

Politecnico di Torino  
Corso di Laurea Magistrale in Ingegneria Gestionale



L'impatto del conflitto russo-ucraino sulle attività economiche:  
analisi degli eventi bellici e dell'intensità luminosa nelle immagini  
satellitari notturne

Relatori:

Professor Antonio De Marco

Professor Francesco Luigi Milone

Candidato:

Giulio Maria Giletto

A.A. 2023/2024

## Sommario

1. Introduzione .....	3
2, Nozioni base: il conflitto tra Russia e Ucraina e la struttura amministrativa ucraina .....	5
2.1 Il conflitto tra Russia e Ucraina.....	5
2.2 La struttura Amministrativa ucraina.....	9
3. Letteratura .....	11
4. Dati.....	21
4.1 Dati.....	21
4.2 Elaborazione dati.....	25
5. Analisi Descrittiva.....	28
5.1 Analisi intensità luminosa in Ucraina.....	29
5.2 Analisi intensità luminosa per Oblast.....	31
5.3 Analisi attacchi subiti in Ucraina.....	36
5.4 Analisi attacchi subiti per Oblast.....	39
5.5 Analisi della correlazione tra pil e intensità luminosa.....	43
6. Modelli e risultati.....	46
6.1 Analisi risultati del primo modello.....	50
6.2 Analisi risultati del secondo modello.....	53
6.3 Analisi risultati del terzo modello.....	55
6.4 Considerazioni finali riguardo i modelli.....	57
7. Conclusioni .....	59
7.1 L'impatto della guerra sul PIL.....	59
7.2 Conclusioni finali e possibili sviluppi di ricerca.....	60
8. Ringraziamenti .....	61
9. Bibliografia .....	62

## Introduzione

Il presente elaborato si propone di analizzare l'impatto del conflitto in Ucraina attraverso lo studio delle variazioni nelle rilevazioni delle luci notturne, con l'obiettivo di valutare le conseguenze economiche della guerra sul paese. Negli ultimi anni, l'utilizzo dei dati relativi all'intensità luminosa osservata dallo spazio è emerso come un utile indicatore, o proxy, per stimare il Prodotto Interno Lordo (PIL) di un territorio. Questo approccio si rivela particolarmente vantaggioso in contesti dove non sono disponibili dati ufficiali aggiornati, oppure in situazioni in cui è necessario ottenere informazioni economiche a un livello di dettaglio molto più fine rispetto a quello offerto dalle statistiche nazionali tradizionali.

In paesi che attraversano situazioni politiche instabili, come l'Ucraina, dove la guerra ha reso difficoltosa la raccolta e la diffusione di dati economici ufficiali, le rilevazioni luminose possono rappresentare una soluzione particolarmente preziosa. Non solo consentono di ottenere una panoramica economica più accurata in assenza di dati tradizionali, ma permettono anche di monitorare le variazioni a livello di unità territoriali molto specifiche, come i raion, ossia i distretti amministrativi ucraini.

L'obiettivo principale di questa tesi è quello di studiare come l'intensità luminosa sia variata nei raion dell'Ucraina prima e dopo lo scoppio della guerra, con una distinzione tra le aree maggiormente colpite dagli attacchi militari e quelle meno coinvolte. Attraverso questa analisi, si cercherà di verificare se e in che misura il conflitto ha avuto un impatto tangibile sull'intensità luminosa rilevata nelle diverse aree e da ciò si stimerà l'impatto avuto dalla guerra sul pil.

Per svolgere questa analisi, l'elaborato utilizza una metodologia statistica chiamata Difference in Difference (DID). Questo metodo è ampiamente impiegato per valutare gli effetti di un trattamento o di un evento su un gruppo di soggetti, i trattati, rispetto a un altro gruppo di controllo che non ha subito il trattamento. Nella fattispecie, i raion maggiormente colpiti dagli attacchi rappresentano il gruppo trattato, mentre i raion meno colpiti fungono da gruppo di controllo. Attraverso l'applicazione del metodo DID, l'elaborato si propone di stimare l'impatto economico del conflitto sugli specifici raion, basandosi sull'eventuale correlazione tra la diminuzione dell'intensità luminosa e la contrazione economica.

L'elaborato si struttura in maniera tale da guidare il lettore attraverso le diverse fasi dell'analisi, con l'obiettivo di rendere chiaro e accessibile il ragionamento che conduce alle conclusioni finali. La prima parte del lavoro è dedicata a fornire un quadro generale sul conflitto russo-ucraino, spiegando le sue origini, le dinamiche principali e la sua evoluzione. In questo contesto, viene anche approfondita la struttura amministrativa dell'Ucraina, con un focus specifico sugli oblast (le regioni) e sui raion (i distretti), così da offrire al lettore una comprensione dettagliata del livello territoriale che sarà oggetto dell'analisi.

Successivamente, viene presentata un'analisi della letteratura esistente sull'uso delle rilevazioni luminose come proxy per misurare l'attività economica. Viene illustrato come, in passato, tale approccio sia stato applicato con successo in vari contesti geopolitici, consentendo di ottenere stime economiche attendibili anche in assenza di dati ufficiali o in situazioni di emergenza. Questa parte

del lavoro non solo giustifica l'utilizzo delle luci notturne come strumento di analisi economica, ma colloca anche la ricerca all'interno di un contesto accademico più ampio.

La seconda parte del testo si concentra sull'analisi dei dati alla base dello studio. Si analizzano i dati relativi all'intensità luminosa e agli attacchi militari, sia a livello nazionale che con un grado di granularità maggiore, concentrandosi sugli oblast e sui raion ucraini. Viene qui discussa la metodologia utilizzata per raccogliere interpretare e lavorare questi dati. Oltre ciò viene indagata la correlazione tra Pile media luminosa e viene definito un modello di regressione sempre tra le suddette variabili che utilizza la media luminosa come variabile indipendente e il pil come dipendente

Nella parte centrale dell'elaborato si definiscono in dettaglio i modelli econometrici utilizzati per l'analisi DID e si presentano i risultati ottenuti. Attraverso l'applicazione di questi modelli, si cercherà di determinare se le variazioni nell'intensità luminosa riflettano effettivamente le dinamiche economiche locali e, in caso affermativo, di stimare con maggiore precisione l'impatto della guerra sull'economia.

Il lavoro si conclude con una riflessione sulle implicazioni dei risultati ottenuti, fornendo una valutazione complessiva dell'utilizzo delle rilevazioni luminose come strumento di analisi economica in contesti di conflitto. Infine, vengono esposti i ringraziamenti e i riferimenti bibliografici che hanno supportato la ricerca.

## Nozioni base: il conflitto tra Russia e Ucraina e la struttura amministrativa ucraina

Al fine di comprendere al meglio l'elaborato, si ritiene necessario avere una conoscenza quantomeno basilare dell'organizzazione amministrativa dell'Ucraina e un inquadramento generale delle vicende avvenute in territorio ucraino dal 24 Febbraio 2022 ad Agosto 2023. Questo slot temporale è infatti quello preso in analisi in questo elaborato. Per tale motivo, in questo capitolo, si è deciso di esporre i fatti principali di guerra avvenuti nell'intervallo temporale precedentemente definito e di spiegare come è suddivisa a livello amministrativo l'Ucraina. Per quanto riguarda la guerra, l'esposizione delle vicende belliche partirà da quanto avvenuto nel 2014 per dare ulteriore contesto ai fatti più recenti.

### Il conflitto tra Russia e Ucraina

Il conflitto tra Ucraina e Russia ha radici profonde e complesse, culminate in una crisi su larga scala che ha scosso l'ordine internazionale. L'annessione della Crimea da parte della Russia nel 2014 ha segnato l'inizio di un periodo di instabilità, sfociato in una guerra a tutto campo iniziata il 24 febbraio 2022. Questo capitolo esplorerà gli eventi chiave che hanno portato a questa situazione.

La crisi politica in Ucraina raggiunse un punto critico nel novembre 2013, quando il presidente Viktor Yanukovich, sotto pressione da parte della Russia, rifiutò di firmare un importante accordo di associazione con l'Unione Europea. Questo accordo avrebbe portato a una maggiore integrazione economica e politica tra l'Ucraina e l'UE, allontanandola dall'influenza russa. La decisione di Yanukovich fu percepita da molti ucraini come un tradimento delle aspirazioni del paese verso l'Europa occidentale e una sottomissione alla Russia, scatenando proteste di massa note come Euromaidan.

Le tensioni raggiunsero il culmine nel febbraio 2014, quando scontri violenti tra manifestanti e forze di sicurezza causarono decine di morti e centinaia di feriti. Questo drammatico aumento della violenza portò alla fuga di Yanukovich da Kiev il 22 febbraio 2014. Successivamente, Yanukovich fu destituito dal parlamento ucraino, e un nuovo governo di transizione fu instaurato.

Nel frattempo, la Russia, preoccupata per la possibilità di perdere la sua influenza in Ucraina, iniziò a muovere le sue pedine. A fine febbraio 2014, truppe russe non identificate, senza insegne ufficiali, presero il controllo di infrastrutture strategiche in Crimea, inclusi aeroporti, edifici governativi e basi militari. Questi soldati, che in seguito furono riconosciuti come forze speciali russe, furono rapidamente soprannominati "omini verdi" per il loro abbigliamento senza identificazioni.

Il 16 marzo 2014, le autorità della Crimea organizzarono un controverso referendum sull'annessione alla Russia. Secondo i dati ufficiali, il 97% dei votanti si esprime a favore dell'annessione, con un'affluenza dichiarata superiore al 75%. Tuttavia, questo referendum si svolse sotto la supervisione delle forze armate russe e in un contesto di forti pressioni politiche, sollevando dubbi sulla sua legittimità. La comunità internazionale, inclusi Stati Uniti e Unione Europea, condannò il referendum e l'annessione come illegittimi, sostenendo che violavano il diritto internazionale e l'integrità territoriale dell'Ucraina.

Il 18 marzo 2014, il presidente russo Vladimir Putin firmò un trattato che ufficializzava l'annessione della Crimea alla Federazione Russa, una mossa che aggravò ulteriormente le tensioni con

l'Occidente e isolò diplomaticamente la Russia. Da allora, la Crimea è rimasta sotto il controllo russo, nonostante le sanzioni internazionali e le ripetute richieste di restituzione da parte dell'Ucraina. L'annessione della Crimea segnò l'inizio di una nuova fase di conflitto nell'est dell'Ucraina, dove le tensioni tra separatisti pro-russi e il governo ucraino continuarono a crescere, culminando in una guerra prolungata nelle regioni di Donetsk e Luhansk.

Quest'ultime, con una significativa popolazione di etnia russa e legami storici con la Russia, divennero centri di attività separatista. Le proteste contro il governo ucraino di transizione si trasformarono rapidamente in insurrezioni armate. Gruppi di manifestanti pro-russi, spesso supportati da agenti russi e mercenari, presero il controllo di edifici governativi e dichiararono la nascita delle Repubbliche Popolari di Donetsk e Luhansk (DPR e LPR).

La Russia negò inizialmente il coinvolgimento diretto, ma fu ampiamente documentato che fornì supporto logistico, armi e combattenti ai separatisti. Equipaggiamenti militari avanzati, inclusi carri armati e sistemi missilistici, furono trasferiti attraverso il confine russo, e diversi militari russi furono catturati o uccisi sul territorio ucraino, confermando il sostegno diretto di Mosca.

Nel tentativo di fermare l'escalation, furono negoziati due accordi di pace a Minsk, la capitale della Bielorussia. Il primo accordo, firmato nel settembre 2014, prevedeva un cessate il fuoco immediato, lo scambio di prigionieri e il ritiro delle armi pesanti. Tuttavia, le violazioni del cessate il fuoco furono frequenti e i combattimenti continuarono.

Il secondo accordo, noto come Minsk II, fu firmato nel febbraio 2015 sotto la mediazione di Germania e Francia. Questo accordo delineava un piano più dettagliato per la de-escalation, che includeva il cessate il fuoco, il ritiro delle armi pesanti, la decentralizzazione del potere e la concessione di uno status speciale alle regioni di Donetsk e Luhansk. Nonostante questo, le violazioni continuarono, e il conflitto si trasformò in una guerra di trincea.

Poco prima dell'invasione su larga scala del 2022, la Russia riconobbe ufficialmente l'indipendenza delle Repubbliche Popolari di Donetsk e Luhansk. Il 21 febbraio 2022, il presidente russo Vladimir Putin annunciò il riconoscimento ufficiale di questi territori come stati sovrani, aggravando ulteriormente le tensioni con l'Ucraina e l'Occidente. Questo riconoscimento fu seguito da un dispiegamento massiccio di truppe russe nelle regioni separatiste, creando le premesse per l'invasione a tutto campo che sarebbe iniziata pochi giorni dopo.

Il 24 febbraio 2022 segna ufficialmente l'inizio della guerra; in tale data la Russia lanciò un'invasione su larga scala dell'Ucraina, segnando un'escalation significativa del conflitto che già persisteva dal 2014 nelle regioni orientali di Donetsk e Luhansk. Le forze russe, provenienti da nord, est e sud, avanzarono rapidamente con l'intento di prendere il controllo della capitale Kiev e altre grandi città. Le prime settimane dell'invasione furono caratterizzate da intensi combattimenti nei sobborghi di Kiev, con le truppe russe che cercavano di avanzare verso il cuore della capitale, ma incontravano una resistenza feroce da parte delle forze ucraine e delle milizie volontarie.

Entro aprile 2022, le forze russe furono costrette a ritirarsi dalle aree intorno a Kiev, avendo subito pesanti perdite e fallendo nel loro obiettivo di prendere la capitale. Questa ritirata segnò un importante punto di svolta nel conflitto, dimostrando la capacità delle forze ucraine di resistere a un'invasione su larga scala.

Allo stesso tempo, un altro punto focale del conflitto fu Mariupol, una città portuale strategica sul Mar d'Azov. Assediata fin dai primi giorni dell'invasione, Mariupol subì pesanti bombardamenti che causarono migliaia di vittime civili e la distruzione di gran parte della città. Il dramma umanitario culminò a maggio 2022, con la resa delle ultime forze ucraine asserragliate nell'acciaieria Azovstal, un complesso industriale che era diventato l'ultimo bastione della resistenza nella città. La caduta di Mariupol rappresentò una delle più gravi sconfitte per l'Ucraina e un importante successo strategico per la Russia, consolidando il controllo russo sulla costa meridionale dell'Ucraina.

A marzo 2022, un altro sviluppo critico fu la presa della centrale nucleare di Zaporiz'žja da parte delle forze russe. Situata nel sud-est dell'Ucraina, la centrale nucleare di Zaporiz'žja è la più grande d'Europa e la sua cattura sollevò preoccupazioni internazionali riguardo la sicurezza nucleare. Le truppe russe occuparono la centrale dopo intensi combattimenti, controllando una parte significativa delle infrastrutture energetiche ucraine e utilizzandola come base per ulteriori operazioni militari.

Contemporaneamente, le forze russe riuscirono a prendere il controllo della città di Kherson, situata strategicamente vicino alla Crimea. Kherson fu una delle prime grandi città a cadere sotto il controllo russo, diventando un punto di partenza per le operazioni russe verso ovest e nord. La presa di Kherson permise alla Russia di stabilire una testa di ponte a nord della Crimea e di avanzare ulteriormente nelle regioni meridionali dell'Ucraina

Dopo la ritirata da Kiev, la Russia concentrò i suoi sforzi nel Donbas, intensificando gli attacchi nelle regioni di Donetsk e Luhansk. Le battaglie in questa area furono caratterizzate da scontri di artiglieria e guerra di posizione, con le forze russe che cercavano di avanzare lentamente ma costantemente. Le città di Severodonetsk e Lysychansk furono tra le più colpite, con pesanti bombardamenti che portarono alla loro caduta nelle mani russe entro l'estate del 2022.

La presa della città di Lysychansk rappresentò un'importante vittoria strategica per la Russia che completò così l'occupazione dell'intera regione di Luhansk nell'Ucraina orientale. In questo modo i russi sono riusciti a consolidare il loro controllo su una delle due regioni separatiste del Donbas.

Nel corso del 2022, l'Ucraina lanciò controffensive mirate a riconquistare i territori occupati. A settembre, le forze ucraine riuscirono a liberare ampie aree nella regione di Kharkiv, infliggendo ulteriori perdite alle truppe russe. Tuttavia, la guerra continuò con intensi combattimenti nel sud e nell'est del paese. Nello stesso periodo però la Russia annesse formalmente quattro regioni ucraine: Donetsk, Kherson, Luhansk e Zaporizhzhia. Tale evento avvenne dopo dei referendum che furono ampiamente condannati dalla comunità internazionale come illegittimi e non rappresentativi. L'annessione venne vista come una grave escalation del conflitto, con numerosi paesi e organizzazioni internazionali che dichiararono di non riconoscere l'atto. La presa di Kherson città però non ebbe vita lunga, infatti, due mesi dopo la formale annessione dell'oblast, la città venne riconquistata.

A maggio 2023, l'Ucraina lanciò una nuova offensiva nella regione del Donbas, con particolare focus su Bakhmut e Soledar. Questa offensiva mirava a riprendere il controllo delle aree strategicamente cruciali e a indebolire le linee di difesa russe. Nonostante i progressi lenti e costosi, le forze ucraine ottennero successi parziali, infliggendo ulteriori perdite alle truppe russe e recuperando terreno prezioso.

Nell'estate del 2023, l'Ucraina lanciò una nuova controffensiva nelle regioni meridionali e orientali, cercando di spezzare le linee russe profondamente trincerate. Sebbene i progressi furono lenti e costosi in termini di vite umane, l'esercito ucraino riuscì a recuperare alcune aree strategiche. Le battaglie più intense si svolsero nella regione di Zaporizhzhia, dove le forze ucraine tentarono di avanzare verso il Mar d'Azov per interrompere il ponte terrestre che collega la Crimea alla Russia continentale.

A livello internazionale, la guerra ha provocato e continua a provocare significative ripercussioni economiche e geopolitiche. Le sanzioni economiche imposte alla Russia da Stati Uniti, Unione Europea e altri paesi rimasero in vigore, colpendo duramente l'economia russa.

Il conflitto sta avendo inoltre un impatto significativo sulla popolazione civile. Milioni di ucraini sono stati sfollati, sia internamente sia verso l'estero, con la Polonia e altri paesi europei che stanno accogliendo un gran numero di rifugiati. Le città ucraine, molte delle quali ridotte in macerie, stanno affrontando enormi sfide nella ricostruzione e nel ripristino dei servizi di base.

In conclusione, il conflitto tra Ucraina e Russia, iniziato con l'invasione del febbraio 2022, sta continuando a evolversi, con battaglie feroci, significative ripercussioni umanitarie ed economiche e un persistente stallo sul campo di battaglia. Nonostante i progressi ucraini e il sostegno internazionale, la guerra rimane lontana da una risoluzione, e le sue conseguenze si fanno sentire ben oltre i confini ucraini.

## La struttura Amministrativa ucraina

Al fine di seguire in maniera più fluida l'elaborato è importante anche comprendere la geografia dell'ucraina e come è divisa da un punto di vista amministrativo. In questo paragrafo quindi verrà spiegata la struttura amministrativa dell'Ucraina.

Da un punto di vista amministrativo l'Ucraina ha un'organizzazione divisa in due livelli. Il primo livello scompone il territorio in Oblast (regioni) mentre il secondo in Raion (distretti). Ogni livello svolge un ruolo cruciale nel facilitare l'amministrazione, lo sviluppo economico e la gestione delle risorse locali.

Attualmente l'ucraina è suddivisa in 24 Oblast: Vinnytsia, Volyn, Dnipropetrovsk, Donetsk, Zhytomyr, Zakarpattia, Zaporizhzhia, Ivano-Frankivsk, Kyiv, Kirovohrad, Luhansk, Lviv, Mykolaiv, Odesa, Poltava, Rivne, Sumy, Ternopil, Kharkiv, Kherson, Khmelnytskyi, Cherkasy, Chernivtsi, Chernihiv.



Figura 1: Divisione Ucraina in Oblast

Oltre a questi vi sono due città che godono di uno status pari a quello di Oblast che sono Kiev e Sebastopoli, la prima in quanto capitale, la seconda poiché è la base della Marina Ucraina. Vi è poi un'altra regione autonoma, la Crimea, che è anche essa considerata come un oblast, sebbene sia sostanzialmente sotto il controllo russo dal 2014. Considerando quindi le due città e la Crimea, il numero di oblast totali presenti in Ucraina sale a 27.

All'interno degli oblast vi sono poi più raion. Per l'esattezza in Ucraina ci sono 136 raion (distretti), una riduzione significativa rispetto ai precedenti 490 raion prima della riforma amministrativa del 2020. Questa riforma ha consolidato i distretti esistenti per migliorare l'efficienza amministrativa e la governance locale. Attualmente l'oblast con più raion è Donetsk che ne conta ben 8, alla pari con Luhansk.

I raion svolgono un ruolo fondamentale nella gestione delle amministrazioni locali, agendo come intermediari tra i governi regionali (oblast) e le comunità locali. Ogni raion è amministrato da un consiglio distrettuale e da un capo dell'amministrazione distrettuale, nominato dal presidente dell'Ucraina. Le responsabilità dei raion includono la gestione dei servizi pubblici, l'istruzione, la sanità, le infrastrutture locali e lo sviluppo economico. Questa struttura amministrativa permette una maggiore flessibilità e adattabilità nella gestione delle esigenze locali, facilitando una risposta più efficace alle necessità specifiche delle comunità.

Un altro aspetto significativo dei raion è la loro variabilità in termini di dimensione e popolazione. Alcuni raion coprono aree urbane densamente popolate, mentre altri si estendono su vaste zone rurali con una bassa densità abitativa.

Proprio i raion verranno utilizzati come unità di riferimento nell'elaborato, verranno infatti divisi in due gruppi tra i più attaccati e i meno per valutare l'impatto della guerra sull'economia ucraina.

## Letteratura

In questo secondo capitolo verrà presentata la letteratura riguardante le ricerche che sono state predecessori di questo studio. Verranno presentate le principali ricerche riguardanti la correlazione tra PIL e luci che hanno portato all'utilizzo dei modelli DiD.

Fin dal momento della sua creazione il PIL è stato considerato una misura del benessere economico non molto precisa e affidabile. Per tale motivo si è sviluppata nel corso degli anni la pratica di affiancare le misurazioni ufficiali del PIL con delle stime fatte utilizzando proxy vari. Ad esempio nell'ultimo decennio vengono utilizzate le transazioni fatte con carte di credito per stimare il prodotto interno lordo di una nazione.

Dagli anni '90 si è iniziato a guardare con interesse all'utilizzo di un nuovo tipo di proxy per la stima del PIL, le luci notturne. Ciò è stato reso possibile grazie al DMSP, un programma del Dipartimento della Difesa degli Stati Uniti d'America il cui obiettivo principale è quello di utilizzare satelliti meteorologici per fornire supporto alle operazioni militari, monitorare il clima e raccogliere dati meteorologici a fini operativi. Poiché le immagini raccolte dal DMSP oltre a fotografare le nuvole restituivano anche delle foto delle luci notturne, dal 1992 sono state utilizzate come proxy per stimare l'attività economica dei paesi.

Tuttavia le immagini messe a disposizione dai satelliti DMSP sono caratterizzate da numerosi difetti ed inoltre sono disponibili soltanto fino all'anno 2013. Per tali motivi sono successivamente state utilizzate, per l'individuazione di luci notturne, immagini satellitari ottenute tramite VIIRS. Quest'ultimo è un sensore prodotto dalla NOAA che permette un rilevamento delle luci notturne più preciso di quanto potessero garantire i satelliti DMSP.

Il primo lavoro pubblicato su una rivista economica che utilizzava le luci notturne come proxy dell'attività economica è di Sutton e Costanza (2002).

Nell'articolo, i due ricercatori, stabiliscono come il PIL non sia "mai stato concepito come misura del benessere economico e funziona molto male come misura del benessere". In particolare, secondo Sutton e Costanza, l'indice PIL ha tre problemi che non gli permettono di essere un buon indicatore di benessere:

1. l'aggregazione di tutte le attività o dei redditi non separa le attività desiderabili, che aumentano il benessere, da quelle indesiderabili che lo riducono
2. il PIL esclude molte cose che attualmente aumentano il benessere, ma che sono al di fuori del mercato
3. In terzo luogo, il PIL non tiene conto della distribuzione del reddito tra gli individui

L'obiettivo dell'articolo è quindi definire un indice di benessere ottimale da applicare alle nazioni. Tale indice dovrà tener conto, non solo del sottotale del valore economico rappresentato dalla somma dei beni e servizi ecosistemici convenzionali commercializzati (misurati dal PIL), ma anche dei servizi ecosistemici non commercializzati. Tali servizi saranno stimati economicamente mediante un elenco di corrispettivi valori fornito da un articolo di Costanza et al. (1997).

L'indicatore risultante da queste specifiche prende il nome di SEP (prodotto ecologico-economico sottotale) ed è definito come la sommatoria dell'ESP (prodotto dei servizi ecosistemici) e del PIL

(SEP=PIL+ESP). Il PIL verrà stimato mediante l'utilizzo di luci notturne derivate dal DMSP mentre la misura proxy dell'economia "non di mercato" è una misura del valore totale dei servizi ecosistemici delle terre e delle acque di ogni nazione, misurati da un set di dati globali sulla copertura del suolo sviluppato dal Servizio geologico degli Stati Uniti (Belward, 1996). Tali indici sono calcolati per chilometro quadrato di superficie terrestre e aggregati per ogni nazione del mondo.

E' possibile analizzare i risultati dell'applicazione dell'indice sviluppato da Sutton e Costanza a tutti i paesi del mondo. In particolare gli esiti dell'utilizzo di tale indice dimostrano come vi siano alcuni paesi in cui, la percentuale %ESP ( $\%ESP = 100 \times (ESP/SEP)$ ) sia molto più alta che in altri. Ad esempio troviamo tale percentuale particolarmente alta in Canada, Russia, Nicaragua e Botswana, mentre la maggior parte dell'Europa, gli Stati Uniti e il Giappone risultano avere una percentuale %ESP relativamente bassa. I Paesi industriali del Nord (ad eccezione del Canada) si sono quindi concentrati sul capitale costruito e hanno impoverito il loro capitale naturale interno.

Altra classificazione molto interessante fornita dall'indicatore SEP riguarda i paesi che effettivamente, in totale, producono più benessere. In questa classifica, divisibile in fasce, si osservano in prima fascia pesi come il Canada, la Groenlandia, il Suriname, il Gabon e diversi piccoli Paesi insulari come le Bahamas e le Antille olandesi. Una seconda fascia comprende Scandinavia, Russia, Australia, Nuova Zelanda, Bolivia e Botswana. La terza fascia comprende gli Stati Uniti, la maggior parte dell'Europa e parti dell'Africa e del Sud America, mentre Cina, India si trovano agli ultimi posti. E' da evidenziare come molti paesi appartenenti alla prima fascia in questo studio, non sarebbero stati considerati come paesi ad alto livello di benessere se si fosse considerato come indicatore il solo PIL.

Sebbene il lavoro di Costanza e Sutton sia il primo mai pubblicato su una rivista economica in cui si utilizzano le luci notturne come proxy per il calcolo del PIL, è il lavoro di Henderson et al. (2012) ad esser considerato l'articolo di riferimento per la letteratura sulle luci notturne, anche perché è il primo a misurare la crescita del reddito reale mediante dati sulle luci notturne.

Alla base della decisione di Henderson et al. di sviluppare questo tipo di lavoro vi sono, ancora una volta, delle considerazioni sull'imprecisione del PIL. In particolare in questo caso, viene spiegato come l'indicatore economico sia limitato in quanto: in alcuni paesi in via di sviluppo il PIL è mal misurato, è disponibile soltanto su base nazionale e quasi mai subnazionale, e i dati di solito sono disponibili con una frequenza temporale molto elevata.

Il primo obiettivo dell'analisi di Henderson et al. è quello di sviluppare una stima della crescita reale del reddito basata sia sulla crescita del reddito misurata sia sulla misurazione della crescita dell'intensità luminosa. Alla base di ciò vi è la convinzione che "anche se le variazioni delle luci osservabili dallo spazio sono soggette a errori di misurazione, è noto che più misure soggette a errori sono meglio di una, soprattutto se non c'è motivo di pensare che gli errori di misurazione siano correlati" (Rao 1992).

Anche in questo caso i dati sulle luci notturne sono provenienti dai satelliti DMSP. Tali satelliti, restituiscono un valore di intensità luminosa in un range tra 0 e 63 e sono però affetti da numerose forme di errori che verranno spiegate in seguito.

Nell'implementare il primo obiettivo dell'articolo i ricercatori ricorrono allo studio della previsione della crescita del reddito per un numero di paesi pari a 113. In particolare, 30 di essi vengono

considerati aventi dati di contabilità nazionale imprecisi, con un rating assegnato dalla Banca Mondiale tra lo 0 e il 3. Mentre gli altri 83 paesi considerati hanno dei dati decisamente migliori. Il risultato di questo primo studio afferma che si ottengono stime della crescita del reddito reale migliori, per i paesi con dati contabili di bassa qualità, se si attribuisce più peso alla componente riguardante la misurazione della crescita dell'intensità luminosa rispetto alla crescita del reddito misurata. Al contrario, per i paesi che hanno a disposizione buoni dati è possibile allocare la maggior parte del peso sulla componente della crescita misurata del reddito per massimizzare la stima della crescita reale del reddito.

L'elasticità tra reddito e luci notturne calcolata durante questo primo studio viene poi utilizzata dai ricercatori per compiere altre analisi riguardante l'Africa subsahariana.

In particolare in questa seconda parte dell'articolo, si ha come obiettivo quello di indagare tre fenomeni:

1. la crescita delle città lungo la costa rispetto a quelle dell'entroterra
2. la crescita nelle città principali rispetto all'hinterland
3. gli effetti della malaria sulla crescita

Per quel che riguarda il primo fenomeno sotto osservazione si è notato che i dati sulle luci riportano come l'aumento del PIL nell'entroterra sia stato del 4,2% superiore rispetto a quello della zona costiera, contrariamente a quanto pensato da Mellinger, Sachs, e Gallup che riportavano come il 49,9% della popolazione mondiale che vive entro 100km dalla costa contribuisce al 67,9% del PIL mondiale,

Anche per quel che riguarda il secondo fenomeno i risultati ottenuti mediante luci notturne risultano abbastanza sorprendenti perché stabiliscono che ci sia stata una crescita maggiore nelle aree dell'hinterland rispetto alle città principali.

Per quel che riguarda infine, una possibile maggiore crescita del reddito reale nelle zone in cui la malaria è in più veloce riduzione, anche in questo caso i dati ottenuti mediante utilizzo di luci portano ad una conclusione abbastanza controintuitiva, stabilendo come la riduzione di casi di malaria non ha portata ad un effettiva crescita del PIL.

Ad estensione del lavoro svolto da Henderson et al. vi è la ricerca di Bickenbach et al. (2013) con cui si vuole indagare la possibilità che l'elasticità tra PIL e luci notturne sia effettivamente costante per ogni paese e a livello subnazionale.

Per far ciò i ricercatori calcolano l'elasticità del PIL rispetto all'intensità luminosa in vari paesi di cui alcuni, India e Brasile, riportano dati per il PIL che possono essere considerati non affidabili ed altri, Europa occidentale e Stati Uniti in cui lo sono.

Partendo dall'analisi dei risultati per India e Brasile, ciò che si evince dall'articolo è l'impossibilità di considerare costante l'elasticità. Infatti, ad esempio per l'India, l'elasticità regionale iniziale calcolata a livello di paese risulta pari a 0.107, abbastanza distante da quella calcolata da Henderson et al. pari a 0.3. Se poi si inserisce nel modello la possibilità di far variare l'elasticità tra regioni quello che si riscontra è un'elasticità diversa per tutte e 4 le zone in cui era stata divisa l'India per questo studio.

Risultati identici vengono riscontrati per il Brasile; anche in questo caso viene stimata un'elasticità iniziale pari a 0,147 con delle forti differenze di elasticità per le 5 regioni prese ad analisi per lo stato sudamericano. In questo caso quindi, come nel precedente, tutte le statistiche del test chi quadro rifiutano chiaramente la stabilità dei parametri in tutte le specifiche.

Vale la pena specificare come, in entrambi i casi si siano considerato anche effetti di interdipendenze tra regioni vicine e sia stata quindi già presa in considerazione all'interno dei modelli l'instabilità che potrebbe esser attribuita a prezzi, elettricità o commercio.

Sebbene i risultati evidenziati finora sembrano coerenti nel rifiutare l'ipotesi di una elasticità costante a livello regionale, essi potrebbero esser dovuti a una scarsa qualità dei dati sul PIL.

Per tale motivo Bickenbach et al. hanno inserito nell'articolo lo studio dell'elasticità regionale per Stati Uniti e Europa Occidentale.

Anche in questo caso però, i dati forniscono evidenze sul fatto che l'elasticità tra PIL e intensità luminosa non possa esser considerata. Infatti sia per gli Stati Uniti che per l'Europa Occidentale, viene riscontrato come l'elasticità varia notevolmente tra regioni.

Tali risultati suggeriscono che l'eterogeneità dell'elasticità delle luci osservata in precedenza per il Brasile e l'India non può essere attribuita esclusivamente alla qualità inferiore dei dati relativi al PIL misurato nelle economie di mercato emergenti. Sembra piuttosto che la relazione tra PIL reale e luci non sia stabile tra le varie regioni all'interno dei Paesi, al contrario di quanto riscontrato da Henderson e al.

Ad approfondire lo studio della previsione del PIL a livello subnazionale mediante l'utilizzo di luci vi è anche un articolo di Bhandari e Roychowdhury (2011).

La loro ricerca non solo approfondisce le capacità predittive delle luci rispetto al PIL a livello distrettuale in India; ma, in aggiunta, si propone di indagare la relazione tra intensità luminosa e il reddito generato dal settore primario, secondario e terziario.

Per far ciò viene inizialmente fatta un'analisi di correlazione tra il logaritmo naturale delle luci e quello del PIL. Tale analisi riporta un indice di correlazione relativamente alto, pari a 0,87, e permette di individuare tra i distretti alcuni outlier. Ciò risulta particolarmente importante poiché si nota che praticamente tutti gli outlier sono distretti aventi metropoli o comunque grandi città.

Per via di tale scoperta viene definito un modello di regressione in cui il logaritmo del pil è calcolato mediante: il logaritmo naturale delle luci, della popolazione e 5 variabili dummy ad indicare 5 tipi di grandi città.

I risultati sul PIL totale portano ad un R quadro pari a 0,87 che conferma una buona capacità esplicativa del PIL mediante le variabili definite.

E' interessante confrontare ora tali risultati con i risultati provenienti dall'analisi di ogni settore. Andando a studiare infatti la relazione tra le variabili e il PIL per ogni settore si trovano degli R quadro pari a: 0,73 per il primo e secondo settore e a 0,87 per il terzo.

E' da notare inoltre come l'elasticità tra PIL e luci sia la stessa per il settore primario e terziario mentre risulti più alta per il secondario, ciò probabilmente dovuto al fatto che in India, la maggior parte del settore terziario è meno dipendente dall'energia ed è ad alta intensità di lavoro.

Oltre ciò, i risultati dell'articolo rivelano come le grandi città abbiano un'elasticità negativa rispetto al PIL del settore primario mentre hanno dei coefficiente pressoché identici per quel che riguarda il settore secondario e terziario.

Tutti gli articoli citati finora hanno in comune la stessa fonte per le luci notturne, i satelliti del DMSP. Ciò non è sicuramente un caso, infatti come osservabile dai dati di IDEAS/RePEc, quasi tutti i 175 articoli pubblicati tra il 2010 e il 2020 riguardanti le luci notturne utilizzano dati DMSP.

Il problema è che tali dati sono soggetti a numerose fonti di errore che sono state studiate e spiegate in molti articoli.

Il primo di tali errori riguarda la geolocalizzazione. Infatti a volte, le luci notturne rilevate possono essere erroneamente geolocalizzate o sovrastimate, specialmente in aree con alta densità di luci artificiali o con condizioni ambientali particolari, come la presenza di nuvole.

L'errore di geolocalizzazione è dovuto a due motivi principali: la qualità della scansione dei dati provenienti dai satelliti e l'allocatione dei punti da parte del sistema OLS; quest'ultimo è il sensore montato sui satelliti DMSP progettato per rilevare e mappare le luci notturne sulla superficie terrestre.

Ad causare l'errore di geolocalizzazione è anche l'angolazione con cui i satelliti monitorano la zona oltre che dallo smoothing che è un processo di rappresentazione dei dati in cui i pixel adiacenti vengono prima raggruppati in blocchi 5x5 per poi uniformare i picchi mediante la media fra le intensità di luce dei pixel.

A riprova dell'esistenza di tale errore vi è l'esperimento di Tuttle et al (2013) che ha dimostrato un errore di geolocalizzazione sistematico dei satelliti; infatti nell'esperimento sono state illuminate zone prima buie e confrontando le posizioni fornite da due satelliti DMSP (F16e F18) con le coordinate di tale zone sono stati riscontrati errori di geolocalizzazione tra 1,4 e 3,7 km con una confidenza del 95%. L'errore medio complessivo era pari a 2,9 km.

Altro problema che affligge le immagini dei satelliti DMSP è il blurring. Con il termine blurring si intende il fenomeno della sfocatura delle immagini. Tale sfocatura è da attribuirsi principalmente a difetti del sensore e della gestione dei dati (Abrahams et al 2018). In primo luogo, a distanza considerevole dal nadir dello sweep di 3000 chilometri del sensore, la Terra è osservata in obliquo, causando un'espansione del campo visivo (FoV), che aumenta del 400% al margine dello sweep e del 240% a metà dello sweep, punto in cui la NOAA cessa l'utilizzo dei dati. Tuttavia, l'intera luminosità del FoV dilatato è ricondotta a un singolo pixel, significativamente più piccolo, situato al centro del FoV. In secondo luogo, i computer di bordo non sono in grado di contenere tutti i dati, quindi, come spiegato prima, i dati sono soggetti al processo di smoothing. Infine, gli errori accidentali di geolocalizzazione, con una deviazione media di circa 3 km, disperdono la luce registrata ben oltre il suo punto di origine (Tuttle et al., 2013). Di conseguenza, l'impronta al suolo dei dati DMSP smussati è di circa 25 km<sup>2</sup> al nadir ed è ancora più grande lontano dal nadir.

Tale problema risulta però molto più limitato se si utilizzano dati VIIRS come spiegato nell'articolo di Gibson (2021) in cui si confrontano delle immagini scattate tramite DMSP e VIIRS per indagare sulla tematica del blurring.

Gli scatti riguardano in entrambi i casi la zona di Oxford e rendono chiaro di quanto le immagini scattate da VIIRS risultino molto più precise. Infatti mediante tali immagini è evidente come le città di Woodstock, Abingdon, Didcot (dove una centrale elettrica aumenta la luminosità) e Chilton siano tutte distinte da Oxford, con uno spazio non illuminato tra ogni città. Anche Kidlington, appena a nord (dove si trova l'aeroporto londinese di Oxford), presenta uno spazio non illuminato che la separa da Oxford. L'immagine VIIRS mostra anche che le due parti più illuminate di Oxford sono la fabbrica di automobili MINI a Cowley, nella parte orientale di Oxford, e l'area vicino a Westgate Mall e Cornmarket street.

Con il DMSP risulta un'area illuminata che si estende per 40 km inglobando tutte le città. Inoltre la maggior parte dell'area riceve il Digital Number pari a 63 andando a evidenziare un altro difetto dei DMSP di cui si parlerà successivamente, il top coding.

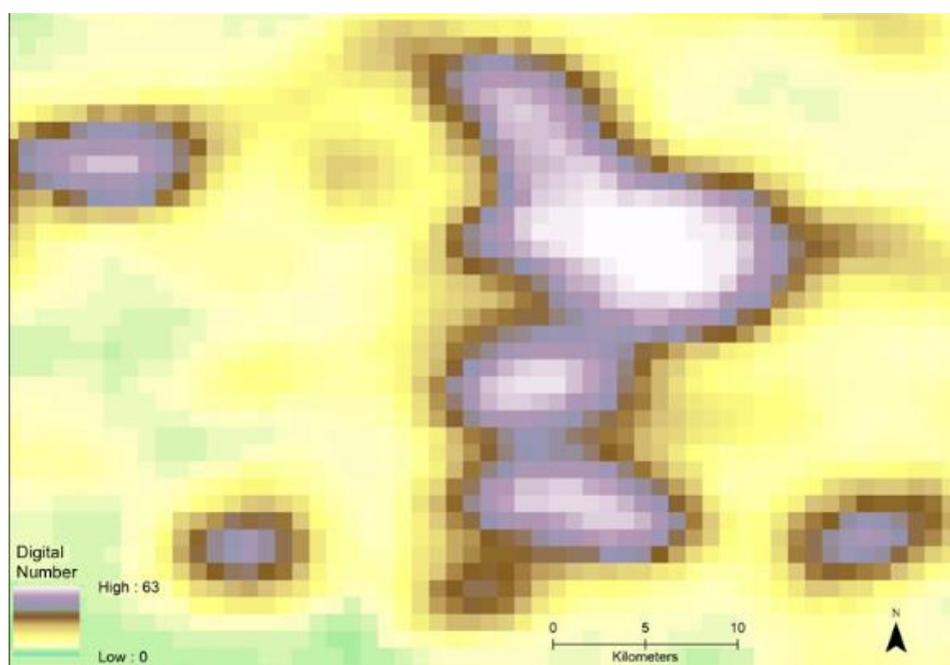


Figura 2: Fonte Gibson (2021)

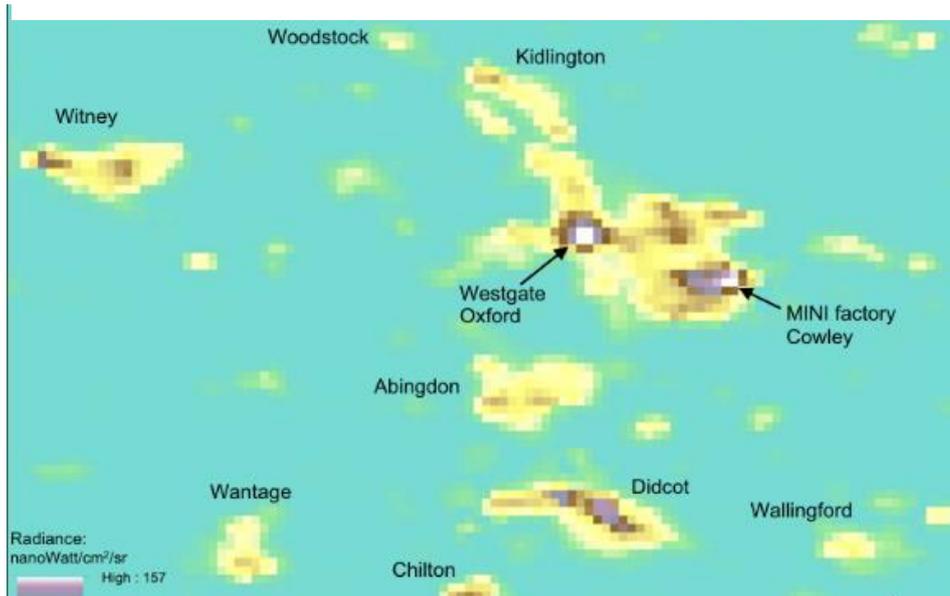


Figura 3 : Fonte Gibson (2021)

A risolvere in parte il problema del blurring ci hanno pensato Abrahams et al 2018 mediante una pubblicazione di uno script Matlab che è rimasto tuttavia ignorato dalla maggior parte degli economisti.

Come anticipato precedentemente, altro problema fonte di imprecisione nelle immagini, per i satelliti DMSP, è il top-coding. Tale fenomeno si manifesta poiché è facilmente raggiungibile il valore massimo del range dei digital number associati a una fonte luminosa, 63. Capita infatti spesso che a siti non molto luminosi, come ad esempio zone di periferia, venga attribuito lo stesso valore di luminosità di una metropoli.

Il top-coding è dovuto principalmente a tre motivi (Gibson 2021). Il primo motivo riguarda il fatto che originariamente l'intento principale del DMSP era quello di osservare le formazioni nuvolose anziché le luci terrestri, perciò si verifica un'intensificazione non documentata del sensore durante le fasi oscure del ciclo lunare, quando le cime delle nuvole non sono più distinguibili nella luce lunare diretta. In secondo luogo, il sensore ha una gamma dinamica limitata, quindi l'aumento dell'ampiezza provoca una sovrasaturazione luminosa nelle immagini di aree fortemente illuminate sulla terra, come i centri commerciali urbani. In terzo luogo vi sono i limiti generati dal processo di smoothing e di conseguenza, i valori originali a 8 bit dei singoli pixel sono stati ridotti a 6 bit e limitati a 63, per ottenere il valore DN (Digital Number).

A cercare di ovviare al fenomeno del top coding sono stati Bluhm e Krause (2018) proponendo di ovviare al problema mediante una distribuzione di Pareto da applicare ai pixel che superano la soglia di 55 DN.

Esattamente all'opposto di quello che è il problema del top-coding vi è il bottom coding. Tale fenomeno si manifesta dall'attribuzione di valori particolarmente bassi o nulli a siti illuminati, ciò può accadere per motivi sociali, ad esempio il luogo considerato è a bassa densità di popolazione, oppure per motivi di scarsa risoluzione delle immagini relativi al fenomeno di smoothing.

A riprova dell'esistenza del fenomeno di bottom-coding vi è lo studio di Henderson et al in cui si dimostra che il numero digitale più osservato è tra 3 e 5 per i paesi a basso reddito.

Come detto, il fenomeno del top-coding deriva in parte dalla funzione originaria dei satelliti DMSP. A condividere le stesse motivazioni di origine è anche un altro problema, l'errore di comparabilità temporale (Gibson 2020). Esso deriva dal fatto che, di notte, la parte visibile dello spettro viene intensificato di un fattore di un milione con un tubo fotomoltiplicatore per vedere meglio le nuvole illuminate dalla luna. Grazie a tale amplificazione il sensore è in grado di vedere anche le luci provenienti da attività umane, ma il problema è che tali amplificazioni non sono salvate dal sensore nei dati perché non erano necessarie per le previsioni meteorologiche dell'Air Force (Hsu et al., 2015). In altre parole, la sensibilità del sensore viene aumentata o diminuita per mantenere invariata la luminosità delle cime delle nuvole e le luci sulla terra appariranno più o meno luminose in modo non registrato.

La mancanza di coerenza temporale intrinseca nelle misure DMSP è aggravata dalla limitata memorizzazione dei dati a bordo che porta al fenomeno di smoothing precedentemente descritto.

Ultima imprecisione riguardante le foto scattate dai satelliti DMSP che è necessario citare è dovuta alle differenze tra satelliti. Come è stato in parte anticipato anche quando si è parlato di geolocalizzazione, le immagini riportate dal programma DMSP sono catturate mediante l'uso di più

satelliti che tra loro forniscono spesso delle misure di intensità sensibilmente diverse. Ciò potrebbe essere dovuto da numerosi fattori come ad esempio il degradamento dei sensori sui satelliti. Ad esempio di ciò vi è l'articolo di Liu et al. (2012) che comparano i valori di pixel illuminati in Cina nel 2008 riportati da due satelliti distinti, l' F15 e l' F16. Mentre il primo segna un'intensità luminosa media pari a 10,7 il secondo riporta valori pari a 16,6, una differenza di più del 50%.

Risultati relativamente simili sono stati riscontrati anche da Gibson (2020) per quel che riguarda i dati sull'intensità luminosa registrata in Sicilia per ogni anno disponibile per i dati DMSP. Essi difatti mostrano come il satellite F12 abbia riportato un incremento del 15% nel tempo dei valori di DN rispetto a F10 e abbia una media superiore del 29% a F14. F15 ha invece evidenziato una diminuzione del 24% nei valori di DN tra il 2002 e il 2003, mentre F14 ha mostrato soltanto una variazione dell'2%. Le fluttuazioni percentuali annuali nei valori di DN per la Sicilia nei dati DMSP ammontano mediamente al 6,1%, considerando sia tra i satelliti che negli anni, e al 5,5% limitatamente alle variazioni annuali all'interno dei singoli satelliti.

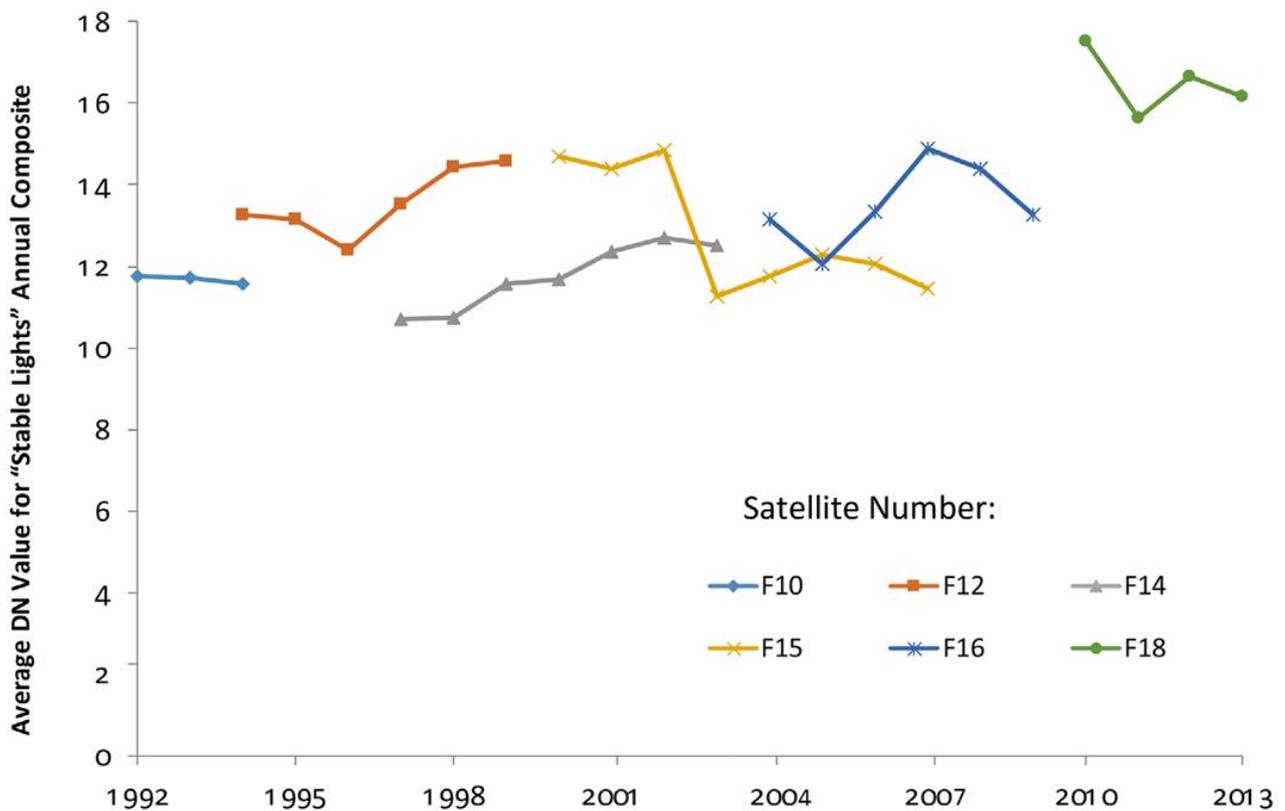


Figura 4:Fonte: Gibson (2020)

Definiti quelli che sono i principali errori che affliggono le rilevazioni fatte tramite satelliti DMSP è possibile ora illustrare quanto più precisi risultino i dati VIIRS. A sostegno di tale teoria vi sono numerosi articoli, tra cui Gibson 2021 e Kim et al 2023.

Quest'ultimo dimostra come i dati VIIRS risultino più precisi del 60% dei dati DMSP. Per giungere a tale conclusione l'articolo si propone di predire il PIL di 269 regione europee NUTS2 (Nomenclature of Territorial Units for Statistics) per l'anno 2013 con entrambi le sorgenti di luci.

Il risultato finale è un  $R^2$  adjusted pari a 0,757 per la regressione impostata mediante dati VIIRS, e uno 0,460 per quella realizzata sfruttando i DMSP. Tale differenza inoltre cresce ancora di più se si pesano le regioni per la densità di popolazione che hanno. Ciò è dovuto probabilmente ad errori che affliggono i dati DMSP, come la sfocatura, che li rendono particolarmente sensibili ad un'operazione del genere. Mentre quindi l' $R^2$  dei dati DMSP si abbassa se aggiunto tale peso, quello VIIRS resta costante.

Al contrario la differenza sembra attenuarsi, anche se di poco, se vengono utilizzate delle correzioni di Pareto per risolvere i problemi di top-coding legati ai dati DMSP.

Altro studio che evidenzia la differenza di qualità dei dati ottenuti tramite DMSP e VIIRS è l'articolo di Kim et al. (2021). La ricerca si pone come obiettivo studiare l'impatto delle sanzioni inflitte alla Corea del Nord nel 2016, in particolare al distretto industriale di Kaesong. Per far ciò si realizza un'analisi Difference in difference (D-D) in cui si confrontano i valori di intensità luminosa del distretto a cui appartiene la zona colpita da sanzione, Panmun, con l'unico altro distretto presente nella stessa regione, Kepyong. Si allarga poi la zona di controllo prendendo come variabili di riferimento anche le città di Sinuiju e Rason, oltre che l'intera Corea del Nord. La particolarità di questa analisi però consiste nel fatto che per realizzare la D-D vengono utilizzati sia i dati VIIRS che i DMSP e poi vengono confrontati tra loro.

I risultati riportano come l'analisi D-D realizzata utilizzando i dati VIIRS segnali un calo della luminosità medio del 52% per il distretto di Panmun, con picchi pari al 64% se viene utilizzata la città di Rason come variabile di controllo e minimi pari al 45% se invece a variabile di controllo è la città di Sinuiju. E' inoltre interessante notare come, se invece di Panum, si utilizza la città di Kaeson come variabile di controllo, che include sia il distretto di Panum che il confinante distretto di Keyyong, il calo di luminosità medio non cambia, stanzandosi sempre al 52%, segno che, in questo caso, una scelta di granularità maggiore non infici i risultati della ricerca.

Per quel che riguarda invece i dati DMSP essi riportano un calo medio della luminosità pari al 33% con un caso che addirittura segna un incremento del 23% dell'intensità luminosa di Panum, ciò avviene quando è usato il vicino distretto di Kepyong come variabile di controllo.

Ad infliggere particolarmente sui risultati ottenuti mediante l'utilizzo di dati DMSP sono i problemi di sfocatura e di bottom coding. In particolare si è dimostrato nello studio, che, se si sostituiscono i falsi zero registrati dai satelliti DMSP con i valori VIIRS il 70% del divario dei risultati ottenuti dalle due fonti viene colmato.

Ancora una volta quindi, a rendere inaffidabili i dati DMSP sono i numerosi errori che li affliggono.

Visto come quindi i dati VIIRS risultino più precisi di quelli DMSP è ora possibile concludere la rassegna della letteratura delle luci notturne analizzando lo studio di Mark Roberts (2021) che utilizza tali dati per redare il suo articolo.

Esso ha come obiettivo l'analisi del trend di intensità luminosa verificatosi in Marocco nel periodo della pandemia COVID 19. In tal modo si rendeva possibile studiare le variazioni del PIL nel paese con un livello di granularità spaziale e temporale che non è fornito dai dati ufficiali.

Come prima cosa è stata verificata l'esistenza di una relazione tra dati di intensità luminosa e PIL del paese analizzando dati con arco temporale di 8 anni, dal 2012 al 2020. Nel caso del Marocco tale

relazione è rilevante e, in particolare, risulta possibile stimare l'andamento del PIL rispetto a quello delle luci notturne soprattutto qualora si utilizzasse una maschera EOG per filtrare i dati dei pixel luminosi, tale maschera consiste nell'azzerare le luci notturne annullate per gli anni 2015-2016 dall'EOG (Earth Observation Group). Una volta stabilita l'esistenza di tale relazione lo step successivo riguarda l'analisi dell'evoluzione dell'illuminazione del Marocco in risposta alla crisi COVID-19. Tale analisi riporta la coincidenza tra il primo caso covid e un improvviso calo dell'illuminazione durato fino a Maggio. Dopodiché vi è stato un periodo di ripresa che però ha avuto una nuova battuta di arresto a Settembre.

Ciò è quanto si evince da un'analisi nazionale, a livello regionale invece il calo di luminosità risulta eterogeneo. Per tale motivo l'autore suddivide le regioni in tre sezioni raggruppando quelle che più duramente colpite, le regioni che si sono riprese e infine le regioni colpite ma in maniera lieve se comparate alle prime. In tal modo si è dimostrata una correlazione tra i casi covid e il livello di intensità luminosa.

Per concludere, è possibile evidenziare come, mediante questa analisi della letteratura si siano studiati i principali articoli sull'utilizzo dell'intensità luminosa definendo come possa essere considerata un buon proxy del calcolo del PIL. Tuttavia, un'altra importante considerazione che può essere fatta alla luce di questa analisi, è che sia meglio utilizzare dati provenienti dal sensore VIIRS che quelli forniti da DMSP perché meno soggetti a errori e quindi più precisi. Per tale motivo lo studio che seguirà sarà basato esclusivamente su dati di intensità luminosa forniti dal VIIRS.

## Dati

Al fine di ottenere una comprensione esaustiva dell'elaborato è ritenuto importante conoscere i dati alla base dello studio e il modo in cui sono stati trattati. Per tale motivo nel corso di questo capitolo verranno definiti e tipi di dati usati e il modo in cui sono stati elaborati. La prima sezione, in particolare, sarà dedicata all'introduzione dei dati mentre la seconda al loro trattamento

## Dati

L'impatto avuto da una guerra sull'economia di un paese è un fenomeno complesso da analizzare che risulterebbe incomprensibile se non si avessero a disposizione una gran quantità di dati. Per tale motivo, per la scrittura di questa tesi sono stati indagati ed elaborati moltissimi dati. In particolare i dati trattati per la realizzazione del seguente elaborato sono:

- 1) Dati sull'intensità luminosa VIIRS
- 2) Dati VIINA relativi al numero di attacchi avvenuti in Ucraina dall'inizio della guerra
- 3) Dati riguardanti gli shapefile per la creazione di mappe coropletiche
- 4) Dati relativi al PIL dell'Ucraina a livello di Oblast dal 2018 al 2021.

I primi della lista sono dati relativi a misurazioni della luminosità ottenuti e rielaborati tramite il sensore VIIRS (Visible Infrared Imaging Radiometer Suite), installato sui satelliti Suomi National Polar-orbiting Partnership (Suomi NPP), NOAA-20 e NOAA-21.

Il sensore VIIRS è stato progettato per raccogliere immagini ad alta risoluzione della superficie terrestre in luce visibile e infrarossa. Questo strumento, che rappresenta un'evoluzione rispetto ai suoi predecessori come l'Advanced Very High Resolution Radiometer (AVHRR) e il Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer (MODIS), copre uno spettro che va da 412 nm a 12  $\mu\text{m}$  distribuito in 22 bande diverse. In particolare, VIIRS include 5 bande ad alta risoluzione (I-bands), 16 bande a risoluzione moderata (M-bands) e una banda panoramica diurna/notturna (Day/Night Band, DNB) sensibile a condizioni di bassa luminosità.

Il sensore VIIRS è stato lanciato per la prima volta a bordo del satellite Suomi NPP il 28 ottobre 2011. Suomi NPP funge da ponte tra i satelliti del sistema Earth Observing System (EOS) e la prossima generazione di satelliti del Joint Polar Satellite System (JPSS). I satelliti JPSS, tra cui NOAA-20 (lanciato il 18 novembre 2017) e NOAA-21 (lanciato il 10 novembre 2021), rappresentano un ulteriore passo avanti nel monitoraggio ambientale globale, fornendo dati critici per il monitoraggio meteorologico, il cambiamento climatico e le risorse naturali.

La banda DNB è particolarmente rilevante per le rilevazioni di intensità luminosa. Progettata per essere ultra-sensibile in condizioni di bassa luminosità, la DNB consente il rilevamento di luci artificiali, come le luci urbane, nonché fenomeni naturali deboli. Questa banda copre un intervallo spettrale centrato su 0.7  $\mu\text{m}$  con una larghezza di banda di 0.4  $\mu\text{m}$ , permettendo di catturare una vasta gamma di intensità luminose, dai deboli bagliori di aree rurali scarsamente illuminate alle intense luci delle grandi metropoli.

In termini di quantizzazione e risoluzione, i dati DNB sono quantizzati a 12 bit. Questa elevata risoluzione radiometrica consente di distinguere piccole variazioni nell'intensità luminosa, fornendo dati dettagliati e precisi per l'analisi. La risoluzione spaziale della DNB è di circa 750 metri a nadir (il

punto direttamente sotto il satellite), ma i prodotti grigliati giornalieri possono avere risoluzioni fino a 500 metri, migliorando ulteriormente la capacità di analisi fine delle variazioni di luminosità.

La banda diurna/notturna (DNB) del VIIRS misura l'intensità luminosa in unità di radianza. La radianza è una misura della quantità di energia luminosa che passa attraverso o viene emessa da una superficie in una determinata direzione per unità di area per unità di angolo solido. I valori di radianza vengono espressi in nanowatt per centimetro quadrato per steradiante (nW/cm<sup>2</sup>/sr).

I dati VIIRS sono disponibili a diverse risoluzioni temporali e spaziali, per quel che erano le necessità di questo elaborato i dati sono stati scaricati con una risoluzione mensile e con granularità sia di oblast che di raion. L'intensità luminosa è poi misurata a livello di media e mediana mensile.

Per accedere ai dati VIIRS sull'intensità luminosa, si possono utilizzare le seguenti risorse ufficiali:

- NOAA National Centers for Environmental Information (NCEI)
- NASA Earthdata Search
- LAADS DAAC VIIRS Products

Tali dati sono disponibili sottoforma di database excel con un livello di granularità sia di oblast che di raion. Coprono un range temporale che va dal 01/2018 al 08/2023 e sono caratterizzati da 5 o 6 attributi a seconda della granularità scelta. I dati di oblast hanno infatti come attributi la data della rilevazione luminosa, in formato mese/anno, l'id associato all'oblast, il nome completo dell'oblast, il numero di pixels presenti per oblast e poi due misure dell'intensità luminosa che sono media e mediana luminosa. Per quel che riguarda poi i dati relativi ai raion essi hanno due differenze: hanno un attributo in più che specifica il nome completo del raion, l'id in questo caso è identificato univoco del raion e non dell'oblast.

Data	Id	Oblast	Raion	Pixels	Media Lum	Mediana Lum
01/2018	UA.CH.BA	Chernihiv	Bakhmats'kyi	11477	0,60575849	0,47999999
02/2018	UA.CH.BA	Chernihiv	<u>Bakhmats'kyi</u>	11477	0,62142807	0,47999999
03/2018	UA.CH.BA	Chernihiv	Bakhmats'kyi	11477	0,67781734	0,46000001
04/2018	UA.CH.BA	Chernihiv	Bakhmats'kyi	11477	0,39408469	0,33000001
05/2018	UA.CH.BA	Chernihiv	Bakhmats'kyi	11477	0,40229067	0,34999999
06/2018	UA.CH.BA	Chernihiv	Bakhmats'kyi	11477	0,62341899	0,56
07/2018	UA.CH.BA	Chernihiv	Bakhmats'kyi	11477	0,56200922	0,50999999

Per quanto riguarda i dati relativi agli attacchi subiti dall'Ucraina dall'inizio della guerra, si è deciso di utilizzare come fonte VIINA (Violent Incident Information from News Articles). VIINA è un sistema di monitoraggio territoriale e di tracciamento degli eventi bellici in tempo quasi reale, sviluppato per monitorare l'invasione dell'Ucraina da parte della Russia. Questo sistema è accessibile a tutti e i suoi dati sono pubblici, consultabili nella pagina GitHub dedicata. Il funzionamento di VIINA, ad alto livello, è relativamente semplice da spiegare. Il sistema utilizza una rete neurale di tipo LSTM (Long Short-Term Memory) per la classificazione dei fenomeni bellici. La rete è stata impostata con un numero massimo di 1200 epoche, con un meccanismo di early stopping per evitare l'overfitting qualora non vi sia un miglioramento significativo tra un'epoca e l'altra. Il modello è stato allenato con 3500 articoli in entrambe le lingue, ucraino e russo. Le fonti utilizzate dal modello per classificare

gli eventi includono i principali giornali ucraini e russi, oltre alle principali trasmissioni radio di entrambi i paesi. Tra le varie fonti sono presenti Ukrayins'ka Pravda e Komsomol'skaya Pravda, rispettivamente il principale giornale ucraino e russo. VIINA attribuisce delle coordinate geografiche precise a tutti gli eventi, rendendo possibile anche l'analisi geografica degli attacchi. Questa funzione è implementata utilizzando API di OpenStreetMap e Yandex. Ogni sei ore, VIINA analizza i siti web delle fonti selezionate, scaricando i titoli e le descrizioni delle notizie più recenti. Il sistema assegna coordinate geografiche agli eventi citati, utilizzando un dizionario di geocodifica personalizzato che viene aggiornato periodicamente per riflettere i nuovi luoghi di interesse man mano che la guerra si evolve. Per classificare gli eventi bellici VIINA utilizza ben 24 dummy che definiscono il tipo di evento bellico riscontrato. Vi sono ad esempio della dummy che indica se si è trattato di una battaglia con carri armati ma anche delle dummy che definiscono se i report fanno menzione a una località specifica. Gli eventi vengono classificati con un'accuratezza predittiva fuori campione superiore all'80% per tutte le variabili dummy considerate, con più della metà delle variabili che raggiungono un'accuratezza superiore al 95%. In seguito è riportata la tabella relativa a tutte le dummy presenti per la definizione di eventi bellici.

Variable	Description	In-Sample	Out-Sample
t_mil	Event is about war/military operations	0.999	0.817
t_loc	Report includes reference to specific location	0.999	0.857
t_san	Report mentions economic sanctions imposed on Russia	0.999	0.947
a_rus	Event initiated by Russian/Russian-aligned forces	1.000	0.857
a_ukr	Event initiated by Ukrainian/Ukrainian-aligned forces	0.999	0.940
a_civ	Event initiated by civilians	1.000	0.993
a_other	Event initiated by a third party (e.g. U.S., EU, Red Cross)	1.000	0.960
t_aad	Anti-air defense, including shoulder-fired missiles	1.000	0.989
t_airstrike	Air strike, strategic bombing, helicopter strike	1.000	0.978
t_airalert	Air raid siren/alert	1.000	0.993
t_armor	Tank battle or assault	1.000	0.991
t_arrest	Arrest by security services or detention of prisoners of war	1.000	0.971
t_artillery	Shelling by field artillery, mortar, missiles or rockets	1.000	0.958
t_control	Establishment/claim of control over population center	0.999	0.989
t_firefight	Any exchange of small arms fire	1.000	0.987
t_killing	Assassination or targeted killing	1.000	0.985
t_ied	Improvised explosive device, landmine, car bomb, blast	1.000	0.980
t_raid	Ground assault, usually followed by a retreat	0.989	0.998
t_occupy	Occupation of territory or building	1.000	0.978
t_property	Destruction of property or infrastructure	1.000	0.949
t_cyber	Cyber attacks, including DDOS, website defacement	1.000	0.962
t_hospital	Attacks on hospitals and humanitarian convoys	1.000	0.978
t_milcas	Event report mentions military casualties	1.000	0.960
t_civcas	Event report mentions civilian casualties	1.000	0.954

Figura 5: Rappresentazione attacchi VIINA

Contrariamente a quanto avvenuto con i dati sull'intensità luminosa, in questo caso i dati sugli attacchi non avevano fin da subito un numero di attributi sufficientemente piccola da poterli utilizzare senza trattamento. Infatti essi si presentavano con 40 attributi, escludendo i 24 relativi alle dummy per la classificazione bellica, gli altri sono:

1. viina\_version

2. event\_id\_1pd
3. date
4. n\_reports
5. event\_ids
6. sources
7. geonameid
8. feature\_code
9. asciiname
10. ADM1\_NAME
11. ADM1\_CODE
12. ADM2\_NAME
13. ADM2\_CODE
14. longitude
15. latitude
16. GEO\_PRECISION

Per tale motivo prima di eseguire qualunque tipo di analisi è stato importante filtrare e ripulire i dati applicando delle tecniche feature selection e feature creation, in modo tale da renderli più significativi possibile.

Gli shapefile sono un formato di file digitale per la rappresentazione di dati geografici vettoriali e possono rappresentare vari tipi di dati spaziali, come punti, linee e poligoni.

Un singolo shapefile è composto da almeno tre file principali, ciascuno con una specifica funzione:

- .shp: Questo file contiene la geometria dei vettori, ovvero la rappresentazione grafica degli elementi geografici.
- .shx: Questo file contiene un indice per il file .shp, che consente un accesso più rapido agli elementi geografici.
- .dbf: Questo file contiene gli attributi dei vettori sotto forma di una tabella di database. Ogni riga della tabella corrisponde a un elemento geografico nel file .shp, e ogni colonna rappresenta un attributo diverso (ad esempio, il nome di una città, la popolazione, ecc.).

In questo elaborato gli shapefile sono risultati particolarmente utili per la creazione di mappe coropletiche che rappresentassero l'andamento dell'intensità luminosa nel paese, sia a livello di oblast che di raion.

L'ultimo tipo di dato riguarda il pil a livello di oblast registrato in Ucraina dal 2018 al 2021. Tali dati sono stati scaricati dal sito statistico ucraino. E' stato impostato un tipo di filtro sull'inizio del periodo di osservazione del pil per far sì che esso combaciasse con le prime rilevazioni luminose che si hanno a disposizione per l'Ucraina. La scelta di utilizzare dei dati sul pil a livello di oblast è da imputare al fatto che risultava necessario eseguire un'analisi di correlazione tra il pil e le luci notturne e che si avessero a disposizione pochi anni di copertura con informazioni relative alle luci notturne. Quindi se si fosse fatto a livello di Ucraina si sarebbero avute soltanto 4 osservazioni, facendolo a livello di oblast invece il numero di osservazioni aumenta sensibilmente.

Sono stati esclusi dalle correlazioni gli oblast Crimea e Sevastopol' poiché, facendo di fatto sotto controllo russo dal 2014, non si hanno più informazioni ufficiali al riguardo.

La struttura del database creato per lo storage di tali dati è quella mostrata in tabella. Si ha quindi una riga per ogni oblast e sulle colonne gli anni di misurazione.

Oblast/Anno	2018	2019	2020	2021
Crimea	...	...	...	...
Vinnitsya	111489,00	129097,00	135867,00	173531,00
Volyn	60445,00	75637,00	77404,00	92535,00
Dnipropetrovsk	369356,00	390325,00	398732,00	582363,00
Donetsk	192161,00	204893,00	206309,00	283326,00

## Elaborazione dati

In questa sezione verrà spiegato come sono stati trattati i dati. Prima di descrivere nel dettaglio le modalità di elaborazione dei dati, è necessario fare alcune premesse. Queste riguardano l'ordine cronologico con cui verranno presentate le elaborazioni e i tool utilizzati per trattare i dati.

Per quel che riguarda la prima premessa bisogna chiarire che i dati sono stati elaborati con lo scopo di:

- Effettuare un'analisi descrittiva della variazione di intensità luminosa e degli attacchi
- Creare modelli di regressione in grado di indagare come gli attacchi hanno influito sull'intensità luminosa in Ucraina

Nel descrivere come sono stati trattati i dati quindi si seguirà questo filo temporale, analizzando prima le elaborazioni per il primo scopo e poi per il secondo.

I tool utilizzati per trattare i dati sono:

1. Python
2. R
3. QGIS
4. Stata

Terminate queste premesse è ora discutere parlare di come sono stati modificati i dati.

I dati relativi all'intensità luminosa sia degli oblast che dei raion non hanno subito alcun tipo di modifica ma, sono stati ampiamente utilizzati, come sarà possibile vedere in seguito, per la realizzazione di grafici per l'analisi descrittiva tramite R. A non aver subito alcun tipo di modifica sono anche i dati sul pil.

Al contrario a subire moltissimi cambiamenti sono stati i dati relativi agli attacchi. Si presentavano infatti inizialmente con numerosi problemi che li rendevano inutilizzabili come:

1. un eccessivo numero di attributi che non consentiva alcun tipo di analisi
2. un eccessivo numero di righe dovuto alla mancanza di raggruppamenti di alcun tipo
3. un problema di duplicazione poiché alcune righe risultavano ripetute.

Al fine di ovviare a questi problemi si è deciso di:

- 1) Applicare delle tecniche di feature selection e feature creation per limitare il numero di attributi. Esse consistono nello scegliere un numero ridotto di feature per eseguire l'analisi e di crearne di nuove che possano risultare significative. In questo caso in particolare si è deciso di lasciare soltanto come attributi la data, adm1\_name e adm2\_name che rappresentano il nome dell'oblast e del raion in cui è avvenuto l'attacco. Dopodiché sono state sostituite tutte le dummy relative agli attacchi dividendo gli attacchi in 3 tipi:

- Leggeri
- Pesanti
- Totali (che includono quindi sia leggeri che pesanti)

In particolare sono stati considerati attacchi pesanti tutti gli eventi di guerra che includevano conflitti aerei, bombardamenti aerei, attacchi con carrarmati e missili. Gli attacchi leggeri invece includevano scontri tra civili, mine antiuomo e attacchi a singole proprietà private. E' stata applicata anche una regola di priorità per ovviare al problema di esclusività, gli attacchi che vengono classificati come pesanti non possono infatti essere classificati come leggeri.

- 2) E' stato eseguito un doppio lavoro di raggruppamento sui dati degli attacchi. Da un punto di vista temporale si è deciso di passare da una cardinalità di giorno a una di mese/anno, da un punto di vista geografico gli attacchi sono stati raggruppati sia per raion che per oblast. Questo passaggio è stato particolarmente importante perché ha permesso di sviluppare analisi successive per comprendere l'impatto del numero di attacchi sulla luminosità in Ucraina, poiché anche i dati sull'intensità luminosa erano disponibili con le stesse granularità temporali e spaziali.
- 3) E' stato creato uno script python che riuscisse ad eliminare tutte le righe ridondanti confrontando i valori di tutti gli attributi. In questo modo è stato possibile eliminare migliaia di righe duplicate

Infine, avendo a disposizione dati sugli attacchi di tre tipi (leggeri, pesanti, totali) con due granularità spaziali (oblast e raion), sono stati creati sei nuovi database che identificassero, per ogni raion o oblast, il numero di attacchi subiti sia nel corso dei vari mesi che in totale. Un altro dato fondamentale calcolato è stato il numero di attacchi subito da ogni oblast e raion rispetto alla superficie. In questo caso, non avendo informazioni esatte sulla superficie, è stato utilizzato il numero di pixel per unità geografica perché considerato un buon indicatore della superficie.

Il risultato finale sono sei database con una struttura simile a quella mostrata nell'esempio seguente.

OBLA ST/M ESE	Pi xel s	20 22- 02	20 22- 03	20 22- 04	20 22- 05	20 22- 06	20 22- 07	20 22- 08	20 22- 09	20 22- 10	20 22- 11	20 22- 12	20 23- 01	20 23- 02	20 23- 03	20 23- 04	20 23- 05	20 23- 06	20 23- 07	20 23- 08	T O T	%	Attac chi/Pi xels
Cherk asy	14 89 91	19	37	29	22	29	19	24	19	24	18	15	11	3	5	20	7	6	10	13	33 0	0,4 157 64	0,002 2149
Chern ihiv	24 12 25	60	29 8	12 7	10 8	12 3	81	88	66	68	48	43	46	36	37	68	22	8	58	65	14 50	1,8 268 41	0,006 0109 9
Chern ivtsi	57 28	0	12	9	16	5	7	9	3	19	3	7	0	1	2	2	3	1	1	1	10 1	0,1 272 49	0,001 7632 7

Crimea	17 40 51	32	12 5	94	64	68	11 9	29 0	10 2	14 8	10 0	93	77	53	78	63	45	42	13 2	80	18 05	2,2 741 02	0,010 3705 2
Dnipropetrovs'k	22 17 05	29	24 0	29 2	26 2	26 9	29 6	33 3	34 0	26 1	30 3	24 4	30 3	11 5	13 4	90	90	10 5	18 7	18 2	40 75	5,1 340 52	0,018 8302 8
Donetsk	18 41 44	11 6	93 8	97 5	11 95	10 48	14 06	14 35	10 94	10 66	12 38	14 62	15 47	99 3	10 40	10 09	65 0	53 2	13 02	99 5	04 1	249 46	0,108 8333
Ivano-Frankivs'k	97 20 9	4	54	23	13	9	13	20	10	20	13	16	12	6	8	2	0	0	1	6	0	0,2 23 897 75	0,002 3660 4
Kharkiv	22 51 72	15 9	82 5	68 4	68 3	61 5	62 7	63 5	81 8	39 7	44 2	56 1	58 7	43 1	30 8	34 9	12 5	10 8	41 4	41 6	91 84	11, 570 83	0,040 7866

Tutti i trattamenti dati descritti finora sono stati realizzati con l'iniziale scopo di effettuare un'analisi descrittiva e sono successivamente stati usati anche per i modelli di regressione. Al solo fine dei modelli di regressione è stata realizzata successivamente una nuova elaborazione dati che prevedeva di dividere i raion in quattro gruppi distinguendoli in raion che avevano subito più attacchi o meno attacchi della media e raion che, per numero di attacchi, rientravano nel primo quartile dei più attaccati o nel quarto.

Questa distinzione è stata fatta per tutti e 3 i tipi di attacco, portando alla definizione di 12 database nuovi con i seguenti attributi:

- Data
- Id
- Oblast
- Raion
- Pixels
- Media Lum
- Mediana Lum
- Attaccato
- Post
- Periodo

Le prime sette caratteristiche sono state già spiegate nel corso dell'elaborato, mentre le ultime tre richiedono ulteriori chiarimenti. Le variabili Attaccato e Post sono variabili dummy. Attaccato assume il valore 1 se i raion risultano più attaccati della media o fanno parte del 25% più attaccato, e 0 se sono meno attaccati della media o appartengono al 25% meno attaccato. Post assume il valore 1 se ci troviamo in un momento successivo allo scoppio della guerra o nel periodo 0, e 0 altrimenti.

Periodo è una variabile che conta il numero di mesi trascorsi o mancanti dall'inizio della guerra. Per convenzione, il mese 0 è stato definito come gennaio 2022, il mese precedente lo scoppio della guerra.

Queste variabili sono fondamentali per lo sviluppo dei modelli di regressione e saranno spiegate ulteriormente nel capitolo dedicato ai modelli.

## Analisi Descrittiva

In questo capitolo verranno approfonditi i dati relativi all'intensità luminosa in Ucraina e agli attacchi subiti, con l'obiettivo di fornire un'interpretazione preliminare e strutturata. L'analisi sarà articolata in diverse fasi: inizialmente, si esaminerà l'andamento dell'intensità luminosa su scala nazionale, osservando come essa sia variata nel corso degli anni, con particolare attenzione ai periodi critici. I dati sull'intensità luminosa coprono un arco temporale che va dall'inizio del 2018 fino ad agosto 2023, permettendo un'analisi dettagliata dei cambiamenti avvenuti nel tempo, soprattutto in relazione agli eventi significativi che hanno interessato il paese.

Successivamente, l'indagine si concentrerà sugli oblast, per individuare differenze e peculiarità a livello regionale, cercando di cogliere eventuali pattern o anomalie che potrebbero essere significative.

Una volta completata l'analisi dell'intensità luminosa, il capitolo si sposterà sull'analisi degli attacchi subiti dal territorio ucraino, considerandone l'evoluzione temporale e la distribuzione geografica. Questi dati, che coprono il periodo da febbraio 2022 ad agosto 2023, offrono una visione chiara degli eventi durante il conflitto, consentendo di identificare le aree maggiormente colpite e comprendere le dinamiche degli attacchi. Inizialmente, verrà fornita una panoramica generale a livello nazionale, per poi scendere nel dettaglio degli oblast, con l'obiettivo di identificare le aree più esposte.

Infine si indagherà sul grado di correlazione esistente tra prodotto interno lordo e luci notturne sempre a livello di oblast.

L'esclusione dei raion dall'analisi descrittiva è motivata dalla loro dimensione geografica relativamente piccola e dall'elevato numero di unità, il che renderebbe l'analisi e la visualizzazione dei dati complessa e potenzialmente confusionaria, senza aggiungere un significativo valore interpretativo.

## Analisi intensità luminosa in Ucraina

Si inizia come detto dall'analizzare come è variata l'intensità luminosa in Ucraina nell'arco di tempo indagato.

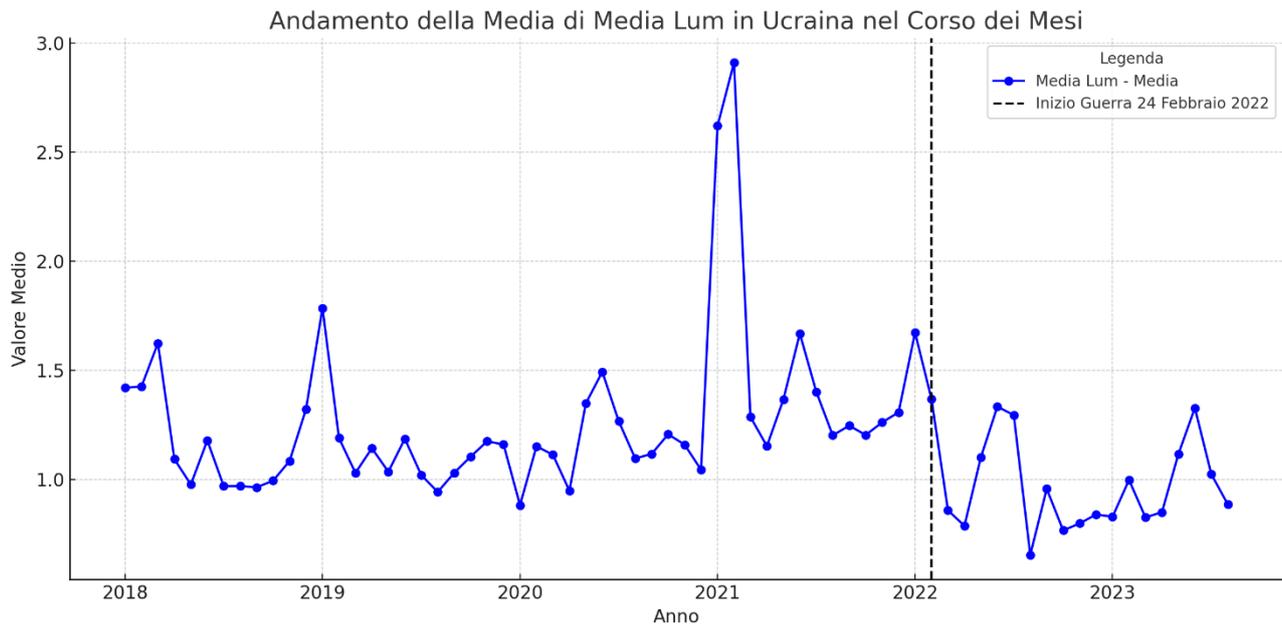


Figura 6: Andamento della Media Luminosa nel corso degli anni. Fonte: Elaborazione propria

Mese	ott -21	nov -21	dic -21	gen -22	feb -22	mar -22	apr -22	mag -22	giu -22	lug -22	ago -22	set -22	ott -22	nov -22	dic -22	gen -23	feb -23	mar -23
Media Lum	1,2	1,2	1,3	1,6	1,4	0,8	0,7	1,1	1,3	1,3	0,6	0,9	0,7	0,8	0,8	0,8	0,9	0,8
	1	7	4	4		6	9		4	1	6	6	7	1	4	2	7	3

L'analisi del grafico e dei dati tabellari relativi all'intensità luminosa in Ucraina offre una chiara rappresentazione dell'impatto significativo che il conflitto iniziato nel febbraio 2022 ha avuto sul paese. Si nota infatti, nonostante l'evidente presenza di trend stagionali, un significativo abbassamento della luminosità media.

Prima dello scoppio della guerra, durante il periodo che va da ottobre 2021 a febbraio 2022, l'intensità luminosa mostrava una tendenza generalmente crescente. Partendo da un valore medio di 1,21 a ottobre 2021, si è registrato un costante aumento fino a gennaio 2022, quando la media ha raggiunto 1,64, con un incremento del 35,5% in quattro mesi. Tuttavia, già a febbraio 2022, poco prima dell'inizio delle ostilità, si osserva un calo al valore di 1,4, segnando una riduzione del 14,6% rispetto al mese precedente.

Con l'inizio della guerra, si nota un crollo significativo dell'intensità luminosa, che può essere interpretato come un riflesso diretto del deterioramento delle condizioni economiche del paese. A marzo 2022, l'intensità luminosa media scende drasticamente a 0,86, evidenziando una riduzione del 38,6% rispetto a febbraio 2022. Nei mesi successivi, pur con alcune fluttuazioni, la luminosità rimane stabilmente bassa rispetto ai livelli prebellici. Ad esempio, a maggio 2022, si osserva un leggero recupero a 1,10, ma questo aumento è di breve durata: ad agosto 2022, il valore medio scende ulteriormente a 0,66, il più basso dell'intero periodo analizzato. Questo rappresenta una riduzione complessiva del 52,9% rispetto al picco di gennaio 2022.

Nel periodo compreso tra settembre 2022 e marzo 2023, l'intensità luminosa continua a oscillare tra valori compresi tra 0,77 e 0,97. A febbraio 2023, si registra un leggero aumento a 0,97 rispetto ai mesi precedenti, ma questo dato rimane comunque molto lontano dai livelli prebellici, con una diminuzione complessiva del 41% rispetto a gennaio 2022.

Come detto in precedenza però, il grafico riportante l'andamento delle luci notturne lascia intravedere una forte tendenza stagionale. Per tale motivo si è deciso di analizzare la serie temporale scomponendola in 3 componenti:

- Trend
- Stagionale
- Residuo

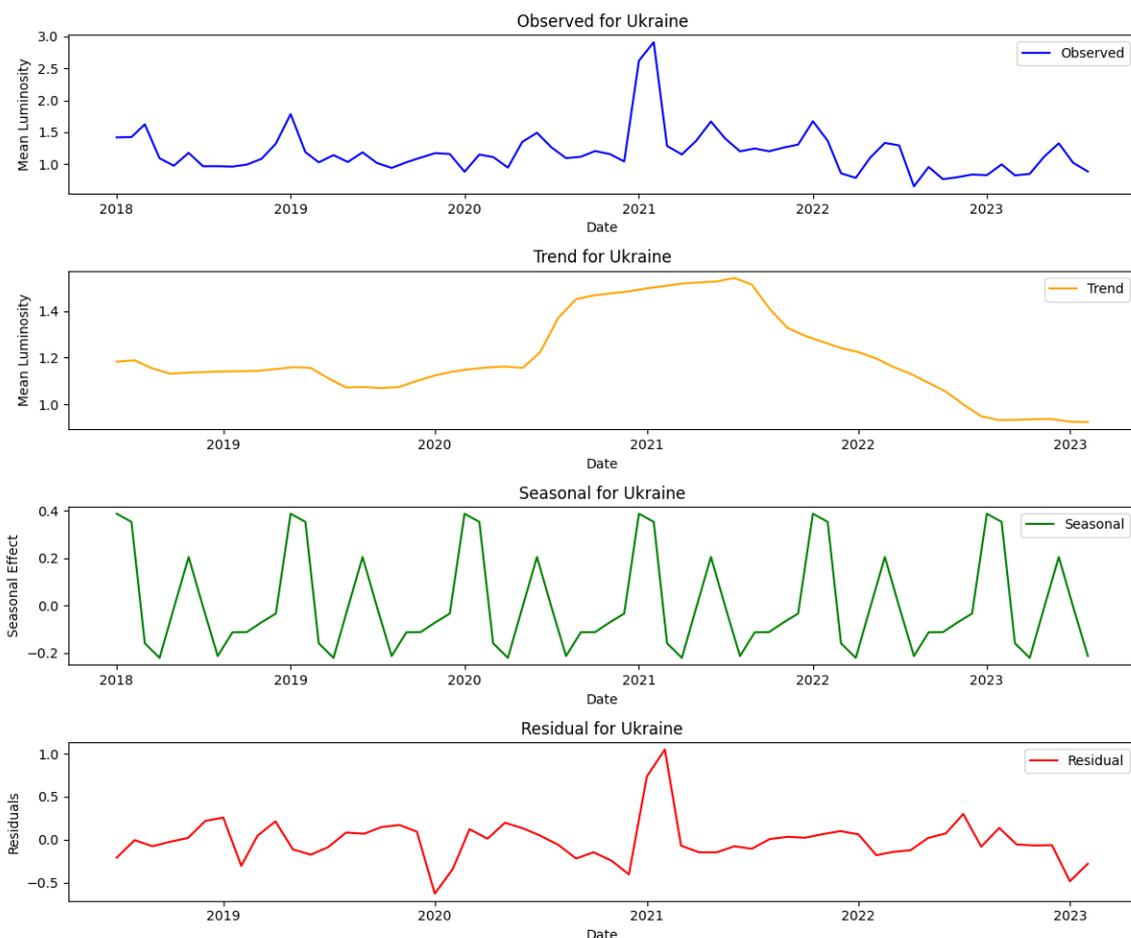


Figura 7: Scomposizione dell'intensità luminosa in Trend, Stagionalità e Residui. Fonte: Elaborazione propria

L'analisi della componente di trend della luminosità notturna in Ucraina rivela una dinamica interessante e complessa nel periodo considerato. Tra il 2018 e la fine del 2019, si osserva una leggera tendenza al ribasso, che potrebbe essere attribuita agli effetti della pandemia di COVID-19, che ha portato a restrizioni di movimento e a una riduzione dell'attività economica e sociale. Successivamente, il trend subisce una netta inversione, con un incremento sostenuto fino alla metà del 2021. Questo aumento può riflettere una fase di ripresa economica e sociale, con un ritorno graduale alla normalità e un possibile rafforzamento delle attività serali e notturne.

Tuttavia, il trend subisce una nuova inversione dopo la metà del 2021 ed essa continua anche in concomitanza con lo scoppio del conflitto nel 2022. Questo declino è interpretabile come un diretto riflesso delle devastazioni causate dalla guerra, che ha non solo danneggiato infrastrutture essenziali, ma ha anche imposto un cambiamento drastico nelle abitudini e nelle attività della popolazione, con molte aree che diventano teatri di conflitto attivo o soggette a blackout e altre restrizioni.

Per quanto riguarda la componente di stagionalità, il grafico evidenzia un pattern altamente prevedibile e ripetitivo nel corso degli anni. La luminosità notturna mostra due picchi significativi annualmente: il primo nei mesi iniziali dell'anno, che potrebbe coincidere con le festività invernali e un maggiore uso dell'illuminazione sia per ragioni decorative che per la minore durata delle ore di luce. Il secondo picco si verifica nel periodo estivo, tra giugno e luglio, un fenomeno che potrebbe essere legato sia alle attività turistiche sia a eventi culturali e sociali che tradizionalmente si svolgono durante i mesi estivi.

## Analisi intensità luminosa per Oblast

Per avere ora un'idea più chiara di come sia variata la luminosità notturna in Ucraina si analizzerà l'andamento delle luci a livello di oblast, in questo modo sarà possibile verificare più nello specifico in che modo hanno reagito le varie regioni all'inizio del conflitto e incominciare ad osservare se è presente qualche regione che ha subito cali maggiori nel livello di intensità luminosa rispetto ad altre.

Una prima analisi è realizzabile guardando le statistiche descrittive dei vari oblast. Da queste statistiche si evince come l'oblast più luminoso sia Kiev City che registra una media di media luminosa pari a 10,99 e una deviazione standard pari a 5,73. L'oblast della capitale però non è l'unico a registrare valori fuori scala, anche Sevastopol' infatti ha un livello di luminosità molto elevato, 4,98, anche se dimezzato rispetto al primo. Il primo oblast a presentarsi come il più luminoso, avente valori normali, è quello di Kiev, con una luminosità media 1,21. Al contrario l'oblast meno luminoso risulta essere Kherson che ha comunque dei valori estremamente simili ai rimanenti oblast. Il valore massimo raggiunto è stato toccato da Kiev City ed è pari 37,01, mentre il più basso, pari a 0,127 è stato registrato da Chernihiv.

Oblast	Media Media_Lum	Mediana Media_Lum	SD Media_Lum	Min Media_Lum	Max Media_Lum
Cherkasy	0,71878881	0,65042624	0,30976444	0,23348175	1,7302594
Chernihiv	0,488650178	0,451948835	0,227843823	0,12735936	1,2001399
Chernivtsi	0,630627466	0,608145415	0,210490857	0,32759863	1,5676297
Crimea	0,812177544	0,79609224	0,236337827	0,41375884	1,5388696
Dnipropetrovs'k	0,908143684	0,895785925	0,36026386	0,23009057	2,1395116

Donets'k	0,820511132	0,787269355	0,228725608	0,44280726	1,8009212
Ivano-Frankivs'k	0,578379883	0,521449865	0,205646707	0,21836856	1,4055382
Kharkiv	0,658007389	0,59564981	0,247347737	0,13654011	1,3927199
Kherson	0,461415617	0,434646665	0,128514129	0,22360778	0,85010588
Khmel'nyts'kyy	0,547175623	0,499451425	0,19877051	0,23427269	1,2213899
Kiev	1,218076492	1,20303235	0,41242459	0,2696971	2,6741657
Kiev City	10,99486833	10,8420575	5,736864003	2,7887466	37,01445
Kirovohrad	0,505247309	0,43772167	0,186337787	0,2340008	1,1510193
L'viv	0,898220732	0,84013936	0,306146097	0,35134882	2,4193978
Luhans'k	0,527572723	0,481405615	0,177442304	0,21444568	1,0536841
Mykolayiv	0,514707875	0,48531489	0,16382062	0,2520594	1,0913002
Odessa	0,639764762	0,607245685	0,181708848	0,32465023	1,2524465
Poltava	0,659749532	0,60955548	0,240671688	0,20559266	1,4728985
Rivne	0,549896211	0,49726607	0,224062935	0,24322049	1,213725
Sevastopol'	4,98693576	5,0742438	1,315931925	2,3620973	9,4459848
Sumy	0,557929657	0,50991398	0,228128324	0,21074356	1,2002859
Ternopil'	0,528932336	0,478933515	0,191016642	0,24963799	1,1046338
Transcarpathia	0,607379355	0,54678428	0,189250233	0,35661605	1,2348125
Vinnitsya	0,545738908	0,4738552	0,205842311	0,25077927	1,2647167
Volyn	0,535965987	0,46130979	0,246883292	0,22666843	1,3600332
Zaporizhzhya	0,563659013	0,54882932	0,164123442	0,3078585	1,0913675
Zhytomyr	0,529603523	0,473009855	0,217175696	0,19286357	1,1127065

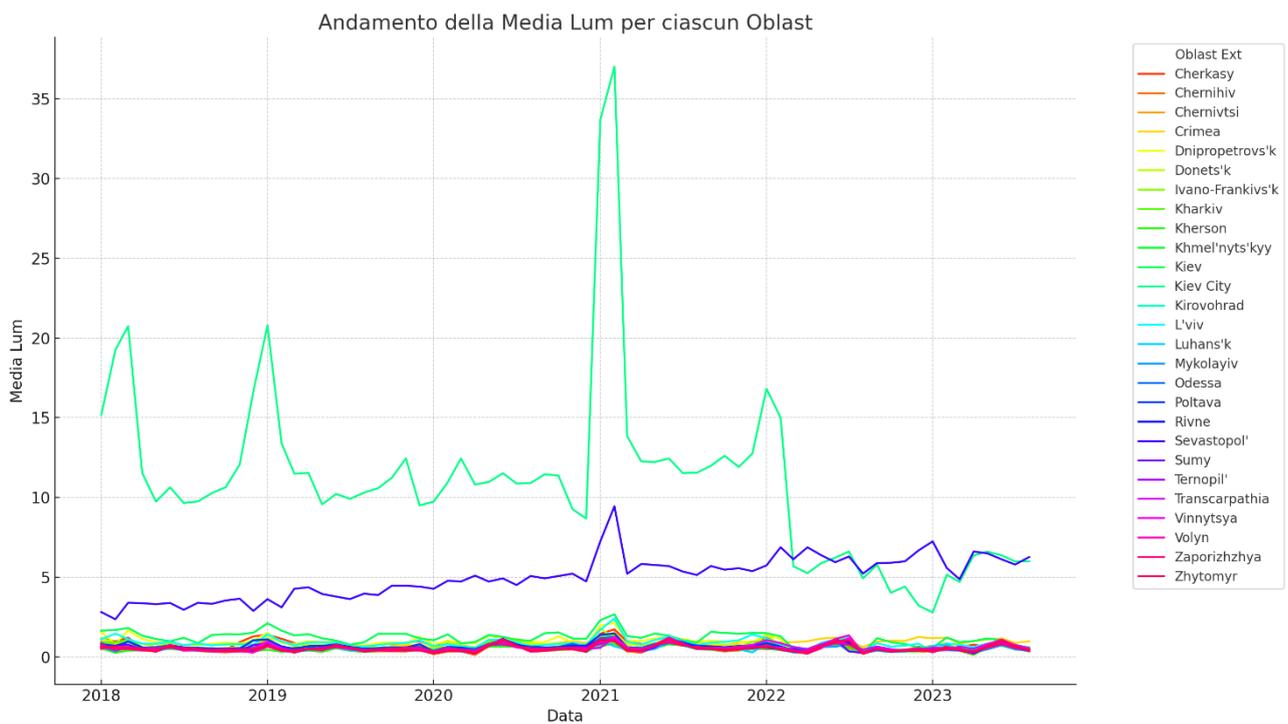


Figura 8: Andamento Media Luminosa per Oblast. Fonte: Elaborazione propria

Anche dal seguente grafico, risulta evidente come gli oblast di Kiev City e Sevastopol' siano di gran lunga i più luminosi. Basti pensare che la luminosità media, degli altri oblast esclusi quest'ultimi è pari a 0,89, meno del 10% di Kiev City. Per tale motivo entrambi gli oblast vengono considerati come outliers e saranno perciò esclusi dai modelli di regressione futuri. C'è però in realtà un motivo aggiuntivo per cui Sevastopol' è stato escluso, ed è lo stesso alla base dell'esclusione anche dell'oblast della Crimea. Entrambe le regioni sono di fatto sotto il controllo Russo da ormai 10 anni e per tale motivo non sono soggette alle stesse condizioni a cui sono soggetti tutti gli altri oblast

Il fatto che i tre oblast rappresentino delle anomalie rispetto agli altri oblast è anche riscontrabile mediante il seguente grafico.

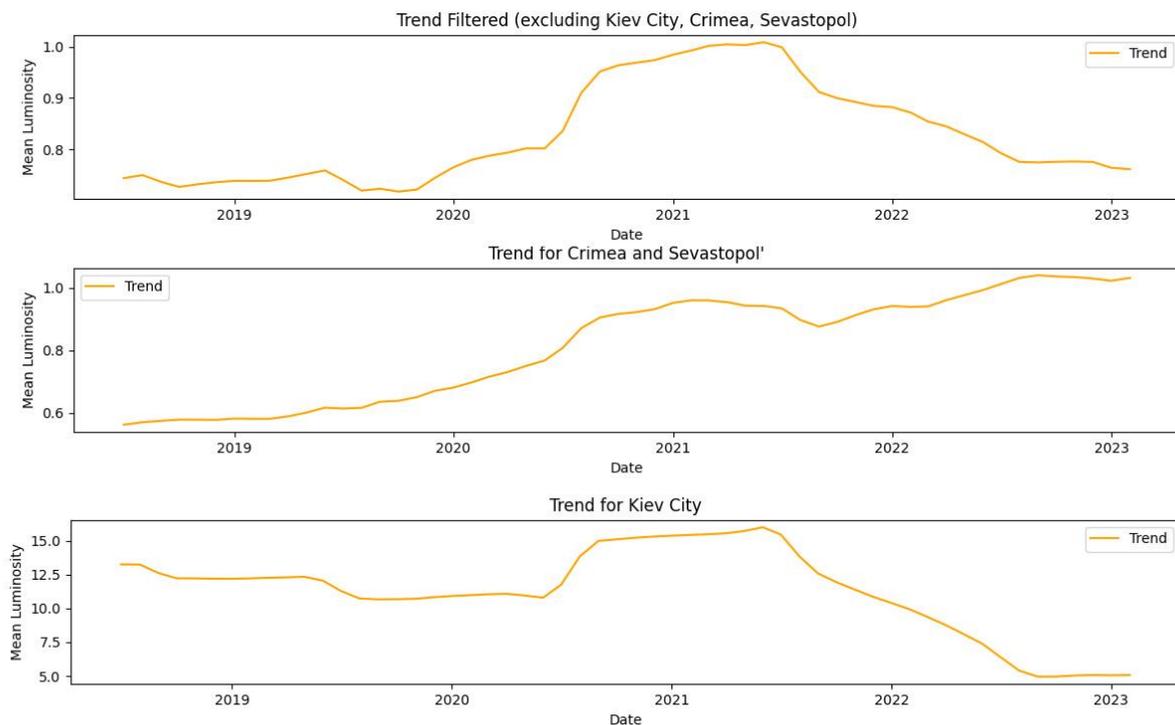


Figura 9: Confronto di trend. Fonte: Elaborazione propria

Analizzando i grafici che mostrano i trend dell'intensità luminosa in diverse aree dell'Ucraina, emerge chiaramente come l'andamento differisca significativamente tra le regioni prese in esame. Questi grafici presentano tre trend distinti: uno per l'Ucraina escludendo i tre oblast (Crimea, Sevastopol', Kiev City), uno specifico per la Crimea e Sevastopol', e un terzo per la sola Kiev City.

Il trend relativo all'Ucraina, escludendo i tre oblast menzionati, mostra un andamento relativamente stabile fino al 2020, seguito da un aumento dell'intensità luminosa nel 2021. Tuttavia, a partire dal 2022, si nota un calo marcato dell'intensità luminosa, che è diminuita di circa il 30% entro il 2023. Questo calo è chiaramente associato all'inizio del conflitto, riflettendo le difficoltà economiche e operative nel resto del paese.

In netto contrasto, il grafico relativo alla Crimea e Sevastopol' evidenzia un trend opposto. Qui, l'intensità luminosa segue un andamento crescente dal 2018 fino al 2023, con un aumento di circa il 40%. Questo comportamento può essere attribuito al fatto che queste aree, essendo sotto il controllo russo dal 2014, hanno subito una differente gestione economica e infrastrutturale rispetto

al resto dell'Ucraina. Durante il periodo del conflitto, questi oblast hanno probabilmente visto un incremento delle attività strategiche e militari, riflesso nell'aumento dell'intensità luminosa.

Infine, il trend per Kiev City mostra un andamento molto più preoccupante. L'intensità luminosa, che era inizialmente alta e stabile, inizia a diminuire drasticamente a partire dal 2021, con un crollo particolarmente acuto nel 2022. Entro il 2023, Kiev City ha visto una riduzione di oltre il 50% della sua intensità luminosa rispetto ai livelli prebellici. Questo significa che il calo dell'intensità luminosa a Kiev è stato più del doppio rispetto alla media delle altre regioni ucraine escluse Crimea e Sevastopol'. Questo crollo drastico indica che Kiev, essendo il centro nevralgico dell'Ucraina, ha subito in modo particolarmente severo le conseguenze del conflitto, con ripercussioni evidenti sulle attività economiche e sociali della città.

In sintesi, i grafici evidenziano un quadro molto eterogeneo dell'intensità luminosa in Ucraina. Mentre il resto del paese e Kiev City mostrano un trend discendente, segnale delle difficoltà economiche dovute al conflitto, la Crimea e Sevastopol' seguono un percorso opposto, caratterizzato da un incremento dell'attività economica. Queste differenze possono essere spiegate dalle diverse condizioni politiche e strategiche delle regioni, con la Crimea e Sevastopol' che giocano un ruolo chiave sotto l'amministrazione russa, mentre Kiev e il resto del paese lottano con le gravi conseguenze del conflitto.

Compresi ora i motivi per cui gli oblast di Kiev City, Crimea e Sevastopol' saranno esclusi dai futuri modelli di regressione è possibile analizzare tramite alcune tabella la variazione dell'intensità luminosa in tutti gli oblast dell'Ucraina.

Oblast	2022-02	2022-03	2022-04	2022-05	2022-06	2022-07	2022-08	2022-09	2022-10	2022-11	2022-12	2023-01	2023-02	2023-03	2023-04	2023-05	2023-06	2023-07	2023-08
Chernihiv	41,1	29,9	11,7	10,8	-	30,9	59,8	-	-	-	36,2	26,6	-	16,2	46,2	24,8	-	12,9	104,
Cherkasy	60,7	61,7	64,1	13,8	-	47,9	56,8	-	15,8	54,3	31,9	58,0	-	72,2	161,	10,4	-	46,0	71,0
Chernivtsi	60,5	34,0	41,5	10,1	27,9	12,5	50,7	15,7	35,6	40,2	48,1	54,1	29,6	14,8	22,9	11,6	-	31,4	54,0
Dnipropetrovsk	46,7	66,5	67,6	44,3	29,8	31,0	75,7	55,9	64,3	59,3	51,1	59,7	54,3	42,3	15,7	3,02	-	26,8	100,
Donetsk	42,0	30,1	22,9	-	13,9	22,0	45,0	21,1	41,4	37,2	-	50,5	26,6	-	15,2	13,1	-	15,2	23,0
Frankivsk	56,1	43,4	36,4	-	24,1	-	62,2	-	32,5	41,6	56,7	48,0	30,3	14,3	-	-	-	34,3	71,9
Kiev City	59,4	58,9	57,1	51,9	49,9	42,6	57,3	51,7	68,1	62,9	74,7	83,4	65,6	17,2	21,2	12,3	-	-	21,7
Kirovohrad	57,4	37,0	25,5	10,1	10,8	33,6	53,4	20,2	20,2	40,4	10,4	37,6	-	33,1	-	-	-	42,8	56,5
Kharkiv	52,8	14,6	26,4	10,1	17,1	45,2	64,1	30,7	46,7	49,4	50,6	52,0	11,0	19,0	62,9	-	-	14,4	34,6
Khmelnytskyi	51,8	32,6	26,8	11,1	16,2	59,5	48,4	-	21,2	23,0	26,6	46,3	-	19,2	35,6	-	-	43,3	51,3
Crimea	40,4	15,1	30,8	34,2	14,2	10,9	21,4	26,9	37,1	12,2	29,0	17,9	32,6	11,1	-	-	-	12,7	56,5



Kiev City, infatti, ha mostrato una riduzione particolarmente drammatica dell'intensità luminosa durante l'intero periodo di conflitto, con cali costanti che hanno superato il 50% rispetto ai livelli dell'anno precedente in numerosi mesi, raggiungendo un picco di riduzione del 83,42% a gennaio 2023. Questo indica l'impatto devastante che la guerra ha avuto sulla capitale, riflettendo una contrazione economica e sociale estremamente grave.

Al contrario, gli oblast di Luhans'k e Kherson mostrano variazioni percentuali molto fluttuanti nel corso del periodo analizzato. Queste oscillazioni possono essere attribuite ai frequenti cambiamenti di controllo territoriale, con le forze ucraine e russe che si sono alternate nel dominio di queste aree strategiche. Questi cambiamenti di fronte hanno portato a sbalzi significativi nell'intensità luminosa, rispecchiando le dinamiche instabili sul campo di battaglia e le conseguenti variazioni nell'attività economica e infrastrutturale.

A partire da febbraio 2023, si osserva un cambiamento significativo: la tabella mostra un numero crescente di celle colorate di verde, segnalando un aumento dell'intensità luminosa in numerosi oblast. Questo trend potrebbe riflettere un certo grado di ripresa nelle attività economiche e infrastrutturali, nonostante il proseguimento del conflitto. In particolare, ad agosto 2023, tutti gli oblast hanno registrato un incremento della luminosità rispetto allo stesso periodo dell'anno precedente. L'oblast di Zhytomyr si distingue con un aumento impressionante del 127%, evidenziando una ripresa significativa in questa regione.

Un altro aspetto degno di nota è la performance degli oblast di Crimea e Sevastopol'. Queste regioni, che sono sotto il controllo russo dal 2014, mostrano una prevalenza di celle colorate di verde, indicanti un aumento costante dell'intensità luminosa. Questo trend può essere spiegato dal rafforzamento delle infrastrutture e dall'incremento delle attività strategiche e militari sotto l'amministrazione russa durante il conflitto, in contrasto con il resto dell'Ucraina, che ha subito pesanti riduzioni dell'intensità luminosa.

In sintesi, la tabella evidenzia chiaramente l'impatto disomogeneo del conflitto sulle diverse regioni dell'Ucraina. Mentre alcune aree, come Kiev City e Dnipropetrovs'k, hanno subito cali drammatici, altre come Crimea e Sevastopol' hanno mostrato una tendenza opposta con un aumento dell'intensità luminosa. L'inizio del secondo anno di guerra segna una svolta, con un numero crescente di oblast che iniziano a mostrare segni di ripresa, come dimostrato dall'aumento dell'intensità luminosa in molte regioni.

## Analisi attacchi subiti in Ucraina

Esaurita la questione relativa ai all'intensità luminosa si procede andando ad analizzare i dati sugli attacchi. Per far ciò si seguirà lo stesso pattern usato in precedenza, andando prima ad indagare le informazioni sugli attacchi a livello nazionale per poi approfondire a livello di oblast.

Il grafico riportato mostra l'andamento degli attacchi in Ucraina nel periodo considerato. Come spiegato nel capitolo relativo ai dati, gli attacchi sono stati divisi in leggeri, pesanti e totali. In particolare è stato fatto in modo tale che la classificazione fosse mutamente esclusiva applicando una regola di priorità rispetto gli attacchi pesanti. In questo modo si è garantito che la somma di pesanti e leggeri avesse come risultato i totali.

Dalla composizione del grafico si nota che il picco degli attacchi si è avuto a Marzo 2022, con un numero di attacchi totali riportati pari a 6666. La crescita dal mese prima è stata pari al 389%.

Dopodiché il numero di attacchi totali ha visto una decrescita guidata tuttavia dagli attacchi pesanti, infatti i leggeri si sono mantenuti stabili fino ad agosto 2022. Vi è stata invece una forte decrescita il mese dopo, diminuendo del 37%.

In generale si osserva un trend negativo per il numero di attacchi anche se con qualche fluttuazione. Tale tendenza è particolarmente osservabile guardando i valori all’inizio e alla fine del grafico. Infatti, se il massimo si trova praticamente all’inizio, il minimo è riscontrabile al quartultimo mese disponibile. A maggio 2023 il numero di attacchi totali è stato il più basso mai registrato, pari a 1826. Successivamente a ciò vi è stato sì un rialzo, pari al 82,5 %, che però non inverte la tendenza del trend negativo.

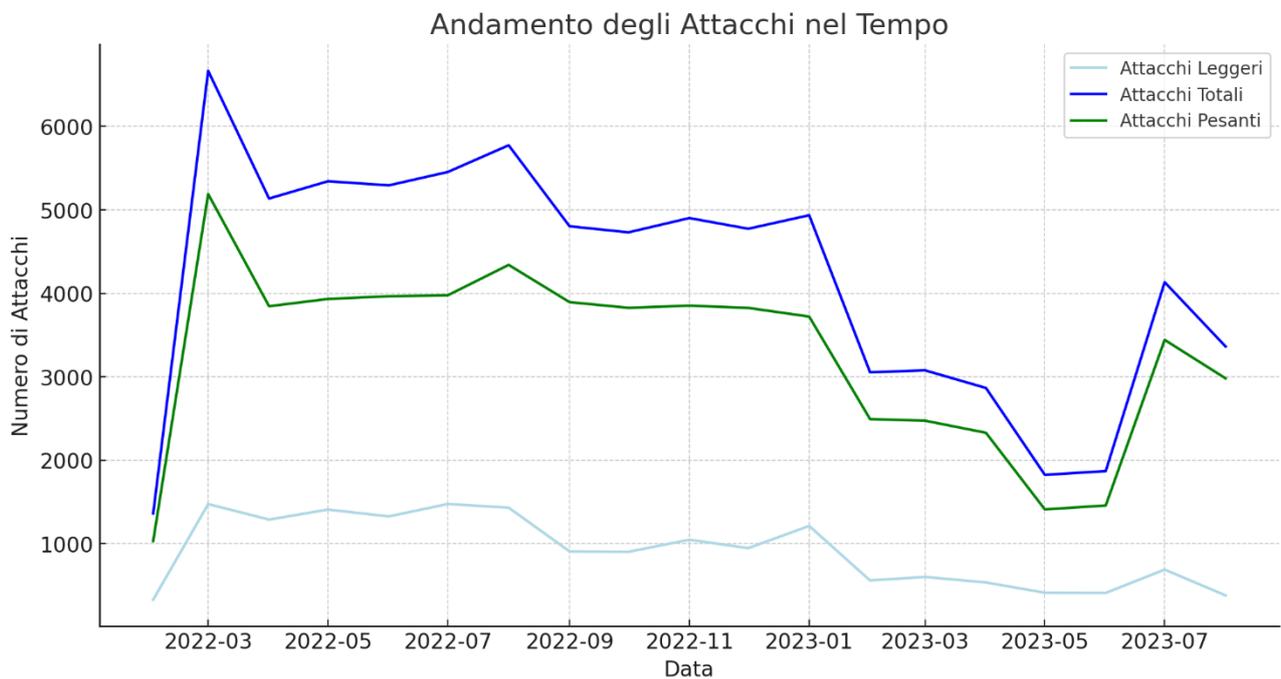


Figura 10: Andamento attacchi nel tempo. Fonte: Elaborazione propria

Me	2022	2022	2022	2022	2022	2022	2022	2022	2022	2022	2022	2022	2023	2023	2023	2023	2023	2023	2023	
se	-02	-03	-04	-05	-06	-07	-08	-09	-10	-11	-12	-01	-02	-03	-04	-05	-06	-07	-08	
Tot																				
ali	1363	6666	5136	5343	5294	5454	5774	4804	4731	4902	4774	4936	3055	3078	2867	1826	1871	4134	3364	

Mes	2022	2022	2022	2022	2022	2022	2022	2022	2022	2022	2022	2022	2023	2023	2023	2023	2023	2023	2023	
e	-02	-03	-04	-05	-06	-07	-08	-09	-10	-11	-12	-01	-02	-03	-04	-05	-06	-07	-08	
Pes																				
anti	1032	5190	3846	3933	3966	3977	4341	3895	3827	3853	3826	3722	2494	2475	2330	1412	1459	3443	2982	

Mes	2022	2022	2022	2022	2022	2022	2022	2022	2022	2022	2022	2022	2023	2023	2023	2023	2023	2023	2023	
e	-02	-03	-04	-05	-06	-07	-08	-09	-10	-11	-12	-01	-02	-03	-04	-05	-06	-07	-08	
Leg																				
geri	331	1476	1290	1410	1328	1477	1433	909	904	1049	948	1214	561	603	537	414	412	691	382	

Avendo visto un grafico relativo a tutti gli attacchi subiti e avendo analizzato prima l’andamento dell’intensità luminosa è ora possibile confrontare insieme i due dati a livello di intera Ucraina. Il grafico riportato sotto mostra l’andamento della media dell’intensità luminosa, rappresentano

come linea rossa, e lo compara con il numero di attacchi totali, essi sono rappresentati come delle barre costituita della somma di attacchi pesanti e leggeri.

Si nota come, con gli attacchi iniziali, vi sia un'effettiva decrescita dell'intensità luminosa. Infatti vi è una diminuzione della luce notturna pari 39% accompagnata da un aumento degli attacchi totali del 389%. Successivamente si osserva una nuovo incremento dell'intensità luminosa con una stabilizzazione del numero di attacchi, tale incremento si verifica fino a luglio 2022 ed è seguito poi da una forte decrescita. Tale decrescita porta il valore di intensità luminosa a toccare il minimo mai raggiunto nel periodo in osservazione. Ad agosto 2022 il valore di intensità luminosa è pari a 0,66. La decrescita non sembra però associabile ad alcuna variazione nel numero di attacchi. Essi infatti in tale periodo sono leggermente diminuiti. Il motivo di tale decremento è da ricondursi probabilmente a fattori di tendenza stagionale, che d'altronde potrebbe riguardare anche l'incremento visto in precedenza.

Dopo tale minimo vi è una ripresa delle luci notturne che porta poi a un nuovo massimo a giugno 2023 a tale picco è tuttavia stavolta associabile un forte decremento degli attacchi.

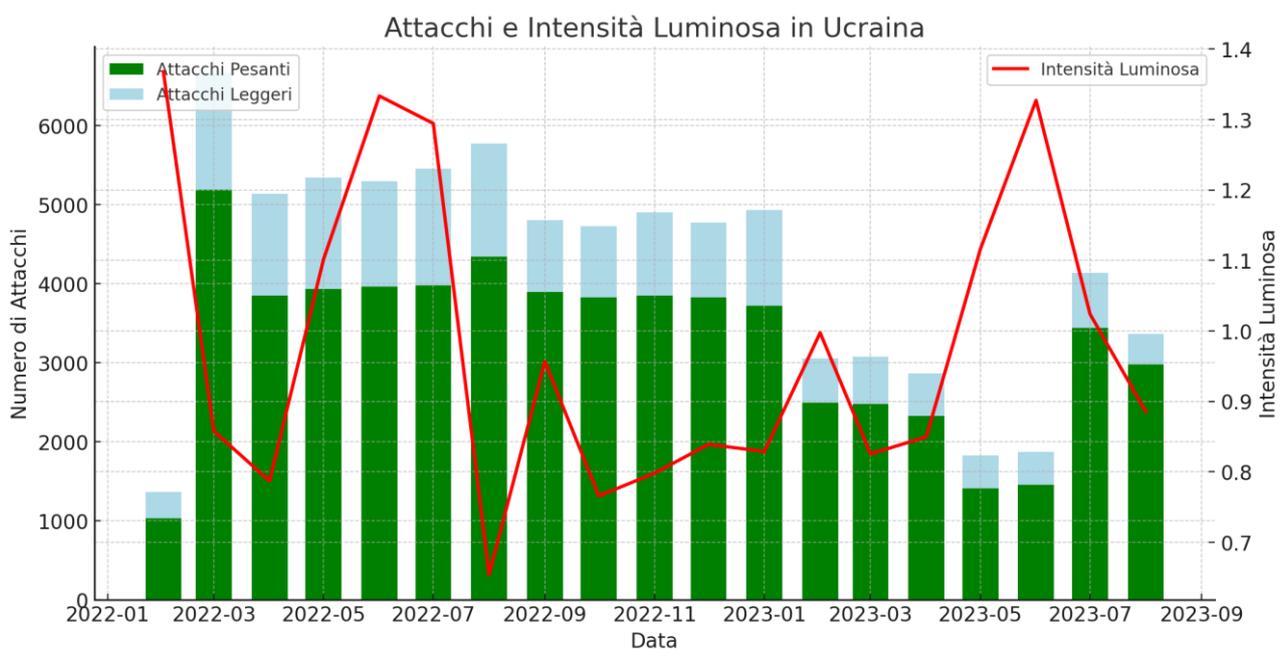


Figura 11: Andamento nel tempo Attacchi e Intensità Luminosa. Fonte: Elaborazione propria

Per comprendere meglio le dinamiche tra l'intensità luminosa e il numero di attacchi subiti dalle diverse regioni dell'Ucraina, è stata condotta un'analisi statistica per esplorare la correlazione tra queste due variabili su scala nazionale.

L'analisi statistica condotta per esaminare la relazione tra la media dell'intensità luminosa e il numero totale di attacchi in Ucraina ha rivelato una correlazione inversa moderata. In particolare, il coefficiente di correlazione calcolato è pari a  $-0,4023$ , suggerendo che, in generale, un aumento dell'intensità luminosa è associato a una riduzione nel numero di attacchi. Tuttavia, questa relazione non risulta statisticamente significativa al livello di confidenza del 95%, dato che il valore di p ottenuto è  $0,0877$ . Questo significa che, sebbene ci sia una tendenza alla diminuzione degli attacchi con l'aumento dell'intensità luminosa, non possiamo affermare con certezza che questa correlazione

sia reale e non dovuta al caso. La linea di tendenza negativa osservata nel grafico di dispersione conferma questa relazione, ma la significativa dispersione dei dati attorno a questa linea suggerisce che altri fattori potrebbero influenzare il numero di attacchi, rendendo la correlazione non del tutto robusta.

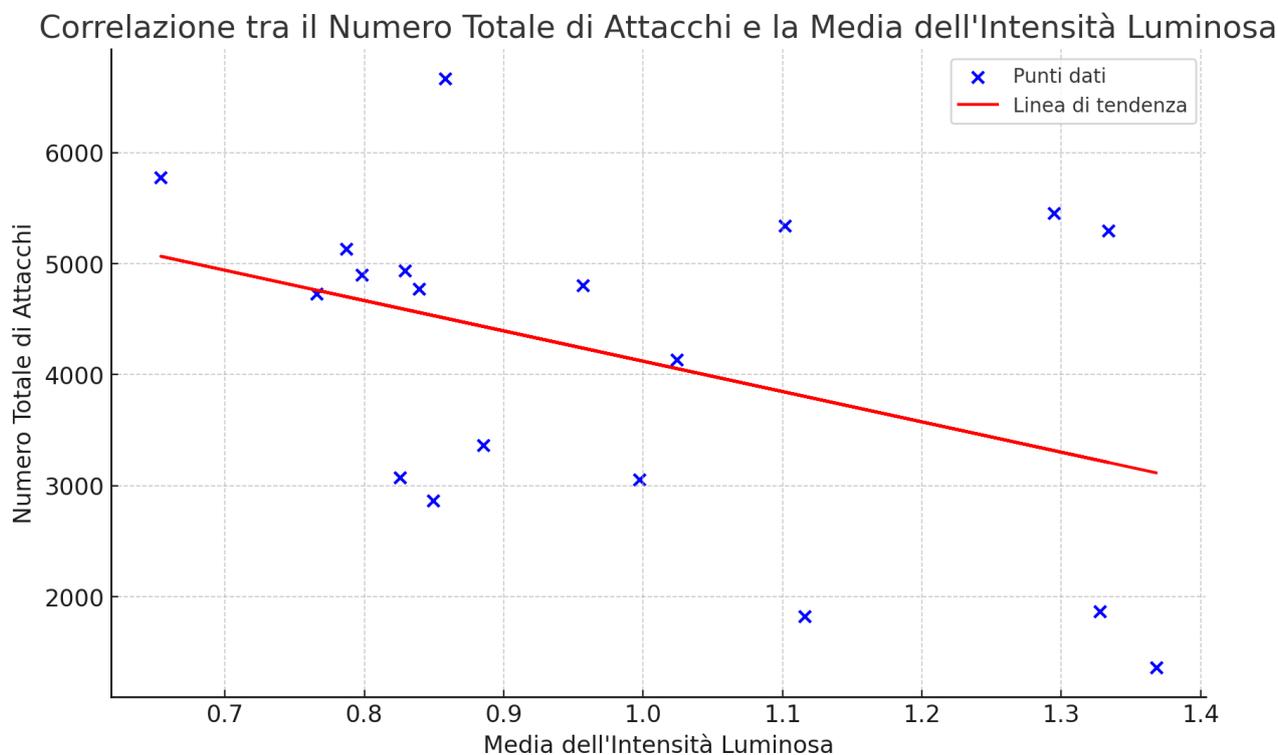


Figura 12: Correlazione tra il totale di Attacchi e la media dell'intensità luminosa. Fonte: Elaborazione propria

## Analisi attacchi subiti per Oblast

Si procede ora andando più nello specifico ed analizzando il numero di attacchi totali per oblast. Il grafico sotto riportato mostra il numero di attacchi subito da ogni oblast nell'arco di tempo analizzato. La regione che risulta aver subito il maggior numero di attacchi è Donetsk che è stata vittima di 20041 attacchi, ben il 25% del totale. Il secondo oblast più attaccato è stato invece Kharkiv che ha subito 9184 attacchi, un numero comunque inferiore alla metà di quelli subiti da Donetsk. Non stupisce poi che a seguire vi siano gli oblast di Zaporizhzhya, Kherson e Luhans'k, essi infatti contribuiscono a formare il confine est dell'Ucraina che è attaccato alla Russia e che, come si è detto nel capitolo dedicato, è stato spesso territorio di conflitto.

Tra gli oblast meno attaccati figurano Chernivtsi con appena 101 attacchi registrati, Ivano-Frankivs'k con 203 e Ivano-Frankivs'k con 293.

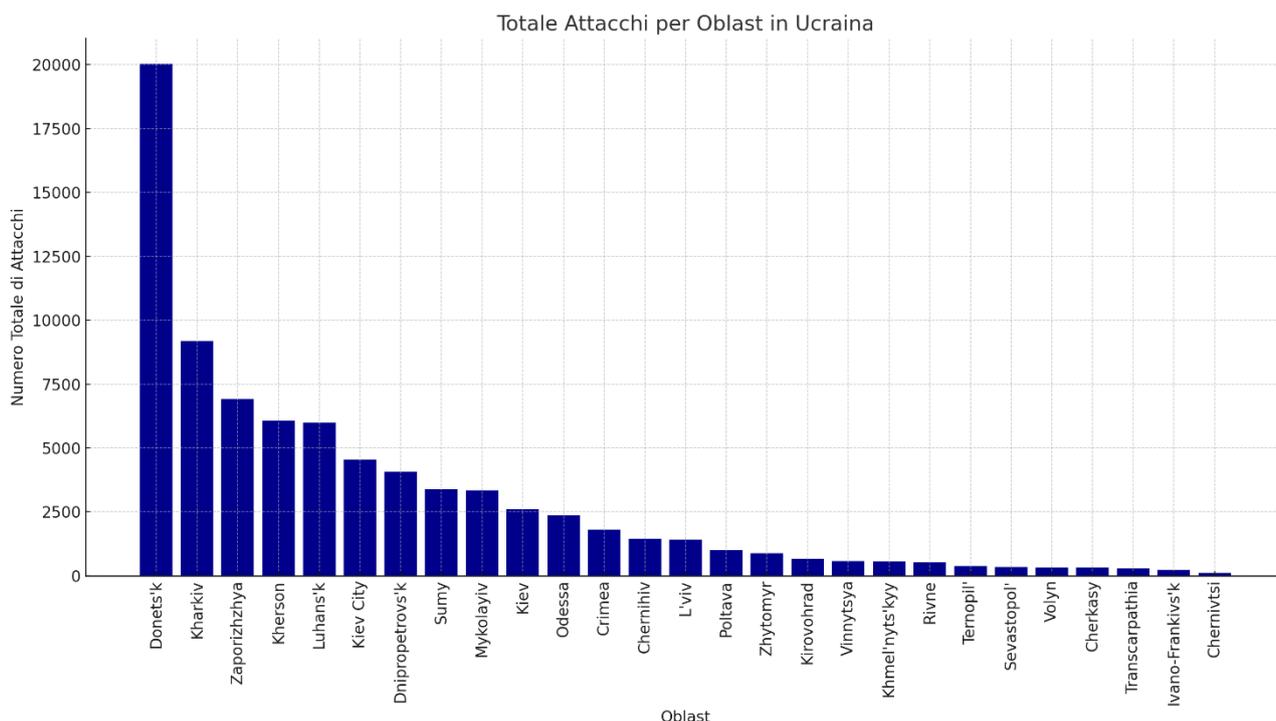


Figura 13: Totale Attacchi suddivisi per Oblast. Fonte: Elaborazione propria

Oblast	Totale	Percentuale	Attacchi/Pixels
Cherkasy	330	0,415763745	0,002214899
Chernihiv	1450	1,826840699	0,006010986
Chernivtsi	101	0,127248904	0,001763268
Crimea	1805	2,274101698	0,010370524
Dnipropetrovs'k	4075	5,134052311	0,01838028
Donets'k	20041	25,24945825	0,108833304
Ivano-Frankivs'k	230	0,289774732	0,002366036
Kharkiv	9184	11,57083102	0,040786599
Kherson	6058	7,632414453	0,035034555
Khmel'nyts'kyi	564	0,710578038	0,003802794
Kiev	2597	3,271934687	0,012713939
Kiev City	4555	5,738799577	0,750288256
Kirovohrad	667	0,840346722	0,003850195
L'viv	1405	1,770145643	0,009023358
Luhans'k	5988	7,544222144	0,03134176
Mykolayiv	3342	4,21055284	0,0204959
Odessa	2358	2,970820944	0,010429475
Poltava	1013	1,276268709	0,004880446
Rivne	517	0,651363201	0,003479466
Sevastopol'	336	0,423323086	0,066167783
Sumy	3392	4,273547347	0,019332923
Ternopil'	380	0,478758252	0,003827597
Transcarpathia	293	0,36914781	0,003276489
Vinnytsya	572	0,720657159	0,003045972

Volyn	330	0,415763745	0,002193434
Zaporizhzhya	6915	8,712140301	0,037797006
Zhytomyr	874	1,10114398	0,003970796

Tutti i valori citati finora sono osservabili nella tabella. Guardando la tabella si nota un'altra statistica decisamente interessante, ovvero quella del numero di attacchi per pixels. Come spiegato nel capitolo sui dati infatti, si è deciso di creare questa statistica per definire la densità di attacchi e, non avendo a disposizione dati sulla superficie degli oblast si è deciso di utilizzare i pixels.

Con l'aiuto della mappa coropletica sotto riportata è possibile analizzare quali sono gli oblast che hanno subito il maggior numero di attacchi per pixels. La cartina mostra le regione ucraine colorate con un'intensità di rosso crescente a seconda del valore di Attacchi/Pixels.

Dalla mappa si osserva che l'oblast che ha subito più attacchi in questo senso è Kiev City, con un numero pari a 0,75 attacchi per pixels. A seguire vi sono gli oblast di Donetsk, Sevastopol', Kharkiv e Zaporizhzhya. Come si nota quindi alcuni tra quelli che risultavano essere gli oblast più attaccati in assoluto si confermano essere anche tra quelli a subire più attacchi rispetto alla superficie. A distaccarsi da tutti è ancora una volta l'oblast di Kiev City che mostra una densità di attacchi subito 8 volte superiore a Donetsk, che in questa classifica è secondo.

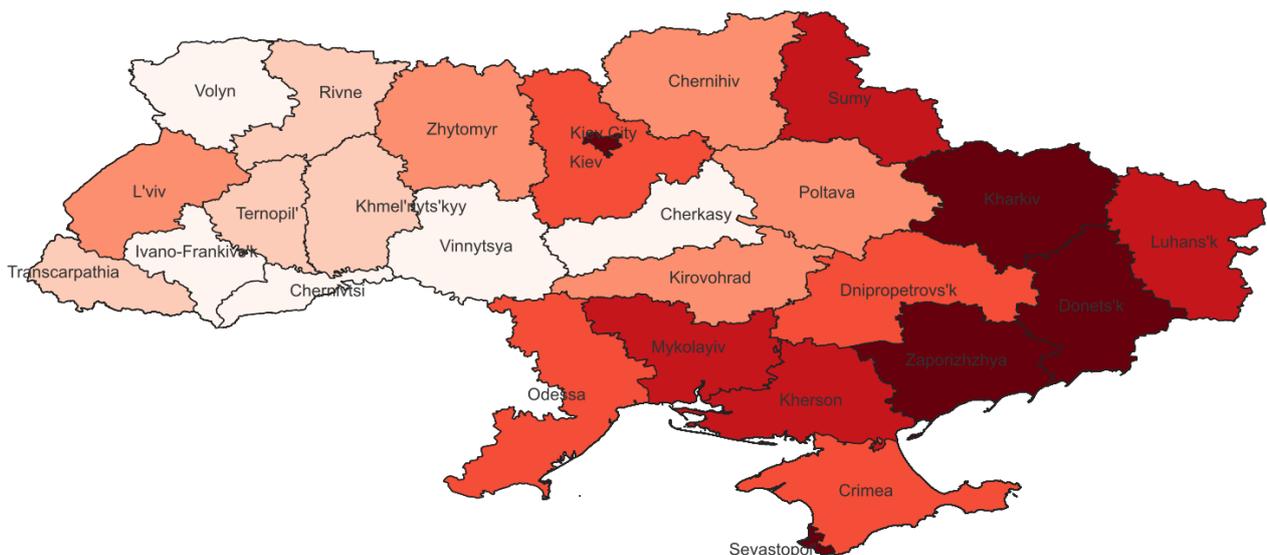


Figura 14: Mappa Coropletica densità attacchi subiti per Oblast. Fonte: Elaborazione propria

Analizzati gli attacchi subiti da ogni oblast, si procede studiando la correlazione tra il numero di attacchi totali e l'intensità luminosa a livello di oblast. Al contrario di quanto avveniva a livello nazionale però in questo caso l'analisi ha rivelato una correlazione inversa molto debole. Il coefficiente di correlazione calcolato è pari a -0,04, suggerendo che non esiste una chiara relazione lineare tra l'intensità luminosa e il numero di attacchi a livello regionale. Inoltre, questa correlazione non risulta statisticamente significativa, poiché il valore di p ottenuto è di circa 0,366, ben al di sopra del livello di confidenza del 95%. Questo significa che non ci sono prove sufficienti per affermare che un aumento dell'intensità luminosa sia associato a una riduzione (o un aumento) nel numero di attacchi. La linea di tendenza negativa osservata nel grafico di dispersione è molto piatta, indicando che la relazione tra le due variabili è quasi inesistente. La significativa dispersione dei dati attorno a

questa linea suggerisce che molti altri fattori possono influenzare il numero di attacchi nelle diverse oblast, rendendo la correlazione osservata non significativa e di scarsa rilevanza pratica.

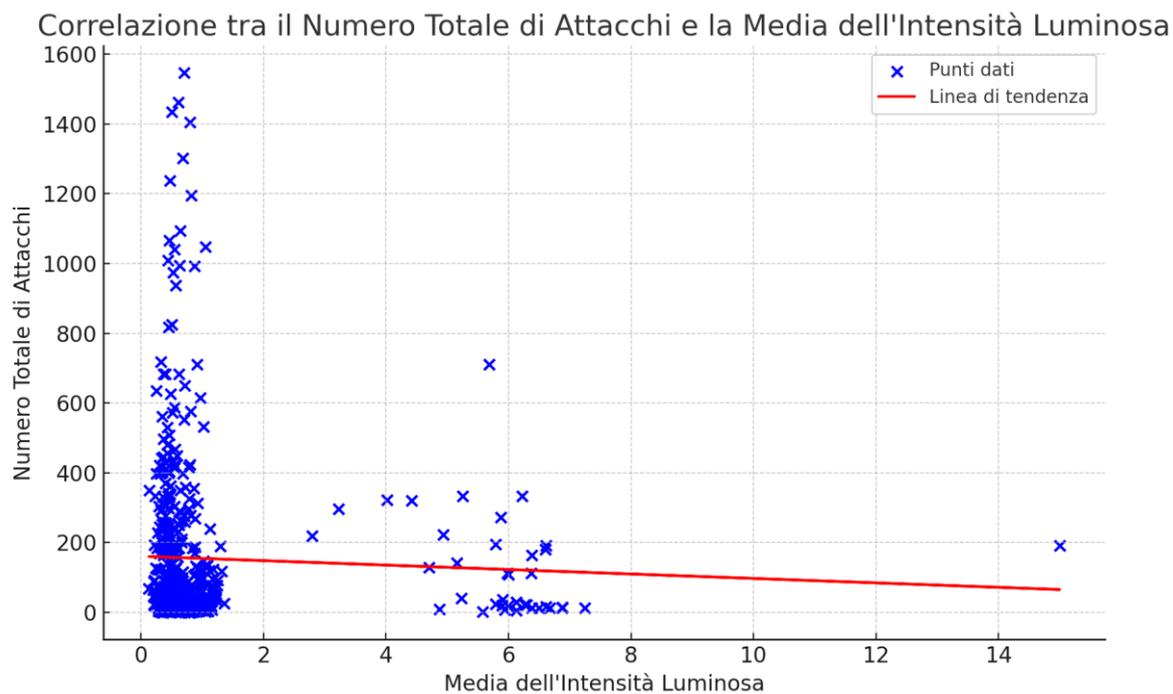


Figura 15: Correlazione tra il numero di attacchi totali e la media dell'intensità luminosa a livello di oblast. Fonte: Elaborazione propria

## Analisi della correlazione tra pil e intensità luminosa

La conclusione del capitolo è dedicata all'analisi del grado di correlazione esistente tra pil e intensità luminosa e alla costruzione di un modello di regressione in grado di stimare il pil utilizzando come variabile indipendente la media luminosa. Il modello di regressione definito per l'analisi è il seguente:

$$\ln(\text{PIL}_i) = \beta_0 + \beta_1 \cdot \text{MediaLum}_i + \sum_{j=1, \dots, N} \gamma_j \cdot D_{ij} + \epsilon_i$$

In particolare nel modello:

- $\ln(\text{PIL}_i)$ : Questa è la variabile dipendente, cioè il logaritmo naturale del PIL della regione  $i$ .
- $\beta_0$ : È l'intercetta del modello, ovvero il valore previsto di  $\ln(\text{PIL}_i)$  quando tutte le variabili esplicative sono pari a zero.  $\beta_1 \cdot \text{MediaLum}_i$ : Questo termine rappresenta l'effetto della variabile  $\text{MediaLum}$  (media di luminosità) sul logaritmo del PIL.  $\beta_1$  è il coefficiente di regressione che misura quanto cambia  $\ln(\text{PIL}_i)$  per ogni unità di incremento  $\text{MediaLum}_i$ .
- $\sum_{j=1, \dots, N} \gamma_j \cdot D_{ij}$ : Qui abbiamo la somma delle variabili dummy per gli oblast.  $D_{ij}$  è una variabile indicatrice che vale 1 se l'osservazione  $i$  appartiene all'oblast  $j$ , e 0 altrimenti. I coefficienti  $\gamma_j$  catturano l'effetto specifico di ciascun oblast sul  $\ln(\text{PIL}_i)$ . Se ci sono  $N$  oblast, ci saranno  $N-1$  variabili dummy nel modello (per evitare il problema della multicollinearità).
- $\epsilon_i$ : È il termine di errore del modello, che rappresenta la parte non spiegata dal modello delle variazioni di  $\ln(\text{PIL}_i)$ .

Tale studio è fondamentale per molteplici fattori, in primo, tramite la correlazione, è possibile indagare l'esistenza di una relazione statistica tra le variabili e quindi capire se effettivamente pil e media luminosa variano nella stessa direzione. Con il modello di regressione invece è possibile stimare in maniera più precisa l'impatto economico della guerra sull'economia ucraina. L'idea è che, attraverso la variazione nell'intensità luminosa rilevata nelle aree del Paese, si possano trarre inferenze indirette sulle fluttuazioni del PIL in contesti in cui i dati economici potrebbero essere limitati o difficili da ottenere.

Come anticipato nella sezione dedicata alla descrizione dei dati, si è scelto di condurre l'analisi di correlazione e regressione a livello di oblast (le divisioni amministrative dell'Ucraina), piuttosto che a livello nazionale, per superare la limitatezza delle misurazioni luminose disponibili. Questo approccio territoriale più dettagliato ha permesso di ottenere una maggiore granularità nei dati, consentendo un'analisi più precisa.

I risultati dell'analisi hanno evidenziato una forte correlazione tra la media dell'intensità luminosa e il PIL, con un coefficiente di correlazione pari a 0,91. Questo valore suggerisce una relazione molto stretta tra le due variabili. Inoltre, il test di correlazione di Pearson, utilizzato per verificare la significatività statistica di questa relazione, ha prodotto un p-value estremamente basso, vicino a zero. Questo indica che la correlazione osservata è altamente significativa, e quindi non è attribuibile al caso.

Per quel che riguarda invece il modello di regressione esso riporta i seguenti risultati:

Variabili	
MediaLum	0.107** (0.043)
IdNum=2	-0.212* (0.126)
IdNum=3	-0.911*** (0.126)
IdNum=5	1.343*** (0.126)
IdNum=6	0.692*** (0.126)
IdNum=7	-0.141 (0.126)
IdNum=8	0.890*** (0.126)
IdNum=9	-0.442*** (0.126)
IdNum=10	-0.138 (0.126)
IdNum=11	0.712*** (0.128)
IdNum=12	0.931* (0.536)
IdNum=13	-0.315** (0.126)
IdNum=14	-0.915*** (0.126)
IdNum=15	0.719*** (0.126)
IdNum=16	-0.087 (0.126)
IdNum=17	0.683*** (0.126)
IdNum=18	0.625*** (0.126)
IdNum=19	-0.409*** (0.126)
IdNum=21	-0.267** (0.126)
IdNum=22	-0.542*** (0.126)
IdNum=23	-0.534*** (0.126)
IdNum=24	0.247* (0.126)

IdNum=25	-0.334***
	(0.126)
IdNum=26	0.481***
	(0.126)
IdNum=27	-0.151
	(0.126)
Constant	11.512***
	(0.095)
Observations	100
Adjusted R-squared	0.944
R-squared	0.958

Il coefficiente più importante per lo scopo dell'analisi è quello legato alla media Luminosa. Esso infatti stabilisce di quanto varia percentualmente il pil al variare della media luminosa. In questo caso esso è pari a 0.107, ed è altamente significativo ( $p < 0.05$ ). Questo significa che ogni incremento di 1 unità nella luminosità media è associato a un aumento di circa l'11% nel PIL della regione, poiché il modello è logaritmico. Questo risultato conferma che esiste una forte relazione tra la luminosità notturna e il livello di attività economica, rafforzando l'idea che l'intensità luminosa possa essere usata come proxy per il PIL in situazioni in cui i dati economici formali siano scarsi o inaffidabili. Un aumento nella luminosità, quindi, si traduce in una crescita economica percepibile. Analizzando ora più a livello generale il modello si nota come esso presenti un livello di  $R^2$  Adjusted altamente significativo, in grado di spiegare praticamente il 95% della variabilità del modello.

Questi risultati indicano che l'intensità luminosa ha una forte correlazione con il PIL e può essere utilizzata come un valido indicatore economico. Essi aprono a strada a ulteriori approfondimenti, come lo sviluppo di modelli di regressione Difference-in-Differences (DID) per stimare gli effetti della guerra non solo sull'intensità luminosa, ma anche sull'economia, fornendo così una valutazione più completa dell'impatto del conflitto.

## Modelli e risultati

Il seguente capitolo sarà dedicato alla spiegazione dei modelli utilizzati per effettuare uno studio di quanto e come gli attacchi abbiano potuto influire sui cambiamenti di intensità luminosa. Tale studio sarà realizzato mediante l'utilizzo di modelli Difference in difference (DiD) a livello di raion. Sebbene infatti per il capitolo sulla descrizione dei dati si è deciso di utilizzare come riferimenti geografici l'Ucraina e poi gli oblast, adesso si è cambiata granularità, andando ancora più nello specifico, perché si ritiene che un livello di dettaglio maggiore possa meglio indagare l'esistenza di una relazione tra il numero di attacchi e l'intensità luminosa.

Il modello DiD è una metodologia statistica che permette di valutare l'effetto di un trattamento su dei soggetti, i trattati, relativamente ad un altro gruppo non sottoposto al trattamento, gruppo di controllo. I due gruppi vengono osservati in due periodi, un precedente e l'altro successivo al trattamento, per valutare l'effetto del trattamento.

Un esempio di modello DiD è il seguente:

$$Y_{it} = \beta_0 + \beta_1 \text{Trattato}_i + \beta_2 \text{Post}_t + \beta_3 (\text{Trattato}_i \times \text{Post}_t) + \epsilon_{it}$$

Dove:

- $Y_{it}$ : è la variabile dipendente per l'unità  $i$  al tempo  $t$
- $\alpha$ : è l'intercetta,
- $\text{Post}_t$ : variabile indicatrice che vale 1 dopo il trattamento e 0 prima.
- $\text{Trattamento}_i$ : è una variabile indicatrice che vale 1 per il gruppo trattato e 0 per il gruppo di controllo.
- $\text{Post}_t \times \text{Trattamento}_i$ : l'interazione tra il gruppo trattato e il periodo dopo il trattamento.
- $\beta_1$ : cattura la differenza fissa tra il gruppo trattato e il gruppo di controllo prima del trattamento.
- $\beta_2$ : cattura l'effetto temporale comune a entrambi i gruppi.
- $\beta_3$ : l'effetto del trattamento.
- $\epsilon_{it}$ : il termine di errore.

Nel caso specifico, sono stati considerati come trattati i raion che hanno subito più attacchi nel corso dei 18 mesi di osservazione. In particolare l'etichetta di "più attaccati" è stata assegnata in base a due criteri differenti. Nel primo caso si è deciso di definire come "più attaccati" e quindi "trattati" tutti i raion che avevano subito più attacchi della media, di conseguenza i raion facenti parte del gruppo di controllo erano tutti quelli sotto media. Nel secondo caso invece sono stati definiti come "trattati" tutti i raion facenti parte del primo quartile dei più attaccati e come non trattati tutti quelli appartenenti al quarto quartile. Questi due tipi di differenziazioni sono state applicate a tutti e tre i tipi di attacchi definiti, ovvero totali, leggeri e pesanti, dando quindi luogo a 6 tipi di divisioni diverse. I dataset diventano poi il doppio se si considera che questo processo è stato realizzato sia per la statistica riguardante il numero di attacchi sia quella riguardante gli attacchi/pixels.

Per quel che riguarda poi la divisione temporale tra pre e post guerra è stato definito il post guerra a partire dal febbraio 2022, mese in cui è effettivamente scoppiato il conflitto.

I modelli di DiD implementati sono i seguenti:

1.  $Y_{it} = \beta_0 + \beta_1 \text{Attaccato}_i + \beta_2 \text{Post}_t + \beta_3 (\text{Attaccato}_i \times \text{Post}_t) + \epsilon_{it}$
2.  $Y_{it} = \beta_0 + \beta_1 \text{Attaccato}_i + \beta_2 \text{Post}_t + \beta_3 (\text{Attaccato}_i \times \text{Post}_t) + \gamma_i + \lambda_t + \epsilon_{it}$
3.  $Y_{it} = \beta_0 + \beta_1 \text{Attaccato}_i + \beta_2 \text{Post}_t + \beta_3 (\text{Attaccato}_i \times \text{Post}_t) + \gamma_i + \lambda_t + \delta_i \text{Trend}_t + \epsilon_{it}$

Tali modelli sono stati applicati utilizzando i 12 dataset definiti prima e considerando come variabile dipendente una volta la media luminosa mensile, una volta la mediana. Il numero totale di risultati ottenuti è quindi pari a 36.

Nel primo modello la variabile dipendente  $Y_{it}$  rappresenta l'intensità luminosa, misurata sia come media luminosa mensile che come mediana, per il raion  $i$  nel periodo  $t$ . La variabile "Attaccato" è una variabile dummy che assume valore 1 se il raion  $i$  è stato trattato, e 0 altrimenti. La variabile "Post" è un'altra variabile dummy che assume valore 1 se il periodo  $t$  è successivo all'inizio del conflitto, e 0 se è precedente. L'interazione tra queste due variabili, espressa come  $(\text{Attaccato}_i \times \text{Post}_t)$ , cattura l'effetto combinato di essere un raion trattato e di trovarsi nel periodo post-guerra. Questo termine di interazione è cruciale, poiché consente di stimare l'effetto differenziale del trattamento (gli attacchi) tra il periodo pre- e post-guerra, fornendo una misura diretta dell'impatto del trattamento sulla variabile di interesse.

Il secondo modello rappresenta un'estensione del primo, introducendo due ulteriori componenti: gli effetti fissi per i raion  $\gamma_i$  e per i periodi  $\lambda_t$ . L'effetto fisso individuale  $\gamma_i$  cattura tutte le caratteristiche non osservabili che sono costanti nel tempo ma variano tra i raion, come ad esempio fattori ambientali, economici o infrastrutturali stabili per ogni raion. Questo permette di controllare per eventuali eterogeneità non osservabili tra i raion che potrebbero influenzare l'intensità luminosa indipendentemente dagli attacchi.

L'effetto fisso temporale  $\lambda_t$  invece cattura tutte le caratteristiche non osservabili che variano nel tempo ma sono costanti tra i raion, come ad esempio eventi nazionali o internazionali che potrebbero avere un impatto su larga scala sull'intensità luminosa in tutti i raion. L'inclusione di questi effetti fissi rende il modello più robusto, poiché riduce la possibilità che i risultati siano influenzati da variabili confondenti che non sono direttamente osservabili o misurabili.

L'introduzione degli effetti fissi nel secondo modello permette di isolare l'effetto dell'interazione  $(\text{Attaccato}_i \times \text{Post}_t)$  con maggiore precisione, assicurando che l'impatto stimato degli attacchi sull'intensità luminosa sia effettivamente dovuto ai cambiamenti introdotti dagli attacchi stessi, e non da altre variabili stabili o transitorie che potrebbero influenzare i risultati.

Il terzo modello rappresenta un'ulteriore estensione rispetto ai primi due, introducendo una nuova componente: il termine di trend individuale per ciascun raion, espresso come  $\delta_i \text{Trend}_t$ . Questa aggiunta permette di catturare le tendenze temporali specifiche per ogni raion, ossia le variazioni nell'intensità luminosa che non sono spiegate soltanto dagli attacchi o dal periodo post-conflitto, ma da una dinamica temporale unica per ciascun raion.

In questo modello, la variabile dipendente  $Y_{it}$  continua a rappresentare l'intensità luminosa media o mediana per il raion  $i$  nel periodo  $t$ . Come nel secondo modello, abbiamo la variabile "Attaccato", una variabile dummy che identifica i raion trattati, e "Post", una variabile dummy che indica il periodo successivo all'inizio del conflitto. Anche in questo caso, l'interazione tra "Attaccato" e "Post"  $(\text{Attaccato}_i \times \text{Post}_t)$  rimane centrale per stimare l'effetto combinato degli attacchi durante il periodo post-guerra.

Tuttavia, il terzo modello introduce il termine  $\delta_i \text{Trend}_t$ , che rappresenta un trend specifico per ciascun raion. Questo permette di tenere conto delle variazioni temporali uniche che potrebbero influenzare l'intensità luminosa in ciascun raion indipendentemente dagli attacchi o dall'intervento esterno. Ad esempio, alcuni raion potrebbero aver registrato un declino costante dell'intensità luminosa per motivi diversi dagli attacchi (come fenomeni demografici o cambiamenti nell'economia locale), oppure potrebbero aver visto una crescita nella luminosità per fattori strutturali preesistenti, come l'espansione delle infrastrutture elettriche.

L'aggiunta di questo termine di trend permette al modello di considerare queste dinamiche temporali individuali, migliorando ulteriormente la precisione nell'isolamento dell'effetto degli attacchi. In altre parole, mentre il secondo modello teneva conto delle differenze tra raion che rimanevano costanti nel tempo e degli eventi che influenzavano tutti i raion allo stesso modo, il terzo modello riconosce che ciascun raion può avere una propria traiettoria nel tempo, e consente di correggere i risultati per eventuali tendenze preesistenti indipendenti dagli attacchi.

Tale modello fornisce quindi un'analisi ancora più dettagliata e raffinata, poiché tiene conto non solo delle caratteristiche stabili nel tempo e delle fluttuazioni a livello nazionale o globale, ma anche delle traiettorie temporali individuali di ciascun raion. L'introduzione del termine  $\delta_i \text{Trend}_t$  aiuta a garantire che l'effetto stimato degli attacchi sull'intensità luminosa non sia confuso con tendenze preesistenti specifiche di ogni raion, fornendo una misura ancora più accurata dell'impatto degli attacchi.

Questo approccio permette quindi di ottenere risultati più robusti, poiché si riduce ulteriormente il rischio di distorsioni dovute a fattori confondenti temporali che potrebbero influenzare la relazione tra attacchi e intensità luminosa.

Per utilizzare correttamente un modello DiD, devono essere soddisfatte alcune assunzioni fondamentali. L'assunzione principale del modello DiD è che, in assenza del trattamento, i gruppi di controllo e di trattamento avrebbero seguito lo stesso trend temporale. In altre parole, le differenze tra i gruppi prima del trattamento devono essere costanti nel tempo.

Per verificare che ciò accada nel caso preso in esame è possibile realizzare dei grafici mostranti l'andamento dell'intensità luminosa nel periodo pre guerra sia per i raion trattati che per quelli non trattati. In particolare, in questo caso, si è deciso di considerare l'esempio dei raion divisi tra trattati e non a seconda dei criteri descritti prima, basati sugli attacchi totali.

Il primo grafico rappresenta l'andamento dell'intensità luminosa nei raion più attacchi e in quelli meno attaccati, in questo caso la differenziazione è fatta seguendo il primo criterio. Fanno quindi parte dei più attaccati tutti i raion che hanno subito più attacchi della media. Come osservabile, in questo caso l'assunzione imposta dai DiD è rispettata. Infatti durante il periodo pre trattamento i raion trattati e quelli non trattati mostravano lo stesso trend luminoso.

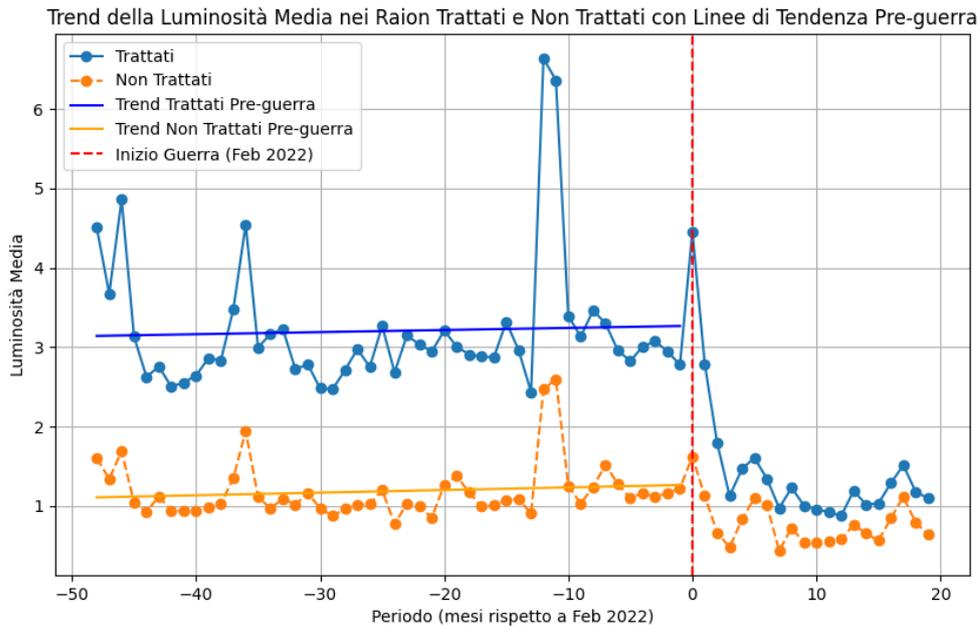


Figura 16: Trend della Luminosità Media nei Raion Trattati e non Trattati. Divisi secondo il primo criterio Fonte: Elaborazione propria

Stessa cosa si può dire analizzando il grafico dell'andamento della luminosità per raion divisi tramite il secondo criterio. Anche in questo caso infatti le linee di trend risultano parallele e leggermente crescenti. E' possibile quindi affermare che l'assunzione del metodo Difference in Difference è rispettata.

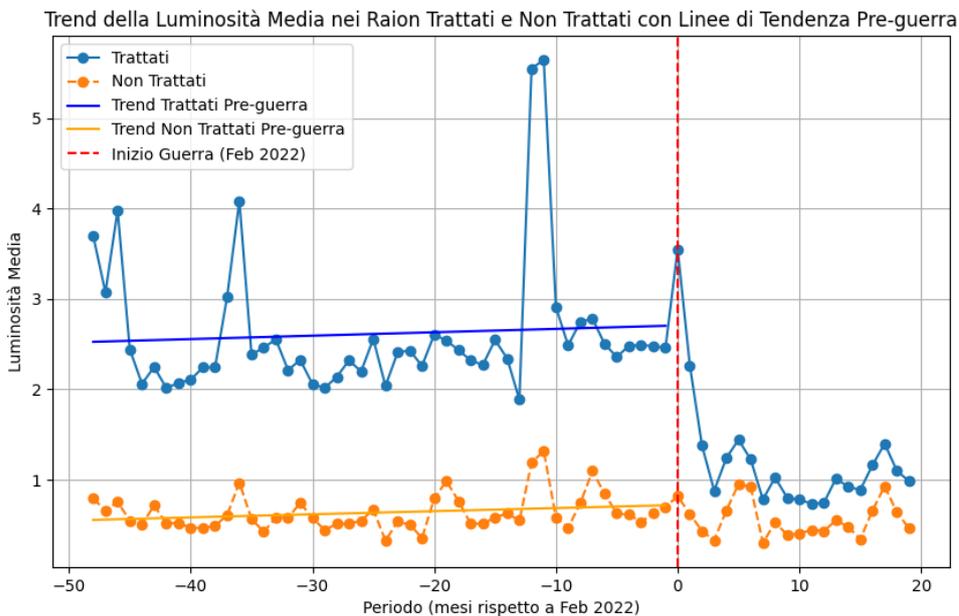


Figura 17: Trend della Luminosità Media nei Raion Trattati e non Trattati. Divisi secondo il secondo criterio Fonte: Elaborazione propria

## Analisi risultati del primo modello

E' possibile ora analizzare i risultati prodotti dai modelli. Le tabelle utilizzate hanno una notazione. In particolare nella prima e nella quarta tabella Media e Mediana indica la variabile dipendente usata. Dopodiché con M o Q si intende se i gruppi dei trattati sono stati divisi in base alla media degli attacchi o ai quartili. Infine T indica che è stato considerato l'effettivo numero di attacchi mentre P indica che è stata utilizzata la statistica Attacchi/Pixels. Quindi ad esempio Mediana MP indica che come variabile dipendente è stata usata la Mediana, che i trattati sono definiti in base alla media e che è stata utilizzata la statistica Attacchi/Pixels.

Le altre 4 tabelle invece sono state già divise in base alla variabile dipendente, tuttavia in questo caso a variare è il tipo di attacco; nella prima e nella quarta si trattava sempre di attacchi totali. In questo caso la notazione è realizzata nel seguente modo: la prima lettera P o L indica se l'attacco è di tipo pesante o leggero, Media o Quartile indica il tipo di differenziazione per i trattati e infine P o T indica se si considerano il numero di attacchi o attacchi/pixels.

Le prime 3 tabelle fanno riferimento al primo modello mentre le ultime 3 all'ultimo modello.

### ATTACCHI TOTALI

Variabili	Mediana MP	Mediana MT	Mediana QP	Mediana QT	Media MP	Media MT	Media QP	Media QT
<b>Attaccato</b>	3.240***	1.231***	1.913***	1.265***	4.752* **	2.034* **	2.985* **	1.993* **
	(0.034)	(0.039)	(0.048)	(0.039)	(0.045)	(0.052)	(0.060)	(0.051)
<b>Post</b>	-0.013	- 0.201***	0.067	0.026	- 0.200* **	- 0.461* **	-0.006	-0.089
	(0.023)	(0.026)	(0.064)	(0.050)	(0.030)	(0.035)	(0.081)	(0.065)
<b>Attaccato#Post</b>	- 2.385***	- 0.940***	- 1.363***	- 0.930***	- 3.483* **	- 1.484* **	- 2.072* **	- 1.452* **
	(0.065)	(0.074)	(0.091)	(0.074)	(0.085)	(0.099)	(0.114)	(0.096)
<b>Constant</b>	0.540***	0.801***	0.413***	0.468***	0.841* **	1.196* **	0.516* **	0.641* **
	(0.012)	(0.014)	(0.034)	(0.027)	(0.016)	(0.018)	(0.043)	(0.034)
<b>Observations</b>	29,376	29,444	14,688	16,184	29,376	29,444	14,688	16,184
<b>Adjusted R-squared</b>	0.242	0.038	0.110	0.068	0.292	0.062	0.163	0.101
<b>R-squared</b>	0.242	0.038	0.110	0.068	0.292	0.062	0.164	0.101

La tabella mostra i risultati del primo modello di regressione ottenuti considerando la tipologia di attacco "attacchi totali".

La variabile attaccato risulta essere positiva in tutti e 6 i risultati, con un p-value estremamente poiché inferiore a 0,01. I risultati per questa variabile stanno ad indicare come i territori attaccati dai

russi siano i più luminosi, cosa che era riscontrabile anche dal grafico per la dimostrazione della validità delle assunzioni DiD.

A variare particolarmente da modello a modello è invece la variabile post. Essa infatti risulta particolarmente significativa soltanto in 3 modelli uno con la mediana e due con la media. Si noti che comunque, in ogni caso, la variabile Post è negativa, a confermare che dopo la guerra l'intensità luminosa è diminuita. Soprattutto nel caso del secondo modello sviluppato con la media che un coefficiente di 0,451 estremamente significativo.

L'interazione della variabili invece è sempre significativa e soprattutto, è sempre negativa. Ciò indica che i territori attaccati dopo la guerra hanno subito un calo di luminosità. In questo caso il coefficiente più alto per valore assoluto lo si ritrova nel primo modello sviluppato con la media.

Da questi primi risultati quindi il modello che risulta essere più appropriato è sviluppato utilizzando come variabile dipendente la media, dividendo i trattati in base alla media e utilizzando al statistica di attacchi/pixels. Esso infatti presenta un  $R^2$  pari a 0,292 che, purché basso, dimostra come la potenziale efficacia del modello qualora vengano aggiunte delle complicanze.

## MEDIANA

Variabili	PMedia P	PMedia T	PQuartil iP	PQuartil iT	LMedia P	LMedia T	LQuartil iP	LQuartil iT
<b>Attaccato</b>	3.187** *	1.264** *	1.891** *	1.189** *	3.339** *	1.319** *	1.870** *	1.438** *
	(0.034)	(0.039)	(0.048)	(0.037)	(0.035)	(0.033)	(0.042)	(0.041)
<b>Post</b>	-0.013	- 0.201** *	0.068	0.015	-0.017	- 0.132** *	-0.007	-0.007
	(0.023)	(0.026)	(0.064)	(0.045)	(0.023)	(0.027)	(0.052)	(0.051)
<b>Attaccato#Post</b>	- 2.348** *	- 0.965** *	- 1.351** *	- 0.891** *	- 2.446** *	- 0.987** *	- 1.333** *	- 1.070** *
	(0.065)	(0.075)	(0.091)	(0.069)	(0.066)	(0.062)	(0.080)	(0.078)
<b>Constant</b>	0.539** *	0.799** *	0.421** *	0.486** *	0.542** *	0.705** *	0.515** *	0.515** *
	(0.012)	(0.014)	(0.034)	(0.024)	(0.012)	(0.014)	(0.028)	(0.027)
<b>Observations</b>	29,376	29,444	14,688	17,340	29,376	29,376	17,068	17,068
<b>Adjusted R-squared</b>	0.238	0.040	0.107	0.064	0.249	0.059	0.117	0.075
<b>R-squared</b>	0.238	0.040	0.107	0.064	0.249	0.059	0.117	0.075

Utilizzando come variabile dipendente la mediana, per attacchi leggeri e pesanti si ottengono i seguenti risultati. Anche in questo caso la variabile attaccato risulta essere positiva e sempre significativa, con addirittura un coefficiente pari 3,187 nel primo modello. In linea ai risultati di prima, la variabile Post risulta essere significativa solo in pochi casi. In questo caso essa ha un p-value inferiore a 0,01 solo in due casi e, cosa più importante, in due casi su sei risulta essere positiva. Ciò starebbe ad indicare un aumento delle luci post guerra. In entrambi i casi tuttavia il p-value non risulta essere significativo essendo superiore a 0,1.

L'interazione tra le variabile è anche in questo caso sempre rilevante e negativa, con un coefficiente massimo in valore assoluto pari a 2,446.

Utilizzando la mediana come variabile dipendente, si può affermare che, con il primo modello, gli attacchi leggeri producono risultati migliori rispetto agli attacchi pesanti. Questo è evidenziato dal fatto che, a parità di condizioni, gli  $R^2$  associati agli attacchi leggeri sono sempre superiori. Inoltre, i casi in cui la variabile Post presenta coefficienti positivi si verificano esclusivamente con gli attacchi pesanti. È interessante notare che il modello con il valore di  $R^2$  più alto è ottenuto suddividendo i trattati in base alla media degli attacchi e utilizzando la statistica Attacchi/Pixels, piuttosto che il numero totale di attacchi.

## MEDIA

Variabili	PMedia P	PMedia T	PQuartil iP	PQuartil iT	LMedia P	LMedia T	LQuartil iP	LQuartil iT
<b>Attaccato</b>	4.675** *	2.084** *	2.932** *	1.892** *	4.882** *	2.080** *	2.866** *	2.169** *
	(0.045)	(0.053)	(0.060)	(0.048)	(0.045)	(0.043)	(0.053)	(0.052)
<b>Post</b>	- 0.198** *	- 0.459** *	-0.004	-0.107*	- 0.207** *	- 0.351** *	- 0.168** *	- 0.168** *
	(0.030)	(0.035)	(0.081)	(0.059)	(0.030)	(0.036)	(0.066)	(0.065)
<b>Attaccato#Post</b>	- 3.430** *	- 1.522** *	- 2.041** *	- 1.398** *	- 3.553** *	- 1.559** *	- 1.998** *	- 1.590** *
	(0.084)	(0.100)	(0.114)	(0.090)	(0.086)	(0.082)	(0.101)	(0.099)
<b>Constant</b>	0.840** *	1.195** *	0.533** *	0.668** *	0.847** *	1.056** *	0.744** *	0.744** *
	(0.016)	(0.018)	(0.043)	(0.031)	(0.016)	(0.019)	(0.035)	(0.034)
<b>Observations</b>	29,376	29,444	14,688	17,340	29,376	29,376	17,068	17,068
<b>Adjusted R-squared</b>	0.287	0.064	0.158	0.097	0.298	0.086	0.166	0.107
<b>R-squared</b>	0.287	0.064	0.159	0.097	0.298	0.086	0.166	0.108

L'ultima tabella relativa al primo modello presenta i risultati ottenuti utilizzando la media come variabile dipendente. Confermando le tendenze già osservate, la variabile Attaccato risulta sempre positiva e altamente significativa, indicando che i raion più colpiti dagli attacchi mostrano una maggiore intensità luminosa. Anche la variabile Post è quasi sempre significativa, eccetto in un caso, dove il p-value elevato si verifica con attacchi pesanti e una suddivisione basata sui quartili. L'interazione Attaccato#Post è costantemente negativa e significativa, suggerendo che i raion attaccati subiscono una riduzione dell'intensità luminosa nel periodo post-guerra. I modelli con i valori di  $R^2$  più alti sono quelli che suddividono i trattati in base alla media degli attacchi e utilizzano la densità di attacchi (attacchi/pixel) come statistica, piuttosto che il numero totale di attacchi. In sintesi, questi modelli, insieme a quello con il miglior  $R^2$  nella prima tabella, sono i più efficaci nel spiegare la variabilità della variabile dipendente in funzione delle variabili indipendenti.

## Analisi risultati del secondo modello

Si passa ora ad analizzare i risultati relativi al secondo modello. Come fatto in precedenza inizialmente si commenterà la tabella riguardante gli attacchi totali che mostra i risultati utilizzando come variabile dipendente sia la media che la mediana. Dopodiché si vedranno le tabelle relative a media e mediana per attacchi sia leggeri che pesanti.

### ATTACCHI TOTALI

Variabili	Mediana MP	Mediana MT	Mediana QP	Mediana QT	Media MP	Media MT	Media QP	Media QT
<b>Attaccato#Post</b>	- 2.385***	-0.960**	- 1.363***	- 0.938***	- 3.483**	- 1.516**	- 2.072**	- 1.463**
	(0.419)	(0.390)	(0.242)	(0.218)	(0.523)	(0.526)	(0.317)	(0.298)
<b>Constant</b>	0.948***	0.896***	1.388***	1.057***	1.390**	1.317**	2.007**	1.529**
	(0.015)	(0.013)	(0.034)	(0.028)	(0.019)	(0.018)	(0.044)	(0.038)
<b>Observations</b>	29,376	29,376	14,688	16,116	29,376	29,376	14,688	16,116
<b>Adjusted R-squared</b>	0.766	0.736	0.747	0.750	0.767	0.733	0.748	0.747
<b>R-squared</b>	0.770	0.740	0.752	0.755	0.771	0.737	0.753	0.752

Come da teoria, in questo modello le variabili Attaccato e Post non sono più presenti. Questo avviene perché gli effetti fissi inclusi nel modello hanno catturato tutta la variabilità spiegata da queste singole variabili, lasciando come unica componente significativa l'interazione tra Attaccato e Post. Questo tipo di modello permette di isolare l'effetto specifico degli attacchi sul cambiamento dell'intensità luminosa nel periodo post-guerra, eliminando il rumore causato da variabili non osservate che sono costanti nel tempo o tra i raion.

Analizzando la variabile di interazione Attaccato#Post, si nota che in tutti i modelli il p-value è estremamente basso, inferiore a 0,01, tranne in un caso dove è comunque significativo a un livello di 0,05. Questo conferma la robustezza del risultato: nei raion attaccati, l'intensità luminosa diminuisce significativamente nel periodo post-guerra. I coefficienti di questa interazione sono tutti negativi, con valori che variano da -0,938 a -3,483 a seconda della specifica del modello, indicando un calo costante dell'intensità luminosa nei raion colpiti dagli attacchi.

Un aspetto fondamentale da sottolineare è l'aumento significativo dei valori di  $R^2$  rispetto ai modelli precedenti, che non includevano effetti fissi. Tutti i modelli in questa tabella mostrano valori di  $R^2$  superiori a 0,737, con un massimo di 0,771 per il modello MediaMP. Questo alto livello di  $R^2$  implica che questi modelli spiegano una percentuale molto elevata della variabilità della variabile dipendente (intensità luminosa), suggerendo che l'inclusione degli effetti fissi ha migliorato notevolmente la capacità del modello di catturare le dinamiche reali del fenomeno studiato.

In particolare il modello MediaMP risulta essere il più performante, spiegando il 77,1% della variabilità totale. Questo elevato valore di  $R^2$ , combinato con un coefficiente di interazione di -3,483,

sottolinea la forte relazione tra gli attacchi e la diminuzione dell'intensità luminosa nei raion attaccati, quando la densità degli attacchi viene presa in considerazione

## MEDIANA

Variabili	PMedia P	PMedia T	PQuartili P	PQuartili T	LMedia P	LMedia T	LQuartili P	LQuartili T
<b>Attaccato#Post</b>	- 2.348** *	- 0.986**	- 1.351***	- 0.898***	- 2.446** *	- 0.987** *	- 1.333** *	- 1.070** *
	(0.413)	(0.397)	(0.242)	(0.217)	(0.430)	(0.278)	(0.242)	(0.244)
<b>Constant</b>	0.949** *	0.896** *	1.385***	1.000***	0.947** *	0.915** *	1.318** *	1.132** *
	(0.015)	(0.013)	(0.034)	(0.026)	(0.015)	(0.015)	(0.029)	(0.029)
<b>Observations</b>	29,376	29,376	14,688	17,272	29,376	29,376	17,068	17,068
<b>Adjusted R-squared</b>	0.765	0.736	0.746	0.748	0.766	0.738	0.747	0.741
<b>R-squared</b>	0.769	0.740	0.751	0.753	0.770	0.743	0.752	0.746

Confrontando le ultime due tabelle relative al secondo tipo di regressione, si osserva che la variabile di interazione Attaccato#Post è costantemente significativa in entrambi i casi. Nel dettaglio, quando si utilizza la mediana come variabile dipendente, la variabile di interazione è significativa con un p-value inferiore a 0,05 in un solo caso, ovvero nel modello che considera gli attacchi pesanti con la statistica attacchi/pixel (LMediaT). In tutti gli altri modelli basati sulla mediana, il p-value è inferiore a 0,01, riflettendo una significatività molto forte dell'interazione. Per esempio, nel modello PMediaP, che considera gli attacchi leggeri e utilizza la statistica attacchi/pixel, il p-value è inferiore a 0,01, indicando una robusta relazione tra la variabile di interazione e la diminuzione dell'intensità luminosa nel periodo post-guerra.

È inoltre degno di nota che in tutti i modelli, il coefficiente di interazione Attaccato#Post sia sempre negativo, indicando un calo dell'intensità luminosa nei raion attaccati. In valore assoluto, i coefficienti più elevati si riscontrano nei modelli che utilizzano la media come variabile dipendente, in particolare nei modelli che considerano gli attacchi leggeri. Questo suggerisce che, quando si considera la media e si utilizzano gli attacchi leggeri con la densità di attacchi, l'impatto sulla riduzione dell'intensità luminosa è particolarmente pronunciato.

Un altro aspetto da sottolineare riguarda i valori di  $R^2$ , che indicano la percentuale di variabilità della variabile dipendente spiegata dal modello. Nei modelli basati sulla mediana, i valori di  $R^2$  variano dal 0,740 al 0,770, con una variazione massima di 0,03 (3%). In confronto, nei modelli che utilizzano la media, i valori di  $R^2$  sono leggermente più alti e variano da 0,738 a 0,771, con una variazione massima di 0,033 (3,3%). Questo suggerisce che i modelli basati sulla media, in particolare quelli che utilizzano la densità di attacchi, riescono a catturare meglio la variabilità dei dati, rendendoli leggermente più efficaci rispetto ai modelli basati sulla mediana.

In sintesi, la variabile di interazione Attaccato#Post è sempre significativa e negativa, con un p-value inferiore a 0,01 nella maggior parte dei modelli, indipendentemente dal tipo di regressione utilizzata.

I modelli che utilizzano la media come variabile dipendente e la densità di attacchi come metrica, specialmente per gli attacchi leggeri, presentano i valori di  $R^2$  più alti, indicando che questi modelli sono particolarmente robusti e affidabili nella spiegazione delle dinamiche osservate nei raion attaccati durante il periodo post-guerra.

## MEDIA

Variabili	PMedia P	PMedia T	PQuartil iP	PQuartil iT	LMedia P	LMedia T	LQuartil iP	LQuartil iT
<b>Attaccato#Post</b>	- 3.430** *	- 1.555** *	- 2.041** *	- 1.410** *	- 3.553** *	- 1.559** *	- 1.998** *	- 1.590** *
	(0.516)	(0.535)	(0.317)	(0.298)	(0.532)	(0.380)	(0.320)	(0.320)
<b>Constant</b>	1.390** *	1.318** *	1.998** *	1.447** *	1.388** *	1.348** *	1.931** *	1.631** *
	(0.019)	(0.018)	(0.044)	(0.035)	(0.018)	(0.020)	(0.038)	(0.038)
<b>Observations</b>	29,376	29,376	14,688	17,272	29,376	29,376	17,068	17,068
<b>Adjusted R-squared</b>	0.766	0.733	0.748	0.744	0.767	0.737	0.747	0.741
<b>R-squared</b>	0.770	0.738	0.753	0.749	0.771	0.741	0.752	0.746

## Analisi risultati del terzo modello

Si analizzano ora i risultati relativi al terzo modello. Come spiegato in precedenza tale modello integra al secondo una componente di trend individuale per ciascun raion. Questa aggiunta permette di catturare le tendenze temporali specifiche per ogni raion e di isolare ancora meglio l'effetto della guerra.

## ATTACCHI TOTALI

Variabili	Mediana MP	Mediana MT	Mediana QP	Mediana QT	Media MP	Media MT	MediaQ P	MediaQ T
<b>Attaccato#Post</b>	-2.397***	-0.933***	-1.393***	-0.943***	- 3.516** *	- 1.490** *	- 2.132** *	- 1.483** *
	(0.052)	(0.055)	(0.068)	(0.054)	(0.070)	(0.074)	(0.088)	(0.071)
<b>Constant</b>	0.949***	0.895***	1.392***	1.058***	1.391** *	1.316** *	2.015** *	1.532** *
	(0.005)	(0.005)	(0.014)	(0.010)	(0.007)	(0.007)	(0.017)	(0.013)
<b>Observations</b>	29,376	29,376	14,688	16,116	29,376	29,376	14,688	16,116
<b>Adjusted R-squared</b>	0.808	0.796	0.802	0.807	0.809	0.795	0.805	0.809
<b>R-squared</b>	0.814	0.802	0.809	0.814	0.815	0.801	0.812	0.815

La prima tabella che analizza gli attacchi totali, riporta come l'interazione tra "Attaccato" e "Post" sia sempre significativa e negativa, come mostrato dai valori p-value inferiori a 0,01. Questo risultato conferma ancora una volta che i raion colpiti dagli attacchi hanno sperimentato una significativa diminuzione dell'intensità luminosa nel periodo post-guerra. I coefficienti dell'interazione variano da -0,933 a -3,516, con i valori più elevati in valore assoluto nei modelli che utilizzano la media come variabile dipendente, in particolare il modello MediaMP, che ha un coefficiente pari a -3,516.

Questo suggerisce che l'effetto della guerra sull'intensità luminosa è più evidente quando si utilizza la media anziché la mediana. L'elevata significatività statistica, abbinata a valori di R<sup>2</sup> superiori a 0,808 per tutti i modelli, indica una forte capacità del modello di spiegare la variabilità nei dati. In particolare, i modelli con la media come variabile dipendente sembrano essere i più performanti, raggiungendo valori di R<sup>2</sup> fino a 0,815. Ciò indica che l'inclusione del trend individuale ha rafforzato ulteriormente la capacità del modello di spiegare le differenze di luminosità tra i raion attaccati e quelli non attaccati.

## MEDIA

Variabili	PMediaP	PMediaT	PQuartili P	PQuartili T	LMediaP	LMediaT	LQuartili P	LQuartili T
<b>Attaccato#Post</b>	- 3.461** *	- 1.528** *	- 2.105***	- 1.613***	- 3.562** *	- 1.585** *	- 2.060***	- 1.613** *
	(0.069)	(0.075)	(0.087)	(0.074)	(0.071)	(0.062)	(0.078)	(0.074)
<b>Constant</b>	1.392** *	1.317** *	2.006***	1.634***	1.388** *	1.349** *	1.938***	1.634** *
	(0.007)	(0.007)	(0.017)	(0.014)	(0.007)	(0.008)	(0.014)	(0.014)
<b>Observations</b>	29,376	29,376	14,688	17,068	29,376	29,376	17,068	17,068
<b>Adjusted R-squared</b>	0.809	0.795	0.805	0.802	0.809	0.797	0.804	0.802
<b>R-squared</b>	0.815	0.801	0.812	0.809	0.815	0.803	0.810	0.809

Nella seconda tabella, che si concentra sugli attacchi leggeri e pesanti, i risultati sono simili a quelli osservati per gli attacchi totali. L'interazione Attaccato#Post è ancora una volta negativa e altamente significativa, con p-value inferiori a 0,01 in tutti i modelli. I coefficienti dell'interazione variano tra -1,528 e -3,562, con i valori più alti osservati nei modelli che utilizzano la media e la statistica attacchi/pixel, in particolare per gli attacchi leggeri.

Questo risultato è coerente con i modelli precedenti, dove si è osservato che gli attacchi leggeri tendono a mostrare un impatto più evidente sull'intensità luminosa rispetto agli attacchi pesanti. Anche in questo caso, i valori di R<sup>2</sup> sono molto elevati, oscillando tra 0,795 e 0,815. Il modello con il valore di R<sup>2</sup> più alto è quello che utilizza la media e gli attacchi leggeri (MediaMP), confermando che questa specifica è la più efficace nello spiegare la variazione dell'intensità luminosa nei raion attaccati.

## MEDIANA

Variabili	PMediaP	PMediaT	PQuartili P	PQuartili T	LMediaP	LMediaT	LQuartili P	LQuartili T
<b>Attaccato#Post</b>	- 2.358** *	- 0.958** *	- 1.381***	- 1.071***	- 2.452** *	- 0.984** *	- 1.366***	- 1.071** *
	(0.051)	(0.055)	(0.068)	(0.058)	(0.053)	(0.046)	(0.060)	(0.058)
<b>Constant</b>	0.949** *	0.895** *	1.390***	1.132***	0.948** *	0.915** *	1.322***	1.132** *
	(0.005)	(0.005)	(0.014)	(0.011)	(0.005)	(0.006)	(0.011)	(0.011)
<b>Observations</b>	29,376	29,376	14,688	17,068	29,376	29,376	17,068	17,068
<b>Adjusted R-squared</b>	0.808	0.796	0.802	0.800	0.808	0.797	0.801	0.800
<b>R-squared</b>	0.814	0.802	0.809	0.807	0.815	0.804	0.808	0.807

La terza tabella, che analizza la mediana come variabile dipendente per gli attacchi leggeri e pesanti, mostra risultati in linea con le altre tabelle. Anche qui, l'interazione tra "Attaccato" e "Post" risulta significativa in tutti i modelli, con coefficienti negativi che variano tra -0,958 e -2,452. I modelli che utilizzano la statistica attacchi/pixel tendono a mostrare i coefficienti più alti, indicando un impatto maggiore sulla riduzione dell'intensità luminosa quando si considera la densità degli attacchi piuttosto che il numero totale.

Ancora una volta, i valori di  $R^2$  sono elevati, oscillando tra 0,796 e 0,815, e mostrano come il modello sia in grado di spiegare in maniera molto accurata la variabilità dell'intensità luminosa. Anche in questo caso, i modelli con la media come variabile dipendente tendono a essere più performanti rispetto a quelli che utilizzano la mediana, suggerendo che la media cattura meglio le variazioni di luminosità legate agli attacchi.

### Considerazioni finali riguardo i modelli

Dopo aver analizzato tutti i risultati, è possibile trarre alcune considerazioni generali. Innanzitutto, i buoni risultati ottenuti con il modello più semplice, senza effetti fissi e trend, sono stati confermati e rafforzati dall'applicazione dei modelli più complessi che ha tenuto conto degli effetti fissi legati al tempo e ai raion e successivamente anche dei trend di ogni raion. Queste integrazioni aggiuntive hanno permesso di catturare più accuratamente le variazioni non osservate tra i raion e nel tempo oltre che i trend di luminosità caratterizzanti i vari raion migliorando significativamente la capacità del modello di spiegare la variabilità nell'intensità luminosa.

Un aspetto chiave emerso dall'analisi è che l'utilizzo della media come variabile dipendente ha generalmente prodotto risultati migliori rispetto all'uso della mediana. Questo è particolarmente evidente nei modelli che considerano la densità degli attacchi (attacchi/pixel), dove i valori di  $R^2$  sono risultati più elevati, indicando una maggiore capacità esplicativa. Inoltre, gli attacchi leggeri sembrano avere un impatto più significativo rispetto agli attacchi pesanti, portando a risultati più soddisfacenti, pur restando a livelli comparabili a quelli osservati per gli attacchi totali.

Una differenza notevole si osserva quando si dividono i raion trattati dai non trattati in base alla media piuttosto che ai quartili. I modelli basati sulla media degli attacchi tendono a mostrare una capacità esplicativa superiore, probabilmente perché il numero di osservazioni è maggiore rispetto a quello ottenuto suddividendo i raion in quartili. Questo aumento nel numero di osservazioni consente al modello di catturare meglio le variazioni tra i raion, migliorando l'accuratezza delle stime.

È importante sottolineare come l'ultimo modello abbia prodotto risultati estremamente significativi. Il valore più alto di  $R^2$ , pari a 0,815, conferma che il modello riesce a spiegare quasi tutta la variabilità dell'intensità luminosa media. Questo risultato è dovuto all'inserimento della componente di trend individuale, che, unita all'assorbimento degli effetti fissi sia a livello di raion che di periodo, permette di isolare in gran parte gli effetti della guerra. L'aggiunta degli effetti fissi consente al modello di separare le caratteristiche stabili di ogni raion e gli effetti temporali costanti tra i vari raion. In pratica, il modello tiene conto di tutte le caratteristiche che sono specifiche di un raion, indipendentemente dal periodo, o viceversa, delle caratteristiche legate a un determinato periodo, indipendentemente dal raion. Inoltre, la componente di trend permette di catturare i trend specifici di ciascun raion, come ad esempio un raion che mostrava un trend positivo dell'intensità luminosa già prima del conflitto. In questo modo, tutti gli effetti residui che eccedono questi trend e differenze stabili sono attribuibili con maggiore precisione al conflitto stesso. Questa raffinata struttura del modello consente quindi di isolare meglio l'effetto della guerra sulla variabile di interesse, rendendo i risultati ancora più robusti e accurati.

In conclusione, tra i diversi modelli analizzati, quello che si è dimostrato più efficace nel spiegare la variabilità dell'intensità luminosa è quello che utilizza la media come variabile dipendente, suddividendo i raion trattati in base alla media della densità degli attacchi subiti. Questo approccio ha ottenuto i valori di  $R^2$  più elevati, con un massimo di 0,815, evidenziando una maggiore capacità di spiegare la relazione tra gli attacchi e l'intensità luminosa rispetto agli altri modelli.

L'uso della media come variabile dipendente ha prodotto risultati più solidi rispetto alla mediana, poiché riesce a catturare meglio le variazioni, in particolare quando si considerano picchi o cambiamenti significativi nell'intensità luminosa. Inoltre, la suddivisione basata sulla media degli attacchi si è rivelata superiore a quella per quartili, probabilmente perché offre un numero maggiore di osservazioni che migliora la precisione del modello.

Un altro aspetto rilevante è l'importanza della densità degli attacchi (attacchi per pixel). I modelli che hanno preso in considerazione questa metrica hanno mostrato una capacità esplicativa superiore rispetto a quelli basati semplicemente sul numero totale di attacchi. Questo suggerisce che non è solo la quantità di attacchi a influenzare l'intensità luminosa, ma anche la loro distribuzione spaziale, il che rafforza l'idea che la densità degli attacchi abbia un impatto cruciale.

In definitiva, questo modello, soprattutto nella sua versione che include la regressione con i trend, emerge come la scelta più robusta per analizzare le dinamiche della variazione luminosa nei raion attaccati durante il periodo post-guerra. La combinazione di una specificazione dettagliata e l'uso di variabili ben definite lo rendono il modello più efficace per cogliere l'impatto reale degli attacchi sul territorio. Grazie alla sua capacità di spiegare quasi tutta la variabilità osservata, questo modello si afferma come il più affidabile per studiare le conseguenze dei conflitti armati sull'intensità luminosa.

## Conclusioni

Si è giunti quindi al capitolo conclusivo. Esso è diviso in due parti, nella prima parte si analizzano i risultati forniti dai modelli per stimare di quanto effettivamente è diminuito il pil nei raion più attaccati. La seconda parte invece è dedicata a trarre le conclusioni finali e a definire quelle che sono le limitazioni dello studio e possibili miglioramenti.

### L'impatto della guerra sul PIL

Come detto la prima parte sull'analizzare i risultati del modello più convincente al fine di stabilire l'effettivo impatto avuto dalla guerra sul pil. Per far ciò è necessario scegliere il modello di regressione Difference in Difference più adeguato e utilizzare il coefficiente associato alla media luminosa per stimare l'andamento del pil.

Variabili	Mediana MP	Mediana MT	Mediana QP	Mediana QT	Media MP	Media MT	MediaQ P	MediaQ T
<b>Attaccato#Post</b>	-2.397***	-0.933***	-1.393***	-0.943***	- 3.516** *	- 1.490** *	- 2.132** *	- 1.483** *
	(0.052)	(0.055)	(0.068)	(0.054)	(0.070)	(0.074)	(0.088)	(0.071)
<b>Constant</b>	0.949***	0.895***	1.392***	1.058***	1.391** *	1.316** *	2.015** *	1.532** *
	(0.005)	(0.005)	(0.014)	(0.010)	(0.007)	(0.007)	(0.017)	(0.013)
<b>Observations</b>	29,376	29,376	14,688	16,116	29,376	29,376	14,688	16,116
<b>Adjusted R-squared</b>	0.808	0.796	0.802	0.807	0.809	0.795	0.805	0.809
<b>R-squared</b>	0.814	0.802	0.809	0.814	0.815	0.801	0.812	0.815

Come modello si è scelto quello ottenuto utilizzando la densità di attacchi e dividendo i raion tra i più attaccati e i meno attaccati in base alla media. La variabile dipendente considerata in questo caso è ovviamente la media luminosa. Moltiplicando il fattore di -3.516, associato all'interazione tra la variabile Attaccato e Post, per il coefficiente legato alla media luminosa, 0.107 si ottiene 0.38 o il 38%. Esso è l'impatto avuto dalla guerra sul pil ed indica essenzialmente che nei raion più attaccati, nel post guerra il pil è diminuito del 38%.

Tale valore conclude essenzialmente l'elaborato dando una risposta al quesito iniziale che proponeva di indagare gli effetti economici avuti dalla guerra sul paese. Dimostra inoltre di quanto le luci notturne possano essere un ottimo proxy per stimare il pil quando non sono disponibili dati ufficiali.

## Conclusioni finali e possibili sviluppi di ricerca

A conclusione di questo studio si può affermare con soddisfazione che l'obiettivo iniziale è stato raggiunto. Nell'elaborato infatti si è dimostrato che effettivamente le zone che hanno subito più attacchi hanno visto anche un abbassamento più significativo dell'intensità luminosa e si è addirittura riusciti a definire in che percentuale questo calo ha influito sul prodotto interno lordo dei distretti più attaccati.

Tuttavia il lavoro non è certo privo di limitazione e può essere migliorato. In articolare i tipi di miglioramenti che possono esser fatti riguardano quasi tutti i tipi di dato:

- Per quanto riguarda i dati sull'intensità luminosa, ad essi potrebbe esser applicata qualche maschera, filtro, per renderli meno suscettibili ad alcuni tipi di "rumore", come può essere ad esempio lo sprigionarsi di luminosità dato da una bomba
- In dati sugli attacchi sono quelli che veramente potrebbero essere migliorati. È da sottovalutare infatti che tali dati sono derivanti da articoli di giornali e quindi la loro categorizzazione è fortemente dubbia. Ad esempio, se in un articolo si parla sia di una bomba che di una sparatoria tra civili, l'attacco viene etichettato in entrambi i modi ma in parte perde di significatività. E' soprattutto per questo motivo che si è deciso di applicare una regola di priorità sugli attacchi

Infine un altro miglioramento che potrebbe esser implementato è l'utilizzo della tecnica di event study. Al momento infatti i risultati danno un' indicazione di come è variato il pil da pre a post guerra mediamente ma non specificano come sia effettivamente variato nel tempo. Con un event study ciò sarebbe possibile e contribuirebbe quindi a dare una visione ancora più precisa del fenomeno.

L'applicazione dell'event study e l'ottenimento di dati migliori per gli attacchi sono ritenuti essere i passi successivi nello sviluppo e perfezionamento di questo studio che, comunque, anche in questa forma, ha portato ad ottimi risultati.

## Ringraziamenti

In questo spazio vorrei ringraziare tutte le persone che mi sono state vicino e che mi hanno sostenuto in questo periodo di scrittura della tesi. Sono stati mesi sicuramente intensi ed è stata una sfida molto impegnativa che però mi ha insegnato tante cose che mi porterò dietro per sempre.

Vorrei ringraziare in primis la mia famiglia, mia mamma, mio papà, mio fratello e mia nonna, per il supporto costante in questi mesi. La vostra presenza, la vostra fiducia e il vostro amore incondizionato sono stati fondamentali per permettermi di andare fino in fondo in questa sfida.

Un sentito grazie va anche alla mia fidanzata che mi è stata vicina in tutti questi mesi e mi ha aiutato a superare molte difficoltà. Sono certo che senza il tuo aiuto e la tua presenza molte cose che sono parse facili sarebbero state più complicate.

Non posso non ringraziare poi i miei coinquilini che mi sono stati accanto in tutto il mio percorso universitario. In questi anni siete diventati una seconda famiglia per me e sono sicuro che, quando ripenserò al periodo universitario, una delle prime cose che mi verrà in mente sono le nostre serate passate in cucina.

Un sentito grazie va anche ai miei amici, con i quali ho condiviso gioie e difficoltà di questi anni. Avete sempre saputo come tirarmi su di morale nei momenti di stress, e la vostra amicizia ha reso questo viaggio indimenticabile.

Infine, desidero ringraziare i professori De Marco e Milone che mi hanno guidato e ispirato durante lo svolgimento di questa tesi la cui competenza e disponibilità sono stati di grande aiuto nel completamento di questa tesi.

## Bibliografia

Global estimates of market and non-market values derived from nighttime satellite imagery, land cover, and ecosystem service valuation **Paul C. Sutton Robert Costanza 2002**

Measuring economic growth from outer space **Henderson 2012**

Night lights in economics sources and\_uses **Gibson 2020**

Better night lights data for longer **Gibson 2021**

Tracking economic activity in response to the covid 19 crisis using nighttime lights the case of Morocco **Roberts 2021**

Which night lights data should we use in economics and where **Gibson 2021**

Night lights and regional GDP **Bickenbach 2021**

Night lights and economic activity in india a study using dmsp ols night time images **Bhandari 2011**

Measurement errors in popular night lights data may bias estimated impacts of economic sanctions **Kim et al 2023**

Near-Real Time Analysis of War and Economic Activity during Russia's Invasion of Ukraine **Yuri M. Zhukov**

I modelli difference-in-difference per la valutazione degli effetti della decontribuzione sulla domanda di lavoro delle imprese **Istat**

Struttura amministrativa Ucraina: <https://www.ucraina.cc/regioni-dell-ucraina.html>

VIIRS: <https://ladsweb.modaps.eosdis.nasa.gov/missions-and-measurements/viirs/>

Dati referendum: <https://www.ilfattoquotidiano.it/2014/03/16/referendum-crimea-e-plebiscito-tornare-con-russia-ue-e-usa-e-illegale/915533/>

Indipendenza Luhansk e Donetsk: <https://it.euronews.com/2022/02/21/putin-intende-riconoscere-l-indipendenza-dei-separatisti-pro-russi-nell-ucraina-orientale>

Zaporizzja: [https://www.repubblica.it/esteri/2022/03/04/news/centrale\\_cose-340218136/](https://www.repubblica.it/esteri/2022/03/04/news/centrale_cose-340218136/)

Maripol: <https://www.bbc.com/news/world-europe-61179093>

Severodonetsk <https://www.bbc.com/news/world-europe-61936820>

Lysychansk <https://www.nytimes.com/2022/07/03/world/europe/ukraine-war-lynychansk.html>

Kherson : <https://www.euronews.com/2022/11/14/ukraine-400-russian-war-crimes-documented-in-kherson-retreat-zelenskyy-says>

Euronews, "Ukraine war: A month-by-month timeline of the conflict so far" (euronews).