



**Politecnico  
di Torino**

**Politecnico di Torino**

Corso di Laurea Magistrale in Ingegneria Gestionale

Anno Accademico 2024-2025

Novembre 2025

**Analisi dell'Impatto Economico dell'Alluvione di  
Valencia del 2024 tramite Dati Satellitari sulle Luci  
Notturme**

**Relatori:**

Prof. Luigi Buzzacchi (DIST)

Prof. Antonio De Marco (DIST)

Prof. Francesco Milone (DIST)

**Candidato:**

Niccolò Pecorelli

Matricola 332040

## Sommario

La crescente incidenza di eventi meteorologici estremi pone nuove sfide alla capacità dei sistemi economici locali di assorbire e superare shock improvvisi. Tra questi, le alluvioni rappresentano uno dei fenomeni più dannosi per la continuità delle attività produttive e la stabilità dei territori. La tesi analizza l'impatto economico dell'alluvione che ha colpito la Comunità Valenciana il 29 ottobre 2024, con l'obiettivo di stimare in modo causale gli effetti dell'evento sull'attività economica locale, utilizzando la luminosità notturna (Night-Time Lights, NTL) come proxy ad alta frequenza della produzione economica.

L'analisi utilizza un dataset comunale giornaliero, costruito per il periodo che va da agosto 2024 a gennaio 2025, che integra dati VIIRS-DNB con variabili meteorologiche ERA5-Land e indicatori socio-economici statici. La metodologia si basa su un modello *Difference-in-Differences* (DID) con effetti fissi di comune e di tempo, arricchito da un'analisi dinamica di tipo *Event Study* che consente di osservare l'evoluzione temporale dell'impatto. Per migliorare la comparabilità tra comuni trattati e non trattati è stata applicata una procedura di *Propensity Score Matching*, mentre controlli meteorologici e aggregazioni temporali alternative (giornaliere, settimanali e bi-settimanali con mediana) hanno permesso di testare la robustezza dei risultati.

I risultati mostrano un effetto medio positivo e statisticamente significativo dell'alluvione sulla luminosità notturna dei comuni colpiti, con un incremento medio compreso tra il 20% e il 25% rispetto ai livelli pre-evento, più marcato nelle specificazioni ponderate e con aggregazione bi-settimanale. L'*Event Study* conferma la presenza di un picco tra la seconda e la quarta settimana successive all'alluvione, seguito da un rapido ritorno ai valori precedenti, indicando un impatto transitorio concentrato nella fase di ripristino e ricostruzione. La traduzione economica dei coefficienti NTL, effettuata in modo illustrativo tramite l'elasticità proposta da Henderson et al. e integrata da un confronto con gli intervalli empirici stimati da Bluhm, suggerisce che le variazioni osservate corrispondono a un aumento equivalente dell'attività economica locale compreso, a seconda della specificazione, tra circa il 2% e il 17%. Tali valori non devono essere interpretati come stime del PIL effettivo, ma come calibrazioni indicative dell'intensità dell'attività antropica post-disastro: evidenze macroeconomiche indipendenti (CaixaBank Research, BBVA Research) confermano infatti che, nonostante la ripresa luminosa, l'impatto complessivo dell'alluvione sul PIL regionale è stato negativo nel breve periodo.

La tesi contribuisce alla letteratura sugli impatti economici dei disastri naturali, dimostrando l'efficacia dei dati NTL nell'analisi causale di shock locali. L'approccio proposto offre una metodologia replicabile per la valutazione quantitativa di eventi climatici estremi e rappresenta un utile strumento a supporto delle politiche di prevenzione e gestione del rischio territoriale.

# Indice

<b>1</b>	<b>Introduzione</b>	<b>1</b>
<b>2</b>	<b>Revisione della Letteratura</b>	<b>7</b>
2.1	Letteratura su Dati Satellitari . . . . .	7
2.2	Letteratura sull'Uso di Dati Satellitari per Eventi Naturali . . . . .	12
<b>3</b>	<b>Contesto</b>	<b>16</b>
3.1	Cronologia dell'evento . . . . .	19
3.2	Determinanti politiche e urbanistiche della catastrofe . . . . .	21
3.3	Evidenze preliminari sull'impatto dell'evento . . . . .	22
<b>4</b>	<b>Dati</b>	<b>24</b>
4.1	Dati NTL . . . . .	24
4.2	Dati socio-economici e territoriali . . . . .	26
4.3	Matching . . . . .	26
4.4	Dati meteorologici . . . . .	32
<b>5</b>	<b>Modello Econometrico</b>	<b>37</b>
5.1	Difference-in-Differences con effetti fissi . . . . .	37
5.2	Assunzione di parallel trends . . . . .	40
<b>6</b>	<b>Risultati</b>	<b>42</b>
6.1	Modello Difference in Differences TWFE Statico (Giornaliero) . . . . .	42
6.2	Modello Difference in Differences Statico (Aggregazione Settimanale e Bi-Settimanale) . . . . .	43
6.2.1	Aggregazione settimanale (mediana 7 giorni) . . . . .	44
6.2.2	Aggregazione bi-settimanale (mediana 14 giorni) . . . . .	45
6.3	Event Study . . . . .	47
6.3.1	Aggregazione settimanale (mediana 7 giorni) . . . . .	49

6.3.2	Aggregazione bi-settimanale (mediana 14 giorni) . . . . .	50
<b>7</b>	<b>Discussione dei Risultati</b>	<b>53</b>
7.1	Confronto con la letteratura . . . . .	54
7.2	Stima illustrativa dell'impatto economico . . . . .	56
7.3	Inquadramento teorico secondo Heger & Neumayer . . . . .	61
7.4	Meccanismi economici e resilienza locale . . . . .	62
7.5	Implicazioni, limiti e sviluppi futuri . . . . .	65
<b>8</b>	<b>Conclusione</b>	<b>67</b>
	<b>Riferimenti bibliografici</b>	<b>69</b>
	<b>Appendice</b>	<b>72</b>
	<b>Appendice A — Dati</b>	<b>72</b>
	<b>Appendice B — Analisi di robustezza</b>	<b>75</b>
	<b>Appendice C — Event Study non ponderati</b>	<b>77</b>

## Elenco delle figure

1	Traiettorie economiche post-disastro . . . . .	13
2	Precipitazioni 29 ottobre 2024 . . . . .	17
3	Valencia: immagini satellitari prima/dopo . . . . .	18
4	Messaggio ES-Alert del 29 ottobre . . . . .	20
5	Timeline allerte 29 ottobre . . . . .	21
6	Danni alluvione: immagini . . . . .	23
7	NTL VIIRS — 1 ottobre 2024 . . . . .	25
8	Mappa comuni trattati . . . . .	27
9	Comuni inclusi nel campione finale del matching: (a) trattati, (b) controlli. . . . .	30
10	Andamento meteo trattati/controlli . . . . .	35
11	Parallel trends NTL . . . . .	41
12	Event Study — 7 giorni . . . . .	50
13	Event Study — 14 giorni . . . . .	51
14	Scenario 3 di Heger e Neumayer . . . . .	62
15	Volontari durante le operazioni di pulizia . . . . .	63
16	Spesa con carte — BBVA . . . . .	64
17	Event study in livelli . . . . .	76
18	Event Study non ponderato — Aggregazione settimanale (7 giorni). . . . .	77
19	Event Study non ponderato — Aggregazione bi-settimanale (14 giorni). . . . .	78

## Elenco delle tabelle

I	Confronto tra DMSP-OLS e SNPP-VIIRS per le osservazioni notturne . . . .	10
II	Vittime per provincia . . . . .	16
III	Variabili NTL derivate da VIIRS-DNB (unità e costruzione) . . . . .	26
IV	Variabili socio-economiche e territoriali considerate nell'analisi: (a) descrizione, (b) statistiche descrittive. . . . .	29
V	Statistiche di bilanciamento aggregate prima e dopo il matching. . . . .	32
VI	Bilanciamento delle covariate prima e dopo il matching. . . . .	32
VII	Media di intensità luminosa ( <i>alight</i> ) ponderata tramite PSM: comuni trattati e di controllo, pre e post alluvione . . . . .	32
VIII	Effetto dell'alluvione sull'intensità luminosa (TWFE) . . . . .	43
IX	Effetto dell'alluvione sull'intensità luminosa - aggregazione 7 giorni (TWFE)	45
X	Effetto dell'alluvione sull'intensità luminosa — aggregazione 14 giorni (TWFE)	46
XI	Elasticità tra luminosità notturna e PIL regionale in Bluhm . . . . .	59
XII	Pipeline di costruzione e integrazione del dataset comunale giornaliero. . . .	73
XIII	Statistiche descrittive delle variabili meteorologiche — Comuni trattati e di controllo . . . . .	74
XIV	Stima DID con controlli meteorologici — WOLS bi-settimanale (14 giorni, mediana) . . . . .	75

# 1 Introduzione

Negli ultimi decenni, l'intensificazione dei fenomeni meteorologici estremi ha posto nuove sfide alla capacità delle economie locali di resistere e adattarsi agli shock climatici. Le alluvioni rappresentano uno dei principali rischi climatici a livello globale e producono conseguenze devastanti per popolazioni, infrastrutture e sistemi economici. Uno studio di Rentschler et al. [1] riporta che nel 2022 1,81 miliardi di persone (il 23% della popolazione mondiale) risultassero direttamente esposte ad alluvioni con periodo di ritorno di 100 anni<sup>1</sup> e inondazioni superiori a 15 cm di altezza. Il valore economico delle attività localizzate in aree a rischio è stimato in 9.800 miliardi di dollari, pari a circa il 12% del PIL mondiale, di cui l'84% concentrato nei Paesi a medio e alto reddito. A livello globale, i disastri naturali generano in media oltre 300 miliardi di dollari di perdite dirette ogni anno, cifra che può salire a 520 miliardi se si considerano anche le perdite di benessere (*consumption losses*). Altri studi [2] suggeriscono che più di 1,65 miliardi di persone siano state colpite da eventi del genere, con più di 100.000 morti registrate.

La situazione è aggravata da diverse tendenze, che aumentano significativamente il rischio di futuri eventi disastrosi. Tra queste una delle più importanti è il cambiamento climatico. Uno studio di Alfieri et al. [3] evidenzia che il cambiamento climatico determinerà un aumento significativo della frequenza delle piene fluviali in gran parte dell'Europa entro la fine del secolo. In particolare, gli autori stimano che gli eventi di piena con tempo di ritorno superiore ai 100 anni raddoppieranno in frequenza entro i prossimi trent'anni. Un altro fattore da considerare è il cambiamento socio-demografico, il quale fa sì che il numero di persone, assets ed il valore delle attività economiche aumenti nel tempo [1]. Infine, determinati modelli di sviluppo urbano spesso accentuano la vulnerabilità dei territori colpiti.

La zona costiera Mediterranea è particolarmente incline al verificarsi di questi eventi a causa delle sue complesse condizioni climatiche. L'area metropolitana di Valencia ne è un esempio lampante, avendo sperimentato diverse inondazioni negli ultimi decenni [4]. La

<sup>1</sup>Eventi che hanno una probabilità dell'1% di verificarsi in un dato anno.

più recente, e quella sulla quale si concentrerà questo studio, è quella del 29 ottobre 2024. In poche ore, precipitazioni eccezionali hanno provocato esondazioni diffuse, causando oltre duecento vittime, danni strutturali ed infrastrutturali su vasta scala e interruzioni prolungate di servizi essenziali. L'impatto economico stimato supera i venti miliardi di euro [5], con effetti rilevanti non solo sul tessuto produttivo ma anche sulla mobilità, sulla rete energetica e sull'equilibrio sociale della regione. L'alluvione ha messo in luce diverse lacune sistematiche nella preparazione alla gestione dell'alluvione, evidenziando vulnerabilità nella pianificazione urbana, ambiguità nella supervisione dei controlli, ritardi negli allarmi e insufficiente preparazione [6]. Comprendere la dinamica temporale di questi effetti (il crollo iniziale dell'attività, la fase di recupero e l'eventuale persistenza nel medio periodo) è essenziale per valutare la resilienza economica del territorio e l'efficacia delle politiche di risposta.

La valutazione quantitativa degli impatti economici di tali eventi rappresenta una priorità crescente per le politiche pubbliche e la ricerca accademica. Tuttavia, le metriche tradizionali, come il Prodotto Interno Lordo (PIL), risultano inadeguate per cogliere gli effetti di tali eventi a causa della loro scarsa granularità temporale e spaziale.

In questo quadro, l'utilizzo dei dati satellitari di luminosità notturna (Night-Time Lights, NTL) rappresenta un approccio innovativo per misurare in modo indiretto e quasi in tempo reale l'attività economica locale. La letteratura economica, a partire dal lavoro pionieristico di Henderson et al. [7], ha dimostrato che l'intensità luminosa osservata dallo spazio è fortemente correlata al livello di sviluppo economico e alla concentrazione delle attività umane. Rispetto alle statistiche convenzionali, i dati NTL offrono vantaggi unici: elevata frequenza temporale (fino al livello giornaliero), granularità spaziale sub-comunale e disponibilità immediata dopo l'osservazione. L'introduzione del sensore VIIRS-DNB (Visible Infrared Imaging Radiometer Suite – Day/Night Band) ha ulteriormente migliorato la qualità di queste misurazioni, permettendo applicazioni robuste anche in contesti urbani complessi. Negli ultimi anni, diversi studi hanno impiegato i dati NTL per analizzare l'impatto economico di crisi e disastri naturali. Tra questi Heger



e Neumayer [8] mostrano, per lo tsunami di Aceh, una ripresa economica superiore al trend pre-disastro principalmente grazie alla ricostruzione e agli aiuti; Collalti [9] osserva, focalizzandosi sulle alluvioni in America Centrale, un calo temporaneo seguito da una ripresa più rapida nei paesi più sviluppati; Zhao et al. [10] confermano la capacità dei dati VIIRS giornalieri di rilevare in tempo reale le variazioni post-evento; infine, Bock et al. [11] documentano per oltre cento alluvioni europee un impatto negativo di breve durata e un completo recupero entro pochi mesi. Nel complesso, queste evidenze consolidano l'uso delle NTL come strumento per quantificare la dinamica temporale degli shock climatici e valutare la resilienza economica dei territori colpiti. Il presente lavoro si inserisce in questo filone di ricerca, proponendosi di stimare in modo causale l'impatto economico dell'alluvione di Valencia dell'ottobre 2024 attraverso l'uso di dati NTL.

La domanda di ricerca principale è la seguente:

*Qual è stato l'impatto economico dell'alluvione di ottobre 2024 sulla Comunità Valenciana, misurato tramite dati di luminosità notturna, e in che misura l'economia locale ha mostrato segnali di resilienza o di recupero di breve periodo?*

Rispetto alla letteratura esistente, il principale elemento di novità di questo lavoro consiste nell'analizzare un singolo evento estremo verificatosi in un contesto altamente sviluppato, caratterizzato da elevata densità urbana e complessità economica. Gran parte degli studi basati su dati di luminosità notturna si è infatti concentrata su paesi in via di sviluppo o su analisi multi-evento, mentre casi di studio approfonditi in economie avanzate restano ancora in numero limitato.

Dal punto di vista metodologico, la tesi adotta un approccio causale, combinando un modello *Difference-in-Differences* (DID) con effetti fissi di comune e di tempo con un'analisi dinamica di tipo *Event Study*. Questa impostazione consente non solo di stimare l'effetto medio dell'alluvione sui comuni colpiti, ma anche di valutarne la traiettoria temporale, distinguendo tra impatti immediati, fasi di recupero e possibili effetti di lungo periodo.

A supporto di tale disegno empirico è stato costruito un dataset comunale giornaliero originale, integrando informazioni provenienti da fonti eterogenee. I dati di luminosità notturna derivano dal sensore VIIRS-DNB, che fornisce osservazioni giornaliere ad alta risoluzione spaziale; a questi sono state aggiunte variabili meteorologiche (precipitazioni, temperatura, umidità, copertura nuvolosa e vento) ottenute dal dataset ERA5-Land, oltre a variabili socio-economiche comunali utilizzate per la procedura di *propensity score matching*. L'obiettivo è quello di isolare l'effetto netto dell'alluvione sul livello di attività economica, controllando per fattori ambientali e caratteristiche strutturali potenzialmente confondenti.

L'adozione di dati satellitari NTL a frequenza giornaliera rappresenta, inoltre, un importante passo avanti in termini di granularità temporale e spaziale rispetto agli indicatori economici convenzionali. La possibilità di disporre di misure ad alta frequenza permette infatti di osservare variazioni quasi in tempo reale e di cogliere le dinamiche di breve periodo che tradizionalmente sfuggono alle statistiche ufficiali. Questo aspetto risulta particolarmente rilevante per la valutazione degli shock climatici, che tendono a produrre effetti discontinui e non lineari.

L'obiettivo complessivo della tesi è stimare in modo causale l'effetto dell'alluvione di ottobre 2024 sull'attività economica locale, misurata attraverso l'intensità delle luci notturne, e analizzarne la dinamica di breve e medio periodo. In particolare, il lavoro si propone di verificare (i) la presenza e l'entità di variazioni economiche successive all'alluvione, (ii) la rapidità e la natura del processo di recupero e (iii) l'eventuale persistenza o carattere temporaneo degli effetti osservati. I risultati ottenuti permettono di valutare la capacità di resilienza del territorio valenciano e di offrire una prospettiva quantitativa utile per la definizione di politiche pubbliche di prevenzione, mitigazione e risposta agli eventi climatici estremi.

Più in generale, questo studio contribuisce al dibattito sulla misurazione degli impatti economici dei disastri naturali in Europa, mostrando come i dati satellitari possano integrare e arricchire le fonti statistiche tradizionali. In un contesto di crescente frequenza

e intensità degli eventi meteorologici estremi, approcci di questo tipo possono supportare le istituzioni nel monitoraggio tempestivo dei danni, nella pianificazione territoriale e nella valutazione dell'efficacia delle politiche di ricostruzione.

Infine, la tesi è articolata come segue:

Il Capitolo 2 presenta una revisione della letteratura relativa all'utilizzo dei dati di luminosità notturna nelle analisi economiche e, in particolare, negli studi che valutano l'impatto dei disastri naturali. La rassegna esamina i principali contributi metodologici e applicativi, mettendo in evidenza come i dati satellitari di radianza abbiano progressivamente assunto un ruolo centrale nella misurazione indiretta dell'attività economica, specialmente in contesti privi di statistiche granulari. Vengono inoltre discussi i limiti dei diversi sensori (DMSP-OLS e VIIRS-DNB) e le più recenti applicazioni in campo ambientale e di *disaster economics*.

Il Capitolo 3 descrive il contesto geografico, meteorologico e socio-economico dell'alluvione di Valencia del 2024. Viene ricostruita la sequenza degli eventi che hanno portato al disastro, con particolare attenzione alle caratteristiche climatiche della DANA, alle criticità urbanistiche e istituzionali che ne hanno amplificato gli effetti e alle prime stime ufficiali dei danni economici e umani. Il capitolo fornisce così il quadro necessario per comprendere la portata dell'evento e la sua rilevanza come caso di studio di resilienza urbana.

Il Capitolo 4 illustra in dettaglio la costruzione del dataset comunale giornaliero originale, che integra informazioni provenienti da fonti eterogenee. Sono descritte le procedure di elaborazione dei dati satellitari VIIRS-DNB, l'aggregazione spaziale delle variabili meteorologiche derivate da ERA5-Land, la selezione delle variabili socio-economiche statiche e la metodologia di *propensity score matching* utilizzata per individuare un gruppo di controllo comparabile ai comuni colpiti.

Il Capitolo 5 presenta la metodologia empirica adottata. Dopo aver definito il modello di base *Difference-in-Differences* (DID) con effetti fissi di comune e di tempo, vengono

introdotte le estensioni dinamiche di tipo *Event Study*, che consentono di analizzare l'evoluzione temporale dell'impatto dell'alluvione e di verificare l'assunzione di *parallel trends*. Il capitolo illustra inoltre le scelte di trasformazione delle variabili, l'inclusione dei controlli meteorologici e le procedure di ponderazione tramite pesi PSM.

Il Capitolo 6 presenta i risultati principali delle regressioni statiche e dinamiche. I modelli DID e *Event Study* vengono confrontati in diverse specificazioni (giornaliera, settimanale e bi-settimanale) mostrando come l'effetto medio dell'alluvione emerga in modo chiaro nelle versioni ponderate e aggregate. I risultati evidenziano un aumento temporaneo della luminosità notturna nelle settimane successive all'evento, interpretabile come segnale di ripresa economica immediata e resilienza di breve periodo.

Il Capitolo 7 propone una discussione critica dei risultati alla luce della letteratura esistente. L'analisi confronta le evidenze valenciane con studi precedenti su disastri naturali e sull'uso delle NTL come proxy economica, interpretando la dinamica osservata come una forma di recupero temporaneo oltre il trend, coerente con lo scenario delineato da Heger e Neumayer [8]. Vengono inoltre approfonditi i meccanismi economici e sociali che hanno favorito la rapida ripresa, in particolare la mobilitazione comunitaria e l'auto-organizzazione dal basso, e si evidenziano i limiti metodologici.

Il Capitolo 8 conclude il lavoro, sintetizzando i risultati e discutendo le implicazioni in termini di resilienza economica, politiche di gestione del rischio e possibili sviluppi futuri. Il capitolo finale riflette sul contributo metodologico della tesi, sottolineando come l'integrazione tra dati satellitari e modelli econometrici possa fornire strumenti di valutazione tempestiva degli shock climatici. Vengono inoltre suggerite estensioni future, tra cui l'applicazione del modello a una serie di eventi estremi comparabili, l'integrazione con dati microeconomici e amministrativi e l'analisi spaziale delle interdipendenze tra aree contigue.

## 2 Revisione della Letteratura

### 2.1 Letteratura su Dati Satellitari

L'utilizzo dei Dati Satellitari sulle Luci Notturne (*Night-Time Lights*, NTL) come proxy per l'attività economica ha una storia relativamente recente, iniziata nei primi anni '90 con la disponibilità dei dati del *Defense Meteorological Satellite Program's Operational Linescan System* (DMSP-OLS). I primi satelliti in grado di catturare questa tipologia di dati venivano utilizzati esclusivamente per il rilevamento di nuvole, per aiutare i piloti della *United States Air Force*. Il loro utilizzo in ambito economico ha ottenuto sempre più popolarità per due motivi principali:

- 1) Permette di effettuare stime sulla produzione di paesi i quali sistemi statistici sono molto inefficienti.
- 2) Permette di ottenere dati per aree (ad esempio a livello sub-urbano) per le quali le misure economiche standard non sono disponibili.

In questo ambito, il punto di riferimento è il lavoro di Henderson et al. [7], che propone una metodologia per stimare la crescita del PIL a partire dalle variazioni di luminosità notturna (NTL). Gli autori combinano due fonti di informazione: i conti nazionali ufficiali (*national income accounts*), che forniscono una misura diretta ma spesso affetta da errori di rilevazione, e i dati satellitari sulle luci notturne, che invece rappresentano una misura indiretta ma oggettiva dell'attività economica.

Formalmente, la misura ufficiale della crescita del reddito  $z_j$  è modellata come la vera crescita economica  $y_j$  più un errore di misura:

$$z_j = y_j + \varepsilon_{z,j}. \quad (1)$$

Parallelamente, gli autori stimano la relazione tra la crescita delle luci notturne e quella del reddito tramite:

$$z_j = \hat{\psi}x_j + e_j, \quad (2)$$

dove  $x_j$  rappresenta la crescita osservata delle NTL e  $\hat{\psi}$  è l'elasticità stimata che lega le variazioni luminose a quelle economiche. La parte predetta  $\hat{z}_j = \hat{\psi}x_j$  viene quindi utilizzata come stima della crescita derivante dalle luci notturne.

La crescita reale dell'economia viene poi stimata come una media pesata tra le due misure, in funzione della loro precisione relativa:

$$\hat{y}_j = \lambda z_j + (1 - \lambda)\hat{z}_j, \quad (3)$$

dove  $\lambda$  rappresenta il peso ottimale assegnato ai conti nazionali e  $(1 - \lambda)$  quello attribuito alle NTL. I pesi sono determinati sulla base della varianza degli errori di misura associati a ciascuna fonte: maggiore è l'incertezza nei conti nazionali (cioè la varianza di  $\varepsilon_{z,j}$ ), maggiore sarà il peso attribuito alle NTL, e viceversa. Nel caso dei paesi con sistemi statistici meno affidabili, gli autori stimano  $\lambda \simeq 0,48$ , implicando che circa il 52% dell'informazione utile alla stima del PIL possa derivare dai dati di luminosità notturna; per le economie con sistemi contabili più solidi, il peso attribuito alle NTL scende invece intorno al 15%.

Le stime principali dell'elasticità  $\hat{\psi}$  tra variazioni delle NTL e crescita del reddito risultano pari a 0,307 nella specificazione con effetti fissi, 0,270 nel modello con trend temporali per paese e 0,327 nella stima a differenze lunghe. In media, un incremento dell'1% della luminosità notturna corrisponde a un aumento di circa lo 0,3% del PIL reale. Questo risultato fornisce una base metodologica solida per l'uso delle NTL come proxy quantitativo dell'attività economica, specialmente in contesti caratterizzati da carenze o ritardi statistici.

Questo approccio conferma quanto già suggerito da Chen e Nordhaus [12], che dimostravano l'efficacia dei dati NTL per questi scopi per via della loro oggettività, disponibilità temporale, copertura globale ed alta risoluzione spaziale.

Le principali fonti di dati satellitari sulle luci notturne derivano da due sistemi: il *Defense Meteorological Satellite Program-Operational Linescan System* (DMSP-OLS) e il più recente *Visible Infrared Imaging Radiometer Suite-Day/Night Band* (VIIRS-DNB). I primi, come

anticipato, sono provenienti dal programma DMSP dell'*Air Force* statunitense, operante dagli anni '70, ma resi disponibili solo a partire dal 1992 (e fino al 2013). Quest'ultimo nacque come strumento meteorologico, con l'obiettivo di osservare la copertura nuvolosa piuttosto che di misurare l'attività umana. Diversi studi, tra i quali quelli di Elvidge et al. [13], hanno identificato i limiti dei dati DMSP. Tra questi si osservano: una risoluzione spaziale grossolana (pixel di 5 km a nadir che si espandono ai bordi dello scan), una quantizzazione a 6 bit che riduce la sensibilità, frequenti fenomeni di saturazione nelle aree urbane, assenza di calibrazione radiometrica in volo e l'impossibilità di distinguere tra diverse tipologie di sorgenti luminose, come quelle elettriche rispetto a quelle da combustione. L'inadeguatezza dei dati DMSP per molti scopi di ricerca ha visto un rapido passaggio all'utilizzo dei più recenti e migliori dati VIIRS sulle luci notturne. In particolare, i dati DMSP non sono adatti per lo studio di piccole aree o di effetti di confine, a causa della loro intrinseca sfocatura, e le analisi delle serie temporali con questi dati sono minacciate dalla loro mancanza di calibrazione, dalla gamma dinamica limitata e dalla variazione non registrata dell'amplificazione del sensore [14]. Nel 2011 è stato lanciato il satellite Suomi-NPP, equipaggiato con il sensore VIIRS-DNB. Questo garantisce una risoluzione spaziale molto più elevata (742 m costanti su tutta la fascia di osservazione, circa 45 volte più fine rispetto al DMSP), una quantizzazione a 14 bit con conseguente maggiore gamma dinamica, la possibilità di effettuare una calibrazione radiometrica continua tramite diffusore solare e dati raccolti al terminatore e l'assenza di saturazione nelle aree urbane. Inoltre, presenta una capacità di rilevazione più sensibile, permettendo di individuare sorgenti luminose molto deboli. Grazie alla disponibilità di più bande spettrali, VIIRS consente anche la distinzione tra fonti luminose elettriche e sorgenti di combustione [13].

Le principali differenze tecniche tra i due sistemi sono sintetizzate nella Tabella I.

Tabella I: Confronto tra DMSP-OLS e SNPP-VIIRS per le osservazioni notturne. Fonte: [13].

<b>Variabile</b>	<b>DMSP-OLS</b>	<b>SNPP-VIIRS</b>
Operatore	U.S. Air Force	NASA–NOAA Joint Polar Satellite System (JPSS)
Orbita	Polare, 850 km, 98.8°, 102 min	Polare, 827 km, 98.7°, 102 min
Swath	3000 km	3000 km
Overpass notturno	~19:30	~01:30
Banda low light	Panchromatica (0.5–0.9 $\mu\text{m}$ )	Panchromatica (0.5–0.9 $\mu\text{m}$ )
Footprint a nadir	5 km $\times$ 5 km	742 m $\times$ 742 m
Bande aggiuntive	Infrarosso termico (10 $\mu\text{m}$ )	21 bande aggiuntive (0.4–13 $\mu\text{m}$ )
Quantizzazione	6 bit	14 bit
Saturazione	Comune nei centri urbani	Nessuna saturazione
Limite di rilevazione	~5E-10 W/cm <sup>2</sup> /sr	~2E-11 W/cm <sup>2</sup> /sr
Calibrazione	Nessuna per il canale low light	Diffusore solare (giorno); estesa anche alla modalit� notturna tramite terminatore solare
Continuit� futura	Ultimi satelliti in orbite dawn/dusk	JPSS in costruzione con pi� satelliti previsti in orbite post-mezzanotte

Un recente studio di Gibson et al. [15], basato sull’analisi dei tifoni nelle Filippine nel periodo 2012–2019, confronta l’utilizzo dei dati DMSP e VIIRS nella stima degli effetti economici a livello comunale. I risultati evidenziano come, con i dati DMSP, l’impatto negativo sull’attivit  economica risulti superiore di oltre il 50% rispetto a quanto stimato con i dati VIIRS. Questa differenza   pi  verosimilmente attribuibile a una sovrastima intrinseca dei DMSP piuttosto che a una sottostima dei VIIRS. In particolare, i danni stimati tendono a estendersi anche a zone non direttamente colpite, a causa della tendenza dei dati DMSP a enfatizzare la correlazione spaziale e a ridurre le differenze locali. Ne risulta una diffusione artificiosa degli impatti.



In seguito al lancio del VIIRS, la disponibilità di dati NTL ad alta risoluzione ha stimolato un'ulteriore espansione delle applicazioni economiche. Donaldson e Storeygard [16] hanno evidenziato il potenziale dell'uso di questi dati per l'analisi economica spaziale. Con il miglioramento della qualità e della risoluzione dei dati satellitari, le applicazioni si sono diversificate significativamente, passando dalla sola stima del PIL a una gamma più ampia di analisi economiche, tra cui disuguaglianze regionali [17], urbanizzazione [18] e sviluppo economico locale [19].

Particolarmente rilevante risulta l'utilizzo di questi dati per ottenere informazioni sulla ricchezza e l'attività economica a livelli di aggregazione sub-nazionale, dove spesso mancano dati ufficiali affidabili [20]. Questa caratteristica rende le NTL uno strumento prezioso per l'analisi di economie informali o di aree geografiche specifiche, come nel caso dell'impatto di eventi climatici estremi. Henderson et al. [7] evidenziano come la maggior parte delle variazioni economiche avvenga "all'interno delle nazioni (a livello sub-nazionale), non tra nazioni (diverse)". Questa osservazione trova ulteriore conferma nel lavoro di Ebener et al. [20], che propone un approccio metodologico per stimare la distribuzione del reddito pro capite a livello sub-nazionale combinando dati di popolazione e immagini satellitari notturne (DMSP). Gli autori dimostrano che i dati NTL possono rappresentare una fonte affidabile per colmare le lacune nei dati economici ufficiali, soprattutto in assenza di statistiche granulari o omogenee.

Gibson [14] presenta una rassegna dei principali usi di dati NTL (DMSP). Da questa emerge come la letteratura si sia concentrata principalmente su paesi in via di sviluppo, con la presenza di due tendenze metodologiche: le luci come variabile dipendente (*Left-Hand Side*, LHS) e come variabile indipendente (*Right-Hand Side*, RHS). Il presente studio utilizza i dati NTL come variabile dipendente ed in un contesto sviluppato, come la Spagna, andando a discostarsi dalla maggioranza degli studi preesistenti.

Nonostante i vantaggi dei dati NTL, queste misurazioni non sono prive di limitazioni e problematiche quali:

- Saturazione luminosa: Nelle aree urbane molto sviluppate, i sensori possono saturarsi,

limitando la capacità di distinguere variazioni di attività economica.

- Effetti atmosferici: Nuvole, umidità e inquinamento atmosferico possono distorcere le misurazioni.
- Spillover luminoso: La luce può diffondersi oltre l'effettiva fonte, complicando l'attribuzione precisa dell'attività economica.

## 2.2 Letteratura sull'Uso di Dati Satellitari per Eventi Naturali

Negli anni, l'uso delle luci notturne satellitari (NTL) si è esteso oltre il tradizionale utilizzo per analisi macroeconomiche, trovando applicazioni anche nello studio dell'impatto di eventi climatici estremi, come alluvioni o tsunami.

Uno studio particolarmente rilevante in questo ambito è senza dubbio quello di Heger e Neumayer [8], nel quale si analizza l'effetto economico a lungo termine dello tsunami che ha colpito Aceh, una provincia indonesiana, nel dicembre del 2004. Gli autori utilizzano dati NTL in combinazione con dati sul PIL per costruire un'analisi controfattuale tramite *Difference-in-Differences*. L'uso delle NTL, in particolare a livello di sub-distretto, ha permesso di catturare variazioni spaziali più dettagliate laddove i dati ufficiali sul PIL non erano disponibili. I risultati mostrano che la zona colpita dal disastro ha registrato una ripresa che ha ecceduto il trend pre-disastro. Ciò è dovuto principalmente al grande sforzo di ricostruzione ed alla grande quantità di aiuti umanitari arrivati sul posto e gestiti in maniera efficace.

In generale, il paper di Heger e Neumayer [8] presenta un framework molto utile per classificare l'evoluzione post-disastro che una zona colpita può seguire, identificando cinque traiettorie distinte (Figura 1):

- 1) Contrazione permanente: l'economia subisce un calo e si stabilizza su un sentiero di crescita permanentemente inferiore.
- 2) Recupero al trend preesistente: dopo una fase iniziale di contrazione, l'economia torna gradualmente al percorso originario di crescita.

- 3) Recupero temporaneo oltre il trend: la ricostruzione produce un effetto espansivo temporaneo, ma l'economia rientra successivamente sul sentiero precedente.
- 4) Recupero sostenibile oltre il trend: l'effetto ricostruttivo e l'afflusso di risorse spingono l'economia verso un livello più elevato, senza ricadute nel lungo periodo.
- 5) Distruzione creativa: il disastro innesca un cambiamento strutturale che porta a un sentiero di crescita più rapido e sostenibile nel lungo termine, ad esempio grazie alla sostituzione del capitale obsoleto.

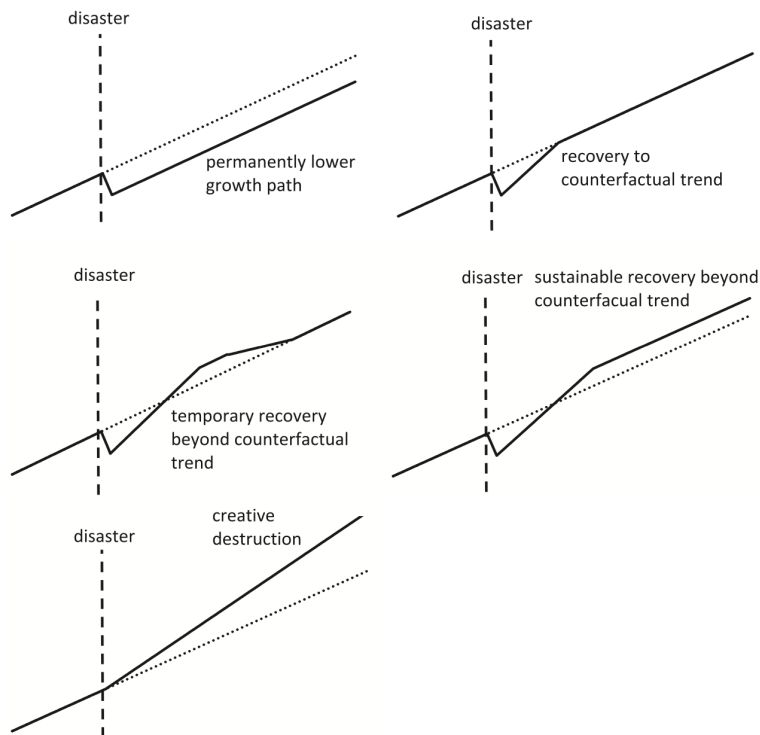


Figura 1: Cinque possibili traiettorie di evoluzione economica di un'area colpita da disastro naturale. Fonte: Heger e Neumayer [8].

Il caso di Aceh rientra nello scenario 4 (recupero sostenibile oltre il trend controfattuale), grazie ad uno sforzo di ricostruzione eccezionale, una gestione efficace degli aiuti e condizioni istituzionali favorevoli, come la fine di un conflitto armato di lunga durata. Questo tipo di analisi è particolarmente utile per interpretare anche altri contesti di studio, evidenziando come l'impatto economico di un disastro non dipenda solo dall'intensità dello shock, ma anche dalla capacità di risposta e dalle dinamiche locali di ricostruzione.

Un ulteriore contributo è fornito da Collalti [9], il quale si concentra sugli effetti delle alluvioni improvvise (*flash floods*) in America Centrale e nei Caraibi, utilizzando un indicatore fisicamente modellato basato su dati satellitari ad alta risoluzione. L'autore osserva un calo significativo della luminosità notturna nei mesi successivi a un'alluvione, con una successiva ripresa. Tuttavia, tale dinamica è fortemente eterogenea: i paesi con un più alto indice di sviluppo umano (HDI) mostrano una maggiore capacità di resilienza e una più rapida ripresa, mentre quelli a medio-basso sviluppo subiscono effetti negativi più duraturi. Inoltre, il lavoro evidenzia l'importanza di separare gli effetti dei diversi tipi di eventi climatici (es. piogge estreme vs uragani), mostrando che le NTL rispondono in modo differente in base alla natura dello shock.

Zhao et al. [10] analizzano sei casi di disastri naturali utilizzando i dati giornalieri del sensore VIIRS-DNB. Lo studio conferma come i dati NTL giornalieri siano utili per rilevare in modo efficace riduzioni di attività umana ed economica causate da disastri, attraverso la costruzione di un indicatore denominato *Percent of Normal Light* (PNL), che confronta la luminosità media pre- e post-evento. Al contempo, il lavoro evidenzia alcune limitazioni operative: la copertura nuvolosa post-evento, specialmente in caso di alluvioni, può impedire l'immediata osservazione; le attività di soccorso possono aumentare la luminosità in alcune aree, mascherando gli effettivi danni; e nei contesti rurali scarsamente illuminati le variazioni possono non essere rilevabili. Va tuttavia sottolineato che l'approccio di Zhao et al. non si basa su un disegno econometrico formale (ad esempio un *Event Study* con gruppi di trattamento e controllo), ma su un'analisi di *change detection* visuale. Nella presente tesi, il metodo di Zhao et al. viene considerato come riferimento per la fase di pulizia dei dati NTL e per eventuali analisi descrittive complementari; l'analisi principale si basa invece su un approccio econometrico dinamico.

Un altro contributo rilevante per la presente tesi è rappresentato dal recente lavoro di

Bock et al. [11], che analizza il recupero economico post-alluvione in Europa utilizzando un approccio di Event Study con dati mensili di luminosità notturna. Lo studio considera 107 eventi di alluvione in 26 paesi europei tra il 2014 e il 2023 e misura le dinamiche di riduzione e recupero dell'attività economica attraverso l'intensità luminosa. I risultati mostrano che l'effetto negativo sull'attività economica è significativo nei primi quattro mesi dopo l'evento, con un recupero completo entro cinque mesi. Inoltre, emerge come le regioni dotate di regimi assicurativi obbligatori presentino tempi di recupero significativamente più rapidi, mentre la presenza di aiuti pubblici post-evento può generare effetti di *charity hazard*, rallentando l'efficacia della risposta. L'impostazione metodologica adottata da Bock et al. rappresenta un utile riferimento per l'analisi condotta in questa tesi, che mira a valutare l'impatto economico dell'alluvione di Valencia del 2024 attraverso un approccio econometrico dinamico basato su dati NTL.

In sintesi, la più recente letteratura dimostra che le NTL rappresentano uno strumento molto utile per monitorare l'impatto economico degli eventi climatici estremi, specialmente in contesti dove mancano dati sub-nazionali affidabili. Tuttavia, l'efficacia di questa proxy dipende fortemente dal contesto socioeconomico, dalla natura dell'evento e dalla capacità di risposta locale. La presente tesi si inserisce in questo filone, analizzando l'impatto economico dell'alluvione di Valencia dell'Ottobre 2024. Si testa dunque l'efficacia dei dati VIIRS in un contesto sviluppato e con uno shock acuto.

### 3 Contesto

Il 29 Ottobre 2024 diverse regioni orientali e sud-orientali della Spagna sono state colpite da una devastante alluvione, che ha lasciato oltre 230 vittime ed ingenti danni strutturali ed infrastrutturali. In particolare, secondo bollettini ufficiali, il disastroso evento ha interessato 78 comuni tra la Comunità Valenciana (75), Castiglia-La Mancia (2) e l'Andalusia (1) [21].

Tabella II: Vittime per provincia [5]

<b>Provincia</b>	<b>Vittime</b>
Valencia	227
Albacete	6
Cuenca	1
Málaga	1
<b>Totale</b>	<b>235</b>

L'alluvione è stata scatenata da una "goccia fredda", o DANA (*Depresión Aislada en Niveles Altos*), un fenomeno meteorologico tipico dell'area mediterranea e non nuovo alla città di València. Questo evento si verifica quando una massa d'aria molto fredda si isola nei livelli alti dell'atmosfera, separandosi dalla circolazione generale e scivolando su una più calda. Quando ciò accade, si scatenano forti temporali in grado di scaricare enormi quantità di pioggia in tempi anche molto brevi [22]. Già nel 1957 si verificò un evento simile proprio a València, con l'esondazione del fiume Túria che portò alla morte di 81 persone. In seguito a quell'evento, il corso del fiume fu deviato nella parte sud della città, in modo da creare uno "scudo" per eventuali future alluvioni. Tuttavia, questa soluzione si è rivelata fallimentare per via dell'espansione urbanistica di municipi proprio al sud di València, come Torrent, Picanya, Paiporta, Benetússer, Sedaví, Massanassa e Catarroja, zone fortemente colpite dall'alluvione del 2024.

Come mostrato in Figura 2, le precipitazioni eccezionali del 29 ottobre 2024 hanno interessato in modo particolare le aree comprese tra le conche idrografiche del Túria, del Magre, del Poyo e del Torrent, con accumuli superiori a 700 mm in poche ore

nelle zone interne a sud-ovest di València. L'intensità e la concentrazione spaziale delle piogge hanno determinato l'esonazione simultanea di più bacini, amplificando l'impatto idraulico complessivo sull'area metropolitana valenciana.

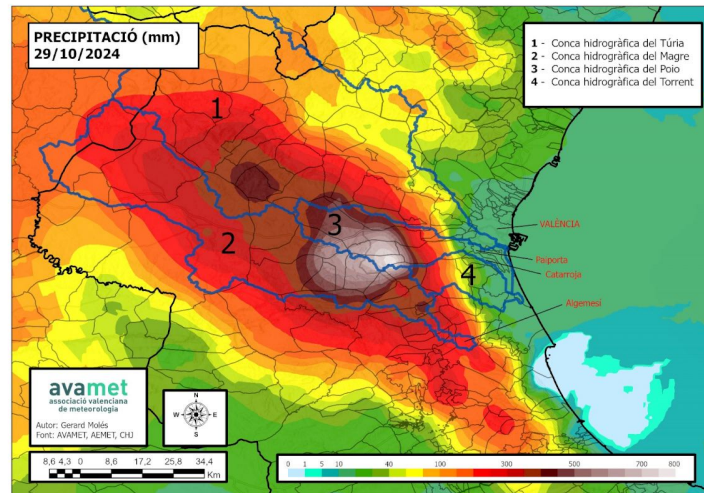


Figura 2: Distribuzione spaziale delle precipitazioni (mm) registrate il 29 ottobre 2024 nella Comunità Valenciana. Le aree in rosso e marrone indicano gli accumuli maggiori (500–700 mm). Fonte: AVAMET, AEMET e CHJ (elaborazione di Gerard Molés).

Le immagini satellitari riportate in Figura 3 mostrano in modo evidente l'entità delle inondazioni che hanno colpito l'area metropolitana di València. Il confronto tra le due immagini, tratte da Martin-Moreno et al. [6], evidenzia come i comuni situati a sud della città (tra cui Païporta, Benetússer, Catarroja e Albal) siano stati interamente sommersi dall'acqua. La tracimazione del torrente del Poyo e la saturazione dei suoli agricoli circostanti hanno determinato l'estensione della zona allagata fino al parco naturale dell'Albufera, causando gravi danni alle infrastrutture, alle abitazioni e alle colture. Le immagini originali, acquisite dal satellite statunitense *Landsat-8*, rivelano anche un massiccio apporto di sedimenti verso la costa, ben visibile dal colore torbido delle acque marine nel post-evento.



Figura 3: Confronto satellitare tra la zona sud di València prima (sinistra) e dopo (destra) l'alluvione del 29 ottobre 2024. Immagini da Martin-Moreno et al. [6], acquisite da Landsat-8 (NASA/USGS).

La Comunità Valenciana è notoriamente vulnerabile a eventi meteo estremi per via della sua conformazione geografica: ampie pianure costiere soggette a flussi idrici stagionali si alternano a rilievi interni che favoriscono fenomeni di condensazione rapida. Queste condizioni, amplificate dal cambiamento climatico, hanno reso il territorio particolarmente esposto a eventi come le DANA, la cui frequenza e intensità sono aumentate negli ultimi decenni.

Uno studio geospaziale condotto da Castro-Melgar et al. [4] ha ricostruito l'impatto dell'alluvione attraverso dati satellitari Sentinel-1, Sentinel-2 e Landsat-8, evidenziando una superficie inondata pari a circa 199 km<sup>2</sup>, localizzata principalmente nelle aree periurbane a sud e sud-ovest della città di València. Più del 90% dell'area colpita risulta costituita da suolo agricolo, in particolare 129 km<sup>2</sup> di risaie e 51 km<sup>2</sup> di piantagioni



agrumicole, comparti rilevanti per l'economia locale. All'interno delle zone allagate risiedevano oltre 90.000 persone, con impatti anche su infrastrutture critiche come scuole, ospedali, aeroporti, arterie stradali e tratte ferroviarie. L'elaborazione è stata condotta su Google Earth Engine e validata tramite dati catastali (SIGPAC), fornendo un quadro spaziale ad alta risoluzione utile per definire le aree trattate nell'analisi empirica. L'utilizzo dei dati VIIRS-DNB si colloca in continuità con questo approccio, permettendo di rilevare in maniera indiretta l'evoluzione dell'attività economica e infrastrutturale nelle settimane successive. Inoltre, la natura improvvisa dell'evento, riconducibile a una *flash flood*, rafforza la necessità di adottare indicatori ad alta frequenza temporale.

### 3.1 Cronologia dell'evento

Le prime allerte sull'evento arrivano il 23 ottobre 2024 dall'AEMET (*Agencia Española de Meteorología*), che segnala l'arrivo di un temporale particolarmente violento sulla Comunitat Valenciana. Il 29 ottobre 2024, giorno dell'alluvione, alle 6:42 l'allerta viene elevata ad arancione, portando alla chiusura preventiva di alcune università della zona. Da quel momento gli aggiornamenti dell'agenzia diventano molto frequenti: alle 7:31 l'allerta diventa rossa e viene sconsigliato qualsiasi tipo di spostamento per non esporsi a pericoli e danni potenzialmente catastrofici. Durante la mattinata le precipitazioni raggiungono livelli drammatici: 184 l/m<sup>2</sup> in un'ora a Turís, 772 l/m<sup>2</sup> totali in giornata. A partire dalle 12:00 si verificano le prime esondazioni del *barranco del Poyo* e del fiume Magro, con inondazioni a Chiva, Utiel e Algemesí. Vi sono blackout e isolamento di interi quartieri.

Alle 13:14, il presidente della Generalitat Valenciana, Carlos Mazón, dichiara in conferenza stampa un allentamento dell'intensità del temporale verso le 18:00, con spostamento verso l'entroterra (Serranía de Cuenca). Affermazione successivamente ritirata dai canali ufficiali per "evitare confusione", a detta di Mazón stesso.

Nel pomeriggio, tuttavia la situazione continua a peggiorare: le inondazioni proseguono, colpendo Torrent, Picanya, Paiporta, Benetússer, Sedaví, Massanassa e Catarroja.

Il sistema di misurazione idraulica installato nel *barranco del Poyo* viene distrutto dalla

forza dell'acqua, smettendo di trasmettere dati a partire dalle 18:55. Nel frattempo, la *Unidad Militar de Emergencia* (UME) si avvicina alla zona di Utiel-Requena, mentre Metrovalencia annuncia tramite il proprio canale ufficiale su X la chiusura delle linee della metropolitana a causa della situazione meteo estrema. Nonostante questi segnali d'allarme, e gli eventi già drammatici verificatisi nelle ore precedenti, l'avviso massivo di emergenza ai cittadini, tramite il sistema ES-Alert (Figura 4), viene inviato solo intorno alle 20:11. A quel punto, gran parte dei danni era già avvenuta e l'intervento istituzionale veniva percepito come gravemente tardivo da popolazione e media.

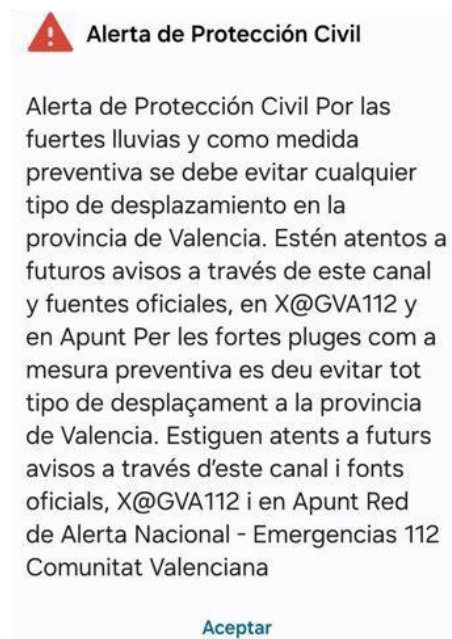


Figura 4: Messaggio di allerta inviato tramite il sistema ES-Alert ai cittadini della provincia di València la sera del 29 ottobre 2024. Il testo invita a evitare spostamenti e seguire le comunicazioni ufficiali.

Alle 23:50 Mazón compare nuovamente, annunciando che l'evento comporterà diverse morti. Il mattino seguente un nuovo avviso ES-Alert invita gli abitanti della provincia di València ad evitare qualsiasi spostamento su strada [23], [24].

La Figura 5 riassume la sequenza temporale degli avvisi e delle misure di emergenza emesse durante la giornata del 29 ottobre 2024, evidenziando la progressiva escalation

del livello di allerta da arancione a rosso e il ritardo nell'attivazione dei canali di comunicazione diretta alla popolazione.

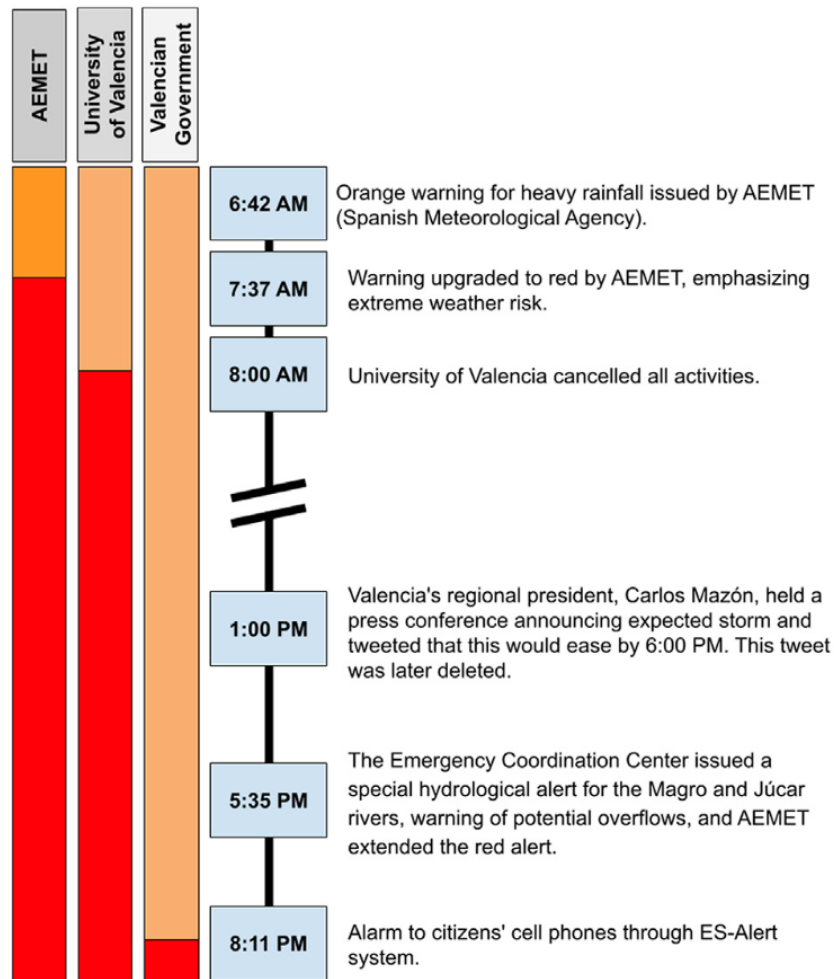


Figura 5: Sequenza temporale degli avvisi e delle comunicazioni ufficiali durante l'alluvione di València del 29 ottobre 2024. La scala cromatica segue i livelli AEMET (verde, giallo, arancione, rosso). Fonte: Martin-Moreno et al. [6].

### 3.2 Determinanti politiche e urbanistiche della catastrofe

Il disastro non può essere compreso unicamente in termini meteorologici. Come analizzato da Gálvez-Hernández et al. [25], la portata catastrofica dell'alluvione è stata amplificata da anni di urbanizzazione incontrollata in aree ad alto rischio, spesso guidata da interessi privati e pratiche clientelari. Durante il boom immobiliare spagnolo (1997–2007), oltre 50 milioni di m<sup>2</sup> di suolo non edificabile vennero riconvertiti, con

effetti devastanti sulla capacità del territorio di assorbire l'acqua.

Tali dinamiche hanno interessato in particolare i comuni a sud di Valencia, come Torrent, Picanya, Paiporta e Benetússer, dove la pianificazione urbanistica ha ignorato gli studi di rischio idrogeologico, aumentando l'esposizione di decine di migliaia di residenti.

Oltre all'intensità dell'evento, anche la risposta istituzionale si è rivelata inadeguata. L'unità speciale per le emergenze regionali era stata smantellata pochi mesi prima dal governo regionale per ragioni di austerità. L'avviso di emergenza tramite il sistema ES-Alert è arrivato solo alle 20:11, molte ore dopo l'innalzamento dell'allerta a "rosso" da parte dell'AEMET, quando ormai interi quartieri risultavano già allagati. Oltre 100 delle vittime avevano più di 70 anni, molti dei quali non riuscirono a lasciare in tempo i piani bassi delle abitazioni.

### **3.3 Evidenze preliminari sull'impatto dell'evento**

L'evento ha provocato nel complesso 235 vittime confermate, di cui 227 nella Comunitat Valenciana, 7 in Castiglia-La Mancia e una in Andalusia. 8 decessi sono stati accertati per cause non imputabili direttamente alla DANA.

Secondo le stime diffuse dal *Comité Económico y Social de la Comunitat Valenciana* (CES-CV) [5], l'alluvione ha generato danni sociali ed economici di portata eccezionale, con impatti rilevanti su imprese, infrastrutture, servizi pubblici e popolazione. La DANA ha causato 22 miliardi di euro di perdite, risultando in una riduzione del PIL tra 1 e 2 decimi nel quarto trimestre del 2024 e di 2 decimi nel tasso di crescita previsto del PIL nel 2025. 66.000 imprese sono state danneggiate, con oltre 13 miliardi di euro di perdite nel tessuto imprenditoriale suddivisi tra il settore agricolo (1 miliardo di euro), il settore industriale (6.7 miliardi di euro), le costruzioni (quasi 4 miliardi di euro) ed il commercio al dettaglio (1.8 miliardi di euro). Uno degli effetti più visibili dell'evento è stato il danneggiamento di un numero eccezionale di veicoli. Le stime ufficiali parlano di circa 120.000 mezzi trascinati o sommersi dalle acque, di cui 90.000 rimossi nei giorni successivi all'alluvione. Il *Consortio de Compensación de Seguros* ha ricevuto oltre 138.000 richieste di risarcimento

per danni a veicoli e ha erogato più di 482 milioni di euro in indennizzi entro gennaio 2025. Anche le infrastrutture elettriche e di telecomunicazione hanno subito gravi danni. Al 30 ottobre risultavano interrotti i servizi per 173.000 utenti nella Comunità Valenciana. Per quel che riguarda le strutture sanitarie, sono stati colpiti 57 centri (di cui 10 con danni rilevanti), risultanti per il 23,36% del totale dei centri sanitari della Comunità Valenciana.



(a) Fonte: Agencia EFE [26]



(b) Fonte: RTVE Noticias [27]

Figura 6: Danni causati dall'alluvione di ottobre 2024 nella Comunità Valenciana. Le immagini documentano distruzioni e veicoli trascinati dalle acque. Fonti: Agencia EFE e RTVE.

## 4 Dati

### 4.1 Dati NTL

Per studiare l'effetto economico dell'alluvione sulla Comunità Valenciana sono stati utilizzati dati satellitari sull'illuminazione notturna (*Night-Time Lights, NTL*), che, come già discusso, risultano essere ampiamente riconosciuti in letteratura come proxy affidabile dell'attività economica.

In particolare, per la presente analisi sono stati utilizzati dati giornalieri del sensore *Visible Infrared Imaging Radiometer Suite (VIIRS) – Day/Night Band (DNB)*, a bordo del satellite *Suomi National Polar-orbiting Partnership (Suomi NPP)*, parte del programma *Joint Polar Satellite System (JPSS)*, resi disponibili dalla piattaforma NASA Earthdata [28]. A differenza dei compositi mensili o annuali, i dati giornalieri non sono pre-processati: la radianza rilevata può dunque essere influenzata da condizioni atmosferiche o fenomeni luminosi transitori. Per tale ragione, l'analisi è stata integrata con variabili di controllo meteorologiche (copertura nuvolosa, umidità, visibilità, vento, temperatura), al fine di ridurre il rumore e ottenere stime più affidabili. Le misure di luminosità sono espresse in unità di  $nW/cm^2/sr$ , la risoluzione spaziale nativa è pari a 375 metri per le bande ad alta risoluzione (I-Bands) e 750 metri per le bande a risoluzione moderata (M-Bands). A titolo esemplificativo, la Figura 7 mostra la distribuzione spaziale della luminosità notturna osservata nella Comunità Valenciana il 1° ottobre 2024, ottenuta a partire dai dati giornalieri del sensore VIIRS – Day/Night Band forniti dalla NASA/NOAA attraverso la piattaforma Google Earth Engine [29]. L'immagine evidenzia la concentrazione dell'attività luminosa lungo la costa e nei principali centri urbani.

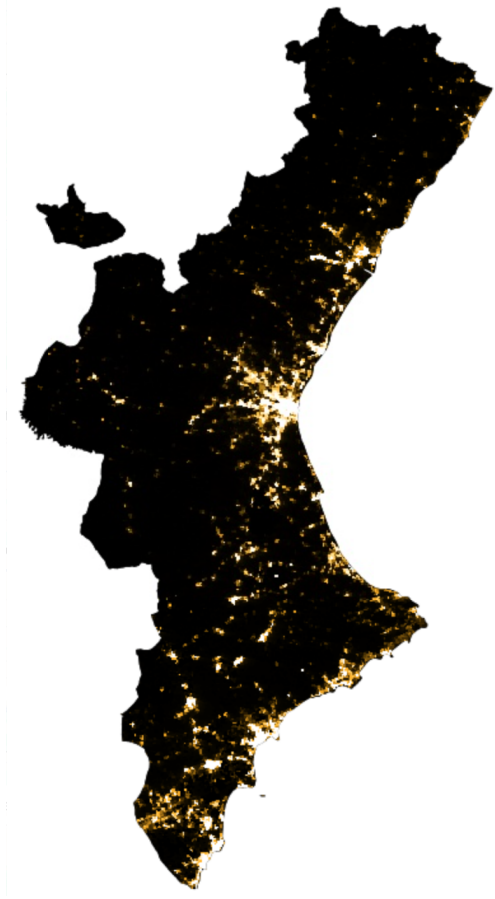


Figura 7: Luminosità notturna nella Comunità Valenciana (1° ottobre 2024). Distribuzione spaziale della radianza rilevata dal sensore VIIRS–DNB. Elaborazione propria su dati NASA/NOAA tramite Google Earth Engine [29].

Sulla base di questi dati è stato costruito un *panel* bilanciato a frequenza giornaliera, che copre il periodo che va dal 1 agosto 2024 al 31 gennaio 2025 e include 1.489 comuni: 542 appartenenti alla Comunità Valenciana (province di València, Castellón e Alicante) e 947 alla Catalogna (province di Barcellona, Tarragona, Girona e Lleida), per un totale di 273.608 registrazioni. Per ciascun comune e giorno, il dataset contiene quindi informazioni su (Tabella III): (i) la somma dell'intensità luminosa notturna (*slight*), (ii) l'intensità media (*alight*) e (iii) la mediana (*mlight*) dei pixel appartenenti al territorio comunale, oltre a variabili derivate quali la luminosità normalizzata per superficie (*slight\_area*). Per alcuni comuni, in determinati giorni del periodo di osservazione, non sono disponibili dati NTL, i valori di *alight* mancanti sono stati imputati con la media dei 3 giorni contigui.

Tabella III: Variabili NTL derivate da VIIRS-DNB (unità e costruzione)

Nome	Definizione	Unità
alight	Media radianza su pixel comunali	nW/cm <sup>2</sup> /sr
slight	Somma radianza su pixel comunali	nW/cm <sup>2</sup> /sr
milight	Mediana radianza su pixel comunali	nW/cm <sup>2</sup> /sr
slight_area	slight/area comunale	nW/cm <sup>2</sup> /sr/km <sup>2</sup>

## 4.2 Dati socio-economici e territoriali

Accanto ai dati sulla luminosità notturna, è stato utilizzato un dataset di variabili socio-economiche e territoriali a livello comunale. Esse descrivono caratteristiche strutturali dei comuni, quali dimensione demografica, composizione economica, dotazione turistica e condizioni del mercato immobiliare. Sebbene i dati non siano aggiornati all'anno dell'alluvione, ciò non rappresenta un limite metodologico, poiché tali misure vengono trattate come *time-invariant*, cioè come caratteristiche relativamente stabili nel breve periodo. In altri termini, variabili quali altitudine o densità abitativa non subiscono variazioni significative nell'arco temporale considerato e possono quindi essere utilizzate come covariate statiche. Tali variabili sono utilizzate sia per descrivere le differenze di base tra comuni trattati e di controllo, sia come input per la procedura di *propensity score matching*.

## 4.3 Matching

Per valutare l'effetto dell'alluvione sull'economia dei comuni colpiti dobbiamo identificare un adeguato gruppo di controllo composto da comuni non colpiti. Tipicamente questo approccio prevedrebbe l'utilizzo di comuni non colpiti della Comunità Valenciana. Tuttavia, in questo contesto, questa metodologia risulterebbe problematica per via di possibili effetti di "*spillover*". Gli effetti dell'alluvione potrebbero ripercuotersi anche su comuni non direttamente colpiti, rendendo la scelta di inserirli nel gruppo di controllo errata e fuorviante. Per questa ragione, il gruppo di controllo è stato composto prendendo in considerazione i comuni della Catalogna più simili ai colpiti della Comunità Valenciana sulla base delle variabili strutturali precedentemente introdotte, osservate prima dello



shock. Per la costruzione del gruppo di controllo è stato, inoltre, introdotto un filtro demografico: sono stati esclusi i comuni della Catalogna con una popolazione inferiore a quella del più piccolo comune trattato della Comunità Valenciana. In questo modo si garantisce che le unità di controllo abbiano una dimensione demografica almeno comparabile con quella dei comuni trattati, evitando che località di dimensioni troppo ridotte possano essere abbinate a comuni colpiti di scala ben maggiore e riducendo così il rischio di distorsioni nel processo di *matching*. Il campione dei comuni trattati comprende 74 unità, localizzate nella Comunità Valenciana e ufficialmente identificate come colpite dall'alluvione di ottobre 2024. La distribuzione geografica di questi comuni è mostrata in Figura 8.

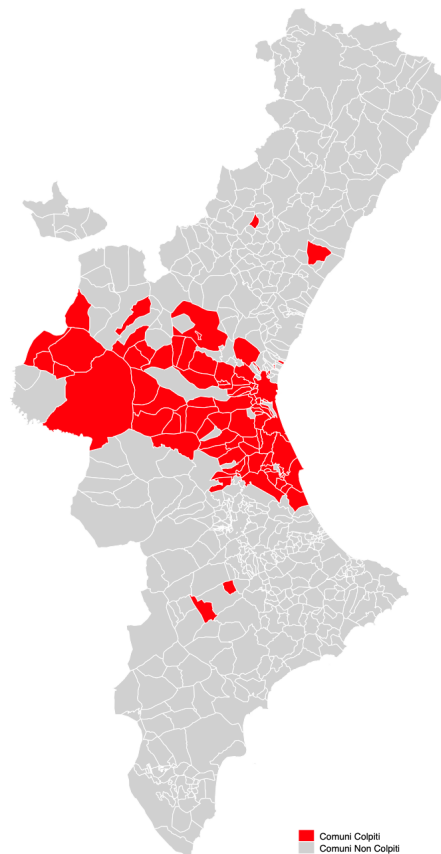


Figura 8: Mappa dei comuni trattati (colpiti dall'alluvione di ottobre 2024) nella Comunità Valenciana.

Per costruire un gruppo di controllo credibile, è stata applicata una procedura di

*Propensity Score Matching* (PSM) ai comuni della Catalogna, selezionati come potenziali unità di controllo per i comuni colpiti della Comunità Valenciana. Tale approccio consente di individuare, per ciascun comune trattato, un insieme di comuni non colpiti che presentano caratteristiche strutturali pre-evento il più possibile simili, in modo da ridurre le differenze sistematiche tra i due gruppi e garantire la comparabilità delle unità analizzate.

Il *propensity score* è stato stimato tramite un modello *probit*, in cui la variabile dipendente è l'indicatore di trattamento, che assume valore pari a 1 per i comuni colpiti e 0 per quelli non colpiti. Le covariate utilizzate sono variabili strutturali osservate prima dell'alluvione, rappresentative delle principali dimensioni socio-economiche e territoriali dei comuni. La scelta di un modello *probit* è motivata dal fatto che consente di stimare in modo robusto la probabilità di trattamento per variabili binarie, assumendo una distribuzione normale dell'errore, ed è largamente impiegato in letteratura economica per la costruzione di punteggi di propensione. Il valore stimato del *propensity score* rappresenta, pertanto, la probabilità che un comune con determinate caratteristiche socio-economiche e morfologiche fosse stato colpito dall'alluvione, e costituisce la base per il successivo abbinamento con le unità di controllo. Le variabili considerate sono riportate nella Tabella IV, che raccoglie sia le descrizioni (pannello a) sia le statistiche descrittive (pannello b). Tutte le variabili sono state utilizzate in forma logaritmica, applicando una trasformazione  $\log(1 + x)$  per quelle che potrebbero assumere valori nulli.

Tabella IV: Variabili socio-economiche e territoriali considerate nell'analisi: (a) descrizione, (b) statistiche descrittive.

(a) Variabili socio-economiche e territoriali (time-invariant).

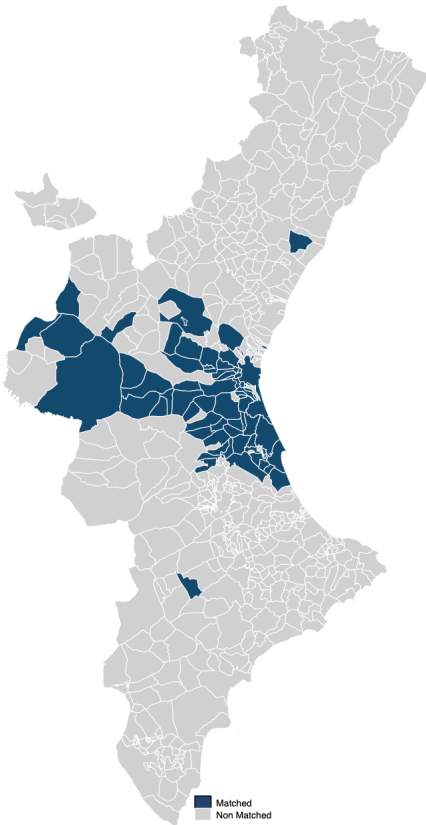
Variabile	Descrizione	Fonte	Anno
POPDENSITY_2017	Densità della popolazione (ab./km <sup>2</sup> )	IDESCAT / GVA	2017
ALTITUDEM_2017	Altitudine media del comune (m)	IDESCAT / GVA	2017
GROSS_INCOME_2017	Reddito medio lordo (€)	IDESCAT / GVA	2017
MAIN_MEAN_AGE_2011	Età media della popolazione (anni)	INE, Census 2011	2011
area_sqkm	Superficie comunale (km <sup>2</sup> )	IDESCAT / GVA	-
d_cap_km	Distanza dal capoluogo (km)	IDESCAT / GVA	-

(b) Statistiche descrittive calcolate sull'intero campione utilizzato nel matching.

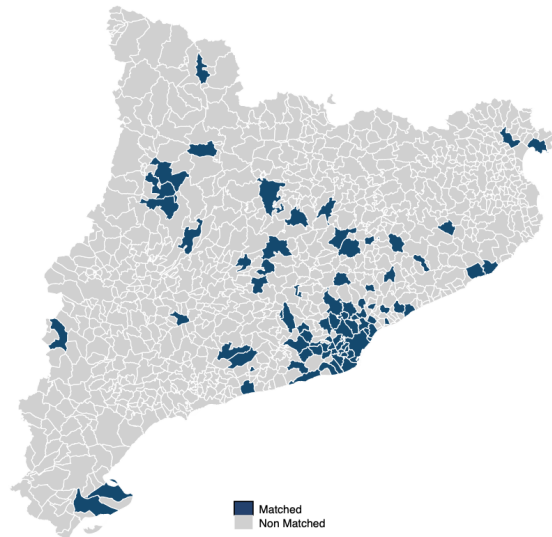
Variabile	Media	Mediana	SD	Min	Max
POPDENSITY_2017	1860,31	360,9	3871,04	1,2	20933
ALTITUDEM_2017	190,35	95,5	243,32	4	1111
GROSS_INCOME_2017	21903,71	21393	4304,85	12252	40661
MAIN_MEAN_AGE_2011	37,59	35,84	12,97	4,85	102,7
area_sqkm	50,61	33,81	79,27	0,84	853,26
d_cap_km	36,54	25,94	33,91	0	152,93

L'abbinamento è stato effettuato mediante *nearest neighbour matching* con quattro vicini ( $k = 4$ ), selezionando per ciascun comune colpito dall'alluvione i quattro comuni catalani con *propensity score* più simile. La scelta di utilizzare più di un vicino consente di ridurre la varianza delle stime, attenuando l'influenza di singoli controlli anomali, pur mantenendo un buon livello di omogeneità tra le unità abbinate. Sono stati inoltre consentiti i legami (*ties*), includendo più controlli quando presentano lo stesso valore di *propensity score* del trattato, e imposta la condizione di *common support*, che garantisce che per ogni comune trattato esista almeno un controllo statisticamente comparabile.

Le unità che non soddisfano tale condizione, ossia i comuni trattati con punteggi troppo estremi rispetto a quelli dei controlli disponibili, sono state escluse, così da evitare confronti non plausibili. A seguito della procedura di *matching*, il campione finale risulta composto da 63 comuni trattati e 81 comuni di controllo, per un totale di 144 unità (Figura 15).



(a) Comuni trattati della Comunità Valenciana



(b) Comuni di controllo della Catalogna

Figura 9: Comuni inclusi nel campione finale del matching: (a) trattati, (b) controlli.

La qualità del *matching* è valutata attraverso le statistiche riassuntive riportate in Tabella V. Nel complesso, i risultati indicano un netto miglioramento nella comparabilità dei gruppi dopo l'abbinamento. Il *mean bias*, che misura la differenza media standardizzata tra i gruppi trattato e di controllo per le variabili pre-trattamento, si riduce da 85,3% a 23,9%, segnalando una marcata attenuazione delle disomogeneità iniziali. Parallelamente, il coefficiente di determinazione ( $R^2$ ) e la statistica del test di verosimiglianza (LR  $\chi^2$ ) del modello di trattamento si abbassano sensibilmente, indicando che, dopo l'abbinamento, le differenze sistematiche tra comuni colpiti e non colpiti risultano ampiamente ridotte, rendendo i due gruppi statisticamente comparabili sotto il profilo delle caratteristiche strutturali pre-evento.

Anche gli indici proposti di Rubin confermano la bontà del bilanciamento. L'indice di Rubin's R, che confronta la varianza dei *propensity scores* nei due gruppi, rientra

pienamente nell'intervallo di accettabilità  $[0,5;2]$ , indicando che la dispersione dei punteggi di propensione è analoga tra trattati e controlli. L'indice di Rubin's B, che misura la distanza tra le medie dei *propensity scores*, pur rimanendo superiore alla soglia convenzionale del 25%, si riduce drasticamente dal valore iniziale di 218,6 a 68,8, segnalando un'elevata sovrapposizione tra le distribuzioni dei punteggi. Nel complesso, la procedura di *Propensity Score Matching* consente dunque una sostanziale riduzione delle differenze iniziali, ricreando due gruppi che possono essere considerati statisticamente equivalenti rispetto alle caratteristiche socio-economiche e territoriali osservate prima dell'alluvione.

Il bilanciamento variabile per variabile è riportato in Tabella VI. Dall'analisi emerge che, dopo il *matching*, la quasi totalità delle covariate non presenta più differenze statisticamente significative tra trattati e controlli, come evidenziato dai test *t* di uguaglianza delle medie. Anche il *bias* standardizzato delle singole covariate si riduce sensibilmente, rientrando in gran parte entro la soglia del 20–25%. In sintesi, le statistiche di bilanciamento confermano l'efficacia della procedura di abbinamento, che permette di isolare con maggiore affidabilità l'effetto causale dell'alluvione nel successivo modello *Difference-in-Differences*.

La Tabella VII, invece, riporta la media dell'intensità luminosa nel periodo precedente e successivo la data dell'inizio dell'alluvione. Come si può notare, sia per i trattati che per i controlli, le NTL, in media, aumentano in seguito all'evento. Va tuttavia sottolineato come queste medie siano univariate e non tengono quindi in considerazione variabili meteo come controlli. Un quadro più preciso dell'evoluzione dell'intensità delle NTL, con queste considerazioni, viene presentato più avanti nella sezione relativa al modello *Difference-in-Differences* con regressione TWFE.

Tabella V: Statistiche di bilanciamento aggregate prima e dopo il matching.

	$R^2$	LR $\chi^2$	Mean Bias (%)	Rubin's B / R
Unmatched	0,460	215,69***	85,3	218,6 / 1,38
Matched	0,077	13,49**	23,9	68,8 / 0,51

Nota: gli asterischi indicano i livelli di significatività statistica del test di bilanciamento ( $p$ -value): \*\*\* $p < 0.01$ , \*\* $p < 0.05$ .

Tabella VI: Bilanciamento delle covariate prima e dopo il matching.

Variabile	Pre-matching			Post-matching			Bias (%)
	Trattati	Controlli	t-test	Trattati	Controlli	t-test	
$l\_popdens2017$	5,79	4,04	6,91***	5,79	6,74	-2,37**	-50,4
$l\_altitude2017$	3,88	5,35	-8,94***	3,88	3,72	0,59	11,5
$l\_grossinc2017$	9,98	9,87	4,00***	9,98	10,01	-0,95	-17,2
$l\_age2011$	3,62	3,81	-3,92***	3,62	3,53	1,54	30,0
$l\_area$	3,36	3,15	1,69*	3,36	3,20	0,81	14,1
$l\_dcap$	3,03	4,32	-15,24***	3,03	2,88	0,89	19,9

Nota: La tabella riporta le medie delle covariate per i gruppi trattati e di controllo, prima e dopo il matching, insieme alle statistiche del test t di uguaglianza delle medie. Gli asterischi indicano il livello di significatività statistica del test t: \*\*\* $p < 0.01$ , \*\* $p < 0.05$ . Dopo il matching, quasi tutti i test t non risultano più significativi, a conferma che il bilanciamento delle covariate tra gruppi è stato raggiunto.

Tabella VII: Media di intensità luminosa ( $alight$ ) ponderata tramite PSM: comuni trattati e di controllo, pre e post alluvione

Gruppo	Media Pre	Media Post	Diff. Within	Variazione %
Controllo	23,3640	24,7853	1,4213	6,08%
Trattato	11,1153	11,5933	0,4780	4,30%

#### 4.4 Dati meteorologici

Un aspetto metodologico rilevante per questo tipo di analisi riguarda il trattamento delle possibili distorsioni meteorologiche che possono influenzare sia l'effettiva attività economica, sia la qualità della misurazione della luminosità notturna. Come evidenziato dalla letteratura esistente, variabili come la copertura nuvolosa, la temperatura e l'umidità possono modificare la propagazione della luce nell'atmosfera, compromettendo

l'accuratezza della rilevazione satellitare, oltre a condizionare direttamente i livelli di attività economica locale. In linea con questo approccio, l'analisi include tra i controlli un insieme di variabili meteorologiche giornaliere.

I dati meteorologici sono stati ottenuti dal dataset *ERA5-Land* [30], disponibile tramite il portale *Copernicus Climate Data Store* (CDS). Questo dataset fornisce serie storiche ad alta risoluzione ( $0.25^\circ \times 0.25^\circ$  su base oraria) e rappresenta uno standard consolidato nella letteratura economica e ambientale.

Sono state scaricate sei variabili orarie per il periodo compreso tra agosto 2024 e gennaio 2025, su un'area geografica comprendente la Comunità Valenciana e la Catalogna:

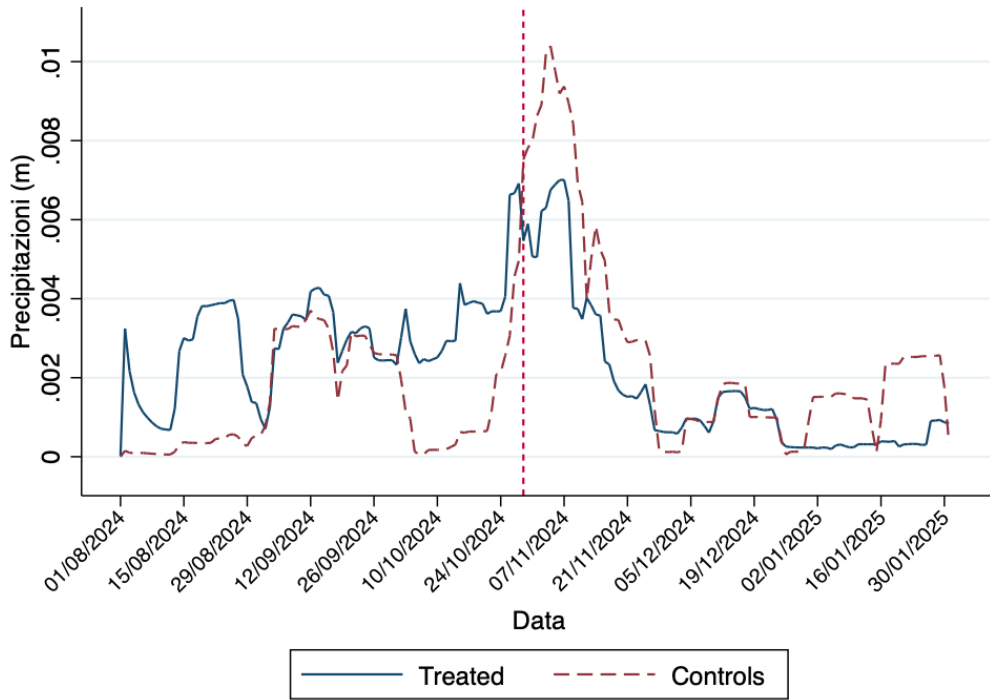
- Temperatura a 2 metri (*2m\_temperature*);
- Temperatura di rugiada a 2 metri (*2m\_dewpoint\_temperature*);
- Copertura nuvolosa totale (*total\_cloud\_cover*);
- Precipitazioni totali (*total\_precipitation*);
- Componente u del vento a 10 metri (*10m\_u\_component\_of\_wind*);
- Componente v del vento a 10 metri (*10m\_v\_component\_of\_wind*).

Le variabili sono state aggregate a livello giornaliero calcolando la media sulle 24 ore per tutte le variabili, ad eccezione delle precipitazioni per cui è stata utilizzata la somma. Successivamente, è stata effettuata un'aggregazione spaziale a livello comunale tramite overlay tra la griglia ERA5 e i poligoni ufficiali dei comuni (*shapefile*). Per ogni giorno e per ogni comune, il valore finale è stato calcolato come media pesata delle celle ERA5 sovrapposte, utilizzando come peso la proporzione di area di ciascuna cella ricadente all'interno dei confini comunali.

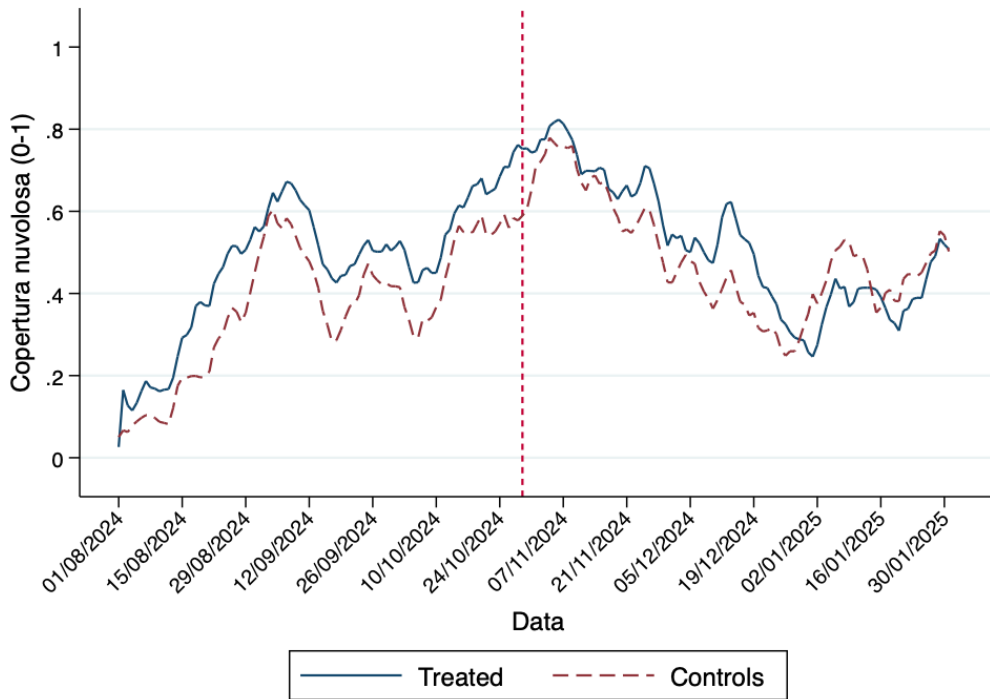
Il risultato è un *panel* comunale giornaliero contenente, per ogni osservazione (comune, giorno), sei variabili meteorologiche espresse nelle rispettive unità di misura: precipitazione (m/giorno), temperatura e temperatura di rugiada ( $^\circ\text{C}$ ), copertura nuvolosa (valore compreso tra 0 e 1), componente u e v del vento (m/s). Ciascun comune è identificato univocamente tramite codice INE. Il dataset così costruito viene utilizzato come insieme di covariate meteorologiche nel modello econometrico principale, con l'obiettivo di correggere eventuali bias legati alle condizioni atmosferiche.

La Figura 10 mostra l'evoluzione delle condizioni meteorologiche nei comuni trattati e di controllo nel periodo agosto 2024 – gennaio 2025. Per attenuare la volatilità giornaliera, le serie sono riportate come medie mobili a 14 giorni; i valori dei controlli sono calcolati come medie pesate con i pesi del *matching*. Il pannello (a) mostra il picco di precipitazioni in coincidenza con l'alluvione del 29 ottobre 2024 ed i giorni successivi; il pannello (b) riporta la copertura nuvolosa, rilevante soprattutto per la qualità della misura NTL. Queste evidenze motivano l'inclusione dei controlli meteo nel modello econometrico principale.





(a) Precipitazioni (m), medie mobili a 14 giorni.



(b) Copertura nuvolosa (0-1), medie mobili a 14 giorni.

Figura 10: Condizioni meteorologiche nei comuni trattati e di controllo (medie mobili a 14 giorni). La linea verticale indica il 29 ottobre 2024.

Dalla Figura 10a emerge che, nonostante l'alluvione del 29 ottobre 2024 abbia colpito direttamente i comuni trattati, la serie delle precipitazioni medie, calcolata come media mobile a 14 giorni, risulta in alcuni periodi più elevata per i controlli. Tale risultato è coerente con la natura meteorologica e con le scelte metodologiche del caso di studio.

In primo luogo, il gruppo di controllo è definito sulla base della similarità pre-evento tramite *propensity score matching* e non sulla contiguità geografica. Ciò implica che molti comuni di controllo si trovano in aree climaticamente diverse, in particolare nella regione catalana o in zone interne caratterizzate da un regime pluviometrico mediamente più persistente rispetto alla fascia costiera valenciana.

In secondo luogo, la DANA che ha colpito la Comunità Valenciana si è manifestata con precipitazioni eccezionali ma fortemente localizzate e concentrate in poche ore, seguite da un rapido ritorno a condizioni asciutte. Come evidenziato da [6], l'evento ha prodotto intensità di pioggia estremamente elevate in un arco temporale molto ristretto, con picchi orari eccezionali ma di breve durata. In una media mobile su 14 giorni, tale concentrazione viene inevitabilmente diluita, facendo apparire i trattati con valori medi inferiori, mentre nei controlli, che hanno sperimentato piogge più moderate ma distribuite su più giorni, la media risulta più alta.

Inoltre, il calcolo delle medie è stato effettuato applicando i pesi derivanti dal *propensity score matching*, i quali possono aver contribuito ad accentuare il valore medio delle precipitazioni nei controlli, senza che ciò rifletta una reale maggiore intensità dell'evento.

Nel complesso, la maggiore precipitazione media osservata nei controlli non contraddice la dinamica reale dell'alluvione, ma riflette la combinazione di diversi fattori.

La procedura completa di costruzione, integrazione e pulizia del dataset comunale giornaliero è documentata in Appendice A (Tabella XII), che ne riassume in forma sintetica le principali fasi operative.

## 5 Modello Econometrico

### 5.1 Difference-in-Differences con effetti fissi

Per identificare i possibili effetti dell'alluvione sull'intensità luminosa notturna dei comuni colpiti rispetto ai comuni di controllo, è stata condotta un'analisi *Difference-in-Differences* (DID) usando un modello *Two-Way Fixed Effects* (TWFE). Questo approccio consente di stimare l'effetto medio dell'alluvione confrontando l'evoluzione dell'intensità luminosa nei comuni colpiti con quella dei comuni di controllo, prima e dopo l'evento. L'ipotesi è che, in assenza del disastro, le due classi di comuni avrebbero seguito andamenti paralleli dell'attività economica (*parallel trends*). In tal modo, eventuali deviazioni osservate dopo il 29 ottobre 2024 possono essere attribuite causalmente all'alluvione.

L'equazione di riferimento è la seguente:

$$Y_{it} = \alpha_i + \beta Flood_{it} + \gamma X_{it} + \tau_t + \varepsilon_{it} \quad (4)$$

dove:

- $Y_{it}$  rappresenta l'intensità luminosa osservata nel comune  $i$  al tempo  $t$ ;
- $Flood_{it}$  è la variabile di interesse, pari a 1 per i comuni trattati nel periodo successivo all'alluvione (definito come l'intervallo tra il 26 ottobre e il 16 novembre 2024), e 0 altrimenti;
- $\alpha_i$  sono gli effetti fissi per comune, che catturano eterogeneità invariante nel tempo (es. urbanizzazione, reddito medio, struttura economica di base);
- $\tau_t$  sono effetti fissi temporali, che assorbono shock comuni a tutte le unità (es. festività, trend macroeconomici o climatici);
- $X_{it}$  è un vettore che incorpora le variabili di controllo meteorologiche. Le variabili continue sono inserite nella forma  $\ln(1 + x)$ , in modo da ridurre l'influenza di valori estremi e permettere un'interpretazione in termini di semi-elasticità. La variabile

*cloudcover*, invece, è già normalizzata nell'intervallo [0,1] e viene quindi inclusa in livelli.

- $\varepsilon_{it}$  è il termine di errore.

Nell'analisi si considera come variabile dipendente la media dell'intensità luminosa per un determinato comune in un determinato giorno (*alight*). I valori mancanti di questo indicatore sono stati sostituiti dalla media dei 3 giorni vicini, per mantenere robustezza e coerenza.

Il set di controlli meteo ( $X_{it}$ ) è necessario per fronteggiare il fatto che le condizioni atmosferiche influenzano direttamente la rilevazione satellitare delle luci notturne. L'inserimento di queste variabili consente di isolare in maniera più accurata l'impatto causale dell'evento sulla luminosità notturna, evitando confusione con variazioni meteorologiche concomitanti.

Il coefficiente di interesse  $\beta$  rappresenta una stima dell'*Average Treatment effect on the Treated* (ATT). In altri termini, misura l'effetto medio dell'alluvione sull'intensità luminosa dei soli comuni effettivamente colpiti, confrontando la loro evoluzione con quella del gruppo di controllo.

Per robustezza, l'equazione è stimata utilizzando tre diverse trasformazioni della variabile dipendente  $Y_{it}$ : (i) livelli, (ii) logaritmi e (iii) trasformazione *asinh*. Nel caso dei livelli, il coefficiente  $\beta$  indica la variazione assoluta dell'intensità luminosa media, espressa in unità di radianza. Nella specificazione in logaritmi, invece,  $\beta$  può essere interpretato come un'approssimazione di una variazione percentuale della luminosità notturna rispetto alla media pre-evento, offrendo una misura più intuitiva e comparabile nel tempo e nello spazio. Tuttavia, l'applicazione diretta del logaritmo può risultare problematica in presenza di osservazioni nulle o valori estremamente piccoli, condizione frequente nei dati satellitari di luminosità, specialmente nei comuni rurali o scarsamente urbanizzati. Per tale motivo, si adotta anche la trasformazione *asinh* (arcoseno iperbolico), che rappresenta un compromesso tra linearità e logaritmicità: per valori grandi si comporta in modo analogo

al logaritmo naturale, consentendo quindi un'interpretazione in termini percentuali, mentre per valori prossimi allo zero rimane ben definita e mantiene un comportamento quasi lineare. Questa proprietà rende la trasformazione *asinh* particolarmente adatta per variabili con distribuzioni fortemente asimmetriche e con presenza di zeri, come nel caso dei dati di luminosità notturna, garantendo stime più stabili e comparabili.

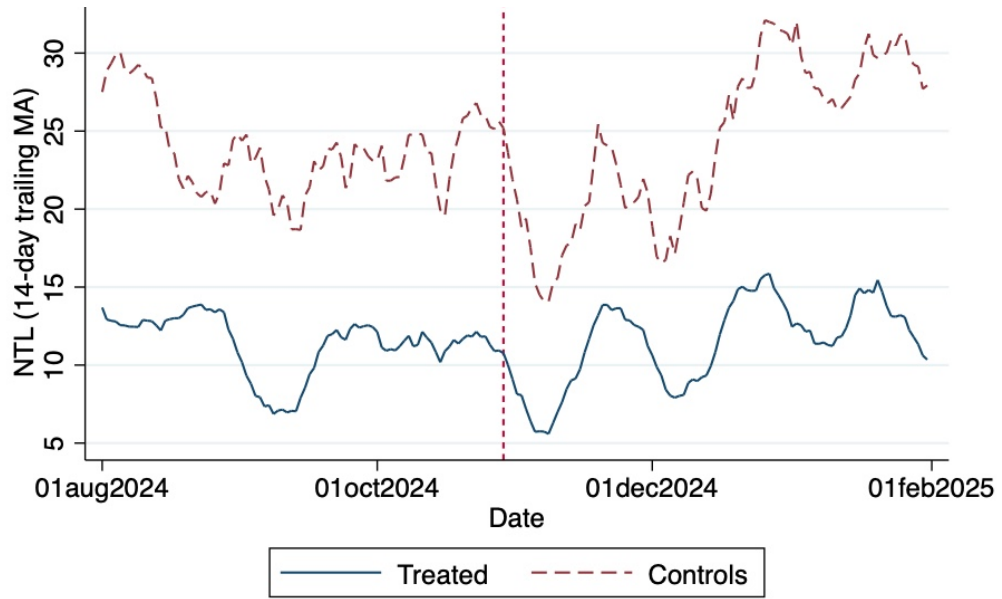
Inoltre, nella sezione dei risultati verranno introdotte tre diverse aggregazioni temporali dei dati: (i) giornaliera, (ii) settimanale e (iii) bi-settimanale. Questa scelta consente di attenuare il rumore e la forte variabilità tipica delle osservazioni NTL ad alta frequenza, migliorando la leggibilità dei pattern temporali e la stabilità dei coefficienti stimati. Le aggregazioni temporali sono ottenute calcolando, per ciascun comune, la mediana dell'intensità luminosa osservata all'interno di ciascun blocco di 7 o 14 giorni. L'utilizzo della mediana, anziché della media aritmetica, è motivato dal fatto che le distribuzioni delle luminosità giornaliere sono spesso fortemente asimmetriche e soggette a valori anomali dovuti a fattori non economici, quali copertura nuvolosa, riflessi atmosferici, presenza di incendi o errori di calibrazione del sensore. In tali circostanze, la media risulta eccessivamente sensibile ai valori estremi, mentre la mediana fornisce una misura più robusta e rappresentativa del livello tipico di luminosità del periodo. Dal punto di vista statistico, l'uso della mediana riduce la varianza dell'indicatore aggregato e limita l'influenza di outlier, consentendo di isolare meglio le variazioni sistematiche associate all'attività economica reale. In questo modo, l'indicatore NTL aggregato riflette con maggiore affidabilità l'evoluzione temporale dell'attività antropica nei comuni analizzati.

Oltre alla stima OLS standard, l'equazione è stata stimata anche tramite *Weighted OLS* (WOLS), utilizzando come pesi quelli derivanti dalla procedura di *matching*. In questo modo, le unità di controllo che risultano più simili ai comuni trattati contribuiscono maggiormente all'analisi. Questa scelta consente di dare maggiore importanza ai controlli effettivamente più comparabili, riducendo il rischio che i risultati siano influenzati da unità di controllo meno rappresentative. Nel seguito vengono quindi riportati i risultati sia della versione non pesata (OLS) sia della versione pesata (WOLS).

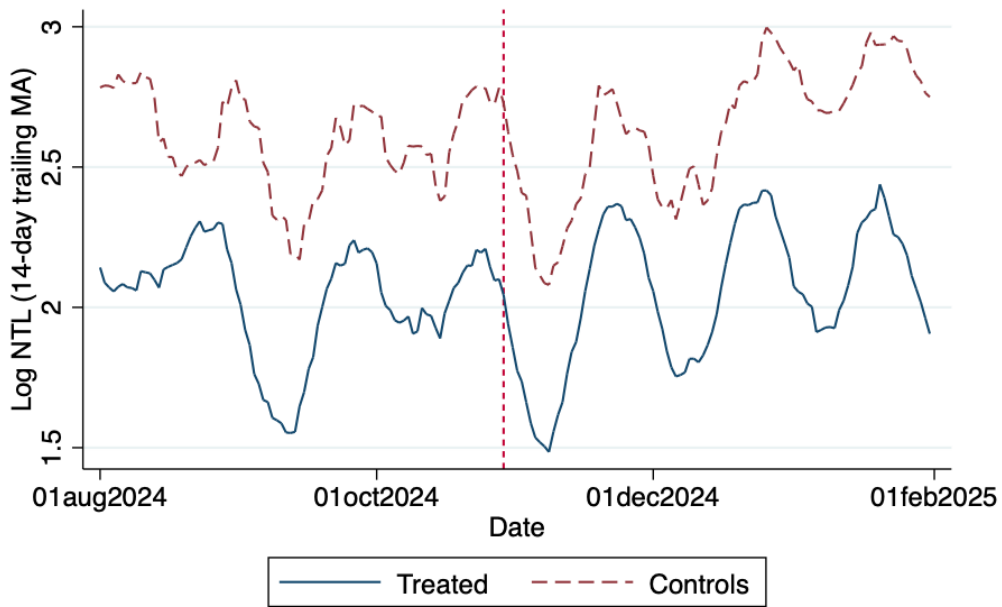
## 5.2 Assunzione di parallel trends

L'identificazione nel modello DID si fonda sull'assunzione di *parallel trends*, secondo cui, in assenza dello shock, comuni trattati e comuni di controllo avrebbero seguito traiettorie simili nell'evoluzione dell'attività economica. Questa condizione può essere verificata in modo indiretto analizzando l'andamento della variabile di interesse nei periodi precedenti l'evento.

A tal fine, la Figura 11 presenta evidenza grafica univariata, basata sulle serie temporali di luminosità notturna (*alight*) per comuni trattati e di controllo, calcolate come medie mobili a 14 giorni per attenuare la volatilità giornaliera tipica dei dati NTL. I valori per i controlli sono calcolati come medie pesate con i pesi derivanti dalla procedura di *matching*. Le due serie mostrano un andamento comparabile nel periodo pre-alluvione, senza segnali di divergenza sistematica, in linea con l'assunzione di *parallel trends*. Dal grafico appare evidente come i livelli di NTL dei comuni di controllo si mantengano sempre su valori superiori rispetto ai trattati. Tuttavia, le serie qui analizzate non sono corrette per le condizioni meteorologiche o altri fattori esogeni che possono influenzare la rilevazione satellitare; pertanto, la loro interpretazione ha valore puramente descrittivo e deve essere integrata da verifiche formali tramite modelli di regressione ed *Event Study* con *leads* and *lags* rispetto all'inizio dell'alluvione.



(a) NTL in livelli



(b) NTL in log

Figura 11: Evoluzione della luminosità notturna nei comuni trattati e di controllo (medie mobili a 14 giorni). La linea tratteggiata indica la data dell'alluvione.

## 6 Risultati

### 6.1 Modello Difference in Differences TWFE Statico (Giornaliero)

La Tabella VIII riporta i principali risultati delle regressioni TWFE. In particolare nella sottotabella (a) sono riportati i risultati ottenuti senza pesi (OLS), mentre nella sottotabella (b) quelli ottenuti applicando i pesi derivanti dal *propensity score matching* (WOLS). In entrambe le specificazioni, le regressioni sono condotte considerando tre diverse versioni della variabile dipendente: in livelli (colonna 1), in logaritmo naturale (colonna 2) e tramite trasformazione *asinh* (colonna 3). La variabile *Flood* assume valore 1 nei comuni trattati durante il periodo compreso tra il 29 ottobre e il 16 novembre 2024. In tutte le specificazioni il coefficiente  $\beta$  associato a *Flood* risulta positivo, suggerendo che l'alluvione del 2024 si sia accompagnata, in media, a un aumento dell'intensità luminosa nei comuni trattati. Nei casi non pesati, tuttavia, questo coefficiente è positivo ma non significativo: 1,41 in livelli ( $p = 0,109$ ), 0,050 in log ( $p = 0,125$ ) e 0,049 in *asinh* ( $p = 0,156$ ). Questo suggerisce che, senza pesi, l'effetto medio dell'alluvione sull'intensità luminosa non può essere distinto con sufficiente confidenza statistica da zero.

Le stime pesate, al contrario, mostrano un effetto chiaramente positivo e statisticamente significativo: in livelli l'aumento medio è pari a 5,23 unità ( $p = 0,001$ ), mentre in log e *asinh* l'incremento corrisponde a circa il 17–18% ( $p < 0,01$ ). L'uso dei pesi del matching rafforza dunque l'identificazione dell'effetto, riducendo la distanza tra comuni trattati e di controllo e restituendo stime più robuste e di maggiore magnitudo.

L'entità dell'effetto varia a seconda della trasformazione adottata: nei livelli si osserva un incremento assoluto (circa 1,41 unità nel campione non pesato e oltre 5,2 in quello ponderato con PSM), mentre nelle specificazioni in logaritmo e in *asinh* l'effetto si traduce in un aumento percentuale della luminosità, pari rispettivamente a circa il 5% senza pesi e al 18% con pesi PSM. Le stime pesate mostrano dunque una magnitudo più elevata, segnalando che l'allineamento dei comuni trattati e di controllo tramite *matching* rafforza la dimensione dell'effetto stimato.



Tabella VIII: Effetto dell'alluvione sull'intensità luminosa (TWFE)

	<b>Livelli</b>	<b>Log</b>	<b>Asinh</b>
<b>Flood</b>	1,409	0,050	0,049
<b>P-Value</b>	0,109	0,125	0,156
<b>Controlli meteo</b>	Si	Si	Si
<b>Effetti fissi</b>	Comune, Giorno	Comune, Giorno	Comune, Giorno
<b>Cluster</b>	Comune	Comune	Comune
<b>R<sup>2</sup><sub>within</sub></b>	0,243	0,474	0,482
<b>N osservazioni</b>	26.496	26.496	26.496
<b>N cluster</b>	144	144	144

(a) Non pesato (OLS)

	<b>Livelli</b>	<b>Log</b>	<b>Asinh</b>
<b>Flood</b>	5,234***	0,170***	0,175***
<b>P-Value</b>	0,001	0,000	0,000
<b>Controlli meteo</b>	Si	Si	Si
<b>Effetti fissi</b>	Comune, Giorno	Comune, Giorno	Comune, Giorno
<b>Cluster</b>	Comune	Comune	Comune
<b>R<sup>2</sup><sub>within</sub></b>	0,300	0,481	0,486
<b>N osservazioni</b>	26.496	26.496	26.496
<b>N cluster</b>	144	144	144

(b) Pesato con PSM (WOLS)

Note: la variabile dipendente è l'intensità luminosa notturna media comunale (*alight\_imp*), imputata con la media dei tre valori precedenti e successivi. Flood è una dummy pari a 1 nei comuni trattati durante il periodo di alluvione (29/10-16/11). Tutte le regressioni includono controlli meteo (precipitazioni, temperatura, dew point e componenti del vento in  $\ln(1+x)$ ; *cloudcover* in livelli), effetti fissi di comune e giorno. Errori standard robusti, clusterizzati a livello di comune. \*\*\*  $p < 0,01$ , \*\*  $p < 0,05$ , \*  $p < 0,1$ .

Come anticipato nella sezione precedente, per ridurre il rumore dei dati giornalieri, si passa ad una aggregazione settimanale e poi bi-settimanale.

## 6.2 Modello Difference in Differences Statico (Aggregazione Settimanale e Bi-Settimanale)

Per verificare la robustezza del modello e ridurre la variabilità giornaliera delle osservazioni, di seguito viene ripetuto il modello DID statico precedente utilizzando una

aggregazione a 7 e 14 giorni mediante l'utilizzo della mediana. La scelta della mediana, anziché della media, è motivata dalla maggiore robustezza rispetto a valori estremi e a giornate con copertura nuvolosa elevata, che possono distorcere la misura della luminosità notturna. Questo approccio consente di attenuare il rumore dovuto a outlier e di restituire una rappresentazione più stabile della dinamica sottostante dell'attività economica.

I dati sono stati aggregati in blocchi fissi rispetto alla data dell'alluvione. L'identificatore di ciascun blocco temporale è stato costruito rispetto alla data dell'alluvione (29 ottobre 2024) secondo la seguente regola:

$$\text{week7id} = \left\lfloor \frac{\text{day}_t - \text{flood\_date}}{7} \right\rfloor, \quad \text{bi14id} = \left\lfloor \frac{\text{day}_t - \text{flood\_date}}{14} \right\rfloor \quad (5)$$

Successivamente, per ogni comune e per ciascun blocco (*week7id* o *bi14id*) è stata calcolata la mediana delle osservazioni, ottenendo così due versioni aggregate del dataset utilizzate per le specifiche settimanali e bi-settimanali.

### 6.2.1 Aggregazione settimanale (mediana 7 giorni)

I risultati riportati nella Tabella IX mostrano che nei modelli OLS l'effetto medio dell'alluvione sull'intensità luminosa non risulta statisticamente significativo in nessuna delle tre trasformazioni della variabile dipendente. Passando alla versione pesata (WOLS), si può osservare che solo il coefficiente  $\beta$  relativo alla variabile dipendente calcolata in livelli e nella versione pesata (WOLS) risulta significativo, con un *p-value* pari a 0,025. Tale coefficiente risulta positivo (3,219) e coerente con quanto osservato nella versione giornaliera del modello DID, suggerendo ancora una volta come, in seguito all'alluvione, l'intensità luminosa (e quindi l'attività economica) nelle zone colpite abbia visto un aumento medio. Le trasformazioni *log* ed *asinh*, invece, restano non significative.

Tabella IX: Effetto dell'alluvione sull'intensità luminosa - aggregazione 7 giorni (TWFE)

	<b>Livelli</b>	<b>Log</b>	<b>Asinh</b>
<b>Flood</b>	0,344	-0,028	-0,036
<b>P-Value</b>	0,640	0,405	0,337
<b>Controlli meteo</b>	Sì	Sì	Sì
<b>Effetti fissi</b>	Comune, Settimana	Comune, Settimana	Comune, Settimana
<b>Cluster</b>	Comune	Comune	Comune
<b>R<sup>2</sup><sub>within</sub></b>	0,224	0,514	0,518
<b>N osservazioni</b>	3.888	3.888	3.888
<b>N cluster</b>	144	144	144

(a) Non pesato (OLS)

	<b>Livelli</b>	<b>Log</b>	<b>Asinh</b>
<b>Flood</b>	3,219**	0,073	0,073
<b>P-Value</b>	0,025	0,126	0,163
<b>Controlli meteo</b>	Sì	Sì	Sì
<b>Effetti fissi</b>	Comune, Settimana	Comune, Settimana	Comune, Settimana
<b>Cluster</b>	Comune	Comune	Comune
<b>R<sup>2</sup><sub>within</sub></b>	0,295	0,483	0,484
<b>N osservazioni</b>	3.888	3.888	3.888
<b>N cluster</b>	144	144	144

(b) Pesato con PSM (WOLS)

### 6.2.2 Aggregazione bi-settimanale (mediana 14 giorni)

La Tabella X riporta i risultati relativi al modello DID statico con aggregazione bi-settimanale. Esattamente come nel caso giornaliero e settimanale, anche in questa specifica i coefficienti relativi all'interazione *Flood*, nei modelli OLS, non risultano significativi. Passando alla versione pesata, tali coefficienti diventano statisticamente significativi in tutte e tre le configurazioni della variabile dipendente: in livelli ( $\beta = 6,759$ ,  $p = 0,002$ ), in *log* ( $\beta = 0,232$ ,  $p = 0,001$ ) e in *asinh* ( $\beta = 0,251$ ,  $p = 0,001$ ).

Rispetto all'aggregazione settimanale, la finestra bi-settimanale fornisce stime più stabili e omogenee tra le diverse trasformazioni, indicando che l'effetto dell'alluvione si manifesta

in modo più chiaro quando si riduce la frequenza temporale e si ponderano le unità di controllo in base alla loro similitudine con i comuni trattati.

Tabella X: Effetto dell'alluvione sull'intensità luminosa — aggregazione 14 giorni (TWFE)

	<b>Livelli</b>	<b>Log</b>	<b>Asinh</b>
<b>Flood</b>	1,633	0,065	0,071
<b>P-Value</b>	0,109	0,145	0,175
<b>Controlli meteo</b>	Sì	Sì	Sì
<b>Effetti fissi</b>	Comune, Bi-settimana	Comune, Bi-settimana	Comune, Bi-settimana
<b>Cluster</b>	Comune	Comune	Comune
$R^2_{\text{within}}$	0,228	0,519	0,519
<b>N osservazioni</b>	2.016	2.016	2.016
<b>N cluster</b>	144	144	144

(a) Non pesato (OLS)

	<b>Livelli</b>	<b>Log</b>	<b>Asinh</b>
<b>Flood</b>	6,759***	0,232***	0,251***
<b>P-Value</b>	0,002	0,001	0,001
<b>Controlli meteo</b>	Sì	Sì	Sì
<b>Effetti fissi</b>	Comune, Bi-settimana	Comune, Bi-settimana	Comune, Bi-settimana
<b>Cluster</b>	Comune	Comune	Comune
$R^2_{\text{within}}$	0,337	0,471	0,465
<b>N osservazioni</b>	2.016	2.016	2.016
<b>N cluster</b>	144	144	144

(b) Pesato con PSM (WOLS)

Nel complesso, l'evidenza empirica mostra che:

- 1) i modelli non pesati non evidenziano effetti significativi, confermando la presenza di rumore nei dati ad alta frequenza;
- 2) le stime pesate (WOLS) restituiscono un effetto positivo coerente tra specificazioni e più marcato al crescere della finestra temporale;
- 3) l'aggregazione bi-settimanale appare quindi la soluzione più informativa e robusta per rappresentare l'effetto medio dell'alluvione sui livelli di luminosità notturna.

Per completezza, in Appendice viene riportata la stima dettagliata del modello DID bi-settimanale (Tabella XIV), che include tutte le variabili di controllo meteorologiche. Le tre colonne presentano la stessa equazione in differenti trasformazioni della variabile dipendente (NTL in livelli, logaritmo e *asinh*), consentendo di verificare la robustezza dei risultati al cambiamento di scala.

A prima vista il risultato potrebbe sembrare controintuitivo: ci si aspetterebbe infatti che una catastrofe naturale determini una riduzione dell'attività economica e, di conseguenza, dell'intensità luminosa. Tuttavia, è importante sottolineare che la variabile *Flood* cattura un effetto medio su tutto il periodo successivo al trattamento, aggregando dinamiche potenzialmente eterogenee. In altri termini, l'analisi DID "statica" rischia di mediare tra una caduta immediata (*drop*) e una successiva fase di recupero (*recovery*), restituendo un coefficiente che rappresenta la loro media e che non riflette l'evoluzione effettiva. Per comprendere appieno l'evoluzione temporale dell'impatto, distinguendo gli effetti di breve da quelli di medio-lungo periodo, è quindi opportuno ricorrere a una specificazione di tipo *Event Study*, che consenta di visualizzare e stimare l'andamento dell'intensità luminosa nelle settimane immediatamente successive all'alluvione e nelle fasi di recupero.

### 6.3 Event Study

Come discusso nel paragrafo precedente, la stima DID statica restituisce un effetto medio dell'alluvione sull'intensità luminosa nei comuni trattati, ma non consente di distinguere la dinamica temporale dell'impatto. Per analizzare in maniera più dettagliata l'evoluzione di breve e medio periodo, è necessario seguire un approccio di tipo *Event Study*. Questa metodologia è particolarmente utile per studiare l'effetto dinamico dell'introduzione di una *policy* o di un evento esogeno, come nel nostro caso. L'*Event Study* ha lo scopo di mostrare l'effetto cumulativo dell'evento sul risultato, in relazione ad un livello di base [31].

La specificazione econometrica adottata è la seguente:

$$Y_{it} = \alpha_i + \sum_{k \neq -1} \delta_k FloodLeadLag_{i,t}^k + \gamma X_{it} + \tau_t + \varepsilon_{it} \quad (6)$$

dove  $Y_{it}$  rappresenta l'intensità luminosa media comunale nel periodo  $t$ ;  $FloodLeadLag_{i,t}^k$  è un insieme di variabili dummy che indicano il tempo relativo all'evento;  $\alpha_i$  e  $\tau_t$  sono effetti fissi di comune e di tempo, mentre  $X_{it}$  è un vettore di controlli meteorologici comprendente precipitazioni, temperatura, punto di rugiada, copertura nuvolosa e componenti del vento. Il periodo  $k = -1$  (immediatamente precedente all'alluvione) è omesso e funge da categoria di riferimento, come suggerito da [31], che propongono di normalizzare a zero ( $\delta_{-1} = 0$ ) il periodo pre-evento per identificare correttamente la traiettoria dell'effetto. Questa scelta è dettata dal fatto che le variabili dell'equazione sono perfettamente collineari (sommano ad una costante), rendendo impossibile l'identificazione contemporanea di tutti i  $\delta_k$ . Normalizzando il periodo immediatamente precedente l'evento, tutti i coefficienti vengono interpretati come variazioni rispetto a questo periodo. Inoltre, il periodo  $k = -1$  risulta essere la scelta più naturale come periodo di confronto perché rappresenta la situazione normale immediatamente precedente all'impatto, è temporalmente vicina e quindi comparabile e non risente ancora dell'influenza dell'evento.

L'analisi è condotta su dati aggregati a 7 e 14 giorni, calcolati come mediana delle osservazioni all'interno di ciascun blocco temporale costruito rispetto alla data dell'alluvione (29 ottobre 2024). Tutte le stime includono gli stessi controlli meteorologici del modello statico, effetti fissi di comune e di periodo, e sono pesate tramite i pesi derivanti dal *Propensity Score Matching* (PSM). Gli errori standard sono clusterizzati a livello comunale per tenere conto della correlazione seriale intra-unità nel tempo.

In termini empirici, l'*Event Study* permette di verificare la validità dell'assunzione di *parallel trends* (tramite i coefficienti pre-evento,  $k < 0$ ) e di analizzare la dinamica post-evento (tramite i coefficienti  $k > 0$ ).

Tutte le specificazioni del modello sono state stimate utilizzando le tre trasformazioni della variabile dipendente ( $Y_{it}$ ): in livelli, in logaritmi e mediante la funzione *asinh*. Poiché i valori in livelli presentano una maggiore dispersione e coefficienti sensibilmente distanti da zero, se ne è preferita la rappresentazione grafica per le sole trasformazioni logaritmica e *asinh*, più stabili e direttamente interpretabili in termini di variazioni relative. Le versioni in livelli, sono riportate in Appendice B (Figura 17) per completezza.

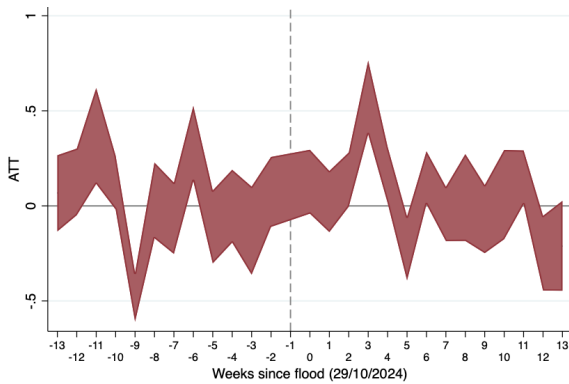
### 6.3.1 Aggregazione settimanale (mediana 7 giorni)

La Figura 12 riporta l'evoluzione temporale dei coefficienti  $\delta_k$  stimati con il modello *Event Study* per le due trasformazioni della variabile dipendente (*log* e *asinh*). Entrambe le specificazioni sono stimate tramite *Weighted OLS* (WOLS) con pesi derivanti dal *Propensity Score Matching*, includono controlli meteorologici log-trasformati, effetti fissi di comune e di settimana, ed errori standard clusterizzati a livello comunale.

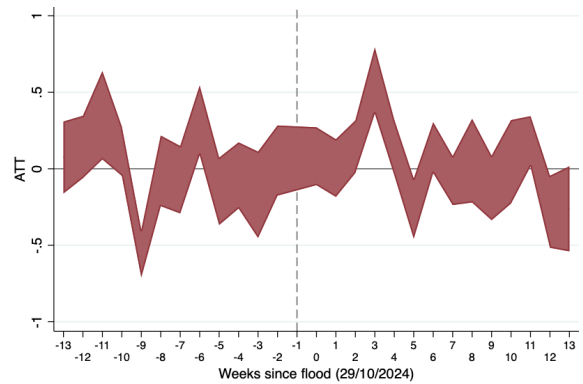
Nel periodo immediatamente precedente l'evento, i coefficienti si distribuiscono in modo irregolare per  $k < -5$ , ma tendono a stabilizzarsi intorno allo zero nei periodi più vicini all'alluvione. L'evidenza suggerisce una plausibile validità dell'assunzione di *parallel trends*, anche se permane del rumore residuo che potrebbe riflettere componenti endogene non osservate. Di conseguenza, le stime post-evento vanno interpretate con cautela, considerando la possibilità di bias residui nella stima dei coefficienti.

Immediatamente dopo l'evento ( $k \geq 0$ ) non si osservano particolari variazioni dell'intensità luminosa, fino a circa 3 settimane dopo, dove il coefficiente  $k = 3$  presenta un picco positivo immediato, suggerendo un incremento delle NTL. Questo andamento suggerisce un effetto di rimbalzo temporaneo, verosimilmente associato alla ripresa delle attività economiche, alle operazioni di ricostruzione e ai lavori di manutenzione infrastrutturale nelle aree colpite. In letteratura, fenomeni analoghi sono stati interpretati come segnali di *short-term recovery*, dove l'aumento temporaneo della luminosità riflette l'intensificazione delle attività notturne e dei consumi energetici legati alla gestione post-emergenziale. Nei periodi successivi ( $k > 5$ ), i coefficienti restano sostanzialmente nulli fino alla fine

del periodo osservato, indicando un ritorno ai livelli di normalità e l'assenza di effetti persistenti di lungo periodo.



(a) Log (WOLS, PSM, 7 giorni, mediana)



(b) Asinh (WOLS, PSM, 7 giorni, mediana)

Figura 12: Event Study con aggregazione settimanale (mediana 7 giorni), specificazioni log e asinh.

### 6.3.2 Aggregazione bi-settimanale (mediana 14 giorni)

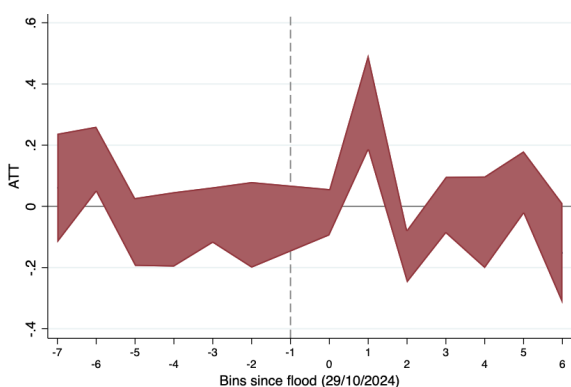
La Figura 13 riporta i risultati dell'*Event Study* con aggregazione bi-settimanale, stimato mediante *Weighted OLS* (WOLS) per la trasformazione in logaritmi e per la trasformazione *asinh*.

Rispetto alla versione settimanale, l'andamento dei coefficienti  $\delta_k$  risulta più stabile e regolare nel periodo pre-evento, con fluttuazioni contenute e assenza di divergenze sistematiche già a partire da  $k = -5$ , che in questa specificazione corrisponde a un intervallo temporale più esteso rispetto al caso settimanale. Questo andamento supporta la plausibilità dell'assunzione di *parallel trends* nelle vicinanze dell'evento, pur richiedendo cautela nell'interpretazione, poiché una parte della variabilità residua potrebbe derivare da fattori endogeni non pienamente osservabili. Nel periodo successivo all'alluvione ( $k \geq 0$ ) emerge un picco positivo marcato in corrispondenza di  $k = 1$ , seguito da un rapido riassorbimento verso valori prossimi allo zero. Tale dinamica suggerisce un incremento temporaneo della luminosità notturna, e quindi dell'attività economica, che, in base alla

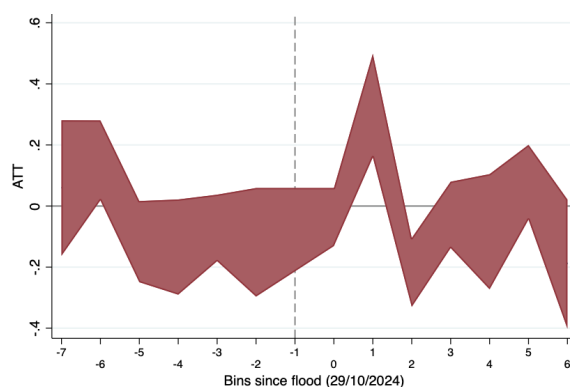


costruzione dei blocchi temporali, corrisponde alla seconda bi-settimana dopo l'evento<sup>2</sup>, plausibilmente legato alla ripresa delle attività produttive e ai lavori di ricostruzione o manutenzione. Questo implica che l'aumento di luminosità osservato non è immediato, ma si manifesta a distanza di circa due settimane, quando le condizioni meteorologiche si sono normalizzate e possono essere iniziate le operazioni di ricostruzione e pulizia delle aree colpite. Il ritorno dei coefficienti su valori neutri nelle settimane successive indica invece che l'effetto non è persistente nel medio periodo.

Nel complesso, la maggiore regolarità della serie e la significatività statistica più chiara dei coefficienti rispetto al caso settimanale supportano l'idea che l'aggregazione bi-settimanale catturi in modo più efficace la dinamica dell'impatto dell'alluvione, riducendo la componente di rumore presente nei dati ad alta frequenza. Anche in questo caso, il profilo osservato è coerente con la letteratura sugli effetti economici di eventi climatici estremi, che evidenzia una fase di *short-term recovery* seguita da normalizzazione.



(a) Log (WOLS, PSM, 14 giorni, mediana)



(b) Asinh (WOLS, PSM, 14 giorni, mediana)

Figura 13: Event Study con aggregazione bi-settimanale (mediana 14 giorni), specificazioni log e asinh.

Il confronto tra le due specificazioni temporali mostra chiaramente come la scelta della finestra di aggregazione influenzi la capacità del modello di cogliere la dinamica post-evento. Nel caso settimanale, i coefficienti  $\delta_k$  risultano più variabili e rumorosi, con

<sup>2</sup>dal 12 al 25 novembre 2024.

oscillazioni isolate sia nel periodo pre-evento (ad esempio in  $k = -9$  e  $k = -6$ ) sia in quello successivo, dove si osserva un picco positivo in  $k = 3$  rapidamente riassorbito. Questa configurazione suggerisce la presenza di maggiore volatilità nei dati ad alta frequenza, che può riflettere fattori esogeni di breve periodo non pienamente catturati dai controlli.

L'aggregazione bi-settimanale, al contrario, restituisce una traiettoria più stabile e interpretabile, caratterizzata da un unico incremento concentrato nel secondo intervallo successivo all'alluvione ( $k = 1$ ) e da un successivo ritorno alla normalità. Il periodo  $k = 1$  nel modello bi-settimanale corrisponde temporalmente al picco osservato in  $k = 3$  nella specifica settimanale, ossia circa tre settimane dopo l'evento. Le due specificazioni descrivono quindi lo stesso fenomeno: un aumento temporaneo della luminosità notturna nel periodo immediatamente successivo alla fase acuta dell'alluvione, verosimilmente associato alla ripresa delle attività economiche e alle operazioni di ripristino infrastrutturale.

La maggiore regolarità dei coefficienti e la loro coerenza tra le due trasformazioni della variabile dipendente (*log* e *asinh*) confermano che l'aggregazione su 14 giorni attenua il rumore di fondo, migliorando la leggibilità dell'effetto economico.

Nel complesso, i risultati delle due specificazioni convergono su un'interpretazione coerente: l'alluvione ha generato un effetto temporaneo di recupero dell'attività antropica nelle settimane immediatamente successive all'evento, senza tuttavia produrre impatti persistenti nel medio periodo. La finestra bi-settimanale risulta quindi la configurazione più informativa e robusta per rappresentare la dinamica dell'effetto.

## 7 Discussione dei Risultati

La presente sezione interpreta i risultati empirici ottenuti, collegandoli alla letteratura sull'utilizzo delle luci notturne (NTL) come proxy dell'attività economica e agli studi che hanno analizzato l'impatto di eventi naturali con approcci econometrici analoghi. L'obiettivo è comprendere i meccanismi economici sottostanti all'alluvione di Valencia dell'ottobre 2024 e valutare la coerenza dei risultati con quanto osservato in contesti comparabili.

I modelli *Difference-in-Differences* (DID) ed *Event Study* qui presentati mostrano un effetto positivo, statisticamente significativo e di natura transitoria sull'intensità luminosa dei comuni trattati. L'impatto emerge con maggiore chiarezza nelle specificazioni ponderate (WOLS) e con aggregazione bi-settimanale, dove la riduzione del rumore e la maggiore stabilità temporale delle osservazioni consentono un'identificazione più robusta della dinamica post-evento. L'assenza di oscillazioni marcate nei periodi immediatamente precedenti all'alluvione suggerisce una plausibile validità dell'assunzione di *parallel trends* nelle vicinanze della data dell'evento. Tuttavia, la presenza di una moderata variabilità residua impone cautela nell'interpretazione, poiché eventuali componenti endogene non osservate potrebbero influire, seppur marginalmente, sull'identificazione causale dei risultati.

La significatività dei coefficienti soltanto nelle specifiche pesate conferma l'importanza del bilanciamento ottenuto tramite PSM, che consente di confrontare i comuni colpiti con unità di controllo realmente simili in termini di caratteristiche pre-evento. L'effetto medio positivo risulta dunque evidente soltanto quando si corregge per la diversa probabilità di trattamento, riducendo la varianza e isolando l'impatto netto dell'alluvione.

Nelle specificazioni bi-settimanali, l'effetto dell'alluvione è positivo e statisticamente significativo in tutte le trasformazioni della variabile dipendente. Ciò suggerisce che lo shock, pur improvviso, abbia innescato una fase di temporanea espansione nelle settimane successive.

I risultati dell'*Event Study* mostrano che i coefficienti rimangono intorno a zero nei periodi immediatamente successivi all'evento e registrano poi un picco positivo in  $k = 3$  nella versione settimanale (circa tre settimane dopo l'alluvione) e in  $k = 1$  nella versione bi-settimanale (12–25 novembre 2024). Questa traiettoria è coerente con una reazione economica differita: l'impatto diretto dello shock non riduce la luminosità, ma le successive attività di ripristino e ricostruzione producono un aumento transitorio dell'intensità luminosa. Dopo tale fase, i coefficienti tornano prossimi allo zero, segnalando un rapido ritorno alle condizioni pre-evento.

Nel complesso, l'effetto osservato può essere interpretato come un rimbalzo di breve periodo, compatibile con una risposta di resilienza immediata più che con una crescita strutturale di lungo periodo.

## 7.1 Confronto con la letteratura

La dinamica osservata nel caso valenciano si colloca in modo coerente, ma con alcune peculiarità, rispetto al quadro delineato dalla letteratura recente sui disastri naturali e sull'utilizzo dei dati di luminosità notturna come proxy economica.

Collalti [9], analizzando una vasta serie di *flash floods* in America Centrale e nei Caraibi, evidenzia una netta contrazione delle NTL nei mesi immediatamente successivi all'evento, seguita da una ripresa lenta e disomogenea, particolarmente marcata nei paesi con più basso indice di sviluppo umano (HDI). Nel caso di Valencia, al contrario, non si osserva una contrazione immediata dell'attività luminosa: i coefficienti rimangono prossimi a zero nelle settimane successive all'alluvione, seguiti da un picco positivo di breve durata. Tale andamento suggerisce una forma di resilienza rapida, ma di natura prevalentemente comunitaria più che istituzionale. Le cronache e i resoconti ufficiali confermano infatti che la gestione dell'emergenza da parte del governo regionale guidato da Carlos Mazón è stata oggetto di critiche diffuse per lentezza, confusione e scarsa coordinazione [21]. Nei giorni immediatamente successivi all'alluvione, la reazione civica si è rivelata determinante: lunghe file di cittadini si sono formate spontaneamente per pulire fango e macerie nei sobborghi di Valencia, mentre le istituzioni tentavano di

centralizzare tardivamente le iniziative di volontariato, incontrando resistenze e proteste popolari. Questa dinamica suggerisce che il rapido recupero della luminosità rilevato dai dati NTL rifletta prevalentemente una *resilienza comunitaria bottom-up*, più che una risposta istituzionale pianificata.

Zhao et al. [10] evidenziano che le variazioni giornaliere delle NTL possono essere fortemente influenzate da fattori atmosferici e da attività di emergenza post-disastro, come operazioni di soccorso, traffico e lavori notturni di ricostruzione, che possono temporaneamente aumentare la radianza osservata. Nel caso valenciano, la variabilità dei dati a 7 giorni e la stabilità relativa della serie aggregata a 14 giorni trovano coerenza con questa interpretazione: la media della copertura nuvolosa nei comuni trattati nella settimana immediatamente successiva all'evento è pari a all'80%, confermando condizioni atmosferiche ancora perturbate e giustificando l'uso dell'aggregazione mediana per ridurre il rumore dovuto alle nubi. L'incremento positivo nel periodo  $k = 3$  dell'*event study* è plausibilmente riconducibile alla ripresa di attività di pulizia, ricostruzione e illuminazione straordinaria delle aree urbane colpite, in linea con quanto osservato da Zhao et al. nei contesti di risposta post-alluvione.

I risultati di Bock et al. [11], basati su 107 eventi alluvionali europei, mostrano un ritorno alla normalità economica entro quattro-cinque mesi dall'impatto, con tempi di recupero più rapidi nelle regioni dotate di solidi sistemi assicurativi e di protezione civile. Nel contesto valenciano, la finestra di recupero dell'intensità luminosa appare ancora più breve, ma attribuibile principalmente all'iniziativa privata e al capitale sociale locale, piuttosto che all'efficacia del coordinamento istituzionale.

Infine, coerentemente con quanto evidenziato da Henderson et al. [7] e da Gibson et al. [15], i risultati confermano la validità dei dati VIIRS-DNB per la misura di shock economici anche in contesti sviluppati, a condizione che vengano corretti per fattori atmosferici e aggregati a frequenze temporali adeguate. L'uso dei dati giornalieri, come evidenziato anche da Zhao et al. [10], consente infatti di cogliere la dinamica immediata dell'impatto ma richiede un'attenta filtrazione del rumore dovuto a nubi, riflessi lunari e variazioni operative dei sensori. In questo senso, l'aggregazione mediana a 14 giorni

adottata in questa tesi rappresenta un compromesso efficace tra risoluzione temporale e stabilità statistica, permettendo di identificare in maniera più chiara il profilo post-evento senza perdere la sensibilità alle variazioni di breve periodo.

## 7.2 Stima illustrativa dell'impatto economico

Per fornire un ordine di grandezza economico agli effetti stimati sulle NTL, si applica l'elasticità proposta da Henderson et al. [7], secondo cui la crescita della luminosità notturna è positivamente correlata alla crescita del PIL reale. Nella specificazione con effetti fissi per paese e anno, metodologicamente coerente con il modello qui adottato, gli autori stimano un coefficiente pari a  $\psi = 0,307$ . Va, tuttavia, specificato che tale coefficiente di elasticità è stimato in condizioni "normali" e su dati annuali: il suo impiego in questo contesto di shock serve esclusivamente come trasformazione illustrativa della variazione di attività antropica osservata, non come previsione del PIL effettivo.

### a) Aggregazione 7 giorni (log, WOLS)

Dall'*Event Study* si ottiene, per il bin  $k=3$ , un coefficiente  $\Delta \ln NTL_{k=3}^{(7)} = 0,5708$ . Applicando l'elasticità di Henderson et al., la corrispondente variazione del PIL è:

$$\Delta \ln Y_{k=3}^{(7)} = \psi \times \Delta \ln NTL_{k=3}^{(7)} = 0,307 \times 0,5708 = 0,1752 \quad (7)$$

In termini percentuali, l'aumento equivalente del PIL reale locale è stimato come 17,52%. Tale valore deve essere letto come effetto diretto di breve periodo, un rimbalzo temporaneo legato alle attività di emergenza, ripristino e ricostruzione immediata.

### b) Aggregazione 14 giorni (log, WOLS)

Per il bin  $k=1$ , il coefficiente stimato è  $\Delta \ln NTL_{k=1}^{(14)} = 0,3396$ . Applicando lo stesso coefficiente di elasticità, si ottiene:

$$\Delta \ln Y_{k=1}^{(14)} = \psi \times \Delta \ln NTL_{k=1}^{(14)} = 0,307 \times 0,3396 = 0,1043 \quad (8)$$

Ciò equivale a un incremento del 10.43%, interpretabile come effetto transitorio di intensità più contenuta rispetto alla versione settimanale.

*c) Effetto medio (DID statico)*

Per una misura complessiva del periodo post-evento, è inoltre possibile considerare il coefficiente medio stimato dal modello *DID statico* in *log* (WOLS, 14 giorni), pari a  $\beta_{\text{Flood}} = 0,232$ . Applicando la stessa elasticità, si ottiene:

$$\Delta \ln Y_{\text{medio}} = \psi \times \beta_{\text{Flood}} = 0,307 \times 0,232 = 0,0712 \quad (9)$$

In termini percentuali, l'aumento equivalente del PIL locale risulta pari a circa 7,1%. Questo valore sintetizza l'impatto medio diretto e di breve periodo successivo all'evento alluvionale.

*d) Nota metodologica e confronto con previsioni macroeconomiche*

È essenziale interpretare questi risultati con cautela. Le stime non rappresentano previsioni del PIL effettivo, ma una conversione economica approssimativa delle variazioni di luminosità osservate. Si assume in modo semplificato che l'elasticità tra PIL e NTL stimata da Henderson et al. [7] in contesti di normalità valga anche in una fase di shock, il che costituisce una forte ma utile approssimazione per quantificare l'ordine di grandezza degli effetti diretti.

Nel lungo periodo, l'andamento del PIL reale dipende da meccanismi più complessi, come danni agli asset, spesa pubblica, investimenti ed occupazione. Il risultato solido di questo studio resta quindi la variazione di attività antropica locale, misurata in modo preciso attraverso le NTL: la sua traduzione in termini di PIL serve solo a fornire una scala economica intuitiva agli effetti di breve periodo.

In questa prospettiva, le variazioni di NTL osservate a Valencia rappresentano un segnale di resilienza operativa e risposta immediata del territorio, più che una crescita strutturale dell'economia.

Quanto affermato fino ad ora trova conferma nelle stime macroeconomiche pubblicate

da istituti di ricerca. Le evidenze disponibili confermano che, nonostante la ripresa luminosa osservata dopo l'evento, l'impatto economico complessivo dell'alluvione sulla Comunità Valenciana è stato negativo nel breve periodo.

Secondo CaixaBank Research [32], la DANA ha comportato una contrazione temporanea dell'attività produttiva, con un impatto stimato sul PIL spagnolo compreso tra  $-0,10\%$  e  $-0,20\%$  nel quarto trimestre del 2024.

Un'analisi di BBVA Research [33] stima che i danni economici complessivi associati alla DANA ammontino a circa lo  $0,55-1,71\%$  del PIL nazionale, mentre le valutazioni ex-post tratte dal database EM-DAT indicano un impatto pari a circa lo  $0,65\%$  del PIL.

Nel complesso, le stime di CaixaBank e BBVA suggeriscono che, pur in presenza di un aumento della luminosità notturna, il PIL effettivo della regione non è cresciuto nel breve periodo, ma ha subito un rallentamento congiunturale. L'incremento delle NTL deve pertanto essere interpretato come espressione di un'intensa attività antropica post-disastro, legata a soccorsi, pulizia e ricostruzione, piuttosto che come un'espansione del valore aggiunto. Ciò rafforza la lettura proposta in questa sezione: la trasformazione delle variazioni di luminosità in termini di PIL rappresenta una *quantificazione economica approssimativa* degli effetti diretti di breve periodo, coerente con la risposta resiliente ma transitoria del sistema economico valenciano.

*e) Discussione sull'elasticità e confronto con Bluhm [34]*

L'esercizio precedente applica il coefficiente di elasticità  $\psi = 0,307$  stimato da Henderson et al. [7], assumendo che il rapporto tra luminosità notturna e prodotto interno lordo sia stabile e costante a ogni scala geografica. Tuttavia, come suggerito dai risultati empirici discussi in precedenza (CaixaBank [32]; BBVA [33]), tale ipotesi appare eccessivamente rigida: nonostante l'aumento della luminosità post-alluvione, le previsioni macro indicano una contrazione congiunturale del PIL. Ciò conferma che, in contesti di shock, il legame luce-reddito può attenuarsi o assumere natura temporanea. Inoltre, come osserva Bluhm [34], molti studi che impiegano le NTL come proxy dell'attività economica locale adottano questa ipotesi di elasticità costante, che può risultare fuorviante.



Analizzando la relazione tra luminosità notturna e PIL regionale per sei Paesi (Stati Uniti, Germania, Italia, Spagna, Brasile e Cina) nel periodo 1992–2018, Bluhm mostra che l’elasticità varia in modo sistematico con il livello di reddito, la densità di popolazione e la scala geografica di osservazione. L’autore stima un modello panel log–log con effetti fissi regionali e temporali, espresso come:

$$\ln(\text{NTL}_{it}) = \alpha_i + \gamma_t + \beta_1 \ln(\text{GDP}_{it}) + \beta_2 [\ln(\text{GDP}_{it}) \times \ln(\text{PopDens}_i)] + \varepsilon_{it}, \quad (10)$$

dove  $\beta_1$  rappresenta l’elasticità media della luminosità rispetto al PIL, calcolata alla densità di popolazione media, mentre  $\beta_2$  misura la variazione di tale elasticità al crescere della densità. Questa specificazione consente di cogliere la non linearità del rapporto luce–reddito.

Nel caso di Bluhm, la variabile dipendente è la luminosità notturna, mentre il PIL regionale è la variabile esplicativa: il coefficiente stimato misura quindi la risposta della luce rispetto alle variazioni dell’attività economica, non il contrario. L’autore precisa infatti che l’obiettivo non è identificare una relazione causale, ma valutare la forza e la stabilità del legame proporzionale tra le due variabili. Essendo il modello log–log, tale coefficiente può comunque essere interpretato come indicatore empirico della co–movimentazione tra PIL e NTL, utile per calibrare analisi illustrative. I risultati sono mostrati in Tabella XI di seguito.

Tabella XI: Elasticità tra luminosità notturna e PIL regionale in Bluhm [34]

Paese	Elasticità stimata	Significatività
Stati Uniti	0,278	***
Germania	0,291	***
Italia	0,072	n.s.
Spagna	−0,037	n.s.
Brasile	0,061	**
Cina	0,195	***
<b>Intervallo approssimativo (paesi ad alto reddito)</b>	<b>[0.06, 0.29]</b>	

Note: valori tratti da Bluhm [34], Tabella 3. Le stime derivano da modelli panel a livello sub–nazionale (regioni/province) con effetti fissi regione e anno, periodo 1992–2018. n.s. = non significativo. \*\*\*  $p < 0,01$ , \*\*  $p < 0,05$ .

Nel caso specifico della Spagna, l'autore stima un coefficiente non statisticamente significativo, probabilmente a causa del numero limitato di regioni del Paese. Pertanto, l'elasticità sub-nazionale per la Spagna non può essere adottata come riferimento affidabile per la conversione economica.

Nel presente lavoro, tali coefficienti vengono impiegati in modo *descrittivo e illustrativo* per convertire le variazioni osservate di luminosità in ordini di grandezza economici equivalenti. Sebbene in Bluhm la relazione sia stimata nel verso  $\ln(\text{NTL}) = f(\ln(\text{GDP}))$ , e quindi  $\beta$  rappresenti la *risposta delle luci a cambiamenti di PIL*, lo stesso parametro può essere interpretato come misura empirica della *forza di co-movimentazione* tra le due variabili. Esso viene utilizzato come *fattore di proporzionalità empirico* per ottenere una stima approssimativa della variazione del PIL corrispondente alle variazioni di NTL osservate:

$$\Delta \ln Y \approx \varphi \times \Delta \ln \text{NTL}, \quad \varphi \in [0,06, 0,29]. \quad (11)$$

L'intervallo scelto costituisce una calibrazione prudente e coerente con la scala sub-nazionale dell'analisi valenciana, caratterizzata da elevata densità urbana. Applicando tali valori ai coefficienti dell'*Event Study*, si ottengono le seguenti variazioni illustrative del PIL locale:

$$\begin{aligned} \Delta \ln Y_{k=3}^{(7)} &= [0,06, 0,29] \times 0,5708 = [0,034, 0,166], \\ \Delta \ln Y_{k=1}^{(14)} &= [0,06, 0,29] \times 0,3396 = [0,020, 0,099], \\ \Delta \ln Y_{\text{medio}} &= [0,06, 0,29] \times 0,232 = [0,014, 0,067]. \end{aligned}$$

In termini percentuali, gli effetti equivalenti variano in funzione della specificazione temporale adottata. Nei modelli a 7 giorni, l'incremento stimato del PIL locale è compreso tra circa 3,4% e 16,6%, mentre nella versione bi-settimanale il range si riduce a 2,0%–9,9%. Il modello statico, che sintetizza l'impatto medio sull'intero periodo post-evento, restituisce un effetto più contenuto, pari a 1,4%–6,7%. Queste differenze riflettono la diversa intensità e durata della risposta economica, più marcata nei periodi immediatamente successivi all'alluvione e via via attenuata nel medio termine.

Si tratta di variazioni illustrative e di breve periodo, che descrivono l'intensità delle attività di risposta e ricostruzione più che una crescita effettiva del valore aggiunto. Il rapido riassorbimento dei coefficienti dell'*Event Study* verso lo zero conferma una resilienza temporanea, coerente con le evidenze macro: l'aumento di luminosità post-alluvione rappresenta una reazione operativa del sistema locale, non una crescita strutturale dell'economia.

In conclusione, l'analisi di Bluhm rafforza l'interpretazione prudente suggerita in questa sezione e dai risultati macroeconomici: le elasticità NTL-PIL variano notevolmente con il contesto e non possono essere applicate in modo uniforme a episodi di shock. La traduzione delle NTL in termini di PIL deve quindi essere intesa come una stima illustrativa degli effetti diretti e immediati, utile per fornire una scala economica comparabile, ma non come misura della crescita reale.

### 7.3 Inquadramento teorico secondo Heger & Neumayer

Alla luce della classificazione proposta da Heger e Neumayer [8], l'alluvione di Valencia può essere inquadrata nello scenario 3 (Figura 14): *recupero temporaneo oltre il trend controfattuale*. In questo caso, l'economia locale non mostra un declino duraturo, ma un rialzo di breve periodo legato alla ricostruzione e al rimpiazzo del capitale fisico danneggiato, seguito da un ritorno ai livelli preesistenti di attività.

Secondo gli autori, tale traiettoria riflette una dinamica di *resilienza adattiva*, nella quale la ripresa non è trainata da cambiamenti strutturali, ma da meccanismi di risposta emergenziale e da flussi di spesa straordinaria che tendono a esaurirsi rapidamente. Nel caso valenciano, la forma temporanea della ripresa si inserisce in questo quadro: l'aumento delle NTL, concentrato nelle prime settimane successive all'evento, è interpretabile come effetto della mobilitazione spontanea dei cittadini e delle operazioni di ripristino infrastrutturale, più che come segnale di un rinnovato ciclo economico. Il ritorno ai livelli "neutri" di luminosità già entro poche settimane conferma la mancanza di una trasformazione produttiva o istituzionale in grado di generare una crescita sostenuta.

Tuttavia, bisogna sottolineare come nel caso di Valencia, a differenza dello scenario di riferimento, non si sia verificato un osservabile iniziale calo dell'intensità delle NTL.

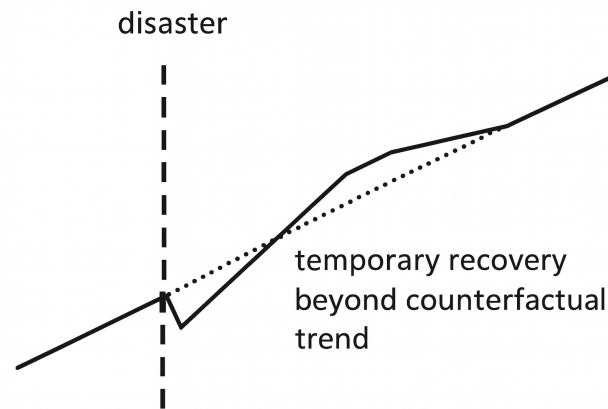


Figura 14: Scenario 3: Recupero temporaneo oltre il trend controfattuale. Fonte: Heger e Neumayer (2019) [8].

Il caso di Aceh, invece, era stato associato allo scenario 4 (*recupero sostenibile oltre il trend*). In quell'occasione, il massiccio afflusso di aiuti internazionali, la ricostruzione su larga scala e la fine del conflitto civile generarono una vera e propria accelerazione economica di lungo periodo. In Spagna, al contrario, la risposta all'alluvione del 2024 si è basata soprattutto su interventi di emergenza e su forme di solidarietà comunitaria, senza innescare mutamenti strutturali del sistema produttivo o dell'organizzazione territoriale.

#### 7.4 Meccanismi economici e resilienza locale

L'assenza di una contrazione immediata dell'attività luminosa e la successiva crescita temporanea delle NTL osservata a Valencia suggeriscono un modello di risposta economica atipico rispetto a quanto comunemente rilevato in letteratura per eventi alluvionali di analoga intensità. Tale comportamento può essere interpretato come il risultato di una resilienza di breve periodo alimentata principalmente dall'iniziativa privata e comunitaria, piuttosto che da un coordinamento istituzionale efficace.

Nei giorni immediatamente successivi all'evento si è infatti verificata una mobilitazione spontanea senza precedenti: migliaia di cittadini si sono auto-organizzati per fornire aiuti, distribuire beni di prima necessità e ripulire le aree più colpite, spesso in assenza di

istruzioni ufficiali o prima dell'arrivo delle autorità competenti. Le cronache locali riportano che il governo regionale guidato da Carlos Mazón è stato duramente criticato per la lentezza e la frammentazione della risposta, per la mancata dichiarazione tempestiva dello stato di emergenza "catastrofico" e per il ritardo nell'attivazione dei protocolli di protezione civile [21]. Inoltre, le accuse reciproche tra autorità regionali, governo centrale e agenzie meteorologiche (AEMET) hanno contribuito a una risposta frammentata e politicamente polarizzata. Le proteste popolari culminate nella grande manifestazione del 9 novembre, con oltre 130,000 partecipanti, riflettono il diffuso malcontento per la gestione istituzionale della crisi. Solo dopo l'intervento dell'Esercito e la mobilitazione di migliaia di volontari (spesso auto-organizzati e giunti sui luoghi colpiti prima delle autorità), imprese locali ed associazioni si è avviata una fase effettiva di soccorso e ripristino, mirata alla pulizia urbana e al ripristino delle infrastrutture di base.



(a) Fonte: Agencia EFE [26]



(b) Fonte: Agencia EFE [26]

Figura 15: Interventi di volontari durante le operazioni di pulizia nei giorni successivi all'alluvione nella provincia di Valencia.

Da un punto di vista economico, questa reazione dal basso ha prodotto un incremento temporaneo della domanda di lavoro, materiali e servizi, generando un effetto visibile sulle misurazioni NTL. Il picco positivo registrato intorno a  $k = 3$  nei modelli *event study* settimanali riflette verosimilmente l'intensificazione delle attività di ripristino, illuminazione notturna e movimentazione logistica nelle settimane immediatamente successive all'alluvione. Tale dinamica è coerente con quanto osservato da Zhao et al.

[10], secondo cui le NTL possono aumentare transitoriamente nelle fasi di emergenza a causa dell'attività dei soccorsi e delle operazioni di recupero.

Ulteriori evidenze a supporto di questa interpretazione emergono dai dati di spesa analizzati da BBVA Research [35], che monitora in tempo reale le transazioni con carta in Spagna (Figura 16. Nella provincia di Valencia, il consumo *presencial* è diminuito del 14,4% nella settimana dell'alluvione (29 ottobre–4 novembre), ma si è quasi completamente normalizzato entro l'11 novembre (-0,8% interannuale). Il recupero è stato trainato dalle transazioni effettuate con carte spagnole, mentre quelle con carte estere hanno mantenuto variazioni negative. I settori della ristorazione, del commercio al dettaglio e dei servizi digitali mostrano una rapida ripresa, mentre comparti come l'automotive e l'abbigliamento registrano effetti più persistenti. Tale eterogeneità è coerente con il profilo dinamico stimato nelle NTL: un rimbalzo repentino legato alla ripresa dell'attività economica di prossimità e alla mobilitazione locale, piuttosto che a una crescita strutturale o a un'espansione dei flussi turistici.

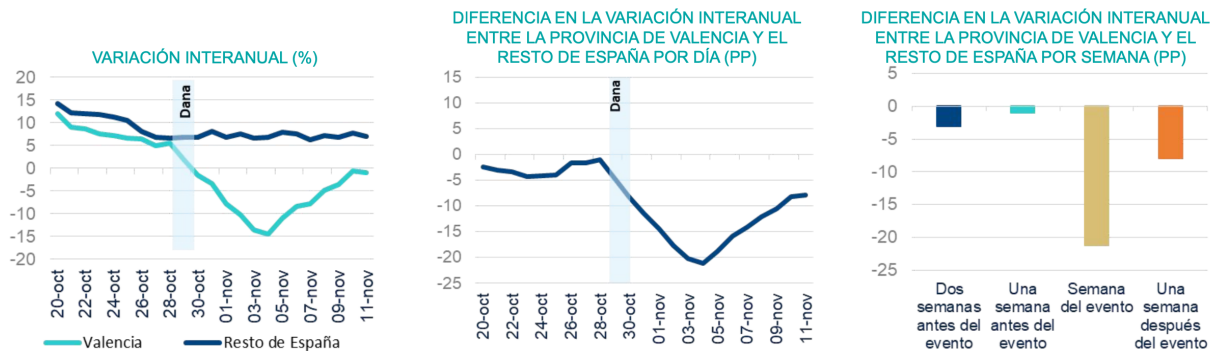


Figura 16: Evoluzione della spesa con carta fisica nella provincia di València durante la DANA (media mobile 7 giorni). Fonte: BBVA Research [35].

Nel complesso, l'allineamento tra l'evidenza satellitare e gli indicatori micro-economici di spesa conferma che il picco positivo rilevato nelle settimane successive all'evento rappresenta una risposta di breve periodo, alimentata dall'attivazione dei consumi locali e dalle iniziative di ricostruzione immediata.

L'insieme di queste evidenze supporta l'idea che la resilienza valenciana sia stata

prevalentemente *comunitaria*, fondata sulla capacità di auto-organizzazione sociale ed economica e su reti locali preesistenti. Questa risposta collettiva ha permesso di ripristinare rapidamente la funzionalità urbana e produttiva, ma non ha generato effetti strutturali duraturi: le stime non mostrano variazioni permanenti nei trend post-evento, suggerendo un ritorno all'equilibrio di lungo periodo una volta esaurito lo slancio emergenziale.

## 7.5 Implicazioni, limiti e sviluppi futuri

Dal punto di vista metodologico, i risultati confermano l'importanza di utilizzare strategie di aggregazione temporale e di ponderazione per ridurre il rumore dei dati e migliorare la robustezza delle stime basate su luci notturne (NTL). L'adozione di un approccio bi-settimanale e di pesi derivanti dal *Propensity Score Matching* si rivela particolarmente efficace per identificare gli effetti economici di breve periodo legati a eventi naturali. Ciò suggerisce che, in presenza di dati ad alta frequenza, la combinazione di filtraggio temporale e correzione per eterogeneità osservabile rappresenti una condizione necessaria per un'identificazione credibile.

Sul piano economico e interpretativo, i risultati evidenziano che la resilienza valenciana è stata rapida ma prevalentemente *dal basso*. Il recupero economico osservato attraverso le NTL sembra essere stato trainato soprattutto dall'iniziativa privata e dalla mobilitazione spontanea dei cittadini, piuttosto che da un intervento istituzionale tempestivo e coordinato.

Da un punto di vista più ampio, questi risultati contribuiscono al dibattito sulla natura della resilienza economica urbana, mostrando come le dinamiche post-disastro possano variare sostanzialmente a seconda dell'origine della risposta. Nel caso valenciano, la rapidità del recupero non implica un miglioramento strutturale o un aumento duraturo della produttività, ma piuttosto una capacità di ristabilire rapidamente le condizioni pre-evento grazie alla reazione diffusa e decentrata del tessuto economico locale.

Tra i limiti principali dello studio si segnalano: la breve finestra temporale di osservazione e la possibile influenza residua di fattori meteorologici non completamente eliminati

dall'aggregazione mediana. Inoltre, l'analisi si concentra volutamente su un singolo evento, limitando però la generalizzabilità dei risultati a contesti con caratteristiche socio-istituzionali diverse.

Prospettive future di ricerca includono l'estensione dell'analisi a una serie di eventi estremi comparabili, sia in Spagna sia in altri contesti europei, al fine di valutare la generalizzabilità delle dinamiche osservate. Un approccio multi-evento consentirebbe di distinguere tra shock localizzati e ricorrenti, nonché di analizzare come le caratteristiche istituzionali e la capacità di risposta pubblica influenzino la rapidità del recupero economico.

Inoltre, l'integrazione di dati satellitari con indicatori micro-economici, come informazioni su occupazione e contratti di lavoro, permetterebbe di validare in modo più diretto l'uso delle NTL come proxy dell'attività economica post-disastro. L'inclusione di tali variabili faciliterebbe anche l'identificazione di eterogeneità settoriali nella ripresa, evidenziando differenze tra manifattura, servizi e agricoltura.

Un ulteriore sviluppo metodologico potrebbe consistere nell'utilizzo di modelli spaziali o *panel* dinamici che tengano conto delle interdipendenze geografiche tra comuni contigui, per cogliere eventuali effetti di *spillover* positivi o negativi.

Nel complesso, lo studio mostra come l'integrazione tra fonti satellitari e metodologie econometriche avanzate possa costituire una base solida per lo sviluppo di sistemi di *early assessment* degli impatti economici dei disastri naturali, fornendo alle istituzioni strumenti quantitativi per pianificare interventi più efficaci di prevenzione e ricostruzione.



## 8 Conclusione

La presente tesi ha analizzato l'impatto economico dell'alluvione che ha colpito la Comunità Valenciana il 29 ottobre 2024, utilizzando dati satellitari di luminosità notturna (NTL) come proxy ad alta frequenza dell'attività economica locale. L'obiettivo principale era valutare, in chiave causale, la dinamica temporale degli effetti del disastro e la rapidità della ripresa, contribuendo al dibattito sulla misurazione della resilienza economica post-disastro in contesti urbani avanzati.

Dal punto di vista empirico, i risultati ottenuti attraverso modelli *Difference-in-Differences* (DID) e *Event Study* mostrano un effetto positivo, statisticamente significativo e di breve durata sull'intensità luminosa dei comuni colpiti. L'aumento di luminosità osservato nelle settimane successive all'evento suggerisce un rimbalzo economico temporaneo, attribuibile principalmente alle attività di ricostruzione, pulizia e ripristino infrastrutturale. L'effetto si manifesta con maggiore chiarezza quando le osservazioni vengono ponderate tramite pesi da *Propensity Score Matching* e aggregate su finestre bi-settimanali mediane, confermando l'efficacia di tali strategie nel ridurre il rumore e migliorare la precisione delle stime.

Sotto il profilo interpretativo, la dinamica valenciana riflette una forma di resilienza rapida ma prevalentemente *bottom-up*, guidata dall'iniziativa privata e dall'auto-organizzazione della popolazione più che da un coordinamento istituzionale. L'assenza di un calo iniziale e il successivo picco temporaneo di luminosità indicano che la risposta all'emergenza è stata immediata ma non strutturale: le attività economiche si sono riattivate rapidamente per ristabilire la normalità, senza generare cambiamenti duraturi nella produttività o nell'organizzazione del sistema locale. In termini teorici, questa traiettoria si colloca nello scenario di *recupero temporaneo oltre il trend* descritto da Heger e Neumayer [8], tipico di economie che reagiscono prontamente a shock esogeni ma non sviluppano meccanismi di adattamento di lungo periodo.

Sul piano metodologico, il lavoro contribuisce a dimostrare la validità dei dati VIIRS-DNB

come strumento per la valutazione quantitativa e tempestiva degli shock economici locali, anche in paesi ad alto reddito. L'utilizzo di aggregazioni mediane bi-settimanali e di tecniche di ponderazione ha mostrato come sia possibile mitigare il rumore dovuto a fattori atmosferici e ottenere stime coerenti, pur mantenendo un'elevata risoluzione temporale. L'approccio proposto fornisce un quadro metodologico replicabile per l'analisi di altri eventi climatici estremi, estendibile a contesti differenti mediante l'integrazione con variabili meteorologiche, geografiche e socio-economiche.

I risultati hanno implicazioni operative e di *policy* rilevanti. In primo luogo, evidenziano come la tempestività e l'efficacia della risposta locale rappresentino elementi chiave per la resilienza economica urbana. L'esperienza valenciana suggerisce che la capacità di auto-organizzazione della comunità può compensare, almeno nel breve periodo, carenze nella risposta istituzionale. In secondo luogo, la possibilità di monitorare in tempo quasi reale l'attività economica tramite dati satellitari apre prospettive concrete per l'implementazione di sistemi di *early assessment* a supporto della pianificazione territoriale e della gestione delle emergenze.

Pur con alcune limitazioni, tra cui la concentrazione su un singolo evento e la permanenza di una certa quantità di rumore nei dati, lo studio fornisce una base empirica solida per future estensioni comparative su scala nazionale o europea.

In conclusione, la tesi dimostra che l'analisi combinata di dati satellitari e metodi econometrici avanzati consente di "fare luce", in senso letterale e figurato, sui meccanismi di risposta economica ai disastri naturali. La capacità di catturare variazioni rapide e localizzate dell'attività economica costituisce un potente strumento di monitoraggio, utile non solo per la ricerca accademica, ma anche per la progettazione di politiche pubbliche orientate alla resilienza, alla prevenzione e alla gestione sostenibile del rischio climatico.

## Riferimenti bibliografici

- [1] J. Rentschler, M. Salhab, and B. A. Jafino, "Flood exposure and poverty in 188 countries," *Nature Communications*, vol. 13, no. 3527, 2022.
- [2] UNDRR, "The human cost of disasters: An overview of the last 20 years (2000–2019)," United Nations Office for Disaster Risk Reduction (UNDRR), 2024. [Online]. Available: <https://www.undrr.org/publication/human-cost-disasters-overview-last-20-years-2000-2019>
- [3] L. Alfieri, P. Burek, L. Feyen, and G. Forzieri, "Global warming increases the frequency of river floods in europe," *Hydrology and Earth System Sciences*, vol. 19, no. 5, pp. 2247–2260, 2015.
- [4] I. Castro-Melgar, T. Falaras, E. Basiou, and I. Parcharidis, "Assessment of the october 2024 cut-off low event floods impact in valencia (spain) with satellite and geospatial data," *Remote Sensing*, vol. 17, no. 13, p. 2145, 2025, published: 22 June 2025. [Online]. Available: <https://doi.org/10.3390/rs17132145>
- [5] C. E. y Social de la Comunitat Valenciana, "Evaluación del impacto socioeconómico de la dana de octubre de 2024 en la comunitat valenciana," 2025, rielaborazione da infografiche ufficiali pubblicate sul portale del CES-CV. [Online]. Available: <https://www.ces.gva.es>
- [6] J. M. Martin-Moreno, E. Garcia-Lopez, M. Guerrero-Fernandez, J. L. Alfonso-Sanchez, and P. Barach, "Devastating "dana" floods in valencia: Insights on resilience, challenges, and strategies addressing future disasters," *Public Health Reviews*, vol. 46, p. 1608297, 2025.
- [7] J. V. Henderson, A. Storeygard, and D. N. Weil, "Measuring economic growth from outer space," *American Economic Review*, vol. 102, no. 2, pp. 994–1028, 2012.
- [8] M. P. Heger and E. Neumayer, "The impact of the indian ocean tsunami on aceh's long-term economic growth," *Journal of Development Economics*, vol. 141, p. 102365, 2019.
- [9] D. Collalti, "The economic dynamics after a flood: Evidence from satellite data," *Environmental and Resource Economics*, 2024.
- [10] N. Zhao, S. Van Zandt, C. Prater, K. N. N. Das, and S. Grunwald, "Detecting economic disruption from natural disasters using satellite-based nightlight data," *Remote Sensing*, vol. 10, no. 10, p. 1526, 2018.
- [11] S. Bock, M. J. Browne, X. J. Lin, and P. Steinorth, "Flood insurance, disaster aid, and economic recovery in europe," 2024, working paper presented at the American Economic Association conference, December 2024.
- [12] X. Chen and W. D. Nordhaus, "Using luminosity data as a proxy for economic statistics," *Proceedings of the National Academy of Sciences*, vol. 108, no. 21, pp. 8589–8594, 2011.
- [13] C. D. Elvidge, K. Baugh, M. Zhizhin, and F.-C. Hsu, "Why viirs data are superior to dmsp for mapping nighttime lights," *Proceedings of the Asia-Pacific Advanced Network*, vol. 35, pp. 62–69, 2013.
- [14] J. Gibson, S. Olivia, and G. Boe-Gibson, "Night lights in economics: Sources and uses," *Journal of Economic Surveys*, vol. 34, no. 5, pp. 955–980, 2020. [Online]. Available: <https://doi.org/10.1111/joes.12387>
- [15] J. Gibson *et al.*, "Are disaster impact estimates distorted by errors in popular night-time lights data?" *Environment and Development Economics*, 2024.
- [16] D. Donaldson and A. Storeygard, "View from above: Applications of satellite data in economics," *Journal of Economic Perspectives*, vol. 30, no. 4, pp. 171–198, 2016.

- [17] C. Lessmann and A. Seidel, "Spatial inequality and economic development: Is there a trade-off between growth and equity?" *Journal of Economic Geography*, vol. 17, no. 1, pp. 89–123, 2017.
- [18] Y. Zhou, S. J. Smith, C. D. Elvidge, K. Zhao, and A. M. Thomson, "Urbanization and sustainability: Satellite evidence of the urban footprint in china," *Environmental Research Letters*, vol. 10, no. 1, p. 014011, 2015.
- [19] S. Michalopoulos and E. Papaioannou, "The origins of the spatial distribution of development," *Quarterly Journal of Economics*, vol. 129, no. 1, pp. 125–175, 2013.
- [20] S. Ebener, C. Murray, A. Tandon, and C. C. Elvidge, "From wealth to health: modelling the distribution of income per capita at the sub-national level using night-time light imagery," *International Journal of Health Geographics*, vol. 4, no. 1, p. 5, 2005.
- [21] Wikipedia contributors, "Inundaciones de la dana de 2024 en españa," 2024. [Online]. Available: [https://es.wikipedia.org/wiki/Inundaciones\\_de\\_la\\_DANA\\_de\\_2024\\_en\\_Espa%C3%B1a](https://es.wikipedia.org/wiki/Inundaciones_de_la_DANA_de_2024_en_Espa%C3%B1a)
- [22] F. M. León, "Las gotas frías/danas: Ideas y conceptos básicos," Instituto Nacional de Meteorología, Ministerio de Medio Ambiente, Madrid, Tech. Rep. Nota Técnica STAP n.º 38, 2003, iSBN: 84-8320-247-6.
- [23] France24. (2024) Cronología de un desastre: de los primeros momentos de la dana a la indignación en valencia. [Online]. Available: <https://www.france24.com/es/europa/20241108-cronolog%C3%ADa-de-un-desastre-de-los-primeros-momentos-de-la-dana-a-la-indignaci%C3%B3n-en-valencia>
- [24] M. Martínez-Miranda, "Timeline dana 2024," 2024. [Online]. Available: <https://www.ugr.es/~mm3/dana/timeline-dana.html>
- [25] P. Gálvez-Hernández, C. J. Navarro-Yáñez, and L. Cruz-Castro, "Disaster governance and vulnerability in urban peripheries: Lessons from the 2024 flood in valencia, spain," *International Journal for Equity in Health*, vol. 24, no. 1, pp. 1–15, 2025. [Online]. Available: <https://doi.org/10.1186/s12939-025-02435-0>
- [26] Agencia EFE. (2024) Archivo fotográfico sobre las inundaciones de la dana en valencia. [Online]. Available: <https://www.efe.com/>
- [27] RTVE Noticias. (2024, October) La dana deja varios muertos y desaparecidos por las inundaciones en valencia. [Online]. Available: <https://www.rtve.es/noticias/20241030/dana-inundaciones-muertos-desaparecidos-valencia/16309217.shtml>
- [28] N. Earthdata, "Visible infrared imaging radiometer suite (viirs)," <https://www.earthdata.nasa.gov/data/instruments/viirs>, 2024.
- [29] N. Gorelick, M. Hancher, M. Dixon, S. Ilyushchenko, D. Thau, and R. Moore, "Google earth engine: Planetary-scale geospatial analysis for everyone," *Remote Sensing of Environment*, vol. 202, pp. 18–27, 2017.
- [30] H. Hersbach, B. Bell, P. Berrisford, and et al., "Era5 hourly data on single levels from 1940 to present," 2023, dOI: <https://doi.org/10.24381/cds.adbb2d47>. [Online]. Available: <https://doi.org/10.24381/cds.adbb2d47>
- [31] S. Freyaldenhoven, C. Hansen, J. Pérez Pérez, and J. M. Shapiro, "Visualization, identification, and estimation in the linear panel event-study design," National Bureau of Economic Research, Cambridge, MA, NBER Working Paper 29170, 2021. [Online]. Available: <https://www.nber.org/papers/w29170>
- [32] C. Research, "The economic impact of the floods in valencia province," <https://www.caixabankresearch.com/en/economics-markets/activity-growth/economic-impact-floods-valencia-province>, 2024, accessed: January 2025.

- [33] B. Research, "Impacto económico de la dana de octubre de 2024 en la comunitat valenciana," BBVA Research, Madrid, Tech. Rep., 2025, internal report, based on EM-DAT data and CCS insurance compensation analysis.
- [34] R. Bluhm, "What can we learn from nighttime lights for small geographies?" *Remote Sensing*, vol. 14, no. 5, p. 1190, 2022. [Online]. Available: <https://doi.org/10.3390/rs14051190>
- [35] "Dana en la comunidad valenciana: Seguimiento en tiempo real del impacto económico," BBVA Research, Tech. Rep., November 2024.

# Appendice

## Appendice A — Dati

La Tabella XII riassume le principali fasi di costruzione del dataset comunale giornaliero utilizzato come base per le analisi empiriche. Tutte le procedure di elaborazione sono state implementate in *Python* e *Stata*, garantendo coerenza spaziale e temporale tra le diverse fonti.

Tabella XII: Pipeline di costruzione e integrazione del dataset comunale giornaliero.

Step	Descrizione operativa
1	<p><b>Download dei dati VIIRS–DNB</b></p> <p>Acquisizione delle osservazioni giornaliere di radianza (unità <math>nW/cm^2/sr</math>) dal sensore <i>VIIRS–Day/Night Band (DNB)</i> per il periodo agosto 2024–gennaio 2025. I raster sono stati scaricati tramite <i>NASA Earthdata</i>.</p>
2	<p><b>Calcolo delle statistiche comunali di luminosità notturna</b></p> <p>Per ciascun comune è stata calcolata la radianza media (<i>alight</i>), la mediana (<i>milight</i>), la somma totale (<i>slight</i>) e la radianza normalizzata per area (<i>slight_area</i>). Per giornate con dati mancanti è stata applicata imputazione locale basata sulla media dei tre giorni contigui.</p>
3	<p><b>Integrazione dei dati meteorologici (ERA5–Land)</b></p> <p>A ciascun comune sono state associate le variabili giornaliere derivate da <i>ERA5–Land</i>: temperatura a 2 m, temperatura di rugiada, copertura nuvolosa, precipitazioni e componenti u/v del vento a 10 m. L’aggregazione spaziale è stata effettuata ponderando le celle ERA5 per l’area di intersezione con i poligoni comunali.</p>
4	<p><b>Aggiunta delle caratteristiche socio–economiche statiche</b></p> <p>Inclusione di variabili comunali strutturali (densità di popolazione, reddito medio lordo, altitudine, età media, superficie territoriale, composizione settoriale) provenienti da IDESCAT, GVA e INE. Queste variabili, considerate invarianti nel breve periodo, sono state utilizzate per la procedura di bilanciamento.</p>
5	<p><b>Definizione del gruppo trattato e di controllo</b></p> <p>È stata definita la variabile binaria <i>treated</i> pari a 1 per i 74 comuni della Comunità Valenciana colpiti dall’alluvione di ottobre 2024, identificati sulla base delle mappe di emergenza e dei bollettini della Generalitat Valenciana. Il gruppo di controllo è costituito da comuni della Catalogna, esclusi quelli di dimensioni estremamente ridotte.</p>
6	<p><b>Stima del propensity score e costruzione dei pesi</b></p> <p>Il bilanciamento tra comuni trattati e di controllo è stato ottenuto tramite un modello <i>probit</i> basato sulle caratteristiche socio–economiche. I pesi derivati da tale procedura sono stati utilizzati nelle stime WOLS e nei modelli DID.</p>
7	<p><b>Dataset finale e aggregazioni in fase di analisi</b></p> <p>Il dataset finale contiene osservazioni giornaliere per ciascun comune (<i>comune × giorno</i>). Le aggregazioni in blocchi di 7 e 14 giorni (mediana) sono state realizzate successivamente nei file di stima in <i>Stata</i>, con l’obiettivo di ridurre la volatilità giornaliera e migliorare la leggibilità degli effetti nel disegno <i>Event Study</i>.</p>

Tabella XIII: Statistiche descrittive delle variabili meteorologiche — Comuni trattati e di controllo

**(a) Comuni trattati**

<b>Variabile</b>	<b>Media</b>	<b>Dev. std.</b>	<b>Min</b>	<b>Max</b>	<b>N</b>
Vento v (m/s)	-0,276	0,932	-4,944	2,678	11.592
Vento u (m/s)	0,584	1,517	-5,681	7,761	11.592
Temperatura (K)	286,771	6,703	264,894	301,872	11.592
Precipitazioni (mm/giorno)	0,00227	0,00510	0,000	0,047	11.592
Punto di rugiada (K)	282,315	6,457	255,672	295,171	11.592
Copertura nuvolosa (0-1)	0,511	0,286	0,000	0,998	11.592

**(b) Comuni di controllo**

<b>Variabile</b>	<b>Media</b>	<b>Dev. std.</b>	<b>Min</b>	<b>Max</b>	<b>N</b>
Vento v (m/s)	-0,443	1,562	-8,797	5,764	14.904
Vento u (m/s)	0,623	2,342	-8,906	9,631	14.904
Temperatura (K)	310,735	2417,107	272,220	295,375	14.904
Precipitazioni (mm/giorno)	0,00204	0,00575	0,000	0,103	14.904
Punto di rugiada (K)	303,697	2286,097	259,650	279,375	14.904
Copertura nuvolosa (0-1)	0,452	0,288	0,000	0,999	14.904

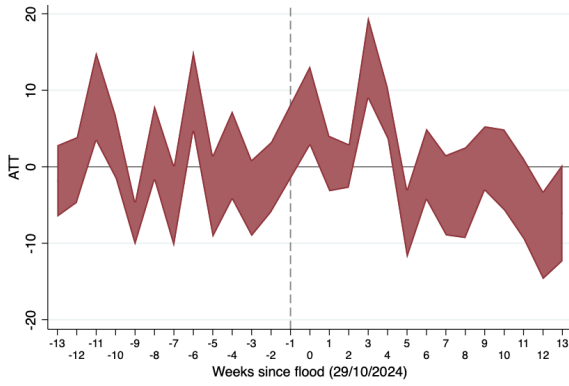


## Appendice B — Analisi di robustezza

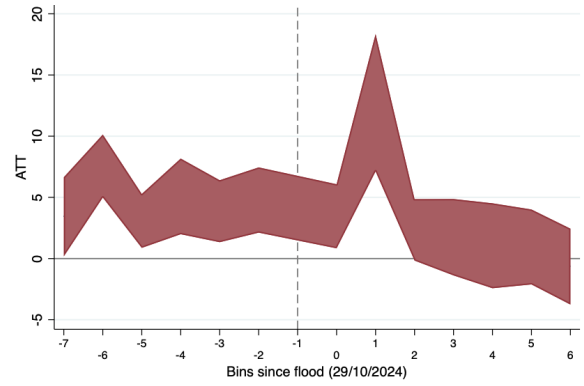
Tabella XIV: Stima DID con controlli meteorologici — WOLS bi-settimanale (14 giorni, mediana)

	(1) Livelli	(2) Log	(3) asinh
Flood (post × trattati)	6,759*** (2,105)	0,232*** (0,069)	0,251*** (0,077)
ln(1 + Precipitazioni)	193,885 (310,261)	11,216 (18,484)	9,695 (23,648)
ln(1 + Temperatura)	124,460** (57,226)	-12,698*** (2,110)	-17,451*** (2,889)
ln(1 + Dew point)	129,045** (53,375)	15,122*** (2,390)	19,267*** (2,996)
ln(1 + Wind_u)	4,038*** (0,877)	0,052** (0,019)	0,045** (0,021)
ln(1 + Wind_v)	2,622** (1,103)	0,156*** (0,030)	0,191*** (0,035)
Cloudcover	10,799** (3,649)	0,247** (0,119)	0,276* (0,148)
Constant	-1426,438** (501,885)	-11,189 (13,549)	-7,135 (16,355)
Comune FE	Yes	Yes	Yes
Bi-settimana FE	Yes	Yes	Yes
Cluster	Comune (144)	Comune (144)	Comune (144)
$R^2_{within}$	0,337	0,471	0,465
N osservazioni	2.016	2.016	2.016

Note: modello stimato con *Weighted OLS* (pesi da matching). La variabile dipendente è l'intensità luminosa notturna mediana bi-settimanale, espressa in tre trasformazioni: livelli, logaritmo e *asinh*. Errori standard robusti (cluster a livello comunale) tra parentesi. \*\*\*  $p < 0,01$ , \*\*  $p < 0,05$ , \*  $p < 0,1$ .



(a) Event study — Livelli (WOLS, PSM, 7 giorni, mediana)



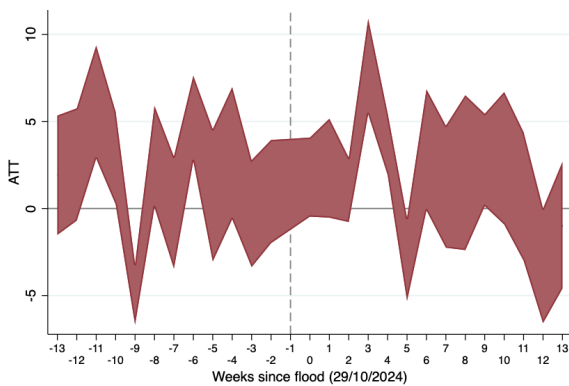
(b) Event study — Livelli (WOLS, PSM, 14 giorni, mediana)

Figura 17: Event study in livelli: Aggregazioni settimanale e bi-settimanale (mediana). Nota: le versioni in livelli presentano valori di coefficiente più dispersi e distanti da zero; per questo motivo, nel corpo principale sono riportate solo le trasformazioni logaritmica e *asinh*.

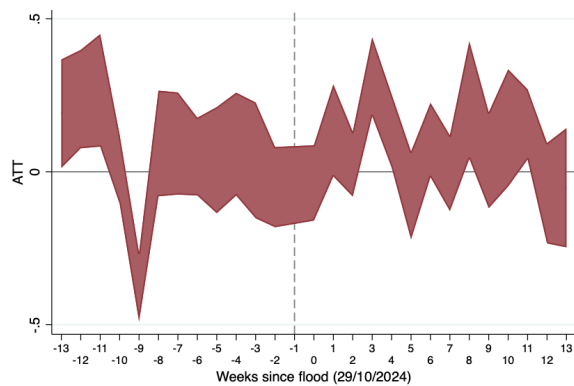
## Appendice C — Event Study non ponderati

### Event Study non ponderato — Aggregazione settimanale (7 giorni)

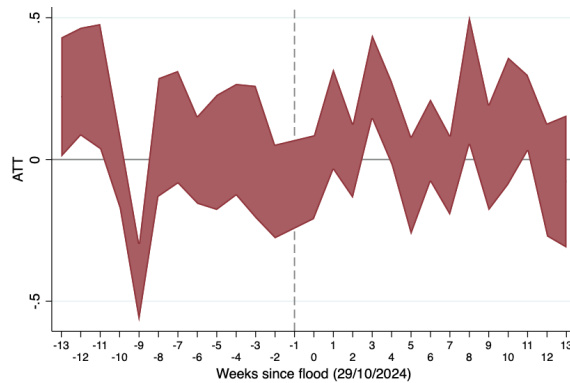
La Figura 18 mostra i risultati dell'analisi *Event Study* stimata su blocchi settimanali (7 giorni) senza ponderazione tramite *propensity score matching*. Le tre specificazioni impiegano, rispettivamente, la luminosità notturna in livelli, nel logaritmo naturale e nella trasformazione *asinh* come variabile dipendente.



(a) Livelli (OLS, 7 gg, mediana)



(b) Log (OLS, 7 gg, mediana)

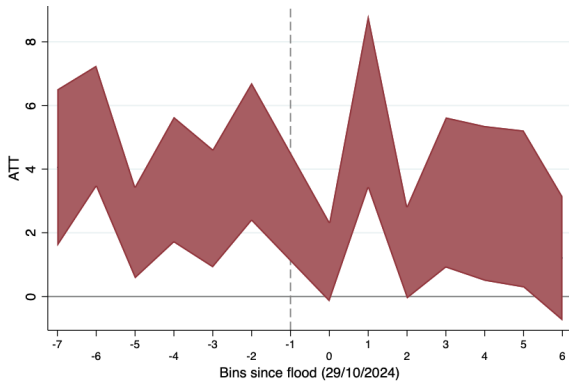


(c) Asinh (OLS, 7 gg, mediana)

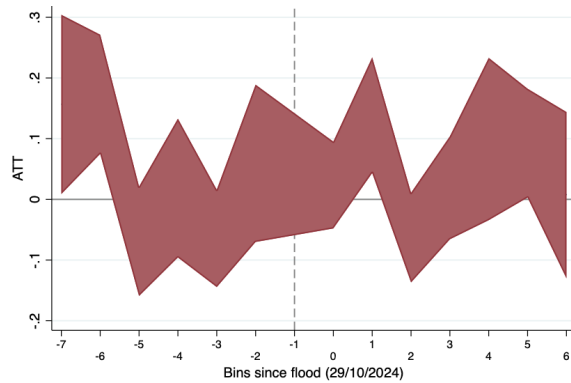
Figura 18: Event Study non ponderato — Aggregazione settimanale (7 giorni).

## Event Study non ponderato — Aggregazione bi-settimanale (14 giorni)

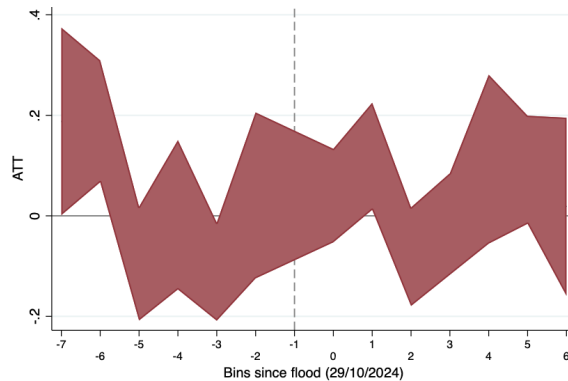
La Figura 19 riporta i risultati del modello *Event Study* stimato su blocchi bi-settimanali (14 giorni), senza l'utilizzo dei pesi derivati dal *propensity score matching*. Le tre specificazioni utilizzano rispettivamente la luminosità notturna in livelli, nel logaritmo naturale e nella trasformazione *asinh* come variabile dipendente.



(a) Livelli (OLS, 14 gg, mediana)



(b) Log (OLS, 14 gg, mediana)



(c) Asinh (OLS, 14 gg, mediana)

Figura 19: Event Study non ponderato — Aggregazione bi-settimanale (14 giorni).