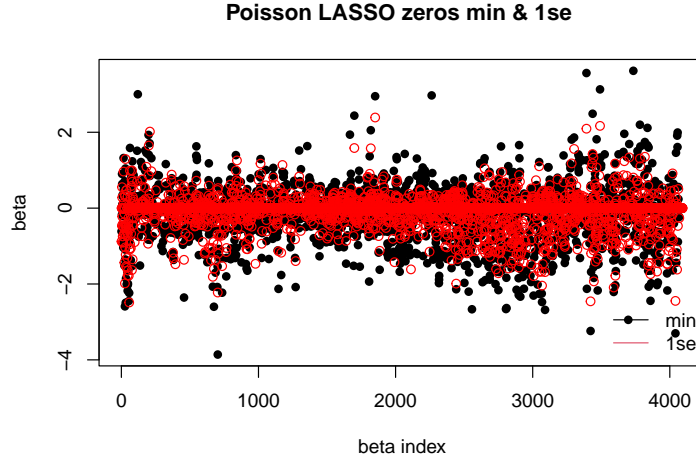


Figure 8: Grafici dei coefficienti stimati sui dati 2010 dei modelli Poisson (LASSO) selezionati precedentemente sui dati con aggiunta di zeri

Table 3: Rapporto del numero di coefficienti non nulli sul numero di coefficienti totali

model	not_null_ratio
HGLR_no_KY_CD	0.0021989
HGLR_yes_KY_CD	0.0021989
poisson_lasso.zeros.1se	0.4273149
poisson_lasso.1se	0.4348888
lasso.1se	0.5223552
poisson_lasso.zeros	0.5668214
poisson_lasso	0.6017591
lasso	0.7082824
elasticnet	0.7082824
scad	0.7082824
mcp	0.7082824
poisson_elasticnet	0.7082824
poisson_elasticnet_zeros	0.7082824

Il modello Poisson con penalizzazione LASSO (criterio a un errore standard) e impiegando gli zeri è quello con il rapporto minore tra i metodi classici, quindi questo modello è l'oggetto delle successive analisi. È interessante notare come il modello con la migliore previsione sui dati 2011 sia quello con penalizzazione LASSO e non Elasticnet, come ci si sarebbe potuti invece aspettare data la natura di correlazione delle esplicative data dall'introduzione dei termini di interazione. Poichè le stime LASSO per esplicative correlate non sono stabili le conclusioni inferenziali ed interpretative devono essere prese con cautela. Si ricorda che per GLM di Poisson con legame canonico, in assenza di interazioni, l'aumento unitario di una variabile fissate tutte le altre induce una modifica moltiplicativa nel parametro della media pari all'esponenziale del coefficiente associato alla variabile. Nel caso considerato il parametro è il numero di arresti medi mensili (poichè si è introdotto l'offset). Sono presenti delle ulteriori difficoltà interpretative dei coefficienti dovuti alla standardizzazione delle variabili e al sottocampionamento che di fatto sottostima il numero di conteggi nulli o bassi. In questa analisi siamo inoltre più interessati alle variabili associate a un incremento degli arresti più che a una loro diminuzione.

È riportata la mappa (Figura 9) degli NTA colorati in base al valore del corrispettivo coefficiente (marginale) (le zone grigie corrispondono a zone non presenti nei dati, e quindi coefficienti non stimati), per alcuni NTA

sono presenti i nomi dei corrispettivi codici, questi sono in corrispondenza dei coefficienti più grandi relativi a termini di interazione in cui sono presenti tali NTA (vedasi sotto). Risalta la zona BK1102 (in giallo) insieme ad altre poche zone isolate.

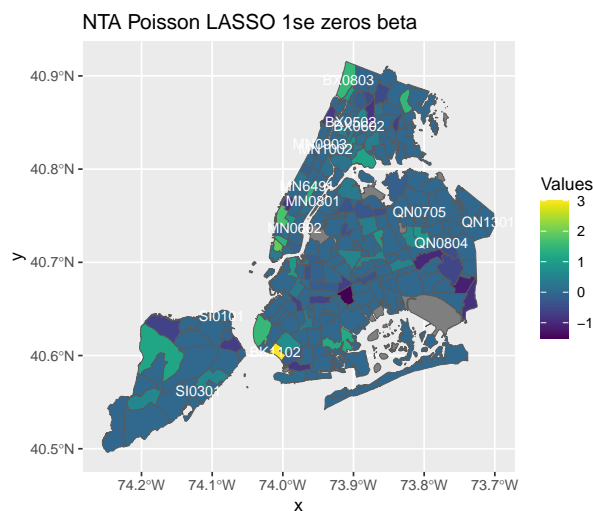


Figure 9: Grafici dei coefficienti stimati sui dati 2010 del modello Poisson (LASSO) selezionato con criterio a un errore standard sui dati con aggiunta di zeri relativi a ciascun NTA

Si riportano anche le tabelle dei coefficienti per le variabili qualitative (marginali).

Tutti i gruppi di età presentao coefficienti positivi ad eccezione della fascia più anziana. La fascia d'età più propensa all'arresto, a parità delle altre variabili è quella tra i 25 e i 44 anni.

AGE_GROUP	beta
18-24	0.5345937
25-44	0.7143626
45-64	0.1530545
65+	-1.5297436

In media, parità delle altre variabili il numero di arresti mensili passando dai 25-44 anni alla fascia 65+ aumenta moltiplicativamente di:

## [1] 9.431981

La percentuale di maschi è associata ad un coefficiente positivo.

PERP_SEX	beta
M	0.992226

I coefficienti positivi sono relativi a etnia bianca, ispanica e nera. È possibile che il segno negativo per il termine relativo a "UNKNOWN" sia dovuto al campionamento degli zeri.

PERP_RACE	beta
ASIAN / PACIFIC ISLANDER	0.0000000
BLACK	1.2340630
BLACK HISPANIC	0.0675111
UNKNOWN	-0.6569302
WHITE	0.8776179
WHITE HISPANIC	0.8468430

I coefficienti relativi alle variabili del censo sono relativamente piccoli rispetto a quelli per le altre variabili.

var	beta
Pop1	0.0000010
MdAge	0.0012548
MaleP	0.0000000
Hsp1P	0.0048905
BNHP	0.0000000
OthNHP	-0.0745797
WNHP	-0.0033235
ANHP	0.0106991
MIncome	0.0000064

Per le macro categorie di reato solo l'omicidio presenta una coefficiente positivo.

LAW_CAT_CD	beta
F	-0.1766663
I	-0.7154991
M	0.8270686
V	-0.4761718

Si riporta il grafico dei coefficienti per le categorie più granulari di arresto (Figura 10). Il coefficiente più grande è relativo alla modalità 677: “OTHER STATES LAW,” ovvero legge generica di altri stati americani, il secondo e terzo coefficiente (modalità 117 e 235) sono relativi all’uso di droga e il quarto a rapine.

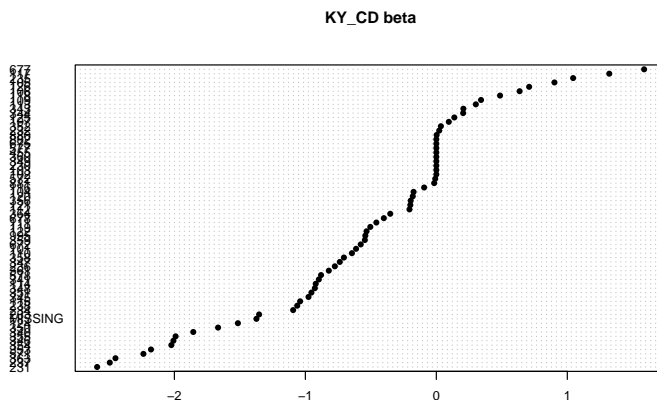


Figure 10: Grafici dei coefficienti stimati sui dati 2010 del modello Poisson (LASSO) selezionato con criterio a un errore standard sui dati con aggiunta di zeri relativi alle categorie granulare di arresto KYCD

Poichè si è più interessati ai termini correlati positivamente con il numero di arresti si riportano di seguito i 20 coefficienti più grandi del modello Poisson più sparso descritto sopra. Il termine più grande e gli altri due che coinvolgono l’interazione tra NTA e la fascia d’età massima compensano il valore negativo del coefficiente marginale per quella fascia d’età per quelle specifiche zone; un ragionamento analogo vale per i termini di interazione che comprendono la modalità “etnia asiatica” (Figura 11)

### Modelli non impiegati

Non sono presenti SCAD ed MCP per verosimiglianza Poisson a causa degli eccessivi tempi computazionali richiesti. Per i dati a disposizione un modello solitamente più appropriato di quello Poisson è la binomiale negativa in quanto permette di allentare le ipotesi sull’uguglianza tra media e varianza; provando metodi

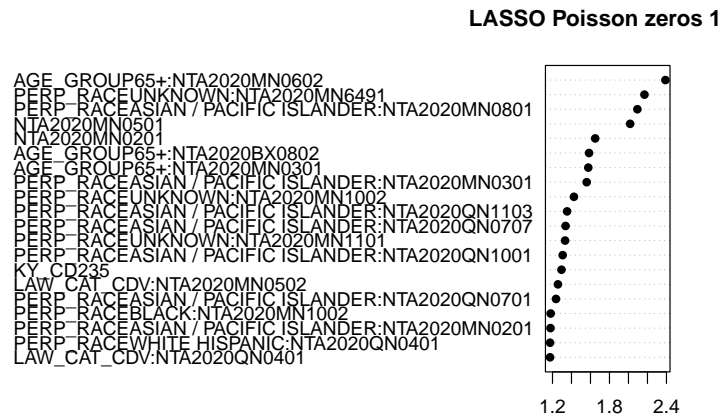


Figure 11: Grafici dei 20 più grandi coefficienti stimati sui dati 2010 del modello Poisson (LASSO) selezionato con criterio a un errore standard sui dati con aggiunta di zeri

di stima penalizzati (per cui l'ulteriore parametro per la sovradisersione è un parametro di regolazione) si sono riscontrati vari problemi, ragion per cui tale modello non è presente. Per i dati originali sarebbe stato opportuno un modello con inflazione sia di zeri che di 1, ma per adattarlo servirebbero delle metodologie ad hoc dato l'eccessivo numero di righe e colonne.

## Bibliografia

- Ge, Jason, Xingguo Li, Haoming Jiang, Mengdi Wang, Tong Zhang, Han Liu, and Tuo Zhao. 2019. *Picasso: Pathwise Calibrated Sparse Shooting Algorithm*. <https://CRAN.R-project.org/package=picasso>.
- Lim, Michael, and Trevor Hastie. 2013. "Learning Interactions via Hierarchical Group-Lasso Regularization." *Journal of Computational and Graphical Statistics* 24 (August). <https://doi.org/10.1080/10618600.2014.938812>.