



**Politecnico  
di Torino**

**POLITECNICO DI TORINO**

Dipartimento Interateneo di Scienze, Progetto e Politiche del Territorio (DIST)

Corso di Laurea Magistrale in Ingegneria Gestionale (LM-31)

**Tesi di Laurea Magistrale**

# **Luci notturne e crescita economica**

Un'analisi subnazionale per il Libano

**Relatore**

Prof. Luigi Buzzachi

**Correlatore**

Prof. Antonio De Marco

Prof. Francesco Luigi Milone

**Candidato**

Marco Tancredi

Matricola S332164

Anno Accademico 2024-2025

Torino, Novembre 2025



# Indice

|  |           |
|--|-----------|
| <b>Sommario</b>  | <b>6</b>  |
| <b>Introduzione</b>  | <b>7</b>  |
| <b>1 Luci notturne da satellite: origini, fonti e limiti</b>               | <b>10</b> |
| 1.1 Origini e sviluppo storico . . . . .                                   | 10        |
| 1.2 Dataset disponibili e loro evoluzione: dal DMSP-OLS ai VIIRS . .       | 11        |
| 1.3 I dati DMSP-OLS . . . . .  | 13        |
| 1.4 I dati di nuova generazione: VIIRS . . . . .                           | 13        |
| 1.5 Problemi noti e implicazioni per l'uso economico . . . . .             | 15        |
| <b>2 Applicazioni dei dati satellitari in economia</b>                     | <b>17</b> |
| 2.1 Campi di applicazione delle luci notturne nell'analisi economica .     | 18        |
| 2.1.1 Un caso emblematico: la Corea del Nord . . . . .                     | 20        |
| 2.1.2 Un caso studio: il Paraguay . . . . .                                | 22        |
| <b>3 Le Luci Notturne come Proxy Economico</b>                             | <b>26</b> |
| 3.1 Meccanismi economici alla base della correlazione . . . . .            | 26        |
| 3.2 Dalle luci ai numeri: evidenze empiriche e metodi statistici . . . .   | 28        |
| 3.3 Vantaggi e limiti dell'approccio delle luci notturne . . . . .         | 32        |
| <b>4 Modello statistico di riferimento</b>                                 | <b>35</b> |
| 4.1 Luci notturne come proxy della crescita economica . . . . .            | 35        |
| 4.2 Il calcolo del peso ottimale $\lambda$ . . . . .                       | 37        |
| <b>5 Motivazione della scelta del Libano</b>                               | <b>41</b> |
| 5.1 Contesto Economico e Politico del Libano (2013–2020) . . . . .         | 41        |
| 5.2 Affidabilità e disponibilità dei dati statistici (2013–2020) . . . . . | 43        |
| <b>6 Struttura dell'analisi</b>  | <b>45</b> |

|                     |                                     |           |
|---------------------|-------------------------------------|-----------|
| 6.1                 | Dati . . . . .                      | 45        |
| 6.2                 | Strategia Empirica . . . . .        | 46        |
| 6.2.1               | Previsione fuori campione . . . . . | 49        |
| 6.3                 | Risultati . . . . .                 | 50        |
| 6.4                 | Discussione . . . . .               | 63        |
| 6.4.1               | Disparità territoriale . . . . .    | 65        |
| 6.4.2               | Limiti metodologici . . . . .       | 66        |
| <b>Conclusione</b>  |                                     | <b>69</b> |
| <b>Bibliografia</b> |                                     | <b>70</b> |

# Elenco delle figure

|     |  |    |
|-----|--|----|
| 1.1 | Distribuzione globale delle luci artificiali. Dati DMSP raccolti dall'Agenzia meteorologica dell'aeronautica militare degli Stati Uniti.   | 10 |
| 1.2 | Confronto tra immagini notturne del Delta del Mekong: a sinistra i dati VIIRS-DNB a destra i dati DMSP-OLS. <i>Fonte: Open Nighttime Lights, World Bank.</i>   | 12 |
| 2.1 | Indice di disparità regionale calcolato rispetto a Pyongyang (baseline = 1). Evidenza come le disuguaglianze siano prevalentemente intra-provinciali piuttosto che tra province. <i>Fonte: Kim (2022)</i>  | 21 |
| 2.2 | Analisi della luminosità notturna per il caso studio del Paraguay: (a) contesto regionale sudamericano con evidenza del Paraguay; (b) distribuzione della luminosità notturna a livello dipartimentale (VIIRS VNL v2, 2014–2019). <i>Fonte: McCord e Rodriguez-Heredia (2022).</i> | 23 |
| 2.3 | Relazione tra luminosità notturna (log NTL) e PIL regionale (log GDP) in sette Paesi latinoamericani con conti ufficiali. <i>Fonte: McCord e Rodriguez-Heredia (2022)</i>  | 23 |
| 2.4 | Distribuzione del PIL stimato nei dipartimenti del Paraguay (media 2014–2019). Si notano due poli principali (Central–Asunción e Alto Paraná) e la marginalità del Chaco. <i>Fonte: McCord e Rodriguez-Heredia (2022)</i>  | 25 |
| 3.1 | Confronto della crescita luminosa tra Corea del Sud e Corea del Nord, dal 1992 e 2008  | 27 |
| 6.1 | Matrice di correlazione  | 51 |
| 6.2 | Grafico a dispersione tra $\ln(GDP_p)$ e $\ln(NTLs)$ subnazionali (calcoli effettuati con RapidMiner AI Studio).   | 53 |
| 6.3 | Grafico a dispersione tra $\ln(GDP)$ e $\ln(NTL_{somma})$ subnazionali (calcoli effettuati con RapidMiner AI Studio)   | 53 |

|     |  |    |
|-----|--|----|
| 6.4 | PIL pro capite indicizzato per regione, Libano, 2017. Scala colori fissa 60–140 (base nazionale = 100). . . . .  | 59 |
| 6.5 | Questa mappa mostra la stima del PIL pro capite regionale ottenuta utilizzando solo la densità di popolazione come regressore (Modello M2). L'indice è espresso rispetto alla media nazionale (=100). Il modello attribuisce valori più elevati alle regioni più estese e meno densamente popolate, come Baalbek-Hermel e Akkar, e valori più bassi alle aree urbane centrali, come Beirut e Monte Libano. Questo risultato è controintuitivo e dimostra che la densità, da sola, non è un indicatore affidabile del livello di reddito. I valori sono stati riallineati alla media nazionale utilizzando la formula precedentemente illustrata, così da rendere le stime confrontabili con la misura ufficiale del PIL pro capite riportata dalla World Bank. . . . . | 61 |
| 6.6 | Confronto tra il PIL pro capite nazionale ricostruito dalle previsioni regionali e la serie ufficiale World Bank (PPP, prezzi costanti 2017). . . . .  | 62 |

# Elenco delle tabelle

|     |   |    |
|-----|---|----|
| 1   | Indicatori degli Obiettivi di Sviluppo Sostenibile (SDGs) che richiedono stime del PIL . . . . .  | 9  |
| 2.1 | Indicatori di disuguaglianza economica per le contee nordcoreane (2012–2020). Il Gini medio è pari a 0,171; circa l’89% della disparità è intra-provinciale e solo l’11% inter-provinciale. <i>Fonte: Kim (2022), Tab. 3.</i> . . . . . | 22 |
| 4.1 | Relazione tra luci e PIL (Tabella 2 da Henderson et al., 2012). . .   | 39 |
| 4.2 | Confronto tra Paesi con buoni e scarsi dati statistici. . . . .   | 40 |
| 4.3 | Pesi ottimali $\lambda_g$ e $\lambda_b$ per la stima composita (Tabella 5 da Henderson et al., 2012). . . . .   | 40 |
| 6.1 | Statistiche descrittive per paese e totali . . . . .  | 46 |
| 6.2 | Risultati delle regressioni . . . . .   | 54 |
| 6.3 | Regressione di $\ln GDP_p$ sulla densità di popolazione. Coefficienti riportati sulla prima riga, errori standard tra parentesi nella seconda. Asterischi indicano il livello di significatività statistica. .                          | 56 |
| 6.4 | RMSE per ciascun modello e fold. Validazione 80-20. . . . .   | 57 |
| 6.5 | Indice del PIL pro capite regionale (media nazionale = 100). Anno 2017. Confronto tra specificazioni dei modelli. . . . .   | 58 |

# Sommario

Le misure subnazionali di attività economica sono essenziali per analizzare le disuguaglianze territoriali e monitorare il progresso verso gli Obiettivi di Sviluppo Sostenibile (SDGs), molti dei quali richiedono stime di PIL a livello locale. In assenza di statistiche ufficiali subnazionali, si propone una metodologia per stimare il PIL pro capite regionale del Libano (ADM-1, 2013–2020) combinando dati di luminosità notturna VIIRS-DNB con informazioni demografiche e geografiche. Si stima dapprima la relazione tra luci notturne e attività economica su un insieme di Paesi “di training” (Marocco, Turchia, Egitto, Grecia, Iran) e si trasferiscono i parametri al caso libanese. Si confrontano modelli che utilizzano la sola luminosità come regressore principale con modelli che includono anche la densità di popolazione come controllo. I risultati mostrano che, sebbene la luminosità mantenga un’associazione positiva con il PIL pro capite, la densità di popolazione assume un ruolo determinante per distinguere tra luce dovuta alla semplice concentrazione di abitanti e luce associata a reale intensità economica. Il controllo per densità risulta quindi cruciale per evitare bias di sovrastima nelle aree urbane dense e sottostima nelle aree rurali. Le stime restituiscono una gerarchia territoriale plausibile: Beirut e Mount Lebanon sopra la media nazionale, Bekaa moderatamente sopra la media, Baalbek-Hermel, Akkar e Nabatiyeh sotto la media, con differenze interne contenute nelle restanti regioni. La metodologia cattura anche parte dell’economia informale attraverso le emissioni luminose, pur con limiti noti dei proxy (rumore nei dati, saturazione, crisi elettrica recente) e l’assenza di variabili strutturali aggiuntive. Nel complesso, l’approccio fornisce una base quantitativa replicabile per il monitoraggio subnazionale del PIL e per politiche di coesione orientate alle aree periferiche.



# Introduzione

La misurazione dell'attività economica di un Paese, comunemente espressa come Prodotto Interno Lordo (PIL), è fondamentale per la definizione delle politiche fiscali e monetarie, per l'indirizzamento degli investimenti pubblici e per le decisioni economiche di imprese e partner per lo sviluppo internazionale. La misurazione del PIL è inoltre essenziale per il monitoraggio degli Obiettivi di Sviluppo Sostenibile (SDGs): diciotto dei 231 indicatori unici alla base degli SDGs richiedono infatti stime del PIL. Tali indicatori coprono gli SDG 1, 7, 8, 9, 10, 11, 12, 14 e 17, e comprendono l'uso del PIL per stimare le perdite economiche dovute a disastri naturali, nonché per misurare la quota del lavoro e delle entrate governative (Tabella 1).

Gli aggregati nazionali non sono sufficienti per comprendere le disuguaglianze territoriali e le dinamiche di crescita all'interno dei paesi. I dati di PIL subnazionale sono quindi fondamentali per individuare le aree più dinamiche o in ritardo, orientare la spesa pubblica e supportare decisioni di investimento informate. Nel caso del Libano, questa esigenza è particolarmente rilevante: l'assenza di conti economici regionali ufficiali rende difficile valutare l'eterogeneità territoriale dello sviluppo economico, nonostante il Paese presenti forti differenze in termini di urbanizzazione, infrastrutture e concentrazione di attività economiche.

In molti paesi a reddito medio o basso, come il Libano, le agenzie statistiche nazionali non dispongono delle risorse per produrre annualmente conti regionali completi. In questo contesto, l'uso di fonti di dati alternative, come le immagini satellitari, rappresenta un'opportunità concreta per stimare la distribuzione spaziale dell'attività economica. Le luci notturne (Night-Time Lights, NTL) osservate dai satelliti costituiscono un proxy consolidato dell'attività umana, poiché la crescita dell'illuminazione artificiale accompagna l'espansione del capitale fisico e delle infrastrutture.

Dai primi esperimenti condotti con i dati del Defense Meteorological Satellite

Program (DMSP-OLS) negli anni '90, che per primi hanno mostrato la correlazione tra luminosità e PIL, la ricerca ha progressivamente migliorato la qualità delle osservazioni. Con l'introduzione del Visible Infrared Imaging Radiometer Suite (VIIRS) nel 2011, la disponibilità di dati più accurati, calibrati e ad alta risoluzione ha reso possibile un uso più stabile e affidabile delle luci notturne per analisi economiche su scala regionale. Numerosi studi hanno confermato che le misure VIIRS offrono una capacità predittiva superiore rispetto alle precedenti serie OLS, specialmente in contesti subnazionali e in paesi a statistiche limitate.

Tabella 1: Indicatori degli Obiettivi di Sviluppo Sostenibile (SDGs) che richiedono stime del PIL

| SDG            | Descrizione dell'indicatore   |
|----------------|---|
| 1.5.2          | Perdita economica diretta attribuita a disastri in rapporto al PIL globale.   |
| 7.3.1          | Intensità energetica misurata in termini di energia primaria e PIL.   |
| 8.1.1          | Tasso di crescita annuale del PIL reale pro capite.   |
| 8.2.1          | Tasso di crescita annuale del PIL reale per persona occupata.   |
| 8.4.1 / 12.2.1 | Impronta materiale totale, pro capite e per unità di PIL.   |
| 8.4.2 / 12.2.2 | Consumo materiale interno totale, pro capite e per unità di PIL.  |
| 8.9.1          | PIL diretto del turismo in proporzione al PIL totale e relativo tasso di crescita.  |
| 9.2.1          | Valore aggiunto manifatturiero in proporzione al PIL e pro capite.  |
| 9.4.1          | Emissioni di CO <sub>2</sub> per unità di valore aggiunto.  |
| 9.5.1          | Spese in ricerca e sviluppo in proporzione al PIL.  |
| 10.4.1         | Quota del lavoro sul PIL.   |
| 11.5.2         | Perdita economica diretta in rapporto al PIL globale dovuta a disastri, danni alle infrastrutture critiche e interruzioni dei servizi essenziali. |
| 12.c.1         | Ammontare dei sussidi ai combustibili fossili (produzione e consumo) per unità di PIL.  |
| 14.7.1         | Proventi della pesca sostenibile in proporzione al PIL, in particolare per gli Stati insulari in via di sviluppo e i paesi meno sviluppati.       |
| 17.1.1         | Entrate totali del governo in proporzione al PIL, per fonte.  |
| 17.3.2         | Volume delle rimesse (in dollari USA) in proporzione al PIL totale.   |
| 17.13.1        | Cruscotto macroeconomico (Macroeconomic Dashboard), che include il PIL come indicatore di riferimento principale.                                 |

Fonte: United Nations, *Global Indicator Framework for the Sustainable Development Goals* (rev. 2024).

# Capitolo 1

## Luci notturne da satellite: origini, fonti e limiti



Figura 1.1: Distribuzione globale delle luci artificiali. Dati DMSP raccolti dall'Agenzia meteorologica dell'aeronautica militare degli Stati Uniti.

### 1.1 Origini e sviluppo storico

Le osservazioni satellitari della luminosità notturna risalgono a circa mezzo secolo fa. Già negli anni '60 e '70, satelliti militari statunitensi (lanciati per scopi meteorologici) catturavano immagini notturne della Terra per individuare formazioni nuvolose, e non originariamente per monitorare l'attività umana al suolo.

Queste prime immagini, acquisite dal programma di satelliti DMSP (Defense Meteorological Satellite Program) con sensore OLS (Operational Linescan System), venivano inizialmente scartate dopo l'uso operativo quotidiano. Solo nel 1973 si

iniziò ad archiviare sistematicamente tali dati, aprendo la strada ai primi studi scientifici (ad es. Croft, 1978). Un punto di svolta storico si ebbe nel 1992, quando un archivio digitale globale delle luci notturne DMSP divenne disponibile ai ricercatori. Da quel momento, i dati di luce notturna cominciarono a essere ampiamente utilizzati in vari ambiti di ricerca, inclusa l'economia. In ambito economico, le prime applicazioni delle luci da satellite risalgono ai primi anni 2000. Un primo esempio è Sutton e Costanza (2002), ma è soprattutto con i lavori di Henderson, Storeygard e Weil (2011, 2012) – pubblicati su *American Economic Review* – che gli economisti prendono realmente coscienza del potenziale di questi dati. Da allora, oltre 150 studi economici (censiti su IDEAS/RePEc) hanno impiegato le luci notturne satellitari, il più delle volte come proxy dell'attività economica locale. La rapida diffusione di questo approccio riflette da un lato la carenza o scarsa affidabilità di statistiche economiche tradizionali (specie in paesi o regioni prive di dati esaustivi di PIL, reddito, ecc.), e dall'altro la facilità di accesso a dataset globali di luci notturne ormai integrati in piattaforme pubbliche. Perciò, verso la fine degli anni 2000 le luci notturne si sono affermate come indicatore alternativo dello sviluppo economico, acquisendo un ruolo importante negli studi su crescita, sviluppo regionale, disuguaglianze e povertà.

## 1.2 Dataset disponibili e loro evoluzione: dal DMSP-OLS ai VIIRS

Per oltre quattro decenni – dalla fine degli anni '70 ai primi anni 2010 – i satelliti DMSP-OLS sono stati l'unica fonte di immagini notturne globali della Terra. In totale, ventiquattro satelliti DMSP si sono succeduti in orbita polarizzata raccogliendo dati a bassa luminosità notturna. Il sensore OLS, progettato principalmente per osservazioni meteorologiche diurne e notturne, mantenne un design sostanzialmente invariato sin dal lancio del primo satellite operativo (F-4) alla fine degli anni '70. Questi satelliti orbitavano ogni notte passando in ore notturne locali fisse, rilevando la luce visibile-emessa dalla superficie terrestre (principalmente illuminazione elettrica antropogenica). I dati grezzi venivano poi elaborati dalla NOAA/NGDC (National Geophysical Data Center) per produrre compositi annuali “stable lights”, filtrando fonti luminose transitorie (incendi, lampi) e conservando l'illuminazione stabile notturna. Nasce così una serie storica annuale (1992–2013) di mappe globali della luminosità notturna, a partire dalle quali economisti e altri studiosi hanno tratto misure di attività umana e sviluppo.

Nel 2011 vi è stato un salto generazionale con il lancio del satellite Suomi NPP (NASA/NOAA), primo equipaggiato con il sensore VIIRS (Visible Infrared Imaging Radiometer Suite). Il VIIRS include una banda denominata Day/Night Band (DNB), progettata specificamente per acquisire immagini notturne della Terra con sensibilità e calibrazione radiometrica superiori. A differenza del DMSP-OLS (strumentazione anni '70), i nuovi sensori VIIRS forniscono dati radiometrici calibrati (misure di luminanza notturna in unità fisiche) con elevata risoluzione spaziale e maggiore profondità digitale.

Come mostrato nella figura 1.2, il miglioramento introdotto dai sensori VIIRS è evidente: rispetto al DMSP-OLS, che produce immagini sfocate e saturate, il VIIRS consente di distinguere con chiarezza i centri urbani e le infrastrutture anche in aree densamente popolate come il Delta del Mekong in Vietnam.

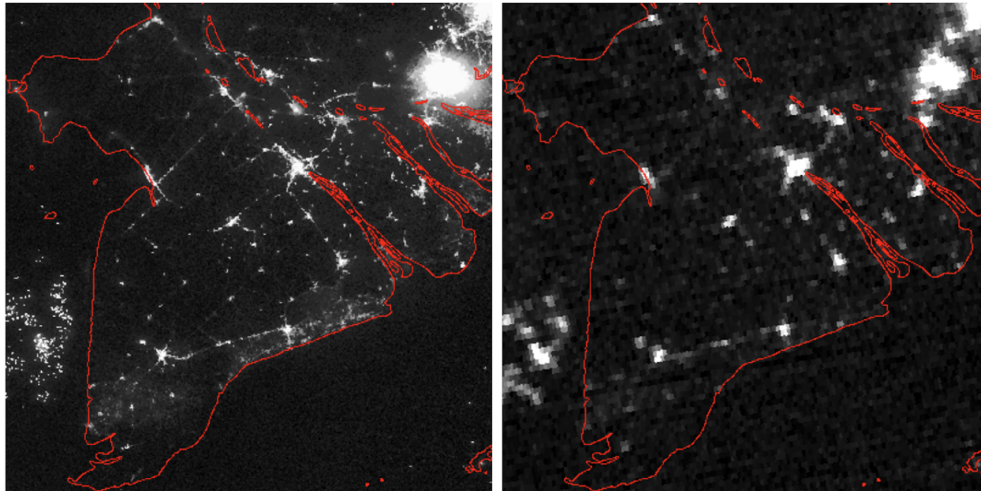


Figura 1.2: Confronto tra immagini notturne del Delta del Mekong: a sinistra i dati VIIRS-DNB a destra i dati DMSP-OLS. *Fonte: Open Nighttime Lights, World Bank.*

I compositi globali VIIRS DNB sono prodotti su base mensile e annuale dal 2012 in avanti, garantendo continuità al monitoraggio satellitare delle luci notturne dopo la conclusione della serie DMSP (ultimo satellite nel 2013). Nonostante la serie VIIRS sia tuttora relativamente breve in termini storici, essa rappresenta una significativa evoluzione nelle capacità di osservazione notturna, come dettagliato di seguito.

### 1.3 I dati DMSP-OLS

Le immagini notturne DMSP-OLS presentano diverse caratteristiche tecniche degne di nota. Anzitutto, i compositi annuali sono forniti su una griglia di 30 arc-secondi (circa 1 km alla latitudine dell'equatore). Tuttavia, questa risoluzione in parte sovracampiona la capacità effettiva del sensore: il rilevatore OLS opera infatti con un footprint a terra di circa 5 km al nadir (zenit) che si amplia ulteriormente verso i bordi della scansione. In termini di sensibilità radiometrica, il segnale OLS viene codificato su una scala a 6 bit (valori digitali DN da 0 a 63). Ciò significa che le aree estremamente luminose (come centri urbani maggiori) raggiungono presto il valore massimo (saturazione o top-coding a 63) e non registrano ulteriori aumenti di intensità. Inoltre, i satelliti DMSP non disponevano di calibrazione radiometrica in orbita; di conseguenza, i valori di luminosità possono differire tra satelliti o anni per ragioni strumentali (degradazione sensore, diverse condizioni atmosferiche, ecc.) oltre che per reali cambiamenti sul terreno. In altre parole, la serie temporale grezza DMSP (1992–2013) non è direttamente consistente e richiede correzioni (inter-calibrazione) per analisi di trend affidabili.

Dal punto di vista qualitativo, tali limitazioni si traducono in alcuni problemi noti. La risoluzione spaziale relativamente bassa genera un effetto di sfocatura o alone luminoso (“blurring”/“over-glow”): le luci di città e infrastrutture tendono a “sbavare” sulle aree adiacenti, mostrando chiazze diffuse di luminosità anche dove non vi sono centri abitati. Contestualmente le piccole fonti luminose isolate (come villaggi rurali poco elettrificati) spesso non vengono rilevate o appaiono appena come rumore sparso, data la soglia di rilevabilità elevata e il rumore di fondo del sensore OLS. Specifichiamo il problema della saturazione: i pixel corrispondenti ai cuori delle grandi metropoli risultano “bruciati” al valore massimo, perdendo variazione informativa – ciò significa che un’ulteriore crescita luminosa (ed economica) in queste aree non viene catturata dai dati DMSP, appiattendolo artificialmente i livelli. L’assenza di una calibrazione assoluta e stabile nel tempo comporta discontinuità temporali e difficoltà nel confrontare livelli di luce di anni diversi: variazioni nel segnale potrebbero riflettere cambiamenti strumentali più che reali cambiamenti economici, se non si applicano algoritmi di correzione.

### 1.4 I dati di nuova generazione: VIIRS

I sensori VIIRS/DNB sono stati concepiti proprio per superare molti di questi limiti. Dal punto di vista spaziale, ogni pixel VIIRS ha dimensione 0,5 km (circa

15 arc-second) costante su tutto il campo di scansione. In pratica il pixel VIIRS è circa 6-7 volte più fine (area 45 volte più piccola) rispetto a quello DMSP-OLS. Ciò consente di individuare con maggiore precisione l'ubicazione delle luci e di distinguere meglio le zone illuminate all'interno delle città: i compositi VIIRS mostrano molti più dettagli spaziali, delineando nettamente la struttura urbana e le infrastrutture rispetto all'immagine sfocata dei dati DMSP. La gamma radiometrica del VIIRS è ampiamente estesa: il DNB opera con un sensore calibrato che registra la luminanza in unità fisiche ( $\text{nW}/\text{cm}^2/\text{sr}$ ) con elevata risoluzione a 14 bit (o superiore), eliminando di fatto il problema della saturazione per la maggior parte delle scene terrestri. Anche le aree urbane più brillanti vengono misurate quantitativamente (anziché essere troncate a un massimo), permettendo di cogliere variazioni d'intensità luminosa anche nei centri metropolitani molto illuminati. Un ulteriore progresso è la calibrazione assoluta e la stabilità nel tempo: il VIIRS dispone di calibratori on-board e strategie per uniformare le osservazioni, garantendo dati comparabili tra anni senza necessità delle complesse inter-calibrazioni ex-post richieste dai dati DMSP.

I moderni satelliti includono anche bande spettrali ausiliarie per distinguere fonti di luce di natura diversa: ad esempio, bande nel medio infrarosso permettono di identificare incendi, gas flaring e altre emissioni termiche notturne, facilitando l'esclusione di queste fonti non-economiche dalle mappe di luce elettrica. In sintesi, rispetto al predecessore DMSP, i dati VIIRS offrono maggiore risoluzione, sensibilità e affidabilità nelle misure di luminosità notturna. Tali miglioramenti si sono tradotti in misurazioni più accurate dell'attività umana osservabile di notte, come confermato da vari studi comparativi in ambito economico (si veda oltre).

Un rovescio della medaglia dei dati VIIRS è la loro serie storica ancora corta: disponendo di osservazioni solo dal 2012 in poi, essi coprono poco più di un decennio, contro i vent'anni abbondanti di dati DMSP. Per gli economisti interessati a lunghe serie temporali (ad es. dal 1990 in avanti), questo è stato inizialmente un freno all'adozione dei dati VIIRS. In effetti, una rassegna del 2020 ha evidenziato come, nonostante la qualità superiore, i dataset VIIRS fossero all'epoca raramente utilizzati nelle pubblicazioni economiche, con molti studiosi che continuavano a impiegare i vecchi DMSP soprattutto per la copertura storica più ampia. Recentemente, tuttavia, si stanno sviluppando approcci per "armonizzare" le due fonti (ad esempio convertendo i valori VIIRS in unità comparabili ai DMSP, o viceversa) così da costruire serie di luci notturne più lunghe e coerenti, ma, con il passare del tempo la serie VIIRS stessa sta guadagnando profondità storica, rendendo sempre meno necessario affidarsi a dati di generazione precedente.



## 1.5 Problemi noti e implicazioni per l'uso economico

Sebbene alcuni dei problemi tecnici dei dati DMSP-OLS siano già stati richiamati in precedenza, è utile riassumerli qui in modo sistematico, per chiarire in che misura essi condizionino l'uso delle luci notturne come proxy economici e giustificino la scelta di dataset più recenti come VIIRS.

L'utilizzo dei dati satellitari DMSP-OLS per misurare la luminosità notturna presenta diversi problemi tecnici che ne limitano l'affidabilità nelle analisi economiche. Un primo aspetto riguarda la già citata saturazione dei pixel: nei centri urbani più luminosi il sensore raggiunge presto il valore massimo e non registra ulteriori incrementi, con il risultato che la crescita dell'illuminazione – e potenzialmente dell'attività economica – in queste aree non viene catturata. Ciò comporta una sottostima delle differenze tra grandi città e centri minori e attenua le misure di disuguaglianza spaziale, come dimostrato da Gibson et al. (2021). A questo si aggiunge la bassa risoluzione spaziale (circa 5 km), che produce un effetto alone: le luci si diffondono oltre i confini effettivi delle aree abitate e allo stesso tempo molte sorgenti deboli o piccoli insediamenti non vengono rilevati. Questo fenomeno genera errori particolarmente gravi nelle analisi subnazionali, dove la correlazione tra luce e PIL risulta molto più precisa con i dati VIIRS rispetto ai DMSP. Un ulteriore limite riguarda la mancanza di calibrazione temporale: i livelli di luminosità possono variare tra satelliti o tra anni per ragioni tecniche, indipendenti da reali cambiamenti economici, rischiando di produrre interpretazioni fuorvianti.

Sebbene siano stati sviluppati metodi di inter-calibrazione, rimangono margini di incertezza e rumore, tanto che Gibson et al. (2020) invitano a usare cautela, soprattutto in contesti rurali. Infine, va ricordato il problema della contaminazione del segnale, poiché i satelliti registrano tutte le fonti di luce visibile, comprese quelle non direttamente legate all'economia, come fiammate da estrazione petrolifera, incendi o lampare da pesca. Nei compositi annuali DMSP parte di questi fenomeni viene filtrata, ma non del tutto: ad esempio i gas flaring restano inclusi, alterando le misure in alcune regioni. I più recenti dati VIIRS offrono miglioramenti significativi, grazie a una risoluzione più elevata, una calibrazione stabile e bande spettrali che permettono di distinguere le diverse fonti luminose, rappresentando quindi una soluzione più affidabile per l'analisi economica.

La comunità degli economisti ha riconosciuto che, pur offrendo un potente stru-

mento soprattutto dove i dati convenzionali scarseggiano, le misure satellitari di luce notturna non sono prive di errori. Approcci recenti tendono perciò a preferire i dataset più accurati (VIIRS) o a correggere e calibrare opportunamente quelli storici (DMSP), per migliorare la qualità delle analisi empiriche basate su questi indicatori luminosi.

## Capitolo 2

# Applicazioni dei dati satellitari in economia

L'utilizzo delle luci notturne come proxy dell'attività economica si è diffuso in molti campi dell'economia e della geografia economica.

L'idea di base è che l'intensità della luce osservata di notte da satellite sia correlata alla presenza di infrastrutture, popolazione attiva e consumo di energia elettrica, e quindi alle concentrazioni di attività produttive e benessere economico. Numerosi studi confermano una forte correlazione tra luminosità notturna e vari indicatori economici: Henderson et al. (2012), ad esempio, documentano una stretta relazione positiva tra crescita del PIL e aumento delle luci notturne a livello nazionale, soprattutto su orizzonti pluriennali. Questo risultato ha incoraggiato l'uso delle luci per stimare la crescita economica reale laddove le statistiche ufficiali sono inaffidabili o inesistenti. Gli stessi Henderson e coautori mostrano che combinando la misura di crescita del PIL da fonti ufficiali con quella desunta dalle luci si ottiene un indicatore composito più accurato, riducendo l'errore complessivo. Un vantaggio cruciale dei dati satellitari è la loro copertura uniforme: essi sono disponibili per praticamente qualsiasi area del globo, comprese regioni prive di dati economici (celebre è il caso della Corea del Nord, che verrà analizzato in dettaglio in una sezione successiva). Inoltre, essendo geospaziali, le luci permettono analisi subnazionali molto dettagliate, laddove gli economisti disponevano solo di dati aggregati nazionali.

## 2.1 Campi di applicazione delle luci notturne nell'analisi economica

Tra le applicazioni più rilevanti vi sono gli studi sulla crescita locale e regionale. L'uso delle mappe di luminosità ha consentito di stimare il tasso di crescita di regioni o città in Africa sub-sahariana, superando la scarsità di conti economici subnazionali. Nel lavoro pionieristico di Henderson et al. (2012), i dati DMSP sono stati impiegati per indagare se le aree costiere crescessero più di quelle interne, o se le grandi metropoli trainassero lo sviluppo più delle città minori. I risultati sono stati sorprendenti: tra il 1992 e il 2008 le regioni interne dell'Africa sono cresciute più rapidamente di quelle costiere e i centri urbani minori hanno mostrato tassi di crescita spesso superiori a quelli delle grandi città. Allo stesso modo, le luci sono state utilizzate per valutare l'impatto di fattori ambientali come la malaria, confrontando le aree in cui la malattia è stata ridotta. Contro l'ipotesi diffusa, non emergono evidenze di un effetto negativo significativo della malaria sulla crescita aggregata regionale. Queste analisi, rese possibili unicamente dai dati satellitari, illustrano come le luci notturne abbiano aperto nuove prospettive nello studio di economie in cui i tradizionali numeri del PIL regionale erano inaccessibili.

Un altro filone fiorente è l'analisi delle disuguaglianze e distribuzione dell'attività economica. Ad esempio, Lessmann e Seidel (2017) sfruttano i dati di luce per misurare la disparità regionale all'interno di vari paesi, mostrando come l'illuminazione notturna possa fungere da indicatore per la concentrazione di attività economiche in poche aree (view from outer space).

Bluhm e Krause (2018; 2022) hanno invece introdotto l'indicatore delle “top lights”, le luci più intense, per identificare le città “fuoriserie” che trainano lo sviluppo nazionale e quantificare il loro contributo al PIL complessivo.

In ambito urbano, le luci notturne sono state utilizzate sia per delineare l'estensione delle città e analizzare fenomeni come l'urban sprawl – ossia la crescita incontrollata e diffusa degli insediamenti urbani oltre i confini tradizionali – sia per valutare l'impatto economico di eventi catastrofici confrontando la luminosità prima e dopo terremoti, guerre o blackout prolungati. Un'applicazione rilevante riguarda gli studi della Banca Mondiale, che hanno sfruttato le variazioni della luminosità per monitorare in tempo quasi reale gli effetti economici dei lockdown da COVID-19 e di altre crisi, in contesti in cui i dati ufficiali risultavano disponibili solo con ritardo.

Anche in scenari post-bellici o di forte instabilità – come l’Afghanistan dopo il 2021 o la Siria durante la guerra civile – le osservazioni satellitari hanno consentito di stimare i cambiamenti dell’attività economica e la redistribuzione della popolazione, producendo risultati coerenti con le evidenze raccolte sul terreno. Più in generale, un filone specifico della letteratura si concentra sulla valutazione degli shock e dei disastri naturali: in questi casi, l’intensità e la distribuzione delle luci permettono di misurare l’impatto immediato dell’evento e di seguire l’evoluzione della fase di ricostruzione. Vengono condotti studi che riguardano anche L’Indonesia, che hanno mostrato come le aree colpite dallo tsunami del 2004 abbiano subito un crollo istantaneo della luminosità, seguito da una graduale ripresa grazie agli interventi di aiuto internazionale.

Un quarto ambito riguarda i conflitti armati e l’instabilità politica. In assenza di statistiche affidabili, le variazioni delle luci notturne sono state utilizzate per stimare gli effetti delle guerre civili o di episodi di violenza diffusa sul tessuto economico locale. Inoltre, le luci sono servite a documentare fenomeni di favoritismo politico: Hodler e Raschky (2014) hanno mostrato che le regioni di origine dei presidenti tendono a ricevere maggiori risorse pubbliche, registrando un aumento visibile della luminosità rispetto ad altre aree del paese.

Un quinto campo applicativo è quello della valutazione delle politiche pubbliche e dei progetti di sviluppo. Le luci sono state usate per stimare l’impatto di programmi infrastrutturali, di aiuti esteri o di interventi volti alla riduzione della povertà. Alcuni studi hanno documentato, ad esempio, come la costruzione di strade o di dighe si traduca in una crescita significativa della luminosità nelle aree direttamente interessate. Analisi condotte in Africa hanno inoltre utilizzato i dati luminosi per valutare gli effetti degli investimenti cinesi, evidenziando un impatto positivo, seppur localizzato, sullo sviluppo economico.

Gli studi a livello subnazionale hanno utilizzato i dati di luminosità notturna in contesti molto diversi, mostrando la versatilità di questo strumento. Iniziando dagli studi a livello di città: Harari (2016) e Storeygard (2016) hanno analizzato la dinamica urbana, evidenziando come la crescita delle luci rifletta i processi di urbanizzazione e le trasformazioni spaziali che spesso non emergono dai dati ufficiali.

Michalopoulos e Papaioannou (2013, 2014) hanno sfruttato la distribuzione della luminosità per misurare differenze di sviluppo economico tra territori etnici in Africa, mettendo in luce come le divisioni tracciate in epoca coloniale abbiano lasciato eredità persistenti ancora oggi.

Bleakley e Lin (2012) hanno collegato le luci a specifiche caratteristiche naturali, studiando la persistenza delle attività economiche localizzate lungo le “fall line” fluviali negli Stati Uniti e dimostrando come le condizioni geografiche favorevoli abbiano avuto effetti di lungo periodo, ancora oggi riscontrabili nei pattern luminosi osservati dai satelliti.

### **2.1.1 Un caso emblematico: la Corea del Nord**

In un Paese dove la statistica ufficiale è scarna o opaca, soprattutto sotto il livello nazionale, le luci notturne offrono un’alternativa credibile per ricostruire indicatori economici territoriali. Kim (2022) propone una stima del GRDP pro capite a livello di contea (2012–2020) basata sui compositi annuali VIIRS VNL v2, dimostrando che i dati satellitari possono riempire un vuoto informativo strutturale e rendere osservabili dinamiche e divari altrimenti invisibili. L’operazione è resa necessaria dal fatto che la Corea del Nord non pubblica conti nazionali standard e, ancor meno, conti regionali coerenti nel tempo.

Sul piano dei dati, il lavoro adotta accortezze metodologiche per purificare il segnale economico: vengono esclusi i pixel prossimi ai confini (per limitare lo spillover luminoso da Paesi vicini), così come le luci “non economiche” (siti monumentali, grandi strutture pubbliche, ambasciate) identificate via OpenStreetMap; inoltre, si privilegia la densità luminosa (area illuminata rapportata alla superficie) rispetto alla somma di luce, scelta che riduce la distorsione dovuta a una distribuzione elettrica fortemente controllata dallo Stato e non sempre allineata alla domanda economica. Il paper mostra anche che il segnale luminoso è molto informativo in sezione trasversale (correlazioni robuste con indicatori di benessere), mentre è più debole sulle variazioni nel tempo—a riprova che le luci notturne funzionano meglio per mappare livelli/quote che per seguire i micro-movimenti anno su anno.

La strategia di stima è costruita in tre passi intuitivi. (i) Si usa la densità di luce per stimare la popolazione urbana a livello di contea (strumento per approssimare dove si concentrano industria e servizi). (ii) Si scompone il PIL nazionale in quota industriale/servizi e quota agricola e le si distribuisce tra le contee pesando la prima con la popolazione urbana stimata e la seconda con la popolazione rurale residua. (iii) Si ottiene così il GRDP pro capite per ciascuna contea e, su questa base, si calcolano indici di disuguaglianza e le loro scomposizioni entro/tra province. Questa pipeline traduce un’immagine luminosa in un profilo economico territoriale coerente con i vincoli statistici del contesto.

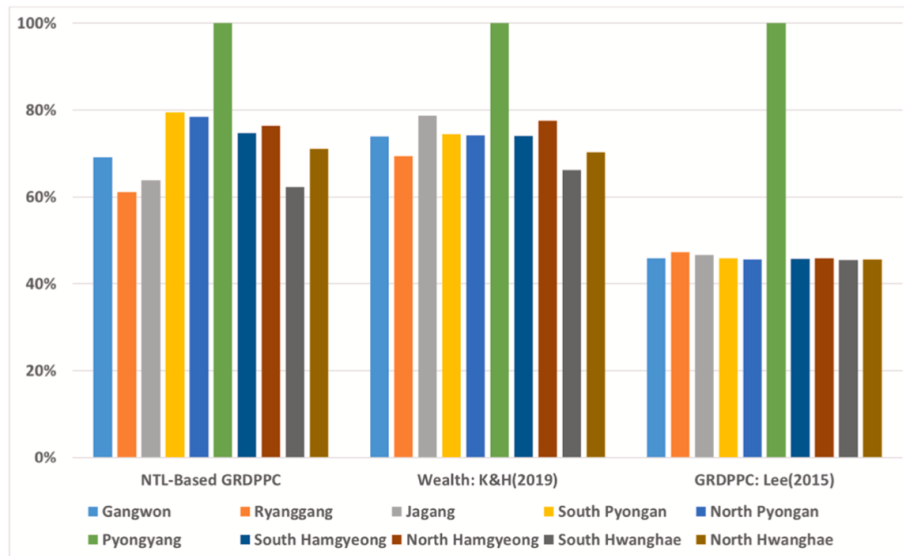


Figura 2.1: Indice di disparità regionale calcolato rispetto a Pyongyang (baseline = 1). Evidenza come le disuguaglianze siano prevalentemente intra-provinciali piuttosto che tra province. *Fonte: Kim (2022)*

I risultati restituiscono una geografia economica plausibile e informativa. Pyongyang è il polo più ricco ( $\approx 2.894$  dollari PPP), ma Sinuiju—snodo del commercio con la Cina—è sorprendentemente vicina ( $\approx 2.678$  dollari PPP), mentre altre città industriali (Cheonlima-gun, Wonsan, Hamheung) seguono a breve distanza; al contrario, aree interne e montuose restano strutturalmente deboli. Notabile anche il crollo di Kaesong dopo la chiusura del complesso industriale nel 2016, nonché lo spostamento delle aree più povere: prima concentrate verso il confine sudcoreano, dopo le sanzioni ONU (dal 2017) si addensano lungo il confine cinese (Jagang e Ryanggang), segnalando l'impatto delle restrizioni commerciali. La siccità del 2015 lascia un'impronta netta, via riduzione dell'idroelettrico e della luminosità. Nel complesso, le disuguaglianze risultano marcate ma soprattutto intra-provinciali: l'indice di Gini medio è  $\approx 0,171$  e circa l'89% della disparità deriva da differenze entro le province (solo l'11% tra province), richiamando una concentrazione di risorse su poche città e grandi divari a corto raggio.

| Year  | p90/<br>p10 | Max/<br>p10 | Gini  | GE<br>(0) | Within<br>Province | Between<br>Province |
|-------|-------------|-------------|-------|-----------|--------------------|---------------------|
| 2012  | 1.43        | 3.98        | 0.158 | 0.049     | 88.7%              | 11.3%               |
| 2013  | 1.45        | 3.91        | 0.159 | 0.049     | 89.1%              | 10.9%               |
| 2014  | 1.44        | 4.17        | 0.167 | 0.055     | 90.0%              | 10.0%               |
| 2015  | 2.85        | 4.70        | 0.221 | 0.091     | 89.2%              | 10.8%               |
| 2016  | 1.49        | 4.29        | 0.179 | 0.062     | 92.2%              | 7.8%                |
| 2017  | 1.48        | 4.16        | 0.161 | 0.051     | 87.1%              | 12.9%               |
| 2018  | 1.44        | 4.04        | 0.161 | 0.052     | 87.8%              | 12.2%               |
| 2019  | 1.47        | 4.03        | 0.167 | 0.054     | 87.9%              | 12.1%               |
| 2020  | 1.48        | 4.22        | 0.166 | 0.055     | 89.4%              | 10.6%               |
| Total | 1.61        | 4.17        | 0.171 | 0.058     | 89.0%              | 11.0%               |

Tabella 2.1: Indicatori di disuguaglianza economica per le contee nordcoreane (2012–2020). Il Gini medio è pari a 0,171; circa l’89% della disparità è intra-provinciale e solo l’11% inter-provinciale. *Fonte: Kim (2022), Tab. 3.*

### 2.1.2 Un caso studio: il Paraguay

Un esempio particolarmente istruttivo di utilizzo delle luci notturne come proxy dell’attività economica è lo studio di McCord e Rodriguez-Heredia (2022), che costruisce una serie storica di PIL per i dipartimenti del Paraguay partendo dalle immagini VIIRS e da parametri stimati sui Paesi confinanti che dispongono di conti subnazionali ufficiali. L’idea è semplice e potente: sfruttare la relazione stabile tra luminosità notturna e prodotto nelle regioni sudamericane con dati disponibili e trasferire tale relazione al Paraguay, dove i conti dipartimentali non sono prodotti dall’istituto nazionale.

Il lavoro dimostra che, in assenza di statistiche locali tempestive, i dati di luminosità notturna possono integrare la statistica ufficiale e abilitare il raggiungimento degli obiettivi di sviluppo sostenibile (SDGs).

In questo Paese, l’assenza di conti ufficiali a livello dipartimentale rende difficile la misurazione della crescita economica territoriale. Gli autori affrontano il problema stimando il PIL subnazionale a partire dalle immagini satellitari VIIRS, trasferendo al Paraguay la relazione empirica osservata in un ampio campione di regioni sudamericane dotate di dati ufficiali. L’approccio mostra chiaramente come le luci notturne possano integrare le statistiche tradizionali, fornendo strumenti utili al monitoraggio delle disuguaglianze regionali e al perseguimento degli obiettivi di sviluppo sostenibile.

La base empirica dello studio è costituita dai compositi annuali *VIIRS VNL v2*, disponibili per gli anni 2014–2019, elaborati per ciascun dipartimento paragua-



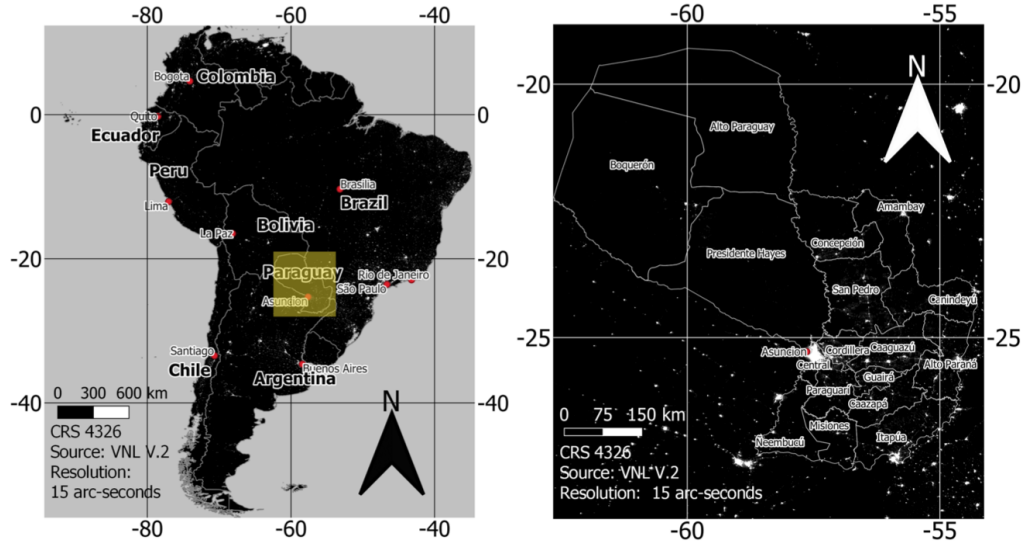


Figura 2.2: Analisi della luminosità notturna per il caso studio del Paraguay: (a) contesto regionale sudamericano con evidenza del Paraguay; (b) distribuzione della luminosità notturna a livello dipartimentale (VIIRS VNL v2, 2014–2019). *Fonte: McCord e Rodriguez-Heredia (2022).*

iano e integrati con informazioni di popolazione provenienti da *WorldPop*. Il modello è stimato su 127 regioni di sette Paesi latinoamericani (Argentina, Bolivia, Brasile, Cile, Colombia, Ecuador e Perù), mentre il Paraguay viene trattato come caso di previsione out-of-sample. In questo modo, le elasticità luci-PIL sono ricavate da contesti “comparabili” e poi applicate al Paese privo di conti regionali ufficiali.

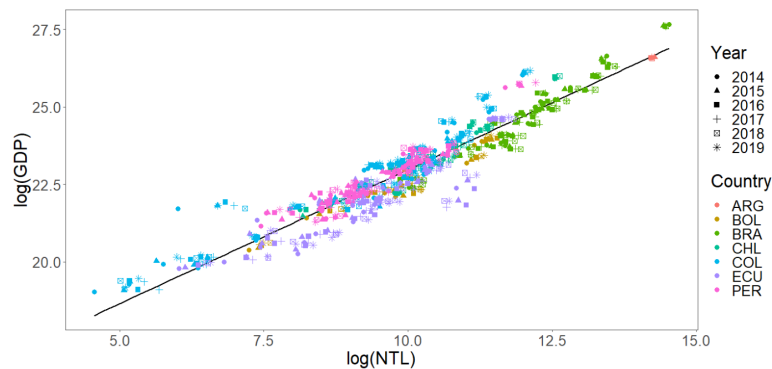


Figura 2.3: Relazione tra luminosità notturna (log NTL) e PIL regionale (log GDP) in sette Paesi latinoamericani con conti ufficiali. *Fonte: McCord e Rodriguez-Heredia (2022)*

Dal punto di vista metodologico, il legame tra prodotto interno lordo e luminosità è modellato tramite una regressione log-log, che mette in relazione il PIL regionale con l’intensità luminosa totale, includendo effetti fissi d’anno e, in alcune

specifiche, effetti casuali a livello di Paese. Sono inoltre considerate variabili aggiuntive come la popolazione e alcune caratteristiche macroeconomiche nazionali. Per assicurare coerenza con i conti nazionali, le stime regionali vengono infine ricalibrate in modo che la loro somma coincida esattamente con il PIL ufficiale del Paraguay: il modello, in altre parole, determina la ripartizione interna del prodotto, senza modificarne l'ammontare complessivo.

La validazione del modello avviene attraverso una procedura di tipo “leave-one-country-out”, che valuta l'accuratezza predittiva escludendo a rotazione ciascun Paese dal campione. La specifica preferita, che include luci e popolazione con effetti casuali a livello di Paese, mostra un errore medio pari a circa il 41% del PIL regionale medio. Le performance, tuttavia, variano considerevolmente: l'errore è più contenuto in Bolivia (19,9%) e più ampio in Colombia (64,8%). Un ulteriore confronto con una stima indipendente basata su tabelle input-output conferma la solidità del metodo, con scostamenti medi di soli 2-3 punti percentuali nelle quote dipartimentali.

I risultati ottenuti per il Paraguay delineano un quadro economico coerente con la struttura territoriale del Paese. Due poli si distinguono nettamente: l'area di Central-Asunción e il dipartimento di Alto Paraná, mentre il Chaco rimane caratterizzato da livelli produttivi molto bassi. Nel periodo 2014-2019, Central concentra circa il 30-31% del PIL nazionale, Alto Paraná il 13-14%, Itapúa l'8-10%, seguita da Asunción; all'estremo opposto si colloca Alto Paraguay, con valori marginali. Le diverse specifiche producono serie storiche simili per andamento, ma divergono in parte sui livelli stimati per alcuni territori, offrendo così un intervallo plausibile di riferimento.

Gli autori sottolineano anche i limiti dell'approccio. Il legame tra luci e PIL tende a indebolirsi in contesti a bassa densità abitativa o con forte incidenza delle attività agricole, e l'elevata informalità economica può generare discrepanze tra la realtà osservabile e i dati registrati. Inoltre, le luci si dimostrano particolarmente affidabili nelle comparazioni trasversali (livelli e quote), mentre risultano meno precise per cogliere le variazioni di breve periodo, dove il segnale è più debole e soggetto a rumore.

In conclusione il caso del Paraguay mostra come le luci notturne possano essere utilizzate non solo per descrivere i pattern di sviluppo, ma anche per costruire veri e propri conti territoriali laddove le statistiche ufficiali sono assenti. Il metodo proposto, basato su stima, previsione fuori campione e riallineamento ai conti nazionali, rappresenta un approccio replicabile in altri contesti caratterizzati da

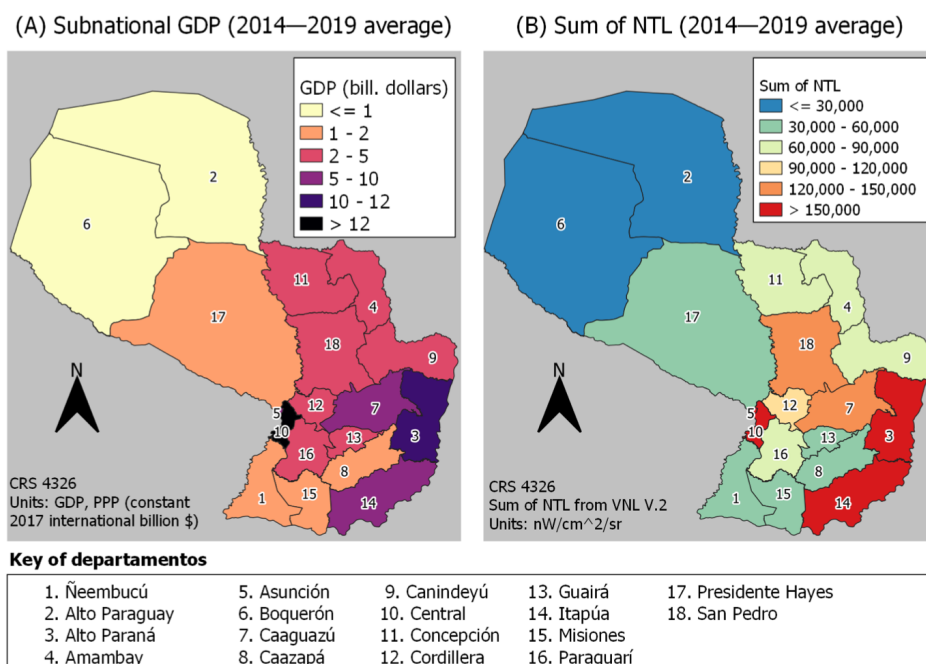


Figura 2.4: Distribuzione del PIL stimato nei dipartimenti del Paraguay (media 2014–2019). Si notano due poli principali (Central–Asunción e Alto Paraná) e la marginalità del Chaco. *Fonte: McCord e Rodriguez-Heredia (2022)*

carenza di dati. Ciò conferisce alle osservazioni satellitari un ruolo strategico nella misurazione delle disuguaglianze regionali e nella progettazione delle politiche di sviluppo.

## Capitolo 3

# Le Luci Notturne come Proxy Economico

Le osservazioni satellitari delle luci notturne forniscono un'indicazione sorprendentemente efficace dell'attività economica e della crescita del PIL reale. In termini semplici, la luminosità notturna misurata dallo spazio riflette "l'intensità di reddito" di un territorio, risultante sia dal numero di persone sia dal reddito pro capite. A livello globale, le aree più luminose coincidono tipicamente con i centri economicamente più sviluppati, mentre le zone buie segnalano assenza di attività economica significativa. Ad esempio, come si mostra in Figura 1.1 l'Europa occidentale brilla molto più dell'India nonostante popolazioni comparabili, a causa del divario di reddito pro capite. Questa forte correlazione visiva indica il potenziale delle luci notturne come proxy quantitativo: regioni o paesi con PIL elevato tendono ad avere intensa illuminazione notturna, e viceversa.

### 3.1 Meccanismi economici alla base della correlazione

Le ragioni teoriche di questa correlazione risiedono nei meccanismi di sviluppo economico e utilizzo dell'energia. Man mano che un'economia cresce, aumenta la domanda di elettricità e illuminazione per usi produttivi e civili. Un PIL in espansione implica più infrastrutture (strade illuminate, edifici, impianti industriali), maggiori consumi delle famiglie (illuminazione domestica, elettrodomestici) e attività commerciali che spesso si protraggono nelle ore serali. Tutto ciò si traduce in una maggiore luminosità rilevabile dai satelliti. Le luci notturne dunque crescono

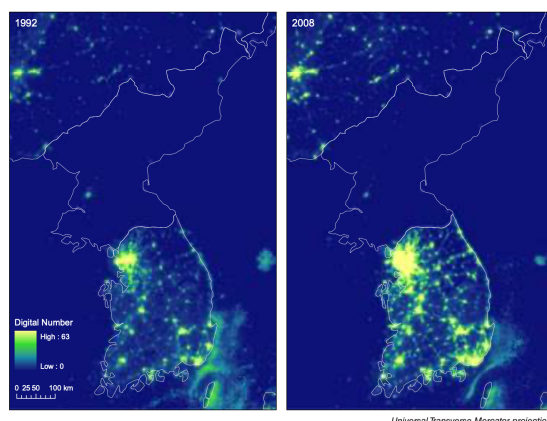


Figura 3.1: Confronto della crescita luminosa tra Corea del Sud e Corea del Nord, dal 1992 e 2008

al crescere del reddito e della popolazione attiva, riflettendo sia l’urbanizzazione sia l’elettrificazione di un paese. In Corea del Sud, come mostrato in Figura 3.1, il PIL reale è aumentato del +119% tra il 1992 e il 2008 e parallelamente la luminosità notturna media del paese è cresciuta del 72%. Nello stesso periodo la Corea del Nord – priva di crescita economica – è rimasta quasi al buio, con un calo del 7% dell’intensità luminosa registrata. Questo evidenzia come lo sviluppo economico abbia un’impronta “luminosa” visibile dallo spazio.

Dal punto di vista microeconomico, le luci notturne rappresentano un output dell’attività umana che richiede energia e infrastrutture. Una maggiore produzione industriale o terziaria significa più stabilimenti operativi (con luci accese di sera), più veicoli in circolazione notturna, più illuminazione pubblica e privata. In aree rurali povere, al contrario, la scarsa intensità luminosa segnala mancanza di elettricità e basso livello di attività formale. Inoltre la luminosità cattura sia attività formali sia parte di quelle informali (ad esempio piccoli commerci o generatori elettrici privati) che contribuiscono al PIL ma sfuggono alle statistiche ufficiali. Pertanto, le luci notturne forniscono un indicatore integrato dell’economia reale, indipendente dai limiti amministrativi e dalle carenze dei dati ufficiali.

Donaldson e Storeygard (2016) hanno offerto una rassegna ampia sull’uso dei dati satellitari nelle scienze economiche, con particolare attenzione alle luci notturne. L’idea alla base è che la luce sia un bene normale: al crescere del reddito aumenta anche il consumo di illuminazione. La correlazione tra luci e attività umana era già stata notata negli anni ’70, ma l’uso sistematico in economia si è affermato solo dagli anni ’90, grazie alla diffusione dei dati NOAA (Elvidge et al., 1997). Va sottolineato che la relazione non è perfettamente lineare in ogni fase dello

sviluppo. Henderson et al. (2012) notano che l'elasticità delle luci rispetto al reddito può variare in funzione di specifici meccanismi economici. In fasi iniziali, l'accesso all'elettricità comporta elevati costi fissi (es. costruzione di reti di distribuzione); superata una certa soglia di reddito, l'illuminazione può aumentare in modo convesso rispetto al PIL, producendo elasticità anche maggiori di 1 (incrementi di reddito relativi generano incrementi ancora più che proporzionali della luminosità). Viceversa, oltre un certo livello di sviluppo, subentrano rendimenti decrescenti: ad esempio, con l'urbanizzazione crescente una parte delle luci emesse (piani bassi, illuminazione interna) viene schermata da edifici sovrapposti e non raggiunge il satellite; inoltre città più dense possono sfruttare economie di scala (condivisione di illuminazione stradale, efficienza energetica). Tali fattori tendono a ridurre l'elasticità a livelli di reddito elevati. Nel complesso, però, per la maggior parte dei paesi a basso e medio reddito l'elasticità può essere approssimata a uno senza troppi errori. In altre parole, una crescita del PIL reale del 1% si accompagna circa a un aumento dell'1% della luminosità notturna in contesti in via di sviluppo, come ipotesi di primo ordine.

### **3.2 Dalle luci ai numeri: evidenze empiriche e metodi statistici**

Va sottolineato che l'interpretazione economica dei dati di luminosità notturna richiede cautela. Le luci catturano prevalentemente l'attività elettrica notturna, fortemente correlata alla ricchezza e all'industrializzazione, ma non rappresentano ogni aspetto dell'economia. Alcuni settori – come agricoltura di sussistenza o servizi informali – possono contribuire poco alla luminosità pur avendo un peso economico rilevante, soprattutto nei paesi in via di sviluppo. Per questo, Gibson et al. (2020) suggeriscono di utilizzare le luci come indicatore integrativo piuttosto che sostitutivo: ad esempio, combinandole con dati ufficiali per migliorare stime di crescita (come in Henderson et al., 2012), oppure sfruttandole per disaggregare misure economiche a livelli subnazionali più fini di quelli disponibili dalle fonti statistiche tradizionali.

Lo studio seminale di Henderson, Storeygard e Weil (2012) ha fornito una cornice quantitativa per sfruttare questa correlazione a fini di misurazione della crescita economica. Gli autori, come già citato, partono dal riconoscimento che in molti paesi in via di sviluppo i dati di contabilità nazionale sul PIL sono poco affidabili – a causa di economie informali estese, debolezza degli uffici statistici e difficoltà

nel rilevare i prezzi – e spesso sottostimano o misurano con errore il vero tasso di crescita. Per mitigare questo problema, Henderson et al. propongono di utilizzare la crescita delle luci notturne come misura ausiliaria da combinare con i dati ufficiali. In termini tecnici, costruiscono un modello di errore di misurazione dove sia la crescita del PIL ufficiale sia la crescita delle luci sono viste come stime imperfette di un “vero” tasso di crescita latente. Sotto l’assunzione che gli errori di misura delle due fonti siano incorrelati, è possibile ottenere una stima composita più precisa della crescita reale.

Una delle evidenze più interessanti messe in luce da Henderson et al. (2012) riguarda la relazione tra variazioni del PIL e variazioni dell’intensità luminosa notturna. Quando gli autori stimano una semplice regressione panel in doppio logaritmo, basata sui dati ufficiali di contabilità nazionale, trovano un’elasticità di circa 0,3: in altre parole, un aumento del 10% delle luci notturne in un anno si associa, nei dati, a un incremento medio del 3% del PIL riportato. Questo risultato, tuttavia, va interpretato con cautela, perché riflette non solo la relazione reale ma anche il forte rumore presente nei dati di PIL ufficiale, specie nei paesi in via di sviluppo.

Per superare questo problema, gli autori costruiscono un modello di errore di misurazione che assume che sia le luci notturne sia le statistiche ufficiali del PIL siano proxy imperfetti di una “vera” crescita economica non osservata. Combinando i due segnali e correggendo per gli errori, emerge un quadro molto più coerente: l’elasticità stimata tra crescita delle luci e crescita del reddito reale risulta prossima all’unità (poco sopra 1). In termini pratici, ciò significa che, al netto degli errori di misurazione, un aumento del 10% della luminosità notturna si associa a un aumento di circa il 10% del PIL reale.

Questo passaggio dal coefficiente “grezzo” di 0,3 a quello “strutturale” vicino a 1 è cruciale. Mostra che la luce catturata dai satelliti è effettivamente un buon proxy dell’attività economica, ma che la sua piena capacità predittiva emerge solo quando la si interpreta come fonte informativa complementare e indipendente rispetto ai dati ufficiali. Per questo motivo, soprattutto nei paesi a basso e medio reddito, dove le statistiche sono più deboli, le osservazioni notturne si rivelano particolarmente preziose per stimare la crescita economica reale.

Sul piano metodologico, molti lavori utilizzano regressioni log-log per stimare la relazione luci-PIL a diversi livelli. Si può lavorare sia in sezione trasversale (correlando i livelli di luminosità di diverse aree ai rispettivi PIL) sia in serie storica/panel (correlando le variazioni nel tempo). La forma funzionale logaritmica

è utile perché l'elasticità stimata (coefficiente di regressione) indica direttamente di quanto varia il PIL in percentuale al variare del 1% delle luci. Henderson et al. (2012) adottano ad esempio un approccio panel con differenze logaritmiche, controllando anche per effetti fissi temporali, e trovano risultati robusti alla specifica funzionale. Altri studi analoghi confermano che il  $R^2$  di queste regressioni è elevato, specialmente a livello cross-section: la luminosità spiega gran parte della variabilità nei livelli di PIL tra regioni. In ambito sub-nazionale, ad esempio, McCord et al. (2022) mostrano che i dati di nuova generazione VIIRS spiegano fino all'80% della variabilità del PIL tra le province del Sud America. L'uso di modelli log-log su base annuale permette inoltre di stimare con continuità l'andamento del PIL per aree prive di dati ufficiali, come vedremo più avanti.

Un risultato chiave di Henderson et al. è la costruzione di un indicatore composito di crescita che combina il dato ufficiale con quello “predetto” dalle luci. Essi derivano un peso ottimale da assegnare alla stima basata sulle luci in funzione della qualità dei dati di ciascun paese. Per nazioni con statistiche affidabili, il peso ottimale delle luci risulta basso (l'informazione aggiuntiva è minima); ma per paesi con dati di scarsa qualità, le luci ricevono un peso prossimo al 50%. In media, per i paesi con sistemi statistici molto deboli, l'“indice di crescita vero” ottenuto assegna circa metà dell'informazione alle luci notturne e metà ai conti nazionali. Applicando questa metodologia al periodo 1992–2008, Henderson et al. ottengono stime riviste del tasso di crescita per vari paesi africani e asiatici, che differiscono sensibilmente dai dati ufficiali (fino a  $\pm 3$  punti percentuali all'anno in alcuni casi). Ciò implica che alcuni paesi possono aver sovra- o sotto-stimato la propria crescita reale, e che la vera performance economica – inferita dalle luci – sia stata diversa da quella riportata. Ad esempio, secondo queste stime composite, la Costa d'Avorio e il Congo negli anni '90 avrebbero avuto crescite più sostenute di quanto indicato dalle statistiche governative, mentre l'Myanmar avrebbe registrato ristagno anziché il modesto incremento ufficiale.

L'utilità delle luci notturne è ancora più evidente quando si scende a scale sub-nazionali o in contesti privi di dati. Henderson et al. sottolineano che i satelliti forniscono misure uniformi e frequenti (annuali) per unità geografiche molto piccole (fino a pixel di 1 km<sup>2</sup>). Questo consente di misurare l'attività economica di città, province o regioni, laddove quasi nessun paese produce stime ufficiali di PIL locale su base regolare. Il loro studio, ad esempio, mostra come sia possibile confrontare la crescita di zone costiere vs interne in Africa sub-sahariana, o di capitali vs hinterland, utilizzando la somma delle luci in ciascuna area come proxy del PIL. I risultati rivelano dinamiche inaspettate: negli anni 1992–2008



le regioni interne dell’Africa avrebbero registrato una crescita luminosa (e quindi economica) più rapida di quelle costiere, contrariamente alla tesi classica che le zone vicine al mare crescono di più. Allo stesso modo, in diversi paesi le città primate (le maggiori metropoli) non sono cresciute più rapidamente delle aree rurali circostanti in termini di attività economica, suggerendo una possibile convergenza o diffusione della crescita oltre i centri urbani principali. Queste analisi sono rese possibili esclusivamente dall’uso dei dati satellitari, che svincolano la ricerca dai confini amministrativi e dalle lacune dei dati ufficiali.

Dalla pubblicazione di Henderson et al. (2012), un crescente filone di ricerca ha validato e raffinato l’uso delle luci notturne come misura economica. Un contributo metodologico importante è quello di Hu e Yao (2022), significativamente intitolato “Illuminating Economic Growth”. Questi autori sviluppano un modello statistico avanzato che, analogamente a Henderson et al., tratta la crescita del PIL ufficiale e la crescita delle luci come due stime affette da errore di un vero tasso di crescita non osservato. Utilizzando nuove tecniche di identificazione (basate su momenti di ordine elevato e ipotesi di esogeneità del processo delle luci), Hu e Yao riescono a stimare contemporaneamente l’elasticità luci-PIL e la distribuzione degli errori di misurazione nei due indicatori. I risultati principali confermano in generale l’utilità delle luci, con alcune differenze quantitative interessanti: in particolare stimano un’elasticità delle luci rispetto al PIL di circa 1,3. Ciò significa che, secondo il loro modello, una crescita dell’economia dell’1% si associa in media a un incremento del 1,3% della luminosità – un coefficiente leggermente superiore all’unità, che potrebbe riflettere i fenomeni di convessità iniziale di cui si diceva (ad es. forte aumento dell’illuminazione nelle fasi di prima industrializzazione). Inoltre, Hu e Yao trovano evidenze robuste che le misure ufficiali di crescita sono tanto meno precise quanto più il paese è povero. Mentre nei paesi avanzati il segnale statistico del PIL è relativamente affidabile, nei paesi a basso-medio reddito la componente di errore è marcata, il che dà alle luci notturne un peso informativo molto maggiore – in pieno accordo col quadro di Henderson et al...

Applicando la loro metodologia di combinazione ottimale, Hu e Yao ricalcolano le traiettorie di crescita di alcune grandi economie emergenti: il loro nuovo indicatore suggerisce che Cina e India avrebbero avuto tassi di crescita reali considerevolmente inferiori rispetto ai dati ufficiali nel periodo 1993–2013. Ad esempio, la crescita media annua cinese risulterebbe più bassa di diversi punti percentuali in confronto alle stime ufficiali, insinuando possibili sovrastime o rallentamenti non riportati nelle statistiche governative. Queste conclusioni hanno suscitato notevo-

le interesse, poiché indicano come le luci notturne possano aiutare a “correggere” narrazioni economiche basate su dati potenzialmente distorti.

### **3.3 Vantaggi e limiti dell’approccio delle luci notturne**

L’utilizzo delle luci notturne come proxy del PIL presenta significativi vantaggi. In primo luogo, si tratta di una misura oggettiva e uniforme: i satelliti osservano emissioni luminose con la stessa metodologia in ogni angolo del globo, eliminando problemi di inconsistenza tra paesi. I dati sono gratuiti e ad alta frequenza temporale (annuali, e con la nuova generazione di sensori anche giornalieri), cosa che permette di avere indicatori tempestivi dell’andamento economico – spesso in anticipo rispetto ai conti nazionali ufficiali. Inoltre, la copertura spaziale ad alta risoluzione consente analisi a livello subnazionale o di particolari zone economiche, impossibili con i tradizionali dati aggregati. Le luci offrono quindi uno strumento insostituibile per studiare la crescita dentro i paesi (ad esempio la divergenza tra diverse regioni) e per monitorare zone di conflitto o paesi che non pubblicano statistiche. Rispetto ad altri possibili proxy (come i consumi di elettricità), i dati luminosi sono più facilmente accessibili e granulari: mentre i dati elettrici mancano proprio dove servirebbero (paesi poveri, livello locale), le luci coprono anche queste situazioni. Infine essendo basati su osservazioni fisiche, i dati da satellite sono meno soggetti a manipolazioni politiche: rappresentano in un certo senso un “controllo incrociato” esterno dell’operato degli uffici statistici nazionali.

D’altro canto, questo approccio non è privo di limiti e cautele, anche a causa la presenza di luci non economiche. Alcune intense fonti luminose non riflettono attività produttive o consumi finali, ma fenomeni particolari: i casi tipici sono le fiaccole gas (gas flaring) nei giacimenti petroliferi e le flotte di pescherecci che utilizzano potenti lampade notturne. Henderson et al. documentano che a livello mondiale le luci dovute a gas flaring contavano per circa il 3% della luminosità totale, ma in regioni come l’Africa sub-sahariana rappresentavano addirittura oltre il 30% della luce osservata attorno all’anno 2000 (concentrazioni di flaring in Nigeria e Guinea Equatoriale). Se non filtrate, queste fonti distorcono i risultati – ad esempio facendo apparire molto luminoso (quindi “ricco”) un paese petrolifero dove però tale luce non corrisponde a benessere diffuso. Per ovviare, gli studi accurati escludono dai dati i pixel corrispondenti a gas flares o altre fonti anomale (tipicamente note a priori). Anche le luci di incendi boschivi o l’inquinamento

luminoso naturale (aurore, luna piena) vengono eliminate in fase di pre-processing dai centri NASA/NOAA, ma residui di rumore possono persistere.

Un altro limite riguarda le attività economiche diurne o non illuminate. La produzione agricola, ad esempio, avviene in gran parte durante il giorno e non emette luce notturna proporzionale al suo valore. Economie con larga quota agricola potrebbero crescere significativamente in termini di PIL reale (aumentando la produttività dei campi) senza manifestare un analogo aumento di luminosità. Ghosh et al. (2010) hanno evidenziato questo punto, proponendo di integrare le stime basate sulle luci con altri indicatori per il settore agricolo – ad esempio distribuendo la crescita del PIL agricolo in base alla popolazione rurale, mentre per industria e servizi usare le luci. Approcci misti di questo tipo sono stati applicati con successo per stimare il PIL regionale in paesi come Kenya e Rwanda. In sintesi, le luci catturano bene l'output dei settori industriale e terziario (fortemente legati all'urbanizzazione e all'uso di elettricità), ma meno quello dell'agricoltura tradizionale; dove l'economia è duale, bisogna tener conto di questa eterogeneità settoriale.

Vi sono poi questioni di tempistica e dinamica. L'evidenza suggerisce che le luci notturne reagiscono meno volatilmente di quanto faccia il PIL a shock di breve periodo. Durante crisi economiche o eventi traumatici, la diminuzione della luminosità può risultare attenuata rispetto al calo del PIL reale. Henderson et al. mostrano che nel caso della crisi asiatica 1997–98 in Indonesia, il PIL crollò del –13% ma la luminosità media calò solo del –6%. Analogamente, durante il genocidio in Rwanda (1994) il PIL ufficiale registrò un tracollo molto più marcato di quello suggerito dalla riduzione delle luci. Ciò può dipendere dal fatto che alcuni elementi infrastrutturali (lampioni, illuminazione pubblica) rimangono accesi anche in recessione, o che le famiglie ritardano il taglio dei consumi essenziali come la luce. Inoltre esiste un possibile effetto di smoothing dovuto al processo di compositing dei dati satellitari: i dataset annuali sono medi su più immagini, e possono non catturare picchi o cadute brevissime. Henderson et al. riconoscono questo limite, notando che le loro stime basate sulle luci tendono a sottopredire la profondità delle contrazioni economiche di breve periodo. Pertanto, l'indicatore luminoso è più adatto a tracciare tendenze di medio-lungo termine della crescita che non le fluttuazioni cicliche anno per anno (per queste ultime restano preferibili indicatori mensili come produzione industriale, consumi elettrici, etc.).

Infine occorre considerare che l'efficienza energetica e le politiche pubbliche possono alterare il rapporto tra luci e PIL. In una società tecnologicamente avanzata,

potrebbe essere possibile far crescere il PIL senza aumentare le luci (si pensi alla diffusione di lampadine a LED a basso consumo: la stessa illuminazione richiede meno energia e spesa). Oppure, misure di risparmio energetico e coprifuoco notturno (come avviene in alcuni paesi) possono ridurre la luminosità senza implicare un calo economico corrispondente. Ad esempio, la Corea del Nord pare spenga l'illuminazione stradale dopo una certa ora per risparmiare energia, il che riduce ulteriormente le luci visibili senza che ciò rappresenti direttamente un crollo di PIL. Questi fattori esogeni vanno tenuti presenti quando si interpretano le mappe di luminosità.

# Capitolo 4

## Modello statistico di riferimento

Per mettere in relazione la crescita delle luci notturne osservate dai satelliti con la crescita del prodotto interno lordo (PIL), si propone un modello statistico che consente di combinare in modo ottimale i dati ufficiali dei conti nazionali con le informazioni satellitari. L'obiettivo è migliorare la stima della crescita del reddito reale in presenza di errori di misura, particolarmente rilevanti nei Paesi in via di sviluppo.

La misurazione della crescita del PIL è spesso affetta da errori di misura (copertura incompleta, ritardi, revisioni, informalità) e, a livello subnazionale, talvolta manca del tutto. L'intuizione di Henderson et al. (2012) è che la luminosità notturna osservata da satellite rifletti l'intensità dell'attività economica (infrastrutture elettriche, utilizzo di energia, densità urbana), fornendo una misura indipendente e omogenea nello spazio e nel tempo. Il loro contributo è un modello statistico che consente di combinare in modo ottimale la crescita del PIL ufficiale con quella “predetta” dalle luci, riducendo l'errore complessivo di misurazione.

### 4.1 Luci notturne come proxy della crescita economica

Il punto di partenza è rappresentato dall'equazione (4.1), secondo cui la crescita del PIL misurata nei conti nazionali, indicata con  $z_j$ , è il risultato della vera crescita economica  $y_j$  sommata a un errore di misurazione  $\varepsilon_{z,j}$ :

$$z_j = y_j + \varepsilon_{z,j}. \quad (4.1)$$

Questa formulazione evidenzia come i dati ufficiali non riflettano perfettamente la dinamica reale dell'economia, ma la approssimino con un margine di incertezza la cui varianza è indicata con  $\sigma_z^2$ .

Per ridurre tale incertezza, gli autori introducono l'equazione (4.2), che lega la crescita delle luci notturne  $x_j$  alla crescita reale del PIL  $y_j$ , attraverso un parametro di elasticità  $\beta$ :

$$x_j = \beta y_j + \varepsilon_{x,j}. \quad (4.2)$$

Questa relazione presuppone che lo sviluppo economico si traduca in un aumento della luminosità notturna osservabile dallo spazio, poiché più attività produttive e di consumo generano una maggiore domanda di energia elettrica e di illuminazione. Anche qui è presente un termine di errore  $\varepsilon_{x,j}$ , con varianza  $\sigma_x^2$ , che riflette la possibilità che la crescita del PIL e l'intensità luminosa non si muovano perfettamente insieme (si pensi, ad esempio, alla crescita di settori economici poco energivori, come i servizi digitali, che producono meno luce visibile rispetto all'industria pesante).

Un'ipotesi cruciale è che gli errori nei conti nazionali e nelle luci siano indipendenti:

$$\text{cov}(\varepsilon_x, \varepsilon_z) = 0, \quad (4.3)$$

L'equazione (4.4) introduce quindi un utilizzo predittivo delle luci, specificando una regressione tra crescita del PIL misurata e crescita delle luci osservate:

$$z_j = \hat{\psi} x_j + e_j, \quad (4.4)$$

dove  $\hat{\psi} = \frac{\text{cov}(x,z)}{\text{var}(x)}$  rappresenta il coefficiente stimato che cattura il legame empirico tra luminosità ed economia. Da questa relazione è possibile costruire un proxy del PIL basato esclusivamente sulle luci, definito come

$$\hat{z}_j = \hat{\psi} x_j. \quad (4.5)$$

In questo modo, anche in assenza di dati affidabili di contabilità nazionale, è possibile disporre di una misura alternativa della crescita economica.

Il passaggio conclusivo del modello è rappresentato dall'equazione (4.6), che combina in modo ottimale le informazioni provenienti dai dati ufficiali e dal proxy

luminoso, generando una stima composita della crescita del PIL reale:

$$\hat{y}_j = \lambda z_j + (1 - \lambda) \hat{z}_j. \quad (4.6)$$

Qui  $\lambda$  è un peso scelto per minimizzare l'errore di stima rispetto al valore reale. Se le statistiche nazionali sono affidabili,  $\lambda$  sarà prossimo a 1 e la stima dipenderà principalmente dai conti ufficiali; al contrario, nei paesi con dati di bassa qualità,  $\lambda$  tenderà a valori più bassi, dando maggior peso al proxy costruito con le luci notturne.

Le variabili introdotte assumono dunque significati specifici:  $y_j$  rappresenta la crescita reale del PIL, cioè il valore “vero” non osservato che si vuole stimare;  $z_j$  indica la crescita del PIL registrata dalle statistiche ufficiali;  $x_j$  esprime la crescita della luminosità notturna rilevata dai satelliti;  $\varepsilon_{z,j}$  e  $\varepsilon_{x,j}$  sono i termini di errore associati rispettivamente ai dati ufficiali e alle luci, con varianze  $\sigma_z^2$  e  $\sigma_x^2$ ;  $\beta$  misura l'elasticità delle luci rispetto al reddito, cioè di quanto varia la luminosità quando cambia il PIL reale;  $\hat{\psi}$  è il coefficiente stimato che lega le luci al PIL ufficiale;  $\hat{z}_j$  è il proxy della crescita economica costruito dalle luci; infine,  $\lambda$  è il peso che bilancia la combinazione ottimale tra il dato ufficiale e il proxy luminoso, producendo la stima finale  $\hat{y}_j$ .

## 4.2 Il calcolo del peso ottimale $\lambda$

La determinazione del valore ottimale di  $\lambda$  si fonda sulla minimizzazione della varianza dell'errore tra la stima composita  $\hat{y}_j$  e la vera crescita economica  $y_j$ . Henderson et al. (2012) mostrano che la varianza complessiva dell'errore può essere scritta come:

$$\text{var}(\hat{y} - y) = \lambda^2 \sigma_z^2 + (1 - \lambda)^2 \frac{\sigma_y^2 \sigma_x^2}{\beta^2 \sigma_y^2 + \sigma_x^2}. \quad (4.7)$$

Minimizzando questa funzione rispetto a  $\lambda$  si ottiene il valore ottimale:

$$\lambda^* = \frac{\sigma_x^2 \sigma_y^2}{\sigma_z^2 (\beta^2 \sigma_y^2 + \sigma_x^2) + \sigma_x^2 \sigma_y^2}. \quad (4.8)$$

Tale espressione dipende tuttavia da grandezze non osservabili, come la varianza della vera crescita del PIL ( $\sigma_y^2$ ) e le varianze degli errori associati ai dati ufficiali ( $\sigma_z^2$ ) e alle luci notturne ( $\sigma_x^2$ ). Per superare questa difficoltà, gli autori introducono

il parametro  $\phi$ , definito come rapporto tra la varianza del segnale e la varianza totale nei dati ufficiali:

$$\phi = \frac{\sigma_y^2}{\sigma_y^2 + \sigma_z^2}. \quad (4.9)$$

Il parametro  $\phi$  misura la qualità delle statistiche nazionali: valori prossimi a 1 indicano dati molto accurati, mentre valori bassi riflettono un'elevata componente di rumore. In questa formulazione, il valore ottimale di  $\lambda$  può essere espresso in termini di  $\phi$  e della correlazione  $\rho$  tra crescita del PIL ufficiale e crescita delle luci notturne:

$$\lambda^* = \frac{\phi - \rho^2}{1 - \rho^2}. \quad (4.10)$$

L'introduzione di  $\phi$  e l'utilizzo della correlazione empirica  $\rho$  consentono quindi di rendere stimabile il peso ottimale, anche in assenza di informazioni dirette sulle varianze non osservabili. Per attribuire valori plausibili a  $\phi$ , Henderson et al. si basano sulle classificazioni della qualità statistica elaborate da istituzioni come l'IMF e la World Bank. Vengono distinti due gruppi di paesi: quelli con buona qualità dei dati, per i quali si assume  $\phi$  prossimo a uno, e quelli con sistemi statistici deboli, caratterizzati da valori di  $\phi$  più bassi.

I risultati empirici riportati nelle tabelle del lavoro mostrano che, nei paesi con bassa qualità dei dati, il valore ottimale di  $\lambda^*$  tende a collocarsi intorno a 0,5. In tali contesti, la crescita economica stimata dovrebbe quindi attribuire un peso pressoché equivalente sia ai dati ufficiali sia al proxy luminoso. Al contrario, nei paesi con statistiche di elevata qualità,  $\lambda$  si avvicina a uno, segnalando che le misure di contabilità nazionale rimangono predominanti, mentre le luci notturne svolgono un ruolo marginale e correttivo.

I risultati presentati in Tabella 4.1 dimostrano che le luci sono fortemente correlate con la crescita del PIL riportata nei conti nazionali. Il coefficiente stimato  $\hat{\psi}$  è positivo e altamente significativo, con valori attorno a 0.27–0.32. Inoltre, la relazione appare sostanzialmente lineare, e i controlli aggiuntivi (dispersione della luminosità, pixel saturati o non illuminati, aree di gas flaring) non modificano in maniera rilevante le stime. Questo conferma che le luci catturano in modo sistematico variazioni annuali e di lungo periodo nell'attività economica.



|                            | ln(GDP)<br>(1)      | ln(GDP)<br>(2)        | ln(GDP)<br>(3)        | ln(GDP)<br>(4)      | ln(GDP)<br>(5)      | ln(GDP)<br>(6)      | ln(GDP)<br>(7)      | ln(GDP)<br>(8)      |
|----------------------------|---------------------|-----------------------|-----------------------|---------------------|---------------------|---------------------|---------------------|---------------------|
| ln(lights/area)            | 0.277***<br>[0.031] | 0.2618***<br>[0.0344] | 0.2662***<br>[0.0314] | 0.286***<br>[0.034] | 0.282***<br>[0.046] |                     | 0.166***<br>[0.051] | 0.284***<br>[0.030] |
| ln(lights/area) sq.        |                     | -0.0058<br>[0.0060]   |                       |                     |                     |                     |                     |                     |
| ln(count<br>top-coded + 1) |                     |                       | 0.0115*<br>[0.0059]   |                     |                     |                     |                     |                     |
| ln(unlit)                  |                     |                       | -0.0124<br>[0.0122]   |                     |                     |                     |                     |                     |
| Spatial Gini               |                     |                       |                       | 0.165<br>[0.194]    |                     |                     |                     |                     |
| ln(KWH)                    |                     |                       |                       |                     |                     | 0.283***<br>[0.047] | 0.201***<br>[0.041] |                     |
| Observations               | 3,015               | 3,015                 | 3,015                 | 3,015               | 1,853               | 1,853               | 1,853               | 3,015               |
| Countries                  | 188                 | 188                   | 188                   | 188                 | 128                 | 128                 | 128                 | 188                 |
| (Within country) $R^2$     | 0.769               | 0.769                 | 0.770                 | 0.769               | 0.757               | 0.767               | 0.782               | 0.770               |

*Notes:* All specifications include country and year fixed effects. Column 8 excludes regions with gas flares. Robust standard errors, clustered by country, are in brackets.

\*\*\*Significant at the 1 percent level.

\*\*Significant at the 5 percent level.

\*Significant at the 10 percent level.

Tabella 4.1: Relazione tra luci e PIL (Tabella 2 da Henderson et al., 2012).

Successivamente gli autori distinguono tra Paesi con sistemi statistici affidabili e Paesi con dati di bassa qualità. In Tabella 4.2 emerge che, pur non essendoci differenze significative nei coefficienti stimati  $\hat{\psi}$  tra i due gruppi, la varianza residua è molto più elevata nei Paesi con scarsa capacità statistica. In altre parole, le luci sono un indicatore informativo sia nei Paesi avanzati che in quelli in via di sviluppo, ma diventano particolarmente utili quando i dati ufficiali sono rumorosi e meno affidabili.

Nella Tabella 4.3 mostra il cuore applicativo del modello: la costruzione di una stima composita della crescita economica che combina le informazioni dei conti nazionali con quelle derivanti dalle luci, utilizzando pesi ottimali. Per i Paesi con buoni dati, il peso sui conti nazionali ( $\lambda_g$ ) rimane molto alto, circa 0.85, segnalando che le statistiche ufficiali sono sufficientemente affidabili. Nei Paesi con dati scarsi, invece, il peso ottimale sui conti nazionali ( $\lambda_b$ ) si riduce a circa 0.48, dando quindi alle luci un contributo pari o superiore al 50% nella stima della crescita. Questo risultato è particolarmente rilevante, perché dimostra come le luci possano correggere e migliorare in modo sostanziale le stime ufficiali laddove esse sono più fragili.

|   | Fixed effects<br>(1)   | Country time trend<br>(2) | Long difference<br>(3) |
|---|------------------------|---------------------------|------------------------|
| <i>Panel A</i>  |                        |                           |                        |
| ln (lights/area)  | 0.307***<br>[0.037]    | 0.270***<br>[0.043]       | 0.327***<br>[0.046]    |
| Constant  | n/a                    | n/a                       | 0.365***<br>[0.028]    |
| Observations  | 1,953                  | 1,953                     | 113                    |
| Number of countries   | 118                    | 118                       | 113                    |
| (Within-country) $R^2$  | 0.780                  | 0.903                     | 0.300                  |
| Country fixed effects   | Yes                    | Yes                       | No                     |
| Year fixed effects  | Yes                    | Yes                       | No                     |
| Country time trend  | No                     | Yes                       | No                     |
| <i>Panel B</i>  |                        |                           |                        |
| Difference in $\psi$ for good data countries<br>(reestimated base $\psi$ not shown) | 0.042<br>[0.063]       | -0.014<br>[0.063]         | 0.096<br>[0.091]       |
| Heteroskedasticity:<br>Breusch-Pagan $p$ -value                                     | <0.00005               | <0.00005                  | 0.0395                 |
| Regression of squared residuals:<br>Good data dummy                                 | -0.0054***<br>[0.0017] | -0.0017*<br>[0.0010]      | -0.0292<br>[0.0183]    |

Notes: Robust standard errors in brackets. In column 3, long differences are formed by averaging the first and last two years of levels data.

\*\*\*Significant at the 1 percent level.

\*\*Significant at the 5 percent level.

\*Significant at the 10 percent level.

Tabella 4.2: Confronto tra Paesi con buoni e scarsi dati statistici.

| Signal to total variance<br>of measured income |                                    |  | Weight for measured income growth in<br>calculation of true growth |                                       |
|--|------------------------------------|--|--|---------------------------------------|
| Good data<br>countries:<br>$\phi_g$            | Bad data<br>countries:<br>$\phi_b$ | Structural effect of<br>true income growth<br>on lights growth $\beta$ | Good data<br>countries:<br>$\lambda_g$                             | Bad data<br>countries:<br>$\lambda_b$ |
| 1  | 0.660                              | 1.034  | 1.0  | 0.564                                 |
| 0.9  | 0.594                              | 1.149  | 0.852  | 0.484                                 |
| 0.8  | 0.528                              | 1.293  | 0.711  | 0.407                                 |
| 0.7  | 0.462                              | 1.478  | 0.576  | 0.333                                 |
| 0.6  | 0.396                              | 1.724  | 0.449  | 0.263                                 |

Note: 30 bad data countries, 83 good data countries.

Tabella 4.3: Pesi ottimali  $\lambda_g$  e  $\lambda_b$  per la stima composita (Tabella 5 da Henderson et al., 2012).

# Capitolo 5

## Motivazione della scelta del Libano

### 5.1 Contesto Economico e Politico del Libano (2013–2020)

Tra il 2013 e il 2020 il Libano ha attraversato un periodo di crescenti difficoltà economiche e instabilità politica, segnato da shock multipli senza precedenti nella storia recente del Paese.

Primo, la guerra civile in Siria scoppiata nel 2011 ha avuto ripercussioni profonde sul Libano. A causa del conflitto nel Paese vicino, entro il 2013 il Libano ospitava già circa un milione di rifugiati siriani, pari a oltre il 22% della sua popolazione. Questo numero è salito ulteriormente fino a una proiezione di 1,6 milioni (circa il 37% della popolazione libanese) entro la fine del 2014.

L'afflusso massiccio di rifugiati ha posto enormi pressioni sui servizi pubblici e sull'economia: infrastrutture già carenti (elettricità, acqua, scuole e sanità) sono state spinte al limite, mentre si sono acuite le tensioni sociali nelle comunità ospitanti più povere (specie nel Nord e nella valle della Beqaa) gravate dalla competizione sul mercato del lavoro a basso salario. Sul piano macroeconomico, il conflitto siriano ha decurtato la crescita economica libanese: dopo il 2006–2010, quando il PIL libanese cresceva in media del 9% annuo grazie alla ricostruzione post-bellica, dal 2011 in poi la crescita si è quasi fermata. In particolare, tra il 2011 e il 2016 il PIL è cresciuto in media solo dell'1,7% annuo (1,5% nel 2017) – un brusco rallentamento attribuito proprio all'impatto del conflitto siriano e

all'incertezza regionale. Tale stagnazione riflette vari canali di spillover: crollo del turismo (molti Paesi del Golfo sconsigliavano ai propri cittadini di visitare il Libano per timori legati alla guerra siriana) e blocchi commerciali (le rotte di esportazione via terra verso la Siria e oltre, cruciali per raggiungere i mercati del Golfo, sono state interrotte). Di conseguenza, settori chiave come il commercio e l'ospitalità hanno subito forti perdite, aggravando disoccupazione e povertà. Basti considerare che senza la crisi siriana la crescita libanese del 2013 era stimata al  $\sim 4\%$ , mentre in realtà fu attorno all'1–2% .

Secondo, il Libano ha affrontato una grave crisi finanziaria e bancaria a partire dal 2019. Questa crisi ha origine in squilibri accumulati nel tempo: un modello di crescita insostenibile basato sull'indebitamento estero e un settore bancario ipertrofico esposto al debito pubblico. Alla fine del 2018 il debito pubblico aveva raggiunto circa il 140% del PIL, alimentando preoccupazioni sulla solvibilità dello Stato.

Nell'ottobre 2019, in un clima di sfiducia e proteste popolari contro la corruzione, si è verificata una brusca inversione dei flussi di capitale: i depositi dall'estero e gli investimenti si sono improvvisamente arrestati. Questo “sudden stop” ha innescato un collasso sistemico – il valore della lira libanese è precipitato, il governo non è stato in grado di rifinanziare il debito ed è entrato in default sovrano per la prima volta nella sua storia, e il sistema bancario ha congelato i prelievi imponendo controlli informali sui capitali. La Banca Mondiale ha descritto questa fase come una depressione deliberata, annoverando il collasso libanese tra le peggiori crisi economiche globali dalla metà dell'Ottocento.

Gli indicatori macroeconomici illustrano l'enorme portata dello shock: il PIL nominale, stimato a  $\sim 55$  miliardi di dollari nel 2018, si è ridotto a circa 33 miliardi nel 2020, con una contrazione del reddito pro capite di circa il 40%. In termini cumulativi, tra il 2019 e il 2021 l'economia libanese si è ristretta di oltre il 50% – il crollo più drammatico registrato al mondo in quel periodo – riportando il Paese nella fascia dei redditi medio-bassi (declassamento da parte della Banca Mondiale nel 2022). L'impatto sociale è stato devastante: la classe media è stata impoverita da iperinflazione e svalutazione monetaria, la disoccupazione è balzata da circa l'11% (2018) a quasi il 30% (2022), e oltre metà della popolazione vive ormai sotto la soglia di povertà.

Terzo, la già fragile situazione è stata ulteriormente aggravata da shock esogeni nel 2020, in particolare la pandemia di COVID-19 e la catastrofica esplosione del porto di Beirut. La pandemia ha comportato lockdown intermittenti che hanno

paralizzato interi settori (commercio, ristorazione, trasporti) in un momento in cui l'economia era già in caduta libera. Poi, il 4 agosto 2020, l'esplosione di un deposito di nitrato di ammonio nel porto della capitale ha devastato Beirut: oltre 200 vittime, migliaia di feriti e interi quartieri rasi al suolo.

Il danno economico è stato immenso, con stime tra 3,8 e 4,6 miliardi di dollari di distruzione di asset fisici, a cui si aggiungono perdite di flussi economici per 2,9–3,5 miliardi dovute all'interruzione delle attività portuali e produttive. I settori della finanza, del commercio, del turismo e dell'edilizia – già indeboliti – hanno subito ulteriori contraccolpi, mentre l'onda d'urto ha ulteriormente minato la fiducia residua. Pur essendo un disastro localizzato geograficamente, l'esplosione ha avuto implicazioni macroeconomiche nazionali, acuendo vulnerabilità strutturali di lungo periodo (infrastrutture carenti, settore elettrico disfunzionale, gestione finanziaria pubblica debole).

Il periodo 2013–2020 in Libano è caratterizzato da shock multipli e sovrapposti – conflitto regionale, crisi dei rifugiati, collasso finanziario interno, pandemia e disastro industriale – che hanno portato l'economia libanese a una contrazione senza precedenti in tempo di pace. Questo contesto estremo fornisce uno sfondo cruciale per valutare strumenti innovativi di misura economica come le luci notturne satellitari.

## **5.2 Affidabilità e disponibilità dei dati statistici (2013–2020)**

La complessità e la gravità delle crisi libanesi si sono riflesse anche sul sistema statistico nazionale, sollevando interrogativi sull'affidabilità e sulla disponibilità dei dati ufficiali durante il periodo in esame. Già prima del 2019, il Libano presentava lacune strutturali nella raccolta e diffusione delle statistiche economiche. L'istituto nazionale di statistica (Central Administration of Statistics, CAS) dispone di risorse limitate e di capacità istituzionale debole, il che si traduce in dati incompleti e in ritardo. Secondo la Banca Mondiale, “vista la scarsità del sistema statistico libanese, le previsioni economiche devono basarsi su tecniche avanzate adatte a contesti poveri di dati”. In altre parole, il Libano è spesso citato come esempio di *data poor environment*, in cui le fonti statistiche tradizionali sono carenti.

Un segnale di queste carenze è dato dal fatto che perfino le serie dei Conti Nazio-

nali ufficiali sono aggiornate con notevole ritardo: al 2022, l'ultima stima ufficiale pubblicata del PIL risaliva all'anno 2020. Ciò implica che, per buona parte del periodo 2013–2020, responsabili politici e analisti hanno dovuto operare con dati obsoleti o stime provvisorie. Frequenti sono state anche le revisioni a posteriori: ad esempio, la stima del PIL reale 2019 è stata rivista sostanzialmente *ex post* dal CAS, segnalando incertezza nelle misurazioni iniziali. Queste difficoltà sono state riconosciute da istituzioni internazionali: il Fondo Monetario Internazionale, ad esempio, ha evidenziato la scarsa qualità e tempestività delle statistiche finanziarie e di crescita del Libano, tanto che dal 2020 ha cessato di includere il Paese nelle proprie pubblicazioni standard di dati macroeconomici.

Una criticità particolare riguarda la disponibilità di dati disaggregati a livello subnazionale. Durante gli anni 2013–2020, il Libano non disponeva di stime ufficiali regolari del PIL regionale (ad esempio per governatorato o distretto). In generale, la produzione di conti economici subnazionali è un esercizio oneroso che molti paesi a medio reddito non riescono a sostenere annualmente. Il Libano, con una popolazione di pochi milioni e un'economia altamente centralizzata nell'area di Beirut, non pubblicava affatto dati di PIL subnazionale nelle sue statistiche ufficiali. Questo vuoto informativo è problematico, perché rende impossibile cogliere le eterogeneità territoriali della crescita e del benessere economico. Nel contesto libanese, tale carenza ha impedito, per esempio, di quantificare come i diversi governatorati abbiano assorbito gli shock: quali regioni hanno sofferto maggiormente per la crisi dei rifugiati? Quanto ha inciso l'esplosione del porto sull'economia di Beirut rispetto al resto del Paese? Senza dati subnazionali, queste domande rimangono difficili da affrontare con i metodi tradizionali.

Le istituzioni internazionali hanno più volte sottolineato queste lacune: la Banca Mondiale, all'interno dei suoi monitoraggi economici, ha evidenziato che l'assenza di statistiche granulari complica la diagnosi e la formulazione di politiche mirate, e ha incoraggiato l'uso di metodologie alternative per colmare i gap informativi.

# Capitolo 6

## Struttura dell'analisi

### 6.1 Dati

L'analisi empirica è condotta a livello subnazionale, corrispondente alle unità amministrative di primo livello (ADM-1), su un insieme di cinque Paesi – Marocco, Turchia, Egitto, Grecia e Iran – che vengono utilizzati come campione di training per il caso di studio del Libano. Il periodo considerato va dal 2013 al 2020, in corrispondenza della disponibilità delle immagini satellitari VIIRS, e comprende complessivamente 1.224 osservazioni. Le regioni incluse sono sette per il Marocco, ottantuno per la Turchia, ventisette per l'Egitto, tredici per la Grecia e trentuno per l'Iran.

I dati relativi al prodotto interno lordo sono stati reperiti presso le rispettive fonti statistiche nazionali e internazionali: per l'Iran attraverso la piattaforma Open Data Iran, per la Turchia tramite il Turkish Statistical Institute, per il Marocco presso l'Haut Commissariat au Plan (HCP), per l'Egitto dal Central Agency for Public Mobilization and Statistics (CAPMAS) e per la Grecia tramite Eurostat. Tali valori sono forniti in valuta locale a prezzi costanti (constant LCU) e sono stati successivamente resi comparabili tra Paesi attraverso il fattore di parità di potere d'acquisto (PPP), calcolato e pubblicato dalla World Bank.

Le informazioni relative all'intensità luminosa provengono dal sensore VIIRS (Visible Infrared Imaging Radiometer Suite). Per ciascun anno, la luminosità totale delle regioni considerate è stata stimata calcolando la somma dei pixel all'interno dei rispettivi confini amministrativi, utilizzando la piattaforma Google Earth Engine. Il codice di estrazione è riportato in appendice.

In tutti i modelli sono inoltre incluse variabili aggiuntive, in particolare la popolazione regionale, estratta dal database WorldPop, e il prodotto interno lordo nazionale annuale, ottenuto dai dataset pubblicati dalla World Bank. Gli shapefile utilizzati per la delimitazione delle unità territoriali sono stati scaricati dal database GADM (Global Administrative Areas), che rappresenta la base cartografica di riferimento per l'intera analisi. Le osservazioni sono identificate univocamente dalla coppia regione–anno, senza l'introduzione di un codice indipendente di identificazione.

Tabella 6.1: Statistiche descrittive per paese e totali

| Medie Regionali           | Egitto               | Grecia              | Iran                 | Marocco              | Turchia            | Libano             | Totale               |
|---------------------------|----------------------|---------------------|----------------------|----------------------|--------------------|--------------------|----------------------|
| PIL                       | 34.40<br>(37.10)     | 37.00<br>(30.42)    | 38.65<br>(55.95)     | 27.24<br>(28.35)     | 22.93<br>(58.22)   | –                  | 29.45<br>(52.87)     |
| PIL pro capite            | 12.65<br>(6.91)      | 28.63<br>(9.34)     | 15.79<br>(6.79)      | 9.33<br>(3.53)       | 23.73<br>(6.86)    | –                  | 19.74<br>(8.73)      |
| Luminosità totale         | 199 837<br>(173 965) | 171 499<br>(90 281) | 420 460<br>(596 998) | 226 074<br>(124 410) | 89 371<br>(80 363) | 34 641<br>(33 694) | 185 961<br>(313 036) |
| Luminosità per superficie | 32.83<br>(36.06)     | 15.33<br>(20.23)    | 13.08<br>(15.20)     | 4.41<br>(2.18)       | 10.36<br>(10.83)   | 3.31<br>(3.22)     | 14.83<br>(20.72)     |

*Nota:* I valori riportati rappresentano medie subnazionali (livello amministrativo 1) relative al periodo 2013–2020; le deviazioni standard sono indicate tra parentesi. Il PIL medio regionale è espresso in miliardi di dollari PPP costanti (2017), mentre il PIL pro capite è riportato in migliaia di dollari PPP costanti (2017). La luminosità totale è calcolata come la somma dei pixel all'interno di ciascuna regione, mentre la luminosità per superficie corrisponde al rapporto tra la luminosità totale e l'estensione regionale (km<sup>2</sup>). I dati provengono dal dataset VIIRS–VNL V.2 (Earth Observation Group), World Bank, WorldPop e GADM.

## 6.2 Strategia Empirica

Vengono utilizzati più modelli econometrici per stimare l'associazione tra i cambiamenti annuali delle luci notturne e il PIL subnazionale in Egitto, Grecia, Iran, Marocco e Turchia. Le specifiche econometriche sono tratte dalla letteratura esistente che studia la relazione NTL-PIL. Si utilizza la convalida incrociata per valutare la bontà dell'adattamento nel contesto di studio per ciascuno di questi modelli per poi utilizzare ciascun modello per stimare il PIL pro capite Libanese a livello di regione.

Le specificazioni econometriche si basano su otto modelli panel, che differiscono per la presenza di controlli aggiuntivi e per l'inclusione di effetti casuali a livello



di Paese. Tutti i modelli includono effetti fissi di anno ( $\delta_t$ ), utili a controllare per eventuali shock macroeconomici o cambiamenti sistematici — ad esempio nella calibrazione del sensore satellitare — che variano nel tempo ma non tra Paesi. L’inclusione di effetti casuali a livello di Paese ( $\gamma_c$ ), tipica dei modelli panel a random effects, consente di gestire l’eterogeneità non osservata e di estendere le previsioni anche a contesti non presenti nel campione di stima, come il Libano.

La specifica di base è la seguente:

$$\log(GDPp_{rct}) = \alpha + \beta_1 \log(NTLs_{rct}) + \delta_t + \varepsilon_{rct} \quad (6.1)$$

dove  $GDPp_{rct}$  rappresenta il PIL pro capite nella regione  $r$  del paese  $c$  nell’anno  $t$ , e  $NTLs_{rct}$  la luminosità per superficie corrispondente.

$$NTLs_{rct} = \frac{NTLs_{somma_{rct}}}{AreaRegione_r}$$

dove  $NTLs_{somma_{rct}}$  è la somma dei valori di intensità luminosa per la regione  $r$  del Paese  $c$  nell’anno  $t$ , mentre  $AreaRegione_r$  rappresenta la superficie regionale espressa in chilometri quadrati.

Questa normalizzazione consente di ottenere una misura comparabile dell’intensità luminosa, indipendente dalla dimensione fisica delle regioni. Poiché entrambe le variabili sono espresse in logaritmi, il coefficiente  $\beta_1$  misura l’elasticità della luminosità rispetto al PIL pro capite, ossia la variazione percentuale del PIL pro capite associata a una variazione percentuale dell’intensità luminosa. Il termine  $\delta_t$  rappresenta gli effetti fissi temporali e  $\varepsilon_{rct}$  è l’errore idiosincratico.

Per tenere conto delle differenze strutturali tra paesi, introduciamo una seconda specificazione che aggiunge un termine di effetto casuale a livello di Paese:

$$\log(GDPp_{rct}) = \alpha + \beta_1 \log(NTLs_{rct}) + \delta_t + \gamma_c + \varepsilon_{rct} \quad (6.2)$$

dove  $\gamma_c$  rappresenta la componente stocastica specifica per ciascun Paese, che consente di catturare l’eterogeneità non osservata e di migliorare la capacità predittiva inter-paese.

Viene estesa poi l’analisi introducendo variabili di controllo che riflettono differenze demografiche e spaziali tra le regioni. Il primo controllo aggiuntivo è la densità di popolazione ( $Densita_{rct}$ ), utile per distinguere tra regioni ad alta

concentrazione abitativa e regioni più estese o rurali:

$$\log(GDPp_{rct}) = \alpha + \beta_1 \log(NTLs_{rct}) + \lambda \log(Densità_{rct}) + \delta_t + \varepsilon_{rct} \quad (6.3)$$

e nella versione ad effetti casuali per Paese:

$$\log(GDPp_{rct}) = \alpha + \beta_1 \log(NTLs_{rct}) + \lambda \log(Densità_{rct}) + \delta_t + \gamma_c + \varepsilon_{rct} \quad (6.4)$$

Queste due specifiche (Modelli 6.3 e 6.4) permettono di valutare se la densità influenza la relazione tra intensità luminosa e produttività economica.

Un ulteriore gruppo di modelli scompone esplicitamente la misura della luminosità per superficie nelle sue componenti costitutive, ovvero luminosità totale, popolazione e area regionale, per analizzare il contributo separato di ciascuna variabile:

$$\begin{aligned} \log(GDPp_{rct}) = \alpha + \beta_1 \log(NTLs_{somma_{rct}}) + \lambda \log(Pop_{rct}) \\ + \kappa \log(AreaR_r) + \delta_t + \varepsilon_{rct} \end{aligned} \quad (6.5)$$

e nella corrispondente versione con effetti casuali per Paese:

$$\begin{aligned} \log(GDPp_{rct}) = \alpha + \beta_1 \log(NTLs_{somma_{rct}}) + \lambda \log(Pop_{rct}) \\ + \kappa \log(AreaR_r) + \delta_t + \gamma_c + \varepsilon_{rct} \end{aligned} \quad (6.6)$$

Dove  $NTLs_{somma_{rct}}$  rappresenta la luminosità totale della regione  $r$  del paese  $c$  nell'anno  $t$ , calcolata come la somma dei valori di intensità luminosa (pixel) rilevati all'interno dei confini amministrativi della regione.  $Pop_{rct}$  indica la popolazione residente nella regione  $r$  nell'anno  $t$ , mentre  $AreaR_r$  corrisponde all'estensione territoriale della regione, misurata in chilometri quadrati. Queste variabili consentono di scomporre la misura della luminosità per superficie nelle sue componenti fondamentali, isolando il contributo della dimensione demografica e dell'area geografica alla determinazione del PIL pro capite regionale.

Questi modelli (6.5 e 6.6) consentono di distinguere l'effetto della dimensione demografica da quello della pura intensità luminosa, controllando per l'estensione territoriale.

Si includono anche ulteriori variabili strutturali a livello di Paese, ovvero l'area complessiva del Paese ( $AreaPaese_c$ ) e il numero totale di regioni amministrative

$(NumeroRegioni_c)$ .

$$\begin{aligned}\log(GDPp_{rct}) = & \alpha + \beta_1 \log(NTLs_{rct}) + \lambda \log(Densità_{rct}) + \eta \log(AreaPaese_c) \\ & + \phi \log(NumeroRegioni_c) + \delta_t + \varepsilon_{rct}\end{aligned}\tag{6.7}$$

e la relativa versione con effetti casuali:

$$\begin{aligned}\log(GDPp_{rct}) = & \alpha + \beta_1 \log(NTLs_{rct}) + \lambda \log(Densità_{rct}) + \eta \log(AreaPaese_c) \\ & + \phi \log(NumeroRegioni_c) + \delta_t + \gamma_c + \varepsilon_{rct}\end{aligned}\tag{6.8}$$

Queste ultime due specifiche (Modelli 6.7 e 6.8) rappresentano la versione più completa, che integra effetti strutturali, demografici e geografici.

Tutti i modelli sono stimati in forma log-log utilizzando regressioni OLS (reg) e modelli a effetti misti (mixed), con errori standard clusterizzati a livello di Paese per tener conto della correlazione intra-gruppo. La bontà dell'adattamento è valutata tramite il coefficiente di determinazione marginale ( $R_m^2$ ) e l'errore quadratico medio (RMSE), calcolati in cross validation con divisione casuale 80/20.

Il modello che mostra il miglior equilibrio tra parsimonia e accuratezza predittiva viene infine utilizzato per stimare il PIL pro capite regionale del Libano nel periodo 2013–2020, generando una serie temporale coerente con i dati macroeconomici nazionali e utile per analizzare la distribuzione spaziale dello sviluppo economico.

### 6.2.1 Previsione fuori campione

Vengono stimati i modelli econometrici descritti in precedenza e realizzata una previsione fuori campione (out-of-sample prediction) per le regioni libanesi, utilizzando i coefficienti stimati dai modelli che mostrano le migliori prestazioni in termini di validazione incrociata. Successivamente il PIL pro capite regionale predetto viene espresso in base 100 rispetto alla media nazionale stimata, calcolata come media ponderata del PIL pro capite regionale sulla popolazione. In tal modo, ciascuna regione è rappresentata da un indice che riflette la sua posizione relativa rispetto al valore medio nazionale previsto.

Infine i livelli nazionali di PIL pro capite previsti dal modello vengono confrontati con i corrispondenti valori ufficiali forniti dalla World Bank (PPP, constant 2017

international dollars), al fine di verificare la coerenza generale delle stime a livello macroeconomico.

$$Index_{rct} = 100 \times \frac{GDP_{rct}}{GDP_{ct}^{pop}} \quad (6.9)$$

con  $GDP_{ct}^{pop} = \sum_r \left( GDP_{rct} \times \frac{Pop_{rct}}{\sum_r Pop_{ct}} \right)$

Questo approccio consente di rappresentare in maniera coerente la distribuzione spaziale dei livelli di benessere economico, preservando l'informazione relativa ai rapporti interni tra le regioni piuttosto che il valore assoluto del PIL. Tale procedura non mira ad allineare direttamente le previsioni ai valori nazionali ufficiali, ma a standardizzare i risultati su scala relativa, rendendo le differenze regionali comparabili e facilmente interpretabili.

## 6.3 Risultati

In questa sezione sono presentati i risultati dell'analisi.

La matrice di correlazione (coefficiente di Pearson) è mostrata in Figura 6.1. Il PIL totale risulta fortemente associato sia alla popolazione ( $\rho = 0.86$  per  $\ln GDP - \ln pop$ ) sia alla luminosità totale ( $\rho = 0.74$  per  $\ln GDP - \ln NTLs_{somma}$ ), mentre mostra legami più contenuti con l'area regionale ( $\rho = 0.21$ ) e con l'intensità luminosa areale ( $\rho = 0.50$  per  $\ln GDP - \ln NTLs$ ). Per contro, il PIL pro capite presenta correlazioni deboli o nulle con gli indicatori luminosi non normalizzati ( $\rho = 0.01$  per  $\ln GDPp - \ln NTLs_{somma}$ ;  $\rho = 0.11$  per  $\ln GDPp - \ln NTLs$ ) e negative con le variabili di scala demografica e territoriale ( $\rho = -0.36$  con  $\ln pop$ ;  $\rho = -0.16$  con  $\ln area$ ), a conferma che le relazioni “pro capite” richiedono un controllo accurato dell'eterogeneità spaziale.

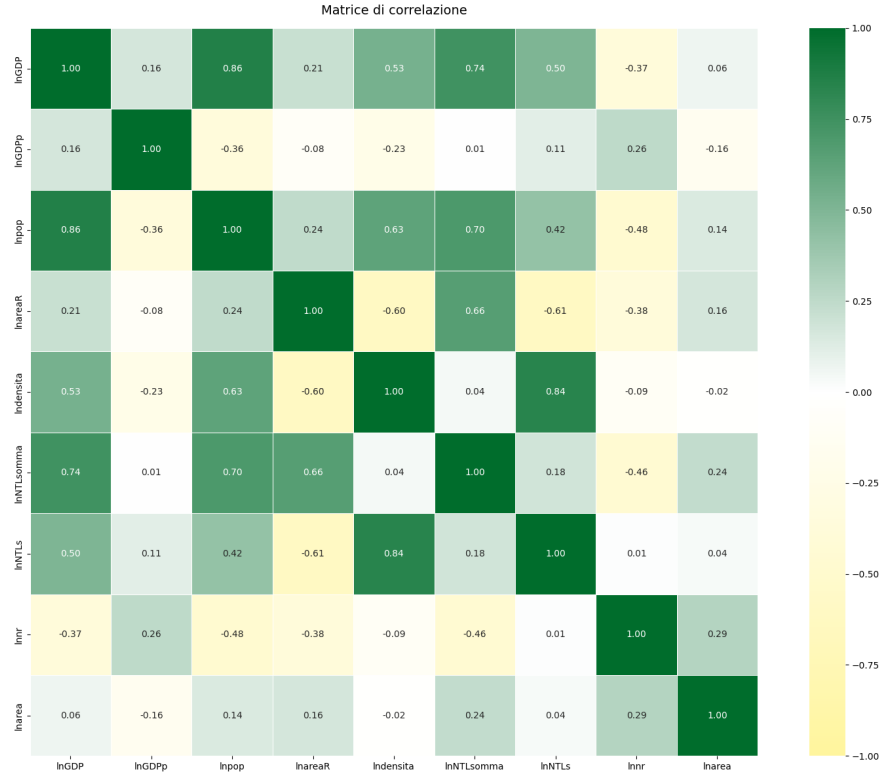


Figura 6.1: Matrice di correlazione

Le relazioni tra luminosità e struttura territoriale risultano coerenti. L'area regionale è positivamente correlata con la luminosità totale ( $\rho = 0.66$  per  $lnareaR-lnNTLsomma$ ), mentre è negativamente correlata con l'intensità per superficie ( $\rho = -0.61$  per  $lnareaR-lnNTLs$ ), riflettendo che le regioni più estese tendono ad accumulare più luce in totale ma a presentare un'intensità media per  $km^2$  inferiore. La densità di popolazione risulta decisamente correlata con il PIL ( $\rho = 0.53$  per  $Indensita-lnGDP$ ) e molto fortemente con l'intensità luminosa per superficie ( $\rho = 0.84$  per  $Indensita-lnNTLs$ ), la forte correlazione tra densità e luminosità deriva dal fatto che le aree più popolate concentrano anche più attività economiche, infrastrutture e quindi maggiore intensità luminosa. Questa correlazione verrà approfondita in seguito. Si osservano inoltre correlazioni prevedibili con la popolazione ( $\rho = 0.63$  per  $Indensita-lnpop$ ) e una marcata anticorrelazione con l'area regionale ( $\rho = -0.60$  per  $Indensita-lnareaR$ ).

Nel complesso questi pattern suggeriscono tre indicazioni operative per la specifica del modello. Primo, quando l'obiettivo è interpretare elasticità "pro capite", è preferibile utilizzare  $lnGDPp$  come variabile dipendente e impiegare  $lnNTLs$  (intensità luminosa per superficie), poiché gli indicatori luminosi non normalizzati mostrano scarsa correlazione con  $lnGDPp$  ( $\rho = 0.01-0.11$ ). Secondo, nelle

specifiche basate sui livelli totali ( $\ln GDP$ ), l'impiego congiunto di  $\ln NTLs_{somma}$  e  $\ln pop$  richiede cautela, poiché le due variabili risultano fortemente correlate tra loro ( $\rho = 0,70$ ). Entrambe riflettono la dimensione complessiva dell'economia e, in parte, la distribuzione della popolazione sul territorio. In questo contesto, la luminosità aggregata tende a rappresentare non solo l'intensità delle attività economiche, ma anche la semplice concentrazione demografica. Terzo, considerata la correlazione elevata tra  $\ln densità$  e  $\ln NTLs$  ( $\rho = 0,84$ ), è opportuno verificare la multicollinearità: è stato calcolato il *Variance Inflation Factor* (VIF) per le variabili incluse nella specifica finale del modello, ossia  $\ln NTLs$ ,  $\ln Densità$  e  $\ln AreaRegione$ . I risultati riportano valori rispettivamente pari a 3,57, 3,49 e 1,68, mentre il VIF della costante risulta, come atteso, più elevato (178,1) ma privo di rilevanza interpretativa.

Sebbene i valori del VIF risultino inferiori alla soglia convenzionale di 5,  $\ln NTLs$  e  $\ln Densità$  mostrano una correlazione elevata. Ciò indica che le due variabili condividono una componente informativa comune. Per tale motivo, nei passaggi successivi verrà verificato empiricamente se la relazione con il PIL pro capite sia maggiormente spiegata dalla densità o dalla luminosità, valutando in che misura ciascuna variabile contribuisca alla capacità esplicativa del modello.

La Figura 6.2 mostra la relazione tra il logaritmo del PIL pro capite subnazionale ( $\ln GDP_{p_{rct}}$ ) e il logaritmo della luminosità per superficie ( $\ln NTLs_{rct}$ ). La correlazione tra le due variabili è pari a 0,1154 e indica una relazione positiva moderata. La dispersione dei punti evidenzia una certa eterogeneità nel legame tra luminosità e PIL pro capite, che può riflettere differenze strutturali e geografiche tra le regioni. Le deviazioni più marcate rispetto alla tendenza centrale sono osservate prevalentemente in alcune regioni egiziane e iraniane, dove la presenza di vaste aree desertiche o agricole e una forte concentrazione urbana contribuiscono a un rapporto luce-produzione meno uniforme rispetto ad altri contesti territoriali.

La Figura 6.3 riporta invece la relazione tra il logaritmo del PIL regionale ( $\ln GDP_{rct}$ ) e il logaritmo della luminosità totale ( $\ln NTLs_{somma_{rct}}$ ). In questo caso la correlazione è pari a 0,7431 e mostra una relazione positiva più marcata tra le due variabili, con una distribuzione dei punti maggiormente concentrata lungo una traiettoria crescente. Anche in questo caso sono presenti alcune deviazioni, dovute in particolare alle regioni egiziane e iraniane.

Nel complesso, le due rappresentazioni grafiche mostrano l'esistenza di una relazione positiva tra luminosità notturna e attività economica, sia in termini di PIL

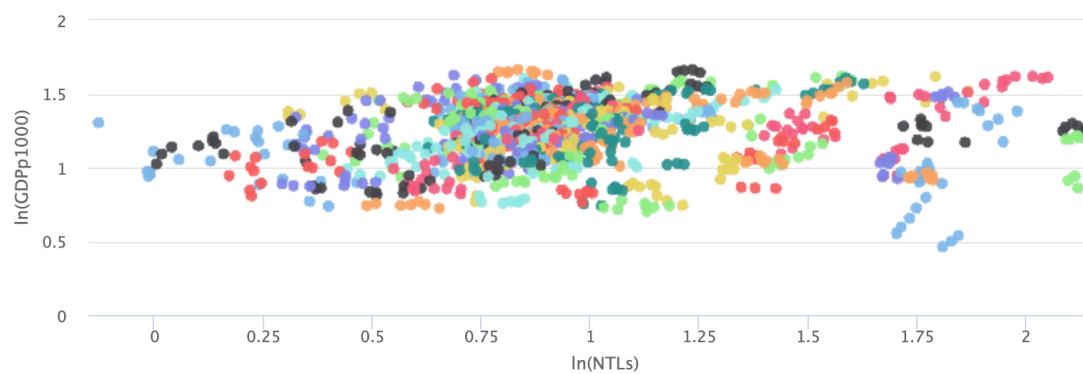


Figura 6.2: Grafico a dispersione tra  $\ln(GDPp)$  e  $\ln(NTLs)$  subnazionali (calcoli effettuati con RapidMiner AI Studio).

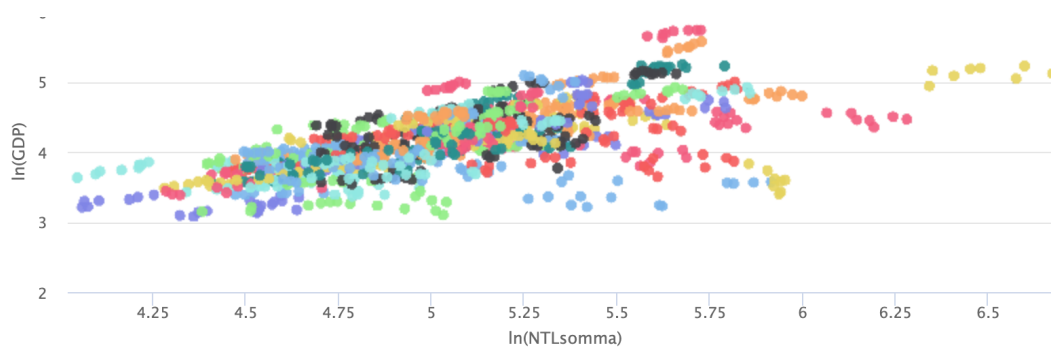


Figura 6.3: Grafico a dispersione tra  $\ln(GDP)$  e  $\ln(NTLsomma)$  subnazionali (calcoli effettuati con RapidMiner AI Studio)

totale sia pro capite, pur evidenziando differenze nella variabilità interna e nei pattern regionali dei cinque paesi considerati.

Tabella 6.2: Risultati delle regressioni

|                          | (6.1)                 | (6.2)                 | (6.3)                  | (6.4)                  | (6.5)                  | (6.6)                  | (6.7)                  | (6.8)                  |
|--------------------------|-----------------------|-----------------------|------------------------|------------------------|------------------------|------------------------|------------------------|------------------------|
| <i>lnNTLs</i>            | 0.0655***<br>(0.0198) | 0.0679***<br>(0.0194) | 0.7059***<br>(0.0297)  | 0.6818***<br>(0.0293)  |                        |                        | 0.6881***<br>(0.0280)  | 0.6881***<br>(0.0280)  |
| <i>lnNTLsomma</i>        |                       |                       |                        |                        | 0.6565***<br>(0.0302)  | 0.6945***<br>(0.0300)  |                        |                        |
| <i>lnDensita</i>         |                       |                       | -0.4604***<br>(0.0180) | -0.4357***<br>(0.0176) |                        |                        | -0.4442***<br>(0.0170) | -0.4442***<br>(0.0170) |
| <i>lnPop</i>             |                       |                       |                        |                        | -0.4821***<br>(0.0180) | -0.4238***<br>(0.0185) |                        |                        |
| <i>lnAreaRegione</i>     |                       |                       |                        |                        | 0.3854***<br>(0.0213)  | 0.4610***<br>(0.0219)  |                        |                        |
| <i>lnArea</i>            |                       |                       |                        |                        |                        |                        | -0.3094***<br>(0.0249) | -0.3094***<br>(0.0249) |
| <i>lnNR</i>              |                       |                       |                        |                        |                        |                        | 0.1804***<br>(0.0180)  | 0.1804***<br>(0.0180)  |
| R <sup>2</sup>           | 0.0302                |                       | 0.3700                 |                        | 0.3900                 |                        | 0.4597                 |                        |
| R <sup>2</sup> marginale |                       | 0.0311                |                        | 0.3500                 |                        | 0.3418                 |                        | 0.4597                 |
| R <sup>2</sup> condiz.   |                       | 0.1889                |                        | 0.4422                 |                        | 0.4533                 |                        | 0.4597                 |
| Obs.                     | 1224                  | 1224                  | 1224                   | 1224                   | 1224                   | 1224                   | 1224                   | 1224                   |
| F                        | 4.74                  |                       | 79.24                  |                        | 77.55                  |                        |                        |                        |
| Wald $\chi^2$            |                       | 44.74                 |                        | 683.75                 |                        | 688.86                 |                        | 1041.46                |

Note: Gli errori standard clusterizzati a livello di Paese sono riportati tra parentesi sotto ciascun coefficiente. Tutti i modelli includono effetti fissi d'anno. Asterischi di significatività: \* $p < 0.10$ , \*\* $p < 0.05$ , \*\*\* $p < 0.01$ .

La Tabella 6.2 riassume i risultati delle otto specificazioni descritte nella sezione empirica. Le colonne sono etichettate da (6.1) a (6.8) e corrispondono, rispettivamente, alla specifica base, alle estensioni con effetti casuali di Paese, all'inclusione della densità di popolazione, alla scomposizione della luminosità e infine ai controlli strutturali a livello nazionale.

Le colonne (6.1) e (6.2) stimano l'associazione tra la luminosità notturna per superficie ( $\log(NTLs)$ ) e il PIL pro capite regionale ( $\log(GDPp)$ ), includendo in entrambi i casi effetti fissi d'anno per controllare shock macroeconomici comuni e variazioni nella calibrazione del sensore satellitare. Nella colonna (6.1) l'elasticità  $\beta_1$  è pari a 0.0655, indicando che un aumento dell'1% di intensità luminosa per superficie si associa, in media, a un incremento dello 0.065% del PIL pro capite regionale. Il coefficiente è positivo, statisticamente significativo ( $p < 0,01$ ) e rappresenta la forma più parsimoniosa del modello. La colonna (6.2) introduce un effetto casuale di Paese ( $\gamma_c$ ) per assorbire l'eterogeneità strutturale tra Paesi: l'elasticità rimane sostanzialmente invariata (0.0679). In questo caso si riporta



sia l' $R^2$  marginale (0.0311), che misura la quota di varianza spiegata dalle sole covariate osservabili, sia l' $R^2$  condizionato (0.1889), che include anche la varianza spiegata dagli effetti casuali di Paese. Il test di Wald ( $\chi^2 = 44.74$ ) conferma la significatività globale dei regressori.

Le colonne (6.3) e (6.4) estendono la specifica introducendo la densità di popolazione regionale ( $\log(Densità)$ ) come controllo demografico. L'inclusione di questa variabile modifica in modo sostanziale l'elasticità tra luminosità e PIL pro capite: il coefficiente di  $\log(NTLs)$  cresce fino a 0.7059 in (6.3) e 0.6818 in (6.4), restando altamente significativo ( $p < 0,01$ ). Il coefficiente associato a  $\log(Densità)$  risulta negativo e significativo (circa  $-0.4604$  in (6.3) e  $-0.4357$  in (6.4)), suggerendo che, a parità di intensità luminosa per superficie, le regioni più densamente popolate tendono ad avere livelli di PIL pro capite relativamente più bassi. Questo risultato è coerente con l'idea che l'alta densità catturi effetti di congestione o la presenza di attività economiche meno capital-intensive. Dal punto di vista della bontà di adattamento, l' $R^2$  passa da 0.0302 nel modello base (6.1) a 0.3700 nella colonna (6.3). Nel corrispondente modello ad effetti misti (6.4), l' $R^2$  marginale è pari a 0.3500 e l' $R^2$  condizionato raggiunge 0.4422, indicando che una parte rilevante della varianza è spiegata sia dalle covariate osservabili (luminosità e densità) sia dalle differenze sistematiche tra Paesi. Il test di Wald per (6.4) ( $\chi^2 = 683.75$ ) segnala che l'insieme delle variabili esplicative è collettivamente significativo.

Le colonne (6.5) e (6.6) sostituiscono l'indicatore di intensità luminosa per superficie con una scomposizione esplicita nelle sue componenti fondamentali: luminosità totale della regione ( $\log(NTLs_{somma})$ ), popolazione ( $\log(Pop)$ ) e area regionale ( $\log(AreaRegione)$ ). In queste specificazioni il coefficiente della luminosità rimane positivo e significativo (0.6565 in (6.5) e 0.6945 in (6.6)); al tempo stesso,  $\log(AreaRegione)$  entra con coefficiente positivo (0.3854 e 0.4610, entrambi significativi), indicando che le regioni territorialmente più estese tendono ad avere livelli medi più elevati di PIL pro capite, a parità degli altri fattori. La variabile di densità conserva un coefficiente negativo e significativo (intorno a  $-0.48$  in (6.5) e  $-0.42$  in (6.6)), il che conferma che dimensione spaziale e concentrazione demografica esercitano effetti distinti e opposti. L' $R^2$  associato a queste specificazioni si attesta attorno a 0.3900 (colonna (6.5)), mentre nel caso con effetti casuali di Paese (6.6) l' $R^2$  marginale è pari a 0.3418 e l' $R^2$  condizionato è pari a 0.4533. Anche in questo blocco, il test di Wald ( $\chi^2 = 688.86$  nella colonna (6.6)) conferma la significatività congiunta delle variabili.

Le colonne (6.7) e (6.8) introducono ulteriori controlli strutturali a livello nazionale. Oltre alla luminosità e alla densità, includiamo l'area complessiva del Paese ( $\log(\text{AreaPaese})$ ) e il numero di regioni amministrative ( $\log(\text{NumeroRegioni})$ ), che catturano rispettivamente la scala geografica e la frammentazione amministrativa del Paese. In entrambe le colonne il coefficiente di  $\log(\text{NTLs})$  resta positivo, stabile e altamente significativo (0.6881), mentre  $\log(\text{Densità})$  conserva un effetto negativo ( $-0.4442$ ). L'area nazionale entra con coefficiente negativo ( $-0.3094$ ), coerente con l'idea che nei Paesi più estesi le disparità territoriali possano ridurre il livello medio di PIL pro capite regionale; al contrario, il numero di regioni amministrative (0.1804).

Queste specificazioni raggiungono i livelli più alti di capacità esplicativa: nella colonna (6.7) l' $R^2$  è pari a 0.4597; nella colonna (6.8), con effetti casuali di Paese, l' $R^2$  marginale coincide con 0.4597 e il test di Wald ( $\chi^2 = 1041.46$ ) conferma la significatività globale del modello.

Per verificare se la relazione osservata tra luminosità e PIL pro capite sia attribuibile alla concentrazione della popolazione, è stato stimato un modello alternativo in cui il PIL pro capite è spiegato unicamente dalla densità di popolazione. I risultati, riportati in Tabella 6.3, mostrano un coefficiente pari a  $\beta = -0.092$  e un  $R^2 = 0.07$ . Questi valori indicano che la densità presenta una capacità esplicativa superiore rispetto alla luminosità considerata isolatamente, pur rimanendo complessivamente limitata. La verifica consente quindi di confrontare il contributo informativo delle due variabili nelle specificazioni successive.

|                    | (lnGDPp)                 | (lnGDPp RE.Paese)         |
|--------------------|--------------------------|---------------------------|
| <i>lnDensita</i>   | -0.0993***<br>(0.011697) | -0.0921***<br>(0.0113471) |
| $R^2$              | 0.0763                   |                           |
| $R^2$ marginale    |                          | 0.0695                    |
| $R^2$ condizionato |                          | 0.2169                    |
| Osservazioni       | 1224                     | 1224                      |
| F-statistic        | 12.54                    |                           |
| Wald $\chi^2$      |                          | 99.71                     |

Tabella 6.3: Regressione di  $\ln GDPp$  sulla densità di popolazione. Coefficienti riportati sulla prima riga, errori standard tra parentesi nella seconda. Asterischi indicano il livello di significatività statistica.

La Tabella riporta i risultati della validazione 80–20 eseguita su cinque fold ripe-

tuti, con l'obiettivo di valutare la capacità predittiva fuori campione dei diversi modelli stimati. Il confronto dei valori di RMSE fuori campione evidenzia un miglioramento progressivo della performance man mano che la specificazione del modello si arricchisce di variabili di controllo e di effetti casuali per Paese.

I modelli di base (6.1 e 6.2), che includono unicamente la luminosità media e gli effetti fissi per anno, presentano un errore medio (RMSE) di circa 0.60, corrispondente a un errore medio fuori campione di oltre il ~60% in termini di PIL pro capite stimato. Ciò conferma il limitato potere esplicativo delle luci notturne quando non si includono ulteriori controlli demografici o geografici.

L'aggiunta della densità di popolazione (6.3 e 6.4) migliora sensibilmente la capacità predittiva, riducendo il RMSE medio a circa 0.48. Le specificazioni basate sulla scomposizione della luminosità (6.5 e 6.6) producono risultati comparabili, seppur leggermente meno stabili.

I modelli più completi, che includono anche variabili geografiche e istituzionali (6.7 e 6.8), offrono le prestazioni migliori, con un RMSE medio intorno a 0.45. Si tratta di valori coerenti con quelli riscontrati in letteratura per analisi sub-nazionali, indicando che la combinazione di luminosità, densità e dimensione territoriale migliora la qualità della stima.

La sostanziale equivalenza tra la versione con solo effetti fissi per anno (6.7) e quella aggiunge gli effetti casuali per Paese (6.8) suggerisce che l'eterogeneità nazionale è in larga parte assorbita dalle covariate incluse.

|        | (6.1) | (6.2) | (6.3) | (6.4) | (6.5) | (6.6) | (6.7) | (6.8) |
|--------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|
| Fold 1 | 0.631 | 0.641 | 0.503 | 0.505 | 0.501 | 0.509 | 0.486 | 0.487 |
| Fold 2 | 0.602 | 0.629 | 0.475 | 0.484 | 0.476 | 0.489 | 0.462 | 0.463 |
| Fold 3 | 0.614 | 0.609 | 0.506 | 0.505 | 0.488 | 0.524 | 0.448 | 0.448 |
| Fold 4 | 0.575 | 0.576 | 0.470 | 0.468 | 0.462 | 0.475 | 0.429 | 0.429 |
| Fold 5 | 0.581 | 0.595 | 0.462 | 0.462 | 0.457 | 0.469 | 0.424 | 0.424 |
| Media  | 0.601 | 0.610 | 0.483 | 0.485 | 0.477 | 0.493 | 0.450 | 0.450 |

Tabella 6.4: RMSE per ciascun modello e fold. Validazione 80-20.

Sulla base della cross-validation, il Modello 6.8 risulta quello con RMSE medio minore e viene pertanto assunto come specificazione di riferimento per la previsione del PIL pro capite regionale del Libano. Tuttavia, i modelli 6.2 e 6.4 e

6.6 vengono mantenuti nel confronto, poiché consentono di evidenziare in modo trasparente il contributo incrementale della densità rispetto alla sola luminosità, e mostrano la progressione logica che conduce alla formulazione finale.

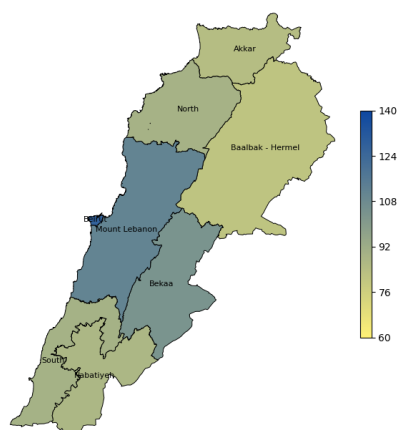
La Tabella 6.5 mostra le stime del PIL pro capite regionale ottenute dai modelli considerati, riportate, per semplicità, con riferimento all'anno 2017. Per rendere i valori immediatamente interpretabili, le previsioni sono state prima normalizzate in modo da allinearli al livello nazionale secondo la formula illustrata nel paragrafo precedente, e successivamente trasformate in un indice con base 100. In questo modo, il valore 100 corrisponde al PIL pro capite medio nazionale (ponderato per la popolazione) e ciascun valore regionale esprime la propria posizione relativa rispetto alla media del Paese. Valori superiori a 100 indicano regioni con livelli di PIL pro capite più elevati della media nazionale, mentre valori inferiori a 100 segnalano livelli relativamente più bassi. La tabella consente inoltre di confrontare direttamente le differenze territoriali tra modelli diversi, mantenendo la stessa unità di interpretazione.

|                  | (6.1)  | (6.2)  | (6.3)  | (6.4)  | (6.5)  | (6.6)  | (6.7)  | (6.8)  |
|------------------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|
| Akkar            | 84,74  | 84,48  | 83,38  | 82,33  | 94,43  | 78,48  | 82,18  | 82,18  |
| Baalbak - Hermel | 81,66  | 81,30  | 68,27  | 67,61  | 70,91  | 66,77  | 67,19  | 67,19  |
| Beirut           | 127.11 | 127.80 | 128.82 | 131.73 | 156.09 | 121.75 | 132.10 | 132.10 |
| Bekaa            | 104.06 | 103.86 | 107.08 | 110.69 | 108.09 | 116.56 | 114.70 | 114.70 |
| Mount Lebanon    | 111.22 | 111.28 | 115.79 | 115.78 | 106.54 | 119.23 | 115.83 | 115.83 |
| Nabatiyeh        | 87,47  | 87,30  | 81,51  | 81,12  | 85,85  | 79,50  | 81,00  | 81,00  |
| North            | 89,63  | 89,53  | 87,80  | 87,48  | 89,36  | 86,79  | 87,51  | 87,42  |
| South            | 89,79  | 89,70  | 78,16  | 78,39  | 80,88  | 77,35  | 77,62  | 77,62  |

Tabella 6.5: Indice del PIL pro capite regionale (media nazionale = 100). Anno 2017. Confronto tra specificazioni dei modelli.

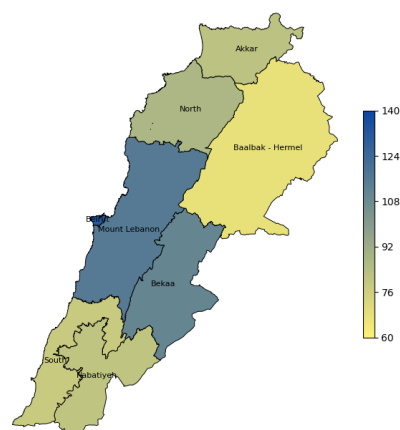
Nel 2017 le differenze territoriali nel PIL pro capite tra le regioni libanesi risultano marcate e seguono un pattern sostanzialmente stabile ma comunque dipendentemente dalla specificazione del modello (cfr. Figure 6.4). In tutte le specificazioni, Beirut presenta i valori più elevati, con indici compresi tra circa 128 e 156, indicando un livello di PIL pro capite nettamente superiore alla media nazionale. Anche Bekaa e Mount Lebanon mostrano valori superiori alla media (104–116 per Bekaa e 106–119 per Mount Lebanon), confermando la loro posizione tra le regioni più economicamente sviluppate. All'opposto, Baalbak–Hermel emerge con decisione come la regione più svantaggiata, mostrando valori sensibilmente

PIL Pro Capite Regionale del Libano, Indice 2017 (Base Nazionale = 100) (modello M2)



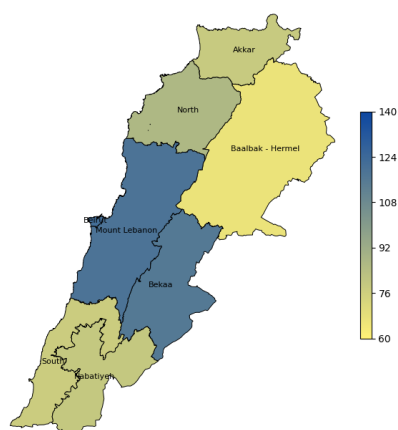
Modello 6.2

PIL Pro Capite Regionale del Libano, Indice 2017 (Base Nazionale = 100) (modello M4)



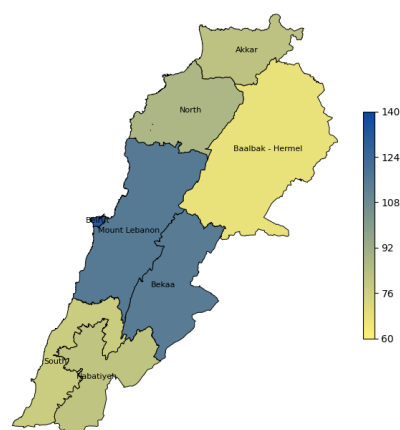
Modello 6.4

PIL Pro Capite Regionale del Libano, Indice 2017 (Base Nazionale = 100) (modello M6)



Modello 6.6

PIL Pro Capite Regionale del Libano, Indice 2017 (Base Nazionale = 100) (modello M8)



Modello 6.8

Figura 6.4: PIL pro capite indicizzato per regione, Libano, 2017. Scala colori fissa 60–140 (base nazionale = 100).

inferiori alla media (circa 67–82), segnalando una persistente debolezza economica strutturale, legata a bassa integrazione territoriale, carenze infrastrutturali e maggior peso dell’economia informale. Le regioni Akkar, Nabatiyeh, North e South si collocano anch’esse al di sotto della media, con valori nell’intervallo 78–94. Pur non raggiungendo il livello di criticità di Baalbak–Hermel, rimangono comunque distanti dai centri urbani più dinamici.

I risultati mostrano in modo chiaro un forte divario territoriale.

Si osserva dunque che, pur variando l’intensità dello scarto dalla media tra una specificazione e l’altra, l’ordine relativo delle regioni rimane stabile: le aree centrali e urbanizzate (Beirut, Mount Lebanon e, in misura minore, la Bekaa) presentano livelli più elevati rispetto alla media nazionale, mentre le regioni peri-

feriche e rurali, e in particolare Baalbak–Hermel, si collocano costantemente al di sotto. Le altre regioni (Akkar, Nabatiyeh, North e South) si distribuiscono leggermente sotto la media, con variazioni contenute e una posizione intermedia ma persistentemente distante dai centri economici del Paese.

Per garantire la confrontabilità visiva, tutte le mappe adottano la stessa scala cromatica fissa 60–140 (base nazionale = 100; tonalità più scure indicano valori più elevati).

La Figura 6.5 mostra le previsioni di PIL pro capite ottenute dal modello che utilizza esclusivamente la densità di popolazione come variabile esplicativa. L'esito è chiaramente incoerente con la struttura economica del Paese: l'area metropolitana di Beirut, che rappresenta storicamente il principale centro finanziario, commerciale e amministrativo del Libano, viene stimata tra le regioni con PIL pro capite più basso. È solo quando la densità viene affiancata alle NTL che la relazione tra territorio e reddito emerge in modo coerente.

Poiché per il Libano non esistono stime ufficiali del PIL pro capite a livello sub-nazionale, non è stato possibile validare direttamente la previsione regionale ottenuta dal modello. Ma disponendo delle previsioni di PIL pro capite regionale e delle rispettive popolazioni, è stato possibile ricostruire il PIL pro capite nazionale tramite media ponderata. Tale valore aggregato è stato quindi confrontato con la serie ufficiale della World Bank (PPP, prezzi costanti 2017).

Il confronto mostra un risultato rilevante sul piano metodologico (si osservi la figura 6.6). Il modello basato esclusivamente sulla luminosità notturna (linea arancione) non è in grado di riprodurre né la dinamica di medio periodo né la contrazione del PIL pro capite nel 2019–2020. Al contrario, l'inclusione del controllo per la densità di popolazione (linea grigia) migliora sensibilmente la capacità del modello di seguire l'andamento osservato, avvicinandosi in modo coerente alla serie ufficiale (linea verde). In particolare il modello luci e densità cattura la fase di ripresa dopo il 2015 e la successiva flessione in corrispondenza della crisi economico-finanziaria e politica del 2019–2020, che il modello basato solo sulle luci non riesce a riprodurre. I risultati mostrano che i modelli 6.6 presentano una struttura e un comportamento molto simili ai corrispondenti modelli 6.4, segnalando una sostanziale stabilità delle stime al variare della specificazione. Al contrario, il modello 6.8 tende a sovrastimare in modo significativo i livelli di PIL pro capite, evidenziando una minore affidabilità predittiva rispetto alle altre specificazioni considerate.

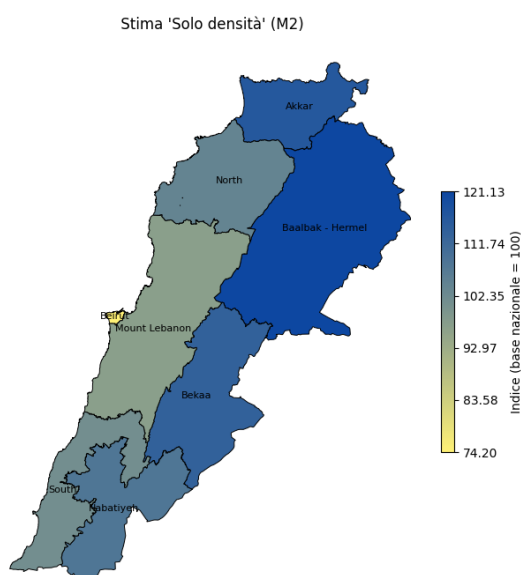


Figura 6.5: Questa mappa mostra la stima del PIL pro capite regionale ottenuta utilizzando solo la densità di popolazione come regressore (Modello M2). L'indice è espresso rispetto alla media nazionale (=100). Il modello attribuisce valori più elevati alle regioni più estese e meno densamente popolate, come Baalbek-Hermel e Akkar, e valori più bassi alle aree urbane centrali, come Beirut e Monte Libano. Questo risultato è controintuitivo e dimostra che la densità, da sola, non è un indicatore affidabile del livello di reddito. I valori sono stati riallineati alla media nazionale utilizzando la formula precedentemente illustrata, così da rendere le stime confrontabili con la misura ufficiale del PIL pro capite riportata dalla World Bank.

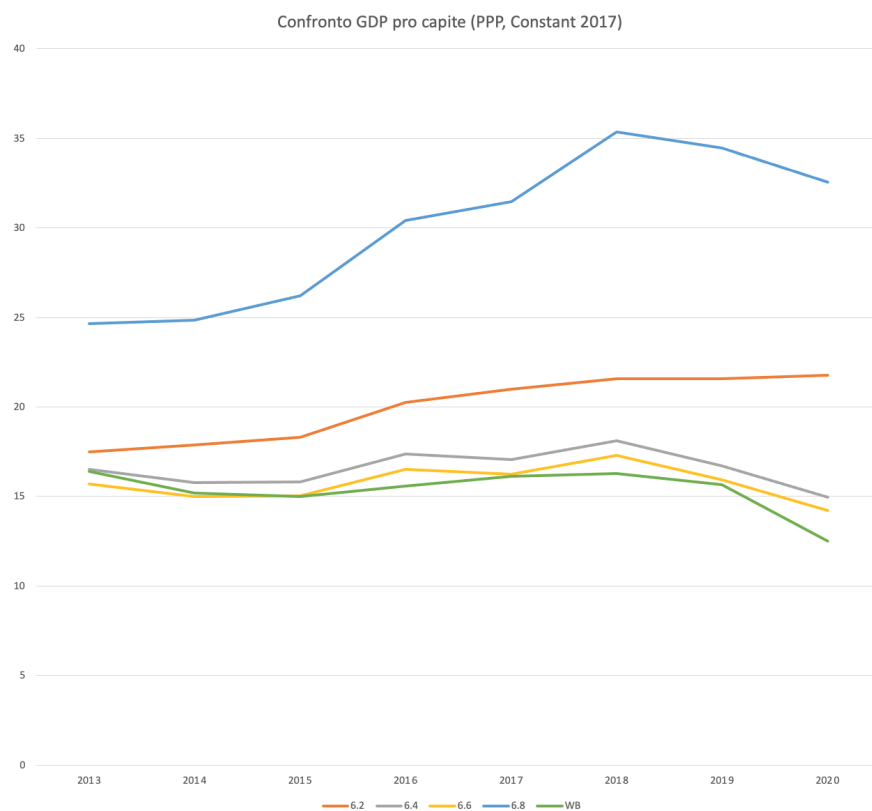


Figura 6.6: Confronto tra il PIL pro capite nazionale ricostruito dalle previsioni regionali e la serie ufficiale World Bank (PPP, prezzi costanti 2017).

Nota: I valori previsti sono ottenuti aggregando le stime regionali ponderate per la popolazione e confrontati con il PIL pro capite ufficiale fornito dalla World Bank.



## 6.4 Discussione

Dall'analisi dei modelli stimati emergono differenze molto rilevanti tra le specifiche che includono la densità di popolazione e quelle che ne sono prive. Nel modello univariato ( $\ln\text{GDPp}-\ln\text{NTLs}$ ) l'elasticità delle luci è molto ridotta (circa 0.07, con  $R^2$  intorno a 0.03), indicando che, in assenza di controlli, l'informazione contenuta nella luminosità è in parte confusa con fattori territoriali sottostanti.

Quando si introduce la densità di popolazione, l'elasticità di  $\ln\text{NTLs}$  aumenta fino a valori prossimi a 0.7 e l' $R^2$  sale a circa 0.35. Al tempo stesso,  $\ln\text{Densita}$  presenta un coefficiente negativo e significativo (circa -0.44), indicando che, a parità di intensità luminosa per superficie, le regioni più densamente popolate non presentano livelli più elevati di PIL pro capite. Il confronto tra il modello che include solo la densità e quello che include solo l'intensità luminosa per area mostra che la densità di popolazione spiega la quota principale della variazione del PIL pro capite tra regioni, mentre la luminosità contribuisce in modo aggiuntivo, significativo, ma marginale. Ciò è coerente con il contesto geografico dei paesi considerati, caratterizzati da forti concentrazioni insediative in poche aree urbane e da ampie zone scarsamente abitate. In tali condizioni la densità rappresenta un indicatore strutturale della distribuzione dell'attività economica, mentre la luminosità coglie variazioni locali nell'intensità economica che non coincidono perfettamente con la semplice presenza di popolazione. La luminosità mantiene dunque un ruolo informativo complementare, ma non sostitutivo, rispetto alla densità.

Per quanto riguarda il coefficiente associato alla densità di popolazione risulta negativo e significativo (circa -0,44), il che potrebbe apparire controintuitivo a una prima lettura ma, considerando che la variabile luminosa è espressa in termini di intensità per superficie, il segno negativo indica che, a parità di luminosità per superficie, le aree più densamente popolate tendono ad avere un PIL inferiore. Tale risultato può essere interpretato sotto diversi profili: da un lato, una maggiore densità può riflettere situazioni di affollamento urbano e minor intensità luminosa pro capite; dall'altro, può catturare regioni con un tessuto produttivo più informale o settori meno capital-intensivi (ad esempio aree agricole o ad alta informalità). Quindi la relazione negativa non implica che la densità riduca il PIL in assoluto, ma piuttosto che, a parità di luce per superficie, regioni più affollate non mostrano un livello di produzione più elevato.

Dal punto di vista della bontà di adattamento, i valori di  $R^2$  confermano l'im-

portanza della densità. Il coefficiente di determinazione passa infatti da circa 0,03 nel modello base a 0,37–0,39 quando si aggiunge  $\ln$ Densità, con ulteriori miglioramenti (fino a 0,46) includendo le altre variabili di controllo. Nel caso dei modelli ad effetti casuali, l' $R^2$  marginale, che misura la varianza spiegata dai soli regressori fissi, si mantiene su valori compresi tra 0,31 e 0,35, a indicare che la gran parte del potere esplicativo deriva dalle variabili economiche e geografiche incluse.

Un ulteriore aspetto di rilievo riguarda il valore relativamente elevato dell'elasticità tra luminosità notturna e PIL, che nei modelli più completi si attesta intorno a 0.68–0.70. Uno dei fattori che può spiegare l'elasticità più alta è la presenza di un'economia informale significativa nei paesi considerati. Le attività economiche non registrate ufficialmente – come il commercio di piccola scala, la produzione artigianale, la costruzione edilizia o parte del settore dei servizi – generano comunque illuminazione artificiale visibile dai sensori satellitari. Tali attività non vengono contabilizzate integralmente nelle statistiche ufficiali del PIL. Ne deriva che, a fronte di un aumento reale dell'attività economica, la variazione osservata nelle luci notturne tende a essere più ampia di quella registrata dal PIL “formale”.

Questo fenomeno è documentato nella letteratura empirica, Hu (2019), in un'analisi sulle province cinesi, giunge a conclusioni analoghe, evidenziando come l'elasticità superi 0.6 nei contesti regionali caratterizzati da elevata attività economica non contabilizzata.

Nell'immagine 6.4, in cui il PIL pro capite è spiegato unicamente dalla luminosità normalizzata per superficie ( $\ln$ NTLs), la distribuzione delle stime risulta relativamente omogenea tra le regioni e le differenze territoriali appaiono meno marcate. Si ribadisce che questo accade perché la luminosità, in assenza di ulteriori controlli, riflette non solo l'intensità dell'attività economica, ma anche la concentrazione della popolazione rendendo la mappa molto più uniforme.

Quando si introduce la densità di popolazione tra i regressori, il modello distingue quanta parte della luce osservata deriva semplicemente dal fatto che in quell'area vivono più persone e quanta invece riflette una maggiore intensità produttiva. Una volta controllato per la densità, la mappa delle stime mostra differenze regionali più nette e coerenti: Beirut Mount Lebanon e Bekaa emergono come aree economicamente più sviluppate, mentre le altre si confermano le regioni più svantaggiate.

Gli altri modelli proposti confermano sostanzialmente lo stesso risultato.

Questi risultati risultano coerenti con la realtà socio-economica e geografica del Paese, storicamente caratterizzata da forti squilibri centro-periferia. Un caso a parte è rappresentato dalla Bekaa, che pur essendo meno urbanizzata rispetto al litorale, registra stime superiori alla media nazionale. Di seguito si analizzano questi risultati nel contesto delle caratteristiche geografiche, infrastrutturali e socio-politiche libanesi.

### **6.4.1 Disparità territoriale**

I modelli confermano che la regione di Beirut possiede il PIL pro capite più elevato del Paese, in linea con il ruolo storico della capitale come motore economico e finanziario del Libano. Beirut e il circostante agglomerato urbano concentrano infatti gran parte delle attività terziarie avanzate (banche, commercio internazionale, servizi professionali) e della spesa pubblica e privata, fungendo da centro primario di sviluppo. Sin dal periodo post-indipendenza, gli sforzi di modernizzazione si sono focalizzati su Beirut e sui suoi sobborghi, lasciando sotto-investite le regioni periferiche. Un indicatore eloquente di tale centralizzazione economica è la distribuzione del credito bancario: all'inizio degli anni 2000 circa l'82% dei prestiti bancari era assorbito dall'area di Beirut (e un altro 8,6% dal Monte Libano), a riprova della persistenza di forti disparità regionali nell'accesso al capitale. Questa concentrazione di risorse finanziarie e infrastrutture produttive ha permesso a Beirut di sviluppare un reddito medio pro capite molto superiore al resto del Paese.

In contrasto con la capitale, le regioni periferiche come Baalbek-Hermel, Akkar e Nabatiyeh presentano livelli di PIL pro capite leggermente inferiori alla media nazionale. Pur non mostrando scarti estremi, queste regioni si collocano sistematicamente nella parte bassa della distribuzione economica, coerentemente con caratteristiche strutturali come la ruralità, l'isolamento geografico e una storica marginalizzazione nelle politiche di sviluppo. I risultati modellistici – che indicano valori solo moderatamente più bassi – riflettono pertanto in modo realistico i divari socio-economici di lungo periodo in Libano, dove le aree del nord, dell'entroterra e del sud interno hanno beneficiato meno della crescita centrata su Beirut.

Baalbek-Hermel, situata nel nord-est del Paese, è il governatorato più povero del Libano. L'area è caratterizzata da estese zone rurali, infrastrutture carenti e un'economia basata in larga parte sull'agricoltura di sussistenza e su attività informali. La vicinanza alla frontiera siriana e la presenza di aree montuose

difficilmente accessibili contribuiscono ad elevati costi di trasporto e limitano l'integrazione economica con il resto del Paese. Inoltre, la regione è stata interessata da episodi di instabilità e ospita una quota significativa di rifugiati, fattori che aggravano ulteriormente le condizioni socioeconomiche e spiegano gli attuali livelli di reddito molto bassi.

Akkar, all'estremo nord e anch'essa confinante con la Siria, presenta caratteristiche simili: forte dipendenza dall'agricoltura, debolezza delle infrastrutture e elevata incidenza di povertà. Tuttavia, rispetto a Baalbek-Hermel, Akkar mostra una maggiore apertura verso la costa e collegamenti leggermente migliori con Tripoli, pur rimanendo una delle aree meno sviluppate del Paese. Il conflitto siriano ha contribuito all'aumento della vulnerabilità economica, accentuando la pressione sui servizi locali e sul mercato del lavoro.

Nabatiyeh, nel sud interno, è una regione agricola e collinare, ai margini delle reti economiche principali. Fortemente colpita dai conflitti con Israele, in particolare nel 2006, la regione ha sofferto la distruzione delle infrastrutture e un lento processo di ricostruzione. L'emigrazione dei giovani e la debole industrializzazione ne accentuano l'arretratezza. Il PIL pro capite inferiore riflette una crescita rallentata da fattori geografici, infrastrutturali e politici.

### **6.4.2 Limiti metodologici**

Le analisi fin qui discusse, basate su modelli econometrici che impiegano come proxy le luci notturne satellitari e la densità di popolazione, offrono una stima indiretta ma utile del PIL pro capite regionale. È tuttavia fondamentale riconoscere i limiti metodologici e le possibili fonti di bias, così da contestualizzare con cautela i risultati ottenuti.

Un primo aspetto critico riguarda l'uso dei dati di luminosità notturna come indicatore di attività economica locale. Esiste una correlazione significativa tra intensità luminosa e sviluppo economico: in generale, aree più ricche e urbanizzate emettono più luce. Questa relazione non è perfettamente lineare né omogenea. Le luci possono sovrastimare l'attività nelle aree ad alta densità (molta luce anche con redditi medi non elevati) e sottostimarla nelle aree rurali disperse o poco elettrificate. Perciò la luminosità cattura soprattutto presenza umana e urbanizzazione, correlando meno con il reddito medio individuale o con settori poco "luminosi" (es. agricoltura).

L'analisi restituisce una lettura coerente della geografia economica libanese: le regioni centrali e ben connesse (Beirut, parte del Monte Libano e della Bekaa) emergono come più prospere, mentre le aree periferiche, montuose o di confine restano indietro. Una volta distinto l'effetto della densità, il divario territoriale risulta più marcato di quanto indicato dalla sola luminosità: ciò rafforza l'evidenza di squilibri strutturali di lungo periodo. Pur con i limiti dell'approccio, le stime offrono una base informativa utile per politiche di riequilibrio che investano nelle periferie (infrastrutture, accessibilità, opportunità produttive) al fine di attenuare la concentrazione della ricchezza e promuovere uno sviluppo più equilibrato.

Ulteriori considerazioni sull'approccio sono necessarie. In primo luogo, una parte rilevante dell'economia libanese è legata ad attività non direttamente captate dalla luminosità notturna, come agricoltura estensiva, pesca e piccola produzione distribuita, con una concentrazione maggiore in alcune regioni dell'interno. Studi precedenti mostrano che le stime del PIL basate sulle NTL tendono ad essere meno accurate nelle aree con una più alta incidenza agricola, poiché tali attività generano un contenuto luminoso relativamente ridotto rispetto al valore prodotto. È quindi plausibile che le previsioni risultino meno precise nelle regioni in cui l'agricoltura o attività rurali diffuse rappresentano una quota più consistente dell'economia locale, come Baalbek-Hermel o Akkar.

In secondo luogo, la variazione nei livelli di informalità economica può influire sulla stabilità della relazione tra PIL e luminosità tra Paesi e regioni. L'economia informale, spesso non registrata nelle statistiche ufficiali, può invece contribuire alla luminosità osservata, ad esempio attraverso attività commerciali e di servizio non contabilizzate. Se i Paesi utilizzati come campione per stimare i parametri presentano, mediamente, livelli di informalità inferiori rispetto al Libano, il modello può sovrastimare il PIL ufficiale nelle regioni libanesi dove l'informalità è più elevata; ciò non significa necessariamente che le stime NTL siano meno rappresentative dell'attività economica reale, ma piuttosto che le stime ufficiali e quelle da NTL non misurano esattamente la stessa cosa.

Un ulteriore elemento di possibile instabilità è legato alle diverse fasi di sviluppo economico. In contesti dove la crescita avviene principalmente tramite espansione infrastrutturale (nuove costruzioni, elettrificazione, reti urbane), l'aumento della luminosità è più pronunciato rispetto a contesti in cui la crescita si basa su incrementi di produttività nei servizi e nei settori ad alta intensità di capitale umano. Il campione di Paesi utilizzati per la stima non mostra non linearità particolarmente marcate, ma è plausibile che a livello subnazionale libanese esistano

differenze locali nella risposta della luminosità alla crescita economica.

Le luci notturne sono efficaci nel mettere in evidenza le differenze economiche tra regioni, ma risultano meno accurate nel quantificare il livello preciso del PIL pro capite.

# Conclusione

Progettare politiche economiche efficaci a livello subnazionale, inclusa la localizzazione degli Obiettivi di Sviluppo Sostenibile, richiede statistiche economiche affidabili con adeguata risoluzione territoriale. Tuttavia, in diversi Paesi, tra cui il Libano, la limitata disponibilità di risorse presso gli uffici statistici nazionali ostacola la produzione sistematica di dati economici subnazionali aggiornati. Pur non rappresentando un sostituto delle indagini economiche dirette, il telerilevamento può fornire indicatori territoriali comparabili nel tempo e nello spazio.

Questo lavoro estende la letteratura che analizza il legame tra luminosità notturna (VIIRS-DNB) e attività economica, sviluppando un metodo per stimare il PIL pro capite al livello amministrativo ADM-1. La strategia adottata consiste nel stimare modelli econometrici su un gruppo di Paesi per i quali sono disponibili stime ufficiali del PIL subnazionale (Marocco, Turchia, Egitto, Grecia e Iran) e trasferire tali relazioni al Libano, dove tali dati mancano.

Metodologicamente, la tesi apporta due contributi principali. Primo, mostra che il controllo della densità di popolazione è indispensabile per isolare il contenuto economico delle luci notturne nelle analisi del PIL pro capite, evitando che la luminosità rifletta semplicemente la concentrazione degli abitanti. Secondo, assicura coerenza tra il dato nazionale e la sua disaggregazione regionale, redistribuendo il PIL ufficiale sulle regioni secondo le proporzioni derivate dal modello.

Le luci notturne si confermano uno strumento utile e flessibile per colmare vuoti informativi a livello subnazionale, offrendo un supporto concreto all'analisi territoriale in contesti dove le statistiche ufficiali risultano incomplete o discontinue.

# Bibliografia

- H. Bleakley and J. Lin. Portage and path dependence. *Quarterly Journal of Economics*, 127(2):587–644, 2012.
- R. Bluhm and M. Krause. Top lights—bright cities and their contribution to economic development. CESifo Working Paper 7411, CESifo, 2018.
- R. Bluhm and M. Krause. Top lights: Bright cities and their contribution to economic development. *Journal of Development Economics*, 157:102880, 2022.
- Carnegie Middle East Center. State weakness in lebanon: A structural analysis, 2019. URL <https://carnegie-mec.org>. Carnegie Endowment for International Peace.
- T. Croft. Night-time images of the earth from space. *Scientific American*, 239(1):86–101, 1978.
- D. Donaldson and A. Storeygard. The view from above: Applications of satellite data in economics. *Journal of Economic Perspectives*, 30(4):171–198, 2016.
- ECOI.net. Lebanon country reports (akkar, masnaa, baalbek-hermel), 2021. URL <https://www.ecoi.net/en/countries/lebanon/>.
- C. D. Elvidge, K. E. Baugh, E. A. Kihn, H. W. Kroehl, and E. R. Davis. Mapping city lights with nighttime data from the dmsp operational linescan system. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 63(6):727–734, 1997.
- J. Gibson, S. Olivia, and G. Boe-Gibson. Night lights in economics: Sources and uses. *Journal of Economic Surveys*, 34(5):955–980, 2020.
- J. Gibson, S. Olivia, G. Boe-Gibson, and C. Li. Which night lights data should we use in economics, and where? *Journal of Development Economics*, 149:102602, 2021.
- M. Harari. Cities in bad shape: Urban geometry in india. Job Market Paper, MIT, 2016.



- J. V. Henderson, A. Storeygard, and D. N. Weil. A bright idea for measuring economic growth. *American Economic Review*, 101(3):194–199, 2011.
- J. V. Henderson, A. Storeygard, and D. N. Weil. Measuring economic growth from outer space. *American Economic Review*, 102(2):994–1028, 2012. doi: 10.1257/aer.102.2.994.
- R. Hodler and P. A. Raschky. Regional favoritism. *Quarterly Journal of Economics*, 129(2):995–1033, 2014.
- Y. Hu and J. Yao. Illuminating economic growth. *Journal of Econometrics*, 228(2):359–378, 2022.
- K. Kim. The north korean economy seen by satellite: Estimates of national performance, regional gaps based on nighttime light. *Journal of Asian Economics*, 78:101405, 2022.
- C. Lessmann and A. Seidel. Regional inequality, convergence and its drivers—a view from outer space. *European Economic Review*, 92:110–132, 2017.
- G. C. McCord and J. M. Rodriguez-Heredia. Nightlights and subnational economic activity: Estimating departmental gdp in paraguay. *Remote Sensing*, 14(5):1150, 2022. doi: 10.3390/rs14051150.
- S. Michalopoulos and E. Papaioannou. Pre-colonial ethnic institutions and contemporary african development. *Econometrica*, 81(1):113–152, 2013.
- S. Michalopoulos and E. Papaioannou. National institutions and subnational development in africa. *Quarterly Journal of Economics*, 129(1):151–213, 2014.
- Social Watch. Lebanon: Regional disparities and social exclusion, 2018. URL <https://www.socialwatch.org/node/18488>.
- A. Storeygard. Farther on down the road: Transport costs, trade and urban growth in sub-saharan africa. *Review of Economic Studies*, 83(3):1263–1295, 2016.
- P. C. Sutton and R. Costanza. Global estimates of market and non-market values derived from night-time satellite imagery, land cover, and ecosystem service valuation. *Ecological Economics*, 41(3):509–527, 2002.
- UN OCHA. Vasyr reports and regional profiles - lebanon, 2021. URL <https://www.unocha.org/lebanon>.

World Bank. Lebanon economic monitor reports, 2020. URL <https://www.worldbank.org/en/country/lebanon>. World Bank Country Overview.