

## Capitolo 1

### **Fonti locali di vulnerabilità al cambiamento climatico e ai conflitti armati in Africa orientale**

*Federica Cappelli, Valeria Costantini,  
Mariagrazia D'Angeli, Giovanni Marin, Elena Paglialunga*

#### **Abstract**

Our empirical work sheds new light on the climate-conflict nexus by investigating the vulnerability factors which explain why some locations are more likely to engage in armed conflicts than others in the presence of a similar level of exposure to climatic changes. In particular, we focus our analysis on the concept of vulnerability to both climate change and armed conflicts and, accordingly, on the identification of a specific set of factors that enhance vulnerability of some shares of the population at the local level. We employ a Spatial Autoregressive Model to capture the spatial and context-specific dimension of vulnerability factors in driving the climate-conflict nexus in East Africa at a high-resolution geographical level (about 25 km). Results from our analysis provide some interesting insights: first, we find that climate change does not increase conflict risk *per sé*, but only in the presence of pre-existing vulnerabilities. Second, in line with the literature on climate change vulnerability, we find that socioeconomic factors play a key role in the climate-conflict nexus. In particular, vulnerability is enhanced whenever power is not distributed in such a way as to ensure an equitable distribution of resources.

**Keywords:** Armed Conflicts, Climate Change, East Africa, Spatial Econometrics, Vulnerability.

## 1.1 Introduzione

Da diversi anni il cambiamento climatico è al centro del dibattito pubblico come una delle principali minacce per i sistemi naturali e umani. Negli ultimi decenni, un numero sempre maggiore di studi ha analizzato gli impatti sociali dei cambiamenti climatici, tra cui le privazioni materiali, le disuguaglianze, le migrazioni forzate e gli effetti negativi sulla salute. Oltre a questi, un prolifico filone di ricerca si concentra sullo studio della probabilità di insorgenza di conflitti come conseguenza degli impatti dei cambiamenti climatici – il cosiddetto nesso clima-conflitto.

Da un lato, i conflitti sono una grave minaccia per lo sviluppo, tanto che Collier *et al.* (2003) li definiscono ‘*sviluppo al contrario*’, a causa dei costi in termini di vite umane e degli effetti persistenti che hanno sull’intera economia per diversi anni dopo la fine del conflitto. D’altra parte, il cambiamento climatico influisce su aspetti cruciali della vita umana, soprattutto nei Paesi in via di sviluppo, e questo può contribuire ad esacerbare disordini sociali e instabilità già presenti in quei Paesi, alimentando il rischio di conflitti armati e violenza.

Nel suo ultimo rapporto, l’IPCC (*Intergovernmental Panel on Climate Change*) ha riconosciuto il cambiamento climatico come una questione di sicurezza nazionale, affermando che ‘*a livelli più elevati di riscaldamento globale, gli impatti delle condizioni meteorologiche e climatiche estreme, in particolare la siccità, aumentando la vulnerabilità, influenzeranno sempre più i conflitti intra-statali violenti*’ (IPCC, 2022b, p. 16). L’IPCC suggerisce quindi che la connessione tra cambiamenti climatici e conflitti armati sia mediata dalla vulnerabilità, definita come ‘*propensione o predisposizione ad essere colpiti negativamente*’, e sostiene che circa il 40% della popolazione globale sia altamente vulnerabile agli impatti dei cambiamenti climatici (IPCC, 2022b). Infatti, le aree caratterizzate da un’esposizione simile agli impatti del cambiamento climatico non mostrano necessariamente gli stessi esiti in termini di insorgenza di conflitti, e tali differenze possono essere spiegate dai diversi livelli di vulnerabilità esibiti. Buhaug e von Uexkull (2021) sono stati i primi a stabilire una connessione teorica tra cambiamenti climatici, conflitti e vulnerabilità. Essi sostengono che molti dei fattori cruciali per garantire un’efficace capacità di adattamento ai cambiamenti climatici e una pace duratura si sovrappongono.

Tuttavia, la vulnerabilità è difficilmente misurabile secondo

standard generali, poiché società diverse potrebbero essere vulnerabili a fattori diversi, e quindi esposte a diversi profili di rischio. Nel nostro lavoro, seguendo le intuizioni di Buhaug e von Uexkull (2021), miriamo a identificare un insieme specifico di fattori socioeconomici che possono aumentare contestualmente sia la vulnerabilità ai cambiamenti climatici sia ai conflitti a livello locale in Africa orientale. La ragione di questo focus geografico specifico è dovuta al fatto che la regione è nota in letteratura per essere un *hotspot* di cambiamenti climatici e di conflitti (O’Loughlin *et al.* 2012; Raleigh e Kniveton 2012). Di conseguenza, ci occupiamo esplicitamente di capire in quali condizioni fattori di vulnerabilità locale e l’esposizione al cambiamento climatico possano aumentare ulteriormente l’instabilità nell’Africa orientale. Al fine di analizzare la dimensione locale della vulnerabilità nella regione, abbiamo costruito un database che suddivide il territorio dell’Africa Orientale in una griglia ad alta risoluzione spaziale composta da celle di 15 arc-min (circa 25 km) ciascuna e abbiamo utilizzato un modello autoregressivo spaziale (SAR, *Spatial Autoregressive Model*) per tenere conto degli *spillover* spaziali.

I nostri risultati forniscono alcuni spunti interessanti: in primo luogo, in linea con la letteratura precedente che sostiene che il cambiamento climatico agisce come un moltiplicatore di minacce per le comunità vulnerabili, troviamo che il cambiamento climatico non aumenta il rischio di conflitto *di per sé*, ma solo in presenza di vulnerabilità preesistenti. In secondo luogo, troviamo che la vulnerabilità socioeconomica aumenta il rischio di conflitto quando non è garantita un’equa distribuzione delle risorse e del potere.

Il resto del lavoro è strutturato come segue. La sezione 1.2 riassume la letteratura sulle relazioni tra clima, conflitti e vulnerabilità. La sezione 1.3 presenta i dati e la metodologia utilizzata. La sezione 1.4 illustra i principali risultati, mentre l’ultima sezione conclude e discute le implicazioni di policy rilevanti.

## **1.2 Cambiamenti climatici, conflitti e vulnerabilità**

Nonostante il gran numero di studi che indagano il nesso clima-conflitto, l’esistenza di un effetto diretto del cambiamento climatico sui conflitti armati non è ancora considerata unanime a livello scientifico (Hsiang e Burke 2014; Buhaug *et al.* 2014). Ciò ha portato gli

studiosi del settore a distinguere tra effetti diretti e indiretti che il cambiamento climatico ha sullo scoppio dei conflitti (Koubi 2019; Sharifi *et al.* 2021). Tra gli effetti diretti, Koubi (2019) evidenzia i fattori fisiologici/psicologici e la scarsità di risorse. Quest'ultima, in particolare, è stata al centro di numerosi studi (Maxwell e Reuveny 2000; Berger 2003; Audu 2014; Vesco *et al.* 2020; Fatima *et al.* 2022). Alcuni sostengono che la scarsità di risorse aumenti la propensione al conflitto, poiché le comunità lottano per soddisfare i loro bisogni più elementari o le comunità con stili di vita diversi iniziano a competere per l'accesso alle risorse (ad esempio, agricoltori contro pastori) (Audu, 2014). D'altra parte, tra gli effetti indiretti che collegano i cambiamenti climatici ai conflitti, Koubi (2019) cita i fattori economici. La diminuzione delle capacità economiche e di sostentamento indotta dallo stress legato al clima è un ulteriore canale che può alimentare eventi di violenza (Sharifi *et al.*, 2021). Ad esempio, una delle principali vie individuate è la riduzione della produttività agricola che, a sua volta, può *'causare disoccupazione, diminuire la capacità economica e/o ridurre la disponibilità, l'accessibilità e l'economicità di bisogni essenziali come il cibo'* (Sharifi *et al.*, 2021, p. 9). Gli effetti legati ai sistemi alimentari sono ancora più forti se il sistema economico di un Paese è altamente dipendente dal settore agricolo, che è anche il più vulnerabile ai cambiamenti climatici. In questo caso, la perdita di produzione agricola potrebbe produrre gravi conseguenze in termini di sicurezza economica e alimentare, con esiti anche violenti (Von Uexkull *et al.* 2016; Harari e Ferrara 2018; Vesco *et al.* 2021). La riduzione dei raccolti può anche portare a un aumento dei prezzi dei prodotti alimentari (Raleigh *et al.*, 2015) e/o allo spostamento del bestiame, che potrebbe incrementare ulteriormente la competizione per l'uso del territorio (Maystadt e Ecker, 2014), nonché le tensioni tra diversi modi di vivere (Scheffran *et al.* 2019).

Nel complesso, gli studiosi concordano sul fatto che il clima influenzi il rischio di conflitti armati; tuttavia, il suo ruolo è relativamente minore rispetto ad altri fattori di natura socioeconomica e politica (Buhaug 2010; Mach *et al.* 2019). In particolare, i cambiamenti climatici aumentano il rischio di attività violente amplificando altri fattori preesistenti di conflitto, come la povertà e gli shock economici, agendo come un *'threat multiplier'* (Boas e Rothe, 2016).

Un'altra fonte di incertezza che impedisce di definire una chiara connessione tra cambiamenti climatici e conflitti è legata all'impossibilità di generalizzare i risultati a diversi livelli geografici. In particolare,

le aree che hanno livelli simili di esposizione ai cambiamenti climatici e ai disastri naturali non mostrano gli stessi risultati in termini di rischio di conflitto: Ide *et al.* (2020) utilizzano metodologie sia quantitative che qualitative per valutare se gli eventi estremi legati al clima influenzano il rischio di conflitto e trovano che tale rischio è fortemente dipendente dal contesto. Questo risultato è confermato da studi che utilizzano tecniche di econometria spaziale (Breckner e Sunde 2019; van Weezel 2020; Cappelli *et al.* 2020; Vesco *et al.* 2021; Cappelli *et al.* 2022; Wang *et al.* 2022), che si sono ampiamente sviluppate in questo campo dopo l'importante lavoro di Harari e Ferrara (2018). Le ragioni di questa eterogeneità possono essere ricercate nei diversi livelli e fonti di vulnerabilità sperimentati dalle diverse società a livello locale.

Le società vulnerabili possono essere più inclini a subire effetti dannosi come conseguenza dei cambiamenti climatici rispetto a quelle meno vulnerabili (IPCC, 2022b): tale predisposizione dipende in larga misura da relazioni economiche e politiche strutturali, nonché da valori e norme storico-culturali, assegnando una forte connotazione sociale al concetto di vulnerabilità (Wisner *et al.* 2014). In particolare, la vulnerabilità è riconducibile a fattori che minano un'equa distribuzione di reddito, risorse e possibilità di realizzazione (Cappelli, 2023). Diverse ricerche hanno fornito indicazioni su possibili indicatori di vulnerabilità, spesso attraverso l'uso di indici compositi (Brooks *et al.* 2005; Cutter *et al.* 2014; Kusumastuti *et al.* 2014; Alam 2017; Jones *et al.* 2018; Fatima *et al.* 2022) e concentrandosi su un contesto specifico. Ciò non sorprende, poiché la vulnerabilità socioeconomica è spesso specifica del luogo, ma si possono comunque trarre alcuni spunti di riflessione. Gli studiosi concordano sul fatto che le comunità resilienti sono sottoposte a minori rischi di violenza in presenza di condizioni climatiche specifiche (Hsiang *et al.* 2011; Buhaug 2015). Per fornire indicazioni sulle migliori politiche da adottare per favorire uno sviluppo resiliente al clima e contrastare le fonti di vulnerabilità socioeconomica, il concetto di vulnerabilità deve essere reso operativo in un quadro olistico che comprenda sia i cambiamenti climatici sia gli sforzi di prevenzione dei conflitti. In questo senso, le disuguaglianze nella distribuzione del reddito (Hegre *et al.* 2003; Collier e Hoeffler 2004; Cappelli *et al.* 2021), nello status etnico (Østby 2008; Hillesund *et al.* 2018; Ide *et al.* 2020; Manotas-Hidalgo *et al.* 2021) e nell'accesso a risorse chiave, come l'acqua (Gizelis e Wooden 2010; De Stefano *et al.* 2017; Alam 2017) e il cibo (Simelton *et al.* 2012; Wheeler e Von Braun 2013) sono riconosciuti come

fattori che aumentano la vulnerabilità ai cambiamenti climatici e ai conflitti in diverse aree. Ad esempio, Von Uexkull *et al.* (2016) rilevano che, mentre nella maggior parte dei casi la siccità non influenza il rischio di conflitto, in comunità dipendenti dall'agricoltura e in presenza di gruppi etnici politicamente esclusi localizzati nei Paesi più poveri la siccità si configura come un aggravante per lo scoppio di attività violente. Inoltre, una ridotta accessibilità a risorse vitali – come l'acqua – soprattutto tra le fasce più vulnerabili della popolazione potrebbe essere un fattore concomitante di vulnerabilità e di aumento del rischio di conflitto. Questo può essere mediato, ad esempio, ampliando la platea che ha accesso alle risorse idriche durante i periodi di estrema siccità – ad esempio, attraverso la fornitura prolungata di impianti di irrigazione (Ward 2022) – e integrato dalla tutela dei diritti di proprietà (Butler e Gates 2012) e da una maggiore capacità statale (Gizelis e Wooden 2010; Döring 2020).

All'interno del continente africano, l'Africa Orientale è stata sempre riconosciuta come una regione particolarmente vulnerabile, sia in termini di cambiamenti climatici che di attività violente, essendo la regione che ha sperimentato il maggior numero di conflitti nel periodo 1997-2018 (Mack *et al.* 2021). Tuttavia, mentre la deviazione della temperatura e delle precipitazioni rispetto alle medie di lungo periodo è stata collegata a un aumento del rischio di conflitto in quest'area, sembra che il loro ruolo sia più debole rispetto ad altri fattori socio-economici e politici (O'Loughlin *et al.* 2012). Il nesso clima-conflitto in questa regione è stato oggetto di analisi da parte di molti studiosi negli ultimi anni, con risultati contrastanti (Brown 2010; Raleigh e Kniveton 2012; Ayana *et al.* 2016; Owain e Maslin 2018; Seter *et al.* 2018). Una delle ragioni dell'interesse degli studiosi per l'Africa Orientale è certamente il fatto che si tratta di un'area geografica relativamente ristretta, caratterizzata da *'una storia di violenza, un'elevata dipendenza dalle risorse naturali per i mezzi di sussistenza, una povertà diffusa e una capacità di adattamento limitata'* (Van Baalen e Mobjörk, 2018, p. 3).

Tutti questi fattori rendono questa regione un oggetto di analisi particolarmente interessante per comprendere i meccanismi che guidano il nesso clima-conflitto e il modo in cui questo si collega alle dinamiche economiche, politiche e sociali specifiche del contesto. Infatti, è possibile che le comunità che mostrano alti livelli di vulnerabilità socio-economica siano anche colpite in modo sproporzionato dagli impatti climatici, e questo deteriora ulteriormente la capacità di

adattamento, aumentando così il rischio di conflitto e creando un circolo vizioso di vulnerabilità e impatti dannosi sul clima e sui conflitti (Buhaug e von Uexkull, 2021).

Sulla base della letteratura esaminata, ci proponiamo di identificare un insieme specifico di fattori socioeconomici e specifici del contesto locale che favoriscono la vulnerabilità ai cambiamenti climatici e ai conflitti in Africa orientale a livello locale. Inoltre, affrontiamo esplicitamente l'interazione tra i fattori di vulnerabilità locali e gli impatti dei cambiamenti climatici per capire come questi aumentino il rischio di conflitto e portino all'emergere di hotspot di conflitto.

### 1.3 Metodologia

#### 1.3.1 Dati

Ai fini della nostra analisi, abbiamo costruito un database panel georeferenziato per l'Africa Orientale<sup>1</sup> che copre l'arco temporale dal 1997 al 2016. La nostra griglia è composta da 8.217 celle con una risoluzione di 25x25 km (15 arcmin).

Nella nostra analisi, siamo interessati a valutare se e in che misura la probabilità di scoppio di conflitti nella regione dell'Africa orientale sia direttamente influenzata dai cambiamenti delle condizioni climatiche a lungo termine e/o mediata da fattori di vulnerabilità specifici del luogo. Per questo motivo, raccogliamo i dati sui conflitti armati dall'*Armed Conflict Location & Event Data Project* (ACLED), che fornisce informazioni disaggregate e georeferenziate sugli incidenti di violenza politica, sulle manifestazioni e su determinati sviluppi non violenti in tutto il mondo. In particolare, gli eventi raccolti nel database ACLED possono appartenere a sei categorie: i) violenza politica; ii) battaglie; iii) esplosioni/violenza a distanza; iv) violenza contro i civili; v) sommosse; vi) proteste. Associamo questi dati alla nostra griglia e, per ogni cella  $i$  e anno  $t$ , creiamo la nostra variabile dipendente come una *dummy* ( $cd$ ) pari a 1 se è stato registrato almeno un conflitto, e 0 altrimenti.

Le variabili esplicative appartengono a tre classi principali: i) variabili climatiche; ii) fattori di vulnerabilità legati all'agricoltura e all'accesso alle risorse; iii) fattori di vulnerabilità legati alle caratteristiche socio-economiche.

---

<sup>1</sup> I Paesi inclusi sono Burundi, Gibuti, Eritrea, Etiopia, Kenya, Ruanda, Somalia, Sudan, Tanzania e Uganda.

### 1.3.1.1 Variabili climatiche

Per questa serie di variabili ci siamo basati sul database dell'*African Flood and Drought Monitor* (AFDM), che fornisce valori mensili di temperature e precipitazioni a una risoluzione spaziale di  $0,25^\circ$  dal 1970 al 2016. Partendo da queste variabili, per ottenere una misura complessiva delle variazioni climatiche anomale di lungo periodo sperimentate da una determinata cella in un anno, calcoliamo il livello medio delle variazioni anomale mensili di temperature e precipitazioni rispetto al periodo di riferimento passato 1970-1989 ( $Temp\_ch$  e  $Prec\_ch$ , rispettivamente)<sup>2</sup>.

L'insorgenza e la gravità della siccità sono altri aspetti che meritano attenzione: la loro gradualità rende la siccità uno dei fenomeni meteorologici più facili da monitorare su un orizzonte temporale prolungato e, allo stesso tempo, uno dei pericoli più costosi in termini di impatto economico e sociale (Svoboda *et al.*, 2016). Sono stati sviluppati diversi indici e indicatori per monitorare la siccità; tra questi, quelli maggiormente utilizzati in letteratura sono lo *Standardized Precipitation Index* (SPI), sviluppato da McKee *et al.* (1993), e lo *Standardized Precipitation Evapotranspiration Index* (SPEI), sviluppato da Vicente-Serrano *et al.* (2010). Entrambi gli indici sono molto flessibili, in quanto possono essere calcolati per qualsiasi regione geografica e su qualsiasi scala temporale, ciascuna associata a un diverso tipo di impatto della siccità. Ad esempio, gli impatti della siccità di base possono essere monitorati su una scala temporale fino a 3 mesi; gli impatti agricoli su una scala temporale fino a 6 mesi; mentre gli impatti idrologici e le condizioni di stress persistente sono solitamente calcolati su una scala temporale pari o superiore a 12 mesi (Svoboda *et al.*, 2016).

---

<sup>2</sup> Essendo  $x_{imt}$  la temperatura e le precipitazioni registrate nella cella  $i$ , nel mese  $m$  e nell'anno  $t$ , la variazione a lungo termine è calcolata come segue:

$$x_{ch} = \frac{1}{12} \sum_{m=1}^{12} x_{imt|t>1989} - \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N x_{imj|1970 \leq j < 1990}.$$



Tabella 1.1 – *Classificazione SPEI*

Valori SPEI	Condizioni di siccità e alluvione	Nomi delle classi
2,0 e oltre	Estremamente umido	<i>f3</i>
da 1,5 a 1,99	Fortemente umido	<i>f2</i>
da 1,0 a 1,49	Moderatamente umido	<i>f1</i>
da -0,99 a 0,99	Quasi normale	
da -1,0 a -1,49	Moderatamente secco	<i>d1</i>
da -1,5 a -1,99	Fortemente secco	<i>d2</i>
-2,0 e meno	Estremamente secco	<i>d3</i>

Fonte: elaborazione degli autori da McKee *et al.* (1993)

Inoltre, sia lo SPI che lo SPEI forniscono indicazioni per eventi aridi (valori negativi) e umidi (valori positivi). La differenza principale tra i due indici risiede negli input necessari per calcolare gli eventi siccitosi: mentre lo SPI richiede soltanto dati storici sulle precipitazioni, lo SPEI tiene conto anche dell'impatto delle temperature sull'umidità dei suoli, fondandosi su un calcolo di base del bilancio idrico (Vicente-Serrano *et al.*, 2010). Data questa differenza di calcolo tra i due indici, ci basiamo sullo SPEI, in quanto offre una considerazione più completa delle variabili che si riferiscono alle condizioni di siccità.

Utilizzando il pacchetto R 'SPEI' sviluppato da Begueria e Serrano (2017), abbiamo calcolato i valori mensili dello SPEI su una scala temporale di 12 mesi e li abbiamo aggregati per ottenere i valori medi annuali. Poi, in base alla classificazione proposta da McKee *et al.* (1993) che distingue siccità e alluvioni di diversa intensità, come riportato nella Tabella 1.1, abbiamo suddiviso i valori mensili di SPEI in tre classi di intensità crescente di precipitazione (da *f1* a *f3*), rappresentative degli eventi alluvionali, e in altre tre classi di gravità crescente di siccità (da *d1* a *d3*).

Sulla base di questa classificazione, distinguiamo tra valori positivi dello SPEI (*SPEI\_12\_pos*) che rappresentano l'esposizione annuale ad un eccesso di precipitazioni e ai rischi di inondazione, e valori negativi (*SPEI\_12\_neg*) che rappresentano l'esposizione annuale ad una carenza di acqua e ai rischi di siccità. Inoltre, poiché i valori negativi dello SPEI negativo corrispondono a condizioni di maggiore siccità, esprimiamo la variabile *SPEI\_12\_neg* in valore assoluto per avere una più facile interpretazione dei coefficienti (cioè, valori maggiori segnalano anomalie climatiche più forti).

### 1.3.1.2 Fattori di vulnerabilità legati all'agricoltura e all'accesso alle risorse

In Africa Orientale le attività agricole rappresentano circa il 30% del PIL regionale e la quota di persone impiegate nel settore agricolo è stata superiore al 60% negli ultimi cinque decenni; allo stesso tempo, l'adozione di tecnologie agricole (ad esempio, sistemi di irrigazione) è ancora in ritardo e quasi tutti gli agricoltori si affidano all'irrigazione pluviale (Suri e Udry, 2022). Poiché il canale agricolo è uno dei principali meccanismi che potenzialmente alimentano la violenza indotta dal clima, teniamo conto anche di una serie di variabili esplicative relative all'uso del suolo e all'agricoltura.

In primo luogo, abbiamo raccolto i dati sulle diverse tipologie di copertura del suolo dall'USGS, che fornisce dati a livello globale con una risoluzione di 15 arcmin, dal 2001 al 2010. Partendo da questi dati, abbiamo creato una variabile dummy che assume il valore 1 se il territorio delle celle è costituito in misura prevalente da bacini idrici (*Water*), in quanto questa risorsa potrebbe essere una fonte di vulnerabilità particolarmente rilevante a causa dei gruppi in competizione (ad esempio, pescatori, pastori, agricoltori) che rivendicano l'accesso alle risorse idriche, soprattutto in una situazione di prolungata esposizione alla siccità.

Per quanto riguarda le caratteristiche specifiche dell'agricoltura, abbiamo raccolto informazioni sull'uso del suolo dedicato all'agricoltura dallo *History Database of the Global Environment* (HYDE) (Goldewijk *et al.* 2017). Questo database fornisce una serie di dati sulla superficie totale coltivata per ciascuna cella a una risoluzione di 5 arcmin (circa 10 km) per il 1990 e per l'arco di tempo che va dal 2000 al 2015. In particolare, abbiamo acquisito i dati relativi alla superficie totale irrigata (*Irrigazione*) espressa in km<sup>2</sup>, che abbiamo ottenuto interpolando i dati originali per ottenere informazioni per l'intero periodo della nostra analisi, dal 1997 al 2016.

Per tenere conto della vulnerabilità del settore agricolo ai rischi climatici, includiamo una serie di variabili volte a valutare i rischi specifici di inondazioni e siccità durante la stagione di crescita delle colture principali, ovvero il periodo in cui le colture sono più sensibili alle variazioni esterne (Harari e Ferrara 2018). Infatti, le anomalie climatiche registrate in quei mesi hanno maggiori probabilità di determinare rese più basse e una riduzione della produzione agricola, con implicazioni potenzialmente gravi sulla sicurezza alimentare, sul reddito rurale e sui prezzi dei prodotti alimentari. In linea con la letteratura precedente, costruiamo un indicatore che rappresenta la quota di mesi della stagione di crescita in cui è stata registrata una siccità o un eccesso di acqua (Cappelli *et al.* 2022; Von

Uexkull *et al.* 2016), ottenuto combinando le informazioni climatiche fornite dall'indice SPEI con quelle relative al mese iniziale e all'ultimo mese della stagione di crescita delle principali colture di ciascuna cella, fornite dal database UCDP-PRIO (Peace Research Institute Oslo). Come primo passo, creiamo una variabile dummy mensile pari a 1 se, in un determinato mese, la coltura principale di ogni cella è in fase di crescita. Quindi, creiamo una variabile dummy mensile pari a 1 se l'indice SPEI è inferiore a -2 (esposizione prolungata alla siccità) o superiore a 2 (esposizione prolungata alle inondazioni). Per ottenere i valori annuali, contiamo il numero di mesi di ogni anno in cui la condizione di siccità o inondazione si verifica durante la stagione di crescita della coltura principale di ogni cella. Infine, per avere una misura della lunghezza relativa della stagione di crescita colpita da condizioni climatiche estreme, dividiamo il numero di mesi in cui la soglia è superata per il numero totale di mesi di stagione di crescita in ogni cella e anno ( $Gr\_SPEI\_12d3\_sb$  e  $Gr\_SPEI\_12l3\_sb$ ).

### 1.3.1.3 Fattori di vulnerabilità legati alle caratteristiche socioeconomiche

I dati sulle caratteristiche socioeconomiche provengono da diverse fonti: dal *Gridded Global Dataset for Gross Domestic Product and Human Development Index*, sviluppato da Kummu *et al.* (2018), prendiamo i dati sul PIL disaggregato spazialmente per gli anni 1990-2015, che abbiamo interpolato al 2016 e aggregato per ottenere celle conformi alla nostra griglia  $0,25^\circ \times 0,25^\circ C$  (circa  $25 \text{ km}^2$ ).

Dal database HYDE 3.2 (Goldewijk *et al.*, 2017) abbiamo invece raccolto dati sul numero totale di abitanti per cella (*Population*) e sul conteggio della popolazione rurale e urbana (*Rural pop* e *Urban pop*). I dati sono forniti per il 1990 e per il periodo dal 2000 al 2015, con una risoluzione spaziale di 5 arc-min (circa 10 km), che corrispondono a 36 microcelle per ogni griglia di  $25 \times 25 \text{ km}$ . Per avere i dati per l'intero periodo 1997-2016, abbiamo interpolato e aggregato i dati originali per cella, sommando i valori delle 36 microcelle per ogni cella della nostra griglia. Abbiamo poi utilizzato queste variabili per calcolare la quota di popolazione rurale per ogni cella ( $Rural\_pop\_sb$ ), al fine di tenere conto della vulnerabilità relativa delle persone che vivono nelle aree rurali rispetto a quelle che vivono nelle aree urbane (McGuirk e Burke 2020; Paglialunga *et al.* 2022).

Per tenere conto della disomogeneità nell'accesso alle risorse fondamentali e della deprivazione relativa, che possono avere forti influenze

sul rischio di violenza (Buhaug *et al.* 2011), raccogliamo informazioni sulla presenza e sull'intensità delle luci notturne per calcolare una proxy del livello di disuguaglianza spaziale all'interno della cella. Gli studiosi utilizzano sempre più spesso i dati sulle luci notturne, che possono essere una proxy particolarmente utile della produzione e della crescita economica, soprattutto nei Paesi in via di sviluppo dove le rilevazioni statistiche sono carenti o assenti (Doll *et al.* 2000; Chen e Nordhaus 2011). Questi dati hanno il vantaggio di essere misurati in modo oggettivo e di essere disponibili ad alta risoluzione spaziale per l'intero globo a partire dal 1992 (Chen e Nordhaus, 2011): sono stati infatti utilizzati in letteratura per misurare le attività umane a diversi livelli, tra cui il livello di urbanizzazione (Stathakis *et al.* 2015; Li *et al.* 2019), l'elettrificazione (Min *et al.* 2013; Dugoua *et al.* 2018) e diverse dimensioni dello sviluppo socio-economico, come il reddito pro capite (Pinkovskiy e Sala-i Martin 2016; Mveyange 2018), la povertà (Weidmann e Schutte 2017; Andreano *et al.* 2021) e la disuguaglianza (Mveyange 2018; Ivan *et al.* 2019), ma anche la resilienza agli shock dopo i disastri naturali (Qiang *et al.*, 2020). L'interpretazione dei dati varia soprattutto in relazione al modo in cui sono calcolate: ad esempio, le luci notturne sono spesso espresse come trasformazione logaritmica della loro somma per rappresentare il PIL, la crescita economica (Doll *et al.* 2006) e l'elettrificazione rurale (Min *et al.* 2013), o come media per rappresentare un insieme di fenomeni, come lo sviluppo economico locale (Michalopoulos e Papaioannou 2014) e gli impatti dei disastri naturali (Cole *et al.* 2017).

Ai fini della nostra analisi, prendiamo in considerazione le informazioni relative alle luci notturne per il periodo 1992-2018 da Li *et al.* (2020) (risoluzione di 30 arc-sec) e associamo i dati alle nostre celle della griglia. L'indicatore che utilizziamo è la deviazione standard dei dati di luce notturna registrati in ciascuna cella, espressa in termini di *digital number* (DN) (*Nightlights (sd)*). Dal punto di vista statistico, la deviazione standard rappresenta una misura della dispersione, fornendo una misurazione di quanto i dati siano distribuiti intorno alla media. Pertanto, interpretiamo la deviazione standard delle luci notturne come una misura di vulnerabilità perché, secondo la nostra ipotesi, rappresenta la disuguaglianza (dispersione) nell'accesso alle risorse che consentono lo sviluppo.

Infine, un'altra informazione significativa sulla possibile vulnerabilità sociale di un territorio è la frammentazione etnica, una misura comune della disuguaglianza orizzontale: la letteratura precedente ha riscontrato che gli eventi estremi legati al clima hanno maggiori

probabilità di agire come *threat multiplier* di attività violente in zone ad alta frammentazione etnica (Schleussner *et al.* 2016).

Per tenere conto di questo aspetto, creiamo un indicatore stabile nel tempo che conta il numero di gruppi etnici distinti che coesistono all'interno di una singola cella (*n\_ethnic*). La fonte originale dei dati è il dataset *Geo-Referenced of Ethnic Groups* (GREG) fornito da Weidmann *et al.* (2010)<sup>3</sup>.

Tabella 1.2 – *Statistiche descrittive*

Variabile	Osservazioni	Media	Dev. std.	Min	Max
cd	164,340	0.0227942	0.1492473	0	1
nc	164,340	0.0716624	1.421807	0	240
Temp_ch	164,340	0.9161746	1.076306	-4.781434	12.17524
Prec_ch	164,340	3.318654	15.14216	-81.42947	190.5371
SPEI_12_pos	164,340	0.1956271	0.2448528	0	2.817094
SPEI_12_neg	164,340	-0.4680026	0.3172101	-2.852388	0
Acqua	164,340	0.0181331	0.1334333	0	1
Irrigazione	164,340	0.2496431	2.381488	0	81.48996
Gr_SPEI_12d1_sh	164,340	0.2637166	0.368272	0	1
Gr_SPEI_12d2_sh	164,340	0.1145373	0.2778505	0	1
Gr_SPEI_12d3_sh	164,340	0.0567402	0.2055339	0	1
Gr_SPEI_12f1_sh	164,340	0.0870068	0.2312239	0	1
Gr_SPEI_12f2_sh	164,340	0.040877	0.1622214	0	1
Gr_SPEI_12f3_sh	164,340	0.0176734	0.1099326	0	1
PIL_pc	164,340	16.28259	10.15217	0	93.0036
Popolazione	164,340	3438.448	9839.137	0	350673.7
Popolazione rurale	164,340	0.8795083	0.2720016	0	1
Luci notturne (sd)	164,340	0.4679066	1.401314	0	24.22019
N_ethnic	164,340	1.36461	0.7023711	0	6

Fonte: elaborazione degli autori

<sup>3</sup> Nel dataset GREG, i dati sono suddivisi in zone (rappresentate da poligoni), all'interno delle quali possono esserci al massimo tre gruppi etnici. Tuttavia, le nostre celle non corrispondono perfettamente ai poligoni, quindi possono includere più di tre gruppi etnici distinti.

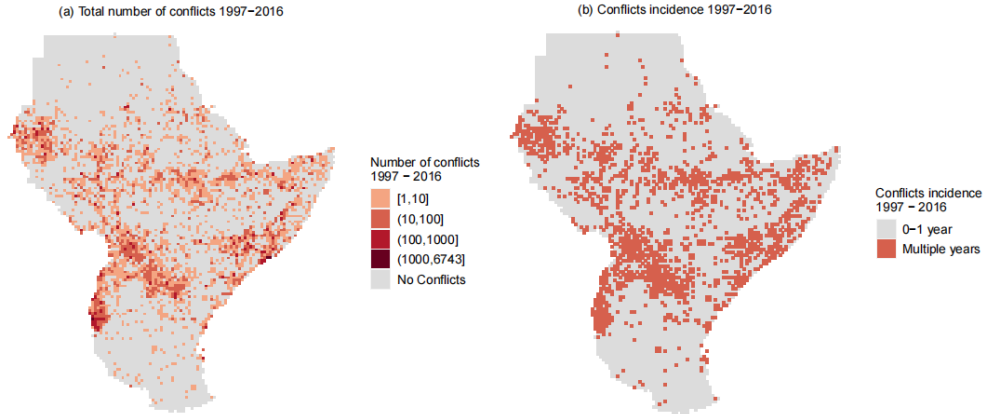
La Tabella 1.2 riporta le statistiche descrittive delle principali variabili incluse nella nostra analisi, dove le due modalità alternative di calcolo della variabile dipendente sono date dal numero di conflitti ( $nc$ ) e da una variabile dummy ( $cd$ ) che assume valore 1 se nella cella dello specifico anno si è verificato almeno un evento violento.

### 1.3.2 *Visualizzazione dei dati*

La Figura 1.1 (a) mostra il numero totale di conflitti registrati in Africa orientale tra il 1997 e il 2016. I conflitti sono localizzati soprattutto al centro della regione, in particolare nel Corno d'Africa e nell'area occidentale, mentre le aree settentrionali e meridionali della regione sono meno soggette a conflitti, soprattutto per la presenza di deserti. La Figura 1.1 (b), invece, mostra il numero di celle che hanno sperimentato più anni di conflitti nel periodo 1997-2016: le celle in rosso sono quelle che hanno sperimentato almeno un conflitto in più di un anno, mentre le celle in grigio non sono state interessate da conflitti, oppure nell'arco di tempo considerato si è registrato al massimo un conflitto. Le Figure 1.1 (a) e (b) quasi si sovrappongono, indicando che se in un'area si è verificato un conflitto, è molto probabile che ne siano seguiti altri negli anni successivi. Questa potrebbe essere una rappresentazione visiva della cosiddetta ipotesi della *'trappola dei conflitti'* proposta da Collier *et al.* (2003), secondo la quale le aree che sperimentano un conflitto hanno poi maggiori probabilità di rimanere coinvolte in ulteriori conflitti.

Figura 1.1

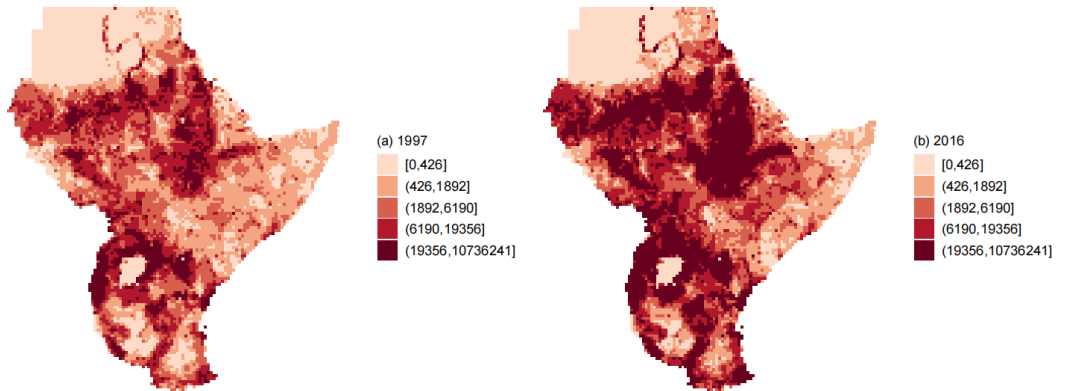
(a) Numero totale di conflitti, 1997-2016; (b) Celle con più anni di conflitti, 1997-2016



Fonte: elaborazione degli autori

Figura 1.2

(a) PIL nel 1997 (in migliaia di USD); (b) PIL nel 2016 (in migliaia di USD)



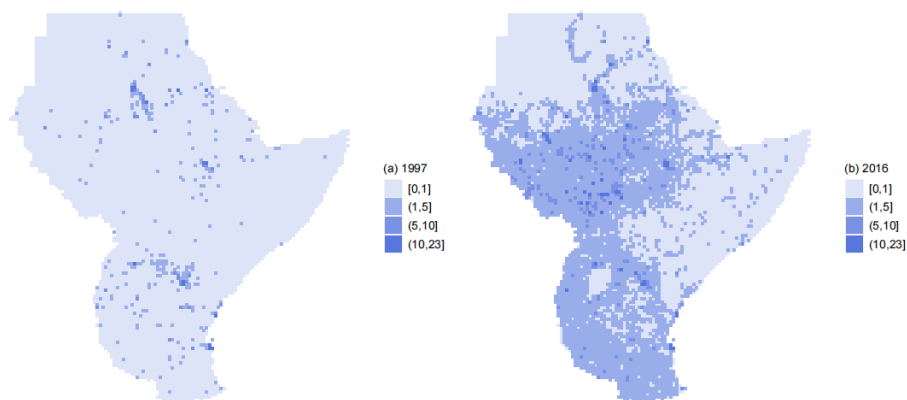
Fonte: elaborazione degli autori

La Figura 1.2 mostra il PIL nella nostra regione di interesse, rispettivamente per il 1997 (a) e il 2016 (b). Come possiamo osservare, in media il PIL è aumentato in gran parte delle celle, anche se non uniformemente in tutta la regione. È interessante notare che alcune

delle celle caratterizzate da un livello di PIL relativamente più alto sono situate in aree localizzate intorno a bacini idrici, ad esempio il fiume Nilo nel Sudan settentrionale e il lago Vittoria al confine tra Kenya, Uganda e Tanzania. L'aumento più consistente del PIL tra il 1997 e il 2016 è stato registrato in Etiopia, soprattutto nelle regioni limitrofe alla capitale Addis Abeba.

Figura 1.3

*Luci notturne espresse in deviazione standard in (a) 1997 e (b) 2016*

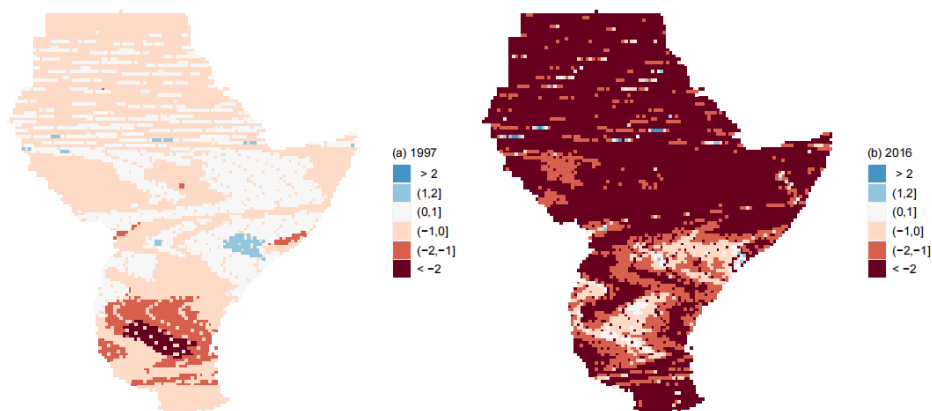


Fonte: elaborazione degli autori

La Figura 1.3 mostra il nostro indicatore di disuguaglianza spaziale, rappresentato dalla deviazione standard delle luci notturne nel 1997 e nel 2016. Anche in questo caso, la deviazione standard della luce notturna è aumentata, in media, dal 1997 al 2016, con alcune eterogeneità interne, indicando che le disuguaglianze spaziali nell'accesso alle risorse sono più alte nel 2016 che nel 1997.



Figura 1.4  
SPEI 12 nel (a) 1997 e (b) 2016



Fonte: elaborazione degli autori

Infine, la Figura 1.4 mostra lo SPEI medio calcolato su 12 mesi per il 1997 e il 2016. La Figura 1.4 rivela come lo SPEI sia cambiato notevolmente dal primo all'ultimo anno di analisi. Nel 1997, infatti, la distribuzione dello SPEI era piuttosto omogenea, con pochissimi valori estremi. Nel 2016, invece, la differenza nella distribuzione dello SPEI rispetto al 1997 era netta: lo SPEI era negativo per quasi tutta la regione, con un picco in alcune aree come il deserto del Sahara e con valori in media molto più estremi. Nel complesso, nel 2016 lo SPEI indica un aumento delle condizioni di siccità prolungata rispetto al 1997.

### 1.3.3 Il modello empirico

Secondo Mach *et al.* (2020), la ricerca sul nesso clima-conflitto dovrebbe sfruttare il crescente accesso ai dati ad alta granularità spaziale provenienti da fonti diverse, come le immagini satellitari e dei droni, i social media e le indagini sulla popolazione per comprendere le variazioni degli elementi che determinano i livelli di vulnerabilità di società vicine. Ad esempio, i dati ad alta risoluzione spaziale consentono di rilevare la presenza di bacini idrici e impianti di irrigazione, nonché il numero di gruppi etnici che coabitano in una piccola area. Inoltre, l'identificazione dei fattori che determinano l'emergere di hotspot di conflitto richiede l'adozione di una prospettiva locale che permette di tenere

conto della dimensione spaziale nella distribuzione dei dati e di considerare l'autocorrelazione spaziale nel rischio di conflitti. In particolare, per comprendere l'origine degli hotspot di conflitto, Silve e Verdier (2018) suggeriscono di considerare due canali congiuntamente: la presenza di caratteristiche interne simili, come le caratteristiche geografiche o sociali, la dotazione di risorse e le condizioni climatiche che possono rendere una regione particolarmente vulnerabile ai cambiamenti climatici e ai conflitti; in secondo luogo, la distribuzione geografica dei conflitti armati dipende in larga misura dall'effetto contagio indotto dallo scoppio di conflitti nelle regioni circostanti. Ad oggi, solo pochi studi quantitativi ad alto livello di disaggregazione e con ampie serie di dati affrontano direttamente gli effetti di contagio e la propagazione spaziale dei conflitti armati (ad esempio, Harari e Ferrara 2018; Cappelli *et al.* 2020). In econometria spaziale, l'effetto di contagio tra località vicine può essere modellato in modi diversi, a seconda del tipo di effetti di interazione utilizzati (Elhorst 2014). Nel nostro caso, siamo interessati a comprendere l'emergere di hotspot di conflitto come risultato di fattori di vulnerabilità locale oltre che dell'effetto di contagio diretto dei conflitti stessi. Di conseguenza, utilizziamo un modello spaziale autoregressivo (SAR) per i dati panel, che tiene conto dell'autocorrelazione spaziale nella variabile dipendente. Introduciamo l'effetto di interazione endogeno attraverso una matrice di distanza inversa normalizzata  $N \times N$  che denominiamo  $W$ , dove  $N$  è il numero di celle incluse nel campione. L'elemento generico  $w_{ij}$  cattura quindi se le celle  $i$  e  $j$  sono vicine o meno, in base a una soglia di  $1.065 \text{ km}^4$ .

Il modello econometrico che stimiamo è il seguente:

$$Conflict_{it} = \alpha + \rho \sum_{j \neq i, j=1}^{n-1} W_{ij} Conflict_{jt} + X_{it}^{CC} \beta_{CC} + X_{it}^{SE-V} \beta_{SE-V} + X_{it}^{AR-V} \beta_{AR-V} + X_{it}^{OC} \beta_{OC} + \gamma_t + \mu_i + \varepsilon_{it} \quad (1.1)$$

dove  $Conflict_{it}$  è la probabilità di insorgenza del conflitto nella cella  $i$  e al tempo  $t$ ;  $\rho$  è l'effetto di interazione spaziale endogeno (introdotta tramite la matrice di pesi spaziali  $W$ ) che cattura l'effetto di contagio dovuto alla presenza di conflitti nelle celle vicine;  $X^{CC}$  è l'insieme di variabili relative alle variazioni climatiche subite dalla cella  $i$  e al tempo  $t$ ;  $X^{SE-V}$  è l'insieme

---

<sup>4</sup> La matrice di distanza inversa è stata creata utilizzando la formula *great circle* e l'approccio Queen.

di covariate che rappresentano le caratteristiche socio-economiche e i fattori di vulnerabilità;  $X^{AR-V}$  è l'insieme delle covariate che tiene conto della vulnerabilità legata all'agricoltura e all'accesso alle risorse;  $X^{OC}$  è l'insieme delle variabili di controllo;  $\mu_i$  sono effetti fissi specifici della cella;  $\gamma_t$  sono effetti fissi specifici dell'anno;  $\varepsilon_{it}$  è il termine di errore.

## 1.4 Risultati principali

La Tabella 1.3 riporta i risultati del modello SAR di base su un panel di 8.217 celle per gli anni 1997-2016, mentre la Tabella 1.4 estende i risultati all'inclusione dei fattori di vulnerabilità locale.

Il modello di base include la variabile dipendente ritardata spazialmente, i driver socioeconomici in termini di PIL e popolazione, le caratteristiche climatiche e il primo fattore di vulnerabilità, ovvero la nostra proxy delle disuguaglianze spaziali nell'accesso alle risorse, rappresentata dalla deviazione standard delle luci notturne.

In primo luogo, coerentemente con le nostre aspettative, il coefficiente  $\rho$  associato all'effetto di interazione spaziale endogeno (ovvero, se almeno un conflitto è stato registrato in celle vicine) è positivo e statisticamente significativo in tutte le specifiche del modello. Questo risultato fornisce un forte sostegno al cosiddetto effetto contagio, secondo il quale un conflitto che si verifica in un territorio aumenta la probabilità di scoppio di conflitti anche nelle aree circostanti.

Per quanto riguarda i fattori legati alle condizioni socioeconomiche, troviamo un effetto negativo e statisticamente significativo del PIL pro capite sulla probabilità di conflitti<sup>5</sup>. L'effetto è robusto in tutte le specificazioni ed è in linea con la letteratura che collega livelli di sviluppo più elevati a un rischio di conflitto più basso (Collier e Rohner 2008, Ray e Esteban 2017). D'altra parte, come previsto, un numero maggiore di abitanti ha un effetto positivo sul rischio di conflitto, poiché in luoghi più popolati è più probabile che si verifichino tensioni.

Il coefficiente della variabile *Nightlights (sd)*, la nostra proxy della disuguaglianza spaziale, è positivo e statisticamente significativo. Que-

---

<sup>5</sup> Controlliamo anche per la crescita del PIL pro capite al posto del logaritmo del PIL pro capite, e i risultati mantengono lo stesso segno e lo stesso livello di significatività.

sto risultato suggerisce che, indipendentemente dalle condizioni climatiche, un livello più elevato di disuguaglianza nell'accesso (all'interno della cella) alle risorse chiave (ad esempio, energia e infrastrutture) aumenta la probabilità di scoppio del conflitto. Questo risultato aggiunge nuova linfa al riconoscimento della vulnerabilità come costruzione sociale, essendo la disuguaglianza nell'accesso alle risorse fondamentali per l'adattamento un pilastro di questo filone di letteratura (Thomas *et al.* 2019).

Tabella 1.3 – *Modello di base SAR*

	(1)	(2)	(3)	(4)
GDP_pc (ln)	-0.0851*** (0.0071)	-0.0855*** (0.0071)	-0.0856*** (0.0072)	-0.0859*** (0.0071)
Pop (ln)	0.1399*** (0.0146)	0.1409*** (0.0147)	0.1406*** (0.0147)	0.1413*** (0.0147)
Nightlights (sd)	0.0033*** (0.0010)	0.0034*** (0.0010)	0.0034*** (0.0010)	0.0034*** (0.0010)
Temp_ch		0.0011 (0.0011)	0.0025* (0.0012)	0.0023* (0.0012)
Prec_ch		-0.0000 (0.0000)	0.0000 (0.0000)	0.0000 (0.0000)
Temp_ch <sup>2</sup>			-0.0004* (0.0003)	-0.0004* (0.0003)
Prec_ch <sup>2</sup>			0.0000 (0.0000)	
SPEI_12_neg				0.0034 (0.0033)
SPEI_12_pos				0.0037 (0.0039)
Spatial $\rho$	0.8269*** (0.0137)	0.8270*** (0.0137)	0.8256*** (0.0137)	0.8248*** (0.0137)
Variance $\sigma^2$	0.0331*** (0.0007)	0.0331*** (0.0007)	0.0331*** (0.0007)	0.0331*** (0.0007)
N	1.6e+05	1.6e+05	1.6e+05	1.6e+05
R <sup>2</sup>	0.0386	0.0392	0.0391	0.0394

Questa tabella mostra i coefficienti di un modello SAR con matrice  $rw_{11}$  per gli anni 1997-2016. Tra i controlli aggiuntivi figurano le dummy dell'anno e una dummy di break strutturale nel 2013. Gli errori standard sono tra parentesi. \*  $p < 0.1$ , \*\*  $p < 0.05$ , \*\*\*  $p < 0.01$ .

Fonte: elaborazione degli autori

Per quanto riguarda i fattori climatici, il coefficiente associato alle variazioni di lungo termine delle precipitazioni non è statisticamente diverso da 0. D'altra parte, le anomalie di temperatura hanno un effetto positivo sul rischio di conflitto ma, come possiamo vedere nei modelli 3-4, il loro effetto è quadratico: oltre una certa soglia (che, nel nostro caso, corrisponde a 3,125°C), l'effetto delle anomalie di temperatura diventa negativo. Tuttavia, le celle caratterizzate da queste anomalie estreme di temperatura corrispondono a meno del 5% del nostro campione. Pertanto, i risultati per circa il 95% delle nostre celle sono in linea con la letteratura che collega le variazioni più elevate della

temperatura agli esiti dei conflitti (Burke *et al.* 2015, O'Loughlin *et al.* 2012). Infine, le condizioni di siccità e/o inondazioni a lungo termine non sembrano avere un impatto sul rischio di conflitto in sé.

La Tabella 1.4 integra la Tabella 1.3, concentrandosi sulle possibili fonti di vulnerabilità che determinano il nesso clima-conflitto. In particolare, introduciamo diversi termini di interazione per valutare congiuntamente il ruolo delle fonti locali di vulnerabilità e dei fattori climatici, e verificiamo se gli impatti dei cambiamenti climatici determinano esiti conflittuali diversi in presenza di un livello simile di esposizione ma di un diverso livello di vulnerabilità ai cambiamenti climatici. I risultati in questo caso sono particolarmente interessanti: troviamo che gli stress climatici a lungo termine, come la siccità prolungata e l'eccessiva umidità del terreno, ad esempio in seguito a inondazioni o bombe d'acqua, sono possibili canali di aumento del rischio di conflitto non di per sé, ma in combinazione con alcune specifiche fonti di vulnerabilità.

Questo è il caso del modello 3, in cui l'effetto delle condizioni climatiche estremamente aride è differenziato a seconda della distribuzione geografica dei bacini idrici. Di conseguenza, nella colonna 3, le variabili *SPEI\_12\_neg* e *Water#SPEI\_12\_neg* registrano l'intensità della siccità nelle celle caratterizzate, rispettivamente, dall'assenza e dalla presenza di bacini idrici. I risultati indicano che le condizioni climatiche estremamente aride costituiscono una fonte di aumento del rischio di conflitto nelle celle caratterizzate dalla presenza di bacini idrici naturali. Ciò suggerisce probabilmente che, quando le condizioni climatiche sono estreme, si crea una competizione per una risorsa essenziale come l'acqua (Gizelis e Wooden 2010; Almer *et al.* 2017).

D'altra parte, condizioni prolungate di siccità abbinate all'accesso ai sistemi di irrigazione sembrano diminuire il rischio di conflitto (Modello 4), mentre la presenza di sistemi di irrigazione artificiale di per sé è associata a una maggiore probabilità di conflitti. Questi risultati sembrano suggerire che le celle in cui una parte delle terre dedicate all'agricoltura beneficia di sistemi di irrigazione, mentre l'altra parte si affida solo alle precipitazioni, sono più soggette a instabilità e violenza. Tuttavia, con l'aumentare dell'intensità dello stress da siccità, la presenza di innovazione tecnica in agricoltura potrebbe essere una fonte di resilienza per la regione.

Tabella 1.4 – *Modello di vulnerabilità SAR*

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
GDP_pc (ln)	-0.0783*** (0.0072)	-0.0860*** (0.0071)	-0.0860*** (0.0071)	-0.0862*** (0.0071)	-0.0860*** (0.0071)	-0.0866*** (0.0072)
Pop (ln)	0.1250*** (0.0140)	0.1416*** (0.0148)	0.1409*** (0.0147)	0.1407*** (0.0148)	0.1377*** (0.0147)	0.1397*** (0.0148)
Nightlights (sd)	0.0032*** (0.0010)	0.0034*** (0.0010)	0.0034*** (0.0010)	0.0034*** (0.0010)	-0.0030 (0.0021)	0.0031*** (0.0010)
Temp_ch	0.0020 (0.0012)	0.0023* (0.0012)	0.0023* (0.0012)	0.0023* (0.0012)	0.0022* (0.0012)	0.0023* (0.0012)
Temp_ch <sup>2</sup>	-0.0005* (0.0002)	-0.0005* (0.0003)	-0.0004* (0.0003)	-0.0004* (0.0003)	-0.0004* (0.0003)	-0.0004* (0.0003)
Prec_ch	-0.0000 (0.0000)	-0.0000 (0.0000)	0.0000 (0.0000)	0.0000 (0.0000)	0.0000 (0.0000)	0.0000 (0.0000)
SPEI_12_neg	0.0782*** (0.0113)	0.0030 (0.0033)	0.0030 (0.0033)	0.0038 (0.0033)	-0.0007 (0.0032)	0.0022 (0.0046)
SPEI_12_pos	0.0892*** (0.0175)	0.0032 (0.0040)	0.0037 (0.0039)	0.0035 (0.0039)	-0.0004 (0.0038)	-0.0189*** (0.0056)
Rural Pop (%)	-0.0710** (0.0337)					
Rural Pop*SPEI_12_neg	-0.0850*** (0.0114)					
Rural Pop*SPEI_12_pos	-0.0970*** (0.0180)					
Gr_SPEI_12d3_sh		0.0024 (0.0057)				
Gr_SPEI_12f3_sh		0.0023 (0.0050)				
Water#SPEI_12_neg			0.0223* (0.0118)			
Irrigation				0.0024* (0.0014)		
Irrigation#SPEI_12_neg				-0.0015** (0.0007)		
Nighlights (sd)*SPEI_12_pos					0.0072** (0.0028)	
Nighlights (sd)*SPEI_12_neg					0.0082*** (0.0023)	
1.n_ethnic# SPEI_12_neg						-0.0048 (0.0050)
2.n_ethnic# SPEI_12_neg						0.0153** (0.0078)
3.n_ethnic# SPEI_12_neg						0.0214* (0.0125)

4.n_ethnic# SPEI_12_neg						-0.0596 (0.0415)
5.n_ethnic# SPEI_12_neg						-0.1297* (0.0696)
6.n_ethnic# SPEI_12_neg						-0.0655*** (0.0049)
1.n_ethnic# SPEI_12_pos						0.0198*** (0.0071)
2.n_ethnic# SPEI_12_pos						0.0303*** (0.0096)
3.n_ethnic# SPEI_12_pos						0.0303* (0.0168)
4.n_ethnic# SPEI_12_pos						-0.0144 (0.0592)
5.n_ethnic# SPEI_12_pos						0.2305 (0.1781)
6.n_ethnic# SPEI_12_pos						0.0797*** (0.0076)
Spatial $\rho$	0.8260** (0.0136)	0.8248** (0.0138)	0.8251** (0.0137)	0.8245** (0.0137)	0.8235** (0.0138)	0.8255** (0.0137)
Variance $\sigma^2$	0.0331** (0.0007)	0.0331** (0.0007)	0.0331** (0.0007)	0.0331** (0.0007)	0.0331** (0.0007)	0.0331** (0.0007)
N	1.6e+05	1.6e+05	1.6e+05	1.6e+05	1.6e+05	1.6e+05
R <sup>2</sup>	0.0427	0.0395	0.0391	0.0393	0.0391	0.0390

Questa tabella mostra i coefficienti di un modello SAR con matrice  $rw_{11}$  per gli anni 1997-2016. I controlli aggiuntivi includono le dummies dell'anno e una dummy di break strutturale nel 2013. Gli errori standard sono tra parentesi. \* $p < 0,1$ ; \*\* $p < 0,05$ ; \*\*\* $p < 0,01$ .

Fonte: elaborazione degli autori

Nel complesso, questi risultati forniscono prove contrastanti sul ruolo dei fattori di vulnerabilità legati all'agricoltura e all'accesso alle risorse nel mediare il nesso clima-conflitto. Per esplorare ulteriormente questo legame, cerchiamo di distinguere i potenziali effetti associati al lato dell'offerta e a quello della domanda del canale agricolo: vale a dire, se il rischio di conflitto sia più sensibile alla riduzione dei mezzi di sussistenza e del reddito degli agricoltori e delle persone che si affidano all'agricoltura, o alle variazioni dei prezzi dei prodotti alimentari e dei raccolti (e alla minaccia per la sicurezza alimentare) che si ripercuotono in ultima analisi sui consumatori finali. A tal fine, indaghiamo il ruolo della distribuzione demografica tra aree rurali e urbane, assumendo che le prime siano più esposte agli effetti del lato dell'offerta, mentre le seconde possano essere più a



rischio a causa di meccanismi del lato della domanda. Nel Modello 1 controlliamo per la quota di popolazione urbana in ogni cella  $i$  e anno  $t$  e interagiamo questa variabile con gli indicatori SPEI positivi e negativi. I nostri risultati suggeriscono che: i) la probabilità di conflitti è più alta nelle aree più urbanizzate; ii) quando si controlla per il divario rurale-urbano, il verificarsi di condizioni climatiche estreme (sia secche che umide) aumenta il rischio di conflitti; iii) l'effetto di queste variazioni climatiche è relativamente più basso con l'aumentare della quota di popolazione rurale. Questi risultati sono coerenti con studi precedenti secondo i quali nelle aree di produzione alimentare l'aumento dei prezzi ha effetti misti sui conflitti (ad esempio, minore intensità dei conflitti legati al controllo del territorio, ma maggiore conflittualità per l'appropriazione delle eccedenze), mentre nelle aree più urbanizzate è probabile che entrambe le forme di conflitto aumentino a causa dell'aumento dei prezzi (McGuirk e Burke 2020).

Analogamente, l'effetto non significativo della quota di mesi durante la stagione di crescita delle colture interessata da condizioni prolungate di siccità o inondazione (Modello 2) contribuisce a escludere il lato produttivo del canale agricolo come fonte di maggiore vulnerabilità ai cambiamenti climatici e ai conflitti in Africa orientale. Questo, soprattutto se letto insieme all'aumento del rischio di conflitto posto dalla disuguaglianza spaziale nell'accesso alle infrastrutture, potrebbe indicare che le dinamiche di conflitto nella regione dell'Africa orientale sono principalmente localizzate nelle aree urbane, rispetto a quelle rurali. In effetti, condizioni prolungate di siccità e inondazioni aumentano il rischio di conflitto se associate alla disuguaglianza spaziale nell'accesso alle risorse, come dimostrato dalla deviazione standard delle luci notturne (Modello 5). In particolare, la dispersione nell'accesso alle risorse è maggiore nelle celle caratterizzate da una quota relativamente inferiore di popolazione rurale.

Un'ultima fonte di vulnerabilità sociale è legata alla compresenza di diversi gruppi etnici in una determinata area (Modello 6). In questo caso i nostri risultati evidenziano comportamenti diversi in risposta alle diverse condizioni climatiche. In condizioni di estrema siccità, troviamo un aumento del rischio di conflitti se un'area è coabitata da due o tre gruppi etnici diversi, e una diminuzione del rischio di conflitti in presenza di cinque o sei gruppi etnici diversi. In questo caso, la spiegazione di questa diversa risposta potrebbe essere legata alla competizione per l'acquisizione del potere. A titolo esemplificativo, quando un numero limitato di gruppi etnici (ad esempio, due o tre) è

presente in uno stesso territorio, aumenta la competizione per prevalere sugli altri. Questo potrebbe essere legato alla coesistenza di (probabilmente un) gruppo etnico dominante e di altri gruppi etnici politicamente emarginati. In questo caso, è probabile che l'aumento della siccità possa aumentare il rischio di conflitto (Von Uexkull *et al.* 2016). Infatti, è probabile che la disuguaglianza tra i gruppi influisca sulla relazione tra condizioni prolungate di siccità e rischio di conflitto, soprattutto nel caso di gruppi etnici politicamente emarginati. Se i rischi ambientali colpiscono in modo diseguale i diversi gruppi etnici, questo potrebbe portare a un calo della fiducia tra di essi, aumentando la probabilità di conflitto (De Juan e Hänze 2021). D'altra parte, in presenza di una moltitudine di gruppi etnici è più probabile che tutti ottengano una quota di potere, e quindi le tensioni tendono a essere minori. Un quadro diverso emerge quando una determinata area è colpita da condizioni estremamente umide: in questo caso, indipendentemente dal numero di gruppi etnici, la probabilità che scoppi un conflitto è maggiore. Una possibile spiegazione è legata al fatto che nel caso di condizioni estremamente umide, quali l'insorgere di alluvioni e inondazioni, il pericolo ambientale si manifesta in un arco di tempo molto breve ed è particolarmente distruttivo. Ciò richiederà l'adozione di azioni immediate per contrastarne gli impatti negativi. Di conseguenza, se la società esposta a tali rischi non è adeguatamente preparata ad adattarsi a questo tipo di eventi estremi, l'eventualità di un conflitto diventa un risultato molto più plausibile (Buhaug *et al.* 2008). Infatti, la fiducia nelle istituzioni locali è un fattore chiave per mitigare la relazione tra inondazioni e violenza (Petrova, 2022). Inoltre, nel caso di eventi disastrosi legati alle inondazioni, l'insorgere di disordini politici è più probabile se sono soddisfatte alcune condizioni, in particolare l'esclusione dei gruppi etnici dal potere politico (Ide *et al.* 2021). Questo perché i gruppi etnici piccoli e politicamente esclusi di solito vivono la maggior parte dei conflitti legati a fattori ambientali (Raleigh, 2010).

## 1.5 Discussione e conclusioni

Il nostro lavoro empirico getta nuova luce sul nesso clima-conflitto, indagando i fattori di vulnerabilità che spiegano perché alcune località sono caratterizzate da una maggiore probabilità che si inneschino conflitti armati rispetto ad altre, anche in presenza di un livello simile di esposizione ai cambiamenti climatici. In particolare, la nostra analisi si concentra sul concetto di vulnerabilità ai cambiamenti climatici e ai conflitti armati e, di conseguenza, sull'identificazione di un insieme specifico di fattori che aumentano la vulnerabilità nei Paesi dell'Africa orientale ad un alto livello di risoluzione spaziale (circa 25 km). Basandoci sulla letteratura che studia la vulnerabilità ai cambiamenti climatici, consideriamo la vulnerabilità come una combinazione di fattori socioeconomici e specifici del contesto. Inoltre, invece di basarci su un indicatore composito di vulnerabilità, consideriamo separatamente i diversi aspetti della vulnerabilità, al fine di identificare i fattori chiave su cui i responsabili politici possono intervenire per migliorare la resilienza locale.

Da un punto di vista metodologico, utilizziamo un modello autoregressivo spaziale (SAR) per cogliere la dimensione spaziale dei fattori di vulnerabilità locale nel determinare il nesso clima-conflitto in Africa orientale. I risultati della nostra analisi forniscono alcuni spunti interessanti: in primo luogo, troviamo che il cambiamento climatico non aumenta il rischio di conflitto di per sé, ma solo in presenza di una vulnerabilità preesistente. Questo risultato è particolarmente rilevante, in quanto può aiutare a spiegare il disaccordo nella letteratura sull'impatto del cambiamento climatico sulla propensione al conflitto. In particolare, i nostri risultati sembrano suggerire che non esiste un legame diretto generalizzabile tra cambiamenti climatici e conflitti, ma piuttosto che i cambiamenti climatici agiscono come moltiplicatore di minacce in presenza di vulnerabilità. Tuttavia, la relazione è più complessa in quanto il cambiamento climatico può certamente esacerbare le vulnerabilità preesistenti. Pertanto, come suggerito anche in un recente articolo di Buhaug e von Uexkull (2021), ricerche future dovrebbero approfondire la relazione tra cambiamenti climatici, rischio di conflitto e vulnerabilità, tenendo conto anche delle influenze reciproche e della possibilità di circoli viziosi.

In secondo luogo, in linea con la letteratura sulla vulnerabilità ai cambiamenti climatici, i nostri risultati suggeriscono che i fattori socio-economici giocano un ruolo chiave nel nesso clima-conflitto. In particolare, la vulnerabilità aumenta quando il potere non è distribuito in

modo tale da garantire un'equa distribuzione delle risorse. Questo è vero, ad esempio, in relazione a risorse come i bacini idrici, essenziali per il sostentamento di alcune comunità agricole e contadine, e le infrastrutture, fondamentali per garantire una vita dignitosa nei contesti urbani. Inoltre, l'importanza della distribuzione del potere emerge in relazione al numero di gruppi etnici che coabitano in un determinato luogo: in presenza di siccità prolungate, i conflitti e la vulnerabilità sorgono solo quando i gruppi etnici sono presenti in un numero non sufficientemente piccolo o sufficientemente grande da garantire una quota di potere a ciascuno.

I nostri risultati evidenziano la necessità di valutare con attenzione le fonti di vulnerabilità locali quando si definiscono le misure per migliorare l'adattamento ai cambiamenti climatici e rafforzare la pace e la stabilità. Diventare una società resiliente al clima implica rivolgersi agli stessi settori che sono canali plausibili nel nesso clima-conflitto. Se le società esposte agli impatti climatici negativi sono impreparate o non hanno capacità di adattamento, le lotte per le risorse, le migrazioni e i conflitti armati diventano sempre più probabili. Di conseguenza, il rischio di attività violente a seguito di interruzioni dei mezzi di sussistenza economici e di disuguaglianze nell'accesso alle risorse vitali è, in ultima analisi, una manifestazione estrema di una vulnerabilità che, se corretta, ridurrebbe notevolmente il rischio di conflitto.

## Bibliografia

- Alam, G. (2017). Livelihood cycle and vulnerability of rural households to climate change and hazards in Bangladesh. *Environmental Management* 59 (5), 777-791.
- Almer, C., J. Laurent-Lucchetti, & M. Oechslin (2017). Water scarcity and rioting: Disaggregated evidence from Sub-Saharan Africa. *Journal of Environmental Economics and Management* 86, 193-209.
- Andreano, M.S., R. Benedetti, F. Piersimoni, & G. Savio (2021). Mapping poverty of Latin American and Caribbean countries from heaven through night-light satellite images. *Social Indicators Research* 156 (2), 533-562.
- Anselin, L. (1995). Local indicators of spatial association - LISA. *Geographical analysis* 27 (2), 93-115.
- Audu, S.D. (2014). Freshwater scarcity: A threat to peaceful co-existence between farmers and pastoralists in northern Nigeria. *International Journal of Development and Sustainability* 3 (1), 242-251.
- Ayana, E.K., P. Ceccato, J.R. Fisher, & R. DeFries (2016). Examining the relationship between environmental factors and conflict in pastoralist areas of East Africa. *Science of the Total Environment* 557, 601-611.
- Beguera, S. & Serrano V. (2017). SPEI: Calculation of Standardised Precipitation-Evapotranspiration index. R package version 1.6. (March), 16.
- Berger, R. (2003). Conflict over natural resources among pastoralists in northern Kenya: a look at recent initiatives in conflict resolution. *Journal of International Development: The Journal of the Development Studies Association* 15 (2), 245-257.
- Boas, I. & Rothe D. (2016). From conflict to resilience? Explaining recent changes in climate security discourse and practice. *Environmental Politics* 25 (4), 613-632.
- Breckner, M. & Sunde U. (2019). Temperature extremes, global warming, and armed conflict: new insights from high resolution data. *World Development* 123, 104624.
- Brooks, N., Adger W.N., & Kelly P.M. (2005). The determinants of vulnerability and adaptive capacity at the national level and the implications for adaptation. *Global Environmental Change* 15 (2), 151-163.
- Brown, I.A. (2010). Assessing eco-scarcity as a cause of the outbreak

- of conflict in Darfur: a remote sensing approach. *International Journal of Remote Sensing* 31 (10), 2513-2520.
- Buhaug, H. (2010). Climate not to blame for African civil wars. *Proceedings of the National Academy of Sciences* 107 (38), 16477-16482.
- Buhaug, H. (2015). Climate-conflict research: some reflections on the way forward. *Wiley Interdisciplinary Reviews: Climate Change* 6 (3), 269-275.
- Buhaug, H., Gleditsch K.S., Holtermann H., Østby G., & Tollefsen A.F. (2011). It's the local economy, stupid! Geographic wealth dispersion and conflict outbreak location. *Journal of Conflict Resolution* 55 (5), 814-840.
- Buhaug, H., Gleditsch N.P., & Theisen O.M. (2008). Implications of climate change for armed conflict. *Washington, DC: World Bank*.
- Buhaug, H., Nordkvelle, J., Bernauer, T., Böhmelt, T., Brzoska, M., Busby, J.W., ... & von Uexkull, N. (2014). One effect to rule them all? A comment on climate and conflict. *Climatic Change*, 127, 391-397.
- Buhaug, H., & von Uexkull, N. (2021). Vicious circles: violence, vulnerability, and climate change. *Annual Review of Environment and Resources*, 46, 545-568.
- Burke, M., Hsiang, S.M., & Miguel, E. (2015). Climate and conflict. *Annu. Rev. Econ.*, 7(1), 577-617.
- Butler, C.K. & Gates S. (2012). African range wars: Climate, conflict, and property rights. *Journal of Peace Research* 49 (1), 23-34.
- Cappelli, F. (2023). Investigating the origins of differentiated vulnerabilities to climate change through the lenses of the capability approach. *Economia Politica*, 1-24.
- Cappelli, F., Conigliani, C., Consoli, D., Costantini, V., & Paglialunga, E. (2022). Climate change and armed conflicts in Africa: temporal persistence, non-linear climate impact and geographical spillovers. *Economia Politica*, 1-44.
- Cappelli, F., Conigliani, C., Costantini, V., Lelo, K., Markandya, A., Paglialunga, E., & Sforza, G. (2020). Do spatial interactions fuel the climate-conflict vicious cycle? The case of the African continent. *Journal of Spatial Econometrics*, 1, 1-52.
- Cappelli, F., Costantini, V., & Consoli, D. (2021). The trap of climate change-induced "natural" disasters and inequality. *Global Environmental Change*, 70, 102329.
- Chen, X. & Nordhaus, W.D. (2011). Using luminosity data as a proxy

- for economic statistics. *Proceedings of the National Academy of Sciences* 108 (21), 8589-8594.
- Cole, T.A., Wanik, D.W., Molthan, A.L., Román, M.O., & Griffin, R.E. (2017). Synergistic use of nighttime satellite data, electric utility infrastructure, and ambient population to improve power outage detections in urban areas. *Remote Sensing*, 9(3), 286.
- Collier, P. (2003). Breaking the conflict trap: Civil war and development policy, Volume 41181. *World Bank Publications*.
- Collier, P. & Hoeffler A. (2004). Greed and grievance in civil war. *Oxford Economic Papers* 56 (4), 563-595.
- Collier, P. & Rohner, D. (2008). Democracy, development, and conflict. *Journal of the European Economic Association* 6 (2-3), 531-540.
- Cutter, S.L., Ash, K.D., & Emrich, C.T. (2014). The geographies of community disaster resilience. *Global environmental change*, 29, 65-77.
- De Juan, A. & Hänze N. (2021). Climate and cohesion: The effects of droughts on intra-ethnic and inter-ethnic trust. *Journal of Peace Research* 58 (1), 151-167.
- De Stefano, L., Petersen-Perlman J.D., Sproles E.A., Eynard J., & Wolf A.T. (2017). Assessment of transboundary river basins for potential hydro-political tensions. *Global Environmental Change* 45, 35-46.
- Doll, C.H., Muller, J.-P., & Elvidge, C.D. (2000). Night-time imagery as a tool for global mapping of socioeconomic parameters and greenhouse gas emissions. *AMBIO: a Journal of the Human Environment* 29 (3), 157-162.
- Doll, C.N., Muller, J.P., & Morley, J.G. (2006). Mapping regional economic activity from night-time light satellite imagery. *Ecological Economics*, 57(1), 75-92.
- Döring, S. (2020). Come rain, or come wells: How access to groundwater affects communal violence. *Political Geography* 76, 102073.
- Dugoua, E., Kennedy, R., & Urpelainen, J. (2018). Satellite data for the social sciences: measuring rural electrification with night-time lights. *International journal of remote sensing*, 39(9), 2690-2701.
- Elhorst, J.P. (2014). *Spatial econometrics: from cross-sectional data to spatial panels*, Volume 479. Springer.
- Eurostat (2018). *Handbook of Spatial Analysis - Theory and Application with R*.
- Fatima, N., Alamgir, A., Khan, M.A., & Owais, M. (2022). Evaluating dual exposure by using climate-conflict vulnerability index on the

- coastal districts of Sindh, Pakistan. *Environmental Monitoring and Assessment*, 194(8), 550.
- Gennaioli, N., La Porta, R., Lopez-de-Silanes, F., & Shleifer, A. (2013). Human capital and regional development. *The Quarterly journal of economics*, 128(1), 105-164.
- Gizelis, T.I., & Wooden, A.E. (2010). Water resources, institutions, & intrastate conflict. *Political Geography*, 29(8), 444-453.
- Goldewijk, K.K., Beusen, A., Doelman, J., & Stehfest, E. (2017). Anthropogenic land use estimates for the Holocene–HYDE 3.2. *Earth System Science Data*, 9(2), 927-953.
- Harari, M., & Ferrara, E.L. (2018). Conflict, climate, and cells: a disaggregated analysis. *Review of Economics and Statistics*, 100(4), 594-608.
- Hegre, H., Gissinger, R., & Gleditsch, N.P. (2003). Globalization and internal conflict. *Globalization and armed conflict*, 251-275.
- Hillesund, S., Bahgat, K., Barrett, G., Dupuy, K., Gates, S., Nygård, H. M., ... & Østby, G. (2018). Horizontal inequality and armed conflict: A comprehensive literature review. *Canadian Journal of Development Studies/Revue canadienne d'études du développement*, 39(4), 463-480.
- Hsiang, S.M., & Burke, M. (2014). Climate, conflict, and social stability: what does the evidence say?. *Climatic change*, 123, 39-55.
- Hsiang, S.M., Meng K.C., & Cane M.A. (2011). Civil conflicts are associated with the global climate. *Nature* 476 (7361), 438-441.
- Ide, T., Brzoska, M., Donges, J.F., & Schleussner, C.F. (2020). Multi-method evidence for when and how climate-related disasters contribute to armed conflict risk. *Global Environmental Change*, 62, 102063.
- Ide, T., Kristensen, A., & Bartusevičius, H. (2021). First comes the river, then comes the conflict? A qualitative comparative analysis of flood-related political unrest. *Journal of Peace Research*, 58(1), 83-97.
- IPCC (2022a). Climate change 2022: Impacts, adaptation, and vulnerability. Contribution of working group ii to the sixth assessment report of the intergovernmental panel on climate change.
- IPCC, (2022a). *Climate Change 2022: Impacts, Adaptation, and Vulnerability*. Contribution of Working Group II to the Sixth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change. Cambridge University Press. Cambridge, UK and New York, NY, USA.



- IPCC (2022b). Summary for policymakers. In *Climate change 2022: Impacts, adaptation, and vulnerability*. Contribution of Working Group II to the Sixth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change. Cambridge University Press. Cambridge, UK and New York, NY, USA.
- Ivan, K., Holobâcă, I.H., Benedek, J., & Török, I. (2019). Potential of night-time lights to measure regional inequality. *Remote Sensing* 12 (1), 33.
- Jones, L., E. Samman, & P. Vinck (2018). Subjective measures of household resilience to climate variability and change. *Ecology and Society* 23 (1).
- Koubi, V. (2019). Climate change and conflict. *Annual Review of Political Science* 22, 343-360.
- Kummu, M., Taka, M., & Guillaume, J.H. (2018). Gridded global datasets for gross domestic product and Human Development Index over 1990-2015. *Scientific data*, 5(1), 1-15.
- Kusumastuti, R.D., Husodo, Z.A., Suardi, L., & Danarsari, D.N. (2014). Developing a resilience index towards natural disasters in Indonesia. *International journal of disaster risk reduction*, 10, 327-340.
- Li, X., Zhou, Y., Eom, J., Yu, S., & Asrar, G.R. (2019). Projecting global urban area growth through 2100 based on historical time series data and future shared socioeconomic pathways. *Earth's Future*, 7(4), 351-362.
- Li, X., Zhou, Y., Zhao, M., & Zhao, X. (2020). A harmonized global nighttime light dataset 1992–2018. *Scientific data*, 7(1), 168.
- Mach, K. J., Adger, W.N., Buhaug, H., Burke, M., Fearon, J.D., Field, C.B., ... & von Uexkull, N. (2020). Directions for research on climate and conflict. *Earth's Future*, 8(7), e2020EF001532.
- Mach, K.J., Kraan, C.M., Adger, W.N., Buhaug, H., Burke, M., Fearon, J.D., ... & von Uexkull, N. (2019). Climate as a risk factor for armed conflict. *Nature*, 571(7764), 193-197.
- Mack, E.A., Bunting, E., Herndon, J., Marcantonio, R.A., Ross, A., & Zimmer, A. (2021). Conflict and its relationship to climate variability in Sub-Saharan Africa. *Science of the Total Environment*, 775, 145646.
- Manotas-Hidalgo, B., Pérez-Sebastián, F. & Campo-Bescós, M.A. (2021). The role of ethnic characteristics in the effect of income shocks on African conflict. *World Development* 137, 105153.
- Maxwell, J.W. & Reuveny, R. (2000). Resource scarcity and conflict in

- developing countries. *Journal of Peace Research* 37 (3), 301-322.
- Maystadt, J.-F. & Ecker, O. (2014). Extreme weather and civil war: Does drought fuel conflict in Somalia through livestock price shocks? *American Journal of Agricultural Economics* 96 (4), 1157-1182.
- McGuirk, E. & Burke, M. (2020). The economic origins of conflict in Africa. *Journal of Political Economy* 128 (10), 3940-3997.
- McKee, T.B., Doesken, N.J., & Kleist, J. (1993). The relationship of drought frequency and duration to time scales. In *Proceedings of the 8<sup>th</sup> Conference on Applied Climatology*, Vol. 17, pp. 179-183. Boston.
- Michalopoulos, S. & Papaioannou, E. (2014). National institutions and subnational development in Africa. *The Quarterly Journal of Economics* 129 (1), 151-213.
- Min, B., Gaba, K.M., Sarr, O.F., & Agalassou, A. (2013). Detection of rural electrification in Africa using DMSP-OLS night lights imagery. *International journal of remote sensing*, 34(22), 8118-8141.
- Mveyange, A. (2018). Measuring and Explaining Patterns of Spatial Income Inequality from Outer Space: Evidence from Africa. *World Bank Policy Research Working Paper* (8484).
- Østby, G. (2008). Polarization, horizontal inequalities and violent civil conflict. *Journal of Peace Research* 45 (2), 143-162.
- Owain, E.L., & Maslin, M.A. (2018). Assessing the relative contribution of economic, political and environmental factors on past conflict and the displacement of people in East Africa. *Palgrave Communications*, 4(1).
- O'Loughlin, J., Witmer, F.D., Linke, A.M., Laing, A., Gettelman, A., & Dudhia, J. (2012). Climate variability and conflict risk in East Africa, 1990-2009. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 109(45), 18344-18349.
- Paglialunga, E., Coveri, A., & Zanfei, A. (2022). Climate change and within-country inequality: New evidence from a global perspective. *World Development* 159, 106030.
- Petrova, K. (2022). Floods, communal conflict and the role of local state institutions in Sub-Saharan Africa. *Political Geography* 92, 102511.
- Pinkovskiy, M. & Sala-i Martin, X. (2016). Lights, camera... income! Illuminating the national accounts-household surveys debate. *The Quarterly Journal of Economics* 131 (2), 579-631.
- Qiang, Y., Huang, Q., & Xu, J. (2020). Observing community resilience from space: Using nighttime lights to model economic disturbance and recovery pattern in natural disaster. *Sustainable*

- Cities and Society*, 57, 102115.
- Raleigh, C. (2010). Political marginalization, climate change, and conflict in African Sahel states. *International Studies Review* 12 (1), 69-86.
- Raleigh, C., Choi, H.J., & Kniveton, D. (2015). The devil is in the details: An investigation of the relationships between conflict, food price and climate across Africa. *Global Environmental Change*, 32, 187-199.
- Raleigh, C., & Kniveton, D. (2012). Come rain or shine: An analysis of conflict and climate variability in East Africa. *Journal of peace research*, 49(1), 51-64.
- Ray, D. & Esteban J. (2017). Conflict and development. *Annual Review of Economics* 9, 263-293.
- Scheffran, J., Link, P.M., & Schilling, J. (2019). Climate and conflict in Africa. In *Oxford Research Encyclopedia of Climate Science*.
- Schleussner, C.F., Donges, J.F., Donner, R.V., & Schellnhuber, H.J. (2016). Armed-conflict risks enhanced by climate-related disasters in ethnically fractionalized countries. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 113(33), 9216-9221.
- Seter, H., Theisen, O.M., & Schilling, J. (2018). All about water and land? Resource-related conflicts in East and West Africa revisited. *GeoJournal*, 83, 169-187.
- Sharifi, A., Simangan D., Lee, C.Y., Reyes, S.R.C., Katramiz, T., Josol, J.C.C., Dos Muchangos, L., Vir, H., Kaneko, S., Tandog, T.K. (2021). Climate-induced stressors to peace: a review of recent literature. *Environmental Research Letters*.
- Silve, A. & Verdier T. (2018). A theory of regional conflict complexes. *Journal of Development Economics* 133, 434-447.
- Simelton, E., Fraser, E.D., Termansen, M., Benton, T.G., Gosling, S.N., South, A., Arnell, N.W., Challinor, A.J., Dougill, A.J., & Forster, P.M. (2012). The socioeconomics of food crop production and climate change vulnerability: a global scale quantitative analysis of how grain crops are sensitive to drought. *Food Security* 4 (2), 163-179.
- Stathakis, D., Tselios, V., & Faraslis, I. (2015). Urbanization in European regions based on night lights. *Remote Sensing Applications: Society and Environment*, 2, 26-34.
- Suri, T., & Udry, C. (2022). Agricultural technology in Africa. *Journal of Economic Perspectives*, 36(1), 33-56.
- Svoboda, M., & Fuchs, B. (2016). Handbook of drought indicators and indices. *Drought and water crises: Integrating science, management, and policy*, 155-208.

- Thomas, K., Hardy, R.D., Lazrus, H., Mendez, M., Orlove, B., Rivera-Collazo, I., Roberts, J.T., Rockman, M., Warner, B.P., & Winthrop, R. (2019). Explaining differential vulnerability to climate change: A social science review. *Wiley Interdisciplinary Reviews: Climate Change* 10 (2), e565.
- Van Baalen, S. & Mobjörk, M. (2018). Climate change and violent conflict in East Africa: Integrating qualitative and quantitative research to probe the mechanisms. *International Studies Review* 20 (4), 547-575.
- van Weezel, S. (2020). Local warming and violent armed conflict in Africa. *World Development* 126, 104708.
- Vesco, P., Dasgupta, S., De Cian, E., & Carraro, C. (2020). Natural resources and conflict: A meta-analysis of the empirical literature. *Ecological Economics* 172, 106633.
- Vesco, P., Kovacic M., Mistry, M., & Croicu, M. (2021). Climate variability, crop and conflict: Exploring the impacts of spatial concentration in agricultural production. *Journal of Peace Research* 58 (1), 98-113.
- Vicente-Serrano, S.M., Beguería, S., & López-Moreno, J.I. (2010). A multiscale drought index sensitive to global warming: the Standardized Precipitation Evapotranspiration Index. *Journal of Climate* 23 (7), 1696-1718.
- Von Uexkull, N., Croicu, M., Fjelde, H., & Buhaug, H. (2016). Civil conflict sensitivity to growing-season drought. *Proceedings of the National Academy of Sciences* 113 (44), 12391-12396.
- Wang, Q., Hao, M., Helman, D., Ding, F., Jiang, D., Xie, X., ... & Ma, T. (2022). Quantifying the influence of climate variability on armed conflict in Africa, 2000-2015. *Environment, Development and Sustainability*, 1-18.
- Ward, F.A. (2022). Enhancing climate resilience of irrigated agriculture: A review. *Journal of Environmental Management* 302, 114032.
- Weidmann, N.B., Rød, J.K., & Cederman, L.E. (2010). Representing ethnic groups in space: A new dataset. *Journal of Peace Research*, 47(4), 491-499.
- Weidmann, N.B., & Schutte, S. (2017). Using night light emissions for the prediction of local wealth. *Journal of Peace Research*, 54(2), 125-140.
- Wheeler, T., & Von Braun, J. (2013). Climate change impacts on global food security. *Science*, 341(6145), 508-513.
- Wisner, B., Blaikie, P., Cannon, T., & Davis, I. (2014). *At risk: natural hazards, people's vulnerability and disasters*. Routledge.