



**Politecnico
di Torino**

Politecnico di Torino

Corso di Laurea Magistrale in Ingegneria Gestionale

A.a. 2023/2024

Sessione di Laurea Luglio 2024

**L'impatto della guerra in Ucraina sull'attività economica
locale: analisi empirica dell'intensità luminosa notturna
tramite immagini satellitari**

Relatore:

Professor Antonio De Marco

Correlatori:

Professor Luigi Buzzacchi

Dottor Francesco Luigi Milone

Candidato:

Enrico Romeo

Indice

	Pagina.
Abstract	2
1. Introduzione	3
2. Rilevazioni satellitari di luce notturne: origini e metodologie di raccolta dati.	5
2.1 Dati VIIRS: la nuova frontiera delle rilevazioni satellitari.	6
3. Il ruolo dei dati satellitari nella ricerca economica.	11
4. Dataset VIIRS: innovazioni e applicazioni pratiche.	18
4.1 Night Lights nell'era del Covid 19.	18
4.2 Night Lights per quantificare l'impatto di sanzioni internazionali.	23
5. Ucraina e Russia: un legame storico.	27
5.a Interessi economici e geopolitici.	28
5.b Divisione amministrativa dei territori ucraini.	29
6. Descrizione e Origini dei Dati: Analisi dei Dataset e Fonti.	30
7. Un'analisi comparativa dell'intensità luminosa in Ucraina.	32
7.1 Luci notturne e Prodotto Interno Lordo.	40
7.2 Eventi bellici e rilevazioni satellitari: il legame tra incendi ed attacchi.	43
7.3 Quantificare l'impatto degli attacchi bellici tramite luci notturne.	48
7.4 Variazioni Intraregionali degli Impatti Bellici in Ucraina.	54
8. Conclusione	58
Elenco delle fonti bibliografiche	59
Appendice tecnico	62

Abstract

L'epoca attuale è caratterizzata da una costante incertezza e instabilità di carattere politico ed economico a livello internazionale, accompagnata da una crescente propensione al cambiamento. Gli strumenti e le fonti di informazioni convenzionali, solitamente utilizzati nella ricerca economica, sembrano non essere in grado di tenere il passo con la necessità di analisi più immediate e precise. In questo contesto, emerge l'esigenza di adottare metodologie innovative e dati non convenzionali per affrontare le sfide contemporanee con maggiore efficacia.

Lo scopo di questo studio è analizzare gli impatti della guerra russo-ucraina, con particolare attenzione agli attacchi bellici che hanno coinvolto l'Ucraina nei primi 18 mesi del conflitto, al fine di comprendere quali aree abbiano subito maggiormente le ripercussioni economiche. Per strutturare questa analisi, viene utilizzato come indicatore dell'attività umana la variazione temporale dell'intensità della luce notturna, rilevata tramite osservazioni satellitari.

I primi capitoli del seguente studio si concentrano sulla descrizione del metodo di acquisizione dei dati, la sua evoluzione e un cenno della storia del loro impiego nell'ambito della ricerca economica, oltre alla descrizione di alcune applicazioni pratiche. Successivamente, vengono descritti i dati utilizzati nello studio, le diverse fonti di provenienza e il processo di filtraggio adottato ai fini dell'analisi. Dopo una prima valutazione descrittiva dell'andamento della luce nel tempo in varie aree sub-nazionali, si procede con un'analisi statistica delle differenze intraregionali e la categorizzazione degli oblast sulla base degli impatti subiti. I risultati ottenuti permettono di affermare che alcune aree hanno registrato cali di luce più intensi rispetto ad altre e che alcune regioni sono caratterizzate da una ripresa economica più veloce, sottolineando un certo divario spaziale legato a interessi economici e politici.

1. Introduzione

Il 24 febbraio 2022 ha segnato l'inizio del conflitto russo-ucraino, apice di tensioni socio-politiche che perduravano da diversi anni tra i due paesi. La guerra ha avuto ripercussioni a livello internazionale: l'Unione Europea e gli Stati Uniti hanno imposto severe sanzioni alla Russia, minando la sua stabilità economica. In risposta, la Russia ha limitato le esportazioni di gas ed energia, provocando un aumento dei costi energetici in molti territori occidentali. Il conflitto si è rapidamente esteso a tutto il territorio ucraino, con bombardamenti concentrati su specifici fronti ma che si verificano, seppur in misura ridotta, anche in altre aree del paese.

L'Ucraina ha subito ingenti danni alle infrastrutture pubbliche, come strade e ponti, all'infrastruttura elettrica, agli ospedali e ai centri abitati, con un alto tributo di vite umane tra i civili. In oltre due anni di conflitto ininterrotto, si è registrato uno dei più massicci flussi di rifugiati di guerra della storia recente. Già un mese dopo l'escalation militare, le Nazioni Unite stimavano oltre 2,5 milioni di sfollati diretti verso i paesi europei confinanti o vicini. L'economia ucraina è stata duramente colpita e il suo recupero sarà possibile solo grazie a piani di ripresa e aiuti internazionali di medio e lungo periodo.

Risulta quindi fondamentale comprendere e stimare gli impatti del conflitto sul territorio ucraino, valutare l'entità dei danni e determinare se specifiche regioni (o aree) abbiano subito in maniera più massiccia le conseguenze del conflitto, rendendo la ripresa più lenta. Poiché si tratta di eventi relativamente recenti in aree geograficamente instabili a livello socio-politico, è difficile trarre conclusioni adeguate basandosi sulle fonti giornalistiche, dato che le notizie potrebbero essere falsate o poco attendibili. Allo stesso modo, i dati messi a disposizione da enti pubblici (come l'Istituto Nazionale di Statistica) statali e internazionali non permettono di condurre studi su eventi attuali a causa del ritardo nella pubblicazione dei dati ufficiali e del livello di dettaglio disponibile.

Per superare queste limitazioni, i nuovi studi della ricerca economica hanno evidenziato come valida alternativa l'impiego di dati satellitari, in particolare le rilevazioni dell'intensità di luce notturna ad alta definizione. I primi studi che utilizzavano questi dati hanno dimostrato una forte correlazione tra l'andamento dell'economia e le luci notturne a vari livelli spaziali, sia a livello nazionale che sub-nazionale. A differenza delle risorse di dati convenzionali, le rilevazioni satellitari vengono effettuate giornalmente con l'elaborazione di compositi filtrati e mediati mensilmente. Il ritardo nella disponibilità dei dati si riduce quindi da diversi anni a poche settimane, permettendo analisi più rapide e dettagliate a livello temporale e spaziale.

Disponendo di un dataset di rilevazioni di luce notturna che copre un arco di tempo che comprende 4 anni antecedenti al conflitto (dal 2018) fino a 18 mesi dopo il suo inizio, è possibile valutare quanto sia

diminuita la luminosità dopo l'escalation militare (rispetto gli anni precedenti). Incrociando i dati di luminosità con un dataset che raccoglie eventi bellici e bombardamenti geolocalizzati in tutti gli oblast (suddivisioni sub-nazionali ucraine), si può comprendere se le aree al fronte e maggiormente bombardate subiscono effettivamente un abbassamento della luminosità notturna maggiore rispetto alle aree meno colpite, per cui la ripresa economica risulterà più lenta e difficile.

Sulla base dei dati relativi agli eventi bellici e agli attacchi di diversa entità da parte di entrambi i fronti militari, i 24 oblast ucraini mostrano tre tipologie di comportamento. Le aree che hanno registrato il maggior numero di attacchi nei primi 18 mesi di guerra, principalmente le regioni orientali più vicine al confine con la Russia, evidenziano un netto abbassamento del valore medio di luce rispetto gli anni precedenti al conflitto. Gli oblast meno colpiti e poco coinvolti direttamente dalla guerra, situati prevalentemente nella parte occidentale dell'Ucraina e vicini ai paesi europei, mostrano comunque un abbassamento dell'intensità luminosa media, ma in misura molto più lieve rispetto al primo gruppo. Infine, le regioni che sin dall'inizio della guerra sono passate sotto il controllo russo mostrano una tendenza costantemente crescente dei valori di luce media.

Stabilita anche per l'Ucraina una forte correlazione a livello sub-nazionale tra crescita economica e andamento delle luci notturne, e confermata la validità della categorizzazione degli oblast tramite l'impiego dei dati relativi alle rilevazioni di incendi giornalieri, i diversi trend vengono confrontati per individuare le differenze intraregionali relative all'entità dell'impatto e alla capacità e velocità di ripresa.

I diversi andamenti descritti permettono di concludere che le regioni controllate dalla Russia rispondono ai danni bellici con maggiore tempestività e una ripresa più veloce, mentre le regioni più attaccate subiscono un calo della luce nettamente superiore rispetto a quelle meno colpite, indicando una maggiore difficoltà nella ripresa delle attività economiche.

Lo studio presentato nei capitoli seguenti si pone l'obiettivo di dimostrare come i dati relativi alla luce notturna possano essere impiegati come metodologia non convenzionale per condurre analisi con uno specifico livello di dettaglio spaziale e temporale, particolarmente utili per studiare eventi e dinamiche in territori o situazioni non stabili, dove l'uso dei dati convenzionali può risultare particolarmente ostico o inadeguato. In particolare, si mira a stimare gli impatti e le conseguenze economiche del conflitto russo-ucraino nel breve e medio periodo, utilizzando come variabile di input per l'analisi i dati relativi agli eventi bellici pubblicamente accessibili.

2. Rilevazioni satellitari di luce notturne: origini e metodologie di raccolta dati.

Da oltre 50 anni i satelliti catturano immagini e registrano dati sulla Terra di notte. Le immagini fino al 1973 non venivano neanche archiviate, ma eliminate a fine giornata una volta esaminate. Lo scopo originale per cui venivano raccolti questi dati satellitari era di rilevare le nuvole illuminate dalla luce lunare permettendo all' aeronautica militare degli Stati Uniti di ottenere delle previsioni meteorologiche accurate. Le immagini rilevate dai satelliti erano in grado di identificare anche le aree della superficie terrestre illuminate di notte, permettendo di mappare l'intensità luminosa di regioni ad alta e bassa intensità. L' impiego di questi dati per scopi di ricerca inizia soltanto nel 1992 quando l'ente Defence Meteorological Satellite Program (DMSP) mette a disposizione un archivio digitale di immagini della luce notturna. Nonostante la qualità non accurata delle rilevazioni DMSP, questi ultimi sono stati usati per decenni da ricercatori ed economisti e vengono usati ancora oggi perché permettono di attingere ad una serie temporale di dati lunga dal 1992 fino al 2013. I satelliti DMSP sono equipaggiati con sensori ottici e a infrarossi che catturano immagini della superficie terrestre. Nonostante un elevato numero di articoli di ricerca e di studi si basino su questo dataset pluriennale è necessario evidenziarne la quantità non indifferente di imperfezioni ed irregolarità. I dati sono spesso caratterizzati da imprecisione spaziale dato che la luce notturna proveniente dalla terra viene allocata in punti dispersi rispetto la vera fonte. Alcuni studi precedenti sostenevano che questo fenomeno era dovuto al riflesso della luce sull' acqua o sulla neve e quindi avesse rilevanza solo relativamente a luoghi specifici come vette innevate di grandi catene montuose. In realtà nel 2018 i ricercatori Abrahms, Bluhm e Krause dimostrano che la sfocatura dell'immagine è una caratteristica intrinseca delle rilevazioni DMSP e propongono dei metodi correttivi. Il satellite che effettua la scansione, di fatto, mantiene un'altitudine di circa 840 chilometri dalla superficie terrestre ed effettua una scansione circa 4 volte più ampia (3000 chilometri). Questo comporta che, allontanandosi dal Nadir (punto opposto allo Zenit), la terra è vista con angolazione sempre maggiore dal satellite espandendone il campo visivo. A metà scansione il campo visivo si espande del 240% fino ad arrivare al 400% al margine (punto più lontano dal Nadir). La luce notturna proveniente da questa impronta allargata viene attribuita ad un singolo pixel per cui non viene centrata in modo corretto. I computer di bordo inoltre non hanno la possibilità di mantenere tutti i dati rilevati a causa del ridotto spazio di archiviazione e quindi i pixel vengono compattati in blocchi 5X5 (corrispondente a 2,7 Km x 2,7 Km) prima dell'invio alla stazione terrestre e questo accentua la dispersione della luce dal punto di origine. Un altro difetto legato al sensore è l'errore dovuto al top-coding ossia l'attribuzione errata del massimo valore possibile di intensità luminosa ad una determinata area o pixel. Prima di spiegare meglio le cause di questo fenomeno è necessario soffermarsi sulla scala di misura utilizzata per l'intensità luminosa. Il valore dei

pixel originali, prima di essere compattati, (chiamati anche “pixel fini” 560 m x 560 m) è contenuto all’interno di una stringa a 8 bit che permette di quantificare tramite un range di valori adimensionali da 0 a 255. Per il ridotto spazio di archiviazione il valore del singolo pixel viene diviso per 4 e quindi tagliato a 6 bit; in questo modo il range di valori risultante viene compattato da 0 a 63 ed il massimo diventa più facile da raggiungere anche con luci di intensità ridotte. I sensori satellitari sono dotati di strumenti di auto calibrazione che amplificano il segnale in periodi di fasi lunari più scure (come la luna nuova) e ne diminuiscono l’intensità in caso di luce lunare maggiore (luna piena). Il motivo è che le nuvole non risulterebbero ben visibili in caso di scarsa illuminazione lunare (si ricorda lo scopo originale dei dati DMSP). Nel caso in cui l’intensità viene aumentata le aree terrestri molto illuminate come grandi centri urbani vengono saturate di luce e dunque si attribuisce facilmente un valore top-coded errato. A livello globale, ogni anno, in media al 6% dei pixel veniva attribuito un valore pari a 63 (massimo); il risultato era l’impossibilità di distinguere i centri urbani che sembravano tanto luminosi quanto le periferie a bassa densità (dimostrato da Bluhm e Krause nel 2018). Il top-coding e la bassa risoluzione comportano stime esagerate delle aree illuminate con sovrastime fino al 77% per grandi città e del 500% per centri di piccole dimensioni. Si può quindi concludere che questi errori non rendono i dati DMSP idonei per studi relativi ad aree geografiche ristrette (livello provinciale o sub-regionale).

2.1 Dati VIIRS: la nuova frontiera delle rilevazioni satellitari.

Nel 28 gennaio del 2011 viene lanciato in orbita il satellite Suomi National Polar-Orbiting Partnership (Suomi-NPP) nato dalla collaborazione tra NASA e NOAA (National Oceanic Atmospheric Administration). Questo satellite attualmente in orbita è dotato di sensori VIIRS (Visible Infrared Imaging Radiometer Suite). A differenza dei dati DMSP i dati VIIRS nascono proprio come strumento di supporto ai ricercatori per misurare in modo accurato la radianza della luce proveniente dalla Terra. Questi dati, disponibili a partire da aprile 2012, presentano una precisione spaziale molto più elevata e serie temporali comparabili nel tempo. I dati sono molto più attuali e inoltre vengono forniti non solo a cadenza annuale come i DMSP, ma anche mensile. Il sensore VIIRS è in grado di mantenere un campo visivo costante lungo tutta l’aria di scansione compensando l’impronta amplificata del terreno quando la scansione si sposta lungo i bordi. I pixel estremamente più fini hanno una risoluzione spaziale nominale di 742 metri x 742 metri costante (che arriva fino a 465 x 465 metri una volta trattati) e non vengono compattati grazie allo spazio di archiviazione elevato. I sensori VIIRS sono radiometri calibrati in volo che misurano l’intensità luminosa in $\text{NanoWatt/cm}^2/\text{sr}$ (Nanowatt al centimetro quadro su steradiani) catturando un segnale continuo quantizzato a 14 bit rispetto ai 6 bit del DMSP. La gamma

dinamica risulta quindi molto più ampia (di ben due ordini di grandezza) eliminando il problema del top-coding e della bassa risoluzione dei dati che in questo modo risultano idonei per le ricerche relative ad aree di dimensioni più contenute come province o singoli centri urbani.

Uno studio sul metodo migliore da utilizzare per le ricerche scientifiche è stato pubblicato dal Dipartimento di Economia dell'Università di Waitako da John Gibson che dimostra la migliore efficienza dei dati VIIRS per analisi relative ad aree ridimensionate. Prendendo in considerazione la città di Oxford e dintorni e i compositi annuali dei dati VIIRS del 2015 e DMSP del 2013 le figure 1 e 2 a confronto mostrano differenze sostanziali. Le mappe utilizzano la stessa scala e combinazione di colori. Con VIIRS (figura 2), è chiaro che le vicine città di Woodstock, Abingdon, Didcot (dove una centrale elettrica aumenta la luminosità) e Chilton sono tutte distinte da Oxford, con spazi non illuminati tra ciascuna città. Anche Kidlington appena a nord (dove si trova l'aeroporto di Londra Oxford) ha uno spazio non illuminato che lo separa da Oxford. L'immagine VIIRS mostra anche le due parti più illuminate di Oxford: la fabbrica di automobili MINI a Cowley, nella zona est di Oxford, e l'area vicino al Westgate Mall e Cornmarket Street (la principale area commerciale). Al contrario, la sfocatura nell'immagine DMSP (figura 1) della stessa area è evidente. Dal DMSP risulta che un'area illuminata continua si estende per quasi 40 km da Woodstock attraverso Oxford fino a Didcot e Chilton. Inoltre, gran parte di quest'area riceve il numero digitale (DN) 63 ossia il valore massimo attribuibile mostrando gli effetti del problema del top-coding precedentemente trattato.

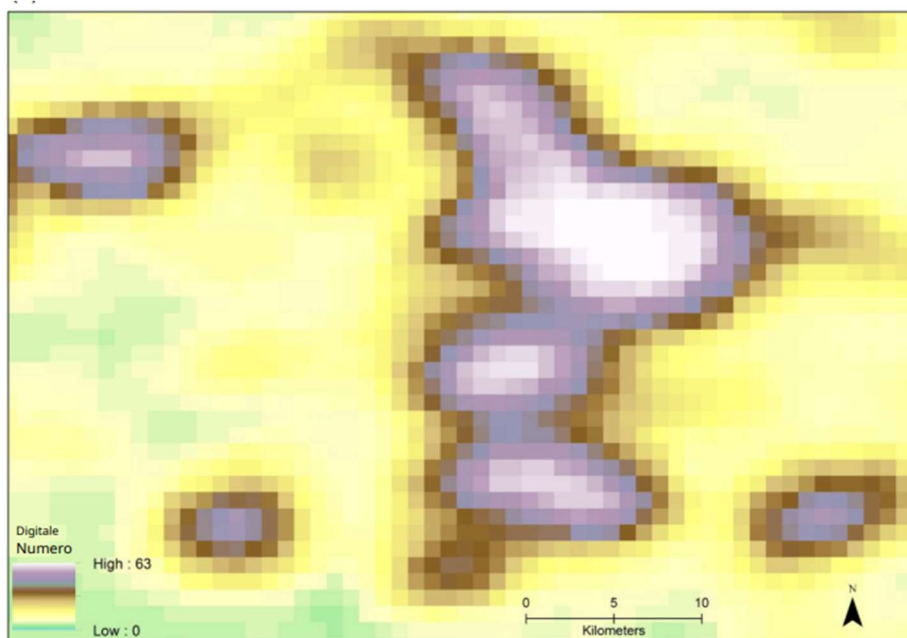


Figura 1. Illustrazione della sfocatura nelle luci notturne del Defense Meteorological Satellite Program (DMSP): Oxford e dintorni. 2015. Composito annuale DMSP per luci stabili, 2013

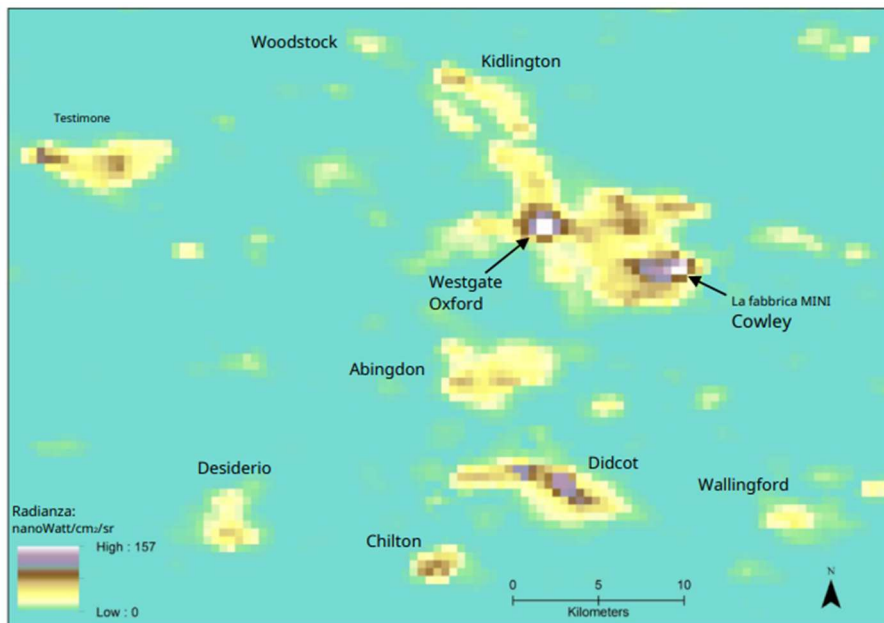


Figura 2. Oxford e dintorni. Valore VIIRS, composito annuale, 2015.

Il fenomeno del top-coding da un lato non permettere una distinzione chiara tra aree urbane molto popolate e periferie attribuendo spesso il valore massimo in entrambi i casi, ma comporta anche il problema opposto; di fatti per analizzare le aree meno popolate (piccoli paesi) o aree rurali non è possibile utilizzare i dati DMSP dato che non riescono a rilevare l'intensità luminosa troppo bassa. Studi condotti dai ricercatori Chen e Nordhaus su alcune regioni dell'Africa evidenziano che il 51% delle aree rurali più popolate con un numero di abitanti compreso tra i diecimila e i centomila erano registrate come aventi zero luce con i dati DMSP. Nonostante queste luci siano meglio individuate dal satellite che trasporta i sensori VIIRS molte aree a bassa densità di popolazione specialmente in Africa, Asia e nel pacifico non vengono rilevate neanche da quest' ultimo anche se più del 50% della popolazione in quelle zone usufruisce della luce elettrica. Oltre le imperfezioni sulla misurazione dovute alle caratteristiche dei sensori, per ottenere un dato pulito è necessario sottoporre il dataset a numerosi passaggi che filtrano i difetti dovuti a fattori esogeni. Il dato grezzo dal satellite viene inviato alla stazione della NOAA che lo sottopone a diverse maschere in ordine sequenziale, necessarie per eliminare il rumore (i difetti). Il primo step è quello di eliminare tutte le osservazioni che vengono influenzate da luce solare; in particolare non vengono considerati i pixel con angolazione dallo zenith minore di 101° dato che ad angoli inferiori il sole potrebbe trovarsi al di sopra dell'orizzonte e causare rumore di fondo. Successivamente vengono tolte le osservazioni deviate da luce lunare, HEP (particelle ad alta carica energetica come fotoni, o raggi cosmici dello spazio) e luci diffuse. Ancora più frequente la presenza di nuvole che può diminuire la qualità dell'immagine rendendola inutilizzabile. Infine, si cerca di eliminare tutti i valori anomali per cui si registra un'intensità troppo elevata dovuta a combustione di biomasse (incendi), fulmini, vulcani, riflesso del ghiaccio delle cime montuose, pixel

contaminati da effetti di aurore e altre irregolarità minori. La qualità finale dei dati prodotti dal VIIRS è collegata allora alla qualità dei filtri che eliminano i segnali non provenienti da fenomeni di illuminazione elettrica. Il passaggio finale è quello di creare una media temporale che migliora notevolmente la qualità del dato; la stabilità della radianza media dipende dal numero di osservazioni considerate, al crescere delle osservazioni il valore risulta più accurato. Ad esempio, se si considerassero i dati mensili probabilmente il valore medio di radianza sarebbe affetto da stagionalità che viene mitigata includendo dati relativi a più stagioni, quindi a cadenza annuale. Filtrare i dati è un'arma a doppio taglio perché fa venir meno la coerenza temporale della serie. Se si considerano ad esempio dati a cadenza mensile, il numero di notti con immagini che soddisfano il controllo qualità può variare notevolmente da mese a mese, causando l'inadeguatezza del valore medio della radianza. Per questo motivo si può affermare che le luci notturne non siano lo strumento più adatto per monitorare il cambiamento di variabili nel tempo. In alcune aree geografiche, ad esempio, la presenza più costante di nuvole, piogge o effetti di luce naturale causa l'eliminazione di una mole importante di giornate. Per le latitudini europee i file VIIRS per diversi mesi non registrano luci perché i dati vengono filtrati a causa dell'impatto della luce diffusa nelle lunghe sere d'estate. Nella mappa della Figura 3 è presente un chiaro schema da nord a sud, con le regioni più settentrionali che dispongono di dati solo per 6 mesi (da gennaio a marzo e da ottobre a dicembre). In contrasto, le regioni dell'Europa meridionale dispongono di dati per 9 o più mesi, sebbene solo Cipro disponga di dati per tutti i 12 mesi. Un modo per garantire il valore dei confronti spaziali potrebbe essere di fare stime annuali VIIRS utilizzando solo dati mensili da gennaio a marzo e da ottobre a dicembre, anche se altri mesi hanno dati disponibili per alcuni paesi (metodo applicato da John Gibson nel 2021).

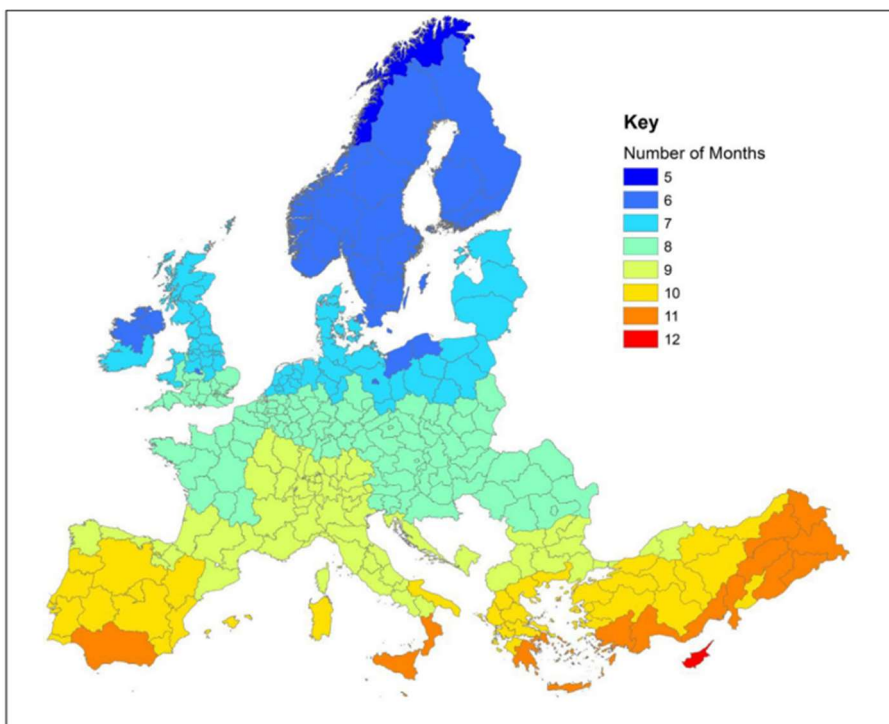


Figura 3. Numero di mesi con dati VIIRS disponibili, 2013: regioni NUTS2 dell'Europa

Una serie completa di immagini relative alla superficie terrestre viene raccolta ogni 24 ore, ma i dati VIIRS disponibili a cadenza mensile non sono corretti da tutte le imperfezioni dato che non vengono sottoposti a tutti i filtri di controllo dagli scienziati della NOAA comportando un rumore di fondo maggiore rispetto a quelli annuali. Anche nel caso di analisi spaziali i dati VIIRS hanno un'attendibilità maggiore. Infatti, a causa della mancanza di calibrazione, i dati DMSP presentano delle differenze di misurazione inter-satellitare (i dati provenienti da due differenti satelliti in orbita hanno valori diversi a causa di calibrazioni non sincronizzate). In conclusione, si può affermare con certezza che il dataset proveniente dai sistemi VIIRS sia il più corretto e dettagliato per scopi di ricerca.

3. Il ruolo dei dati satellitari nella ricerca economica.

Il primo articolo di carattere scientifico che presentava analisi basate sulle luci notturne è stato scritto nel 2002 da Robert Costanza e Paul Sutton e pubblicato soltanto nel 2011\12. A partire dal 2010 si assiste ad una crescita esponenziale dell'impiego di questi dataset per i documenti economici. Nonostante i dati delle luci notturne mostrassero migliori prestazioni per confronti di tipo trasversale (spaziale) piuttosto che temporale, l'interesse degli economisti è stato almeno inizialmente quello di stimare le fluttuazioni del GDP (prodotto interno lordo) in risposta ad eventi politici ed economici. Per questo motivo un primo passo importante è stato quello di capire se ci fosse una correlazione tra tassi di crescita del GDP e tassi di crescita dell'intensità luminosa in differenti aree geografiche anche di diverse dimensioni. Il primo a proporre l'utilizzo dei tassi di crescita dell'intensità luminosa misurata dai satelliti come proxy (in statistica, un proxy è una variabile o un indicatore che viene utilizzato al posto di una variabile non osservabile o difficile da misurare) per integrare o sostituire le statistiche ufficiali dei vari enti statali sui tassi di crescita del prodotto interno lordo è stato Henderson nel 2012 seguito da Chen e Nordhaus. Henderson solleva il problema dell'inaffidabilità dei dati GDP pubblicati dagli enti di statistica nazionali. I dati solitamente risultano difficili da confrontare perché riguardanti solo il livello nazionale (spesso non si trovano dati ufficiali sull'andamento del PIL regionale o sub-regionale per molti paesi) e i tempi di elaborazione prima del rilascio sono spesso molto lunghi (diversi anni di attesa). Il confronto tra statistiche di enti diversi risulta particolarmente complesso a causa del fatto che non vengono utilizzate scale di misura e unità universali. I paesi in via di sviluppo, in particolare, presentano i dati relativi al GDP nazionale e sub-nazionale (GRP) di scarsa qualità e molti economisti hanno cominciato ad utilizzare i dati delle "Night Lights" come strumento sostitutivo al calcolo delle statistiche e dei tassi di crescita futuri. I dati delle luci notturne permettono delle valutazioni riguardanti la crescita e le differenze economiche anche tra zone geografiche non legate a vincoli (suddivisioni) territoriali predefiniti.

L'affidabilità dei dati rilasciati dagli enti di statistica dei vari paesi viene misurata da un ente internazionale chiamato Penn World Tables (PWT) che assegna ai valori nazionali un ranking relativo alla qualità su una scala che va da A (dati affidabili) a D (dati con alti margini di errore). Quasi tutte le nazioni appartenenti all'Africa Sud-Sahariana hanno un grado compreso tra C e D. Nordhaus dimostra che il margine di errore (RMSE) per i diversi gradi del ranking cresce al diminuire del valore assegnato: per i dati di grado A il margine di errore medio è del 10% circa, per quelli di grado B del 15%, grado C 20% e grado D 30%.

Nell'articolo "Measuring Economic Growth from Outer Space" pubblicato nel 2012 Henderson dimostra la correlazione tra tasso di crescita del GDP e dell'intensità delle luci notturne. La Figura 4

mostra un semplice grafico a dispersione che mette in relazione la variazione percentuale media annua del PIL e la variazione percentuale media annua della luce misurata per 170 paesi. Nello specifico, considerando il dataset dei valori annuali DMSP dal 1992 al 2006, si esamina la differenza tra la media dei primi due anni del campione (1992 e 1993) e degli ultimi due (2005 e 2006). Il grafico evidenzia una forte relazione tra la crescita dell'illuminazione e la crescita del reddito misurato.

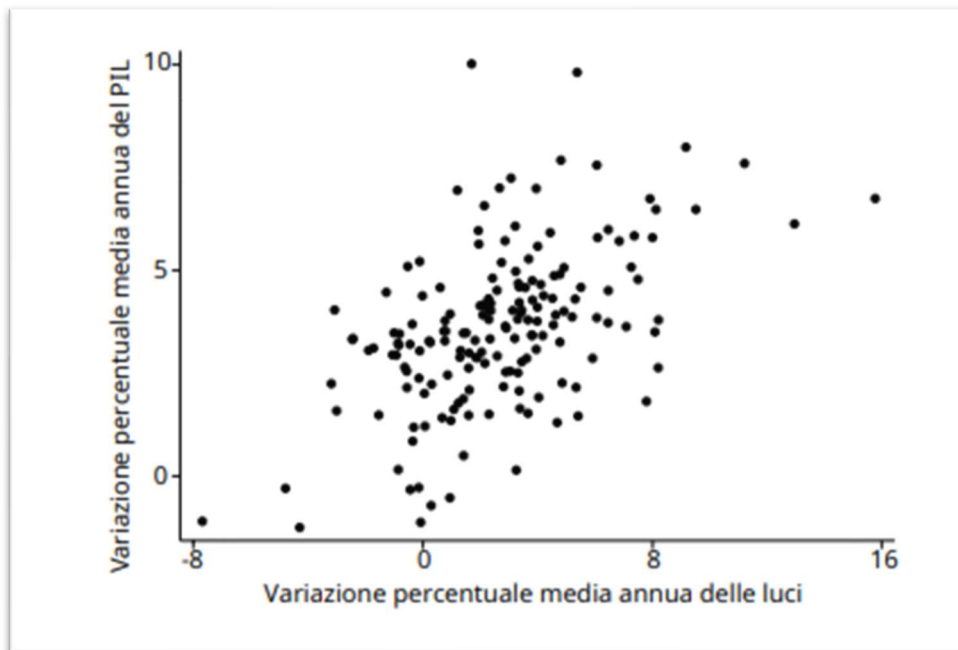


Figura 4. PIL rispetto alle luci notturne: differenze dal 1992-1993 al 2005-2006

Considero z_j la crescita del PIL misurata dagli enti statistici nazionali, y_j la crescita del PIL reale e x_j la crescita della luce osservata. Il PIL come misura del reddito nazionale può essere definito come il PIL reale più un coefficiente di errore di misura:

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

mentre la relazione tra crescita delle luci notturne e crescita del reddito reale è data dalla formula:

$$(2) \quad x_j = \beta y_j + \varepsilon_{x,j} ;$$

nel caso dell'equazione (2) il termine di errore rappresenta tutti i casi in cui la crescita della luce non è proporzionale alla crescita del reddito. In ogni caso l'equazione (2) indica una relazione diretta tra reddito reale e luci, ma nella maggior parte delle applicazioni l'andamento dell'intensità luminosa serve per prevedere il tasso di crescita del reddito. Per questo motivo l'obiettivo è di individuare una formula per la regressione della crescita del reddito basata sulla crescita delle luci (formula 3).

$$(3) \quad z_j = \psi x_j + e_j ;$$

Il termine ottenuto essendo un valore approssimato al vero tramite regressione è indicato con z . Henderson esamina un campione di 118 paesi a basso e medio reddito per i quali si hanno a disposizione valutazioni di capacità statistica su una scala da 0 a 10 da parte della Banca Mondiale (2002).

I 30 paesi con valutazioni da 0 a 3 si assumono come paesi con dati di bassa qualità e il resto come paesi con dati buoni. Assumiamo che questi due gruppi di paesi differiscano nella qualità delle loro misure convenzionali del PIL, ma non nel grado di errore di misurazione dell'illuminazione come proxy del PIL, né nella relazione economica tra illuminazione e reddito. Vengono implementati tre differenti modelli statistici. Il primo esamina la crescita annuale del reddito con effetti fissi nel tempo e per paese per controllare il cambiamento dei valori rilevati dai sensori. Il secondo modello aggiunge un trend lineare nel tempo per individuare le fluttuazioni della crescita rispetto alla crescita del paese e infine il terzo modello si focalizza sugli effetti a lungo termine della crescita. La parte superiore della tabella 1 mostra i risultati ottenuti dai tre modelli di regressione. In tutti i casi il coefficiente stimato ψ ha un valore simile e significativo (statisticamente diverso da 0). La parte inferiore mostra una regressione dei residui quadrati dell'analisi iniziale sulla base di una variabile dummy (binaria 0 o 1) per i paesi con dati di buona qualità. Il coefficiente è negativo, indicando un errore di misurazione inferiore e un adattamento più stretto per i paesi con dati validi, ed è statisticamente significativo tranne nell'ultima colonna dove il campione è più piccolo.

	Fixed effects	Country time trend	Long difference
<i>Panel A. Main regressions</i>			
ln(lights/area)	0.308 [0.037]	0.270 [0.043]	0.329 [0.046]
Constant			0.365 [0.028]
Observations	1,953	1,953	113
Countries	118	118	113
Within R^2	0.780	0.903	0.301
Country and year effects	Yes	Yes	No
<i>Panel B. Regression of squared residuals</i>			
Good data dummy	-0.0055 [0.0017]	-0.0017 [0.0010]	-0.029 [0.018]

Note: Robust standard errors in brackets.

Tabella 1. Regressioni della crescita del PIL sulla base dell'intensità delle luci notturne

Una volta dimostrata la correlazione tra GDP nazionale e intensità delle “Night Lights” Henderson, Storeygard e Weil nel 2009 elaborano un modello, rappresentato dall’equazione 4, per il calcolo del GDP reale basato sulla somma pesata del valore misurato dagli enti di statistica nazionale e il valore dei dati satellitari.

$$(4) \quad \psi_j = \lambda z_j + (1 - \lambda)z_j ;$$

Il valore λ è il peso che deve minimizzare la variazione tra ψ (calcolato) e y (GDP) reale. Per quantificare il peso è possibile utilizzare le informazioni sulla variazione del grado di errore di misurazione nei dati convenzionali sul PIL tra i gruppi di paesi. Ad esempio, ad un insieme di paesi con “dati validi” si può attribuire un valore prossimo a zero per l’errore di misurazione nei dati convenzionali del PIL. Il passo successivo è di utilizzare i dati di buona qualità per individuare l’errore di misurazione nei paesi con dati errati e quindi stimare il valore λ ottimale per i paesi cattivi e di conseguenza avere un GDP risultante calcolato che si avvicina di più al valore reale rispetto al caso di considerare solo i dati nazionali.

Nonostante il primo studio di Henderson sulla correlazione tra PIL nazionale e dati di luce notturna abbia avuto riscontri positivi utilizzando dati DMSP (gli unici disponibili in quel momento), l’attenzione degli economisti che usano queste metodologie non convenzionali si è diramata verso analisi di aree geograficamente più contenute per cui la rilevazione DMSP non sono sufficientemente accurate. Tuttavia, il dataset in questione permetteva di attingere ad una serie temporale lunga, che i satelliti VIIRS non erano ovviamente in grado di offrire fino a pochi anni fa e per questo motivo la maggior parte dei ricercatori ha continuato per anni ad utilizzare le informazioni del DMSP con il rischio di arrivare a delle conclusioni errate o imprecise.

Gibson nel 2021 pubblica uno studio che dimostra l’inadeguatezza dei dati DMSP rispetto al VIIRS per analisi di aree geografiche sub-regionali. Gibson per portare avanti questa analisi fa riferimento al PIL delle aree sub-regionali indonesiane. L’Indonesia, infatti, è uno dei pochi paesi in via di sviluppo con dati affidabili sul PIL subnazionale di secondo livello, oltre a presentare molta eterogeneità utile a fornire una fonte di variazione trasversale. Un primo problema è stato la sovrapposizione imperfetta della serie temporale utilizzata; per i dati DMSP era disponibile la serie temporale dal 2010 al 2013 e per i VIIRS i compositi annuali del 2015 e del 2016 (nonostante fossero disponibili dati VIIRS mensili a partite dal 2012, la loro somma annuale non permetteva un confronto corretto con l’altra fonte di dati poiché i dati mensili, essendo rilasciati più frequentemente, non vengono sottoposti a screening da parte degli scienziati della NOAA). Il secondo livello sub-nazionale indonesiano è suddiviso in due

tipologie di aree: i Kabupaten e i Kota. I primi rappresentano le aree più rurali o i paesi a bassa densità di popolazione (i dati del 2010 indicano una densità media di 280 persone a chilometro quadro), mentre i Kota racchiudono aree altamente urbanizzate e città (i dati del 2010 indicano una media di 3.900 persone a chilometro quadro).

Entrambe le unità spaziali hanno una popolazione media alta (460.000 abitanti per i Kabupaten e 530.000 per i Kota), ma data l'elevata quantità delle regioni rurali rispetto alle regioni urbane (Kabupaten sono 399, 98 i Kota) soltanto il 22% degli abitanti vive in Kota. Per la stima del PIL vengono utilizzate tre fonti differenti: compositi annuali VIIRS del 2015 e 2016 già sottoposti a screening da parte degli scienziati della NOAA, compositi annuali DMSP del 2011 e 2012 (ai fini dello studio si utilizzano solo i dati relativi agli anni intermedi della serie temporale disponibile perché gli anni iniziali e finale di ciascun satellite solitamente hanno meno notti che contribuiscono al composito annuale), e stime del GDP regionale dell' Ufficio Centrale di statistica (BPS) del governo indonesiano. Secondo i dati VIIRS la Kota media ha un'intensità luminosa più di due volte maggiore di quella del Kabupaten medio.

Secondo i dati DMSP, invece, sembra che il Kabupaten produca circa il 20% in più di luce rispetto la Kota. La ragione di questa incongruenza è riconducibile agli errori di dispersioni e top-coding che affliggono le rilevazioni DMSP (in media, un Kabupaten è più di 15 volte l'area di un Kota e lo stesso vale per gli errori di inversione della media, quando si sommano i pixel in un Kabupaten viene accumulato un totale maggiore di luce rispetto a quanto accade con i dati VIIRS più accurati). Alla luce di queste valutazioni il modello statistico viene stimato tramite la seguente relazione:

$$(5) \quad \ln(\text{real GRDP})_{i,t} = \alpha + \beta \ln(\text{lights})_{i,t} + \delta_t + \varepsilon_{i,t};$$

La variabile dipendente è il logaritmo del PIL regionale di ciascun anno considerato. La variabile principale sul lato destro è il logaritmo della somma delle luci all'interno di ciascuna Kabupaten o Kota per ogni anno t, proveniente da DMPS o VIIRS. È presente anche una terza variabile, δ_t , utilizzata nelle regressioni di dati di due o più anni differenti con lo scopo di mitigare eventuali problemi come irregolarità dell'andamento del PIL dovute a eventi esogeni. L'obiettivo è di vedere quanto bene i due tipi di dati relativi alle luci notturne rappresentino il PIL subnazionale, come misura dell'attività economica locale.

La tabella 2 mostra i risultati ottenuti con entrambi i dataset considerando, per colonne, prima tutte le unità spaziali insieme (urbane e rurali) e poi differenziando per Kabupaten e per Kota.

The Predictive Power of Night Lights for Regional GDP is much higher with VIIRS than with DMSP and is much higher for Cities.

	DMSP 'stable lights' for 2011 and 2012			VIIRS Annual Composites for 2015 and 2016		
	All spatial units (Urban & rural)	Kabupaten (Mainly rural)	Kota (Cities)	All spatial units (Urban & rural)	Kabupaten (Mainly rural)	Kota (Cities)
<i>Pooled regressions</i>						
Log (sum of lights) _{it}	-0.059 (0.041)	-0.107*** (0.039)	0.939*** (0.121)	0.179*** (0.054)	0.086 (0.056)	0.936*** (0.056)
Year 2 dummy	-0.008 (0.099)	-0.005 (0.109)	-0.123 (0.174)	0.056 (0.092)	0.045 (0.105)	0.056 (0.119)
Constant	2.786 (0.367)	3.125 (0.355)	-5.734 (1.136)	1.041 (0.443)	1.704 (0.444)	-5.290 (0.502)
R² overall	0.01	0.03	0.36	0.05	0.01	0.68
R ² within	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
R ² between	0.01	0.03	0.38	0.05	0.01	0.69
Number of observations	994	798	196	994	798	196
<i>Year-by-Year Regressions</i>						
Log (sum of lights) _{it-1}	-0.081 (0.057)	-0.130** (0.054)	0.858*** (0.193)	0.185** (0.075)	0.093 (0.078)	0.945*** (0.076)
Constant	2.969 (0.504)	3.310 (0.482)	-5.028 (1.779)	0.992 (0.603)	1.658 (0.617)	-5.366 (0.686)
R²	0.01	0.04	0.30	0.05	0.01	0.69
Log (sum of lights) _{it-2}	-0.039 (0.059)	-0.086 (0.057)	1.024*** (0.139)	0.172** (0.077)	0.080 (0.080)	0.927*** (0.082)
Constant	2.607 (0.525)	2.947 (0.509)	-6.618 (1.291)	1.144 (0.610)	1.794 (0.623)	-5.158 (0.731)
R²	0.00	0.02	0.43	0.05	0.01	0.68
Number of observations	497	399	98	497	399	98

Notes: The dependent variable is log real GDP for the Kabupaten or Kota (in 2010 prices and using the administrative divisions from 2010 to account for subsequent splitting of spatial units). Robust standard errors in (). ***, **, and * denote statistical significance at 1%, 5% and 10% levels.

Tabella 2. La tabella mostra gli output del modello di regressione (5) relativo a quale dataset di luci notturne (VIIRS o DMSP) risulta significativamente correlato al PIL reale delle regioni subnazionali di secondo livello dell'Indonesia.

Si può concludere che non esiste una relazione statisticamente significativa tra i dati DMSP sull'illuminazione notturna e il PIL reale per le regioni subnazionali di secondo livello dell'Indonesia, con un'elasticità negativa di -0,059 dalla regressione aggregata circondata da un ampio errore standard. Lo stesso risultato vale per le analisi puramente trasversali anno per anno in cui sono presenti le elasticità -0,081 e -0,039. Al contrario, i dati VIIRS forniscono elasticità stimate con precisione pari a 0,179 per la regressione aggregata e di altrettante stime precise con analisi trasversali per singolo anno. L'errore standard delle elasticità è 0,08 nelle regressioni annuali separate e 0,05 nella regressione aggregata. Stimando separatamente le regressioni per Kota e Kabupaten le regioni a densità inferiore presentano un PIL reale correlato negativamente (e statisticamente in modo significativo) alle luci notturne DMSP, con un'elasticità di 0,11. Al contrario, l'elasticità del PIL cittadino rispetto all'illuminazione notturna DMSP è pari a 0,94 (nella regressione aggregata o 0,86 e 1,02 nelle regressioni anno per anno). Questo divario tra le elasticità di 0,11 e 0,94 riflettono le differenze settoriali nei tipi di attività economica, di densità di popolazione e di tipologie di luci utilizzate per l'illuminazione notturna. Se i dati VIIRS vengono utilizzati per prevedere il PIL, separatamente per Kabupaten e Kota, le elasticità sono tutte positive, a differenza del DMSP. Tuttavia, per il Kabupaten, le elasticità sono solo circa 0,08–0,09 e sono stimate in modo impreciso. Al contrario, per Kota, le elasticità sono comprese tra 0,93 e 0,95 e stimate in modo molto preciso.

Pertanto, Gibson conclude che l'osservazione satellitare delle luci notturne non sembra essere una fonte di dati adeguata a valutare il PIL nelle aree non urbane in un paese come l'Indonesia, anche se è altamente predittiva per le città.

Lo stesso Gibson riesce a dimostrare che il divario tra i dati DMSP e i dati VIIRS in termini di prestazioni predittive si riduce quando si lavora con più unità spaziali aggregate, basandosi sui dati relativi al PIL del secondo livello sub-nazionale della Cina. La Cina, infatti, è divisa a livello sub-regionale in 288 prefetture, contro le 386 aree indonesiane, contando una popolazione circa 6 volte maggiore. I risultati del modello di regressione evidenziano come i difetti del dataset DMSP siano meno accentuati e che suddividendo ulteriormente le prefetture cinesi in contee e distretti (simili a livello di aggregazione al Kabupaten e il Kota indonesiani) si ottiene un output coerente al modello indonesiano con sottovalutazione della disuguaglianza spaziale quando si utilizzano i dati DMSP e bassa capacità predittiva del PIL per le aree rurali utilizzando entrambe le fonti di dati.

4. Dataset VIIRS: innovazioni e applicazioni pratiche.

La prima letteratura relativa all'utilizzo del telerilevamento nell'ambito della ricerca scientifica (in parte citata) dimostra la correlazione tra i dati NTL (night lights) e attività economica e come le rilevazioni VIIRS e in misura minore i dati DMSP possano essere utilizzati come proxy attendibile del PIL nazionale e regionale, della misura di povertà, dell'impronta ecologica umana, come indice dello sviluppo tecnologico e dell'informazione o perfino stimare il traffico di merci (Huang, Y.; Chen, Z.; Wu, J., 2015). Successivamente l'interesse generale si è concentrato sul determinare l'impatto di shock economici dovuti a disastri naturali, pandemie o guerre ed eventi politici tramite monitorando la variazione dell'intensità luminosa nel tempo.

4.1 Night Lights nell'era del Covid 19.

L'utilizzo dei dati relativi a luci notturne per stimare gli effetti, le conseguenze e la ripresa dalla crisi del Covid-19 è stato oggetto di numerosi studi portati avanti per diversi paesi. Mark Roberts nel 2020 svolge un'attività di ricerca volta a stimare il trend dell'attività economica in Marocco durante i primi mesi di pandemia. Vengono utilizzati misurazioni mensili e trimestrali dell'intensità luminosa rilevati dai sensori VIIRS a bordo del satellite Suomi-NPP; la serie temporale di riferimento va dal terzo trimestre del 2012 fino al primo trimestre del 2020. Il Marocco si è rivelato un paese ideale per gli studi sul telerilevamento poiché grazie alla sua latitudine ha una copertura nuvolosa estremamente bassa garantendo una buona qualità e numerosità delle osservazioni, ad eccezione del mese di giugno per il quale a causa del solstizio d'estate i pixel vengono influenzati dalla luce diffusa del sole. Per questo motivo i dati relativi al mese di giugno, o al trimestre che lo include non vengono considerati. È noto che i compositi mensili al contrario di quelli annuali non sono sottoposti a filtri da parte della NOAA per eliminare qualsiasi rumore di fondo e quindi usare i dati senza l'applicazione di maschere potrebbe portare a risultati non corretti. Per cercare di contenere al meglio questo problema Roberts applica una maschera "EOG" di pulizia dei dati che scarta i pixel non considerati nei compositi annuali per il 2015 e 2016. Per misurare l'intensità luminosa sono stati sommati tutti i valori della luce corrispondenti alle aree del primo livello subnazionale del Marocco su base mensile e trimestrale. Per verificare se i dati sulle luci notturne rappresentano significativamente l'evoluzione dell'attività economica è stata esaminata la correlazione tra variazione del PIL reale a livello nazionale e dell'intensità luminosa. I risultati della regressione vengono presentati in tabella 3 nel caso di GDP trimestrale caratterizzato da: trend lineare (colonna 1), trend e stagionalità (colonna 2), effetti annuali (colonna 3), effetti annuali e stagionalità (colonna 4) e serie "de-trendizzate" (colonna 5 e 6).

	Time trend	Time trend + quarter effects	Year effects	Year + quarter effects	De-trended (time trend)	De-trended (year effects)
“Raw” nighttime lights data						
	[1a]	[1b]	[2a]	[2b]	[3a]	[3b]
ln(SOL)	0.025 (0.89)	0.020 (1.39)	0.083 (1.19)	0.006 (0.68)	0.025 (0.91)	0.083 (1.50)
R ²	0.95	0.99	0.93	0.99	0.03	0.11
EOG mask						
ln(SOL)	0.129** (2.26)	0.088*** (3.86)	0.295*** (4.43)	0.051** (2.25)	0.129** (2.31)	0.295*** (5.56)
R ²	0.96	0.99	0.95	0.99	0.13	0.37

Tabella 3. Risultati della regressione tra intensità delle luci notturne e GDP per dati trimestrali.

Mentre per la regressione con i dati non filtrati non esistono relazioni statisticamente significative, con l'utilizzo della maschera "EOG" i risultati diventano significativi, migliorando nettamente l'R² nel caso di regressione senza trend che diventa pari a 0,37. Si può concludere che i cambiamenti nell'intensità delle luci notturne del Marocco rispetto al loro andamento ideale possono spiegare poco più di un terzo della variazione del PIL; pertanto, la relazione risulta instabile a livello quantitativo. Però, per tutto l'arco temporale preso in considerazione, i momenti di cambiamento del PIL reale sono allineati ai momenti di cambiamento dell'intensità luminosa; pertanto, i dati filtrati tramite maschera "EOG" risultano attendibili per predire la tempistica dei cambiamenti direzionali dell'attività economica piuttosto che fornire stime quantitative precise. La figura 5 rappresenta la mancanza di coerenza quantitativa tra le oscillazioni del valore del PIL e delle luci VIIRS, ma allo stesso tempo un buon allineamento temporale relativo al cambio della tendenza.

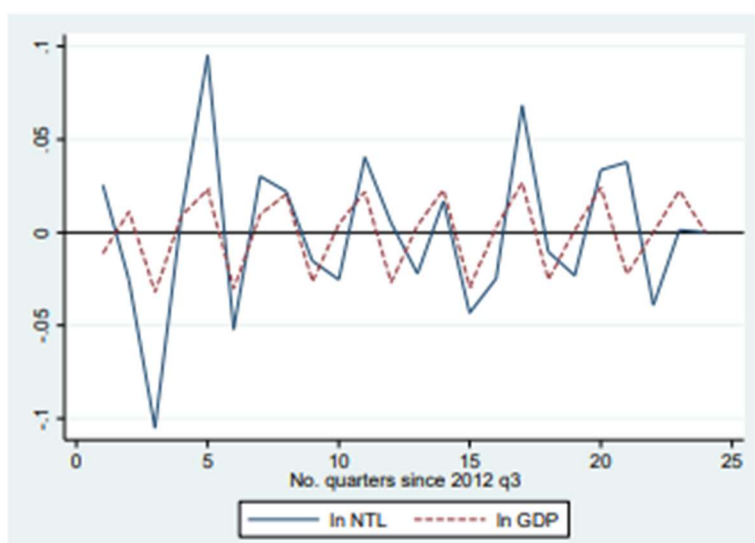


Figura 5. Relazione tra luci notturne e PIL, con dati filtrati con maschera EOG, per il periodo considerato dal campione.

A questo punto, avendo definito che i dati sulle luci possono individuare le tempistiche dei cambiamenti dell'attività economica si è passato ad esaminare l'evoluzione di questi dati in risposta alla crisi del Covid-19. La regressione effettuata viene rappresentata dalla seguente equazione:

$$(6) \quad \ln(SOL_{i,m}) = \alpha + \beta m + \gamma \text{Month} + \delta(\text{COVID.Month}) + \varepsilon_{i,m} ;$$

dove "SOL_{i,m}" rappresenta la somma delle luci nel mese *m* per l'area geografica *i*, "m" è una variabile relativa al trend temporale, "Month" è una variabile binaria in corrispondenza del mese e "COVID" è una dummy con valore 1 per i mesi che cadono dopo l'arrivo del Covid-19 (dato che il primo caso ufficiale di infezione risale al 2 Marzo 2020 tutti i mesi successivi, marzo compreso, hanno valore della dummy pari a 1).

Analizzando i risultati della regressione a livello nazionale, riportati in tabella 4, si nota che le l'intensità dell'illuminazione notturna in Marocco è diminuita molto a seguito degli interventi pubblici di contenimento del virus. Su base annua da marzo 2019 a marzo 2020 il valore SOL (somma dell'intensità luminosa) destagionalizzato è diminuito di 13,4 punti percentuali rispetto alla tendenza (tendenza calcolata sulla base del set temporale da aprile 2012 a febbraio 2020). A partire da maggio 2020, le luci hanno mostrato dei segnali di ripresa in corrispondenza della stabilizzazione del numero dei casi confermati e dei decessi (grafico 5), registrando un calo più contenuto.

Rispetto alla tendenza pre-crisi, l'intensità della luce destagionalizzata è aumentata di 6,34 punti percentuali tra aprile e maggio 2020 (Riga 2, Tabella 4). Su base annua, tuttavia, la variazione dell'intensità della luce notturna di maggio è rimasta negativa.

Difference from trend (%)							
<i>Mask</i>	Feb. 2020	Mar. 2020	Apr. 2020	May 2020	Jul. 2020	Aug. 2020	Sep. 2020
EOG	3.00	-7.88**	-10.92***	-4.58**	-11.55***	-7.03**	-7.34***
Change relative to trend (percentage points)							
<i>Mask</i>		Feb. → Mar.	Mar. → Apr.	Apr. → May	May → Jul.	Jul. → Aug.	Aug. → Sep.
EOG		-10.88	-3.03	6.34	-6.97	4.52	-0.32
y-o-y change relative to trend (percentage points)							
<i>Mask</i>	Feb. 2020	Mar. 2020	Apr. 2020	May 2020	Jul. 2020	Aug. 2020	Sep. 2020
EOG	1.47	-13.44	-12.00	-7.05	-6.49	2.94	-6.25

Tabella 4. Statistiche relative alla somma a livello nazionale dei dati di luci notturne su base mensile, rispetto alla tendenza stagionale pre-covid. Il mese di giugno viene escluso perché presenta dati di bassa qualità

La seconda regressione presentata da Roberts considera il primo livello subnazionale del Marocco suddividendolo in 9 regioni (confini amministrativi risalenti al 2015). Gli output della regressione sono rappresentati in tabella 5 e mostrano chiaramente che nonostante lo shock pandemico si sia verificato in tutte le aree, alcune regioni abbiano sofferto effetti maggiori di altre.

Admin-1 unit	Change from previous month, percentage points (Change from February 2020, percentage points)					
	March 2020	April 2020	May 2020	July 2020	August 2020	Sept. 2020
Rabat – Salé – Kénitra	-11.95 (-11.95)	-3.11 (-15.06)	3.58 (-11.48)	-15.60 (-27.08)	11.23 (-15.85)	-10.14 (-25.99)
Tanger – Tetouan - Al Hoceima	-15.33 (-15.33)	-3.76 (-19.10)	7.13 (-11.96)	-6.98 (-18.95)	3.40 (-15.55)	-6.52 (-22.07)
Fès – Meknès	-16.49 (-16.49)	-11.79 (-28.28)	13.47 (-14.82)	-4.47 (-19.28)	1.36 (-17.93)	-1.27 (-19.20)
Béni Mellal – Khénifra	-7.42 (-7.42)	-9.97 (-17.39)	8.37 (-9.02)	-2.28 (-11.29)	0.90 (-10.39)	-1.57 (-11.96)
Oriental – RIF	-15.28 (-15.28)	-2.65 (-17.94)	12.41 (-5.53)	-7.82 (-13.35)	3.78 (-9.57)	3.18 (-6.39)
Marrakech – Safi	-11.62 (-11.62)	-6.92 (-18.54)	11.76 (-6.78)	-4.08 (-10.86)	3.16 (-7.70)	1.69 (-6.01)
Drâa – Tafilalet	-11.65 (-11.65)	7.26 (-4.40)	1.20 (-3.19)	-6.10 (-9.29)	-0.87 (-10.16)	5.21 (-4.95)
Casablanca – Settat	-6.49 (-6.49)	4.90 (-1.58)	-3.72 (-5.30)	-4.78 (-10.08)	8.59 (-1.49)	2.67 (1.18)
Souss – Massa	-0.53 (-0.53)	-7.88 (-8.31)	13.66 (5.35)	-8.18 (-2.83)	-4.23 (-7.06)	12.75 (5.70)

Tabella 5. Cambiamenti dell'intensità della luce notturna (in percentuale) rispetto ai trend pre-Covid con suddivisione geografica subnazionale di primo livello.

È possibile suddividere le regioni in tre gruppi: regioni colpite duramente, regioni colpite e regioni "recuperate". Le regioni colpite più duramente sono a Rabat – Salé – Kénitra, Tangeri – Tetouan – Al Hoceima e e Fès – Meknès (le prime 3 righe della tabella X). Queste regioni rispetto al trend pre-pandemico a settembre 2020 avevano livelli di intensità luminosa inferiori tra 19,2 e 26 punti percentuali rispetto a febbraio 2020. Questa differenza percentuale corrisponde a un calo da 5,8 (per Fès – Meknès) fino a 7,8 (per Rabat – Salé – Kénitra) punti percentuali del PIL data l'elasticità di circa 0,3 del GDP rispetto alla luce notturna, ricordando che queste stime devono essere considerate non altamente attendibili dato il basso valore di R^2 (vedi Tabella X). Le regioni appartenenti al secondo gruppo sono Draa – Tafilalet, Marrakech – Safi, Oriental – RIF e Béni Mellal – Khénifra. Per queste aree si riscontrano cali di entità inferiore compresi tra 5 e 12 punti percentuali tra febbraio e settembre 2020. Infine, le regioni Souss – Massa e Casablanca – Settat dette "recuperate" hanno registrato cali di intensità molto lievi e sono le uniche ad aver raggiunto livelli di luce notturna superiore alle tendenze pre-Covid a settembre 2020. Sintetizzando si può affermare dai risultati delle analisi statistiche che il Marocco ha registrato un forte calo dell'intensità complessiva delle luci a marzo 2020, dal quale si è

ripreso con molta fatica nei mesi successivi e che alcune aree subnazionali sono state maggiormente danneggiate di altre.

Gli impatti economici e la crisi causata dal Covid-19 hanno avuto effetto a livello mondiale coinvolgendo l'interesse di numerosissimi ricercatori. I dati resi disponibili dalla NOAA e provenienti dai sensori VIIRS si sono rivelati ancora una volta un'ottima alternativa alle statistiche ufficiali nazionali che non riuscivano a garantire i dati con le frequenze e le precisioni necessarie ai fini dello studio. Robert C.M. Beyer, Sebastian Franco-Bedoya e Virgilio Galdo nel novembre del 2020 hanno pubblicato un articolo relativo all'impatto economico delle misure di contenimento per limitare la diffusione del virus nel territorio indiano. L'India ha dovuto far fronte a rigide restrizioni amministrative da marzo fino a settembre 2020 tra cui un lockdown nazionale, chiusura degli uffici pubblici, attività commerciali e private e di unità manifatturiere (ad eccezione di aziende che producevano beni di prima necessità). Questi interventi hanno avuto costi molto elevati causando risposte politiche volte a mitigarne l'impatto economico. Durante il blocco nazionale, quando le restrizioni erano uniformi in tutto il paese, i distretti con tassi più elevati di infezioni da COVID-19 hanno registrato un calo maggiore dell'attività luminosa notturna (in quasi tutte le città tra marzo e settembre l'intensità luminosa è stata inferiore rispetto corrispondenti all'anno precedente). Avendo a disposizione sia i dati sulle luci notturne che i dati sul consumo elettrico giornaliero a livello nazionale il primo passo è stato quello di stimare quale dei due metodi rappresentasse maggiormente l'attività economica. Combinando entrambe le variabili si arriva alla conclusione che i dati sull'elettricità stimano meglio l'attività economica a livello nazionale, mentre, per le aree geografiche più contenute come città e distretti, per cui i dati sul consumo energetico non sono disponibili o non troppo precisi, si è fatto affidamento ai dati VIIRS relativi al periodo da aprile 2012 ad agosto 2020. Come per lo studio precedente (in Marocco) è stata applicata una maschera per filtrare le impurità dei compositi mensili. (L'algoritmo di pulizia si basa sull'identificazione di cluster, ossia gruppi di dati simili. A partire dalle serie giornaliere di dati vengono rimosse le informazioni anomale azzerando i valori delle celle lontane dalle sorgenti luminose; successivamente si calcola la media delle celle nel tempo raggruppandole per mese e area di riferimento.) I risultati relativi al livello nazionale basati sull'intensità della corrente elettrica hanno evidenziato una correlazione positiva tra il calo dei consumi da marzo a settembre (periodo delle maggiori restrizioni) e il numero di contagi registrati nello stesso periodo; tuttavia, il calo dei consumi non è stato uniforme per tutto il territorio indiano. Relativamente alle luci notturne, le misure restrittive hanno portato ad una diminuzione drastica dell'emissione di luce artificiale in India: ad aprile 2020 la somma delle luci emesse era inferiore del 6,8% rispetto al valore dell'anno precedente (e rispettivamente del 10,4% e dell'8,9% per i mesi di maggio e giugno). La diminuzione della luce notturna ha coinvolto tutti i distretti. I risultati della regressione riportati in tabella 6 mostrano una

correlazione negativa statisticamente significativa tra numero di casi di Covid-19 e intensità della luce notturna. All'aumentare del numero dei contagiati per una determinata località, infatti, l'avversione al rischio induceva le persone a tutelarsi applicando le misure restrittive in modo rigoroso e limitando ulteriormente la mobilità e i consumi. Per questo motivo nonostante le restrizioni ad aprile 2020 fossero uguali per tutto il territorio, l'impatto economico misurato dalle luci notturne era maggiore per le aree con maggior numero di contagiati.

	Δ nighttime light intensity			Δ movement range		
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
Log COVID-19 cases	-2.409*** (0.397)	-2.620*** (0.453)	-2.553*** (0.466)	-2.933*** (0.194)	-1.797*** (0.200)	-1.674*** (0.205)
Manufacturing employment share		-0.0934 (0.0703)	-0.0750 (0.0708)		-0.259*** (0.0310)	-0.253*** (0.0311)
Service employment share		0.106** (0.0482)	0.190*** (0.0648)		-0.152*** (0.0213)	-0.142*** (0.0286)
Past in - migration			0.0478 (0.181)			0.118 (0.0794)
Past out - migration			0.537 (0.339)			-0.0589 (0.149)
Literacy rate			-0.0512 (0.0480)			0.0302 (0.0213)
Nighttime light intensity 2019			-0.0350 (0.0255)			-0.0332*** (0.0112)
N	624	624	623	619	619	618
R2	0.056	0.065	0.074	0.271	0.408	0.420

Standard errors in parentheses. *** p<0.01, ** p<0.05, * p<0.1.

Tabella 6. Fattori che determinano il calo dell'intensità della luce notturna e della mobilità tra i distretti in relazione al numero di casi Covid-19 registrati.

La colonna 3 della tabella 6 sottolinea che raddoppiando i casi di infezione si assisterebbe ad una riduzione di circa 2,5 punti percentuali dell'intensità di luce notturna, allo stesso modo le colonne 4, 5 e 6 riportano una correlazione negativa statisticamente significativa tra mobilità e casi di Covid-19. A livello sub-regionale analizzando un campione di 26 aree metropolitane più grandi dell'India si registra un calo medio della luce notturna da marzo ad agosto 2020 pari al 6,5%, con il picco che si raggiunge ad aprile per quasi tutte le città coerentemente con il lockdown nazionale. In conclusione, la ricerca ha fatto emergere importanti implicazioni per la ripresa economica dell'India. Senza una riduzione efficiente del rischio di contagio, l'avversione alla mobilità rallenta la ripresa nonostante vengano allentate le restrizioni, come dimostrato dalle correlazioni tra "Night lights" e casi pro-capite di Covid-19.

4.2 Night Lights per quantificare l'impatto di sanzioni internazionali.

Uno studio interessante svolto da Mohammad Reza Farzanegan e Sven Fischer pubblicato nel 2021 analizza come la revoca di sanzioni internazionali possa impattare sulla crescita dell'economia

sommersa prendendo come esempio lo stato iraniano. (Secondo Schneider ed Enste un'economia sommersa comprende "il reddito non dichiarato derivante dalla produzione di beni e servizi legali, sia da transazioni monetarie che di baratto, quindi tutte le attività economiche che sarebbero generalmente imponibili ove segnalate alle autorità fiscali"). L'importanza dei dataset satellitari in questo caso risulta ancora più evidente: mentre per l'economia formale le informazioni sono pubblicamente rese disponibili da enti di statistica nazionale (come per il GDP), nel caso di economia sommersa non è possibile ottenere dati certi e attendibili per cui i NTL sono uno dei pochi strumenti disponibili per indagare sulla possibile correlazione. Nel 2012 gli Stati Uniti e l'Unione Europea introducono delle sanzioni contro il settore petrolifero e finanziario dell'Iran comportando un impatto immediato sulla crescita del GDP. Anche l'economia sommersa è diminuita molto (si stima di circa 30 punti percentuali) soffrendo ancor più dell'economia regolamentata. Tra il 2016 e il 2017 le Nazioni Unite sospendono le sanzioni, che vengono temporaneamente revocate grazie ad un accordo internazionale (JCPOA), per essere reintrodotte nel 2018. Per calcolare l'effetto di questa interruzione delle restrizioni si fa riferimento ad una serie di dati panel (si riferiscono a un tipo di dati utilizzati nell'analisi statistica ed econometrica. Questi dati combinano le caratteristiche dei dati trasversali e dei dati temporali, fornendo informazioni su unità osservate ripetutamente nel tempo) di NTL dal 1992 al 2018. Per costruire una serie temporale così lunga sono stati aggregati i dati DMSP con i più recenti VIIRS armonizzandoli. Le immagini sono state prima aggregate in compositi annuali escludendo i rumori di fondo come aurore, fuochi, riflessi ecc., successivamente i dati VIIRS sono stati elaborati in modo da avere la stessa risoluzione spaziale di quelli DMSP. Fortunatamente, il valore medio dell'intensità luminosa tra le province iraniane tra il 1992 e il 2018 varia da 0,139 a 25,426 non arrivando mai al valore massimo; se una provincia avesse avuto un valore massimo (63) non sarebbe stato possibile determinare un incremento dell'attività economica usando la luce notturna come proxy. Si usa una regressione lineare multipla, in cui la crescita dell'economia sommersa è la variabile dipendente; quest'ultima viene calcolata tramite la seguente formula:

$$(7) \quad \Delta \ln(\text{NTL}_{i,t}) - \Delta \ln(\text{GDP}_{i,t}) = \Delta \ln(\text{Shadow}_{i,t}) ;$$

La variabile dipendente che misura l'economia sommersa è la differenza tra tassi di crescita della luce e tassi di crescita del PIL, considerati in variazioni logaritmiche. I dati sulla luce notturna vengono considerati come compositi di due addendi: uno è relativo alle attività registrate nel PIL ufficiale e l'altro è relativo alle attività dell'economia sommersa (settore non registrato). Confrontando i cambiamenti dell'economia sommersa tra il 2013 (anno con sanzioni) e il 2017 (anno senza sanzioni) si nota una crescita nella maggior parte delle province nel 2017. La deviazione standard del $\Delta \ln(\text{Shadow}_{i,t})$ pari a 0,26 è maggiore della deviazione di $\Delta \ln(\text{GDP}_{i,t})$; questo indica da un lato la maggiore incertezza, ma anche un adattamento maggiore e più rapido al cambiamento.

Utilizzando i dati panel per 31 province iraniane dal 2001 al 2018 si effettua una regressione tramite l'equazione:

$$(8) \quad \Delta \ln(\text{Shadow}_{i,t}) = \alpha + \beta_1 * \text{Lifted}_t + \beta_2 * \text{Trend}_t + \beta_3 * \Delta \text{Disoccupazione}_{i,t} + \beta_4 * \Delta \text{Agricoltura}_{i,t} + \\ + \beta_5 * \Delta \text{Industry}_{i,t} + \beta_6 * \Delta \ln(\text{Shadow}_{i,t-1}) + \beta_7 * \Delta \ln(\text{Shadow}_{i,t-2}) + \pi_i + \varepsilon_{i,t};$$

La variabile dipendente rappresenta la crescita dell'economia sommersa calcolata dall'equazione (7) per il mese t e per la provincia i . α e $\varepsilon_{i,t}$ sono rispettivamente costante e termine di errore. "Lifted" è una dummy (binaria) che assume valore 1 per i dati appartenenti agli anni 2016 e 2017 (senza sanzioni), "Trend" considera le tendenze temporali come l'inflazione o lo sviluppo tecnologico. Il modello include anche altre variabili di controllo come la disoccupazione, la dimensione dell'agricoltura e del settore industriale rispetto alla crescita economica e altri effetti fissi provinciali π (ad esempio aspetti culturali verso il lavoro regolare o irregolare). La tabella 7 mostra i risultati della regressione. Come previsto la revoca delle sanzioni ha portato un effetto positivo e statisticamente significativo all'economia sommersa dell'Iran. La revoca delle sanzioni ha un effetto maggiore sull'economia non registrata piuttosto che sulla crescita del GDP. Nel 2016 e nel 2017, la crescita del PIL dell'Iran è stata in media di 8,6 punti percentuali, mentre la revoca delle sanzioni nel periodo 2016-2017 è in media associata a un aumento della crescita dell'economia sommersa di 13,6 punti percentuali (colonna 2.7). In tutte le prove di regressione (con più o meno variabili) la crescita dell'economia sommersa è maggiore di quella regolare. Alcune variabili di controllo mostrano dei valori che a prima vista possono sembrare contrastanti. Il coefficiente relativo al valore del settore industriale rispetto al valore aggiunto totale risulta negativo con livello di significatività dell'1% (colonne 2.6 e 2.7) e stessa cosa vale per il valore aggiunto del settore agricolo (colonna 2.7). Il valore negativo implica che una crescita del settore industriale o agricolo porta ad una diminuzione dell'economia sommersa. Questi effetti sono spiegabili come lo spostamento della forza lavoro verso il settore formale. Al contrario un aumento della disoccupazione è associato ad un aumento della crescita dell'economia sommersa (colonna 2.5 e 2.6) dato che un aumento della disoccupazione induce un aumento delle persone che cercano lavoro nei settori informali. Tuttavia, il risultato per la disoccupazione non è solido rispetto all'inclusione di altre variabili di controllo come il valore aggiunto di diversi settori economici come evidente dalla colonna 2.7. I risultati dell'analisi permettono di concludere che la revoca delle sanzioni internazionali nel 2016 e nel 2017 in Iran è stata associata ad un aumento dell'economia "grigia" che è maggiore dell'aumento dell'economia ufficiale; inoltre, quest'ultima, può reagire più rapidamente a shock economici positivi o negativi perché la forza lavoro e le imprese nell'economia informale non hanno bisogno di seguire procedure amministrative o pratiche di assunzione.

	(2.1)	(2.2)	(2.3)	(2.4)	(2.5)	(2.6)	(2.7)
Dependent variable: $\Delta \ln(\text{Shadow})$							
Lifted	0.189 *** (0.03)	0.193 *** (0.036)	0.144 *** (0.022)	0.309 *** (0.052)	0.276 *** (0.053)	0.241 *** (0.06)	0.136 ** (0.053)
Trend		-0.001 (0.001)	0.007 *** (0.001)	0.005 *** (0.002)	0.015 *** (0.003)	0.034 *** (0.008)	0.004 (0.01)
$\Delta \ln(\text{Shadow}_{t-1})$			-0.415 *** (0.067)	-0.468 *** (0.076)	-0.526 *** (0.085)	-0.605 *** (0.096)	-0.586 *** (0.098)
$\Delta \ln(\text{Shadow}_{t-2})$				-0.378 *** (0.068)	-0.399 *** (0.079)	-0.308 * (0.154)	-0.2 (0.136)
$\Delta \text{Unemployment}$					0.02 *** (0.006)	0.023 * (0.013)	0.014 (0.01)
$\Delta \text{Industry}$						-4.829 *** (0.813)	-6.929 *** (0.759)
$\Delta \text{Agriculture}$							-11.441 *** (1.922)
Observations	539	539	508	477	393	215	215
R-squared	0.054	0.054	0.180	0.231	0.269	0.434	0.575
Adjusted R-squared	0.052	0.050	0.175	0.225	0.259	0.418	0.561
Province-fixed effects	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes

Notes: Robust standard errors clustered on the province level are reported in parentheses. Significance levels: *** $p < 0.01$, ** $p < 0.05$, * $p < 0.1$.

Tabella 7. Output della regressione relativa alla formula (8). Stima la percentuale di crescita dell'economia sommersa come conseguenza della revoca delle restrizioni in Iran nel 2016-2017.

5. Ucraina e Russia: un legame storico.

L'Ucraina è una nazione storicamente legata alla Russia. Inizialmente ha fatto parte dell'Impero Russo e successivamente è diventata una repubblica socialista sovietica appartenente all'URSS (Unione Sovietica). Soltanto dopo l'ufficiale dissoluzione dell'URSS nel 1991 l'Ucraina ha ottenuto la sua autonomia ed è stata riconosciuta come stato indipendente. Questo legame più che secolare ha impattato in modo rilevante su aspetti sociali, politici ed etnici dell'intera nazione. Molte regioni prevalentemente sud-orientali hanno da sempre ospitato consistenti minoranze etniche russe o di lingue russofone. Le divergenze sociopolitiche sono emerse nel 2013 dopo forti tensioni e proteste antigovernative a Kiev portate avanti dalla popolazione con orientamento filooccidentale. La causa di queste tensioni è stata la decisione dell'allora presidente ucraino Viktor Yanukovich di non firmare l'accordo di associazione e stabilizzazione (ASA) con l'Unione Europea (21/11/2013). Questo accordo prevedeva l'apertura dei mercati tra Ucraina ed Europa ed altre riforme politiche e sociali volte ad allineare l'Ucraina con gli standard UE, sostanzialmente un primo passo per l'integrazione nella comunità europea. Al contrario, il presidente ucraino ha deciso di rivolgersi alla Russia firmando degli accordi per ottenere un sostentamento finanziario e sconti sull'importazione del gas. Le manifestazioni a Kiev sono degenerare causando più di cento morti. A seguito dell'insurrezione e delle tensioni che ne seguirono il presidente ucraino si è dimesso nel febbraio del 2014. In risposta agli eventi susseguiti in Ucraina, la Russia decide di avviare delle operazioni militari nella regione autonoma e a maggioranza russa della Crimea (più del 60% della popolazione nella capitale della Crimea, Sebastopoli è di origine Russa). In concomitanza all'avanzare delle forze militari russe, i cittadini filorusi residenti in Crimea attuarono una rivolta occupando il parlamento locale e inducendo un referendum per l'annessione della Crimea alla Russia. A seguito del referendum quasi il 97% degli elettori votò per l'annessione, ma mentre la Russia ha riconosciuto il referendum e l'indipendenza della Crimea, quest'ultima non è stato riconosciuto dall'Ucraina e a livello internazionale. A partire da questo evento si sono aggravate le tensioni militari ed economiche tra Russia e Occidente portando l'UE e gli USA ad applicare diverse sanzioni nei confronti di banche, importazioni e servizi finanziari russi. Allo stesso modo la Russia, in risposta, ha vietato l'importazione di beni e alimenti provenienti dagli stati occidentali. Nell'aprile 2014 scoppiano nuovi scontri nelle regioni filorusse orientali, in particolare a Kharkiv, Luhansk, Donetsk, Mariupol e Slaviansk, dove la minoranza chiedeva l'autonomia come nel caso della Crimea; nasce così un nuovo scenario di guerra civile. Nel 26 ottobre 2014 a seguito di elezioni parlamentari anticipate in Ucraina vince il partito filouropeista e il nuovo esecutivo ha abolito la norma costituzionale che dichiarava il paese come neutrale, per permettere l'annessione dell'Ucraina alla NATO e all'UE. Parallelamente, i ribelli sudorientali grazie al sussidio bellico (rifornimento di armi) dato dalla Russia hanno aperto un nuovo fronte nel sud dell'Ucraina, sul Mar d'Azov a est di Mariupol amplificando la

crisi che colpiva l'intera Nazione. A seguito degli accordi di Minsk 1 e 2 (a cui partecipano Francia, Germania, Russia e Ucraina) il governo di Kiev approvò un disegno di legge che proclamava le regioni del Donbass, Luhansk e Donetsk come distretti autonomi (a statuto speciale) e prevedeva un cessate il fuoco segnando almeno apparentemente un momentaneo congelamento del conflitto. Il susseguirsi di conflitti interni, rivolte e la mancanza di governi stabili ha contribuito al peggioramento delle condizioni economiche e sociali, favorendo come conseguenza flussi migratori verso l'Europa o in misura minore verso la Russia e quindi una decrescita demografica significativa. Nel 2010 la banca mondiale ha stimato un numero di migranti ucraini pari a circa 6,5 milioni di persone pari al 14,4% dell'intera popolazione allora presente. A partire dalla primavera del 2021, il presidente russo Vladimir Putin, inizia un ammassamento delle truppe dell'esercito lungo i territori confinanti con il Donbass. L'intervento è stato motivato dal capo del governo russo come misura preventiva contro la possibile annessione dell'Ucraina alla NATO. Il 24 febbraio 2022 le truppe armate cominciano l'invasione dei territori ucraini dando inizio al conflitto armato russo-ucraino. Già durante i primi due mesi la guerra ha causato una delle più grandi crisi per l'accoglienza dei rifugiati in Europa (seconda solo a quella causata dalla Seconda guerra mondiale).

5.a Interessi economici e geopolitici.

L'economia ucraina si è da sempre basata molto sull'attività agricola e sul trattamento di risorse naturali come il carbone (l'Ucraina detiene il 4% della riserva mondiale di carbone); difatti il settore secondario si fonda in particolare su industrie chimiche e produzione del carbon coke. Il paese è anche caratterizzato dalla presenza di numerose centrali nucleari, generando circa il 3,5% dell'energia nucleare mondiale. Geograficamente l'Ucraina è sempre stata considerata come un importante hub energetico per il transito dalla Russia verso l'Europa e l'Occidente (prima dell'inizio del conflitto, fino a febbraio 2022, dall'Ucraina transitava circa il 40% del Gas Russo destinato all'Europa), allo stesso tempo Mosca ha sempre cercato di ottenere un'indipendenza per l'esportazione del gas; per questo motivo già precedentemente, nel 2005, la Russia aveva costruito un gasdotto sottomarino, "Blue Stream", che attraversava il Mar Nero e collegava direttamente con la Turchia evitando il problema della dipendenza dall'Ucraina (stessa tattica attuata da Kiev che aveva stanziato un piano di lungo periodo per rendersi indipendente dal gas russo e meno vulnerabile). La Crimea è sempre stata tra le aree di maggiore interesse per la Russia data la sua posizione strategica tra Mar Nero e Mar d'Azov e appartenente all'Unione Sovietica fino al 1954. Il porto di Sebastopoli è un'importante base militare e per i traffici commerciali ed è sempre rimasto una base russa grazie ad accordi che ne garantiscono il diritto, inoltre la maggioranza della popolazione si è mostrata sempre vicina a Mosca.

5.b Divisione amministrativa dei territori ucraini.

L'Ucraina ha ereditato la suddivisione amministrativa dell'Unione Sovietica non cambiando di molto la struttura preesistente. Il primo livello di divisione sub-nazionale è composto da 24 regioni chiamati Oblast. Alle 24 regioni vengono equiparate a livello amministrativo le città di Sebastopoli e Kiev e la repubblica indipendente della Crimea; in totale, quindi, gli Oblast sono 27. A loro volta gli Oblast si dividono in Raion (distretti) che rappresentano il secondo livello sub-nazionale e in totale sono circa 490. Infine, l'ultimo livello amministrativo è relativo ad insediamenti e aree comunali e vengono definiti Hromadas.

6. Descrizione e Origini dei Dati: Analisi dei Dataset e Fonti

Per condurre un'analisi accurata relativa alla guerra Russo-Ucraina e comprenderne appieno gli effetti e gli impatti nel breve e medio termine, è essenziale accedere a fonti costantemente aggiornate e ampiamente accessibili. È evidente, pertanto, che affidarsi esclusivamente ai dati forniti da enti pubblici o governativi risulta insufficiente. L'utilizzo di rilevazioni satellitari relative all'intensità luminosa notturna emerge come un efficace strumento per superare tali limitazioni, poiché offre una maggiore disponibilità temporale e un dettaglio geografico che consente di analizzare anche singole località, oltre alla facile reperibilità dei dati. Al fine di coprire un arco temporale che comprenda anche periodi antecedenti al conflitto sono stati estratti i dati di luce VIIRS a cadenza mensile da gennaio 2018 ad agosto 2023 raccolti dalle elaborazioni delle immagini dei satelliti NPP (NPOESS Preparatory Project). Inizialmente i valori espressi come "Digital Number" erano relativi ai singoli pixel di aree di circa 0,5 chilometri x 0,5 chilometri allocati al Raion (distretto) di riferimento. Successivamente, i valori dei singoli pixel sono stati raggruppati per Oblast (regione) calcolandone il valore medio mensile. La luce rappresenta quindi un buon indicatore del cambiamento delle attività umane dovuto all'escalation militare nei vari territori ucraini. L'unico fattore limitante è la mancanza di filtri o maschere applicati ai dati di luce che potrebbero quindi essere imperfetti a causa di nuvolosità, luci diffuse, fasi lunari e vari altri fattori che possono falsare alcune rilevazioni. Trattandosi di compositi mensili e non annuali non sono stati sottoposti a revisione dalla NOAA ed è necessario quindi controllare la possibile presenza di outlier.

Per comprendere invece gli impatti degli attacchi bellici sull'attività umana e di conseguenza sulla luce notturna è necessario attingere ad un dataset di eventi bellici rappresentativo del conflitto. Tra i vari database presenti in rete e accessibili pubblicamente è stata selezionata la raccolta di informazioni del progetto VIINA (Violent Incident Information from New Articles). La particolarità rispetto ad altre fonti sta nel metodo di raccolta delle informazioni e la quantità di dati che lo compongono. Il dataset VIINA nasce dall'esigenza di conservare i dati relativi a qualsiasi tipo di evento bellico "violento" in tempo reale, per ricostruire una sequenza non distorta da informazioni mancanti o falsate. Il monitoraggio continuo si basa sulle informazioni rese disponibili da media e giornali locali sia russi che ucraini che vengono clusterizzate tramite dizionari di geo codifica (attraverso i quali viene attribuita un'area di riferimento in coordinate geografiche quando la notizia cita un luogo specifico) e divisi in base alla natura dell'attacco, attore e obiettivo (se si tratta di attacchi mirati a edifici abitati o a zone ospedaliere). L'elaborazione viene effettuata in modo totalmente automatico tramite modelli di deep learning.

Le principali fonti di notizie utilizzate includono il quotidiano ucraino Ukrayins'ka Pravda, il network 24tvua, il sito per la mappatura degli eventi liveumap, i principali portali di informazione russi Meduza,

MZ ed NTV. In forma grezza i dati VIINA includono un numero elevato di eventi duplicati. I duplicati si verificano ogni volta che due o più fonti mediatiche pubblicano resoconti sullo stesso incidente o quando la stessa fonte pubblica una storia o un aggiornamento successivo. Il progetto VIINA mette a disposizione lo stesso dataset revisionato (tramite query automatiche e controlli manuali) e senza duplicati. Ai fini delle successive analisi sono stati esclusi gli eventi non appartenenti al gruppo di eventi militari, gli eventi non iniziati da forze armate (rivolte civili, proteste, manifestazioni) ed eventi considerati come militari, ma che si assume non abbiano un impatto rilevante nel condizionamento della luce notturna, come: attacchi informatici, ritirate da parte delle truppe russe, occupazione di edifici da parte delle milizie armate, arresti da parte dei servizi di sicurezza pubblica o detenzioni di prigionieri di guerra, eventi relativi ad allarmi o sirene per allerta attacchi aerei. Diversamente, gli eventi relativi ad attacchi aerei e bombardamenti, conflitti con armi da fuoco, ordigni esplosivi, attacchi di artiglieria, assalti con mezzi pesanti (come carrarmati) e assalti di forze speciali sono stati aggregati mensilmente in base all'Oblast di riferimento in modo da ottenere un conteggio mensile degli eventi più impattanti.

Non sarebbe certamente corretto affermare che gli attacchi militari siano l'unico fattore ad influenzare l'andamento delle luci notturne. Per cogliere quindi l'entità del danno causato dalle varie tipologie di eventi e per filtrare la luce da possibili fattori che ne possono compromettere l'accuratezza è utile usufruire di un'altra fonte di dati satellitari, gli incendi. Un metodo per condurre tali valutazioni, impiegando ancora una volta dati satellitari, consiste nell'identificare una correlazione tra i vari tipi di attacchi e gli incendi rilevati dai satelliti. Il sistema Fire Information for Resource Management System (FIRMS della NASA, sfrutta le immagini catturate dai sistemi satellitari VIIRS, MODIS e Landstat per collezionare e processare giornalmente mappe dell'intero pianeta e individuare la presenza di incendi. I dati relativi a tali fenomeni sono resi liberamente accessibili dalla NASA tramite il sito firms.modaps.eosdis.nasa.gov. Ai fini di questo studio sono considerati i dati rilevati tramite il sistema VIIRS SUOMI NPP con un'accuratezza di 375m all'equatore. Ogni incendio attivo viene accuratamente geolocalizzato tramite le coordinate geografiche; ciò ha permesso l'associazione dei dati attraverso una mappa dello stato, suddivisa in modo da delimitare i confini dei vari Oblast e assegnare gli incendi alle corrispondenti aree sub-nazionali. La mappa utilizzata a tal fine è stata ottenuta dal sito data.humdata.org dell'Ufficio delle Nazioni Unite per la Coordinazione degli Affari Umani Internazionali (OCHA).

7. Un' analisi comparativa dell'intensità luminosa in Ucraina.

Analizzando l'intensità luminosa notturna delle varie aree sub-nazionali dell'Ucraina emerge che la maggior parte degli Oblast registrano un decremento della luce rispetto agli anni precedenti al conflitto, in particolar modo per le regioni orientali, più vicine al confine con la Russia. L'oblast a registrare il decremento medio maggiore nel periodo considerato è Dnipropetrovs'k con un calo maggiore del 47%, a seguire l'Oblast di Kiev, Kharkiv e Donetsk (rispettivamente del 33%, 34% e del 23%). Le regioni invece a registrare un calo della luce attenuato sono state quelle del lato occidentale più vicine ai confini europei e quelle che sono rimaste sotto il controllo russo sin dall'inizio del conflitto armato come il Lugansk, la regione indipendente della Crimea (che già da prima della guerra era fortemente legata alla Russia) e la capitale Sebastopoli. È possibile dunque dedurre che le regioni sotto il controllo russo reagiscano più velocemente agli impatti del conflitto. La Crimea, ad esempio, è caratterizzata da percentuali di luce sempre in crescita rispetto gli anni precedenti alla guerra tranne che ad agosto 2022, unico momento in cui si segna un calo dell'intensità luminosa (come mostrato in tabella 8). Il mese in questione ha visto l'area a maggioranza filorusa colpita da potenti esplosioni che miravano a una base militare russa; in questo periodo la Crimea ha registrato il maggior numero di attacchi, provenienti in questo caso dalle forze ucraine. Il Lugansk è una delle regioni più soggette a scontri, ma nonostante questo non registra un calo significativo della luce per la maggior parte dei mesi considerati, probabilmente sono solo le aree al fronte direttamente soggette a bombardamenti a registrare cali di luce che non si ripercuotono in tutto il territorio. Caso particolare è invece l'andamento della luce di Kherson che risulta comunque stabilmente crescente rispetto gli anni precedenti nonostante sia tra le aree protagoniste di eventi bellici e bombardamenti di una certa rilevanza. Probabilmente questo fenomeno è dovuto al fatto che l'Oblast di Kherson è stato stabilmente controllato dalla Russia dall'inizio del conflitto fino a novembre 2022 (mese in cui l'esercito ucraino ha liberato la capitale dalle truppe nemiche) e si trova in una posizione strategica che ne favorisce scambi commerciali e crescita economica.

Anno	2022	2022	2022	2022	2022	2022	2022	2022	2022	2022	2022	2023	2023	2023	2023	2023	2023	2023	2023
Mese	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	1	2	3	4	5	6	7	8
UA.KR	0,12	0,41	0,53	0,60	0,52	0,52	-0,10	0,48	0,41	0,24	0,63	0,51	0,49	0,25	0,56	0,51	0,47	0,33	0,40
UA.SC	0,40	0,39	0,47	0,44	0,34	0,53	0,19	0,32	0,27	0,27	0,53	0,61	0,13	0,11	0,42	0,46	0,38	0,41	0,43
UA.LH	-0,19	0,20	0,15	0,59	0,24	-0,37	-0,28	0,25	-0,10	-0,24	-0,06	0,02	0,45	-0,03	-0,14	0,21	0,32	0,06	0,07

Tabella 8. Incremento percentuale relativo all'intensità di luce mensile, calcolato per i mesi successivi alla guerra, rispetto al valore degli anni precedenti. Le regioni in esame sono la Crimea, il Lugansk e l'oblast indipendente di Sebastopoli. Per i tre oblast si registra quasi sempre un aumento della luce rispetto gli anni precedenti al conflitto indicando che la ripresa per le regioni sotto il controllo russo è stata più rapida.

Da ottobre 2022 fino a febbraio 2023 si registrano dei cali in quasi tutte le regioni, probabilmente a causa dell'inizio da parte della Russia di bombardamenti diretti a centrali elettriche in tutto il paese. A ottobre 2022 circa il 30% delle centrali elettriche del paese è stato danneggiato causando dei lunghi blackout. Lo scopo degli attacchi è stato quello di colpire la popolazione in vista del freddo invernale. L'obiettivo era non solo di danneggiare le centrali elettriche maggiori, ma anche le sottostazioni dalle quali transitava l'energia elettrica utile per illuminare tutte le aree causando interruzioni di luce massive in più zone. Soltanto a ottobre 2022 sono stati contati almeno 85 bombardamenti e attacchi missilistici che miravano a colpire le centrali elettriche. Per i mesi di dicembre 2022, gennaio e febbraio 2023 la situazione è rimasta costante. A partire dal 15 febbraio 2023 la produzione di energia ha iniziato a stabilizzarsi inizialmente a Kiev dove non si sono più verificate interruzioni importanti di luce e corrente. Due giorni dopo il ministro dell'energia ucraino Herman Halushchenko dichiara che l'elettricità era tornata ai livelli necessari per soddisfare la domanda del paese. Gli attacchi alle centrali sono stati una delle principali cause del calo di luminosità registrato in tutta la nazione nei mesi invernali. Gli altri mesi che hanno visto un drastico abbassamento della luce per buona parte del territorio ucraino sono stati febbraio, mese di inizio del conflitto armato ed agosto, mese in cui si registra il maggior numero di attacchi bellici a livello nazionale dopo marzo 2022. La distinzione tra le regioni più colpite e quelle meno si ripercuote anche sulla variazione degli incrementi e decrementi di luce. Gli oblast di Kherson, Zaporizia, Kharkiv e Donetsk che sono più vicini alla Russia e di conseguenza più esposti al conflitto sono soggetti a delle variazioni di luce con andamenti simili come mostrato nel grafico 6.

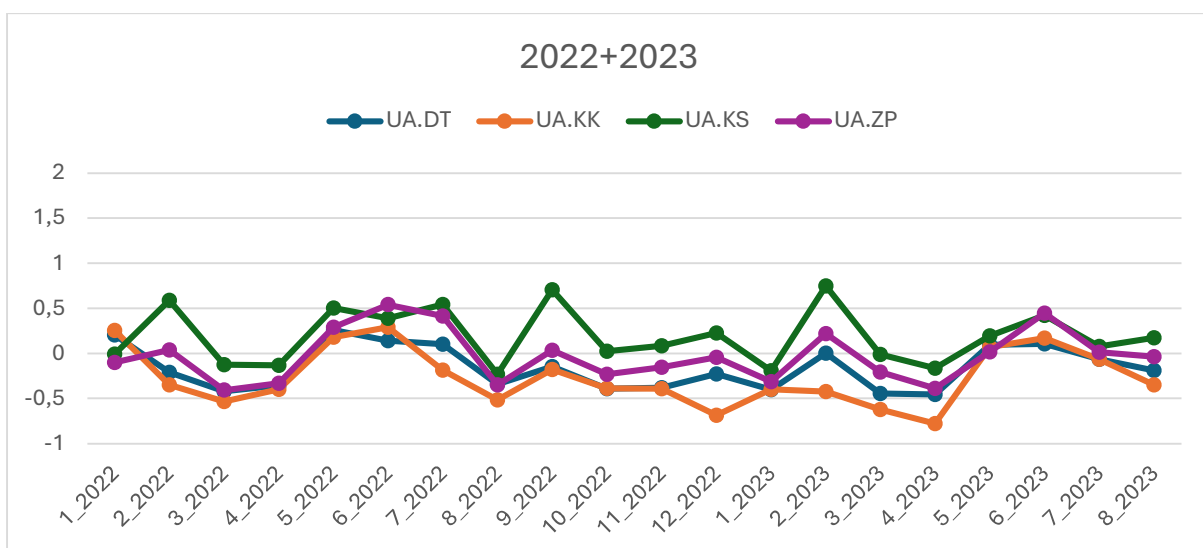


Figura 6. Andamento mensile dell'intensità luminosa per quattro delle regioni più vicine al confine russo e quindi più colpite dagli attacchi bellici, per il periodo successivo all'inizio del conflitto. Gli andamenti risultano molto simili tra le quattro regioni considerate come campione.

Allo stesso modo Volyn, Ivano-Frankivsk, Ternopil e Chernivtsi che sono tra le regioni più lontane dal conflitto e anche tra le meno colpite risultano avere andamenti simili della luce (anche in questo caso in termini di decremento percentuale, rispetto gli anni precedenti la guerra). Gli andamenti dell'intensità luminosa sono rappresentati dal grafico 7 (sottostante).

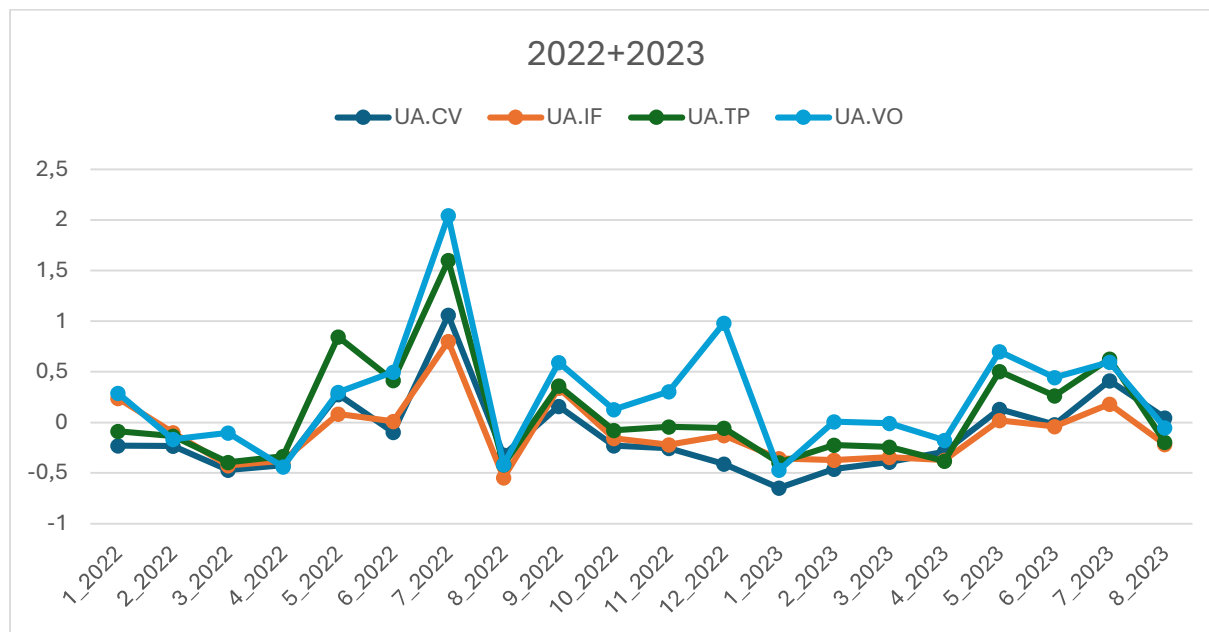


Figura 7. Andamento mensile delle luci per quattro degli Oblast più lontani dal fronte del conflitto armato. Periodo considerato da febbraio 2022 ad agosto 2023. Gli andamenti risultano simili tra le quattro regioni considerate come campione.

Una volta compresi i differenti comportamenti della luce in base alla regione di riferimento e quanto quest'ultima sia coinvolta nel conflitto armato risulta essenziale categorizzare i vari Oblast in modo preciso.

Le mappe 8A e 8B mostrano la somma degli eventi bellici sul territorio ucraino nel 2022 e nel 2023 (fino ad agosto) da cui si evince l'eterogeneità delle zone e come la maggior parte degli attacchi si concentri su un fronte ben preciso.

Osservando il numero complessivo di attacchi bellici nel periodo considerato per ogni regione è possibile fare una netta distinzione tra aree più e meno colpite. La regione a registrare il numero di eventi più consistente è il Donetsk con più di 19700 attacchi, seguito da Kharkiv (8950 circa), Zaporizia (con quasi 6600), Kherson e Lugansk (con più di 5000), Dnipropetrovsk, l'Oblast di Kiev e Kiev Città e in maniera più moderata anche Sumy, Mykolayiv e Odessa. Tutte le regioni ad eccezione di Kiev Oblast sono tutte situate a confine con la Russia o comunque nella parte orientale dell'Ucraina.

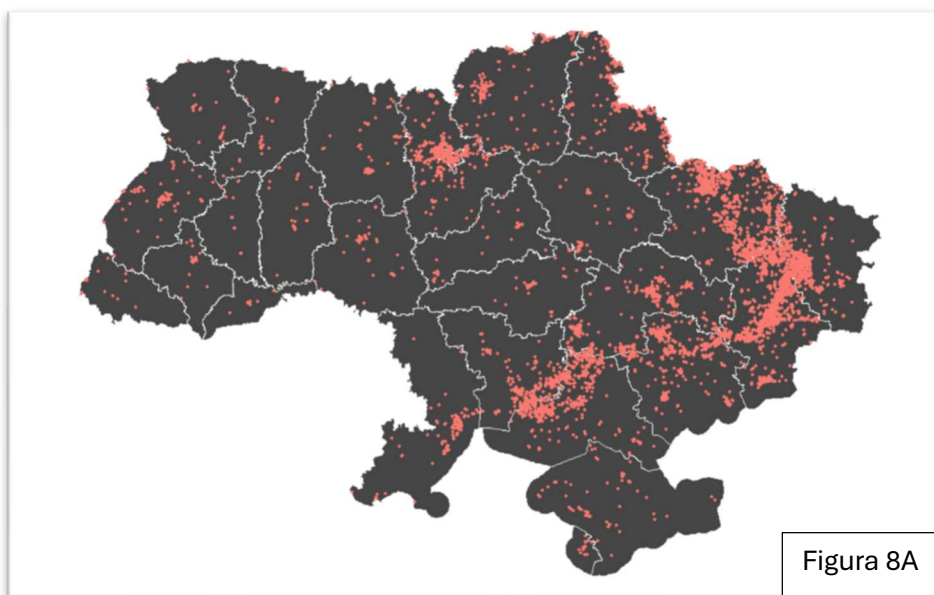


Figura 8A

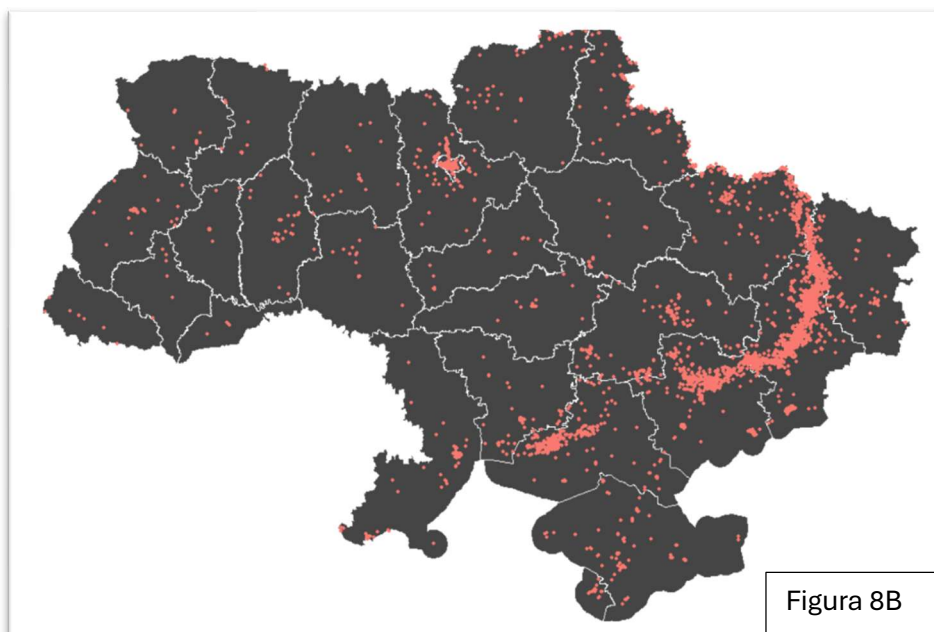


Figura 8B

Figura 8A. Rappresentazione grafica degli attacchi bellici sul territorio ucraino relativi al 2022. Ogni punto rosso identifica un attacco.

Figura 8B. Rappresentazione grafica degli attacchi bellici sul territorio ucraino relativi al 2023 (fino ad agosto). Ogni punto rosso identifica un attacco.

Viceversa, molte altre aree della parte occidentale registrano anche meno di 500 attacchi come Cherkasy, Chernivtsi, Ivano-Frankivsk, Rivne, Ternopil e Zakarpattia. È dunque possibile distinguere 3 categorie di Oblast: le zone sotto attacco, ossia quelle contese, maggiormente bombardate e più coinvolte nel conflitto militare, le zone sotto il controllo russo da inizio della guerra e le zone “Non attaccate” ossia quelle meno esposte ai bombardamenti e per le quali le

conseguenze della guerra si ripercuotono in maniera principalmente indiretta. Le tabelle 9.1, 9.2 e 9.3 illustrano le 3 categorie a confronto.

numero di attacchi bellici				
Codice	Oblast Sotto-attacco	# attacchi	#attacchi/100km ²	#attacchi/10.000abitanti
UA.DP	Dnipropetrovsk	4205	13,18	13,08
UA.DT	Donetsk	19721	74,40	47,44
UA.KK	Kharkiv	8942	28,48	33,33
UA.KS	Kherson	5879	20,67	57,30
UA.KV	Kiev Oblast	2306	8,20	12,99
UA.MY	Mykolaiv	3236	13,16	28,74
UA.OD	Odessa	2133	6,41	8,91
UA.SM	Sumy	3237	13,59	29,59
UA.ZP	Zaporizhzhia	6579	24,22	38,72
Codice	Oblast controllo russo	# attacchi	#attacchi/100km ²	#attacchi/10.000abitanti
UA.KR	Crimea	1554	5,96	8,03
UA.LH	Lugansk	5662	21,23	26,40
UA.SC	Sebastopol City	314	36,34	7,83

numero di attacchi bellici				
Codice	Oblast non attaccati	# attacchi	#attacchi/100km ²	#attacchi/10.000abitanti
UA.CH	Cherniv	1330	4,18	13,38
UA.CK	Cherkasi	298	1,43	2,49
UA.CV	Chernivtsi	85	1,05	0,95
UA.IF	Ivano_Frankivst	206	1,48	1,49
UA.KH	Kirovohrad	646	2,63	6,74
UA.KM	Khmelnysky	524	2,54	4,11
UA.LV	Lviv	1257	5,76	5,00
UA.PL	Poltava	931	3,24	6,69
UA.RV	Rivne	474	2,37	4,14
UA.TP	Ternopil	349	2,53	3,37
UA.VI	Vinnitsia	548	2,07	3,50
UA.VO	Volyn	299	1,48	2,86
UA.ZK	Zakarpattia	253	1,98	2,03
UA.ZT	Zytomir	800	2,68	6,60

Tabella 9.1 Gruppo di oblast maggiormente colpiti. La prima colonna riporta il codice identificativo dell'oblast, la terza il numero di attacchi registrati fino ad agosto 2023. La quarta colonna riporta il numero di attacchi per 100Km² e l'ultima colonna il numero di attacchi registrati ogni 10.000 abitanti.

Tabella 9.2 Gruppo di oblast sotto il controllo russo. Suddivisione in colonne uguale alla tabella 9.1

Tabella 9.3 Gruppo di oblast lontani dal fronte. Suddivisione in colonne uguale alla tabella 9.1

A questo punto è importante capire se e come varia l'intensità luminosa a seconda della diversa categoria presa in esame. Mediando il valore NTL dei vari oblast per ogni gruppo e analizzandone l'andamento si nota che le zone identificate come "Aree Sotto Attacco" registrano un decremento evidente dell'intensità luminosa dopo l'inizio del conflitto. Si assiste quindi ad un'inversione del trend da crescente a decrescente come mostrato nel grafico 9.A.

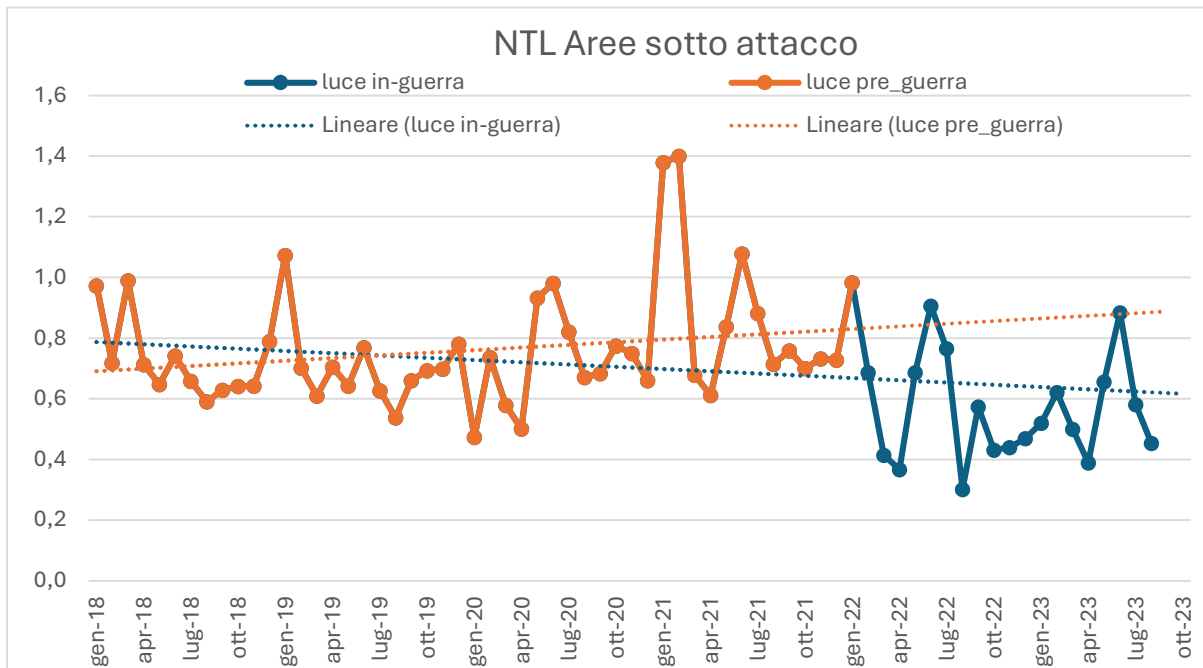


Figura 9.A Andamento medio mensile del valore di luce per il gruppo di regioni sotto attacco (al fronte) da gennaio 2018 ad agosto 2023. I valori relativi al periodo successivo all'inizio del conflitto sono segnati in blu (prima del conflitto in arancione). La linea tratteggiata in arancione indica la tendenza della luce prima della guerra (crescente), mentre quella in blu indica la tendenza della luce considerando anche gli anni del conflitto (decrescente).

Al contrario, gli oblast che subiscono in maniera meno pesante gli effetti della guerra essendo meno attaccati e più lontani dal fronte sono soggetti ad un decremento della luce notturna molto più contenuto rispetto al gruppo precedentemente analizzato (grafico 9.B).

Per concludere, le aree che sono rimaste sotto il controllo russo dall'inizio del conflitto sono caratterizzate da una forte crescita della luce che indica una ripresa più veloce. Nonostante l'impatto del conflitto porti un lieve calo dell'intensità la tendenza rimane stabilmente crescente. (grafico 9.C)

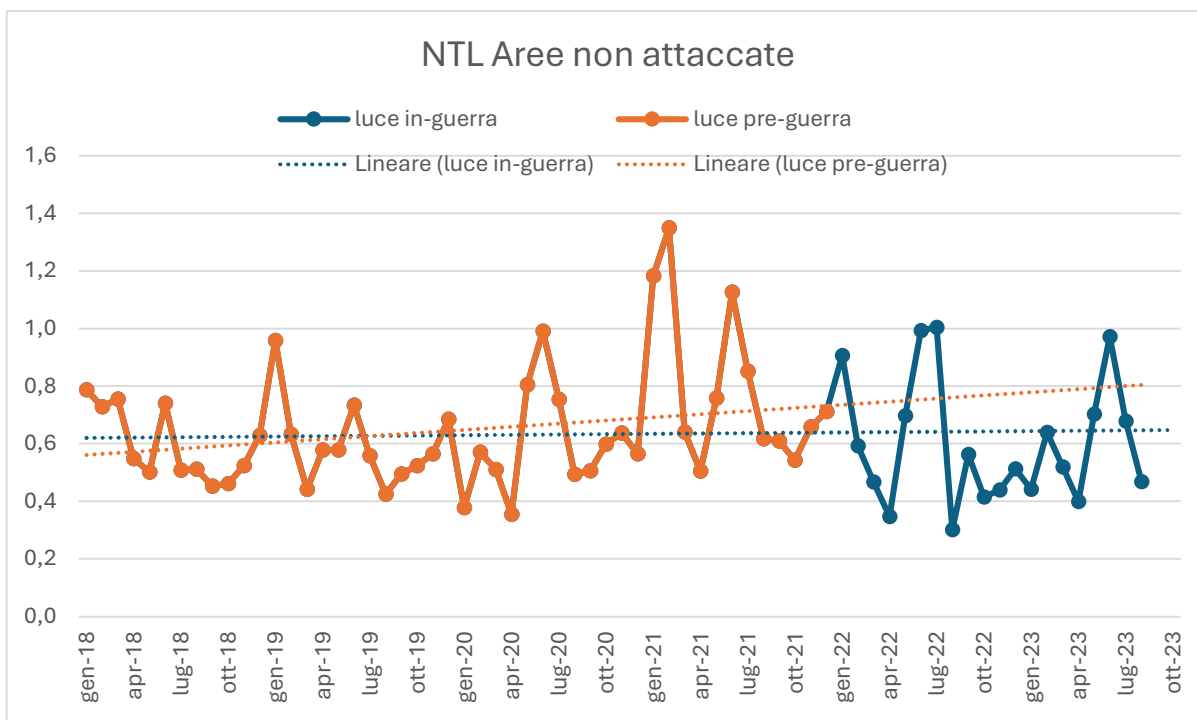


Figura 9.B Andamento medio mensile del valore di luce per il gruppo di regioni lontane dal fronte (meno attaccate) da gennaio 2018 ad agosto 2023. I valori relativi al periodo successivo all'inizio del conflitto sono segnati in blu (prima del conflitto in arancione). La linea tratteggiata in arancione indica la tendenza della luce prima della guerra (crescente), mentre quella in blu indica la tendenza della luce considerando anche gli anni del conflitto (andamento costante).

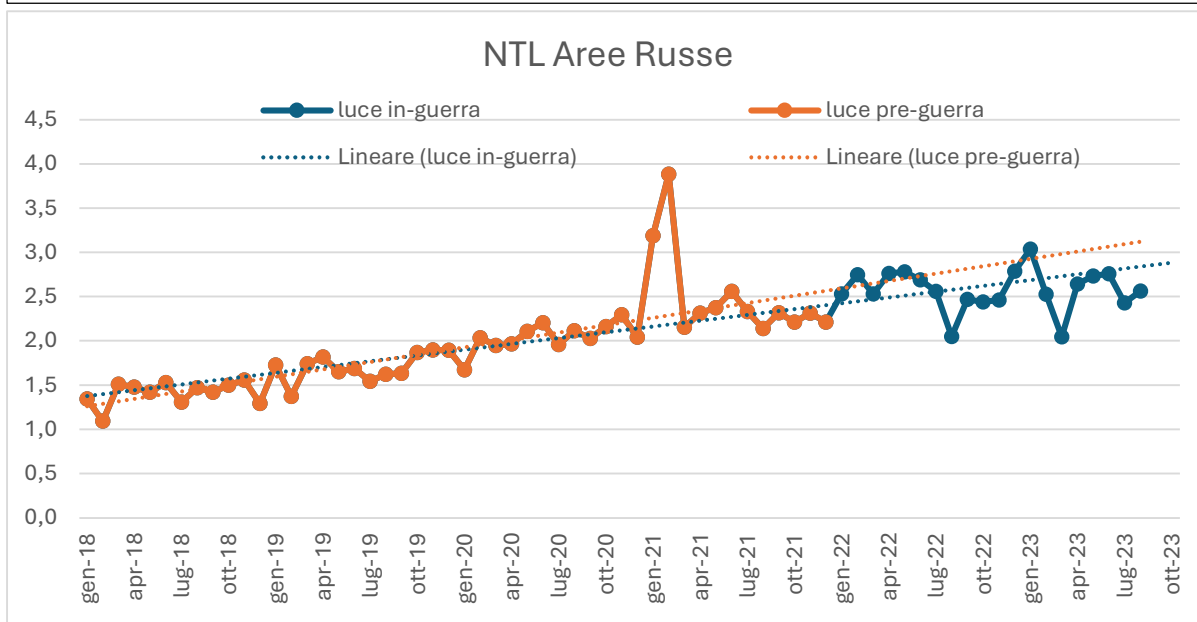


Figura 9.C Andamento medio mensile del valore di luce per il gruppo di regioni controllate dall'armata russa. Il grafico mostra i valori da gennaio 2018 ad agosto 2023. I dati relativi al periodo successivo all'inizio del conflitto sono segnati in blu (prima del conflitto in arancione). La linea tratteggiata in arancione indica la tendenza della luce prima della guerra (crescente), mentre quella in blu indica la tendenza della luce considerando anche gli anni del conflitto (andamento crescente).

Mettendo a confronto gli andamenti delle regioni meno attaccate e delle più colpite (in figura 10) si nota una forte somiglianza tra le due curve. Assumendo un parallelismo tra i due gruppi è possibile valutare quanto più forte sia stato il calo di luce notturna degli Oblast sotto attacco rispetto a quelli meno colpiti.

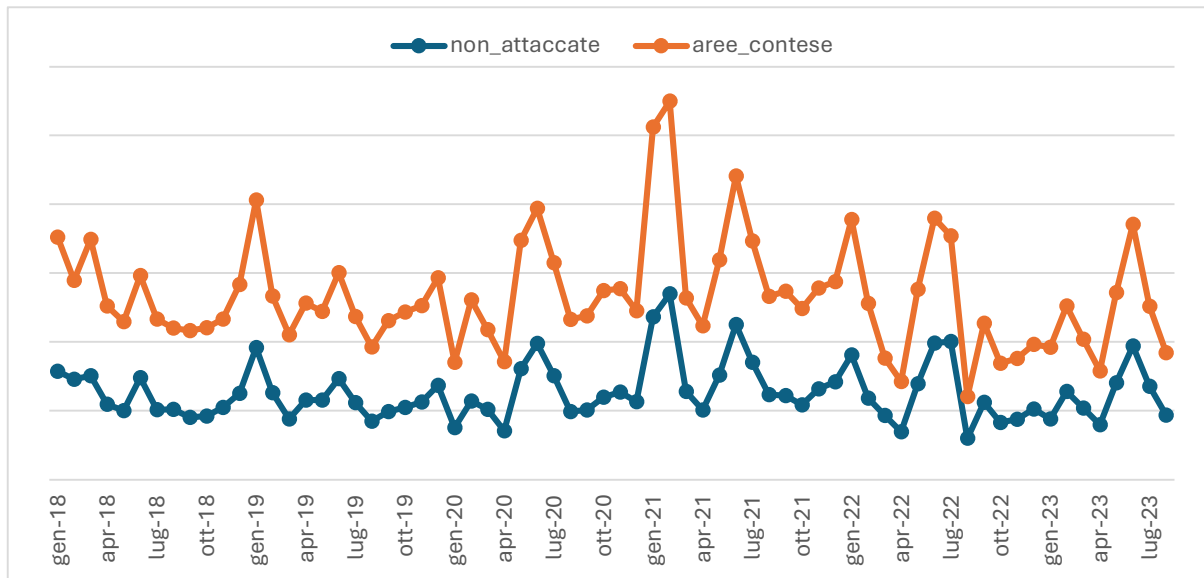


Figura 10. Confronto andamento medio dell'intensità luminosa del gruppo di oblast attaccati (in arancione) e degli oblast meno colpiti (in blu). Il grafico evidenzia la similitudine degli andamenti.

7.1 Luci notturne e Prodotto Interno Lordo Ucraino.

Un primo passaggio fondamentale prima di analizzare il legame tra luce ed eventi bellici è quello di quantificare il livello di correlazione tra luce notturna e ricchezza economica in Ucraina. Avendo a disposizione i dati relativi alla luminosità dei vari Oblast si è considerato il prodotto interno lordo del primo livello sub-nazionale (GRP). I dati ufficiali resi pubblici dagli enti statistici si limitano al 2021 e per questo motivo si limita anche la serie di dati di luce al periodo precedente all'escalation militare. I dati ufficiali non danno informazioni relativamente ai coefficienti della regione autonoma della Crimea e della sua capitale, Sebastopoli, che saranno quindi escluse da questa analisi preliminare. È necessario tenere conto della seguente assunzione: i dati relativi alla luce potrebbero non essere perfettamente rappresentativi della reale illuminazione nei mesi invernali soprattutto per le regioni più a nord del paese, a causa dell'alta percentuale di nuvolosità. I dati in tabella 10 evidenziano infatti che le regioni considerate le 3 più a Nord (Kiev, Sumy, Lviv) presentano per tutti i mesi dell'anno percentuali più basse di cielo sereno (non coperto da nuvole) piuttosto che quelle situate nella parte meridionale.

Clearer Skies	Jan	Feb	Mar	Apr	May	Jun	Jul	Aug	Sep	Oct	Nov	Dec
Kiev	31%	31%	38%	46%	55%	59%	67%	66%	56%	48%	32%	29%
Donetsk	28%	30%	38%	45%	55%	62%	75%	73%	62%	50%	36%	29%
Simferopol	38%	40%	44%	50%	61%	72%	86%	85%	72%	55%	44%	37%
Lviv	36%	34%	40%	44%	49%	56%	63%	63%	54%	47%	37%	34%
Sumy	26%	26%	35%	45%	54%	58%	66%	66%	54%	45%	31%	26%
Odessa	39%	39%	43%	50%	60%	66%	79%	79%	67%	56%	44%	40%

Tabella 10. La percentuale quantifica la porzione di cielo sereno. (Ad esempio, per Kiev nel mese di gennaio mediamente il 69% del cielo risulta coperto da nuvole). I dati della tabella fanno riferimento al sito <https://weatherspark.com>

I dati a disposizione del Pil sub-nazionale sono a cadenza annuale e per questo motivo vengono aggregati annualmente anche i dati delle NTL. Partendo dai valori dei singoli pixel di luce, si aggregano come somma tutte le misurazioni corrispondenti ad un unico Oblast per ogni mese e successivamente gli aggregati mensili vengono mediati per ottenere un valore atteso annuo. A questo punto considerando il grafico di dispersione delle variabili di interesse, in figura 11, si può facilmente intuire una correlazione con variabili logaritmiche (quindi in termini di elasticità) in linea con i modelli di regressione impiegati dalla prima letteratura economica che utilizza i dati sulle luci notturne per stimare il PIL. Il grafico 11.B che rappresenta la dispersione tra variabili log-log permette di intuire una probabile correlazione.

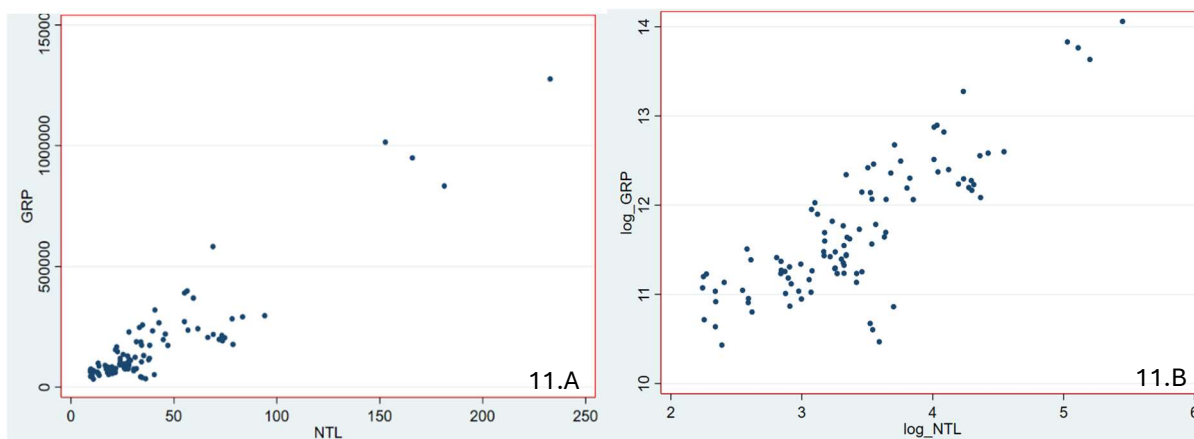


Figura 11.A Relazione tra Night-Lights (ascisse) e valore di GRP (ordinate).

Figura 11.B Relazione tra logaritmo di Night-Lights (ascisse) e logaritmo del GRP (ordinate).

I risultati della correlazione indicano effettivamente una forte associazione tra l'indice di GRP e la luminosità notturna, pari a 0,8310, confermando il legame tra le 2 variabili. Infine, si esegue la regressione relativa alla seguente equazione:

$$(9) \quad \text{Log}(\text{GRP})_{i,t} = \alpha + \beta * \text{Log}(\text{NTL})_{i,t} + \varepsilon_{i,t};$$

Dove la variabile dipendente rappresenta il logaritmo del PIL regionale per ogni Oblast i e per ogni anno t , α è la costante, ε il termine di errore e $\text{Log}(\text{NTL})$ è il logaritmo dell'intensità luminosa per ogni regione i e anno t . I valori di GRP sono espressi in milioni di Grivne (valuta ucraina), mentre i dati VIIRS non sono espressi come radianza ($\text{W}/\text{m}^2/\text{sr}/\mu\text{m}$), ma in termini di Digital Number adimensionale. I risultati della regressione sono riportati nella tabella 11, in basso.

regressione - log_GRP - log_NTL	
	log_GRP
log_NTL	0,9220538***
	(0,0623462)
Costante	8,574221***
	(0,2162587)
N_obs	100
R_squared	0,6906
Adj R_squared	0,6874
RMSE	0,41916

Tabella 11. Output della regressione relativa all'equazione (9). Il logaritmo del GRP è la variabile dipendente e il logaritmo dell'intensità luminosa la variabile indipendente. La presenza di (***) accanto il coefficiente stimato indica un p-value inferiore a $p < 0,001$, (**) indica un p-value inferiore a $p < 0,05$, (*) indica un p-value inferiore a $p < 0,1$. Sotto il valore del coefficiente è riportato il valore dell'errore standard.

Il modello risulta significativo con un p-value praticamente pari a 0 e un intervallo di confidenza che non comprende lo 0. Il valore di R-squared (0.6906) suggerisce che circa il 69.06% della variazione nella variabile dipendente può essere spiegata dalla variabile indipendente. Il risultato suggerisce quindi che al variare dell'1% della luce notturna risponderà un aumento dello 0,922% del coefficiente GRP per la regione i-esima. Avendo a disposizione informazioni relative a diverse regioni e per diversi anni (dal 2018 al 2021) è possibile ripetere la regressione considerando i dati come panel (osservazioni relative a più soggetti in più periodi) ed effetti fissi (tabella 12).

Regressione Panel - log_GRP - log_NTL	
	log_GRP
log_NTL	0,826277***
	(0,1032268)
Costante	8,900139***
	(0,3515312)
N_obs	100
N gruppi	25
obs per gruppo	4
R_squared overall	0,6906
R_squared within	0,464
r_squared between	0,7017

Tabella 12. Output della regressione panel relativa all'equazione (9). Il logaritmo del GRP è la variabile dipendente e il logaritmo dell'intensità luminosa la variabile indipendente. La presenza di (***) accanto il coefficiente stimato indica un p-value inferiore a $p < 0,001$, (**) indica un p-value inferiore a $p < 0,05$, (*) indica un p-value inferiore a $p < 0,1$. Sotto il valore del coefficiente è riportato il valore dell'errore standard.

Si può concludere che il modello panel rafforza i risultati finora descritti, anche in questo caso il modello è statisticamente significativo e l' R^2 Between alto (0.7017) suggerisce che buona parte della variabilità della variabile dipendente è spiegata dalla differenza tra le varie unità; in questo caso i dati dei differenti oblast. In entrambi i casi quindi si ottiene il risultato desiderato che conferma la forte correlazione tra le variabili. È importante specificare che poco più del 10% del PIL a livello nazionale in Ucraina è però frutto di attività del settore primario come agricoltura (e pesca in misura minore); queste attività spesso condotte in zone rurali o comunque meno popolate non sono perfettamente rappresentate dall'intensità delle luci notturne dato che non richiedono un impiego importante di luce elettrica per essere svolte e quindi il modello trascura questo fattore.

7.2 Eventi bellici e rilevazioni satellitari: il legame tra incendi ed attacchi militari.

Prima di procedere con le analisi relative alla reazione della luminosità agli eventi bellici, risulta essenziale comprendere, mediante approcci diversificati, l'impatto di tali eventi su differenti territori dell'Ucraina, sfruttando le rilevazioni satellitari degli incendi descritte nei capitoli precedenti. Una volta assegnati i dati alle diverse regioni e considerando la somma mensile degli incendi da febbraio 2022 ad agosto 2023 risulta evidente che le regioni maggiormente soggette a incendi sono quelle più colpite dalla guerra; come ci si poteva aspettare. Si osserva che le regioni particolarmente colpite da incendi sono: Dnipropetrovsk, Donetsk, Kharkiv, Kherson, l'Oblast di Kiev, Lugansk per quasi tutti i mesi considerati e in misura minore Odessa, Mykolayiv e Zaporizia. Per tutti questi Oblast si conta quasi sempre un numero di incendi mensili superiore a 200. La regione in particolare più colpita è il Donetsk, che è allo stesso tempo l'area maggiormente coinvolta dagli eventi bellici. A livello sub-nazionale si può affermare che l'intensità degli eventi come quella degli incendi subisce una diminuzione graduale allontanandosi dal fronte della guerra. Tuttavia, sarebbe errato presupporre che la frequenza degli incendi sia dipendente unicamente dagli eventi bellici. Se così fosse, ci si aspetterebbe un numero significativo di incendi anche durante i mesi invernali, quando gli attacchi bellici sono ugualmente frequenti. Molte di tali occorrenze potrebbero derivare da incendi controllati, associati alle pratiche agricole o alla maggiore incidenza di temperature elevate nei mesi estivi e primaverili.

Analizzando le correlazioni tra gli incendi giornalieri e le differenti categorie di eventi bellici si notano correlazioni moderatamente forti in più casi (tabella 13A). Considerando il numero totale di eventi bellici, il coefficiente di correlazione con gli incendi giornalieri ha un valore abbastanza alto, corrispondente a 0,5777. Andando più in dettaglio in relazione ad ogni tipologia specifica di attacco si osservano correlazioni più alte, superiori a 0,5, in caso di bombardamenti con artiglieria da campo, mortai, razzi e razzi a sistema di lancio multiplo (segnati con il nome Artillery), in caso di attacchi aerei (Airstrike) e in caso di scoppio di ordigni esplosivi come mina, autobomba o bomba sul ciglio della strada (eventi denominati come led, Improvised explosive device). Per assalti di forze speciali o paracadutisti (denominati come Raid) e scontri caratterizzati da arma da fuoco come pistole, fucili o granate a razzo (identificati come Firefight) si ottiene una correlazione moderata con il numero di incendi rispettivamente pari a 0,46 e 0,49. Infine, l'unico tipo di evento bellico preso in considerazione che risulta correlato debolmente con gli incendi è relativo ad assalti con mezzi pesanti come carrarmati (coefficiente pari a 0,202).

Considerando il logaritmo degli incendi rispetto alle stesse variabili fin ora descritte si ottengono delle correlazioni simili anche se più deboli, mentre confrontandolo con il valore percentuale della

variazione di luci notturne (valore dato dalla variazione percentuale tra valore medio mensile dell'intensità della luce notturna per Oblast tra gli anni della guerra e gli anni precedenti alla stessa) si ottiene comunque un valore di correlazione molto basso, ma negativo (tabella 13B). Sicuramente la correlazione molto debole (-0,142) è dovuta al fatto che l'andamento delle luci è legato ad una molteplicità di fattori con durata continua nel tempo e dipendono più dall'entità degli eventi che dal numero degli stessi; allo stesso tempo risulta interessante il fatto che il valore del coefficiente sia negativo, dato che conferma la precedente assunzione che l'incendio sia connesso ad un danno (bellico in questo caso) comportando una diminuzione dell'attività umana e di conseguenza della luce artificiale.

Correlazione		Correlazione	
	Incendi		Log_incendi
Incendi	1	Log incendi	1
Air Strike	0,5061	Air Strike	0,4746
Artillery	0,58	Artillery	0,5178
Armor	0,2019	Armor	0,3026
Firefight	0,4893	Firefight	0,3826
led	0,5544	led	0,5052
Raid	0,4583	Raid	0,4195
Delta_NTL(guerra-covid)	-0,1167	Delta_NTL(guerra-covid)	-0,142
Somma eventi imp	0,5777	Somma eventi imp	0,52

Tabella 13A. Coefficiente di correlazione tra la variabile incendi e le variabili che indicano diverse tipologie di attacchi.

Tabella 13B. Coefficiente di correlazione tra il logaritmo della variabile incendi e le variabili che indicano diverse tipologie di attacchi.

Per stimare un modello di regressione che rappresenti il modo in cui il totale degli eventi bellici causino l'aumento degli incendi si fa riferimento alla seguente espressione:

$$(10) \quad \log_incendi = \beta_0 + \beta_1 \times \log_somma_eventi_imp + \varepsilon;$$

dove "log_incendi" rappresenta il logaritmo del numero di incendi per mese e Oblast, β_0 è il coefficiente di intercetta e "log_somma_eventi_imp" è il logaritmo della somma degli eventi bellici appartenenti a tutte le categorie sopra descritte. I risultati della regressione presenti in colonna 1 della tabella 15 mostrano che il modello è complessivamente significativo a livello statistico e spiega fino al 31,47% della variazione totale del logaritmo del numero di incendi; quindi, è probabile che ci siano altri fattori esclusi che influenzano il numero di incendi. In generale un aumento degli eventi bellici è

associato ad un aumento proporzionale del numero di incendi (all' aumentare dell'1% di eventi relativi al conflitto ne scaturisce un altrettanto aumento percentuale di incendi pari a 0,65%). Una volta trovata una relazione significativa tra i 2 tipi di eventi è utile approfondire se effettivamente le regioni più colpite dagli attacchi sono anche quelle che registrano un maggior numero di incendi. A tal fine vengono aggiunte due variabili binarie al modello lineare: la dummy "reg_att" che indica se l'Oblast considerato è uno di quelli maggiormente colpiti dalla guerra (a confine con la Russia e più soggetto ad attacchi) e i territori di riferimento sono contesi o sotto il controllo ucraino e la variabile binaria "russ_contr" che indica quali territori da inizio della guerra armata sono passati sotto il controllo russo (Crimea, Sebastopoli e il Lugansk). Una volta aggiunte le due variabili il modello di regressione diventa il seguente:

$$(11) \quad \log_incendi = \beta_0 + \beta_1 \times \log_somma_eventi_imp + \beta_2 \times reg_att + \beta_3 \times russ_contr + \varepsilon;$$

I risultati presentati in colonna 2 della tabella 15 suggeriscono che per le regioni "sotto attacco" è associato un evidente aumento degli incendi rispetto le regioni colpite dalla guerra indirettamente o in modo moderato (del 119% circa), mentre per le aree sotto il controllo della Russia è associato comunque un aumento degli incendi rispetto le altre, ma in modo contenuto (circa il 19% in più). Tuttavia, il coefficiente associato alla variabile "russ_contr" non è statisticamente significativo ($p=0,487$) suggerendo che non c'è evidenza sufficiente per sostenere una relazione statisticamente valida. Con l'aggiunta delle variabili dummy il modello riesce a spiegare circa il 35,25% della variazione logaritmica del numero di incendi in Ucraina.

In sintesi, anche analizzando il legame tra incendi ed eventi bellici sembra che le regioni assoggettate alla Russia vivano una situazione di maggiore stabilità che ne può facilitare e velocizzare la ripresa. Dopo aver verificato che gli eventi bellici comportano un aumento degli incendi, è importante valutare distintamente la relazione in base al tipo di attacco. A tal fine si effettua nuovamente una regressione lineare sulla base della seguente espressione:

$$(12) \quad N_incendi = \beta_0 + \beta_1 \times Artillery + \beta_2 \times Armor + \beta_3 \times Firefight + \beta_4 \times led + \beta_5 \times Raid + \varepsilon;$$

I risultati della regressione in Colonna 3 della tabella 15 evidenziano che il modello complessivo anche in questo caso è statisticamente significativo e spiega circa il 38% della variazione del numero totale di incendi nelle diverse aree. Nonostante la scomposizione più dettagliata degli eventi bellici in più variabili, una buona porzione della variabile dipendente non è spiegata e questo è indicato anche dal valore dell'intercetta (significativo e diverso da zero) che conferma che in assenza di attacchi bellici vengono comunque osservati incendi probabilmente dovuti ad altri fattori non inclusi nel modello. In particolare, gli attacchi di artiglieria, da arma da fuoco e esplosioni causate da ordigno militare (indicati

rispettivamente con i nomi “Artillery”, “Firefight” e “Ied”) sembrano avere un impatto significativo sul numero di incendi, soprattutto gli attacchi da fuoco probabilmente anche a causa della loro maggiore frequenza e dall’utilizzo di granate e lanciagranate anticarro (RPG). Inaspettatamente, invece, gli attacchi armati con mezzi pesanti sono correlati negativamente al numero di incendi e gli assalti Raid da forze speciali non sembrano avere una relazione significativa con gli incendi, trattandosi di operazioni più mirate e specifiche e che causano danni più contenuti. Aggiungendo al modello la variabile indipendente relativa ai bombardamenti aerei (colonna 4), per cui ci si aspetterebbe una corrispondenza con gli incendi il coefficiente degli attacchi di artiglieria perde di significatività statistica. Probabilmente ciò è dovuto alla collinearità imperfetta tra le variabili indipendenti del modello, dato che sono influenzate da fattori simili e questo può portare a effetti di confondimento, per cui l'effetto di una variabile sulla variabile dipendente può essere erroneamente attribuito ad un'altra variabile correlata. Si esegue a tal proposito il calcolo del fattore d’inflazione della varianza (“VIF”) che serve per misurare la collinearità tra variabili indipendenti in un modello di regressione. (Il VIF indica quanto aumenta la varianza di un coefficiente di regressione a causa della collinearità con altre variabili) Valori del fattore “VIF” superiori a dieci indicano la presenza di collinearità significativa. Effettivamente, effettuando il test i cui risultati sono visibili in tabella 14.A e 14.B è evidente che per la regressione con la variabile “Airstrike” ci sia una deviazione dovuta alla collinearità; infatti, il fattore per la variabile “Artillery” ha un valore più alto di 10 e nel modello della colonna 4 la stessa variabile non è significativa, mentre togliendo la variabile relativa agli attacchi aerei e ripetendo il test “VIF” tutti i fattori presentano valori inferiori a dieci indicando l’assenza di collinearità che devia i risultati del modello.

estat vif		
Variable	VIF	1/VIF
Artillery	12.67	0.078908
Raid	8.31	0.120307
Airstrike	6.57	0.152287
Firefight	6.31	0.158378
Ied	5.10	0.195905
Armor	1.99	0.501608
Mean VIF	6.83	

Tabella 14A. Valori del test di inflazione della varianza VIF per l’identificazione di variabili collineari. (con Airstrike)

estat vif		
Variable	VIF	1/VIF
Raid	7.54	0.132625
Artillery	5.73	0.174392
Firefight	5.68	0.176151
Ied	4.50	0.222248
Armor	1.87	0.533657
Mean VIF	5.06	

Tabella 14B. Valori del test di inflazione della varianza VIF per l’identificazione di variabili collineari. (senza Airstrike)

	log_incendi	log_incendi	N_incendi	N_incendi
log_somma_eventi	0,6511058***	0,4588635***		
	(0.0514272)	(0.06472239)		
area_conflitto		1,199333***		
		(0.2503991)		
area_russ_control		0,1910656		
		(0.2445361)		
Artillery			1,426812***	0,5126671
			(0.2865692)	(0.421746)
Armor			-10,10885***	-12.14335***
			(2.77552)	(2.834086)
Firefight			10,70105**	15,69735***
			(5.143236)	(5.369708)
led			2,330708*	3,75306***
			(1.337562)	(1.410358)
Raid			-3,451	-7,199302*
			(4.039443)	(4.198641)
Airstrike				5,240318**
				(1.788936)
cons.	1,414907***	1,944985***	50,97667**	37,61215
	(0.2248824)	(0.2445361)	(23.49983)	(23.70713)
N_obs	351	351	378	378
R-squared	0,3147	0,358	0,3801	0,3941

Tabella 15

Colonna 1: risultati della regressione relativa all'equazione 10.

Colonna 2: risultati della regressione relativa all'equazione 11.

Colonna 3: risultati della regressione relativa all'equazione 12.

Colonna 4: risultati della regressione relativa all'equazione 12 con l'aggiunta della variabile indipendente Airstrike (numero attacchi aerei).

La presenza di (***) accanto il coefficiente stimato indica un p-value inferiore a $p < 0,001$, (**) indica un p-value inferiore a $p < 0,05$, (*) indica un p-value inferiore a $p < 0,1$. Sotto il valore del coefficiente è riportato il valore dell'errore standard.

7.3 Quantificare l'impatto degli attacchi bellici tramite luci notturne.

La suddivisione degli oblast in tre gruppi, basata sul numero di attacchi bellici subiti, permette di comprendere se effettivamente le aree considerate abbiano subito maggiormente gli effetti della guerra rispetto a quelle meno coinvolte. Al fine di confermare le ipotesi su cui si fonda questa divisione, è utile valutare se gli oblast più colpiti dagli attacchi siano anche quelli a registrare un numero più elevato di incendi durante il periodo bellico.

numero incendi				
Codice	Oblast Sotto-attacco	# incendi	#incendi/100km ²	#incendi/10.000abitanti
UA.DP	Dnipropetrovsk	8382	26,28	26,08
UA.DT	Donetsk	39342	148,43	94,64
UA.KK	Kharkiv	17736	56,48	66,11
UA.KS	Kherson	11708	41,15	114,11
UA.KV	Kiev Oblast	4448	15,82	25,06
UA.MY	Mykolaiv	6428	26,14	57,09
UA.OD	Odessa	4232	12,72	17,67
UA.SM	Sumy	6374	26,75	58,26
UA.ZP	Zaporizhzhia	13087	48,17	77,03

Codice	Oblast controllo russo	# attacchi	#incendi/100km ²	#incendi/10.000abitanti
UA.KR	Crimea	3078	11,80	15,91
UA.LH	Lugansk	11274	42,27	52,56
UA.SC	Sebastopol City	617	71,41	15,39

numero incendi				
Codice	Oblast non attaccati	# incendi	#incendi/100km ²	#incendi/10.000abitanti
UA.CH	Cherniv	2609	8,19	26,25
UA.CK	Cherkasi	581	2,78	4,85
UA.CV	Chernivtsi	170	2,10	1,90
UA.IF	Ivano_Frankivst	408	2,94	2,95
UA.KH	Kirovohrad	1291	5,25	13,48
UA.KM	Khmelnysky	1031	5,00	8,09
UA.LV	Lviv	2483	11,38	9,87
UA.PL	Poltava	1852	6,44	13,30
UA.RV	Rivne	944	4,71	8,24
UA.TP	Ternopil	693	5,02	6,70
UA.VI	Vinnitsia	1067	4,03	6,81
UA.VO	Volyn	576	2,86	5,51
UA.ZK	Zakarpattia	505	3,95	4,05
UA.ZT	Zytomir	1572	5,27	12,96

Tabella 16.1 Gruppo di oblast maggiormente colpiti. La prima colonna riporta il codice identificativo dell'oblast, la terza il numero di incendi rilevati fino ad agosto 2023. La quarta colonna riporta il numero di incendi per 100Km² e l'ultima colonna il numero di incendi registrati ogni 10.000 abitanti.

Tabella 16.2 Gruppo di oblast sotto il controllo russo. Suddivisione in colonne uguale alla tabella 16.1

Tabella 16.3 Gruppo di oblast lontani dal fronte. Suddivisione in colonne uguale alla tabella 16.1

I risultati riportati nella Tabella 16 confermano che il numero di incendi avvalorava la suddivisione precedentemente stabilita, indicando una correlazione tra gli attacchi bellici subiti e l'incidenza degli incendi. Le regioni a registrare più di 4000 incendi annuali, difatti, sono le stesse a subire il più alto numero di attacchi.

È interessante osservare che la regione appartenente al gruppo degli oblast maggiormente attaccati, che ha registrato il minor numero di incendi all'interno del suo gruppo, presenta comunque oltre 1500 incendi in più rispetto alla regione del gruppo degli oblast non attaccati che ha registrato il maggior numero di incendi. Questo dato evidenzia un netto divario tra i due gruppi.

Osservando gli andamenti della luce nel tempo e confrontando la tendenza dei diversi gruppi è chiaro il parallelismo tra l'intensità luminosa media degli Oblast soggetti agli attacchi rispetto agli Oblast non direttamente colpiti almeno per il periodo antecedente al conflitto, mentre, le regioni sotto il controllo russo mantengono sia prima che dopo un trend di forte crescita che le differenzia dalle altre. Per costruire i grafici degli andamenti è stato necessario escludere la Città di Kiev considerata a livello amministrativo come Oblast indipendente, ma geograficamente e strutturalmente diverso dagli altri. Gli altri oblast che rappresentano aree più vaste presentano al loro interno una buona percentuale di zone rurali o comunque non densamente abitate rispetto ad una percentuale più contenuta di centri abitati e metropoli. Anche se i centri urbani emettono una luce più intensa, il valore medio mensile di NTL è ottenuto mediando la luce della superficie totale dell'Oblast che verrà di conseguenza fortemente influenzata dalle aree rurali che emettono poca luce. Per questo motivo il valore di intensità luminosa per la maggior parte delle aree sub-nazionali non supera l'unità. Kiev City rappresentando unicamente l'area metropolitana della capitale Ucraina sarebbe un grosso outlier dato che la luce emessa proviene esclusivamente da aree densamente popolate e con valori che superano quasi sempre la decina.

Una volta definiti i due gruppi sotto analisi ed eliminati possibili fattori devianti si cerca di comprendere se la guerra ha un differente impatto sugli oblast; il metodo impiegato per condurre questa analisi si basa sul modello Difference-in-Difference. Il modello "DiD" consiste nel valutare l'effetto di un trattamento su un gruppo di osservazione rispetto ad un gruppo di controllo. Nel caso della Guerra è utile per capire l'effetto che quest'ultima ha avuto sugli Oblast più vicini al fronte e più attaccati che rappresentano il gruppo di trattamento rispetto gli Oblast non colpiti, definiti come gruppo di controllo. Confrontando le variazioni di luce nel tempo tra i due gruppi, prima e dopo l'inizio della guerra (inizio del trattamento) è possibile isolare l'effetto dell'evento stesso e quantificarne l'impatto. Il modello in questione è utile soprattutto per situazioni in cui non è possibile assegnare il trattamento in modo casuale, come in questo caso, per cui le regioni attaccate sono tali per ragioni

ben precise e non casualmente. Una delle ipotesi da verificare per la correttezza dell'analisi Difference-in-Difference è la presenza di un parallelismo statisticamente significativo tra gli andamenti della variabile sotto esame (la luce in questo caso) per i gruppi di trattamento e di controllo. Per cogliere in maniera più evidente la similitudine tra i due gruppi è utile depurare i dati di luce dagli effetti della stagionalità mensile, ricavandone dunque i residui. La destagionalizzazione dei dati di luce mensile per ciascun oblast ha prodotto residui che seguono una distribuzione normale. Questo risultato implica che il modello di destagionalizzazione è appropriato e ben adatto ai dati. A questo punto è possibile stimare gli effetti della guerra tramite la seguente regressione lineare:

$$(13) \quad \text{Residui_NTL} = \beta_0 + \beta_1*(t_guerra) + \beta_2*(sotto_attacco) + \beta_3*(post_attaccato) + \epsilon;$$

La variabile dipendente è il valore medio dell'intensità luminosa destagionalizzata, "t_guerra" è una dummy che vale 1 se il periodo preso in esame è successivo allo scoppio della guerra (febbraio 2022), "sotto_attacco" è una variabile binaria pari a 1 se l'oblast considerato fa parte del gruppo degli attaccati ed infine "post_attaccato" è una dummy che rappresenta l'intersezione tra le due variabili precedenti, che vale 1 per oblast sotto attacco nel periodo successivo all'inizio della guerra. Il coefficiente dell'ultima variabile descritta equivale all'effetto della guerra sul gruppo trattato ($\Delta\text{Residuo_DID}$). Rispetto l'equazione del modello "DID":

$$(14) \quad (\text{Residui_NTL}_{\text{sotto attacco, post guerra}} - \text{Residui_NTL}_{\text{sotto attacco, pre guerra}}) - (\text{Residui_NTL}_{\text{non attacco, post guerra}} - \text{Residui_NTL}_{\text{non attacco, pre guerra}}) = \Delta\text{Residui_DID};$$

Numericamente, questo può essere rappresentato come:

$$(15) \quad \Delta\text{Residui_DID} = (-0.07890846 - 0.12359563) - (-0.08085237 - (-0.02843381)) = -0.15008553;$$

Con riferimento all'equazione (15), si può concludere che, per entrambi i gruppi, si osserva un decremento dell'intensità luminosa media a causa della guerra rispetto al periodo antecedente. Tuttavia, il calo relativo al gruppo trattato è circa quattro volte maggiore rispetto alla diminuzione di luce registrata per il gruppo di controllo. Il valore di -0.15008553 quantifica l'impatto della guerra sulla diminuzione totale di luce delle aree del fronte rispetto al gruppo di controllo. Per le regioni sotto attacco, quindi, la guerra causa una maggiore diminuzione della luminosità pari al 286%.

L'analisi DID non fornisce evidenze conclusive del fatto che anche per le regioni non direttamente colpite il calo di intensità luminosa sia dovuto al conflitto, sebbene sia probabile. Potrebbe essere che anche in condizioni diverse il naturale andamento dell'economia e quindi dell'illuminazione avrebbe registrato un decremento.

Tuttavia, è certo che la guerra ha un impatto maggiore sulle regioni classificate come sotto attacco. I valori dei coefficienti stimati dalla regressione lineare sono riportati nella Tabella 17 e mostrano i risultati per due differenti modelli.

regressione - did		
	Modello 1	Modello 2
	Residuo_NTL	Residuo_NTL
t_guerra	-0,0524186***	-0,0350541
	(0,0181529)	(0,0228163)
sotto_attacco	0,1520294***	0,1685818***
	(0,0153395)	(0,0170562)
post_attaccato	-0,1500855***	-0,1661844***
	(0,0290195)	(0,0322672)
costante	-0,0284338***	-0,0512794***
	(-0,0095955)	(0,0120606)
N_obs	1564	1224
R_squared	0,0929	0,1103
Adj R_squared	0,0912	0,1082
RMSE	0,25132	0,25327

Tabella 17. Output della regressione relativa all'equazione 13. Il residuo di intensità luminosa è la variabile dipendente, mentre le dummy che differenziano aree più e meno attaccate rappresentano le variabili indipendenti. La presenza di (***) accanto il coefficiente stimato indica un p-value inferiore a $p < 0,001$, (**) indica un p-value inferiore a $p < 0,05$, (*) indica un p-value inferiore a $p < 0,1$. Sotto il valore del coefficiente è riportato il valore dell'errore standard.

I valori nella colonna 1 fanno riferimento ai due cluster di oblast finora descritti, mentre il modello 2 (colonna 2) restringe il gruppo degli oblast non attaccati omettendo quelli più colpiti. In particolare, sono esclusi dall'analisi gli oblast di Zhytomyr (circa 800 attacchi bellici), Kirovohrad (oltre 640 attacchi), Lviv (1257 attacchi), Poltava e Chernihiv (rispettivamente 931 e 1330 eventi registrati). Non a caso, tre delle cinque regioni omesse (Chernihiv, Poltava e Kirovohrad) sono vicine al confine con la Russia o al fronte della guerra, e Zhytomyr è vicina all'oblast di Kiev, uno dei più colpiti anche se distante dal confine. In questo modo, gli oblast che costituiscono il gruppo dei meno colpiti risultano esserlo in maniera più netta, almeno in termini di quantità di attacchi subiti.

Gli output della regressione risultano essere significativi in entrambi i casi. Il coefficiente della dummy "t_guerra" è sempre negativo (anche se non significativo nel caso del secondo modello) confermando che la guerra ha un impatto negativo sulla luminosità notturna, allo stesso tempo quello relativo alla dummy "sotto_attacco" è significativo e positivo per tutti e due i modelli (effettivamente il valore della luce per le regioni attaccate è sempre mediamente più alto rispetto al valore medio del gruppo di

controllo). Il coefficiente di “post_attaccato” che rappresenta il valore delta del modello “DiD” ossia l’effetto della guerra sulle regioni più attaccate, coincide con il risultato dell’equazione 15 nel caso del modello 1 ed è significativo al 99,9% (p-value < 0,001) per entrambe le regressioni. Nel caso 2 dove la differenza tra gruppo di trattamento e di controllo è ancora più marcata il valore di “post_attaccato” e di conseguenza la quantificazione dell’effetto sulla guerra è ancora più alto. Nonostante il minor numero di osservazioni il modello 2 sembra spiegare anche meglio la variabile dipendente con un valore di R_squared e Adjusted R_squared maggiori rispetto al primo caso.

Per dimostrare che il vincolo del parallelismo tra i due gruppi è rispettato, è necessario verificare se esiste una differenza statisticamente significativa tra i due andamenti nel periodo antecedente al conflitto. Il coefficiente del gruppo di trattamento stimato dalla regressione presenta un p-value molto alto (p-value = 0,715), il che indica che non sussiste una differenza statisticamente significativa tra gli andamenti medi dei due gruppi di Oblast prima della guerra. Confrontando l’andamento medio, anno per anno, della luce destagionalizzata, si può concludere che sia prima che dopo l’escalation militare il trend di crescita o decrescita coincide tra i due gruppi.

Nonostante il 2020 e il 2021 siano anni in cui l’Ucraina è stata colpita dalla pandemia di Covid-19, questo evento non ha compromesso in modo significativo la crescita economica del paese (crescita economica e luminosità sono strettamente correlate). Al contrario è evidente un abbassamento significativo del livello di luce nel primo anno di guerra, che prosegue nel 2023 seppur in modo meno intenso. Mentre prima del conflitto il livello medio di luce era costantemente e nettamente superiore nelle regioni orientali, dal 2022 la differenza è diventata quasi irrilevante.

Per avere un’ulteriore conferma sui risultati e comprendere se la regressione che considera gli effetti fissi si discosta da un’analisi basata sul valore non destagionalizzato della luce si esegue una seconda regressione che include effetti fissi di tempo (sia mesi che anni) e spaziali (che cattura l’influenza dei fattori che variano tra i differenti oblast). In questo modo si isola l’effetto della variabile che si vuole analizzare, “post_attaccato”. La tabella 18 riporta i valori dei coefficienti per i 2 modelli descritti precedentemente sia utilizzando i residui che il valore puro di luce come variabile dipendente. I coefficienti risultano sempre significativi e uguali ai valori della regressione precedente (modello “DiD”). Gli alti valori di R-squared ed Adjusted R-squared permettono di affermare che l’andamento della luce è per natura fortemente influenzato da fattori temporali e spaziali.

reghdfe - effetti fissi tempo e oblast				
	Modello 1	Modello 2	Modello 1	Modello 2
	Residuo_NTL	Residuo_NTL	NTL	NTL
post_attaccato	-0,1500855***	-0,1661844***	-0,1500855***	-0,1661844***
	(0,0152861)	(0,0174601)	(0,0152861)	(0,0174601)
costante	-0,1079163***	0,1199737***	0,6647392***	0,9105518***
	(0,0318011)	(0,0361977)	(0,0318011)	(0,0361977)
effetti fissi mese_anno	si	si	si	si
effetti fissi oblast	si	si	si	si
N_obs	1564	1224	1564	1224
R_squared	0,7624	0,757	0,8065	0,7986
Adj R_squared	0,7478	0,7389	0,7947	0,7835
RMSE	0,1324	0,13705	0,1324	0,137

Tabella 18. Output della regressione con effetti fissi di tempo (mese e anno) e spazio (i vari oblast). Le colonne 1 e 2 rappresentano i valori dei coefficienti considerando come variabile dipendente il valore destagionalizzato di luce, mentre le colonne 3 e 4 considerano i valori non depurati di intensità luminosa come variabile dipendente. La presenza di (***) accanto il coefficiente stimato indica un p-value inferiore a $p < 0,001$, (**) indica un p-value inferiore a $p < 0,05$, (*) indica un p-value inferiore a $p < 0,1$. Sotto il valore del coefficiente è riportato il valore dell'errore standard.

7.4 Variazioni Intraregionali degli Impatti Bellici in Ucraina.

I risultati dell'analisi Difference in Difference (DiD) indicano che gli attacchi bellici sembrano avere un impatto maggiore in determinate aree, in particolare quelle vicine al fronte. Tuttavia, è essenziale verificare se l'intensità luminosa media emessa dai due gruppi di oblast sia effettivamente cambiata in modo significativo dopo l'inizio della guerra. A tal proposito, è utile approfondire l'analisi DiD attraverso un modello di "Event Study". L'event study è una metodologia di ricerca che serve per misurare l'effetto di un evento specifico relativamente a una variabile di interesse, quantificandone l'impatto. Tramite questa analisi, è possibile isolare l'effetto dell'evento considerato da altri fattori esterni che potrebbero influenzare la variabile di interesse.

Nel caso della variazione di intensità luminosa, è importante sottolineare come quest'ultima sia una variabile molto influenzata da fattori di stagionalità (a livello temporale) e differenze geografiche (ad esempio, aree più ricche, industrializzate o urbanizzate emettono una luce maggiore e più intensa rispetto a zone rurali o disabitate). In ambito finanziario, l'event study è spesso utilizzato per comprendere la reazione del mercato a nuove informazioni, come l'emissione di nuove azioni, fusioni e acquisizioni, o nuove regolamentazioni. Analogamente, l'event study può essere utilizzato per capire in modo più dettagliato se l'inizio della guerra, evento di cui si vuole misurare l'impatto in relazione alla variazione dell'intensità luminosa, abbia avuto ripercussioni più forti in alcune regioni rispetto ad altre e, in caso affermativo, determinare in quali mesi il distacco è stato più netto.

È necessario prima di tutto stabilire una data di inizio della guerra come istante zero dell'asse temporale. In questo caso, per facilitare l'analisi, si considera il mese di febbraio 2022 come mese di inizio del conflitto armato per tutti gli oblast del gruppo "sotto_attacco", anche se effettivamente non tutte le aree hanno registrato i primi attacchi pesanti nel primo mese di escalation militare. A questo punto, si divide l'asse temporale in periodi relativi al periodo precedente il conflitto (49 istanti, da gennaio 2018 a gennaio 2022) e al periodo di conflitto (da marzo 2022 ad agosto 2023, 18 istanti). La variabile di interesse, l'intensità luminosa, viene depurata dalla componente stagionale (mensile e annuale) e dagli effetti relativi alla localizzazione geografica.

Una volta ottenuto il valore corretto della luce, si analizza l'andamento per verificare se ci sia un cambiamento significativo con l'inizio della guerra. Per trarre le conclusioni sul possibile cambiamento di luce notturna è necessario effettuare una regressione caratterizzata dalla seguente espressione:

$$(16) \quad NTL_{i,t} = \alpha + \sum_{l=2}^{49} \beta_{-l} * F_{-l}event_{i,t} + \sum_{l=0}^{18} \gamma_l * L_l event_{i,t} + \lambda_i + \delta_t + \epsilon_{i,t} ;$$

$NL_{i,t}$ rappresenta la variabile dipendente relativa all'intensità luminosa per ogni oblast i nel periodo t . Le variabili F_{-i} sono 48 dummy che indicano tutti gli istanti precedenti all'evento (da -2 a -49) escluso l'istante subito precedente, ossia l'istante "-1" corrispondente a gennaio 2022. Il mese precedente al conflitto è infatti considerato come riferimento per la regressione e viene omesso come dummy per evitare la collinearità tra le variabili. Allo stesso modo le variabili L_i sono delle binarie che indicano i 18 mesi dopo l'inizio del conflitto. λ_i e δ_t sono rispettivamente gli effetti fissi relative al periodo e all'oblast mentre $\epsilon_{i,t}$ è l'errore residuo clusterizzato per oblast.

Il grafico 19 riporta i risultati della regressione prendendo in considerazione il modello 1 quindi senza l'omissione di oblast per il gruppo dei "non attaccati". Per la quasi totalità degli istanti precedenti al conflitto i valori di luce si attestano spesso vicino al valore medio o comunque non si discostano in modo significativo.

È possibile quindi concludere che, precedentemente allo scoppio della guerra, i valori medi di intensità luminosa, depurati da fattori stagionali e geografici, tra le regioni più vicine ai confini europei (aree colpite in modo più contenuto) e le regioni più vicine al fronte o al confine con la Russia (aree più attaccate) non differivano statisticamente con un livello di significatività del 95%. Gli unici due momenti in cui si registra una differenza significativa prima del conflitto sono il mese di dicembre 2021 e giugno 2021. Per entrambi i mesi citati il residuo di luce media per le regioni "sotto_attacco" risulta essere inferiore al valore di riferimento. Probabilmente la differenza negativa registrata in questi mesi è una reazione alle tensioni politico-economiche che coinvolgevano Russia e Ucraina. Le forze armate russe, infatti, cominciavano a posizionarsi lungo i confini con l'Ucraina già ad inizio del periodo estivo del 2021. Dicembre 2021 è comunque un mese molto vicino all'escalation e dunque a livello economico l'impatto potrebbe aver causato anche l'abbassamento dell'intensità luminosa.

Dall'istante successivo allo scoppio del conflitto, invece risulta evidente una tendenza di decrescita del valore medio della luce per le regioni al fronte rispetto al valore delle regioni lontane dalla guerra. Gli intervalli di confidenza risultano più ampi, indicando una maggiore incertezza e variabilità dei valori rispetto ai periodi precedenti. Nonostante questo, non è possibile cogliere in modo evidente una differenza statisticamente significativa tra i valori medi di luce dei due gruppi di oblast.

Relativamente ai 18 periodi successivi a febbraio 2022, presi in esame, sono solo cinque quelli che registrano un abbassamento della luce netto per le regioni sotto attacco rispetto a quelle meno attaccate. Tra questi tre sono rilevati nel 2023. Probabilmente la differenza anche se evidente non risulta essere così forte tra i due gruppi dato che gli impatti di un evento si ripercuotono a livello economico e indirettamente come abbassamento dell'intensità luminosa anche in altre regioni, tra cui quelle appartenenti al gruppo delle meno colpite; inoltre, tra i vari eventi bellici molti erano indirizzati

a centrali elettriche ed energetiche che hanno comportato l'abbassamento della luce per tutto il territorio nazionale.

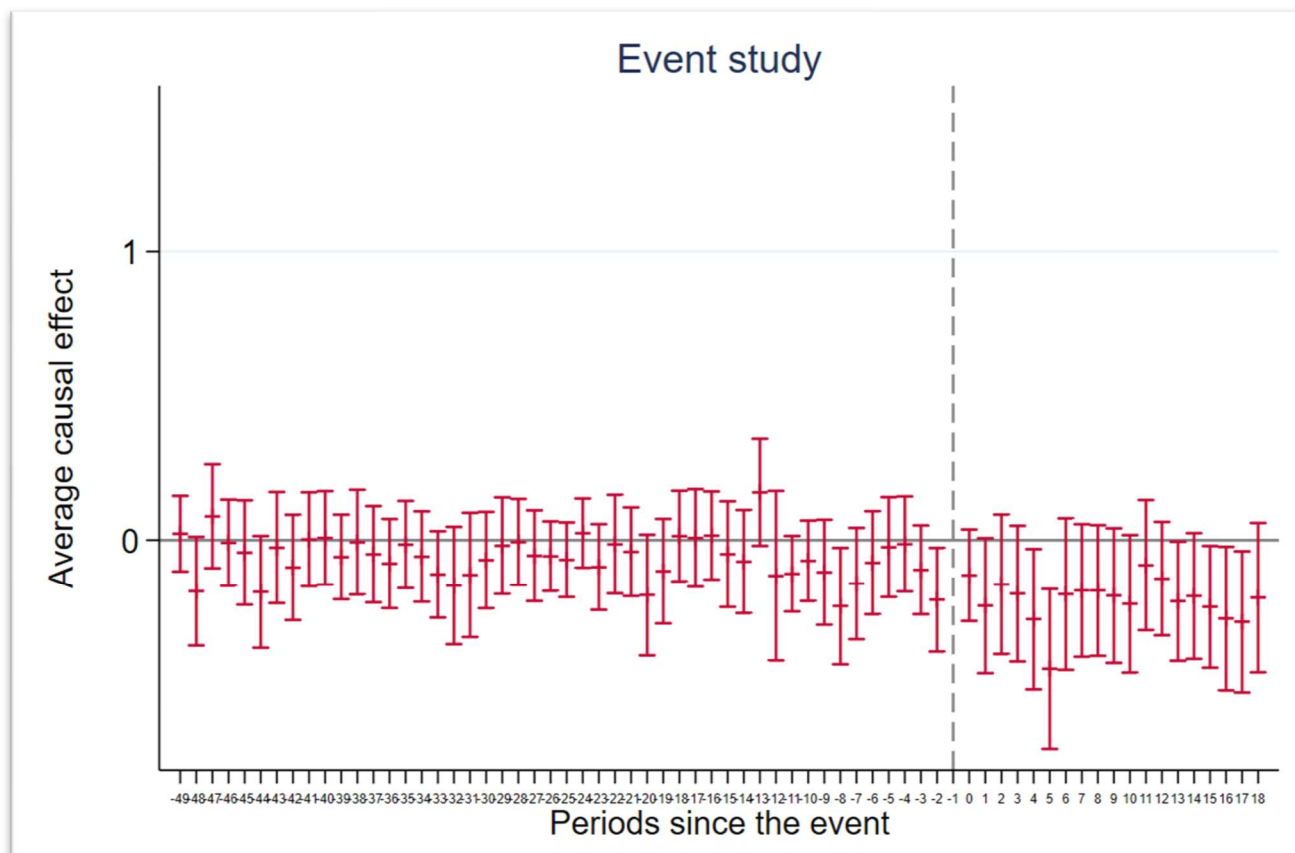


Grafico 19. Andamento dei valori medi di intensità di luce notturna per i paesi attaccati, in relazione al primo modello di dati. Il grafico mostra i risultati della regressione relativa all'equazione 16. Sulle ascisse sono riportati 49 istanti antecedenti al conflitto e 18 istanti successivi al suo inizio. Per ogni istante della sequenza è presente un segmento, ognuno con ampiezze diverse. Il valore al centro di ogni segmento rappresenta il valore medio di luce notturna relativamente al mese considerato per il gruppo di oblast sotto attacco, mentre, l'ampiezza dei segmenti dipende dall'incertezza e dalla variabilità delle osservazioni relativamente al periodo considerato. La linea tratteggiata verticale posizionata in corrispondenza dell'ascissa con valore -1 indica l'istante antecedente alla guerra (mese di gennaio) considerato come riferimento per effettuare correttamente la regressione.

Ripetendo l'analisi Event Study fin qui descritta facendo riferimento al secondo modello di dati, omettendo quindi le aree che contano il maggior numero di attacchi tra quelle considerate come "Non attaccate", si ottengono risultati simili agli output del primo modello, rappresentati dal grafico 20, rafforzando l'ipotesi che l'entità dell'impatto dovuto alla guerra e ai bombardamenti sia più forte per le regioni al fronte, subendo danni a livello economico e infrastrutturale di maggiore portata. Tutto questo comporta una diminuzione maggiore dell'intensità luminosa notturna rispetto le regioni meno colpite con conseguente ripresa economica più lenta e difficile. Allo stesso tempo l'andamento medio

della luce per le aree più danneggiate non è così diverso da differenziarsi in modo significativo ed evidente rispetto quello delle aree meno colpite per tutti i mesi dopo l'inizio della guerra, ma soltanto per alcuni di questi.

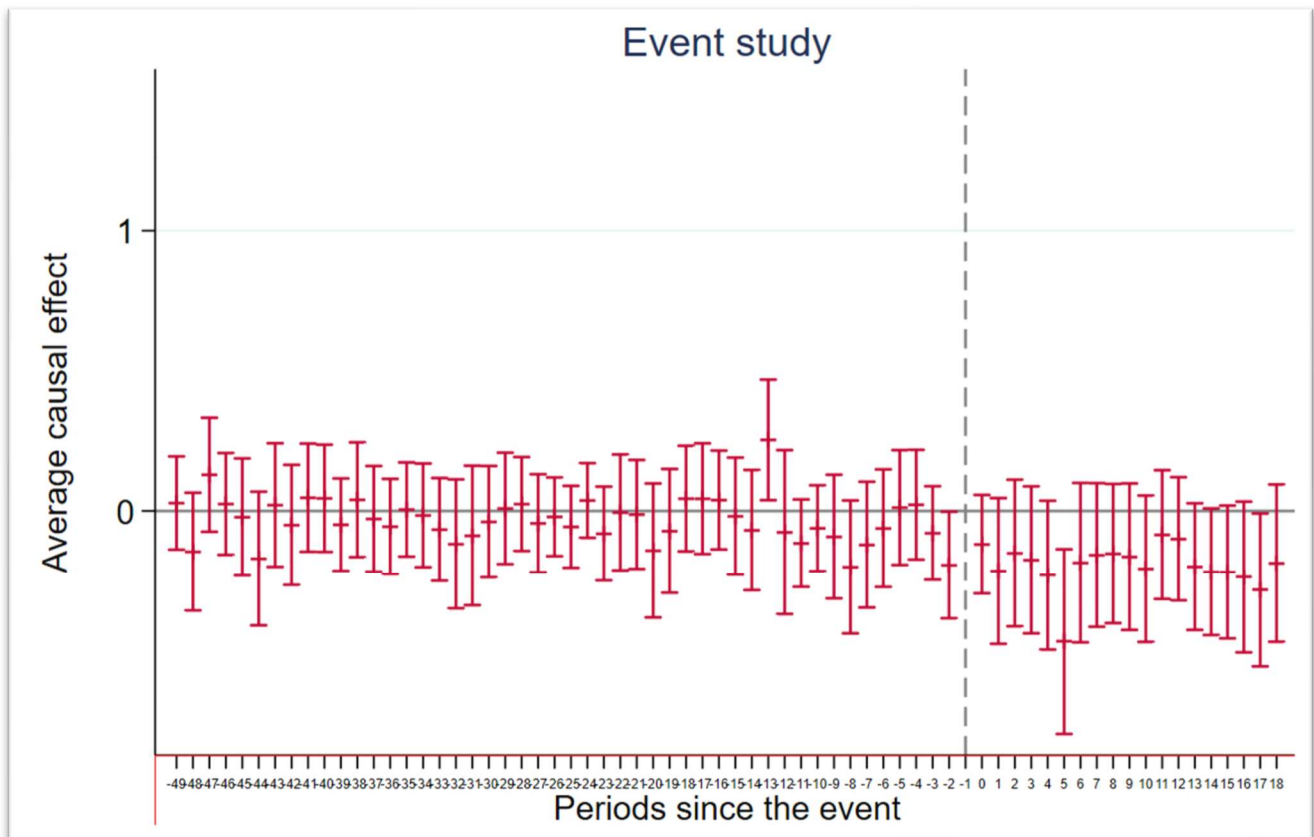


Grafico 20. Andamento dei valori medi di intensità di luce notturna per i paesi attaccati, in relazione al secondo modello di dati. Il grafico mostra i risultati della regressione relativa all'equazione 16. Sulle ascisse sono riportati 49 istanti antecedenti al conflitto e 18 istanti successivi al suo inizio. Per ogni istante della sequenza è presente un segmento, ognuno con ampiezze diverse. Il valore al centro di ogni segmento rappresenta il valore medio di luce notturna relativamente al mese considerato per il gruppo di oblast sotto attacco, mentre, l'ampiezza dei segmenti dipende dall'incertezza e dalla variabilità delle osservazioni relativamente al periodo considerato. La linea tratteggiata verticale posizionata in corrispondenza dell'ascissa con valore -1 indica l'istante antecedente alla guerra (mese di gennaio) considerato come riferimento per effettuare correttamente la regressione.

8. Conclusione

In questo studio, sono stati analizzati gli impatti della guerra russo-ucraina attraverso la variazione temporale dell'intensità della luce notturna, utilizzando dati satellitari come metodo non convenzionale per monitorare le dinamiche economiche e umane in un contesto di conflitto. I risultati indicano che le aree maggiormente colpite dagli attacchi bellici hanno registrato cali significativi dell'intensità luminosa rispetto le regioni meno colpite appartenenti all'area occidentale. Allo stesso tempo le regioni sotto il controllo russo hanno mostrato una ripresa più rapida. Questi risultati confermano la validità dell'uso dei dati di luce notturna per analisi economiche in aree instabili, fornendo nuove prospettive sull'impatto dei conflitti.

Tuttavia, lo studio presenta alcune limitazioni, come la dipendenza dalla risoluzione spaziale dei dati satellitari e l'assenza di dati economici tradizionali, relativi al periodo del conflitto armato, per il confronto diretto. Inoltre, questa analisi potrebbe essere ripetuta a livelli di aggregazione spaziale più dettagliati, come quelli sub-regionali, per ottenere una comprensione ancora più precisa delle dinamiche locali.

Future ricerche potrebbero approfondire l'analisi includendo ulteriori variabili e migliorando la granularità dei dati. In conclusione, questo lavoro contribuisce a una migliore comprensione degli effetti economici dei conflitti, evidenziando la necessità di metodologie innovative per affrontare le sfide contemporanee.

Elenco delle fonti bibliografiche.

Rilevazioni satellitari di luce notturne: origini e metodologie di raccolta dati - Il ruolo dei dati satellitari nella ricerca economica:

- 1.1 John Gibson, Susan Olivia, Geua Boe-Gibson, Chao Li, Which night lights data should we use in economics, and where? *Journal of Development Economics*, Volume 149, 2021.
- 1.2 Henderson, Vernon, Adam Storeygard, and David N. Weil. 2011. "A Bright Idea for Measuring Economic Growth." *American Economic Review*, 101 (3): 194-99.
- 1.3 Henderson, J. Vernon, Adam Storeygard, and David N. Weil. 2012. "Measuring Economic Growth from Outer Space." *American Economic Review*, 102 (2): 994-1028.
- 1.4 Gibson, J., Olivia, S. and Boe-Gibson, G. (2020), NIGHT LIGHTS IN ECONOMICS: SOURCES AND USES[†]. *Journal of Economic Surveys*, 34: 955-980. <https://doi.org/10.1111/joes.12387>
- 1.5 Christopher D Elvidge, Kimberly Baugh, Mikhail Zhizhin, Feng Chi Hsu & Tilottama Ghosh (2017) VIIRS night-time lights, *International Journal of Remote Sensing*, 38:21, 5860-5879, DOI: [10.1080/01431161.2017.1342050](https://doi.org/10.1080/01431161.2017.1342050)
- 1.6 Gibson, J. (2021), Better Night Lights Data, For Longer[†]. *Oxf Bull Econ Stat*, 83: 770-791. <https://doi.org/10.1111/obes.12417>

Dataset VIIRS: innovazioni e applicazioni pratiche:

- 3.1 Robert C.M. Beyer, Sebastian Franco-Bedoya, Virgilio Galdo, Examining the economic impact of COVID-19 in India through daily electricity consumption and nighttime light intensity, *World Development*, Volume 140, 2021;
- 3.2 Mark Roberts, Tracking economic activity in response to the COVID-19 crisis using nighttime lights – The case of Morocco, *Development Engineering*, Volume 6, 2021;
- 3.3 Farzanegan, M.R.; Fischer, S. Lifting of International Sanctions and the Shadow Economy in Iran—A View from Outer Space. *Remote Sens.* **2021**, *13*, 4620. <https://doi.org/10.3390/rs13224620>;
- 3.4 Farzanegan MR, Fischer S. Lifting of International Sanctions and the Shadow Economy in Iran—A View from Outer Space. *Remote Sensing*. 2021; 13(22):4620. <https://doi.org/10.3390/rs13224620>;
- 3.5 Farzanegan, Mohammad Reza, and Sven Fischer. 2021. "Lifting of International Sanctions and the Shadow Economy in Iran—A View from Outer Space" *Remote Sensing* 13, no. 22: 4620. <https://doi.org/10.3390/rs13224620>;

Ucraina e Russia: un legame storico:

- 4.1 [https://www.treccani.it/enciclopedia/ucraina_res-840622a4-00a3-11e2-b986-d5ce3506d72e_\(Atlante-Geopolitico\)/](https://www.treccani.it/enciclopedia/ucraina_res-840622a4-00a3-11e2-b986-d5ce3506d72e_(Atlante-Geopolitico)/)
- 4.2 https://it.abcdef.wiki/wiki/Administrative_divisions_of_Ukraine

Descrizione e Origini dei Dati: Analisi dei Dataset e Fonti:

- 4.1.1 https://github.com/zhukovyuri/VIINA/blob/master/Figures/Maps/ctr_anim_latest.gif

- 4.1.2 "Near-Real Time Analysis of War and Economic Activity during Russia's Invasion of Ukraine", Yuri M. Zhukov, Department of Political Science, University of Michigan
- 4.1.3 Yelistratova, L. O., Apostolov, O. A., Khodorovskiy, A. Ya., Khyzhniak, A. V., Tomchenko, O. V., & Lialko, V. I. (2022). Use of Satellite Information for Evaluation Socio-Economic Consequences of the War in Ukraine. *Ukr. Geogr. Zh.*, 2, 11–18.
- 4.1.4 Ialongo, I., Bun, R., Hakkarainen, J. et al. Satellites capture socioeconomic disruptions during the 2022 full-scale war in Ukraine. *Sci Rep* 13, 14954 (2023). <https://doi.org/10.1038/s41598-023-42118-w>
- 4.1.5 Wang, Lin & Lei, Henggang & Xu, Hanqiu. (2024). Analysis of Nighttime Light Changes and Trends in the One Year Anniversary of the Russia-Ukraine Conflict. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*. PP. 1-19. 10.1109/JSTARS.2024.3357727.

Un' analisi comparativa dell'intensità luminosa in Ucraina:

- 5.1 War in Donbas, Wikipedia, https://en.wikipedia.org/wiki/War_in_Donbas
- 5.2 "How Russia's war in Ukraine has unfolded, month by month." <https://www.nytimes.com/article/ukraine-russia-war-timeline.html>
- 5.3 "A Russia-Ukraine timeline: Key moments, from attack on Kyiv to counteroffensive", By Sammy Westfall, <https://www.washingtonpost.com/world/2023/06/09/russia-ukraine-war-timeline-counteroffensive/>
- 5.4 " 'Massive blackouts' as 30% of Ukraine's power stations destroyed in just over a week, Zelensky says", By Sana Noor Haq, Gul Tuysuz and Uliana Pavlova, CNN, <https://edition.cnn.com/2022/10/18/europe/russia-ukraine-power-stations-energy-attacks-intl/index.html>
- 5.5 Timeline of the Russian invasion of Ukraine (8 April – 28 August 2022), Wikipedia, [https://en.wikipedia.org/wiki/Timeline_of_the_Russian_invasion_of_Ukraine_\(8_April_%E2%80%93_28_August_2022\)](https://en.wikipedia.org/wiki/Timeline_of_the_Russian_invasion_of_Ukraine_(8_April_%E2%80%93_28_August_2022))
- 5.6 "Inside Russia's plot to plunge Ukraine into darkness, and how Ukrainians have survived", By Eliza Mackintosh, Yulia Kesaieva and CNN Visuals Photographs by Paula Bronstein, February 24, 2023 <https://edition.cnn.com/interactive/2023/02/europe/putin-ukraine-energy-infrastructure-attack/index.html>
- 5.7 "Ukraine conflict: How much damage has Russia done to power supplies?", BBC News, <https://www.bbc.com/news/world-63721069>
- 5.8 "Visual analysis: Ukraine's war of survival enters third year", by Ben Hall, Steven Bernard, Keith Fray and Alan Smith in London, FEBRUARY 24 2024, FINANCIAL TIMES, <https://www.ft.com/content/39656a7f-fcf8-4ceb-b162-041863dc7a55>
- 5.9 <https://edition.cnn.com/interactive/2023/02/europe/russia-ukraine-war-timeline/>
- 5.10 "Ukraine war: A month-by-month timeline of the conflict so far", By Joshua Askew, Euronews, <https://www.euronews.com/2023/01/30/ukraine-war-a-month-by-month-timeline-of-the-conflict-in-2022>
- 5.11 "The war in Ukraine in 12 key moments", By Sophie Tanno, CNN, <https://edition.cnn.com/2024/02/24/europe/ukraine-war-second-anniversary-key-moments-intl/index.html>
- 5.12 "Ukraine war: Blackouts in 1,162 towns and villages after Russia strikes", By Hugo Bachega & Yaroslav Lukov, In Kyiv and London, BBC, <https://www.bbc.com/news/world-europe-63297239>

5.13 "Interactive map: How the Ukraine war is developing, day by day",
<https://www.nzz.ch/english/ukraine-war-interactive-map-of-the-current-front-line-id.1688087#content-table-second>

Luci notturne e Prodotto Interno Lordo Ucraino:

6.1 "Distribution of gross domestic product (GDP) in Ukraine in 2021, by sector", Statista,
<https://www.statista.com/statistics/1322567/ukraine-share-of-gdp-by-sector/>

6.2 https://weatherspark.com/compare/y/96633~100364~98362~91475~97796/Comparison-of-the-Average-Weather-in-Kiev-Donetsk-Simferopol-Lviv-and-Sevastopol#google_vignette

6.3 Regional Accounts, <https://stat.gov.ua/en/datasets/regional-accounts>

Eventi bellici e rilevazioni satellitari: il legame tra incendi ed attacchi militari:

7.1 "Ukraine - Subnational Administrative Boundaries",
<https://data.humdata.org/dataset/geoboundaries-admin-boundaries-for-ukraine>

7.2 FIRMS NASA, <https://firms.modaps.eosdis.nasa.gov/map/#d:2022-05-01..2022-05-31;@33.6,48.7,6.9z>

Quantificare l'impatto degli attacchi bellici tramite luci notturne:

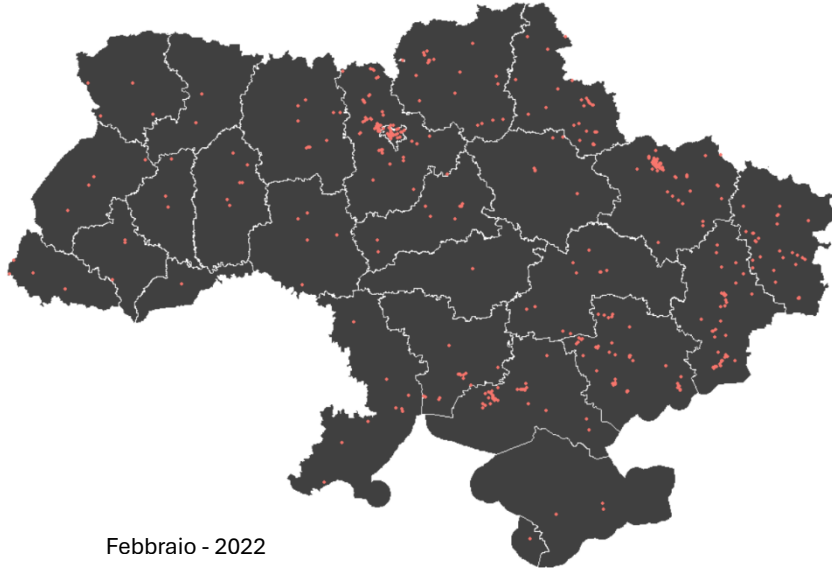
8.1 "Difference-in-Difference Estimation", Columbia University,
<https://www.publichealth.columbia.edu/research/population-health-methods/difference-difference-estimation>

8.2 W. e J.M. Wooldridge (2009). "Recent Developments in the Econometrics of Programation".
Journal of Economic Literature. 47 (1): 5 - 86, ISTAT, <https://www.istat.it/it/files/2016/05/4-Modello-difference-in-difference.pdf>

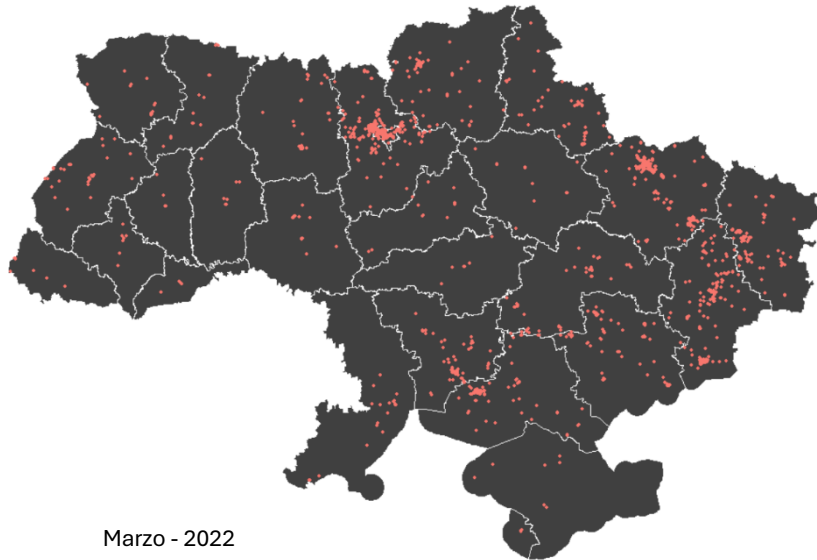
8.3 "Casualties of border changes: Evidence from nighttime lights and plant exit", Kristian Behrens,
August 12, 2023

8.4 <https://www.youtube.com/watch?v=Q5QOCMIwjbq>

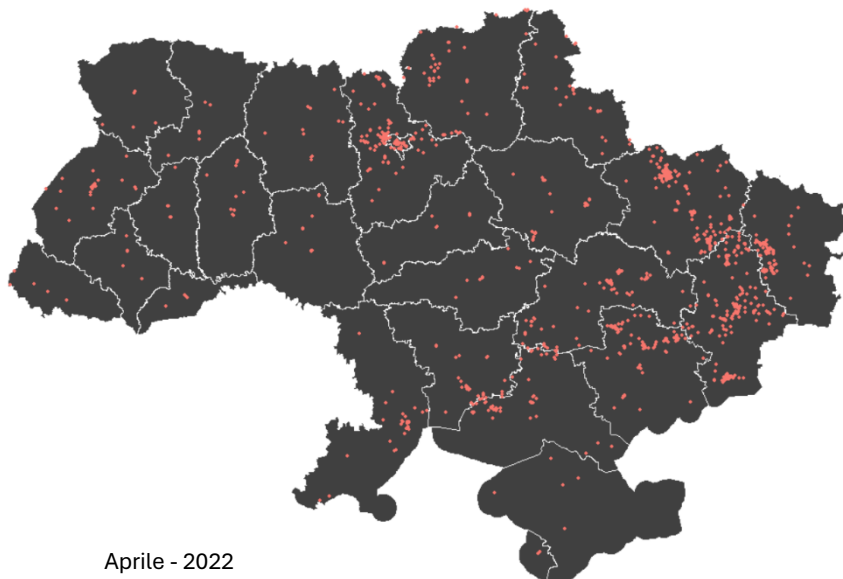
Mappe degli attacchi militari in Ucraina



Febbraio - 2022

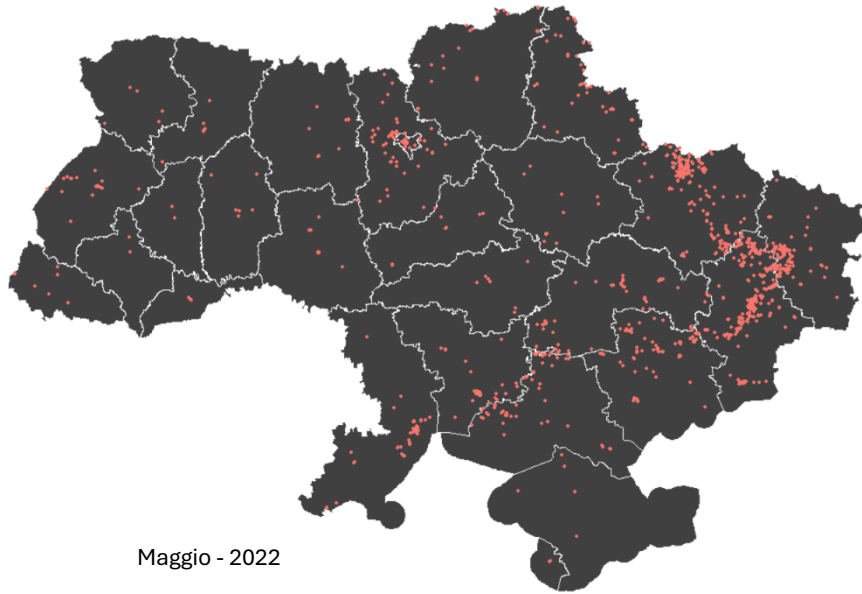


Marzo - 2022

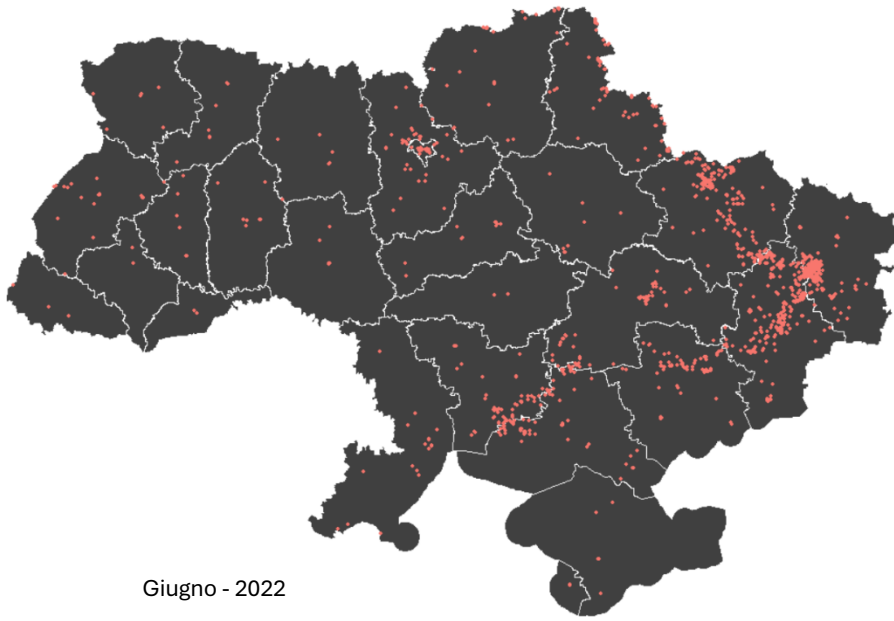


Aprile - 2022

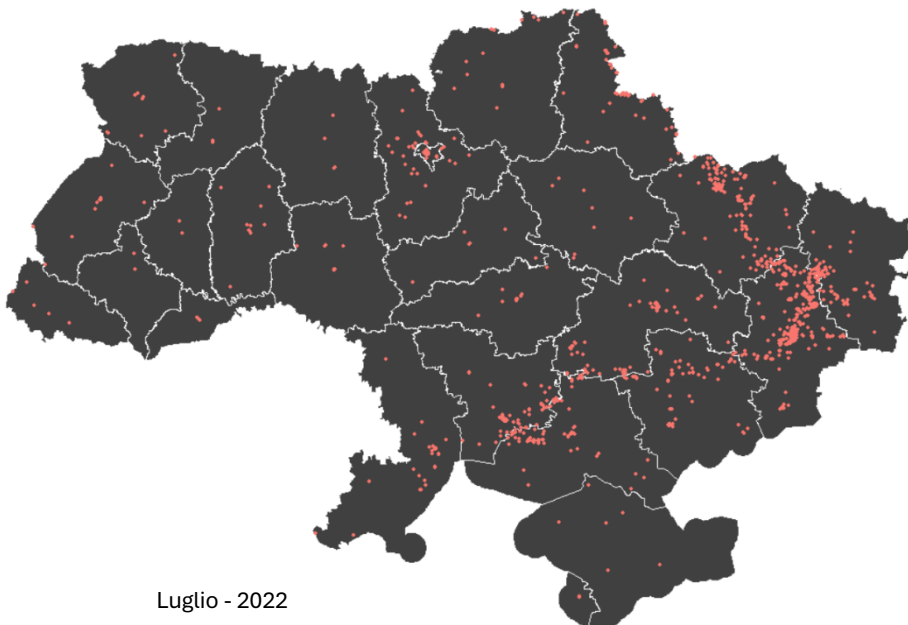
Appendice tecnico



Maggio - 2022

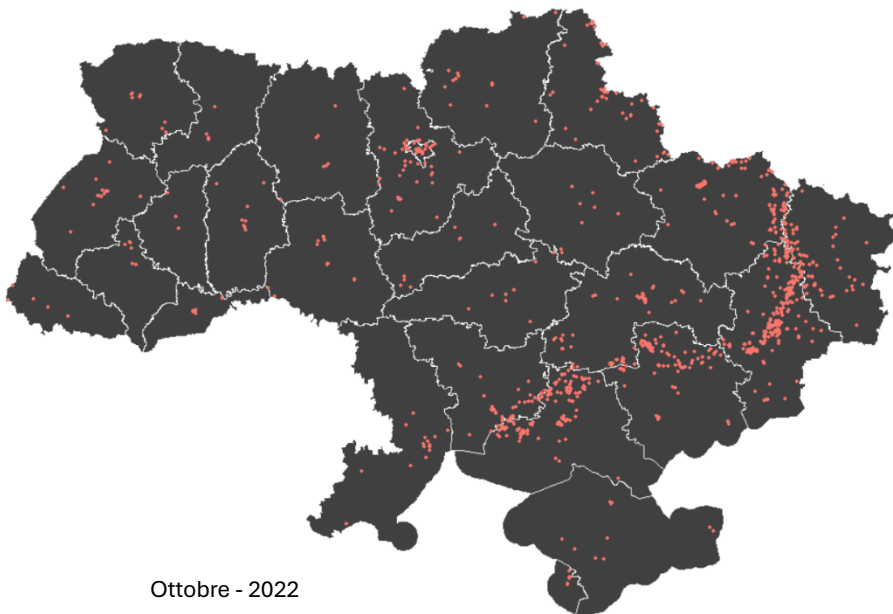
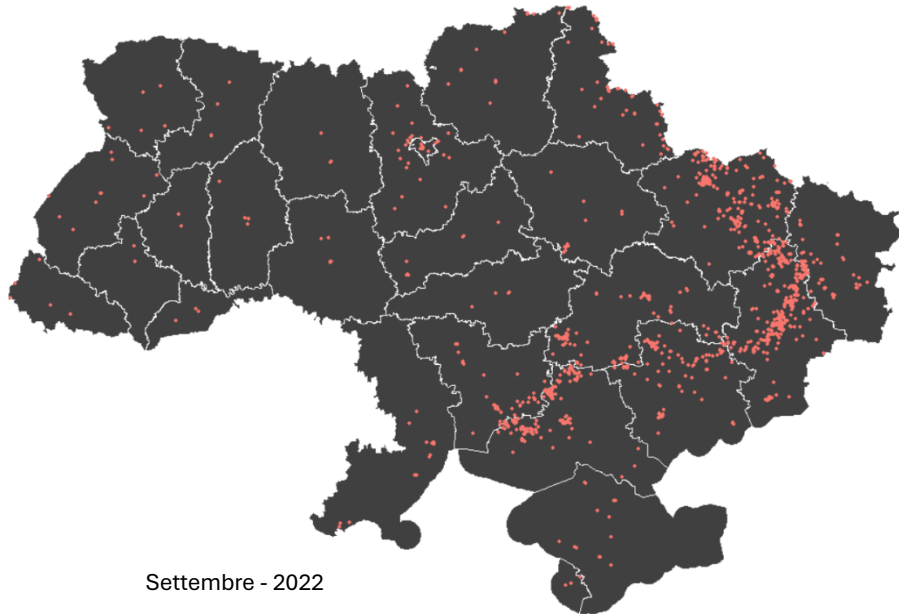
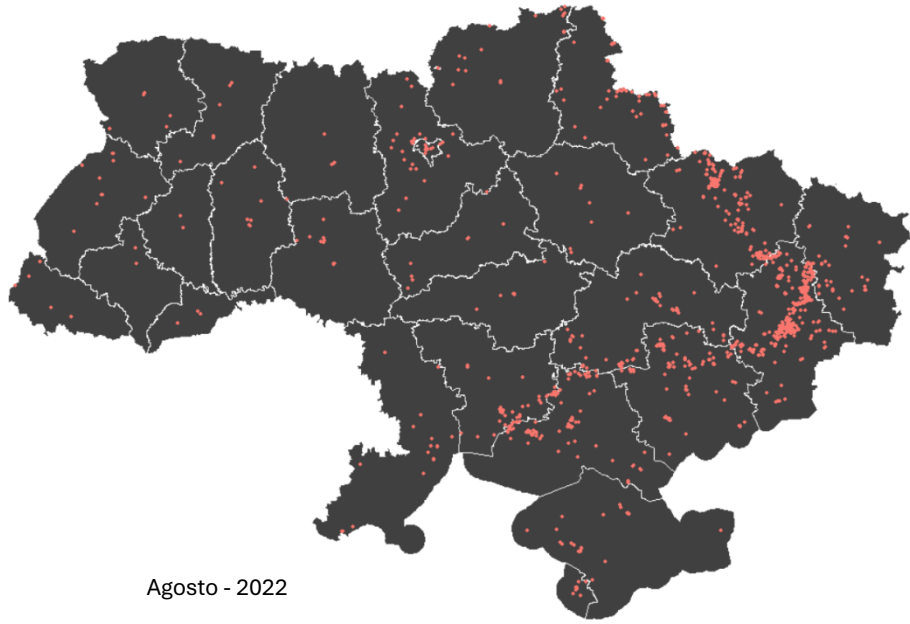


Giugno - 2022

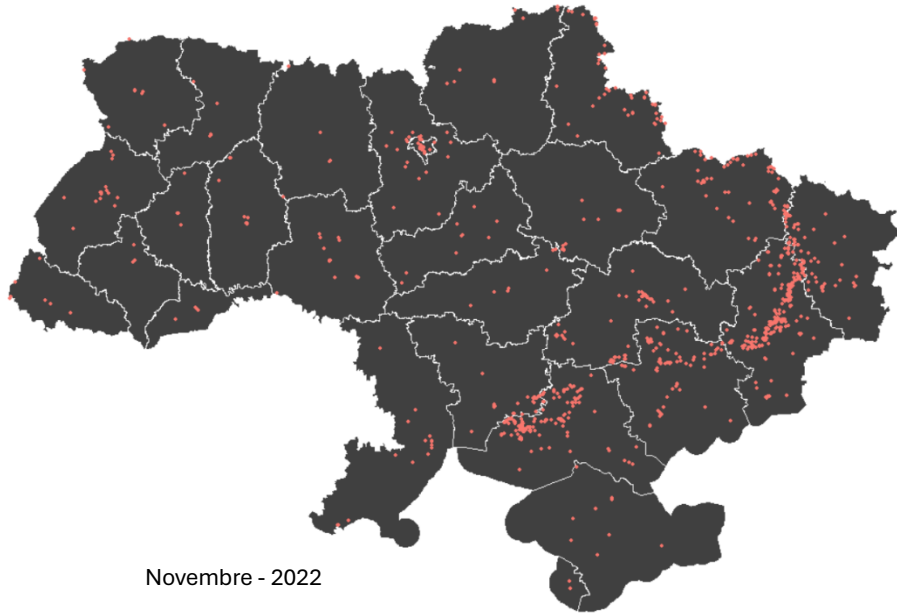


Luglio - 2022

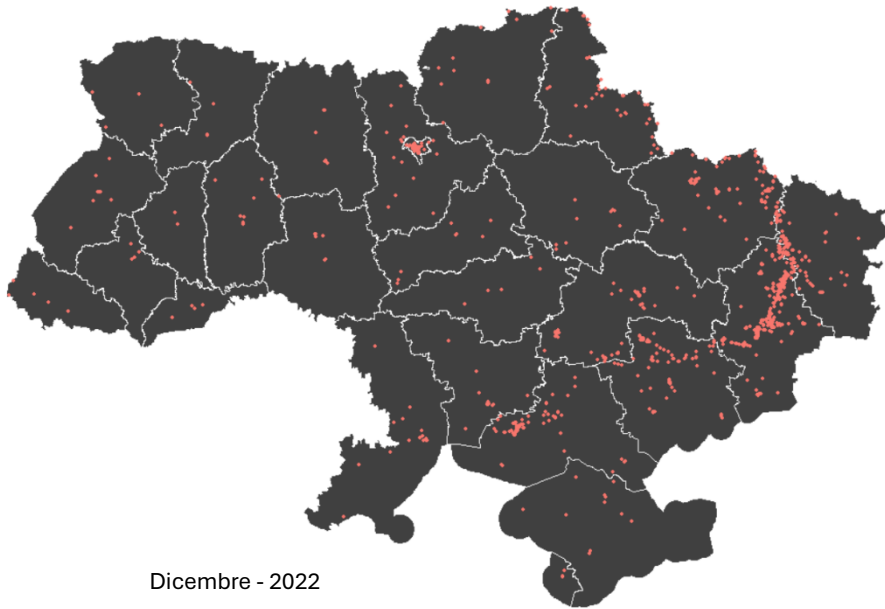
Appendice tecnico



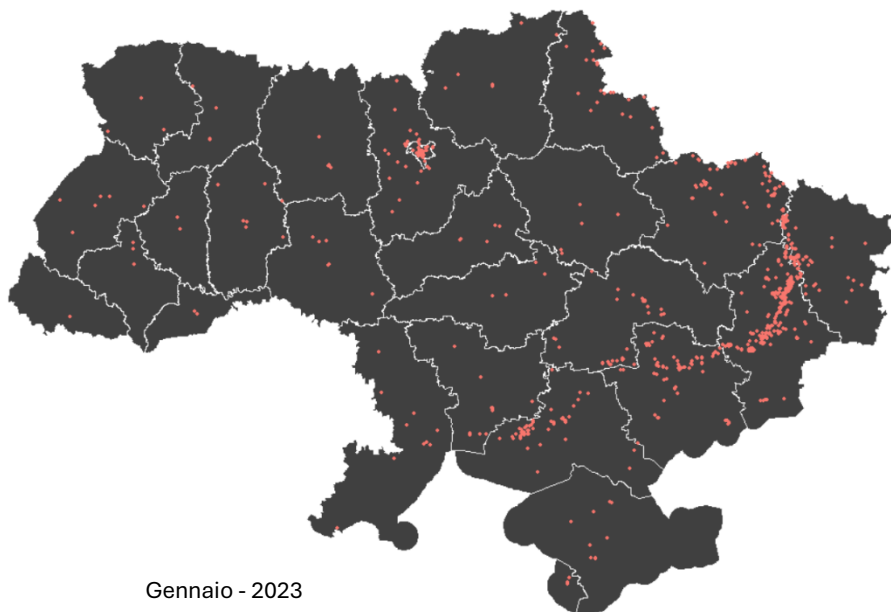
Appendice tecnico



Novembre - 2022

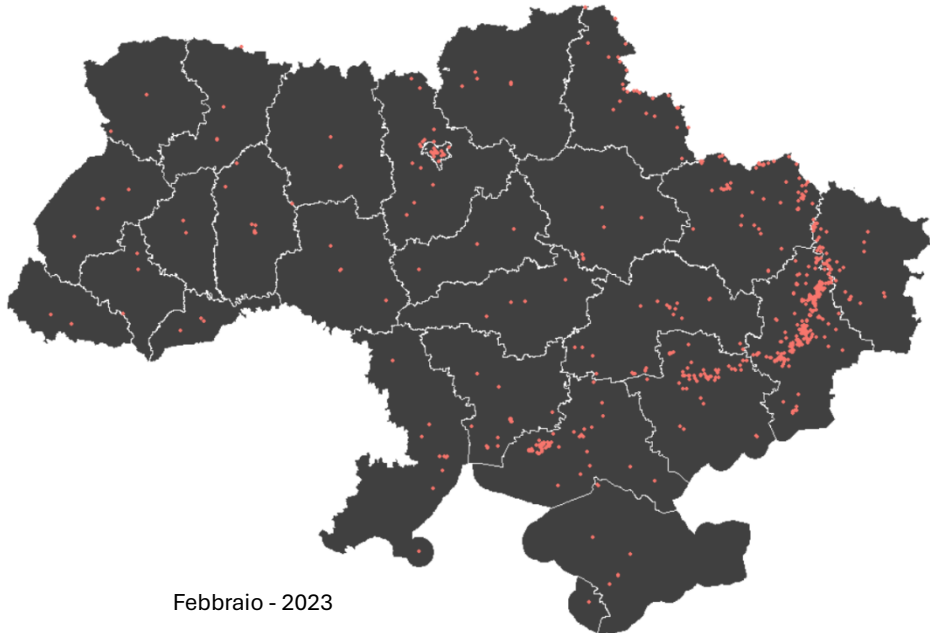


Dicembre - 2022

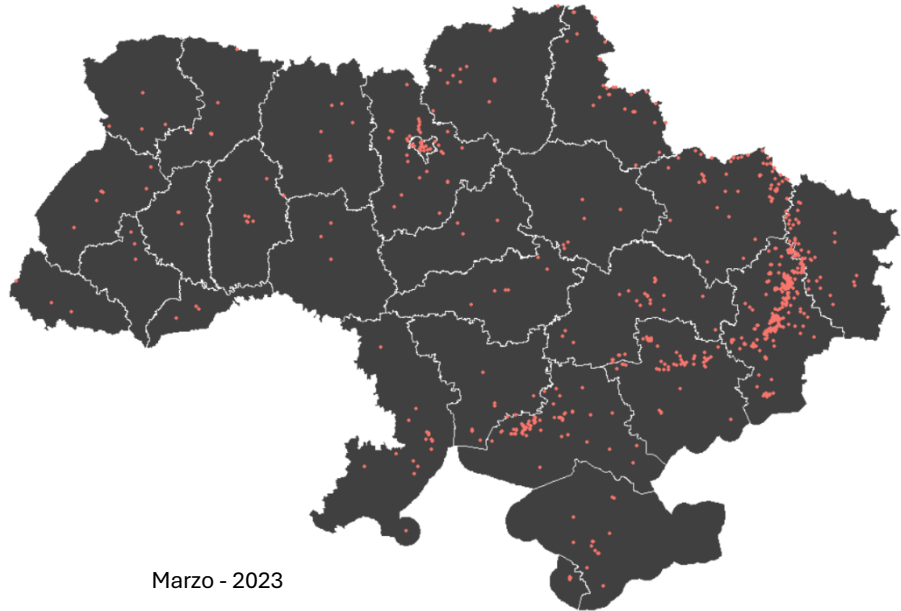


Gennaio - 2023

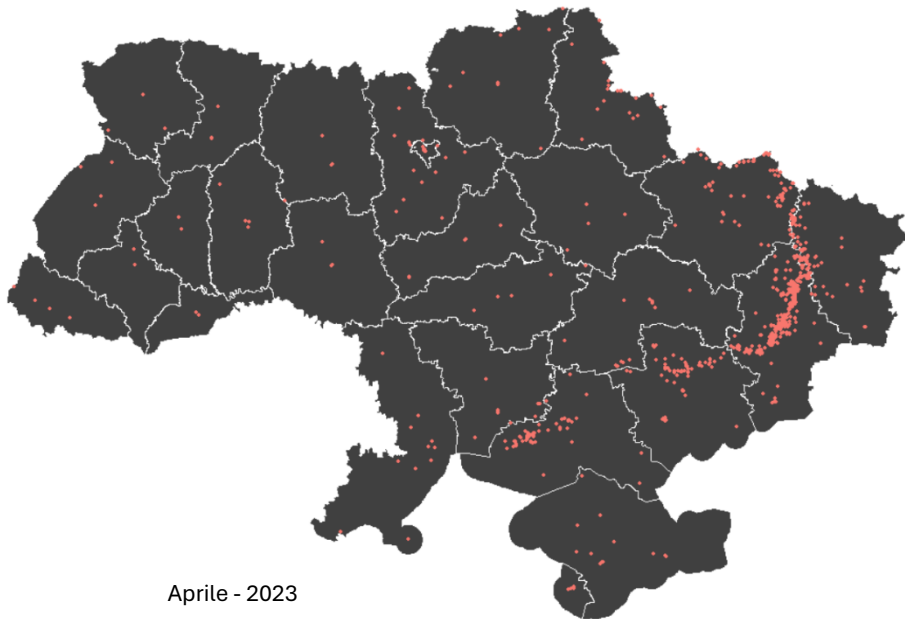
Appendice tecnico



Febbraio - 2023

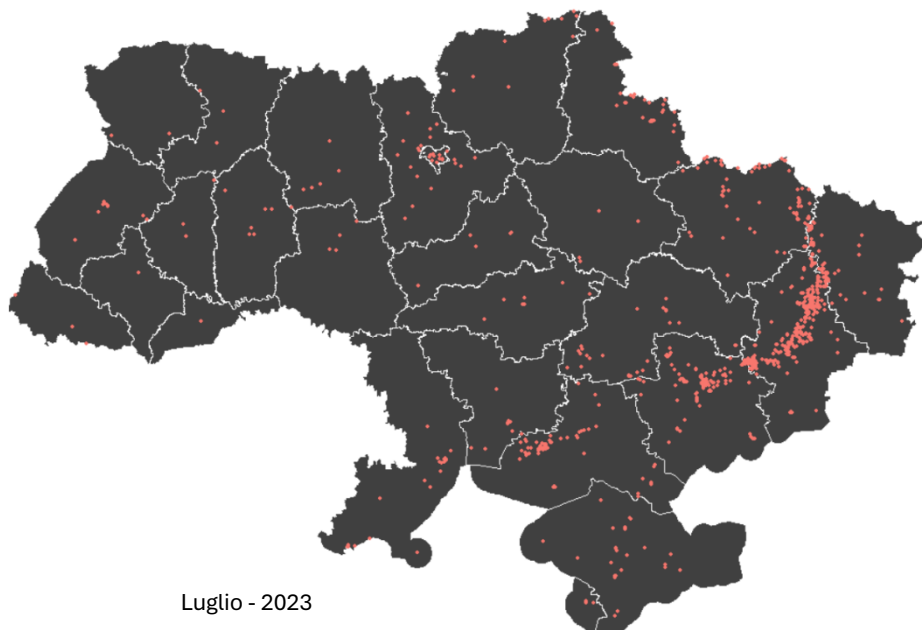
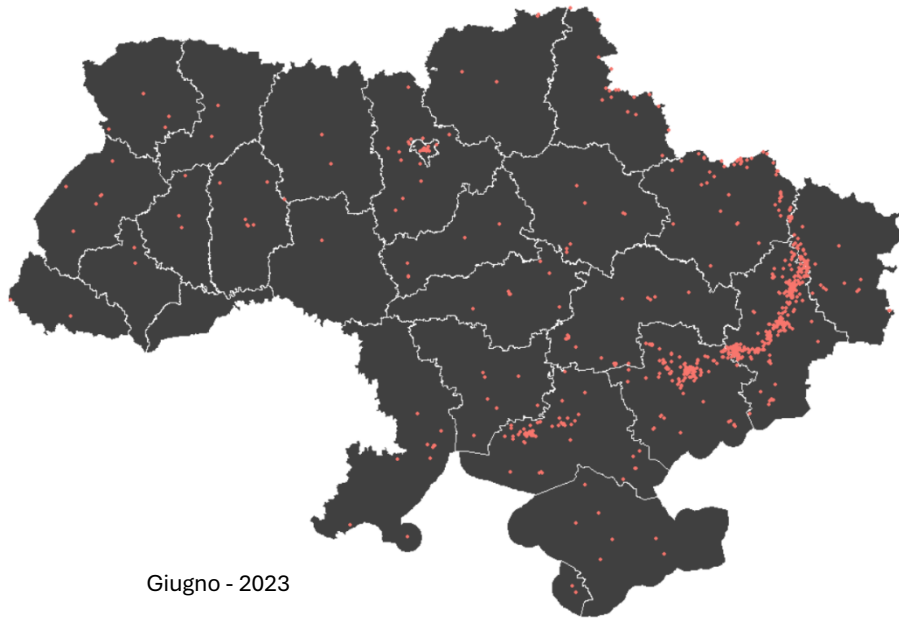
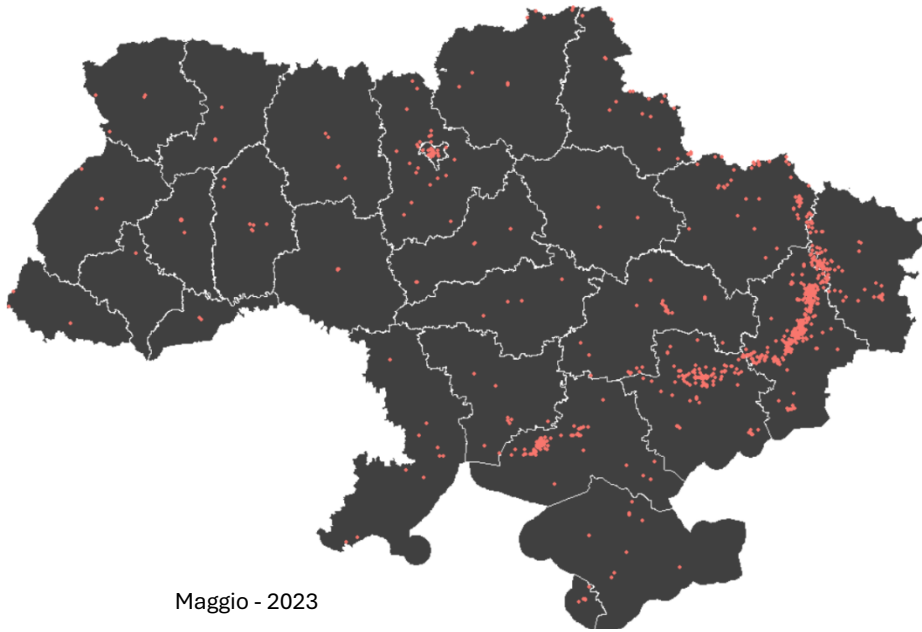


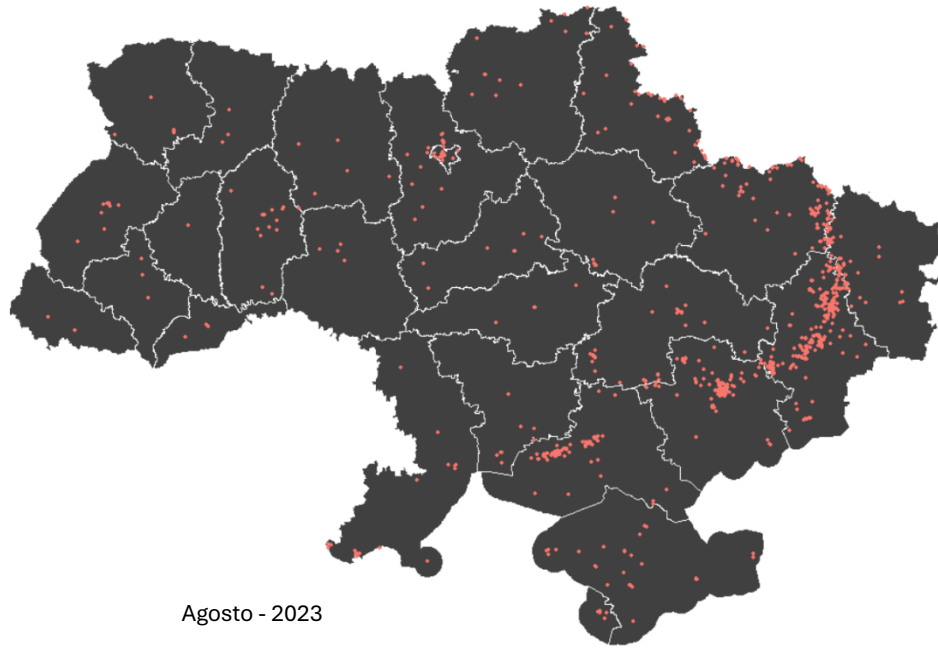
Marzo - 2023



Aprile - 2023

Appendice tecnico





Test di parallelismo degli andamenti di luce notturna tra i gruppi di Oblast attaccati e non-attaccati

Test Parallelismo Andamenti di luce	
	Residuo_NTL
sotto_attacco	0,1581992*** (0,0236717)
after	0,0904513*** (0,0207307)
sotto_attacco*after	-0,0120928 (0,0331404)
costante	-0,0745824*** (0,0148077)
N_osservazioni	1127
R-squared	0,091
Adj R-squared	0,0886
RMSE	0,27143

La regressione effettuata confronta l'andamento dell'intensità di luce notturna per le regioni attaccate rispetto le regioni non attaccate, considerando il periodo antecedente al conflitto (da gennaio 2018 a gennaio 2022). Il coefficiente relativo al gruppo degli oblast attaccati per il periodo precedente al conflitto armato risulta non significativamente diverso da 0, confermando il parallelismo tra i due gruppi.

Codice R per la geolocalizzazione degli incendi a livello regionale

```

library("sf")
library("dplyr")
library("spdep")
library("rgeoda")
library("scales")
library("viridis")
library("ggplot2")

height = 10
width = 15

sf_use_s2(TRUE)

boundaries = read_sf("Inserire_percorso_file_mappa\\geoBoundaries-UKR-
ADM1.geojson")

boundaries = st_simplify(boundaries, preserveTopology = TRUE, dTolerance
= 0.0005)

fire = read.table("Inserire-
_percorso_file_incendi\\rilevazione_incendi.csv", header = TRUE, sep =
",")

names(fire) = c("longitude", "latitude", "data", "date_int", "mese", "anno")

fire = fire%>%
filter(mese == "inserire mese di interesse")%>%
filter(anno == "inserire anno di interesse")

fire_geom <- st_as_sf(fire, coords = c("longitude", "latitude"), crs =
st_crs(boundaries))

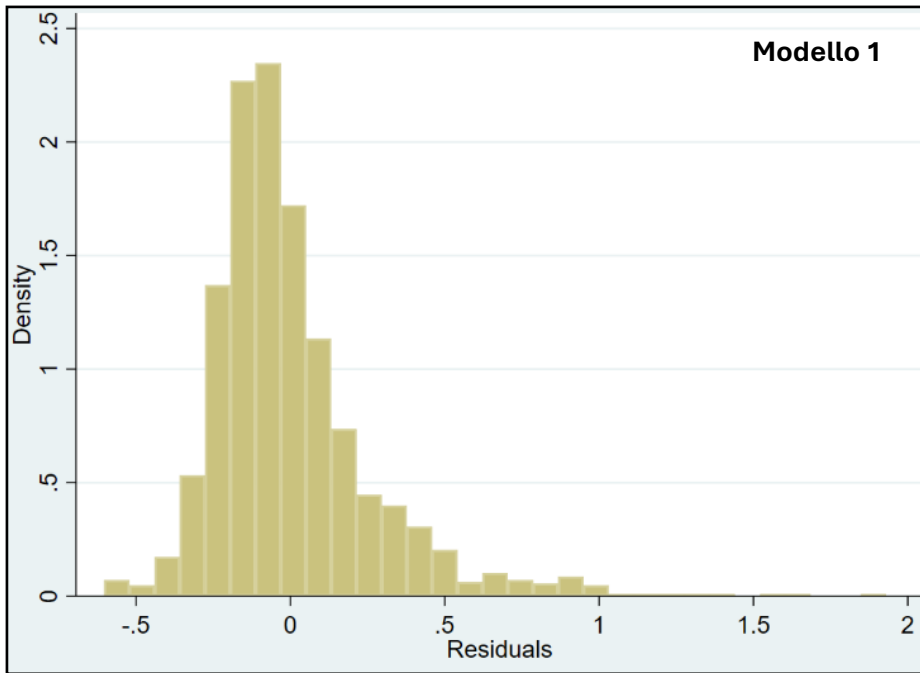
fire_with_oblast <- st_join(fire_geom, boundaries)

incendi_per_oblast <- fire_with_oblast %>%
group_by(shapeName) %>%
summarize(incendi_count = n())

View(incendi_per_oblast)

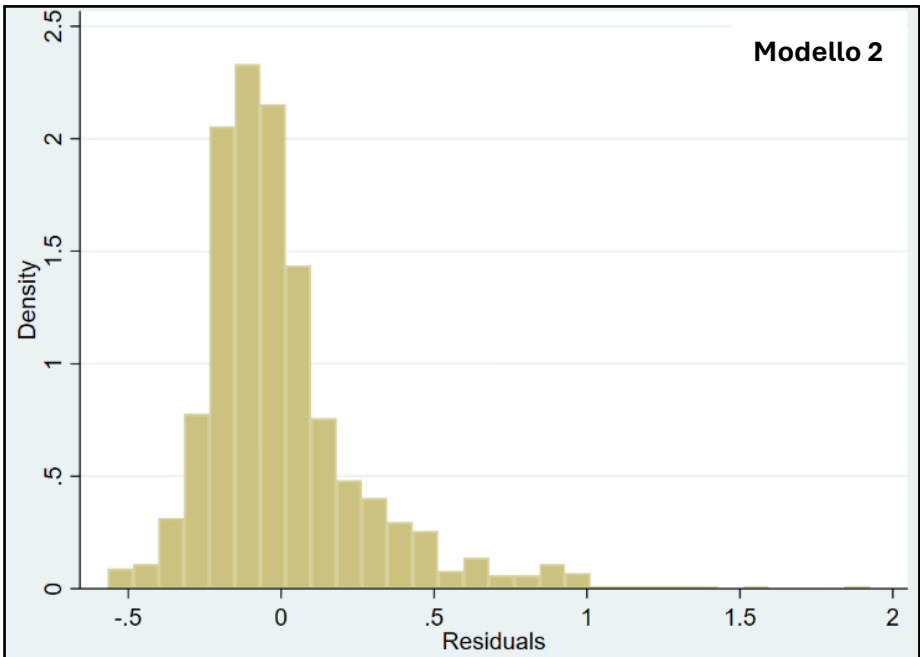
```

Test di normalità della distribuzione della luce destagionalizzata



Shapiro-Wilk W test for normal data

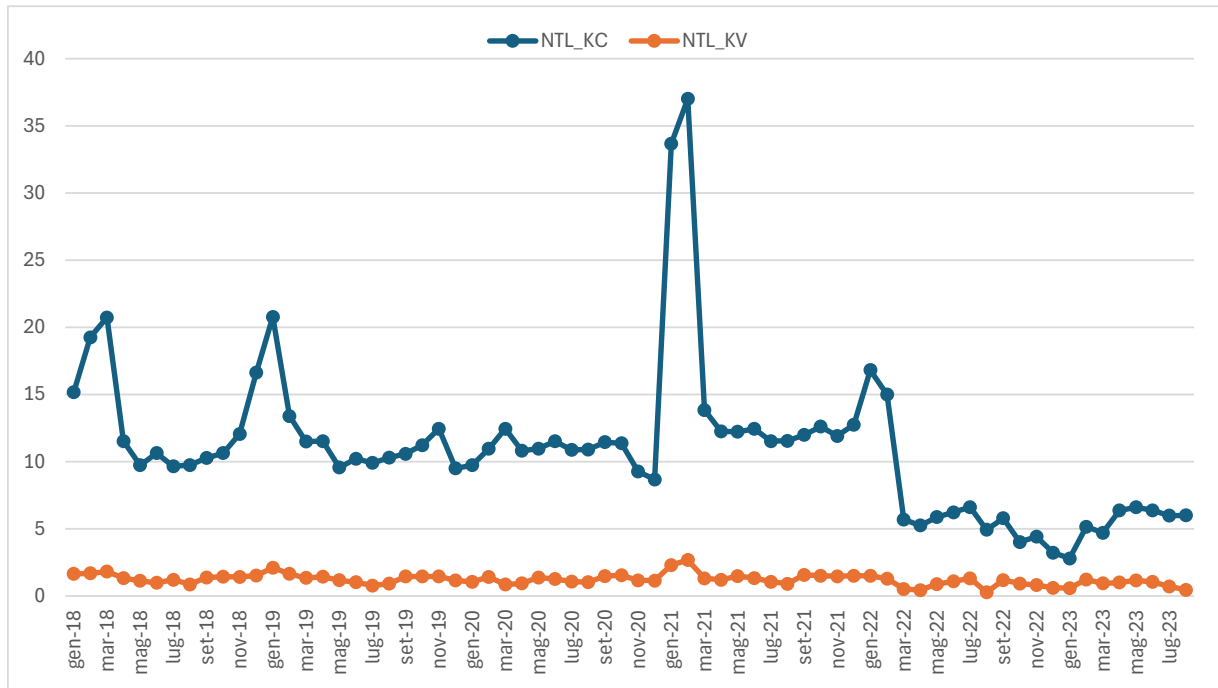
Variable	Obs	W	V	z	Prob>z
residuitrue	1,564	0.87019	123.073	12.131	0.00000



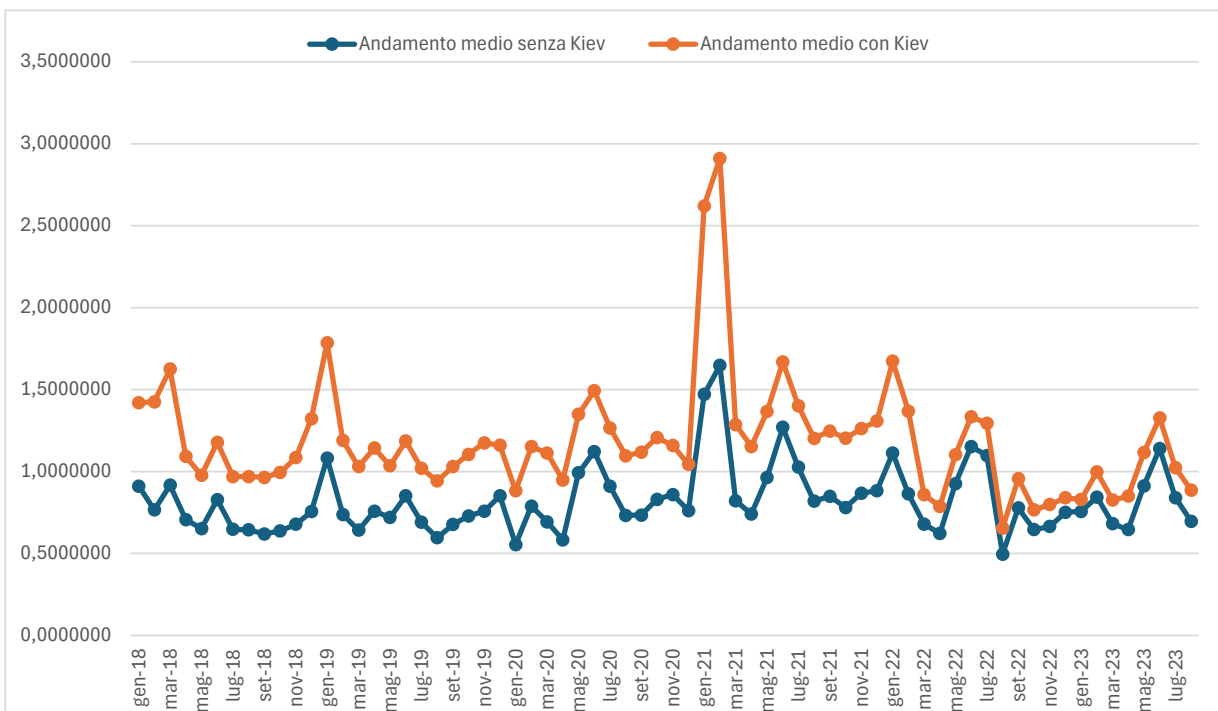
Shapiro-Wilk W test for normal data

Variable	Obs	W	V	z	Prob>z
residuitrue	1,224	0.86079	105.554	11.632	0.00000

Analisi Outlier – Oblast Indipendente della Città di Kiev



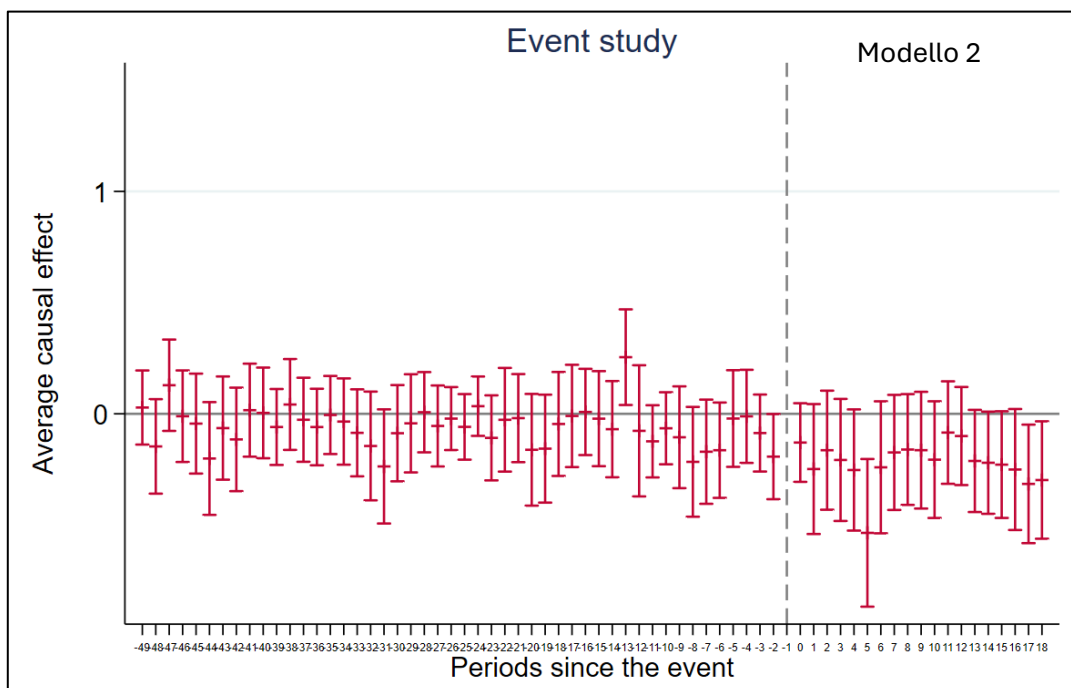
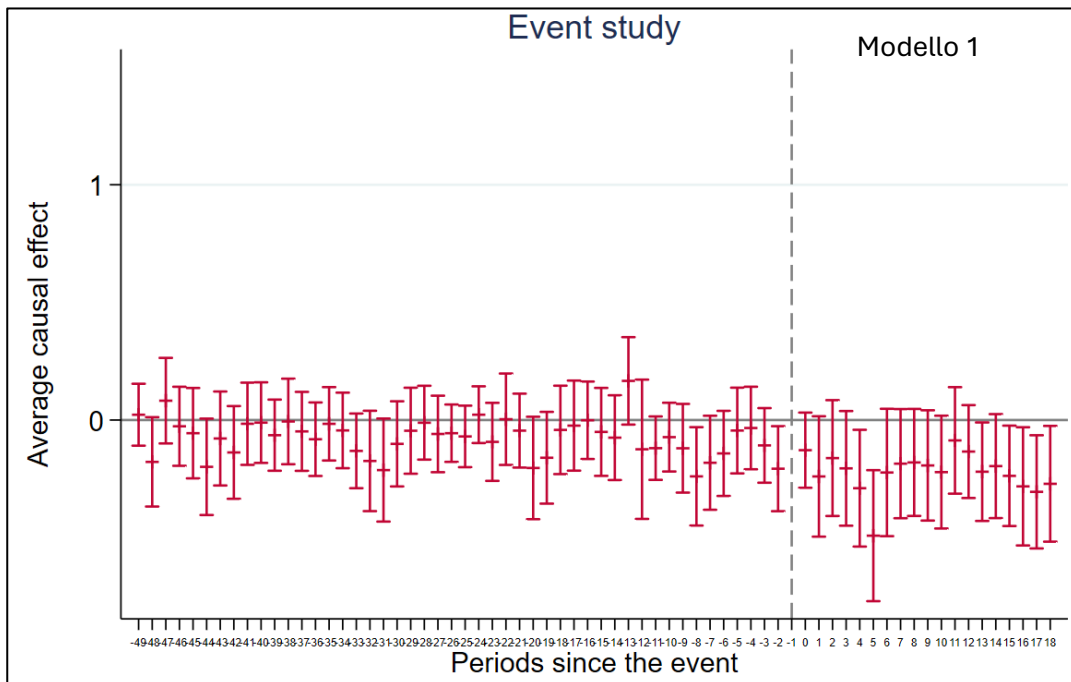
Confronto tra andamento dell'intensità luminosa notturna di Kiev Città (in blu) e Kiev Oblast (in arancione).



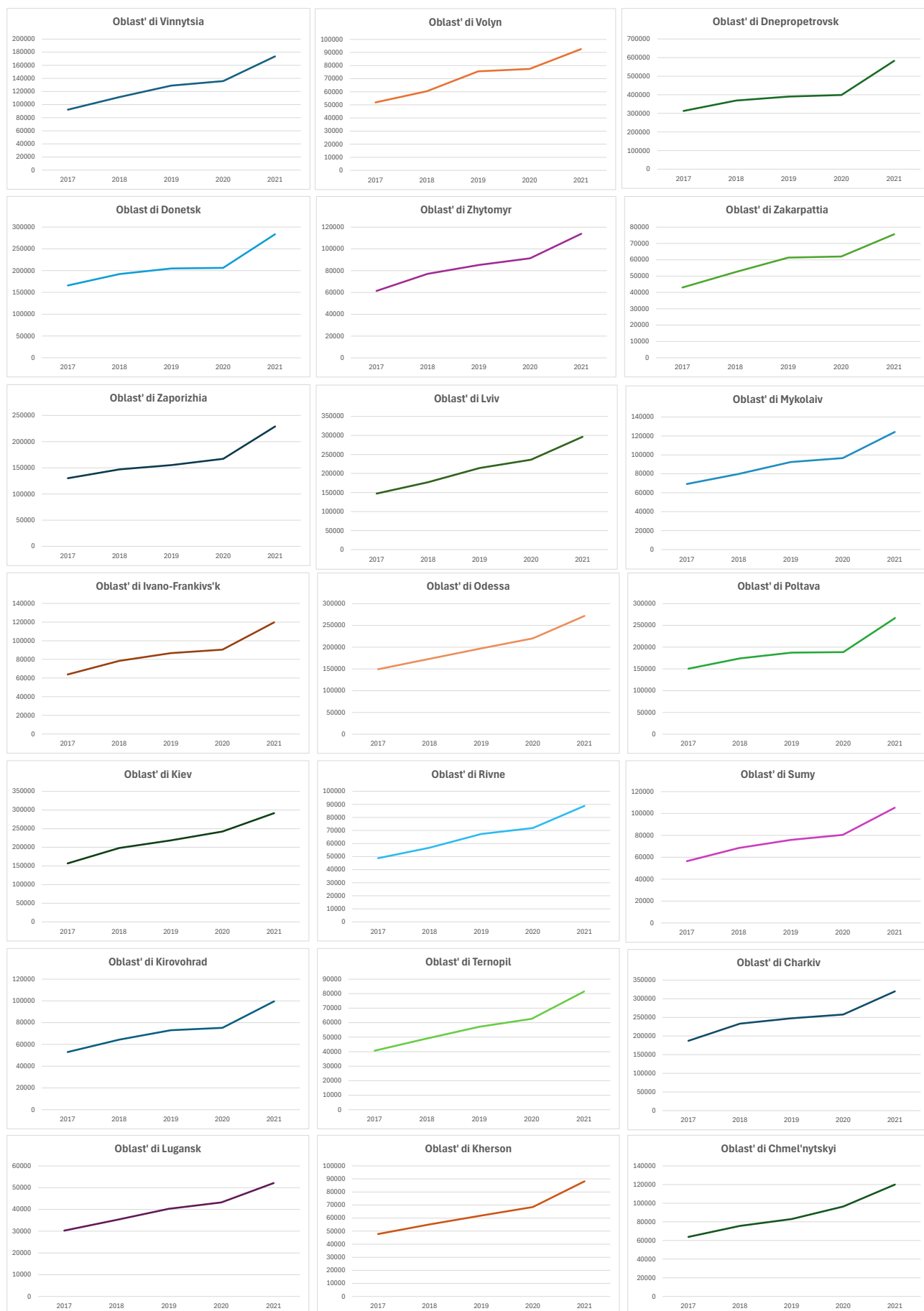
Confronto tra andamento medio dell'intensità di luce notturna in Ucraina includendo la città di Kiev (in arancione) ed escludendo la città di Kiev (in blu).

Analisi Event Study con valore di luce notturna depurato dagli incendi

I seguenti grafici illustrano i risultati della regressione del modello di "event study" descritto nel Capitolo 7.4. La differenza principale rispetto al modello precedente risiede nel fatto che i valori della rilevazione di luce notturna, variabile dipendente del modello, sono stati depurati dagli incendi giornalieri rilevati dai sistemi satellitari VIIRS S-NPP della NASA. Questi satelliti effettuano rilevazioni a partire dal 20 giugno 2012, coprendo pertanto l'intero periodo di interesse per lo studio in questione. Attraverso la maschera degli incendi, i valori di intensità luminosa sono stati depurati dalla presenza di fonti luminose non artificiali, che potrebbero compromettere la validità delle rilevazioni. Il primo grafico si riferisce alla regressione del Modello 1, mentre il secondo grafico mostra i risultati del Modello 2, che considera un numero inferiore di oblast per il gruppo dei non-attaccati. Gli andamenti sono molto simili a quelli presentati nel Capitolo 7.4. Tuttavia, risulta leggermente più evidente nel primo grafico la diminuzione di luce per gli oblast sotto attacco per i mesi successivi all'inizio del conflitto.



Andamento della crescita economica regionale dal 2017 al 2021 - GRP



Appendice tecnico

