

CIRO BORRELLI

INTELLIGENZA ARTIFICIALE E
CLIMATE CHANGE:
IL RUOLO DELLE VARIABILI
CLIMATICHE NELLA
PREVISIONE DEI CONFLITTI

Fondazione Finanza Etica

LA COLLANA “ANTONIO GENOVESI”

Ciro Borrelli

INTELLIGENZA ARTIFICIALE E
CLIMATE CHANGE:
IL RUOLO DELLE VARIABILI
CLIMATICHE NELLA
PREVISIONE DEI CONFLITTI

Università degli Studi di Torino

Corso in Finanza, Intermediari E Mercati

Relatore: Prof.ssa Paola Péisano

Premio tesi di Laurea “Luisa Genovesi” 2024

INDICE

INTELLIGENZA ARTIFICIALE E CLIMATE CHANGE:	1
IL RUOLO DELLE VARIABILI CLIMATICHE NELLA	1
PREVISIONE DEI CONFLITTI	1
Introduzione	9
1. Climate change e conflitti. In quale misura un conflitto può essere definito “climatico”?	14
1.1 Dai conflitti ambientali alle guerre climatiche: l’acqua come filo conduttore	15
1.2 “Guerra climatica”: concettualizzazione del termine	26
1.3 Il complesso rapporto di causalità tra climate change e conflitti	33
1.4 Nuovo framework teorico per la classificazione dei conflitti in base al loro legame con i fattori ambientali e climatici	48
2. Intelligenza artificiale e conflitti. Come rendere operativa la dimensione del climate change nei sistemi di previsione?	53
2.1 Machine learning e previsione dei conflitti	54
2.2 Leveraging water data from remote sensing	63
2.3 Case study: integrazione delle variabili climatiche in un modello transformer	75
3. IA e adattamento per la prevenzione dei futuri conflitti climatici	97
3.1 IA e telerilevamento: panoramica sulle principali applicazioni per la strategia di adattamento	98
3.2 Previsione e prevenzione dei disastri naturali	101
3.3 AI and water: Integrated water resource management (IWRM)	103
Conclusione	107
Bibliografia	110
Sitografia	127
Ringraziamenti	129

INTRODUZIONE

I cambiamenti climatici indotti dall'uomo rappresentano una delle maggiori minacce per il pianeta e per la società globale, poiché stanno provocando alterazioni degli ecosistemi e perturbando il ciclo idrogeologico che regola la vita sulla Terra (Cherchi, 2019).

Questi cambiamenti si traducono in un aumento dei fenomeni naturali estremi, come siccità e inondazioni, e in una diminuzione delle risorse d'acqua dolce provenienti da fonti tradizionali (IPCC, 2018).

Per quanto gli effetti dannosi provocati dall'aumento delle emissioni ricadano su tutte le regioni del mondo indiscriminatamente, i paesi del mondo più vulnerabili sono quelli che corrono i rischi maggiori, nonostante abbiano contribuito meno di tutti al riscaldamento globale¹.

La discordanza tra chi più emette gas climalteranti e chi maggiormente soffre le ripercussioni di quelle emissioni è alla base di un grande problema di giustizia ed equità, rivendicato dal concetto di “giustizia climatica”², che è il motivo che mi ha spinto a scrivere questa tesi.

Questo principio, secondo il Dipartimento per le politiche europee, “conferisce ai cambiamenti climatici mondiali una

¹ Basti pensare che l'intero continente africano è responsabile solo di un 3% delle emissioni di gas serra cumulative (Ritchie, 2019, cfr. Bibl.)

² La quale implica la distribuzione equa dei costi e dei benefici associati all'adattamento e alla mitigazione del cambiamento climatico.

dimensione etica e politica, e non solo strettamente ambientale” (2019). Non è un caso che molti dei “Sustainable development goals” (SDG) dell’Agenda 2030 per lo Sviluppo sostenibile siano strettamente collegati al concetto di giustizia climatica³.

Tuttavia, il raggiungimento di questi obiettivi è messo a rischio dal cambiamento climatico che, in quanto "moltiplicatore di minacce", acuisce le disuguaglianze sociali ed economiche, aumenta i livelli di povertà e genera instabilità politica.

La combinazione di questi fattori sembra provocare l'aumento dei disordini sociali, come riscontrato dall'analisi degli studi sul tema condotta nel primo capitolo, che evidenzia il nesso tra alterazioni del clima e intensificazione dei conflitti.

Di conseguenza, conflitti e crisi climatica sono inestricabilmente connessi; solo risolvendo quest’ultima si potrà garantire un futuro di pace e prosperità.

Tuttavia, secondo molti scienziati, preservare il riscaldamento globale entro la soglia critica di 1,5 gradi Celsius rispetto ai livelli preindustriali è considerato un obiettivo virtualmente irraggiungibile. Per questo motivo, ho scelto di concentrarmi sull'approccio dell'adattamento⁴ per fornire un contributo più mirato e garantire una coerenza nel contenuto.

Una caratteristica fondamentale dei piani di adattamento è quella

³ Come la sicurezza alimentare e l’accesso universale all’acqua, oltre al goal 13 che riguarda nello specifico il contrasto e l'adattamento al climate change.

⁴ L’adattamento si riferisce alle azioni volte a ridurre la vulnerabilità delle società e degli ecosistemi ai cambiamenti climatici in corso; è una strategia complementare alla mitigazione, che invece si concentra sulla riduzione delle emissioni di gas serra e sulla limitazione dell'ulteriore aumento della temperatura globale.

di essere “data driven”⁵. I dataset storici sul clima, ad esempio, sono fondamentali per creare modelli climatici che fanno proiezioni future; queste ultime, insieme ai dati geografici e socio-economici, offrono ampie opportunità per progettare interventi specifici per i territori e le popolazioni.

Per raggiungere questi obiettivi, la data science⁶ si sta avvalendo in misura crescente dell'intelligenza artificiale (IA), che attraverso tecniche di machine learning, o “apprendimento automatico”, può essere impiegata per costruire modelli previsionali. Questi modelli consentono di prevedere conflitti e disastri, mitigando le loro conseguenze. In particolare, la previsione dei conflitti è la tematica al centro del secondo capitolo, nel quale si intende esplorare il potenziale delle variabili climatiche e idrologiche nei sistemi di allerta precoce, mettendo a confronto diverse tecniche di machine learning. La previsione degli eventi estremi, invece, è una delle tematiche trattate nel terzo capitolo, in cui si passano in rassegna alcune delle principali applicazioni dell'IA per l'adattamento al cambiamento climatico, propedeutiche alla prevenzione dei conflitti.

In questo ambito teorico, la presente tesi si propone di perseguire un duplice obiettivo. In primis, si intende indagare e fornire una soluzione alla seguente domanda di ricerca: "In che modo è possibile integrare le variabili climatiche nei modelli di previsione per comprendere e anticipare efficacemente i ‘conflitti climatici’?”. Questa fase di ricerca si conclude con l'elaborazione di un caso studio basato su un modello Transformer, una particolare tipologia di rete neurale.

⁵ Basati sui dati.

⁶ Disciplina che si occupa di estrarre informazioni utili dai dati.

Il secondo obiettivo, che è stato introdotto in un secondo momento nel corso della ricerca, consiste nel suggerire un approccio alle strategie di adattamento basato sull'intelligenza artificiale, che consideri la previsione e la prevenzione dei conflitti parti integranti di un sistema interconnesso.

A tale scopo, è stato sviluppato un modello concettuale, visibile nella Figura 1, il quale rappresenta in maniera schematica la relazione intrinseca tra intelligenza artificiale, mutamenti climatici e scoppio dei conflitti all'interno del contesto strategico in questione. Questo schema è suddiviso in tre sezioni, ognuna delle quali costituirà il fulcro di uno dei tre capitoli che compongono la tesi.

In conclusione, la ricerca mira a dare un contributo multidisciplinare alla comprensione e alla gestione delle sfide complesse che il nostro pianeta affronta nel contesto del cambiamento climatico, al fine di promuovere uno sviluppo sostenibile e una maggiore resilienza delle società umane e degli ecosistemi.

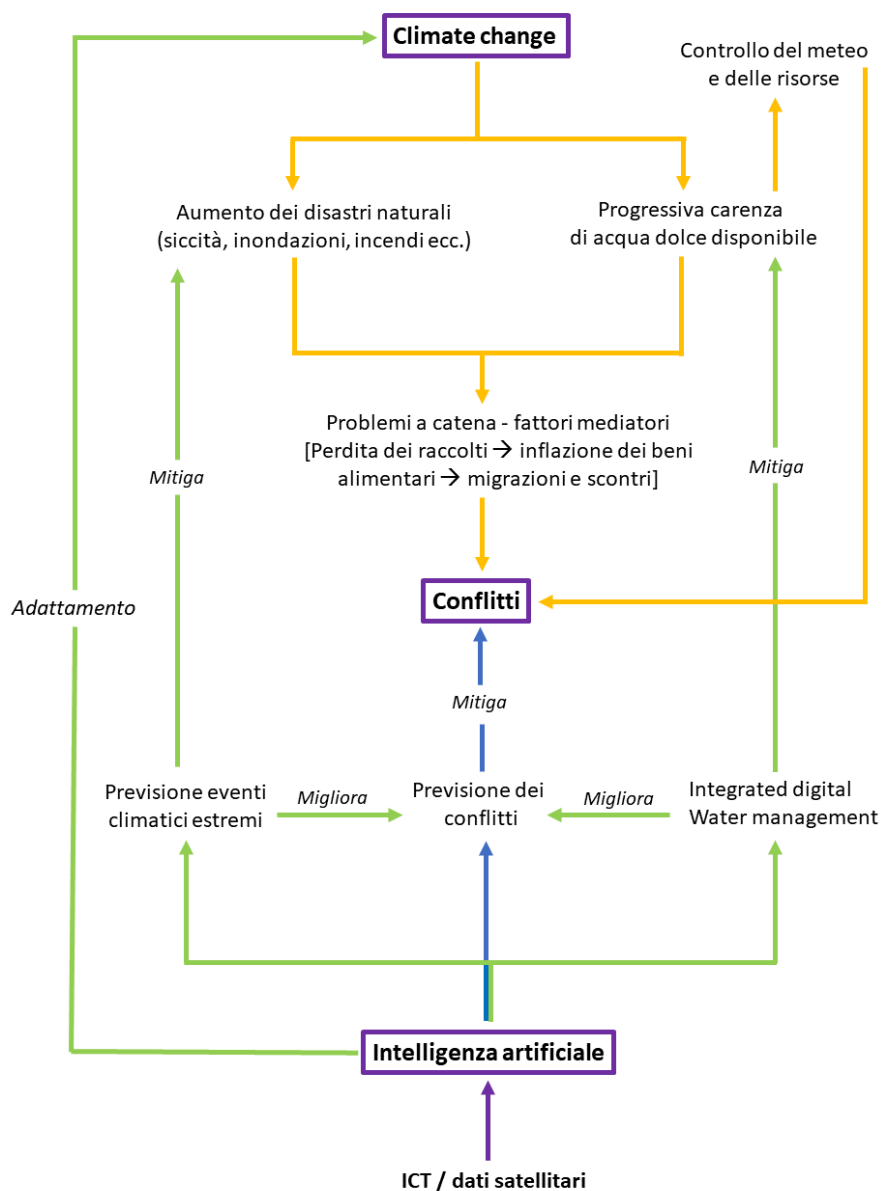


Figura 1. Modello concettuale climate change adaptation.

Il percorso in arancione è oggetto del capitolo 1; il percorso in blu è approfondito nel capitolo 2; il percorso in verde è analizzato nel capitolo 3.

1. CLIMATE CHANGE E CONFLITTI. IN QUALE MISURA UN CONFLITTO PUÒ ESSERE DEFINITO “CLIMATICO”?

Da sempre i conflitti⁷ sono strettamente legati all'ambiente naturale e alle condizioni climatiche. In passato, il clima e la disponibilità di risorse naturali come acqua e terreni fertili hanno rappresentato una delle principali cause di migrazioni di popolazioni, che hanno talvolta alimentato frizioni e conflitti nelle terre di destinazione. Al contempo, le condizioni meteorologiche durante gli scontri armati hanno influenzato in modo determinante l'esito e l'evoluzione delle guerre. Oggi il cambiamento climatico in corso sta intensificando i fenomeni naturali estremi che rischiano di esacerbare tensioni geopolitiche, soprattutto nelle aree più fragili, alimentando nuove forme di conflitto che vengono definite "guerre climatiche".

In particolare, i conflitti climatici vengono considerati in questo

⁷ I termini “guerra” e “conflitto” vengono spesso usati come sinonimi pur esprimendo delle sfumature di significato diverse: il termine “conflitto”, infatti, indica in genere una situazione di tensione tra due o più parti che può degenerare o meno in disordini e/o guerre in base all'intervento di altri fattori; il termine guerra invece è generalmente associato ad un “conflitto armato” che coinvolge tra gli attori le forze armate di uno o più Stati. Nel caso della letteratura che studia il nesso tra fattori ambientali e conflitti il quadro si complica ulteriormente, in quanto le analisi sono frammentate e non esistono riferimenti ufficiali, per cui l'utilizzo di un termine o dell'altro dipende arbitrariamente da come i diversi filoni di ricerca hanno trattato l'argomento al loro interno. Ad esempio, la letteratura di riferimento si è accordata sull'utilizzo univoco dell'espressione “conflitto ambientale”, diversamente dal caso dei “conflitti per l'acqua” (o “water conflicts”) e delle “guerre dell'acqua”, che sono largamente usate come sinonimi. Stessa sorte per la coppia di formule “guerra climatica” e “conflitto climatico”. In riferimento a quest'ultimo caso, tuttavia, nell'elaborato saranno descritte due diverse interpretazioni, seppure i due termini saranno alternati nella prosa laddove non si faccia esplicito riferimento ad una specifica interpretazione di guerra o conflitto climatico.

lavoro di tesi come un'evoluzione delle "guerre dell'acqua", in quanto coinvolgono l'alterazione del ciclo idrologico, con conseguenze a catena sull'ambiente, l'economia e la politica. In seguito ad un inquadramento generale sulla genesi del concetto di guerra climatica, in questo primo capitolo si mette ordine sui rapporti di causalità tra climate change e conflitti, proponendo uno schema di causalità a diversi livelli e un framework per la classificazione dei conflitti in relazione al cambiamento climatico.

1.1 Dai conflitti ambientali alle guerre climatiche: l'acqua come filo conduttore

1.1.1 Definizioni di conflitto ambientale

Nel suo "Saggio sul principio della popolazione" del 1798, Malthus fu probabilmente il primo a collegare il degrado ambientale, la violenza e la sicurezza umana, analizzando la connessione tra ambiente degradante e violenza.

Nel corso del tempo una vasta letteratura si è ispirata a Malthus e ha dimostrato l'esistenza di un nesso di causalità tra scarsità delle risorse e violenza fisica. I due principali gruppi rivali in questo filone di studi sui conflitti ambientali sono stati il cosiddetto "Gruppo di Toronto", guidato da Homer-Dixon (Homer-Dixon, 1991; Homer Dixon, 2015), e l' "Environment and Conflict Project" (ENCOP) del Politecnico Federale di Zurigo e della Fondazione Svizzera per la Pace di Berna (Hagmann, 2005).

I due gruppi, pur adoperando una terminologia e concetti diversi, avevano lo stesso obiettivo di ricerca.

Tuttavia, non tutti sono stati d'accordo con i risultati raggiunti;

entrambi i gruppi sono stati aspramente criticati per la loro concezione neo-malthusiana ritenuta obsoleta⁸. La principale critica avanzata da numerosi ricercatori è quella di aver tratto delle conclusioni senza aver considerato il ruolo delle variabili economiche e politiche, che sono state identificate come “anelli mancanti” tra il degrado ambientale e i conflitti armati.

A causa di questa presunta carenza di rigore metodologico, Hagmann (2005) ha rigettato sia il concetto di “conflitto ambientale” che di “environmentally-induced conflicts” ritenendoli “difettosi”⁹, proponendo in sostituzione di essi l'utilizzo di espressioni come “conflitti sull'uso delle risorse naturali” (p. 21).

Successivamente alcuni autori hanno trovato definizioni di conflitto ambientale che non lo associano necessariamente all'utilizzo della violenza. Una definizione a tal proposito è fornita da Gunther Baechler e Kurt R. Spillman (Baechler, 1996): «*I conflitti ambientali si manifestano come conflitti politici, sociali, economici, etnici, religiosi e territoriali, o conflitti sulle risorse o interessi nazionali. Sono tradizionalmente conflitti indotti dal degrado ambientale. Sono caratterizzati da sovra sfruttamento di risorse, raggiungimento delle capacità limite dell'ambiente e riduzione degli spazi di riproduzione della vita*». Questa definizione non specifica le modalità e le finalità con le quali si esplica un conflitto ambientale, ma si limita a sottolineare il legame tra degrado ambientale e altri fattori incidenti. Un'altra definizione di conflitto ambientale ancora più generica della

⁸ Riferimenti in Hagmann, 2005, p. 17, nota 38 (cfr. Bibl.)

⁹ Hagmann (2005) a pagina 2 usa il termine “flawed”: “I argue that the concept of environmental conflict is fundamentally flawed, as it relies on preconceived causalities, intermingles eco-centric with anthropocentric philosophies, and neglects the motivations and subjective perceptions of local actors”.

precedente è quella proposta da Dokken (1995): *«conflitto che coinvolge lo stress o il degrado ambientale sia come causa, come conseguenza o come variabile incidente, magari combinata ad elementi sociali, etnici o politici»*.

In un secondo momento, dopo gli anni 2000, le nuove definizioni di conflitto ambientale sono passate ad indicare una particolare fattispecie di conflitto che, oltre alla riduzione qualitativa e/o quantitativa delle risorse naturali o beni comuni presenti su un dato territorio, è caratterizzata dalla *“presenza di opposizione/resistenza da parte della società civile (comunità danneggiata, organizzazioni sociali, movimenti sociali, associazioni, cittadinanza attiva, gruppi di stakeholders ecc.) che si organizzano e si mobilitano per difendere l'ambiente, i beni comuni e/o i propri diritti e territori»* (a cura di CDCA, 2011, p.12).

Si esplicita in questo modo come un conflitto ambientale non sia un'opposizione qualsiasi, ma rappresenti piuttosto una domanda di partecipazione e di cittadinanza attiva per la costruzione di un territorio in modo concertato, come evidenziato anche da De Marchi (2010, p.19): *«i conflitti ambientali sono momenti particolari di confronto tra diversi progetti alternativi di uso del territorio e delle risorse che esprimono la debolezza delle procedure decisionali nel saper includere più attori in decisioni complesse»*. In linea con questo punto di vista è la definizione data dalla Treccani, secondo la quale un conflitto ambientale è una *“Controversia tra due o più parti, portatrici di interessi e visioni divergenti, relativa alle decisioni da assumere riguardo all'ambiente e, dunque, all'uso del territorio e delle risorse. Un c. a. si determina quando le parti percepiscono le intenzioni o le azioni della parte avversa come limiti, impedimenti o minacce al conseguimento dei propri obiettivi e adottano comportamenti che*

si ostacolano a vicenda” (Treccani, 2012).

Ad oggi, con l'avvento della società dell'informazione, queste definizioni risultano essere limitative. Le tecnologie della comunicazione e dell'informazione (ICT), infatti, stanno consentendo ai cittadini e alla società civile in generale di agire con nuovi strumenti. Un cambiamento di enorme portata prodotto dalle ICT è il crescente coinvolgimento globale nei conflitti ambientali locali, grazie alla possibilità di fare rete sul web: spesso ci sono mobilitazioni internazionali per intervenire su questioni ambientali locali come la deforestazione in Amazzonia, oppure mobilitazioni per la giustizia ambientale come gli scioperi per il clima organizzati dai Fridays for future. Questo cambia il significato del conflitto ambientale che la geografia studia con prospettiva multi-scalare, non più solo locale o stato-centrica.

I nuovi conflitti ambientali globali mettono in discussione lo stato attuale delle cose e riconoscono che la "giustizia" non si deve limitare a una compensazione finanziaria: deve richiedere una ridefinizione delle relazioni di potere e dei processi decisionali. Movimenti come i No Tav in Italia, Zad in Francia e gli abitanti di Rosia Montana in Romania non chiedono solo di fermare un progetto, rappresentano la ricerca e la costruzione quotidiana di una nuova sovranità popolare. Nella resistenza emergono anche nuovi concetti per denunciare le ingiustizie, come la biopirateria o il colonialismo tossico, ma anche un vocabolario che rivendica un futuro di dignità, con termini come "decrescita", "transition towns", "sumak kawsay" (buen vivir), "sovranità alimentare" e "energetica" (Del bene, 2016).

In conclusione, non esiste una definizione corretta di conflitto ambientale, ma soltanto una definizione utile in base alla prospettiva che si vuole assumere e all'obiettivo che si intende

raggiungere. La prospettiva di De Marchi, ad esempio, può essere utile a gestire tutti i casi di “tensione” che si possono verificare ad un livello geografico ben preciso e delimitato, con la possibilità di intervenire in anticipo per prevenire situazioni di disordine sociale. Seguendo questa definizione sono considerati conflitti ambientali tutti gli eventi raccolti nel database di EJAtlas (cfr. Sit.). Di contro, una definizione come quella avanzata da Dokken (1995) ha l’obiettivo di allargare il più possibile il perimetro delle dinamiche ambientali per capire in che modo interagiscono con altri fattori socio-politico-economici e come possono contribuire a provocare disordini sociali di varia entità.

1.1.2 Classificazioni delle tipologie di conflitto ambientale

Così come per la definizione, anche per la classificazione dei conflitti ambientali non esiste un metodo univoco. Il CDCA, ad esempio, individua tre diverse tipologie di conflitti ambientali a partire dalle cause scatenanti. Nella prima tipologia rientrano i conflitti legati ad alcune scelte amministrative e politiche rispetto a progetti infrastrutturali o legati allo smaltimento dei rifiuti che vedono la contrapposizione di una parte della popolazione locale; della seconda specie sono i conflitti scatenanti da processi di “non decision making”, ossia la mancanza di politiche di salvaguardia ambientale o tardivo intervento in seguito a disastri ambientali, causati a loro volta da mancata prevenzione; infine l’ultima categoria afferisce a casi in cui la ragione è attribuibile a scelte politiche finanziarie, monetarie, nazionali e a politiche commerciali dettate da organismi sovranazionali (WTO, Banca mondiale, Fondo Monetario internazionale, l’Unione europea ecc.) che implicano una riduzione di sovranità per i paesi e un danno per i settori economici tradizionali (CDCA, 2011).

Per completezza, il CDCA ritiene inoltre che un conflitto possa iniziare a svilupparsi a seconda di quanto la società civile abbia o meno coscienza e percezione delle conseguenze di una determinata realtà. Pertanto può scatenarsi:

- in maniera preventiva allo sviluppo di un progetto o all'attuazione di una certa politica sociale;
- per impedire la fase di implementazione di un progetto già avviato;
- per cercare di fermare il processo reagendo ad una implementazione già avvenuta.

(CDCA, 2015)

Un altro criterio di classificazione può essere quello in base al fattore ambientale scatenante. Un esempio in tal senso è rappresentato dal progetto EJAtlas, l'Atlante Globale di Giustizia ambientale, codiretto da Leah Temper e Joan Martinez Alier e coordinato da ormai 5 anni dall'Istituto di Scienza e Tecnologia Ambientale dell'Università Autonoma di Barcellona. Ad oggi il progetto ha mappato più di 1700 casi di conflitto relazionati ad attività di diverso tipo. In particolare si possono distinguere le seguenti categorie:

- Nuclear;
- Mineral ores and building materials extraction;
- Waste management;
- Biomass and land conflicts;
- Fossil fuels and climate justice/energy;
- Water management;

- Infrastructure and built environment;
- Tourism recreation;
- Biodiversity conservation conflicts;
- Industrial and utilities conflicts.

EJAtlas è certamente il progetto di raccolta e classificazione dei conflitti ambientali più noto, ma non è l'unico. L'Italia, ad esempio, ha contato su una rete di collaboratori e un lavoro di coordinamento di Cdca- A Sud per la produzione di una mappatura nazionale, con oltre 80 casi di conflitti e resistenza nel nostro Paese.

Tra le varie tipologie di conflitto ambientale, si prende in esame la categoria “water management”. Per l'importanza e il ruolo che riveste l'acqua in quanto bene prezioso e condizione essenziale per la vita, le diatribe circa la gestione di questa limitata risorsa sono state definite “guerre dell'acqua”.

1.1.3 Water conflicts: le guerre per l'“oro blu” sono le guerre moderne

L'acqua è un elemento essenziale per l'economia, la produzione di beni e servizi, la coltivazione del cibo, la produzione di energia e la salute degli esseri umani e degli ecosistemi naturali. È più che probabile che i cambiamenti climatici possano aumentare la variabilità stagionale e l'incertezza sulla disponibilità, la qualità e la quantità dell'acqua nella maggior parte delle regioni (UNESCO/UN-Water, 2020). Secondo la World Bank (2016), la carenza di acqua, aggravata dai cambiamenti climatici, entro il 2050 potrebbe comportare perdite fino al 6% del Prodotto Interno

Lordo (PIL) per alcune regioni¹⁰, a causa degli impatti sull'agricoltura, la salute e i redditi derivanti dalla mancanza d'acqua, inducendo potenzialmente a migrazioni e conflitti. L'effetto combinato della crescita della popolazione, dell'aumento dei redditi e dell'espansione urbana porterà a una crescente domanda di acqua, mentre la disponibilità diventerà più instabile e incerta. Le regioni attualmente ricche di acqua, come l'Africa centrale, l'Asia orientale e alcune parti del Sud America, sperimenteranno una crescente scarsità d'acqua, mentre nelle regioni già affette da scarsità, come il Medio Oriente e il Sahel in Africa, la situazione peggiorerà in modo significativo.

Inoltre, l'acqua dolce non è nemmeno distribuita uniformemente in tutto il mondo (UNESCO/UN-Water, 2023, p. 13-14), il che la rende più preziosa del petrolio in determinati contesti; non a caso ci si riferisce sempre più spesso all'acqua come "oro blu", in contrapposizione all'oro nero.

In conseguenza di ciò, la gestione comunitaria dell'acqua è non solo un obiettivo sociale e politico fondamentale per raggiungere gli Obiettivi di Sviluppo Sostenibile dell'Agenda ONU 2030, che al Goal 6 prevede l'accesso universale ed equo all'acqua potabile, ma anche un obiettivo strategico durante i conflitti; mentre il petrolio è stato il fattore scatenante delle guerre del XX secolo, l'accesso alle risorse idriche sarà il principale motivo di scontro delle guerre di questo secolo (De Giovannangeli, 2019).

Sebbene i rischi legati all'acqua siano raramente la causa di un conflitto, i ricercatori concordano sul fatto che dovrebbero essere visti come un fattore determinante (Gleick e Iceland, 2018; Swain, 2015) e che stiano diventando centrali per le preoccupazioni sulla

¹⁰ Tra cui gli Stati dell'Africa centrale e settentrionale, alcuni Stati del Medio Oriente come Arabia Saudita e Turchia, oltre che Cina, India e Kazakistan.

sicurezza ambientale (Petersen-Perlman 2017, Schillinger 2020, Zeitoun 2020). Per indagare su questi collegamenti, il Pacific Institute, un istituto indipendente di ricerca sull'acqua con sede a Oakland, in California, ha iniziato a raccogliere dati sugli eventi di violenza legati all'acqua più di 35 anni fa e ha creato un database open source, il Water Conflict Chronology (WCC) (Pacific Institute, 2022).

La “Water Conflict Chronology” ha classificato ad oggi quasi 1300 eventi in cui l'acqua è coinvolta in un conflitto. Basti pensare alla pratica del “water grabbing”, o accaparramento dell'acqua, un fenomeno che vede governi o grandi industrie prendere il controllo o deviare a proprio vantaggio risorse idriche preziose, sottraendole alle esigenze di comunità locali o di intere nazioni.

Un evento di water grabbing può agire da fattore di innesco di un conflitto, ossia può essere la causa di uno scontro tra due o più parti, e quindi può essere classificato come “water as a trigger of conflict”: *“Water is considered a trigger or root cause of conflict where there is a dispute over the control of water or water systems, or where economic or physical access to water, or scarcity of water, triggers violence”* (Gleick, 2023).

Spesso i conflitti dell'acqua scaturiscono da un problema di condivisione dei bacini idrografici transfrontalieri, che si aggiunge spesso a tensioni geopolitiche già in atto tra i paesi coinvolti. Due esempi di questo tipo sono rappresentati dalla costruzione della diga della rinascita etiopica, che rischia di sconvolgere i tradizionali equilibri tra Etiopia, Sudan ed Egitto (Natali, 2022), e dalla diga sul fiume Ravi che configura uno scontro tra India e Pakistan (Johnson, 2019).

Quando l'acqua è il motivo principale di un conflitto si può parlare propriamente di “guerra dell'acqua” o “water conflict”, mentre in

tutti gli altri casi nei quali l'acqua rappresenta solo un aspetto collaterale è più appropriato parlare di “water-related conflicts”.

Gli eventi in cui l'acqua si presenta come fattore secondario sono due: l'acqua viene usata come arma, ad esempio per avvelenare la popolazione, privarla dell'approvvigionamento idrico o per provocare inondazioni in aree strategiche (water as a weapon); le risorse idriche, i sistemi idrici o il personale coinvolto nella gestione dell'acqua sono vittime, intenzionali o accidentali, del conflitto (water as a casualty) (Gleick, 2023).

Infine, gli eventi possono appartenere a più categorie e spesso si inseriscono nel contesto di guerre già in corso. E' emblematico il caso della guerra tra Russia e Ucraina iniziata nel 2014, in cui l'acqua ha giocato un ruolo fondamentale, sia come trigger che come arma: il blocco del North Crimean Canal (NCC) dopo l'occupazione russa della Crimea del 2014, tramite la costruzione di una diga da parte del governo Ucraino, è un classico esempio di utilizzo dell'acqua come arma, che a sua volta si è rivelato essere un trigger per la successiva invasione dell'Ucraina nel 2022. Infatti, mentre prima dell'annessione russa del febbraio 2014 il NCC soddisfaceva oltre l'85% del fabbisogno idrico della Crimea, dopo l'interruzione dell'afflusso verso valle la Crimea ha subito una serie di gravi crisi idriche ed alimentari (Verre, 2022). Subito dopo l'invasione russa, la diga che bloccava il flusso d'acqua che dal fiume Dnipro scorreva verso la Crimea è stata distrutta, a dimostrazione del fatto che la questione idrica crimeana ha avuto senza dubbio un ruolo rilevante nella motivazione che ha spinto i Russi ad attaccare lo scorso 24 febbraio 2022. Sempre nel conflitto russo-ucraino l'acqua è stata usata come arma il 6 giugno del 2023, quando i russi hanno fatto saltare un'altra diga, quella di Kakhovka, per rallentare la controffensiva ucraina, provocando allagamenti e ingenti danni (Carboni, 2023).

La guerra dell'acqua tra Russia ed Ucraina, inspiegabilmente poco trattata nel dibattito pubblico e sui principali media nazionali, costituisce un preoccupante tentativo di risoluzione delle controversie ambientali interstatali tramite il ricorso alla violenza. In conclusione, i casi descritti ed in particolare il caso del conflitto russo-ucraino, dimostrano come l'acqua sia l'elemento decisivo di tutti i conflitti moderni, in quanto rappresenta il bene vitale che garantisce il sostentamento delle popolazioni e la prosperità delle nazioni.

Purtroppo, secondo gli esperti i cambiamenti climatici in atto stanno riducendo drasticamente le riserve idriche globali (European Commission, n.d.), preparando il terreno all'emergere di nuovi conflitti che avranno un impatto ancora maggiore (Borrell, 2020). A ciò si aggiungono gli eventi meteo estremi, che distruggono progressivamente le tradizionali fonti di approvvigionamento alimentare e idrico.

È proprio dalla combinazione di questi due fattori, riduzione delle risorse idriche e impatti del climate change su agricoltura ed ecosistemi, che si rende necessario coniare un nuovo concetto per definire i conflitti legati all'acqua del futuro, i quali saranno molto più complessi di quelli osservati finora perché costringeranno a ridisegnare totalmente i modelli di gestione della risorsa idrica a tutti i livelli, coinvolgendo l'intero ciclo idrogeologico. È in questo contesto che hanno origine le cosiddette "guerre climatiche".

1.2 “Guerra climatica”: concettualizzazione del termine

1.2.1 Disambiguazione del termine “guerra climatica”

Il concetto di "guerra climatica" (traduzione dall'inglese di "climate war") è diventato sempre più rilevante nel dibattito pubblico contemporaneo. Tuttavia, nonostante la sua crescente popolarità, il termine stesso manca di una definizione univoca e assume significati differenti a seconda del contesto in cui viene utilizzato.

Quando si esamina da vicino il modo in cui il concetto è interpretato e veicolato da e attraverso i mass media, emerge una varietà di sfumature e obiettivi che possono differire notevolmente. In una parte della popolazione, ad esempio, la "guerra climatica" può evocare immagini di manipolazione dell'ambiente e di utilizzo deliberato delle condizioni meteorologiche come strumento di potere. Sebbene questa visione faccia presa soprattutto nei gruppi online complottisti, è curioso osservare come parte degli organi di informazione abbia nel tempo iniziato a utilizzare sempre più un lessico di guerra riferendosi alla dimensione meteorologica e climatica, con termini quali ad esempio “bomba d’acqua” per riferirsi a fenomeni temporaleschi distruttivi, o “bomba di calore” per indicare l’arrivo di una massa di aria estremamente calda.

Sarebbe interessante utilizzare metodologie digitali per condurre una ricerca sociale sull’evoluzione del termine ‘climate war’ nel tempo e sul modo in cui le persone lo utilizzano sui social media; allo stesso tempo si potrebbe analizzare la correlazione tra questa

analisi lessicale e il cambiamento di percezione del climate change, che a sua volta è influenzato dai mezzi di comunicazione di massa. Per quanto stimolante, tuttavia, questa linea di ricerca non sarà approfondita in questa sede ma verranno solamente forniti degli spunti per ulteriori indagini.

In questo paragrafo, diversamente, si esplorano le diverse interpretazioni attribuite all'espressione "guerra climatica", che può assumere un significato letterale¹¹ e due significati metaforici, come si può cogliere dallo studio degli articoli e dei testi pubblicati negli anni (Nerlich, 2015). Nel suo significato letterale, la guerra climatica si riferisce a conflitti e guerre causati (anche) dai cambiamenti climatici. Tuttavia, dal punto di vista metaforico, la frase è collegata a due "metafore concettuali" più ampie: "Mitigare il cambiamento climatico è guerra" e "Discutere sul cambiamento climatico è guerra". La prima metafora concettuale si riflette in espressioni come "la lotta contro il cambiamento climatico" o "la lotta al riscaldamento globale"; la seconda metafora dà forma a espressioni come "la lotta contro la scienza tradizionale" o "la lotta agli scettici climatici". Nel primo caso, il nemico è il cambiamento climatico, mentre nel secondo caso il nemico siamo noi stessi, rappresentati da fazioni che si vedono reciprocamente come avversarie e che si appellano vicendevolmente come "allarmisti" e "negazionisti".

Il dibattito sul significato letterale di guerra climatica è stato esplorato fin dal 1990 e anche successivamente, come ad esempio nel 2010, quando John Vidal si chiese sul Guardian: "Le guerre per il clima sono iniziate?" (cfr. Bibl.). Per quanto riguarda invece l'interpretazione di "guerre climatiche" come dibattito animato sul clima, il primo articolo del Guardian che affronta la tematica è

¹¹ Nella presente tesi viene affrontato il concetto di guerra climatica nel suo significato letterale.

stato incluso in una serie di cinque "rapporti speciali" pubblicati nel febbraio 2010, principalmente a cura di Fred Pearce (cfr. Bibl.). Gli articoli esaminavano le conseguenze del cosiddetto "Climategate", che si è verificato a seguito del furto di e-mail dal server dell'Unità di Ricerca sul Clima dell'Università di East Anglia nel Regno Unito, ripreso poi anche da Michael Mann. Il climatologo americano ha tratto dal caso un famoso libro intitolato "The Hockey Stick and the Climate Wars: Dispatches from the front line" (pubblicato nel 2012), che ha reso popolare l'espressione "guerre climatiche". Nel campione di articoli analizzati da Nerlich, oltre un centinaio di essi si riferiscono alle "guerre climatiche" e sono legati a Michael Mann. Lo stesso Michael Mann ha pubblicato nel Gennaio 2021 il libro "The New Climate War", nel quale si sovrappongono i due concetti di guerra climatica sia come dibattito sul clima sia come lotta al cambiamento climatico, nel quale viene additato come principale "nemico" l'industria del fossile.

Anche i due significati di conflitto climatico (violento) e dibattito (violento) sul clima possono essere ritrovati appaiati e connessi nello stesso concetto quando vengono trattati entrambi sotto l'ombrello della "lotta al cambiamento climatico", che produce entrambi gli effetti precedenti. Una sintesi perfetta di questo connubio semantico è rappresentata dal titolo di un articolo del Diplomatic Courier, "Fight the Climate war to prevent climate wars" (Gomolka, 2023), che accosta brillantemente le due metafore giocando sulla forma singolare e plurale del termine war: il significato è quello di schierarsi nel dibattito sul clima per contrastare il cambiamento climatico (climate war al singolare) affinché si possano prevenire le guerre climatiche (al plurale) che possono derivarne.

1.2.2 Il conflitto climatico nel diritto internazionale e una possibile definizione

Il concetto di guerre climatiche è salito alla ribalta dopo le parole del Segretario Generale delle Nazioni Unite Ban Ki-moon, che nel 2007 suggerì il nesso tra siccità e conflitto del Darfur. In modo simile, le rivolte della Primavera Araba del 2011 sono state in parte collegate al climate change, dove “le ondate di calore nei Paesi esportatori di cereali, che hanno causato un’impennata dei prezzi dei prodotti alimentari e contribuito ai disordini sociali” (Cisternino, 2023)¹².

Finora, l'analisi ha rivelato che la questione dei conflitti climatici è complessa da affrontare dal punto di vista giuridico, in quanto manca una definizione coerente del fenomeno. I tentativi di valutare l'impatto del cambiamento climatico si avvalgono di dati provenienti da diverse istituzioni specializzate nello studio del clima, che producono una quantità crescente di dati e analisi pertinenti. Tuttavia, definire chiaramente cosa costituisce un conflitto non è un compito facile. Le norme del diritto internazionale non forniscono una definizione coerente e ogni organismo utilizza la propria terminologia, che può variare anche all'interno di un documento giuridico specifico. Il diritto internazionale umanitario (International Humanitarian Law, IHL) non ha una definizione definitiva per i conflitti armati, che possono essere di natura internazionale o non internazionale. La definizione di conflitto armato è complessa perché i conflitti non sono statici e possono cambiare nel corso del tempo; ad esempio l'uso della forza non è più necessariamente una preconditione per un conflitto armato, per cui la definizione giuridica deve adattarsi ai nuovi fatti. La IHL non riesce a comprendere appieno la portata

¹² Per maggiori informazioni si rimanda al paragrafo 1.3.2.

dei conflitti, mentre gli studi sulla pace e sui conflitti, offrendo una scala che definisce le fasi dell'escalation in un conflitto, riescono ad integrare i punti deboli della IHL (Christiansen, 2016).

Considerando sia il punto di vista della IHL che degli studi sulla pace e sui conflitti, una possibile definizione di conflitto climatico data da Christiansen potrebbe essere che esso si verifica quando il cambiamento climatico provoca danni primari che limitano le opzioni degli stati e delle persone colpite, causando conflitti di interessi sulle risorse, le terre coltivabili e i territori di durata ed estensione significative, indipendentemente dall'uso della forza armata: "Climate Conflicts arise when climate change alters the environment as to cause damage (primary damage) which limits the options of affected states and people to deal with the primary damage in such a manner that clashes of interests, between at least two parties arise over resources, arable land and territory of significant duration and magnitude, irrespective of the use of armed force". Questa definizione tiene conto sia degli aspetti conflittuali causati dal degrado ambientale, indotti o meno dal climate change, sia dalla presenza di conflitti di interesse legati alla gestione di risorse comuni. In effetti, consultando le categorie dell'atlante dei conflitti ambientali ci si rende conto che 5 di esse possono effettivamente essere influenzate dal cambiamento climatico in diversi modi (Biomass and land conflicts; Fossil fuels and climate justice/energy, Water management; Infrastructure and built environment; Biodiversity conservation conflicts). Questo ci consente di considerare il conflitto climatico come una "fattispecie" di conflitto ambientale. Infine, l'aggiunta nella definizione dell'espressione "indipendentemente dall'uso della forza armata" chiarisce un aspetto che era rimasto vago in tutte le precedenti definizioni, rendendo questa definizione versatile e universale nella sua applicazione: un "conflitto climatico" può

sfociare o meno in disordini sociali violenti o in una guerra armata, che potrà essere classificata come guerra climatica, in base alla combinazione con altri fattori sociali, politici ed economici che saranno descritti successivamente.

1.2.3 Diverse prospettive a approcci alle guerre climatiche

La mancanza di una definizione univoca di “guerra climatica” è dovuta anche al fatto che la letteratura che studia il legame tra cambiamento climatico e conflitti non ha raggiunto conclusioni unanimi. Infatti, non è semplice e immediato individuare nel cambiamento climatico il fattore scatenante di un conflitto, in quanto sussistono numerosi fattori intermedi che modulano questa complessa relazione, come sarà descritto e analizzato più avanti nella dissertazione. Per fare un esempio, una “semplice” guerra per l’acqua, dovuta ad esempio alla costruzione di una diga, potrebbe essere classificata come guerra climatica se alla base della carenza d’acqua vi è il cambiamento nel pattern delle precipitazioni indotto dal climate change, ma sarebbe sicuramente un’affermazione azzardata. Diverso è il caso in cui un’area che ha subito desertificazione, indotta dal climate change, registri un aumento della violenza a causa della riduzione delle risorse; in questo caso il contributo del climate change su un conflitto locale, per quanto complesso da analizzare, è sicuramente più misurabile in termini quantitativi.

Qualunque sia il peso relativo da attribuire al fattore clima nel contesto di un conflitto, è innegabile affermare che questo nesso esista, come emerge dall’analisi della letteratura scientifica di riferimento che ha studiato il fenomeno, esplicitato nel prossimo paragrafo. Non è un caso che due volte negli ultimi 20 anni, il Premio Nobel per la pace sia stato assegnato ad attivisti

ambientali per sottolineare la centralità della questione climatica e dei suoi impatti sulla sicurezza globale: nel 2004 a Wangari Maathai e nel 2007 al Gruppo intergovernativo sui cambiamenti climatici (IPCC) delle Nazioni Unite e all'ex vicepresidente degli Stati Uniti Al Gore. Questi premi evidenziano come la scienza abbia da tempo posto in luce la relazione tra cambiamenti climatici e crisi geopolitiche.

Nel corso degli anni il fenomeno delle guerre climatiche è stato indagato da diverse prospettive, elaborando vari filoni di ricerca che si concentrano su specifici aspetti delle guerre climatiche.

Uno di questi ha origine dalla considerazione di numerosi think tank e istituzioni governative, secondo i quali il cambiamento climatico rappresenta una minaccia critica per la sicurezza globale (Consiglio consultivo tedesco sul cambiamento globale, 2008; Podesta & Ogden, 2008; Brown & Crawford 2009). Da questo approccio in termini di sicurezza nasce il concetto di “Environmental security”, o sicurezza ambientale, che secondo una delle sue molteplici definizioni è “la minimizzazione proattiva delle minacce antropiche all'integrità funzionale della biosfera e quindi alla sua componente umana interdipendente” (Barnett J, 1997). In generale, al centro del discorso sulla sicurezza climatica c'è la dipendenza delle regioni più povere e vulnerabili del mondo dall'agricoltura alimentata dalla pioggia per il reddito e l'approvvigionamento alimentare.

Mentre il concetto di sicurezza ambientale è specifico nella sua applicazione, altri autori preferiscono porsi su livelli di ricerca più astratti e generici: alcuni affrontano l'argomento in termini di “climate induced conflicts”, volendo escludere intenzionalmente un potenziale abuso del termine “conflitto climatico”; altri ancora evitano qualsiasi terminologia specifica e preferiscono

concentrarsi sull'indagine del nesso tra climate change e conflitti in termini quantitativi.

Nel prossimo paragrafo si affronterà nel dettaglio la questione per chiarire meglio il nesso tra queste due definizioni ricorrendo ad una literature review.

1.3 Il complesso rapporto di causalità tra climate change e conflitti

1.3.1 Correlazione tra climate change e conflitti: un'analisi comparativa

Nel corso degli anni si sono susseguiti moltissimi studi che hanno analizzato la correlazione tra climate change e conflitti, concentrandosi sull'analisi delle variabili meteorologiche nel tempo oppure sulla corrispondenza tra conflitti e disastri ambientali. Ciascuna di queste strategie presenta lati positivi e negativi: i dati meteorologici oggettivi sono indicatori diretti e affidabili del cambiamento climatico, ma sono più difficilmente ricollegabili a successivi impatti economici che possono esacerbare i conflitti, a differenza dei disastri ambientali; allo stesso tempo, però, è più difficile affermare che un disastro si sia verificato a causa del cambiamento climatico. Nonostante ciò, i pattern storici rilevano come il numero, la durata e l'intensità di questi fenomeni siano in costante aumento da quando è iniziata la crisi climatica (IPCC, 2018), per cui è sicuramente un buon compromesso usarli come unità di misura.

Riguardo al grado secondo il quale si esercita questa correlazione, la letteratura scientifica si è divisa. Miguel, Burke, Hsiang e colleghi hanno pubblicato una serie di articoli che trovano una

relazione positiva tra cambiamento climatico e conflitti utilizzando una varietà di indicatori climatici (Miguel et al., 2004; Burke et al. 2009; Hsiang et al., 2011; Hsiang et al., 2013; Hsiang & Burke 2014; Burke et al., 2015). Mettendo in discussione le loro affermazioni, Buhaug e colleghi hanno avanzato una visione più sfumata secondo la quale le relazioni nulle (cioè l'assenza di una correlazione significativa) e negative (cioè una correlazione inversa) tra il cambiamento climatico e i conflitti sarebbero più comuni di quanto suggerito dai primi studiosi. (Buhaug, 2010; Buhaug et al., 2010; Buhaug & Theisen 2012; Theisen 2012; Theisen et al., 2013; Buhaug et al. 2014). Questo conflitto di opinioni tra i due gruppi di ricercatori riflette la complessità della relazione tra il cambiamento climatico e i conflitti.

Un punto di vista intermedio proviene dal team del progetto CLIMSEC (cfr. Sit.) secondo il quale, piuttosto che scatenare focolai, è più probabile che la variabilità del clima prolunghi o aumenti la frequenza dei conflitti. Si tratterebbe, per adesso, più di un motore di violenza di basso livello localizzata in zone già soggette a conflitti, prive di infrastrutture e con povertà dilagante.

Volendoci affidare ad un'analisi comparativa, dal lavoro di Sakaguchi (2017) emergono prove contrastanti circa il collegamento tra cambiamento climatico e violenza. Infatti, sebbene per il 62,3% degli studi le variabili del cambiamento climatico risultino associate a livelli più elevati di conflitti violenti, scelte metodologiche diverse e dati provenienti da fonti differenti rendono difficili le valutazioni sistematiche di una relazione generale tra clima e conflitto, creando complicazioni per l'interpretazione dei risultati. Disaggregando le unità temporali di analisi, infatti, si scopre che la maggior parte degli studi con risultati neutri (quindici studi) utilizza dati annuali, mentre gli studi con risultati positivi coprono più spesso unità temporali

come mesi o giorni. Queste scelte metodologiche hanno ovviamente implicazioni sui percorsi causali che i diversi studi sono in grado di rilevare. Ad esempio, i dati che utilizzano i mesi come unità temporale possono più facilmente tenere conto della variabilità stagionale, come dimostrato di recente da Coulibaly et al (2022): i risultati del loro studio mostrano che un aumento del 10% delle precipitazioni mensili diminuisce il rischio di incidenza dei conflitti di 0,0298%, mentre la variabilità annuale delle precipitazioni non è statisticamente correlata allo scoppio del conflitto.

Un discorso analogo si può fare con le unità spaziali: gli studi positivi rappresentano tredici dei diciotto studi che esaminano unità substatali (ad esempio, distretti amministrativi, città), mentre quasi la metà degli studi con risultati neutri si concentra sui paesi come unità spaziale di analisi. Questa tendenza emergente supporta l'ipotesi di una maggiore importanza del rapporto cambiamento climatico-violenza a livello substatale, seguendo i primi lavori di Homer-Dixon (1991, 1996).

Un altro fattore che contribuisce a rendere i risultati disomogenei è che spesso sono contemporaneamente utilizzati più indicatori. Sempre dal lavoro di Sakaguchi (2017) emerge che i due più comuni sono l'andamento delle precipitazioni e della temperatura, presenti rispettivamente nel 50% e nel 41% degli studi, mentre i disastri legati al clima, come uragani o inondazioni, vengono esaminati nel 35% degli studi. Altri indicatori del cambiamento climatico, che costituiscono il fulcro del 10% degli studi, includono le conseguenze dei processi climatici alterati, come la disponibilità di acqua dolce, il degrado del suolo e la disponibilità di vegetazione. Gli studi incentrati su questi effetti secondari della variabilità climatica a volte derivano questi eventi dai dati sulla temperatura e sulle precipitazioni, altre volte misurano gli eventi

direttamente in termini biofisici o socioeconomici.

Oltre ai problemi metodologici, un altro motivo che indebolisce la relazione tra cambiamento climatico e conflitto violento in letteratura riguarda i periodi tempo esaminati: è plausibile che questi siano troppo brevi per rendere adeguatamente operativo il cambiamento climatico, che è un fenomeno relativamente recente.

In generale, la maggior parte della letteratura ritiene che gli studi debbano proseguire evidenziando l'importanza del cambiamento climatico come motore del conflitto in relazione ad altri fattori e condizioni di mediazione.

Questo approccio è più informativo per la politica, poiché è necessaria una comprensione più disaggregata del percorso causale per intraprendere azioni volte a ridurre l'incidenza dei conflitti violenti.

Riepilogando, una revisione delle variabili chiave impiegate nella letteratura indica una molteplicità di modi in cui il clima e il conflitto sono concettualizzati e misurati, un riflesso delle diverse agende di ricerca che sono alla base di questi studi. Le correlazioni positive, negative o neutre sembrano essere altamente sensibili alle definizioni e agli indicatori utilizzati dai diversi programmi di ricerca, oltreché alle regioni geografiche prese in esame. Le analisi quantitative dovrebbero essere combinate con studi qualitativi e con metodi misti, all'interno dei paesi, per misurare i processi dei diversi percorsi causali.

1.3.2 Relazioni causali tra clima e conflitti

Alcuni studi hanno tentato di inferire una correlazione tra l'aumento delle temperature dovute al climate change e l'aumento dei conflitti dimostrando che periodi prolungati di clima stabile e caldo sono costantemente associati a un aumento del rischio di

insorgenza di guerre civili e conflitti non statali (Landis, 2014). In modo simile Ide et al. (2021), basandosi sui dati del Dartmouth Flood Observatory (DFO) e dell'Armed Conflict Location and Event Dataset (ACLED), hanno rilevato che i disordini politici legati alle inondazioni si sono verificati entro due mesi dopo il 24% delle 92 grandi inondazioni registrate nel campione, volendo dimostrare una correlazione statistica tra i due fenomeni.

Tuttavia, questa tipologia di approccio è limitata, perché la correlazione non implica automaticamente un nesso di causalità: è necessario dare una spiegazione reale delle dinamiche che sottendono lo scoppio di un conflitto legato alla variabilità ambientale e all'instabilità climatica. In tal senso, le variabili climatologiche possono essere legate alla violenza e/o ai disordini sociali seguendo almeno tre diversi percorsi di causalità, secondo la classificazione elaborata da (Sakaguchi, 2017)¹³.

Si parla di “direct path” quando consideriamo un effetto diretto delle variabili climatiche su alcune forme di violenza. Lo studio di Landis (2014) rientra in questa tipologia, ma molti altri esempi possono essere fatti se consideriamo come “effetti” della variabilità climatica non soltanto le conseguenze prettamente fisiche ma anche quelle psicologiche: le proteste per la giustizia climatica (cfr. par. 1.1.1), ad esempio, possono essere considerata disordini sociali scaturiti tramite “direct path”.

Quando, invece, si postula che le variabili climatiche interagiscono con fattori economici, disponibilità di risorse o processi migratori, per poi incidere sulla violenza, allora si parla di “interacting path”. Secondo questa relazione causale gli ecosistemi alterati deprimono

¹³ Il lavoro di Sakaguchi et al. viene preso fortemente in considerazione in questo studio e viene considerato un punto di partenza anche per la successiva elaborazione; è sempre chiaro nella dissertazione quale contributo è apportato dalla ricerca di Sakaguchi e quale invece dalla presente tesi.

l'economia, portando a tensioni sociali che sono a loro volta responsabili di conflitti violenti. Nel caso della siccità, ad esempio, gli shock ambientali che riducono raccolti e bestiame potrebbero incentivare la migrazione, che a sua volta può istigare conflitti violenti in diversi modi: 1. attraverso la competizione per le risorse tra nuovi arrivati e nativi; 2. attraverso la crescente polarizzazione e l'inasprimento delle fratture socio economiche tra i gruppi identitari; 3. attraverso l'antagonismo tra le autorità ospitanti e il governo di origine dei migranti. (Reuveny, 2007, pp. 656–673). Un altro studio, proveniente da Bai e Kung (2011), esamina come la siccità interagisce con il reddito influenzando la probabilità di invasioni nomadi nella pianura centrale della Cina per un periodo di duemila anni. Allo stesso modo, Bergholt e Lujala (2012) studiano il modo in cui i disastri legati al clima (ad esempio, inondazioni e tempeste) interagiscono con la crescita economica e la conseguente influenza che queste interazioni hanno sull'insorgenza dei conflitti civili.

Una ulteriore tipologia di nesso di causalità è il “mediation path”, che si verifica quando le variabili climatiche sono mediate da varie condizioni, come la distribuzione della ricchezza o la presenza di istituzioni per mediare le controversie sociali, che influenzano la violenza (Sakaguchi, 2017). Ad esempio, la presenza di istituzioni a livello locale o statale (Petrova 2022; Meier, Bond e Bond 2007; Koubi et al. 2012), la presenza di diversi gruppi etnici in una determinata regione o il livello di concorrenza fondiaria esistente possono influenzare la portata con cui la variabilità climatica innesca o amplifica la violenza (Theisen, 2012), in quanto i conflitti dipendono in gran parte dal contesto di una determinata società e dalla risposta politica a questi shock esterni. Allo stesso modo, Koubi et al. (2012) postulano che è probabile che i conflitti violenti si verifichino solo negli stati non democratici che sono

meno capaci di mediare gli effetti economici del cambiamento climatico. Ide et al. (2021) forniscono un esempio reale di cosa si intende per “disordini politici legati alle inondazioni” che riguarda il distretto di Khwaja Baha Wuddin, nel nord-est dell’Afghanistan, colpito da un’alluvione nel 2018 che ha ucciso 72 persone: i residenti dell’area di Shour Toghi hanno accusato il governo di non aver fornito risarcimenti sufficienti e hanno organizzato il 21 maggio una protesta per articolare le loro richieste, poi repressa dall’esercito.

Nella maggior parte degli studi si considera una combinazione tra percorsi di interazione e di mediazione, essendo ciò che si verifica più di frequente nella realtà. In particolare, è diffusa soprattutto l’idea che il cambiamento climatico sia causa di violenza attraverso fattori economici (reddito, prezzi alimentari, livello di sviluppo economico, ecc). Un fattore mediatore in tal senso risulta quindi essere la povertà: molti studiosi, ritenendo che il rapporto povertà-conflitto sia adeguatamente supportato da prove empiriche, scelgono di esplorare il modo in cui il cambiamento climatico influisce sulle variabili economiche che a loro volta alimentano conflitti violenti. Una di queste variabili economiche che può agire da fattore mediatore tra climate change e conflitti è l’inflazione dei beni alimentari. La prima parte della catena, ovvero il nesso tra cambiamento climatico e inflazione, è più semplice da dimostrare: i disastri ambientali come siccità e alluvioni, nonché le temperature anomale, possono danneggiare i raccolti ed interrompere le catene di approvvigionamento. Di recente la FAO ha pubblicato la sua prima valutazione a livello mondiale delle ricadute dei disastri sul settore agricolo (FAO, 2023b), nella quale si stima che nel corso degli ultimi tre decenni, a causa di eventi catastrofici, siano stati persi raccolti e produzione di bestiame per un valore approssimativo di 3.800 miliardi di

dollari, che rappresenta circa il 5% del Prodotto Interno Lordo agricolo globale annuo. Sempre dal report si evince che in riferimento alle influenze climatiche sulle coltivazioni agricole, durante lo stesso periodo, le perdite di cereali sono state equivalenti a 69 milioni di tonnellate all'anno, quantità paragonabile all'intera produzione cerealicola annuale della Francia nel 2021. Questi dati sono seguiti da significative perdite di frutta e verdura, nonché di colture di zucchero, ciascuna con una media di approssimativamente 40 milioni di tonnellate perse annualmente.

Questi danni provocano un aumento dei prezzi delle materie prime e dei beni alimentari. Uno studio condotto dalla Banca Centrale Europea e dall'Istituto Potsdam per la Ricerca sull'Impatto del Clima ha stimato che l'estremo caldo estivo del 2022 ha aumentato l'inflazione dei beni alimentari in Europa di 0,67 (0,43-0,93) punti percentuali e prevede che il riscaldamento globale continuerà a influenzare i prezzi alimentari, aumentandoli tra lo 0,6% e il 3,2% entro il 2060 (Kotz et al., 2023). A conferma di questi dati, secondo il sito ufficiale dell'Organizzazione delle Nazioni Unite per l'alimentazione e l'agricoltura (FAO), l'Indice dei prezzi alimentari della FAO (FFPI) ha raggiunto il suo massimo storico nel marzo 2022 (FAO, 2023a).

La seconda parte riguardante il collegamento tra inflazione alimentare e disordini sociali è invece più complessa, seppure storicamente documentata. Rivolta del pane è il nome tradizionalmente dato a vari movimenti di protesta; già in epoca romana era politica delle autorità curare tramite le *frumentationes* la distribuzione di grano a prezzo calmierato o addirittura gratuito. Recentemente diversi studi sono stati condotti per analizzare e quantificare questo legame. Uno studio ha dimostrato che un improvviso aumento dei prezzi alimentari nazionali in un

dato mese aumenta significativamente la probabilità di disordini urbani, soprattutto eventi spontanei e rivolte (Smith, 2014), mentre in un altro studio del 2011 gli autori presentavano una correlazione convincente tra i picchi dell'indice dei prezzi alimentari della FAO nel 2008 (e di nuovo nel 2011) e le notizie dei media di rivolte per il cibo in Medio Oriente e nel Nord Africa¹⁴ (Lagi, 2011). Tuttavia questa correlazione tra i livelli dell'Indice dei prezzi alimentari della FAO e il conflitto va analizzata attentamente, siccome i prezzi locali non rispondono necessariamente nell'immediato ai cambiamenti dell'Indice ed è difficile determinare cosa costituisce una rivolta alimentare o se altri fattori oltre ai prezzi alimentari stanno avendo un impatto maggiore. Inoltre, pur esistendo una sempre più forte connessione tra il rapido aumento dei prezzi delle derrate alimentari e i disordini urbani nel Sud del mondo, non bisogna trarre conclusioni affrettate, dal momento che i prezzi degli alimenti sono anche il risultato di altri fattori da tenere in considerazione, come le politiche interne, la speculazione di mercato, nonché i costi di trasporto e dei fertilizzanti.

Oltre all'inflazione, un altro fattore intermedio nella catena di causalità, citato già precedentemente, risulta essere l'immigrazione, tenuta particolarmente in considerazione a livello internazionale: secondo l'Alto commissariato Onu per i rifugiati, a causa di fenomeni meteorologici estremi negli ultimi dieci anni si è registrata una media di 21,5 milioni di nuovi sfollati l'anno, fra i quali 23,7 milioni solo nel 2021 (Lambruschi, 2023).

Per concludere, sembra di fondamentale importanza sapere se le variabili climatiche operano principalmente attraverso percorsi

¹⁴ Gli autori affermano che quando i sistemi politici non riescono a fornire cibo accessibile, le popolazioni non hanno “nulla da perdere” e “qualsiasi incidente innesca proteste che sfidano la morte e altre azioni che sconvolgono l'ordine esistente”.

causali diretti o interagenti e/o mediatori se vogliamo progettare politiche efficaci per adattarsi a un clima che cambia. Ciò implica che, ad esempio, in una località in cui il cambiamento climatico incide sul conflitto attraverso il percorso agricolo, gli sforzi di adattamento potrebbero essere diretti al collegamento clima-agricoltura attraverso misure quali lo sviluppo di colture resistenti alla siccità o alle inondazioni, il miglioramento dei sistemi di irrigazione, il miglioramento della capacità di adattamento delle comunità agricole attraverso sensibilizzazione, sviluppo di sistemi di allarme meteorologico supportati dalla tecnologia e promozione della diversificazione delle colture.

E' altresì fondamentale schematizzare gerarchicamente i vari nessi di causalità tra climate change e conflitti visti finora. Nella tabella sottostante, creata nel contesto di questa tesi di ricerca, sono illustrati vari livelli, da 0 a 4, che rappresentano i legami di causalità tra i diversi fattori. I fattori presenti in ciascun livello influenzano i fattori del livello successivo¹⁵.

Livello 0	Livello 1	Livello 2	Livello 3	Livello 4
Climate change (alterazione del pattern delle precipitazioni)	Disastri ambientali (siccità, inondazioni e tempeste)	- perdita dei raccolti, - distruzione delle infrastrutture e delle abitazioni, - riduzione delle risorse idriche ¹⁶	- danni economici, - inflazione dei prodotti alimentari, - diffusione di malattie, - migrazioni	Conflitti: - Tensioni etniche; - Scontri per le risorse

¹⁵ La tabella di causalità è una personale rielaborazione fatta sulla base degli studi riassunti nel capitolo. I fattori menzionati non sono esaustivi, ma sono soltanto esemplificativi dei principali fenomeni affrontati dalla letteratura di riferimento.

¹⁶ La dicitura è in grassetto per evidenziare l'importanza di questo fattore che sarà ripreso nel capitolo 2.

1.3.3 Le guerre climatiche di oggi e di domani: “owning the weather”

Esistono numerosi esempi di guerre che possono essere definite “conflitti climatici”. Il conflitto del Darfur, una sanguinosa guerra di origine etnica e politica che si combatte da più di venti anni, è stato etichettato da molti osservatori come il “primo conflitto legato al cambiamento climatico” (the first climate change war), data la convergenza di fattori ambientali e politici che hanno portato al conflitto. Anche l'ex segretario generale dell'ONU Ban Ki-Moon lo aveva affermato nel 2007: “Amid the diverse social and political causes, the Darfur conflict began as an ecological crisis, arising at least in part from climate change” (Sova, 2017). L'indagine dell'UNEP sui legami tra clima e conflitto in Sudan suggerisce con più decisione che la vera genesi del conflitto è anteriore al 2003 e va ricercata nella mancanza di piogge e nella strisciante desertificazione: è stato riscontrato che il deserto del Sudan settentrionale è avanzato verso sud di 60 miglia negli ultimi 40 anni e che le precipitazioni sono diminuite del 16%-30%. Sono proprio questi cambiamenti climatici a essere responsabili delle tensioni iniziali tra i nomadi e le comunità stanziali. A causa della siccità, i pozzi d'acqua si stanno prosciugando, situazione che si aggrava ulteriormente a causa dell'aumento del numero di bestiame. Inoltre, dato che i modelli climatici per la regione suggeriscono un aumento compreso tra 0,5°C e 1,5°C tra il 2030 e il 2060, lo studio prevede che potrebbe esserci un calo fino al 70% dei raccolti nelle aree più vulnerabili del Sahel, una cintura ecologicamente fragile che si estende dal Senegal al Sudan (Borger, 2007).

Per tutti questi motivi, secondo Achim Steiner, direttore esecutivo presso l'UNEP (United Nation Environment Programme) ha

affermato che la tragedia del Sudan è l'esempio emblematico di come l'esaurimento incontrollato delle risorse naturali accelerato dai cambiamenti climatici possa destabilizzare le comunità¹⁷.

Oltre al Darfur, tuttavia, di esempi di conflitti climatici se ne possono fare tanti. La siccità indotta dal climate change è stato un fattore scatenante anche delle guerre in Siria del 2011 (Brenna, 2011), mentre in Somalia la siccità ha acuito il contesto bellico esistente (Heaton, 2017).

Il climate change, tuttavia, può innescare conflitti anche in territori che non vivono già situazioni di guerra. E' il caso della Bolivia, dove la contrazione dei ghiacciai causata dal riscaldamento globale minaccia l'approvvigionamento idrico da più di vent'anni ed ha causato, già nel 1999, una serie di proteste conosciute come "guerra dell'acqua di Cochabamba".

Questi esempi di conflitti climatici potrebbero non solo diventare la norma entro pochi anni anche nei paesi più civilizzati, ma potrebbero anche evolvere in dinamiche più complesse. I cambiamenti climatici, infatti, avanzano ad un ritmo crescente e già oggi vediamo le tracce di quelli che si prefigurano come dei veri e propri sconvolgimenti geopolitici. Basti pensare che, ad esempio, secondo un rapporto del Consiglio Atlantico datato marzo 2021, c'è una crescente probabilità di conflitto tra Russia e Cina poiché entrambi i paesi cercano di sfruttare le nuove rotte marittime aperte dalle acque precedentemente ghiacciate intorno alla Groenlandia, all'Islanda e al Circolo polare artico, mentre gli Stati Uniti e la Gran Bretagna hanno aumentato in modo preventivo la loro presenza militare e navale nella regione

¹⁷ Sudan's tragedy is not just the tragedy of one country in Africa, it is a window to a wider world underlining how issues such as uncontrolled depletion of natural resources such as soils and forests, allied to impacts such as climate change can destabilise communities" (Scott, 2011, cfr. Bibl.)

(Luxner, 2021).

Questa è solo una delle tante "guerre climatiche" che potrebbero scoppiare in un prossimo futuro, che si combatterebbero non più solo a livello locale, ma tra diversi Stati del mondo che hanno interesse ad appropriarsi di risorse non sufficientemente regolamentate dagli accordi internazionali. Infatti, è l'utilizzo di risorse che nessuno può rivendicare come proprie che può minacciare gli equilibri geopolitici internazionali. Tra queste troviamo le risorse idriche atmosferiche (cloud water resource), che possono essere sfruttate con tecniche di "cloud seeding", una pratica che permette di incrementare la quantità delle precipitazioni attraverso l'uso di specifici agenti chimici che interagiscono con le nuvole. A differenza dell'acqua terrestre che viene raccolta nei laghi o fluisce attraverso sistemi fluviali ben definiti, l'acqua atmosferica si sposta liberamente attraverso l'atmosfera e non può essere chiaramente attribuita a una particolare giurisdizione politica. Questa tecnica fa parte di un più vasto programma di modifica del meteo ed è ad oggi utilizzata in particolare dalla Cina. Secondo il CNN, dal 2012 al 2017 la Cina ha investito più di 1 miliardo di euro in programmi sperimentali per il controllo delle condizioni meteorologiche e, secondo il comunicato del governo, entro il 2025 il paese avrà un «sistema avanzato di modifica del meteo» che coinvolgerà un'area di 5,5 milioni di chilometri quadrati: più di una volta e mezza l'estensione dell'India (Griffiths, 2020). Questa strategia fa parte del più ampio concetto di “modernizzazione ecologica”¹⁸, che La Cina ha ufficialmente introdotto nel suo 12° piano nazionale quinquennale (2011-2015) per la “costruzione di una civiltà ecologica”. Il

¹⁸ Una prospettiva introdotta a metà degli anni '80 da alcuni ottimisti tecnologici europei, che vedeva nelle tecnologie avanzate e nei sistemi di mercato le migliori soluzioni potenziali ai problemi ambientali Riferimenti in Chien, 2017, p. 2, par. 2.1 (cfr. Bibl.)

programma della Cina comporta un vero e proprio cambio di paradigma e una nuova politica ideologica del cambiamento del rapporto tra uomo e meteo che da “adattamento al meteo” diventa “dominazione del meteo”¹⁹. Le motivazioni dietro queste scelte della Cina sono prettamente economiche: si stima infatti che i disastri ambientali siano costati al paese l'equivalente di una media del 2,8% del PIL annuo tra il 1911 e il 2008 (Yao, 2013). Per affrontare questo problema, la Cina ha condotto tra il 2002 e il 2012 più di mezzo milione di operazioni di modificazione climatica, provocando il rilascio di 500 miliardi di tonnellate di pioggia e prevenendo potenziali perdite economiche per circa 10 miliardi di RMB. Quasi tutte queste operazioni sono state condotte dallo Stato cinese a diversi livelli amministrativi (Chien, 2017). Gli interventi della Cina, però, non stanno passando inosservati, e soprattutto stanno già causando diversi conflitti a vari livelli.

La gestione del vapore acqueo atmosferico nelle nuvole ha provocato negli anni tensioni tra il settore militare e i governi locali, tra il governo centrale e quello locale e tra i governi delle città vicine (Chien 2017). Infine un altro tipo di tensione molto pericolosa è quella tra gli Stati. Effettivamente, una delle conseguenze della mancanza di coordinamento tra i paesi è che le operazioni di controllo del clima potrebbero influenzare le condizioni nelle aree circostanti, con alcune regioni che potrebbero accusare le aree vicine di "furto di piogge". Una delle aree più colpite da queste nuove operazioni sarebbe la provincia di Qinghai, situata nella parte orientale dell'Altopiano del Tibet, che ospita le maggiori riserve d'acqua del paese. Inoltre, “il cloud seeding verrebbe utilizzato per deviare il vapore acqueo generato dal Fiume Azzurro verso le zone più aride attraversate dal Fiume

¹⁹ 9 Traduzione italiana di “Taming the weather”, da Chien, 2017.

Giallo, dove verrebbe trasformato in pioggia” (Il Post, 2020).

La situazione relativa al controllo climatico da parte della Cina preoccupa da tempo in particolare l'India, dato che i due Paesi confinano a nord-est lungo la catena himalayana, un confine territoriale molto conteso e oggetto di polemiche ripetute nel corso dell'anno secondo quanto riportato dalla CNN. Alcuni analisti sostengono che le attività cinesi di modifica delle condizioni atmosferiche potrebbero influenzare le piogge monsoniche, fondamentali per l'agricoltura indiana e già rese instabili dai cambiamenti climatici, e ritengono che questo strumento possa essere impiegato come una potenziale arma geopolitica (Minter, 2020).

I timori dell'India e dei paesi vicini non sono infondati, in quanto la modifica del meteo è stata usata come arma già in passato. Durante il periodo della guerra del Vietnam, infatti, l'esercito degli Stati Uniti fece uso della tecnologia di manipolazione meteorologica al fine di estendere la durata della stagione dei monsoni. L'obiettivo era quello di rendere le strade fangose, causare frane lungo le vie di comunicazione e ostacolare gli attraversamenti fluviali nelle aree controllate dal nemico. Tuttavia, l'uso di questa tecnologia fu portato all'attenzione del pubblico dal New York Times nel 1972 (Seymour, 1972), e di conseguenza il progetto fu sospeso. Nel 1975, gli Stati Uniti e l'Unione Sovietica raggiunsero un accordo che esplicitamente proibiva l'utilizzo di armi meteorologiche (Chien, 2017, p.3).

Nel corso degli anni non ci sono stati altri casi, quantomeno verificati, di utilizzo del meteo come arma, ma ciò non esclude che in futuro le nuove tecnologie e le esigenze sempre più impellenti di risorse non escludano nuovamente il ricorso a questi metodi. In tal senso, le guerre climatiche, per come le conosciamo,

potrebbero realmente trasformarsi in “guerre ambientali globali” (Mini, 2007).

1.4 Nuovo framework teorico per la classificazione dei conflitti in base al loro legame con i fattori ambientali e climatici

Sulla base dell'analisi fin qui condotta e dei concetti esaminati nei paragrafi precedenti, procediamo ora a delineare un quadro concettuale per comprendere la relazione tra conflitti e guerre con i fattori ambientali e climatici. È importante notare che attribuire direttamente al clima la responsabilità di un conflitto è un compito complesso, come precedentemente discusso. Il clima agisce innanzitutto sull'ambiente e, successivamente, su di noi attraverso vari elementi ambientali. La distinzione tra conflitti "ambientali" e "climatici" spesso si dimostra labile nella realtà, poiché queste due categorie sono frequentemente intrecciate. Anche quando sembra che il clima non giochi un ruolo diretto, come ad esempio nelle proteste contro un inceneritore, spesso troviamo preoccupazioni sottostanti relative alla giustizia climatica e alla guerra climatica.

Inoltre, il cambiamento climatico è un "game changer"²⁰ che influenza indirettamente le dinamiche dei conflitti in molteplici modi e che sta gradualmente ridisegnando gli equilibri geopolitici

²⁰ “We conceptualise game-changers as macro-developments that are perceived to change the (rules, fields and players in the) ‘game’ of societal interaction” (Avelino 2014, pp. 6-7). Gli autori dello studio introducono il concetto nel quadro teorico della “transformative social innovation”. ²¹ Questo framework non si concentra sull'evoluzione delle dinamiche dei conflitti, non essendo il ricorso alle armi l'unico mezzo per dichiarare guerra o esercitare pressioni su un avversario. Esplorare tutte queste sfumature richiederebbe un'analisi aggiuntiva che va oltre lo scopo di questa tesi.

globali e le relazioni tra gli Stati, come abbiamo visto nella sezione 1.3.3. Un secondo punto importante è che ogni conflitto può essere sempre in qualche modo collegato ai fattori ambientali e climatici. La domanda chiave è quanto questi fattori influiscono sul conflitto e in che modo si relazionano con gli altri fattori coinvolti nella dinamica del conflitto.

Sulla base delle premesse esposte, è possibile effettuare una classificazione²¹ rispetto a tre diverse dimensioni:

1) In base al ruolo del fattore ambientale²²:

[A1] Environmental/climate conflicts: il dibattito attorno ad una questione ambientale, che può scaturire dal climate change, è il motivo principale e predominante del conflitto²³, causa di proteste, disordini o scontri armati.

[A2] Environment/climate-induced conflicts: il fattore ambientale o climatico è uno dei fattori scatenanti del conflitto, ma non il principale, che interagisce con gli altri fattori di carattere economico, sociale e politico²⁴.

[A3] Climate-intensified conflicts: le condizioni climatiche sono un fattore aggravante che può provocare escalation

²¹ Questo framework non si concentra sull'evoluzione delle dinamiche dei conflitti, non essendo il ricorso alle armi l'unico mezzo per dichiarare guerra o esercitare pressioni su un avversario. Esplorare tutte queste sfumature richiederebbe un'analisi aggiuntiva che va oltre lo scopo di questa tesi.

²² Un'ulteriore categoria potrebbe essere quella dei conflitti ambientali che derivano da una guerra di altra natura, che provoca inquinamento e riduzione della disponibilità di risorse, e che per questo potrebbero essere denominati "War-caused environmental conflicts". Tuttavia questa eventualità è molto meno studiata e documentata e pertanto non viene presa in considerazione in questo schema.

²³ In questa categoria i conflitti avvengono secondo un percorso diretto (direct path, cfr. par. 1.3.2).

²⁴ Questa categoria rappresenta i conflitti in cui i vari fattori ambientali, economici ecc interagiscono nel percorso definito "interacting path" nel paragrafo 1.3.2.

in una situazione di conflitto o instabilità politica preesistente²⁵.

2) In base alla tipologia del fattore (con riferimento alle categorie dell'atlante dei conflitti EJatlas):

[B1] Resources management conflicts: conflitti sull'uso delle risorse che sono contese da più parti, principalmente l'acqua e la terra;

[B2] Environment management conflicts: conflitti che riguardano la gestione del territorio, ad esempio la costruzione di infrastrutture che possono danneggiare gli habitat, depositi di scorie nucleare, progetti di estrazioni minerarie ecc;.

[B3] Pollution/disease conflicts: conflitti che scaturiscono come protesta a varie forme di inquinamento dovute ad esempio ad una cattiva gestione dei rifiuti, agli scarichi tossici di processi aziendali o anche al turismo incontrollato che sconvolge gli equilibri di un territorio.

3) In base agli agenti del conflitto:

[C1] Conflitto interno tra comunità locali oppure tra una comunità e lo Stato;

[C2] Conflitto tra due o più Stati;

[C3] Conflitto tra un Movimento transnazionale ed una o più lobby. Un conflitto può essere quindi classificato sulle tre diverse dimensioni, dando luogo a 27 possibili combinazioni.

²⁵ In questa tipologia di conflitto i fattori ambientali seguono prevalentemente un “mediation path” (cfr. par. 1.3.2).

È possibile fare degli esempi di classificazione con i conflitti trattati nel capitolo:

- La guerra dell'acqua in Bolivia, ad esempio, riceverebbe l'etichetta "A1-B1-C1", essendo un conflitto per l'acqua tra comunità e Stato, concausato dal climate change; in generale rientrano in questa categoria tutti i conflitti ambientali nella definizione più tradizionale del termine vista nel primo paragrafo.
- La tensione tra Egitto ed Etiopia per la costruzione della grande diga della rinascita è classificata come "A1-B2-C2";
- Nel conflitto russo-ucraino, invece, lo scontro per le risorse idriche in Crimea è secondario, ma determinante (A2-B1-C2).
- La guerra del Darfur e il conflitto in Siria, più difficili da inquadrare a prima vista, in seguito all'analisi esposta nei paragrafi precedenti si possono inquadrare come guerre per le risorse concausa dal climate change all'interno dello Stato (A2-B1-C1);
- Ci sono casi più ambigui dove il ruolo della siccità è più difficile da inquadrare, come nel caso della Somalia, già in conflitto prima della siccità che l'ha attanagliata dal 2008 (Cutelli, 2022), per cui l'approccio dipende dalla prospettiva assunta; in generale, comunque, la siccità può essere considerata una causa di escalation della situazione di disordine preesistente (A3-B1-C1).
- Un altro caso più particolare, che dimostra la flessibilità del framework, potrebbe essere la classificazione del conflitto tra movimenti ambientalisti e l'industria petrolifera, che riceverebbe la classificazione "A1-B3-C3".

Dal punto di vista concettuale fare riferimento ad un framework che attraverso delle classi fornisce indicazioni sulle caratteristiche del conflitto è un vantaggio per una migliore analisi del conflitto

stesso.

I decisori politici possono considerare queste diverse dimensioni anche per inquadrare conflitti che non sono ancora scoppiati, provando ad anticipare le possibili evoluzioni sulla base degli esempi passati di conflitti appartenenti alla stessa tipologia. Il framework è quindi utile anche per la previsione delle escalation e dei disordini associati, il cui calcolo può essere affidato anche ad algoritmi di machine learning, di cui si discuterà nel prossimo capitolo.

2. INTELLIGENZA ARTIFICIALE E CONFLITTI. COME RENDERE OPERATIVA LA DIMENSIONE DEL CLIMATE CHANGE NEI SISTEMI DI PREVISIONE?

L'intelligenza artificiale (IA) è un campo di studio e ricerca che si occupa di sviluppare sistemi e algoritmi in grado di emulare le capacità cognitive umane. L'obiettivo principale dell'IA è creare macchine in grado di apprendere, ragionare, prendere decisioni e risolvere problemi in modo autonomo, senza la necessità di un controllo umano diretto. L'intelligenza artificiale sta cambiando profondamente molti settori della società poiché permette di accelerare in modo esponenziale il progresso in numerosi ambiti della conoscenza, potenziando e supportando le capacità cognitive umane e rendendo automatici molti compiti ripetitivi e di routine. Grazie all'IA è possibile potenziare e ottimizzare processi che richiederebbero tempo e risorse umane eccessive se svolti manualmente, liberando così energie e capacità intellettive per attività più complesse e creative.

L'IA si suddivide in diverse sottoclassi, ciascuna delle quali si concentra su aspetti specifici dell'intelligenza e dell'apprendimento automatico. Tra le principali branche dell'IA troviamo il Machine Learning (Apprendimento automatico), un'area di studio che si basa sull'analisi di grandi quantità di dati per sviluppare algoritmi e modelli che consentono ai computer di apprendere da dati passati e migliorare le prestazioni nel tempo senza essere esplicitamente

programmati.

Negli ultimi anni l'apprendimento automatico è diventato essenziale per la previsione dei conflitti, anche se le variabili climatiche sono considerate da pochi sistemi predittivi. In questo capitolo si esplora il potenziale applicativo del machine learning per la creazione dei sistemi di allerta precoce, mettendo a confronto diversi modelli e tecniche, ciascuna con vantaggi e svantaggi. Vengono inoltre presentate le principali variabili climatiche e idrologiche, indicando le tipologie di dati che le possono rappresentare e le possibili fonti da cui reperire tali informazioni, in particolare i dati satellitari che provengono dal telerilevamento.

2.1 Machine learning e previsione dei conflitti

2.1.1 Machine learning e deep learning: modelli di apprendimento automatico

Anche se il machine learning era noto da decenni, con una prima definizione che risale al 1959²⁶, solo oggi apprezziamo il pieno dispiegamento delle sue potenzialità grazie alla combinazione di due fattori: l'abbondanza di dati disponibili e un aumento significativo delle capacità di calcolo.

L'apprendimento automatico rappresenta un cambio di paradigma in ambito informatico: mentre con l'approccio tradizionale gli sviluppatori scrivono un programma per ottenere degli output, un algoritmo di Machine Learning esplora i dati per ricavarne correlazioni, pattern e quindi modelli predittivi. In altre parole è l'algoritmo che partendo dai dati sviluppa un suo "programma" che

²⁶ La definizione fu data da Arthur Lee Samuel.

gli consente di osservare altri dati e modificare di conseguenza le proprie conoscenze, seguendo una logica induttiva (Osservatori Digital Innovation, 2023).

Gli algoritmi possono essere addestrati principalmente in due modi, in base ai quali distinguiamo due tipologie di modelli: con l'apprendimento supervisionato gli algoritmi vengono addestrati con dati già etichettati²⁷ per descrivere al meglio la relazione tra dati di input e output, con lo scopo di fare previsioni accurate su nuovi dati non etichettati; l'apprendimento non supervisionato è applicato su dati senza etichetta o non strutturati, in cui l'algoritmo deve analizzare i dati al fine di individuare relazioni e trovare schemi all'interno degli stessi. Ciascuna tipologia ha le proprie caratteristiche che presentano vantaggi, svantaggi e specifici campi di applicazione. I modelli di apprendimento supervisionato tendono ad essere più accurati e affidabili ma richiedono un intervento specialistico preliminare per etichettare in modo appropriato i dati. Ad esempio, ad un modello di apprendimento supervisionato che prevede la durata del tragitto in base alle condizioni meteorologiche deve essere insegnato che la pioggia prolunga il tempo di guida; si forniscono quindi al modello nella fase di training molti esempi di input associati ad output, di modo che esso apprenda l'associazione e sia in grado di individuarla nei dati futuri. Inoltre, l'apprendimento supervisionato richiede molto più sforzo in termini di risorse a causa della necessità di dati etichettati (Seldon, 2022).

Di contro, i modelli di apprendimento non supervisionato, pur essendo autonomi, richiedono una validazione umana delle

²⁷ I dati etichettati nel machine learning sono dati non elaborati (ad esempio immagini, file di testo, video) ai quali sono state aggiunte una o più etichette per specificare il contesto per i modelli, consentendo al modello di machine learning di fare previsioni accurate. IBM, 2023, cfr. Bibl.

variabili d'uscita identificate dal modello. Ad esempio, se un algoritmo di raccomandazione dovesse individuare una correlazione tra l'acquisto di due prodotti, sarebbe necessario verificare se tale associazione ha effettivamente senso oppure no. Inoltre, i modelli di apprendimento non supervisionato sono computazionalmente complessi, perché necessitano di un ampio set di dati di addestramento per produrre gli esiti desiderati; tuttavia la capacità di gestire grandi volumi di dati in tempo reale risulta anche un elemento di forza. Infine, a differenza dell'apprendimento supervisionato, c'è una mancanza di trasparenza su come i dati vengono raggruppati e un rischio maggiore di risultati imprecisi (Delua, 2021).

Sulla base di quanto descritto, l'apprendimento supervisionato risulta essere particolarmente adatto a compiti di classificazione e regressione: nel primo compito si desidera che un algoritmo risponda a domande binarie affermativo/negativo oppure si intende effettuare una classificazione multiclasse (es. classificare la tipologia di un cliente in base alle informazioni sul suo conto); nel secondo si vuole trovare la relazione tra una variabile dipendente e una o più variabili indipendenti per prevedere valori futuri, identificare le variabili che influenzano maggiormente l'output e valutare l'importanza delle variabili (es. individuare la relazione tra l'età di un utente e il suo interesse potenziale verso una determinata campagna pubblicitaria). L'apprendimento non supervisionato, invece, dove l'obiettivo è ottenere approfondimenti da grandi volumi di nuovi dati determinando autonomamente cosa è diverso o interessante, è utile soprattutto per i compiti di clustering, in cui si desidera che un algoritmo individui le regole di classificazione e stabilisca il numero di classi. La principale differenza rispetto ai compiti di classificazione è che inizialmente non si conoscono i gruppi e i principi della loro suddivisione. Un

esempio che proviene dal marketing può essere quello di creare gruppi di utenti con caratteristiche simili per proporre offerte mirate.

In conclusione, i modelli di apprendimento supervisionato sono ideali per applicazioni come il rilevamento dello spam, l'analisi dei sentimenti, le previsioni meteorologiche e la predizione dei prezzi, tra le altre cose. Al contrario, l'apprendimento non supervisionato è ottimale per il rilevamento delle anomalie, i motori di raccomandazione, le personalità dei clienti e l'elaborazione di immagini mediche²⁸. Ci sono compiti dove è necessaria una flessibilità nella tecnica di training dei modelli, per cui è possibile considerare l'apprendimento semi-supervisionato: parte dei dati è accompagnata dalle etichette delle soluzioni, un'altra parte invece non ha annotazioni sugli esiti attesi. Altre tipologie di modelli sono il Reinforcement learning ed altre sottocategorie come gli alberi delle decisioni e i modelli probabilistici. Un sottoinsieme del machine learning che ha acquisito un'importanza notevole negli ultimi anni è il Deep learning, una tecnologia che con varie tecniche simula i processi di apprendimento del cervello attraverso reti neurali artificiali stratificate. Il risultato è la capacità di risolvere problemi di apprendimento automatico molto complessi senza la necessità di introdurre un pre-processamento dei dati, elemento solitamente indispensabile con le tradizionali tecniche di Machine Learning. Si parla di “apprendimento profondo” riferendosi alle reti neurali composte da più livelli, ovvero i layer nascosti nella rete neurale, anche detti hidden layer: mentre quelle tradizionali contengono 2-3 layer, le reti neurali profonde possono averne anche più di 150. Ciascun “layer” rappresenta delle caratteristiche dei dati a un certo livello di astrazione: i livelli più alti rappresentano concetti più astratti definiti in base a quelli dei livelli

²⁸ Esempi tratti da Delua, 2021, cfr. Bibl.

più bassi e semplici. In questo modo le reti neurali profonde hanno una rappresentazione gerarchica dei concetti, dai più semplici ai più complessi man mano che si sale di livello. I vari livelli di astrazione presenti in queste reti neurali rappresentano un grande vantaggio, poiché permettono di aggiungere gradualmente nuove informazioni man mano che ci si sposta da livelli semplici a livelli più astratti, guidando l'algoritmo verso risultati più accurati. In generale, si può affermare che aumentando la profondità e la complessità di queste reti, cioè aggiungendo ulteriori livelli di astrazione, i modelli possono ottenere performance superiori. Tuttavia, la scala di applicazione rimane legata a fattori come la quantità di dati a disposizione e le capacità di calcolo: poiché hanno un gran numero di parametri da stimare, possono richiedere molto più tempo, risorse computazionali e dati di addestramento rispetto ai modelli basati su machine learning tradizionali. Inoltre, i sistemi basati su Deep Learning sono difficili da addestrare proprio a causa del numero elevato di strati e collegamenti tra i neuroni nella rete, che può rendere difficile calcolare le “regolazioni” da apportare in ogni fase del processo di addestramento²⁹. Sebbene l'ingente potenza di calcolo necessaria costituisca un ostacolo, ciò che contraddistingue il deep learning rispetto all'apprendimento automatico è la sua capacità di espansione grazie all'accrescimento dei dati e degli algoritmi a disposizione. I sistemi di deep learning incrementano infatti le proprie abilità man mano che i dati aumentano, a differenza delle applicazioni di machine learning, note anche come apprendimento superficiale, che una volta raggiunto un determinato livello di efficienza non risultano più ampliabili.

²⁹ Questo problema, noto come problema della scomparsa del gradiente, si presenta perché per il training si usano i cosiddetti algoritmi di retropropagazione dell'errore (backpropagation) attraverso il quale si rivedono i pesi della rete neurale (le connessioni tra i neuroni) in caso di errori.

Per questi motivi, gli ambiti applicativi di ML e DL sono diversi: mentre il Machine learning tradizionale viene usato per compiti semplici come il riconoscimento vocale, il riconoscimento delle immagini e nella diagnosi delle malattie, il Deep learning viene utilizzato in ambiti complessi come la computer vision e l'auto a guida autonoma, elaborazione del linguaggio naturale, robot chirurgici ecc.³⁰.

Il deep learning include diverse sottocategorie di modelli in grado di risolvere differenti tipi di problemi. Le CNN (Convolutional Neural Networks), ad esempio, sono particolarmente efficaci nell'elaborazione di dati strutturati come immagini 2D, mentre le RNN (Recurrent Neural Networks) e i loro sviluppi come LSTM sono indicati per l'analisi di sequenze di dati come testo e parole. Tuttavia CNN e RNN presentano alcuni limiti, come la gestione non ideale delle lunghe dipendenze temporali nei dati, oltre all'elaborazione sequenziale che ne rallenta i tempi di calcolo.

A queste criticità risponde il modello Transformer, che grazie ai meccanismi di attenzione è in grado di considerare in parallelo tutte le rappresentazioni disponibili, rendendolo uno degli approcci di deep learning più efficaci in numerosi domini del natural language processing. Il Transformer model sarà approfondito nella sezione del case study in quanto architettura del modello oggetto di analisi.

Diverse applicazioni del machine learning inerenti il contrasto al climate change saranno descritte nel capitolo 3, mentre in questo capitolo si discute del suo utilizzo per la previsione dei conflitti, in particolare quelli legati al cambiamento climatico.

³⁰ Esempi tratti da AI4 BUSINESS, 2023.

2.1.2 Conflict Early Warning Systems (CEWS)

La prevenzione dei conflitti nelle relazioni internazionali richiede un intervento tempestivo per mitigare possibili escalation. L'utilizzo dei dati e della tecnologia può rivoluzionare il modo in cui preveniamo i conflitti, consentendoci di individuare segnali precoci di potenziali tensioni. Grazie ai grandi quantitativi di dati disponibili da fonti diverse e alla capacità di analisi algoritmiche, possiamo ora analizzare i dati in tempo reale per individuare i fattori di rischio prima che si trasformino in conflitti a pieno titolo. Questo può potenzialmente facilitare interventi precoci di mantenimento della pace, un fattore critico nella riduzione dei conflitti.

In risposta a questo crescente riconoscimento, il campo della **modellazione dei conflitti**, che utilizza modelli matematici e informatici per rappresentare e analizzare i conflitti, è cresciuto rapidamente. I molteplici modelli creati possono essere utilizzati per studiare la dinamica dei conflitti, prevedere gli esiti dei conflitti e sviluppare strategie per risolverli. Alcuni modellisti nel settore danno priorità alla comprensione dei conflitti esistenti, come l'ECC Factbook di Adelphi (Adelphi, 2019) e la “Water conflict chronology” descritta nel primo capitolo, che forniscono una raccolta di conflitti esaminabile tramite uno strumento basato sul web, ma non sono destinati a prevedere i conflitti emergenti. Diverse altre organizzazioni, invece, hanno avviato lo sviluppo di sistemi di analisi e interpretazione dei dati basati sul machine learning, che stanno rivoluzionando il settore della previsione e la prevenzione dei conflitti. I sistemi di allerta precoce sui conflitti (CEWS) sono apparati di analisi dei rischi che forniscono previsioni sulla violenza politica per aumentare la consapevolezza pubblica e prevenire o mitigare i conflitti. Questi sistemi possono apportare grandi benefici ai decisori e alle squadre di crisi che lavorano per

ridurre la sofferenza umana indotta dai conflitti (Rød et al., 2023).

Le tecniche di apprendimento automatico sembrano particolarmente adatte alla previsione dei conflitti per diversi motivi. Innanzitutto sono abili nel rilevare relazioni complesse all'interno di grandi volumi di dati senza richiedere istruzioni a priori o un quadro teorico iniziale. In secondo luogo, dato che la letteratura sui conflitti non offre un chiaro consenso su quali fattori contribuiscono alla violenza (Cederman & Weidmann, 2017), né sui percorsi causali che portano al conflitto, l'apprendimento automatico è stato identificato come un mezzo praticabile per stabilire collegamenti quantitativi tra le condizioni locali e la successiva emergenza (o continuazione, o cessazione) del conflitto. Infine, diversi studi hanno indicato che l'approccio di machine learning ha un potere predittivo superiore sia a quello degli esperti in materia che agli approcci statistici standard (Mullainathan & Spiess, 2017).

Il campo della previsione dei conflitti ha tradizionalmente utilizzato vari modelli di machine learning tra cui la Logistic Regression, usata per il Global Conflict Risk Index del Centro comune di ricerca della Commissione europea (Halkia et al., 2020a), e il Bayesian Model Averaging³¹ del Violence and Impacts Early-Warning System (VIEWS) (Hegre et al., 2019) sviluppato dall'Università di Uppsala, uno dei migliori modelli open source di previsione dei conflitti esistenti. Altri modelli hanno utilizzato il Random Forest (Muchlinski et al., 2016; Kuzma, 2020), il classificatore Naive Bayes (Perry, 2013) e le reti neurali (Beck et al., 2000). Infine, il gruppo di ricerca dell'Università di Torino ha addestrato un

³¹ Il Bayesian Model Averaging (BMA) è una tecnica statistica che combina più modelli di machine learning utilizzando l'inferenza bayesiana. Invece di selezionare un singolo modello come migliore, il BMA tiene conto di diversi modelli e ne calcola una media ponderata per ottenere previsioni o stime più accurate. Questo approccio è spesso utilizzato per affrontare l'incertezza nei modelli di machine learning e per migliorare la robustezza delle previsioni.

modello Transformer (cfr. par. 2.3). Ciascuno di questi approcci presenta vantaggi e svantaggi nell'ambito dell'analisi predittiva; in generale è utile in questo contesto sottolineare le principali differenze tra l'approccio di machine learning tradizionale e quello del deep learning. Il primo vantaggio del deep learning è la capacità di apprendere rappresentazioni complesse dei dati rendendoli più potenti nella modellazione di problemi complessi, a differenza ad esempio dei modelli basati su alberi di decisione, come il Random Forest, che tendono ad avere una capacità di rappresentazione limitata. Inoltre, diversamente dai modelli di machine learning tradizionali, i modelli di Deep Learning possono adattarsi meglio a una varietà di dati e a problemi di dimensioni diverse e sono anche in grado di apprendere automaticamente le caratteristiche rilevanti dai dati di input e di adattarsi alle variazioni nei dati. Un aspetto negativo, tuttavia, è che può essere difficile comprendere come prendono le decisioni, diversamente dai modelli di machine learning tradizionali, che offrono spesso una maggiore interpretabilità, in quanto forniscono una struttura gerarchica di regole decisionali. Un altro problema è legato alla quantità di dati: più si hanno dati a disposizione (nell'ordine di milioni di esempi) più il modello Deep Learning ottiene prestazioni elevate. Quando la quantità di dati è minore, come nel caso dei dati diplomatici dove alcuni dataset mettono a disposizione poche migliaia (se non centinaia) di dati, i modelli classici di ML possono ottenere prestazioni più elevate rispetto ai modelli di Deep Learning.

Sempre confrontando questi diversi modelli, si può constatare l'eterogeneità delle variabili prese in considerazione; tuttavia, sono ancora pochi quelli che utilizzano variabili ambientali e/o climatiche.

2.2 Leveraging water data from remote sensing³²

2.2.1 La classificazione delle variabili idrologiche e il legame con le variabili climatiche

Come emerso dall'analisi del capitolo precedente, le principali variabili considerate dagli studiosi dei conflitti climatici sono quelle inerenti il ciclo idrologico (precipitazioni e disastri annessi, disponibilità di acqua ecc). Sempre nel primo capitolo è stato presentato uno schema di causalità suddiviso in 5 livelli, con il livello centrale (numero 2) che include la riduzione delle risorse idriche. Quest'ultimo elemento riveste un ruolo centrale nel contesto delle guerre climatiche, come già sottolineato, poiché funge da collegamento tra i disastri ambientali e i danni ai livelli successivi. Per questo motivo le variabili idrologiche presentano un enorme potenziale per la previsione dei conflitti.

La World Meteorological Organization (WMO)³³ propone una classificazione delle principali variabili idrologiche in base alla componente del ciclo idrologico cui fanno riferimento (Argent et al., 2021). Alcune variabili meteorologiche, come le precipitazioni, facendo parte della componente atmosferica vengono classificate come variabile idrologica. Nonostante ciò, le variabili meteorologiche misurate a lungo termine, che si possono definire variabili climatiche, esercitano un'influenza decisiva

³² Remote sensing è il termine inglese per "Telerilevamento". Nella dissertazione, questi termini vengono utilizzati in modo intercambiabile.

³³ La World Meteorological Organization (WMO) è un'agenzia specializzata delle Nazioni Unite che si occupa di promuovere la cooperazione internazionale su scienze atmosferiche, climatologia, idrologia e geofisica. Tra i suoi obiettivi vi è quello di migliorare la gestione delle risorse idriche e di contrastare gli effetti dei cambiamenti climatici sull'acqua. ³⁴“Le principali variabili climatiche studiate sono la precipitazione e la temperatura per le quali si dispone di svariate serie storiche di dati, ma l'analisi climatologica può riguardare tutti gli elementi che caratterizzano il tempo atmosferico.” (Arpav, n.d., p.4, cfr. Bibl.)

sull'andamento di tutte le altre variabili idrologiche indicate. Ciò implica che le variabili idrologiche sono strettamente influenzate dalle variabili climatiche, tanto che le analisi condotte dall'ISTAT (2020) e dal modello BIGBANG per il bilancio idrologico dell'ISPRA (n.d.a) le considerano strettamente interconnesse. In genere alcuni istituti considerano “variabili climatiche” le serie storiche di dati relativi al meteo di grandi regioni o nazioni³⁴, mentre secondo altri esse si riferiscono alle anomalie delle precipitazioni o delle temperature medie annuali o calcolate su più anni. In entrambi i casi le variabili climatiche osservate e misurate nel tempo costituiscono la base degli “indicatori climatici”, strumenti utilizzati per monitorare l'impatto dei cambiamenti climatici su scala nazionale e regionale (ISPRA, n.d.b). Anche le variabili idrologiche possono essere interpretate come indici climatici, in quanto risultato diretto delle fluttuazioni del clima.

La Bureau of Meteorology (2017) usa un approccio di classificazione delle variabili idrologiche orientato all'utilizzo che si fa dei dati sull'acqua, per cui definisce 12 “water data parameters” legati all'acqua e alla sua gestione che includono aspetti fisici, chimici, biologici, sociali, economici e amministrativi. I dati sull'acqua, sempre secondo la Bureau of Meteorology, si possono poi distinguere anche in quattro categorie secondo la loro provenienza: la misurazione diretta, l'inferenza dal telerilevamento, la stima da modelli e la raccolta di dati amministrativi. Ogni categoria di dati sull'acqua presenta sfide legate alla loro idoneità, accuratezza, copertura spaziale, frequenza temporale e costo, per cui è importante riconoscere sia i vantaggi che i limiti di ciascuna categoria. Le misurazioni dirette, se effettuate correttamente, di

³⁴ “Le principali variabili climatiche studiate sono la precipitazione e la temperatura per le quali si dispone di svariate serie storiche di dati, ma l'analisi climatologica può riguardare tutti gli elementi che caratterizzano il tempo atmosferico.” (Arpav, n.d., p.4, cfr. Bibl.)

solito forniscono i dati sull'acqua più precisi, ma sono anche i più costosi da ottenere. Pertanto, è spesso necessario integrare i dati sull'acqua misurati direttamente con altri tipi di dati per ottenere una visione completa. L'inferenza tramite telerilevamento consente l'estrazione di specifici valori relativi ai parametri dell'acqua dai dati raccolti con strumenti che possono essere sia passivi che attivi, montati su satelliti, aerei, droni, veicoli o strutture a terra: “Passive sensors include instruments such as radiometers and spectrometers that measure different wavelengths of light reflected or emitted from the observed scene. Active sensors include instruments such as radars and lidars that transmit energy and then measure the time of arrival of the energy reflected back from the observed scene. The quantities measured by these sensors can be related to various water data parameters, such as soil moisture content, rainfall rate, evaporation, the extent of flood inundation, water temperature and the concentration of sediments and nutrients in water” (Bureau of Meteorology 2017, p. 12).

La capacità dei satelliti di produrre dati rilevati a distanza, insieme all'Internet delle cose e ai sensori associati, sta fornendo sempre più dati ad alta frequenza in tempo reale, determinando in qualche modo una situazione di sovrapproduzione di dati. Tuttavia, c'è ancora bisogno di dati di monitoraggio sul campo, che servono a convalidare e calibrare i sensori remoti e a consentire l'apprendimento automatico (UNESCO, 2023). I broker di dati in genere sfruttano i dati provenienti da fonti diverse e li forniscono agli utenti nella forma più utile e fruibile. Un esempio è la piattaforma Water Point Data Exchange (cfr. Sit.), che armonizza i dati provenienti da fonti diverse per migliorare l'accesso all'acqua nelle zone rurali.

Un'altra considerazione importante riguardo al telerilevamento è che richiede un'infrastruttura IT significativa per gestire grandi

quantità di dati e condurre complesse attività di elaborazione delle immagini al fine di rendere i dati utilizzabili. Tuttavia, gran parte di questa complessità può essere semplificata accedendo a immagini pre-elaborate provenienti da centri specializzati di telerilevamento, che sono pronte per essere utilizzate.

Quando i dati sull'acqua misurati direttamente e telerilevati non sono sufficienti si ricorre alla stima basata sui modelli, che sono essenziali soprattutto per colmare le interruzioni nei record di dati continui, oltre ad essere fondamentali per la previsione delle condizioni future.

Infine, la raccolta di dati amministrativi è essenziale per quei tipi di informazioni sull'acqua che non possono essere ottenuti tramite misurazioni dirette, telerilevamento o modelli. “This category of water data is very broad and includes information relating to water rights, water pricing, water management regimes, water infrastructure inventories and the use of water in different economic activities” (Bureau of Meteorology, 2017, p. 13).

Tra le diverse categorie si prendono in esame i dati provenienti dal telerilevamento per la loro importanza relativa rispetto agli altri metodi.

2.2.2 Collecting water data: il ruolo chiave dei satelliti

I progressi delle Information and communication technologies (ICT) nel campo dell'acquisizione dei dati hanno consentito l'avanzamento delle tecnologie satellitari. Le principali evoluzioni delle ICT sono state facilitate dalle reti Internet ad alta velocità e dalla copertura globale, nonché dal cloud computing e dal potenziamento delle capacità di archiviazione virtuale (Skoulidakis et al., 2018). Grazie a questi traguardi tecnologici l'osservazione

della Terra e le tecnologie spaziali generano dati e informazioni sul tempo, sul clima e sull'evoluzione delle risorse idriche a vari livelli, contribuendo, tra le altre cose, a migliorare la comprensione degli impatti dei cambiamenti climatici.

Per capire quanto i satelliti siano fondamentali in questo campo basta leggere alcuni dei report dell'IPCC degli ultimi anni (2018, 2021, 2023), nel quale il ruolo dei satelliti è al centro della dissertazione. Grazie alle tecnologie a frequenze infrarosso, ad esempio, i satelliti hanno misurato che nel 2019 nell'atmosfera c'era una concentrazione di anidride carbonica di 410 parti per milione (Intini, 2018).

Ad oggi esistono molti centri specializzati di telerilevamento che forniscono immagini pre-elaborate con varie risoluzioni spaziali³⁵ e temporali pronte per essere utilizzate. Tra gli enti più all'avanguardia troviamo l'Agenzia Spaziale Europea (ESA) e la NASA: le immagini Landsat³⁶ della NASA sono disponibili gratuitamente sul sito web dell'USGS e hanno il record globale continuo più lungo della superficie terrestre; i servizi di informazione e dati Copernicus³⁷ dell'Agenzia spaziale europea sono disponibili tramite il DIAS³⁸ o gli hub di dati convenzionali.

³⁵ Se si ha un'immagine con risoluzione di 10 km, significa che ogni pixel dell'immagine rappresenta un'area di 10 km x 10 km sulla Terra.

³⁶ Landsat, cfr. Sit.

³⁷ Copernicus, cfr. Sit.

³⁸ DIAS è l'acronimo di "Data and Information Access Services" (Servizi di Accesso ai Dati e alle Informazioni). Si tratta di una piattaforma o di un'infrastruttura di dati che fornisce accesso, archiviazione e distribuzione di dati e informazioni spaziali a livello europeo. L'iniziativa DIAS è stata sviluppata come parte del programma Copernicus dell'Unione Europea per migliorare l'accesso e l'utilizzo dei dati raccolti dai satelliti Sentinel. L'obiettivo principale del sistema DIAS è semplificare l'accesso ai dati Copernicus e agevolare la loro fruizione da parte di utenti e stakeholder. I DIAS offrono un ambiente di elaborazione e analisi dei dati che consente agli utenti di accedere, manipolare, elaborare e distribuire i dati spaziali in modo efficiente e scalabile.

Attualmente Copernicus è il più grande fornitore di dati spaziali al mondo per l'osservazione della Terra ad accesso libero, grazie soprattutto al sistema di satelliti Sentinel³⁹ che in diverse missioni raccolgono dati su specifici parametri ambientali. Altri player del settore sono Google Earth⁴⁰ e i fornitori di immagini satellitari commerciali, come Planet⁴¹ ed altri. Altri fornitori di dati idrologici e climatici sono le Organizzazioni e i programmi delle Nazioni Unite come FAO e UNEP. Il Freshwater Ecosystems Explorer⁴², ad esempio, è una piattaforma di dati ad accesso aperto sviluppata dall'UNEP in collaborazione con altri Centri e programmi che si propone di fornire dati geospaziali precisi, aggiornati e ad alta risoluzione per rappresentare l'evoluzione degli ecosistemi d'acqua dolce nel tempo (UNEP, 2021). L'obiettivo è assistere il processo decisionale e monitorare i progressi verso il conseguimento dell'Obiettivo 6.6 degli SDG .

AQUASTAT⁴³, invece, è il sistema informativo globale della FAO sulle risorse idriche e sulla gestione dell'acqua in agricoltura. AQUASTAT monitora e riporta gli indicatori SDG 6.4.1 (variazione dell'efficienza idrica nel tempo) e 6.4.2 (livello di stress idrico), per i quali la FAO è l'agenzia UN-Water responsabile. Oltre ad AQUASTAT, la FAO ha sviluppato un portale di dati WaPOR⁴⁴ accessibile al pubblico e in tempo quasi reale, che utilizza dati

³⁹ Sentinel, cfr. Sit.

⁴⁰ Google Earth, cfr. Sit.

⁴¹ Planet Labs, cfr. Sit.

⁴² Freshwater Ecosystems Explorer, cfr. Sit.

⁴³ AQUASTAT, cfr. Sit.

⁴⁴ WaPOR, cfr. Sit.

satellitari e consente di monitorare la produttività idrica agricola a diverse scale. Nonostante siano ancora in una fase iniziale, questi partenariati hanno già fatto passi avanti nella disponibilità di dati e informazioni (UNEP, 2021).

Grazie ai dati forniti da queste agenzie, le applicazioni del remote sensing sono innumerevoli: utilizzando tecnologie di altimetria radar si possono monitorare le temperature, i venti, le foreste, gli incendi boschivi, i ghiacci e i livelli marini (UNESCO 2020).

L'uso del telerilevamento satellitare può fornire un valido supporto per diverse applicazioni legate alle risorse idriche, come l'individuazione, il monitoraggio continuo e la quantificazione approssimativa delle riserve d'acqua disponibili. Le moderne tecniche di telerilevamento permettono infatti di mappare bacini, falde, corsi d'acqua e zone umide da una prospettiva unica, monitorando nel tempo gli aspetti quali-quantitativi. Ciò risulta utile sia per scopi di tipo umanitario sia per una gestione ottimale del prezioso bene acqua nell'ambito di progetti civili e agricoli: ad esempio, la collaborazione tra Google e FAO "punta a permettere il monitoraggio remoto dei trend delle risorse idriche globali, incluse la disponibilità e lo stato delle riserve di acqua" (FAO, 2016), mentre l'utilizzo integrato di dati da diversi satelliti da parte di UNOSAT/ESA ha permesso all'UNHCR di localizzare nuove fonti d'acqua indispensabili per la sopravvivenza dei molti rifugiati sudanesi nel deserto del Ciad orientale (ESA, 2004).

Tra i vari parametri idrologici che i satelliti possono rilevare si è scoperta di fondamentale importanza la Soil Moisture (umidità del suolo), che gioca un ruolo primario nella descrizione di molteplici processi idrologici. L'umidità del suolo "svolge un ruolo importante nel monitoraggio dell'agricoltura, nella previsione della siccità e delle inondazioni, nella previsione degli incendi boschivi, nella

gestione dell'approvvigionamento idrico e in altre attività legate alle risorse naturali”⁴⁵.

L'ESA prende in esame questa variabile nella Climate Change Initiative Soil Moisture⁴⁶. L'importanza dell'umidità del suolo è emersa da recenti studi che stanno accertando l'utilità di questa variabile anche per rilevare (Dari et al., 2021) e quantificare (Brocca et al., 2018; Dari et al., 2020) l'irrigazione.

Per questi motivi, l'Agenzia Spaziale Europea (ESA) ha finanziato il progetto Irrigation+⁴⁷, guidato dall'Istituto di Ricerca per la Protezione Idrogeologica del Consiglio Nazionale delle Ricerche (CNR-IRPI). Il progetto mira principalmente a sviluppare tecniche e algoritmi basati sull'uso di dati satellitari per identificare, tracciare e valutare l'irrigazione a diverse dimensioni spaziali. In altre parole, si propone di utilizzare nuovi approcci per mappare le zone che sono effettivamente irrigate utilizzando misurazioni satellitari dell'umidità del terreno.

In alcuni casi, per sostituire o integrare il parametro della soil moisture, viene utilizzata la NDVI (Normalized Difference Vegetation Index), che valuta la presenza di attività fotosintetica delle piante⁴⁸. In genere un'anomalia di questo parametro è ritenuta più grave rispetto ad un'anomalia della soil moisture: il

⁴⁵ National Integrated Drought Information System (n.d.). “Soil moisture plays an important role in agricultural monitoring, drought and flood forecasting, forest fire prediction, water supply management, and other natural resource activities. Soil moisture observations can forewarn of impending drought or flood conditions before other more standard indicators are triggered.”

⁴⁶ Soil Moisture Project, cfr. Sit.

⁴⁷ Irrigation+, cfr. Sit.

⁴⁸ La NDVI è usata al posto della soil moisture ad esempio nel progetto “SWALIM” per il calcolo del “Combined Drought Index” (Balint et al., 2011, cfr. Bibl.).

“Combined Drought Indicator” della East Africa Drought Watch⁴⁹, ad esempio, associa un rischio crescente rispettivamente alle anomalie riscontrate nelle precipitazioni, nella soil moisture e nella NDVI. Infine, è importante sottolineare che la composizione dei terreni è a sua volta influenzata dalle precipitazioni, dall'evaporazione e dall'aumento delle temperature. Mentre i parametri come la soil moisture sono misurati solo tramite telerilevamento, i dati di altre variabili climatiche, come la pioggia, sono raccolti tramite le stazioni di rilevamento a terra e possono essere integrate dai dati satellitari: ad esempio, la costellazione di satelliti Global Precipitation Measurement (GPM)⁵⁰ associata ad un algoritmo di analisi (Integrated Multi-satellitE Retrievals for GPM, o IMERG)⁵¹ è in grado di fornire una stima di pioggia sulla superficie con una risoluzione spaziale di 0,1°.

I dati satellitari sono dati a griglia⁵² che vengono generalmente forniti dalle Agenzie su menzionate nel formato NetCDF (Network Common Data Form), uno standard comunitario per la condivisione di dati scientifici, oppure in vari formati di immagine. Per poter utilizzare questi dati in un algoritmo di machine learning oppure in una rete neurale, essi devono essere convertiti in dati strutturati, come una tabella in formato csv, tramite un processo di estrazione delle caratteristiche, o “feature extraction”. Tuttavia ci sono anche fornitori di dati in altri formati⁵³.

⁴⁹ cfr. Sit.

⁵⁰ The Global Precipitation Measurement Mission (GPM), cfr. Sit.

⁵¹ IMERG precipitation algorithm, cfr. Sit.

⁵² I gridded data sono dati spaziali organizzati in una griglia regolare per rappresentare e analizzare le misurazioni all'interno di un'area specifica.

⁵³ La piattaforma Visual Crossing, ad esempio, presa come riferimento nel case study (cfr. par. 2.3.3) fornisce dati in formato csv su tutte le principali variabili meteorologiche e anche sulla soil moisture e sull'evapotraspirazione.

2.2.3 Un esempio applicativo per la previsione dei conflitti: Il “Water, Peace and security project”

Due progetti che utilizzano i dati satellitari per ottenere variabili climatiche e idrologiche sono il “Water, peace and security project” (WPS)⁵⁴ e il “Global Conflict Risk Index” sviluppato dal Joint Research Centre (European Commission, 2022). In questo paragrafo si analizza il caso del progetto WPS, il cui modello può essere usato come termine di paragone con il Transformer model che verrà descritto nel case study. Lo strumento WPS Global Early Warning Tool⁵⁵ è composto da due modelli: il primo è un indicatore di rischio a lungo termine utile per la pianificazione strategica che funge da screening iniziale; il secondo modello, una Long short-term memory (LSTM) network⁵⁶, offre molti dettagli sulla natura del conflitto, inclusa l'intensità e la direzione, che possono essere utili per le operazioni sul campo.

I ricercatori del “Water peace security” project hanno studiato se gli indicatori relativi all'acqua fossero utili predittori di conflitti nelle previsioni a lungo termine, dal momento che i progetti di sviluppo in aree a rischio di conflitto hanno spesso trascurato l'importanza delle risorse idriche (Kuzma, 2020).

Tra le varie tecniche di machine learning è stato utilizzato il tipo di modello random forest (RF), un metodo di apprendimento supervisionato ensemble⁵⁷. I ricercatori hanno scelto il modello

⁵⁴ WPS, cfr. sit. Maggiori informazioni sulla metodologia nella sezione apposita del sito: <https://waterpeacesecurity.org/info/methodology>

⁵⁵ Mappa interattiva: <https://waterpeacesecurity.org/map>

⁵⁶ Una tipologia di recurrent neural network (RNN).

⁵⁷ Ensemble learning, cfr. Sit. Da Wikipedia: “In statistics and machine learning, ensemble methods use multiple learning algorithms to obtain better predictive performance than could be obtained from any of the constituent learning algorithms alone.”

Random Forest (RF) in quanto la struttura degli alberi che compongono un modello RF è relativamente intuitiva, consentendo di seguire agevolmente il processo attraverso cui ciascun albero effettua le sue previsioni; secondo gli autori questa caratteristica rende la RF più comprensibile e credibile per il pubblico generale e preferibile rispetto ad altre alternative come le reti neurali che sono delle “black box”. In aggiunta, esistono metodi per valutare l'importanza relativa delle diverse variabili nel processo decisionale di un modello RF, oltre alla notevole flessibilità che consente di gestire variabili predittive estremamente eterogenee senza richiedere una pre elaborazione estensiva.

Nel valutare le prestazioni del modello, i ricercatori hanno preferito prevedere erroneamente la presenza del conflitto piuttosto che prevederne erroneamente l'assenza, dando quindi priorità all'identificazione corretta di eventi di conflitto realmente verificatisi (attraverso un parametro chiamato “Recall”). Lo svantaggio di questa decisione è che il modello tende a sovrastimare il conflitto.

Dopo aver completato il processo di addestramento del modello Random Forest (RF) utilizzando dati di input e output noti, attraverso il modello è possibile effettuare l'elaborazione di un nuovo campione di valori delle variabili predittive al fine di generare una previsione. La variabile dipendente utilizzata è il database ACLED, mentre le variabili predittive sono pertinenti a temi tra i quali economia, cibo, governance e acqua. Molti dei dataset identificati, tuttavia, non sono e probabilmente non saranno disponibili in tempo reale, il che riduce la possibilità di cogliere cambiamenti repentini. Questo è un punto a sfavore del modello WPS, che tuttavia riguarda i CEWS in generale.

Per identificare le variabili più efficaci è stata utilizzata la Recursive

Feature Elimination (RFE). La riduzione del numero di variabili è stata effettuata per i seguenti motivi:

1. Con un numero inferiore di variabili ci sono meno fattori di complicità e aumenta anche l'interpretabilità del modello.
2. Troppi dati in input generano errori: il sistema è “over trained” e non è in grado di guardare ai pattern generali; al contrario, l'utilizzo di un minor numero di variabili può aiutare a ridurre la covarianza degli input, che a sua volta può migliorare la qualità delle misurazioni relative alla significatività dell'indicatore.
3. La previsione non perde di accuratezza: un modello con circa 10-20 indicatori avrebbe prestazioni simili a quelle di un modello con 80.

Dopo il primo modello generale, addestrato utilizzando campioni provenienti da tutte le regioni, ne sono stati creati di specifici per ogni regione, ottenendo alla fine quattro diversi modelli. Questo è sicuramente un punto di forza del progetto WPS. Dall'analisi volta a valutare l'influenza dell'acqua si è riscontrato che le variabili idrologiche hanno avuto un impatto nettamente più significativo quando la soglia per il conflitto era fissata al di sotto di 10 vittime (+5 punti percentuali nel parametro Recall per il conflitto complessivo, +12 punti percentuali per il conflitto emergente). I modelli addestrati esclusivamente sui conflitti emergenti hanno classificato molte delle variabili legate all'acqua più in alto rispetto ai conflitti complessivi e l'accesso all'acqua potabile è stato considerato l'indicatore più importante.

Questo risultato dimostra che riconsiderando la definizione di conflitto, ad esempio abbassando la soglia di mortalità o esaminando solo i conflitti emergenti, aumenta l'importanza delle variabili idriche (Kuzma, 2020).

In generale, questo modello, così come altri sistemi di previsione che utilizzano dati idrologici in input, non ha l'obiettivo di chiarire le relazioni causali tra le variabili predittive e il conflitto, ma evidenzia la correlazione tra questi ultimi nell'evoluzione dei conflitti, con la consapevolezza che la gestione dell'acqua è un elemento fondamentale di costruzione della pace.

2.3 Case study: integrazione delle variabili climatiche in un modello transformer

2.3.1 Premessa e obiettivo dello studio

Il presente caso studio è stato condotto in collaborazione con il gruppo di ricerca specializzato in "Artificial Intelligence and Emerging Technologies in the Fields of Organizations and Governments"⁵⁸⁵⁹ presso l'Università di Torino. Tale gruppo di ricerca ha sviluppato un nuovo sistema di Early Warning per la rilevazione dei conflitti ed è attualmente impegnato nella stesura di un articolo scientifico relativo a questa ricerca. Nello specifico, il gruppo di ricerca ha sviluppato un modello basato su Transformer, che costituirà il fulcro del nostro case study.

Il fine di questo progetto è presentare un esempio concreto di come la ricerca teorica in uno specifico settore di interesse possa essere applicata in modo efficace per affrontare una questione di natura socio-tecnica. In particolare, mi sono posto l'obiettivo di ideare una nuova variabile, denominata "Climate Risk Index," che ha lo scopo di integrare la componente climatica in un modello basato su

⁵⁸ Al quale da qui in poi si fa riferimento come "gruppo di ricerca dell'UniTo".

⁵⁹ Composto dalla professoressa Paola Pisano e dai dottorandi Luca Macis e Marco Tagliapietra.

Transformer, il quale analizza serie temporali, come quello oggetto del nostro studio.

È importante sottolineare che il processo di ideazione di un indice di questa natura non è un'operazione banale, come ampiamente evidenziato nel corso della dissertazione. Tale processo richiede una stretta collaborazione tra esperti di data science e professionisti specializzati nel campo della meteorologia, una sinergia che trascende le mie competenze specifiche. La consapevolezza di queste limitazioni ha guidato il mio contributo, che, pur circoscritto, si è caratterizzato per la sua completezza e la possibilità di successive rifiniture attraverso il coinvolgimento di esperti del settore.

Inoltre, è fondamentale precisare che, nonostante siano stati identificati tutti i parametri necessari per la costruzione dell'indice, la sua effettiva implementazione è stata rimandata per due principali motivi. In primo luogo, la fase di ricerca preliminare, l'analisi dei dataset e la progettazione dell'indice hanno richiesto una quantità significativa di tempo, limitando le risorse a disposizione per la redazione di questa tesi. In secondo luogo, la creazione dell'indice, come precedentemente menzionato, richiede competenze specializzate che vanno al di là del mio percorso di formazione accademica. Pertanto, si propone al gruppo di ricerca l'ulteriore sviluppo dell'indice, nel caso ritenga opportuno procedere.

Tuttavia, è importante sottolineare che la validità del percorso di ricerca intrapreso è confermata dall'analisi dei dati emersi in questo studio e presentati nei paragrafi precedenti. Tale analisi ha rivelato che attualmente non esistono sistemi di Early Warning rilevanti che impiegano variabili climatiche e idrologiche basate su

dati in tempo reale o giornalieri⁶⁰. Tuttavia, è opportuno notare che l'Unione Europea sta progettando un nuovo modello denominato "Dynamic Conflict Risk Model" (DCRM) che è progettato per prevedere conflitti a breve termine (1-6 mesi), compresi quelli di scala locale. Sebbene non siano ancora state specificate le caratteristiche precise di tale sistema, è noto che tra gli indicatori previsti vi saranno gli effetti delle siccità e di altri eventi meteorologici estremi (European Commission, 2022).

2.3.2 Introduzione al Transformer model e scelte metodologiche

Il Transformer Model è un tipo di architettura di rete neurale artificiale, appartenente quindi alla categoria del deep learning. Da quando è stato introdotto per la prima volta in un articolo intitolato "Attention Is All You Need" (Vaswani, 2017), il modello Transformer ha rivoluzionato il Natural Language Processing (NLP) divenendo l'architettura di riferimento dei nuovi modelli di linguaggio sottostanti chatbot come ChatGPT⁶¹. Il Transformer è stato progettato per superare le limitazioni delle architetture precedenti, come le reti neurali ricorrenti (RNN) e le reti neurali convoluzionali (CNN), che avevano difficoltà a gestire sequenze di lunghezza variabile. In particolare, mentre i vecchi modelli elaborano i dati in sequenza, i transformer sono in grado di processarli in parallelo senza ricorrenze, sfruttando le GPU⁶². Un altro fattore chiave che contribuisce al successo dei transformers

⁶⁰ il WPS nel suo modello LSTM a breve termine impiega le anomalie delle precipitazioni su 3 mesi e 6 mesi che sono aggiornate mensilmente, ma il valore delle variabili non dice nulla di significativo sugli effetti che possono avere in modo diretto o indiretto sui conflitti; il Global conflict risk index dell'Unione Europea, invece, considera 2 variabili ambientali su 22 (siccità e cambiamento delle temperature), ma il sistema è progettato per ottenere una probabilità di rischio di conflitto nel lungo termine (da 1 a 4 anni) e su scala nazionale.

⁶¹ Basato sul modello di linguaggio GPT (Generative pre-trained transformer) (cfr. Sit.).

⁶² GPU, cfr. Sit.

nel Natural language processing (NLP) è la loro capacità di apprendere rappresentazioni efficaci del linguaggio naturale attraverso un pre-training non supervisionato (Brown et al., 2020; Raffel et al., 2020; Devlin et al., 2019).

Recentemente i modelli transformer hanno oltrepassato il campo di applicazione del NLP per essere utilizzati in altri ambiti. Ad esempio, i transformers sono stati applicati con successo alle immagini⁶³, processo descritto per la prima volta nel documento del 2020 “An Image is Worth 16x16 Words: Transformers for Image Recognition at Scale” (Dosovitskiy et al., 2020). Inoltre, i ricercatori hanno recentemente applicato architetture di transformers per attività di previsione di serie temporali univariate. E’ opportuno descrivere sommariamente il funzionamento del Transformer model⁶⁴ al fine di introdurre efficacemente il modello di riferimento del case study . Innanzitutto, questo modello è composto da due parti principali: un encoder prende in input una sequenza di parole, la trasforma in una serie di vettori di embedding e li passa al decoder, che li utilizza per generare una nuova sequenza di parole⁶⁵. La mera descrizione di questi due elementi non basta a spiegare le caratteristiche distintive del Transformer rispetto agli approcci precedentemente conosciuti. È necessario approfondire due caratteristiche fondamentali: il “positional encoding” e il meccanismo di “self-attention”. Il positional encoding è una tecnica utilizzata per fornire informazioni

⁶³ I transformers applicati alla visione sono comunemente indicati come Vision Transformers o ViT (Vision Transformers, cfr. Sit.).

⁶⁴ Applicato al linguaggio naturale, ma un ragionamento analogo può essere effettuato anche per altre tipologie di dati di input, come appunto le immagini e le serie temporali.

⁶⁵ Per completezza va aggiunto che l'encoder e il decoder sono costituiti da più strati di blocchi, ognuno dei quali contiene diverse operazioni effettuate dal “multi-headed attention layer” e dal “feed forward” neural network layer.

sulla posizione di ogni parola nella sequenza, un procedimento necessario poiché il Transformer Model non utilizza una struttura di rete ricorrente, che altrimenti fornirebbe informazioni sulla posizione in modo implicito⁶⁶. D'altro canto, la self-attention rappresenta un'operazione che consente al modello di calcolare una rappresentazione contestuale di ciascuna parola o token nell'input, basandosi sulle relazioni semantiche con le altre parole o token presenti nello stesso input⁶⁷. Per comprendere appieno come i modelli Transformer operino nel generare output, è importante considerare il processo di pre-training che precede l'effettiva attivazione del modello. Il pre-training rappresenta una fase cruciale, in cui il modello viene addestrato su vasti set di dati non etichettati al fine di acquisire nozioni fondamentali sulle caratteristiche dei dati stessi. Questo processo preparatorio può essere seguito da una fase di fine-tuning, in cui il modello viene ulteriormente addestrato su dataset specifici ed etichettati, riconducibili a particolari attività o compiti.

Nel contesto dei modelli Transformer, il pre-training è realizzato mediante una tecnica denominata "masked language modeling." In questa tecnica, alcune parole o token di prevedere quale parola manchi in ciascun contesto. Grazie a questo processo di pre-training, il modello acquisisce la capacità di cogliere le relazioni semantiche tra le parole e sviluppare una rappresentazione semantica profonda del testo, rendendolo capace di generare output di alta qualità per un'ampia varietà di attività.

⁶⁶ In altre parole, il positional encoding aggiunge un vettore di posizione a ciascun vettore di embedding di parola, in modo che la rete possa distinguere tra parole che appaiono in posizioni diverse nella sequenza.

⁶⁷ Nello specifico, l'attenzione nel Transformer si basa su meccanismi di attenzione "multi-testa": il layer definito "multi-headed attention" calcola l'attenzione utilizzando diverse copie dello stesso input, in cui vengono calcolati pesi di attenzione multipli. Questo consente al modello di considerare diverse relazioni tra le parole o i token in modi diversi e di generare output più accurati.

Per quanto concerne la struttura dei modelli Transformer, è possibile individuare tre principali tipologie, a seconda della presenza di uno o entrambi i componenti chiave. Il modello tradizionale encoder-decoder è ampiamente impiegato in compiti di tipo sequenza-sequenza, come la traduzione automatica e la sintesi di testi. Passando al modello encoder-only, ci troviamo di fronte a un'architettura che include solo il componente encoder, che accetta una sequenza in ingresso e ne produce una rappresentazione vettoriale a lunghezza fissa. Questo tipo di modello è comunemente adottato in compiti come la classificazione e il riconoscimento di entità nominative (named entity recognition). Infine, esiste il modello composto unicamente dal decoder, impiegato prevalentemente in attività come la modellazione del linguaggio e la generazione di testi. Questa configurazione permette al modello di generare sequenze di testo in risposta a input specifici, dimostrandosi particolarmente utile in applicazioni in cui la generazione del linguaggio naturale è il focus principale.

Queste tre tipologie di modelli Transformer costituiscono un'ampia gamma di strumenti che possono essere adattati e utilizzati in diversi contesti e compiti, a seconda delle esigenze specifiche dell'applicazione.

In relazione a quanto esaminato, il sistema di previsione sviluppato dal gruppo di ricerca dell'UniTo si avvale di un modello Transformer con solo encoder. L'obiettivo di questo sistema è estendere l'applicazione dei Transformers a compiti di analisi di serie temporali multivariate, seguendo una metodologia simile a quanto proposto da Zerveas et al. (2021). Questo approccio si basa su un quadro più ampio che inizia con una fase di pre-addestramento non supervisionato, consentendo poi l'adattamento del modello per la classificazione di serie temporali

durante la fase di fine-tuning.

In particolare, l'obiettivo principale del loro lavoro consiste nel fornire una probabilità, espressa in un intervallo da 0 a 1, che un giorno specifico sia uno dei 90 giorni precedenti un giorno in cui si sono verificati uno o più eventi di disordine. Pertanto, il sistema di allerta precoce sviluppato dai ricercatori UniTo è progettato per classificare un giorno come "normale", indicando che è lontano da qualsiasi situazione conflittuale, o come "pre-disordini."

Per l'analisi condotta, i ricercatori UniTo hanno selezionato due dataset: l'Armed Conflict Location and Event Data Project (ACLED) e il Global Database of Events, Language, and Tone (GDELT)⁶⁸. Questi dataset rappresentano una fonte di dati open source aggiornati regolarmente e includono serie temporali giornaliere. Oltre alle variabili giornaliere estratte e consolidate da entrambi i database, è stata introdotta una nuova variabile denominata "Weighted War Variable" o, in italiano, "indice di guerra ponderato," che funge da variabile target per ciascun paese⁶⁹.

I risultati dello studio condotto dai ricercatori UniTo rivelano un notevole potenziale nel sistema di allerta precoce. Tuttavia, emergono differenze tra i gruppi con prestazioni inferiori e quelli con prestazioni superiori e tali differenze possono in parte essere attribuite a due fattori: una mancata ottimizzazione adeguata dei parametri dei modelli e la disponibilità limitata di dati.

⁶⁸ ACLED offre una visione completa di eventi come conflitti, proteste e rivolte, mentre GDELT si concentra maggiormente sulla NLP e sull'analisi del sentiment.

⁶⁹ Questa variabile è stata creata esaminando la progressione temporale delle variabili ACLED in più di 50 guerre e conflitti che vanno dal 2010 ad oggi. L'indice di guerra ponderato comprende tutte le variabili ACLED, con i loro contributi ponderati in base all'analisi degli eventi storici. Per raggiungere questo obiettivo, i modelli sono stati addestrati a identificare i 90 giorni che potrebbero precedere il momento in cui la variabile Guerra ponderata potrebbe raggiungere il valore superiore dello 0,5% della sua intera evoluzione storica dall'inizio della raccolta dei dati. Il valore target della weighted war variable è diversa per ciascun paese.

Il gruppo di ricerca UniTo ha proposto alcune soluzioni per affrontare questi punti critici. In merito alla mancata ottimizzazione, potrebbe essere vantaggioso eseguire un'ottimizzazione personalizzata dei parametri per ciascun modello, tenendo conto delle caratteristiche e dei requisiti specifici di ciascun paese. Inoltre, per affrontare il problema della disponibilità limitata di dati, potrebbero considerare l'inclusione di ulteriori informazioni e dimensioni tematiche, come aspetti sociali, economici, ambientali, fiscali, e così via, al fine di migliorare la precisione delle previsioni

Di conseguenza, le conclusioni del lavoro svolto dal team di ricerca confermano la necessità di integrare una variabile climatica all'interno del sistema, al fine di migliorare le prestazioni e l'accuratezza delle previsioni. La realizzazione di questa componente è stata dunque l'oggetto di studio in questa ricerca, con l'obiettivo di fornire un importante contributo al progetto che può avere anche altre finalità di ricerca, come sarà descritto più avanti.

Passando alle modalità di implementazione, nell'ambito di questo progetto si suggerisce l'integrazione nel modello di dati ottenuti da telerilevamento per lo sviluppo della ricerca futura in questo campo. Questa scelta si basa sulla disponibilità di numerose variabili esplicative che possono essere estratte dai dati satellitari, come precedentemente indicato (cfr. par. 2.2.2).

Nell'ambito di questo case study, il processo di ottenimento di dati in formato tabellare a partire dai dati satellitari avrebbe richiesto uno studio ulteriore per comprenderne appieno le modalità di applicazione, per cui si è deciso di considerare dati ottenibili già in formato csv. In aggiunta al formato dei dati, un altro vincolo rilevante che ha influenzato la selezione dei dataset è stata la

necessità di garantire una risoluzione temporale il più vicina possibile alla scala giornaliera. Questo requisito era essenziale per assicurare una frequenza di aggiornamento coerente con le specifiche tecniche del sistema. Inoltre, le variabili da selezionare non solo dovevano rispettare i requisiti individuati (serie temporali giornaliere e formato tabulare), ma allo stesso tempo dovevano risultare efficaci nella rappresentazione degli effetti della variabilità climatica sui conflitti. Considerando che dalla ricerca è emerso che i conflitti climatici si manifestano prevalentemente nei Paesi in via di sviluppo, a titolo di approccio metodologico ho scelto di limitare lo studio al Continente Africano. In particolare l'Africa, tra tutte le regioni globali soggette a rischi legati all'approvvigionamento idrico, costituisce l'ambiente in cui è più probabile osservare un modello sistematico di covarianza tra siccità e conflitti armati⁷⁰. La scelta di circoscrivere lo studio al contesto africano, inoltre, ha ulteriormente limitato il tipo di dati da utilizzare, confermando la scelta dei dati tabellari ottenuti da telerilevamento: ad esempio, i dati potenzialmente utili provenienti dai social media, come quelli inerenti i disastri ambientali⁷¹, non sarebbero affidabili in un contesto dove l'accesso a internet è limitato.

In conclusione, poiché le variabili elementari prese in considerazione presentavano tutte delle limitazioni⁷², è emersa

⁷⁰ Questa situazione è evidente nell'Africa sub-sahariana, dove solo il 4% della terra coltivabile è irrigato, rendendo le economie africane, prevalentemente basate sull'agricoltura, vulnerabili alla crescente siccità. Inoltre, un terzo della popolazione africana attuale vive in aree soggette a siccità, e si prevede che quasi tutti i paesi subsahariani si troveranno in uno stato di stress idrico entro il 2025, come indicato dall'UNEP nel 2008 (cfr. Bibl.).

⁷¹ Uno studio in questo ambito è quello di de Bruijn (2019), che ha mappato gli eventi di inondazioni basandosi sui dati di Twitter (cfr. Bibl.).

⁷² I dati meteorologici sono i più facilmente accessibili ma spesso meno indicativi per la previsione dei conflitti, poiché costituiscono il primo elemento nella lunga catena causale; l'anomalia delle precipitazioni (su base trimestrale o semestrale) si sarebbe rivelata troppo lenta per consentire una comunicazione tempestiva ed efficace al modello, e pertanto poco influente, come d'altronde già osservato in studi precedenti; d'altra parte, le variabili

l'idea di creare una variabile più complessa, nello specifico un indice, che conciliasse la necessità di essere reattivo ma anche rappresentativo.

L'obiettivo del "Climate Risk Index" è di combinare le diverse variabili climatiche in un'unica misura composta, con l'intento di sintetizzare informazioni complesse in un unico valore che rappresenti il concetto di "rischio climatico in tempo reale"⁷³.

2.3.3 Selezione dei dataset e indicazioni per la costruzione del “climate risk index”

Il Climate Risk Index, come precedentemente menzionato, è un indicatore complesso la cui ideazione è una sfida significativa (cfr. par. 2.3.1). Dall'analisi comparativa, emerge che esistono altri indici con scopi simili⁷⁴, ma quelli che tra di essi vengono aggiornati regolarmente più volte al mese si riferiscono quasi sempre ad una sola tipologia di “disastro” naturale (generalmente la siccità) e sono creati per aree geografiche specifiche. Di conseguenza, si rende necessaria la creazione di un nuovo indicatore di rischio climatico che possa essere facilmente incorporato in un modello di apprendimento automatico per indagare la relazione tra disastri ambientali e conflitti. Per l'acquisizione dei dati climatici è stata scelta la piattaforma di Visual Crossing (2023), un fornitore leader

idrologiche, come la disponibilità d'acqua in tempo reale, meglio ancora se collegata ai disastri ambientali, rappresenterebbero un fattore ideale per la comprensione delle conseguenti implicazioni socio-economiche, ma molte di esse risultano ancora difficili da ottenere e calcolare; nel mezzo, ci sono i dati relativi ai disastri climatici, come siccità e alluvioni, i quali, per definizione, non costituiscono dati di serie temporali.

⁷³ A differenza di altri indici come il “Global Climate Risk Index” che rappresentano un indice di rischio cronico e strutturale dei vari paesi (Eckstein et al., 2019, cfr. Bibl.). Per visualizzare la mappa interattiva consultare la sitografia (Resource Watch).

⁷⁴ Uno di questi è il “Combined Drought Index” (Balint, 2011, cfr. Bibl.), creato per il progetto di monitoraggio della siccità in Somalia, che rilascia degli aggiornamenti mensili per ogni distretto dello Stato. Oltre a questo ci sono tuttavia altri indici che rappresentano lo stato di siccità in Africa, come il Combined Drought Indicator del progetto “East Africa Drought Watch” già citato al paragrafo 2.2.2. (cfr. Sit.).

di dati meteorologici e strumenti di analisi aziendale per data scientist, analisti aziendali, professionisti e accademici. I dati messi a disposizione tramite questa piattaforma, disponibili in diversi formati tra cui csv e json, sono raccolti da stazioni meteorologiche terrestri e integrati con dati satellitari⁷⁵. In generale, un indice di rischio climatico si fonda sulle osservazioni dei parametri ambientali e meteorologici rilevate secondo una certa risoluzione temporale e spaziale. Per quanto riguarda la risoluzione temporale, Visual Crossing consente di acquisire dati meteorologici in diverse modalità, includendo rilevazioni orarie e giornaliere delle serie storiche, nonché previsioni a medio termine estendendosi fino a 30 giorni nel futuro. Nel nostro caso specifico, abbiamo scelto di adottare l'opzione giornaliera, in linea con la risoluzione temporale del modello Transformer. Tuttavia, è importante notare che per un'analisi più precisa della variabilità istantanea delle precipitazioni, fondamentale per la comprensione delle inondazioni, sarebbe preferibile l'uso di dati orari. In secondo luogo, un indice di rischio climatico è concepito per valutare il grado di rischio climatico di una specifica regione. Nel contesto del nostro caso studio, l'unità geografica presa in considerazione è la singola nazione, seguendo il medesimo approccio adottato nel nostro modello di riferimento per la previsione dei conflitti a livello statale⁷⁶. All'interno della singola nazione saranno poi scelte manualmente le stazioni di rilevamento, non potendo contare su dati a griglia⁷⁷.

Una volta definiti unità geografica e risoluzione temporale dei dati

⁷⁵ Sono disponibili oltre alle variabili meteorologiche anche una varietà di parametri relativi alla soil moisture, all'evapotraspirazione e alla temperatura del suolo.

⁷⁶ Cfr. par. 2.3.2.

⁷⁷ Questo, che può sembrare uno svantaggio, in realtà può rivelarsi un punto di forza, come spiegato più avanti.

il passaggio successivo è l'elaborazione effettiva di questi dati. A tal proposito, uno strumento di valutazione dei disastri naturali è un indice statistico che compara le attuali condizioni idrometeorologiche con le medie a lungo termine rilevate nello stesso periodo stagionale. Nel contesto della nostra analisi, miriamo a sviluppare un indice in grado di rilevare le anomalie presenti in un determinato "schema climatico" che presenti somiglianze con configurazioni simili riscontrate in passato durante eventi climatici disastrosi specifici. Per questa ragione, il secondo dataset scelto, da associare ai dati ottenuti dalla piattaforma Visual Crossing, è il dataset EM-data (2023), che contiene informazioni su tutti i disastri ambientali verificatisi nel Continente Africano dal 1900 ad oggi. Sul sito ufficiale del dataset summenzionato si dà anche una definizione di disastro, definito “antropocentrico”, in quanto misurato sulla base dell’impatto che genera sulla società umana: *“A situation or event which overwhelms local capacity, necessitating a request to the national or international level for external assistance; an unforeseen and often sudden event that causes great damage, destruction, and human suffering”*.

Una volta introdotti i dataset, procediamo ora a delineare in dettaglio i passaggi essenziali per la costruzione del Climate Risk Index⁷⁸:

1. Selezione dello stato di interesse: iniziamo identificando lo stato per cui desideriamo sviluppare l'indice, un passo cruciale per adattare l'analisi alle specifiche condizioni geografiche.
2. Scelta delle città rappresentative: individuiamo un insieme significativo di città all'interno dello stato prescelto; questa

⁷⁸ Dato che l'indice in questione contiene implicitamente informazioni sulla “variabilità climatica”, le variabili meteorologiche utilizzate sono definite “variabili climatiche” (cfr. par. 2.2.1.).

selezione deve garantire una rappresentazione omogenea del territorio, considerando diversi contesti geografici.

3. Identificazione dei disastri collegati: seguiamo selezionando i disastri noti che sono associati allo Stato in questione.
4. Classificazione dei disastri: procediamo suddividendo i disastri per tipologia; questa suddivisione agevola la gestione e l'analisi dei dati.
5. Costruzione degli indici parziali per ciascuna tipologia di disastro:
 - a. Acquisizione dei dati climatici: per ciascuna tipologia di disastro, scarichiamo i dati giornalieri relativi alle variabili climatiche rilevanti per tutte le città coinvolte.
 - b. Creazione dei dataset specifici: per ogni tipologia di disastro, sviluppiamo un dataset in cui ogni giorno è etichettato in base alla presenza o assenza del disastro.
 - c. Analisi delle variabili climatiche: valutiamo il comportamento delle variabili climatiche normalizzate all'interno di finestre temporali adeguate.
 - d. Quantificazione del peso delle variabili: determiniamo il contributo percentuale di ciascuna variabile climatica all'interno dell'intervallo temporale considerato.
 - e. Calcolo degli indici parziali: per ciascun giorno, moltiplichiamo il valore normalizzato di ciascuna variabile climatica per il suo contributo percentuale corrispondente.
 - f. Aggregazione dei contributi giornalieri: sommiamo i contributi giornalieri per ottenere un indice parziale, il quale raggiunge il suo valore massimo durante o dopo eventi meteorologici avversi.
6. Combinazione degli indici parziali: il Climate Risk Index finale si ottiene combinando gli indici parziali,

precedentemente normalizzati e ponderati, attraverso una somma pesata. Questo processo consente di fornire una misura sintetica del "rischio climatico in tempo reale" per lo Stato considerato.

L'indice complessivo risultante sarà una sintesi dei tre indici climatici parziali e rifletterà il livello di rischio complessivo. In altre parole, l'indice così calcolato consente di quantificare la probabilità/pericolosità di una certa configurazione meteorologica in termini di rischio di disastri climatici.

Per illustrare il processo in dettaglio, procederemo a esporre i passaggi parziali coinvolti nella creazione del Climate Risk Index specificamente per il Sudan⁷⁹. Il primo passaggio riguarda la selezione dei disastri dal dataset EM-data. Quando è stato scaricato, il 4 settembre 2023, il dataset conteneva 3088 record ed era organizzato in una struttura tabellare con 50 colonne. Tra queste, le più rilevanti includono informazioni riguardanti il tipo di disastro, la nazione e le regioni coinvolte, le date d'inizio e di fine del disastro, nonché il numero di vittime, feriti, sfollati, danneggiati e il totale delle persone coinvolte.

In una fase iniziale di manipolazione dei dati, è stato effettuato il filtraggio degli eventi catastrofici non direttamente connessi al cambiamento climatico, ad esempio, gli eventi sismici (terremoti). Questa operazione ha portato all'identificazione di cinque tipi di disastri altamente significativi: siccità, inondazioni, tempeste, incendi e temperature estreme. Inoltre, in una fase preliminare, è stato applicato un criterio per selezionare i disastri avvenuti a partire dall'anno 2000, motivato da tre ragioni principali: il miglioramento dell'accuratezza delle registrazioni meteorologiche, soprattutto in Africa; l'accentuarsi degli effetti del cambiamento

⁷⁹ Dove nel 2003 è scoppiata quella che è stata definita la prima “guerra climatica” (cfr. 1.3.3).

climatico durante gli ultimi tre decenni; e il progresso nella stima del numero di persone coinvolte nei disastri, reso possibile in parte grazie alle tecnologie dell'informazione e delle comunicazioni.

Successivamente, i record sono stati ordinati in base ai valori presenti nella colonna "total affected"⁸⁰ che rappresenta il numero complessivo di persone coinvolte nei disastri. Questa scelta è giustificata da due motivi principali: tale valore è correlato al numero di persone che potenzialmente potrebbero partecipare a situazioni di disordini sociali in determinate condizioni socio-politiche; inoltre è considerato come una sorta di "magnitudo" del disastro, poiché è l'unico valore presente in tutti i record, a differenza, ad esempio, dei danni economici. Ulteriori criteri di selezione, più specifici, possono essere affinati dagli esperti del settore.

L'analisi dettagliata ha rivelato che la stragrande maggioranza dei primi 150 disastri riguardava eventi di siccità. Tuttavia, in termini assoluti, gli eventi di inondazioni risultavano essere i più frequenti nell'intero dataset, con una frequenza circa quattro volte superiore rispetto agli eventi di siccità. Nonostante gli "eventi di siccità" si presentino in quantità minore, essi registrano in realtà una durata complessiva significativamente maggiore rispetto alle inondazioni (mesi rispetto a giorni) e presentano impatti a catena di maggiore rilevanza. Inoltre, la presenza di siccità spesso aumenta la probabilità di verificarsi di altri tipi di disastri, come gli incendi (a causa dell'aumentata infiammabilità del territorio) o l'aggravamento di calamità come le alluvioni (a causa della

⁸⁰ Precisazione: il valore di total affected che include persone ferite, morti e il numero di persone che hanno subito danni non è del tutto oggettivo, non essendoci dei parametri oggettivi per tutti i paesi; ad esempio il numero di morti per la siccità potrebbe essere sottostimato dato che non si fa riferimento alle morti indirette. Tuttavia si è ritenuto che affidarsi a questo valore fosse comunque un criterio più oggettivo rispetto ad una scelta puramente casuale del campione, non essendoci altri valori di riferimento.

maggior impermeabilità del suolo).

Non sorprende che la siccità sia uno degli eventi ambientali più ampiamente studiati nella letteratura relativa ai conflitti indotti dal clima, poiché i suoi effetti sulla produzione alimentare sono facilmente osservabili, mentre il ruolo del cambiamento climatico nell'incremento dei periodi siccitosi è ben documentato.

Per garantire una selezione del campione dei casi di studio che fosse sia rappresentativo della proporzione dei disastri sia della loro intensità, ho effettuato una riduzione del numero dei records eliminando quelli in cui il valore del "total affected" non superava il 50° percentile (mediana).

Successivamente, all'interno di questo nuovo insieme di dati, ho calcolato il numero di disastri per ciascuna delle cinque tipologie e ho selezionato 50 disastri in modo da rispecchiare le proporzioni tra le diverse categorie in questo dataset finale. In conclusione, a partire dall'evento con l'impatto maggiore per ciascuna categoria, sono stati selezionati i primi 13 eventi di siccità, i primi 32 di inondazioni e i primi 5 di tempeste. La selezione proporzionale non ha permesso la selezione di alcun caso di incendi⁸¹ o temperature estreme, e pertanto tali tipologie non sono state rappresentate nel dataset finale. In fasi successive del processo, è stata effettuata la preparazione di questo dataset, attraverso l'applicazione di operazioni di wrangling, per renderlo adatto alle fasi successive del processo⁸².

⁸¹ Sarebbe interessante considerare anche gli incendi per valutare in che modo sono correlati agli altri disastri, ma i dati a disposizione non sono sufficienti per dare una rappresentazione significativa di questa tipologia di disastro.

⁸² Ho creato una sola colonna per la data di inizio ed una per la data di fine, accorpendo le precedenti colonne che si dividevano in anno, mese e giorno; laddove non era specificato il mese ho completato con Gennaio per l'inizio e Dicembre per la fine, mentre in assenza di un giorno specifico ho inserito il primo giorno del mese come inizio e l'ultimo come fine.

Nel dataset ottenuto, dei 50 eventi selezionati, 5 sono relativi al Sudan, di cui 4 sono siccità e 1 è un'inondazione. A scopo esemplificativo, consideriamo la costruzione della componente "Drought Risk Index". Il passaggio preliminare al download dei dati viene svolto con l'aiuto di esperti: si individua un set di località altamente rappresentative⁸³ sparse per tutto il paese e si individuano le variabili significative per i disastri selezionati⁸⁴. La siccità intensa più recente risale al 2022, mentre la meno recente al 2009, per cui si scaricano da Visual Crossing i dati relativi alle stazioni individuate dal 1990 al 2023. Una volta ottenuti tutti i dati, la fase successiva è la costruzione dell'indice vero e proprio seguendo gli step elencati precedentemente.

Una volta che il Climate Risk Index è stato implementato, la fase successiva prima di introdurlo come variabile nel modello predittivo consiste nella verifica della sua correlazione con la Weighted War Variable in corrispondenza di conflitti chiaramente legati alle condizioni climatiche. È importante notare che, spesso, esiste una discrepanza temporale tra l'insorgenza di un disastro climatico e il manifestarsi di un conflitto. In particolare, per comprendere appieno come il rischio climatico può influenzare il conflitto, è possibile ricorrere a tecniche di analisi statistica. Queste analisi possono rivelare le relazioni tra il Climate Risk Index e la Weighted War Variable, permettendo di identificare eventuali correlazioni e tendenze. In questo modo, è possibile valutare l'impatto delle condizioni climatiche sui conflitti armati e quantificare il contributo dell'indice climatico nella previsione dei

⁸³ Questo lavoro potrebbe risultare svantaggioso rispetto all'utilizzo di dati a griglia ma c'è anche il vantaggio di considerare solamente le aree geografiche di interesse strategico, ad esempio per la presenza di coltivazioni o particolari aree urbane.

⁸⁴ Date le rilevazioni da più stazioni, si potrebbe calcolare ad esempio la media giornaliera, la media degli ultimi 10 giorni, il valore massimo e minimo di pioggia registrata ecc.

conflitti stessi.

2.3.4 Esempi di applicazione della nuova variabile per futuri sviluppi

All'interno di questo caso studio, dopo aver integrato le variabili climatiche nel sistema e riaddestrato il modello, si aprono varie prospettive di indagine e ricerca. Un primo esempio di applicazione coinvolge l'approfondimento dello studio sulla genesi e l'evoluzione dei conflitti legati al clima. Questo coinvolge l'analisi delle relazioni tra variabili climatiche e altre variabili di natura economica, sociale e politica, un compito particolarmente adatto per un modello transformer.

In questo contesto, potrebbero essere considerate ulteriori variabili, conseguentemente a quanto discusso in precedenza⁸⁵, come l'inflazione alimentare, la cui serie temporale è fornita dalla FAO (n.d.). L'aggiunta di queste variabili potrebbe arricchire ulteriormente il modello Transformer e consentire un'analisi più completa delle dinamiche legate ai conflitti climatici.

Un secondo ambito di applicazione riguarda la classificazione dei conflitti stessi⁸⁶, che può essere utile per la creazione di casi studio specifici. Per questo scopo, ci concentriamo sulla prima dimensione del framework introdotto nel capitolo 1, che analizza il ruolo dei fattori climatici ed ambientali. Questa scelta ci permette di determinare se il clima è stato il principale scatenante di un conflitto o se ha contribuito ad acuirne uno già esistente. Tale distinzione può risultare cruciale in base agli obiettivi di studio prefissati. Nello specifico, in un contesto di conflict early warning,

⁸⁵ Cfr. par. 1.3.2.

⁸⁶ Prendiamo in esame il framework introdotto nel primo capitolo è per la classificazione dei conflitti in base al ruolo dei fattori ambientali e climatici (cfr. par. 1.4).

sarebbe di grande utilità se un modello predittivo fosse in grado di classificare con successo un conflitto imminente in una delle tre categorie principali della nostra prima dimensione, per diversi motivi. Innanzitutto, tale classificazione consente una comprensione più approfondita dei fattori scatenanti che contribuiscono all'insorgenza dei conflitti. Questo approccio può rivelarsi di inestimabile aiuto per accademici, decisori politici e operatori umanitari poiché facilita l'individuazione precisa delle cause dei conflitti e la formulazione mirata di strategie preventive. Inoltre, conoscere in anticipo il tipo di conflitto, che sia di natura ambientale, causato da fattori climatici o intensificato da tali condizioni, può influenzare la pianificazione delle risposte. Per esempio, conflitti di natura ambientale potrebbero richiedere interventi relativi alla gestione delle risorse naturali o alla mitigazione ambientale, mentre quelli intensificati da condizioni climatiche richiederebbero risposte immediate alla crisi climatica in corso o imminente. In aggiunta, la classificazione dei conflitti basata su elementi ambientali e climatici può contribuire a sensibilizzare l'opinione pubblica sulla connessione tra cambiamenti ambientali e conflitti. Questa consapevolezza potrebbe stimolare azioni finalizzate a mitigare gli impatti negativi correlati.

Nel caso del nostro Transformer⁸⁷, se il modello venisse modificato per aggiungere un compito di classificazione multiclasse si riuscirebbe anche a valutare successivamente quali variabili sono più indicative per ciascuna categoria di conflitto. E' chiaro, infatti, che per ciascuna delle tre tipologie di conflitto i dati climatici assumono una valenza ed un peso diversi. Nel caso degli

⁸⁷ Nel caso specifico si potrebbe anche addestrare un classificatore separato, applicando le etichette ai singoli eventi di conflitto, per poi combinare in seguito i risultati dei due modelli per ottenere il risultato desiderato.

“environmental/climate conflicts”, ad esempio, la variabile climatica ha un ruolo troppo marginale e poco significativa per un sistema di allerta precoce, mentre altre informazioni inerenti l’ambiente ma più diplomatiche potrebbero essere più rilevanti (ad esempio informazioni sulle tensioni tra bacini transfrontalieri o sulle dighe). Conflitti di questo tipo possono essere previsti molto in anticipo perché si tratta spesso di casi attenzionati e monitorati dagli organismi internazionali (pensiamo ad esempio alla costruzione della diga in Etiopia⁸⁸). Diverso è il caso per le altre due categorie. Per la categoria A2 dei conflitti indotti dal clima il sistema potrebbe enfatizzare la relazione tra variabili climatiche e altre variabili socio-economiche, mentre nei conflitti intensificati dal clima (categoria A3) la variabilità climatica interagisce con eventi di disordine già esistenti, per cui il transformer prende atto di queste relazioni attribuendole automaticamente un certo grado di rilevanza.

In base a queste considerazioni, è possibile selezionare un conflitto legato al clima e sviluppare uno studio di caso per valutare l'effetto del nuovo indice climatico sulla precisione delle previsioni. È importante sottolineare che da Visual Crossing si possono ottenere dati di previsione fino a 30 giorni, che possono essere usati dal modello per stimare in anticipo potenziali situazioni di rischio future, con i dovuti adeguamenti tecnici. Indipendentemente dalla scelta metodologica e dall'orientamento della ricerca, possiamo anticipare le spiegazioni e l'interpretazione dei possibili risultati, a seconda che la variabile risulti avere un peso oppure no:

1. Dal momento che il caso studio tratterebbe un caso di guerra in cui il climate change attraverso ha avuto un ruolo preponderante accertato attraverso uno o più disastri

⁸⁸ Cfr. Cap. 1 par. 1.1.3.

naturali, i motivi di una mancata attribuzione di peso rilevante alla variabile climatica sarebbero da ricercare nel funzionamento del modello, nei dati di training oppure nel numero di variabili complessive che limita il peso della variabile climatica⁸⁹.

2. D'altra parte, se la variabile climatica si dimostrasse in grado di migliorare la precisione delle previsioni, ciò rappresenterebbe una conferma dell'importanza delle variabili climatiche nella predizione dei conflitti. Questo risultato costituirebbe un contributo significativo alla ricerca in questo campo, sottolineando il ruolo cruciale delle condizioni climatiche nell'analisi e nella previsione dei conflitti armati.

Infine, un'altra prospettiva di ricerca che si colloca all'interno del campo dei disastri consiste nell'analizzare le correlazioni tra i diversi eventi catastrofici presenti nel dataset EMdata. Ad esempio, è possibile esaminare le relazioni tra il caldo estremo e le siccità, che a loro volta possono favorire incendi, oppure tra inondazioni e siccità che contribuiscono all'insorgenza di malattie. Comprendere queste interconnessioni tra vari tipi di disastri potrebbe rivelarsi estremamente utile per la prevenzione dei conflitti.

In conclusione, le riflessioni svolte in questo capitolo e nell'ultimo paragrafo in particolare, gettano le basi per l'ideazione di nuovi e promettenti filoni di ricerca nell'ambito della previsione di conflitti mediante modelli di machine learning, soprattutto deep learning. I ragionamenti e le idee presentate aprono la strada a possibili progetti volti a sperimentare l'applicazione di reti neurali profonde alla complessa materia della previsione di crisi e scontri scaturiti dalle conseguenze del cambiamento climatico. Questi nuovi

⁸⁹ In tal caso si potrà effettuare un nuovo esperimento riducendo il numero totale delle variabili.

approcci, se adeguatamente sviluppati e testati, potrebbero portare a sistemi sempre più efficaci nell'anticipare scenari di conflitto, contribuendo in tal modo agli sforzi di prevenzione e stabilizzazione nelle aree a rischio climatico.

3. IA E ADATTAMENTO PER LA PREVENZIONE DEI FUTURI CONFLITTI CLIMATICI

In questo terzo ed ultimo capitolo si descrive la terza componente del modello concettuale introdotto all'inizio del lavoro, ossia viene spiegato in che modo l'intelligenza artificiale può essere impiegata non solo nella previsione dei conflitti ma anche nella prevenzione. In tal senso l'intelligenza artificiale può essere di grande aiuto per monitorare e valutare i cambiamenti ambientali, identificare le vulnerabilità e fornire informazioni per le decisioni di adattamento. In particolare, l'intelligenza artificiale può mitigare indirettamente i conflitti principalmente in due modi. I sistemi di early warning dei disastri naturali possono aiutare ad evitare disastri che distruggono le risorse (come gli incendi) e mitigare gli impatti dei disastri come le inondazioni e la siccità, riducendo in tal modo gli effetti sui fattori intermedi che incidono sui conflitti. Secondariamente, il machine learning potenzia le soluzioni digitali di water management, aiutando ad esempio a ridurre gli sprechi d'acqua, individuare nuove fonti ecc. Inoltre, è importante sottolineare che la previsione anticipata delle calamità naturali e la digitalizzazione dei sistemi idrologici contribuiscono significativamente a migliorare la previsione stessa dei conflitti: la previsione preventiva dei disastri permette di anticipare le conseguenze non mitigabili che possono intensificare i conflitti, mentre la digitalizzazione dei sistemi idrologici non solo aiuta a prevenire i conflitti legati all'acqua, ma genera anche nuove informazioni dai dati raccolti, contribuendo così alla loro previsione.

3.1 IA e telerilevamento: panoramica sulle principali applicazioni per la strategia di adattamento

La temperatura media globale del pianeta Terra è attualmente in una pericolosa fase di mutamento a causa dell'incremento delle emissioni di gas ad effetto serra. Si constata un aumento di circa 1,2°C rispetto all'era preindustriale, e la prospettiva di rispettare il limite di 1,5°C è vista con crescente scetticismo da parte di molti esperti. Tuttavia, emergono ragioni di speranza nel combattere il cambiamento climatico grazie ai rapidi progressi nell'ambito dell'intelligenza artificiale (IA), delle tecnologie dell'informazione e della comunicazione (TIC) verdi e della robotica.

Un quadro concettuale per l'applicazione dell'intelligenza artificiale nella lotta ai cambiamenti climatici è stato introdotto dal Boston Consulting Group (BCG) nel contesto del rapporto "AI for the Planet" (2022), in cui si evidenzia il contributo dell'IA su tre fronti: mitigazione, adattamento e “fondamenti” (ricerca, educazione, finanza).

In generale, il machine learning trova un potente alleato nei dati satellitari per il contrasto al climate change in molteplici applicazioni.

Un importante risvolto applicativo di questo connubio, ad esempio, può essere la prevenzione della deforestazione per la salvaguardia degli habitat, obiettivo sostenuto dal progetto “Cognitive Deforestation Prevention” della Deloitte Impact Foundation in collaborazione con il WWF (Deloitte, n.d.).

Rimanendo nel campo dell'adattamento, tuttavia, il settore più promettente è sicuramente quello delle previsioni meteorologiche,

che sta venendo rivoluzionato dall'intelligenza artificiale grazie ai nuovi sistemi avanzati di machine learning sviluppati da colossi tecnologici come Huawei, Nvidia e Google Deepmind (Zorloni, 2023). Alcuni di questi modelli, come Pangu-Weather di Huawei e Fourcastnet di Nvidia, sono in fase di sperimentazione al Centro europeo per le previsioni meteorologiche di medio termine⁹⁰ (Chantry et al., 2023).

L'obiettivo congiunto di aziende e Stati è arrivare alla creazione di veri e propri "Earth model" che permettano di simulare gli effetti dei cambiamenti climatici, come previsto ad esempio dal progetto "Destination Earth" (cf. Sit.) dell'Unione Europea che vuole ottenere un gemello digitale della Terra entro il 2030.

I vantaggi di accedere a previsioni meteorologiche estremamente accurate sono impattanti nel settore economico, tanto che il mercato dei sistemi di previsione meteorologica è in forte crescita: "the global weather forecasting systems market is expected to grow at a CAGR of 5.6% in the forecast period of 2023-2028, to reach USD 3.85 billion in 2027" (Expert Market Research, 2022).

Tra i vari settori che possono beneficiare delle previsioni meteo basate su IA, quello delle energie rinnovabili è sicuramente esemplificativo: i sistemi innovativi consentono ai gestori di pianificare in anticipo la produzione eolica o solare, evitando che non ci sia abbastanza energia per soddisfare la domanda o che l'energia sia troppa rispetto alla domanda (Buoniconti, 2023). Due startup che operano in questo settore sono la società tedesca Energy & Meteo Systems, esperta nella previsione di produzione di energia eolica, e la società francese Reuniwatt, nel campo del fotovoltaico. Un altro settore che sta sperimentando profonde trasformazioni grazie alle previsioni climatiche a lungo termine e ai

⁹⁰ ECMWF.

modelli ottenuti con l'intelligenza artificiale è quello agricolo. Questi strumenti sono infatti cruciali per supportare l'adattamento ai cambiamenti climatici in atto, fattore che riveste un'importanza vitale considerando gli impatti sulla filiera agroalimentare e di conseguenza sulla sicurezza alimentare globale. Grazie alle nuove tecnologie è possibile sviluppare sistemi di monitoraggio e analisi sempre più avanzati, in grado di fornire indicazioni preziose agli agricoltori per ottimizzare le coltivazioni e aumentare la resilienza di fronte a condizioni meteorologiche in continua evoluzione. In particolare, nell'agricoltura di precisione le previsioni meteorologiche in tempo reale possono aiutare gli agricoltori nelle decisioni quotidiane su quando e quanto irrigare, concimare e applicare pesticidi alle loro colture (EPRS, 2023); inoltre i modelli climatici possono aiutare gli agricoltori a decidere quali colture piantare in base alle condizioni meteorologiche previste (Sannino & Sonnino, 2020). Nuove realtà imprenditoriali, come la società Prospera, mirano a integrare dati climatici e dati provenienti dalla visione artificiale per monitorare la salute delle piante⁹¹.

Infine, le previsioni meteorologiche ottenute applicando tecniche di machine learning ai grandi insiemi di dati ambientali possono essere ulteriormente elaborate per generare modelli in grado di fornire previsioni sempre più accurate su eventuali disastri naturali come inondazioni, siccità prolungate ed episodi di incendi boschivi. Sfruttando le enormi potenzialità del calcolo dati, è possibile sviluppare sistemi avanzati di monitoraggio del rischio che, integrati con alert di protezione civile, possono rivelarsi preziosi per la pianificazione territoriale e la salvaguardia della popolazione.

⁹¹ Prospera, cfr. Sit.

3.2 Previsione e prevenzione dei disastri naturali

I sistemi di allerta precoce basati su machine learning possono essere sviluppati per la previsione di varie tipologie di disastro. Riguardo gli eventi di precipitazioni estreme, ad esempio, il Global Flood Awareness System⁹² fornisce allarmi precoci di inondazioni anche con 30 giorni di anticipo, mentre la NASA ha un sistema di mappatura globale delle inondazioni che fornisce dati real time per affrontare le emergenze causate dalle inondazioni (Smith, 2021).

L'intelligenza artificiale può essere usata anche per la proiezione di tendenze a lungo termine, prevedendo quindi le aree più a rischio di siccità per agire in anticipo. Infine, l'intelligenza artificiale può essere utile anche dopo l'avvento di un disastro per la gestione della crisi, valutando ad esempio le condizioni delle infrastrutture e lo stato dei soccorsi, e per la protezione della popolazione soggetta a migrazioni e spostamenti, attraverso il monitoraggio dei soccorsi.

Un'altra tipologia di disastro che l'IA può aiutare a prevedere e prevenire è quella degli incendi, un fenomeno che è amplificato dal climate change a causa delle alte temperature e dell'aumento della siccità.

La previsione e prevenzione degli incendi è un caso emblematico di azione di contrasto al climate change che concerne sia la mitigazione, evitando il rilascio di grandi quantità di CO₂ nell'atmosfera, sia l'adattamento, proteggendo territori e popolazioni dalle conseguenze distruttive dei mega-incendi.

Secondo un rapporto del World Economic Forum (WEF) del 2022,

⁹² GloFAS, Cfr. Sit.

l'intelligenza artificiale può aiutare a prevenire gli incendi boschivi incrociando dati provenienti dalle immagini satellitari (dall'analisi delle quali gli algoritmi di visione artificiale possono rilevare presenza di fumo), dai sensori dell'Internet delle cose (IoT) e dai post sui social media (che processati con il natural language processing forniscono informazioni in tempo reale sulla condizione degli incendi in corso).

Questa visione d'insieme è alla base del FireAid Project del WEF (2023), che sfrutta l'intelligenza artificiale per sviluppare una mappa dinamica del rischio. Sempre il World Economic Forum individua alcuni elementi chiave per fare fronte alle sfide nel contrasto degli incendi e trovare soluzioni efficaci.

Per quanto riguarda i dati, fattore essenziale quando si lavora con modelli predittivi basati sull'intelligenza artificiale, è necessario che siano dettagliati e ad alta risoluzione, digitalizzati e standardizzati, integrando quelli forniti da enti locali con quelli prodotti da grandi agenzie come la NASA. Occorre, inoltre, fissare protocolli di raccolta omogenei e assicurare l'interconnessione tra le diverse banche dati. Per quanto riguarda gli algoritmi, è importante svilupparne di specializzati per differenti evenienze, come quelli in grado di fornire supporto di visione notturna durante gli incendi. Infine, data la gravità crescente del problema, è fondamentale promuovere un approccio decentralizzato e collaborativo, creando archivi globali accessibili a tutti e incoraggiando lo sviluppo e la condivisione di modelli predittivi open source cui possano contribuire esperienze da ogni parte del mondo.

Ad oggi si può sicuramente affermare che non manchino assolutamente né "expertise" dal lato tecnologico né progetti pilota dal punto di vista dell'applicazione sperimentale: numerosi sono infatti i progetti operativi, come "Fire-res", "Firelogue", "Silvanus",

“Fireurisk” e il progetto finanziato dall’Unione europea “Treads”⁹³, così come le startup che si stanno cimentando nel rilevamento degli incendi boschivi, come l’australiana EXCI.

L’elemento che attualmente manca per rendere operative ed efficaci le soluzioni esistenti è lo sviluppo di un sistema integrato che permetta un coordinamento effettivo. In conclusione, riallacciandoci al contesto introdotto nei capitoli precedenti, è fondamentale sottolineare che la capacità di prevenire disastri naturali come gli incendi, oppure prevedere calamità come le inondazioni, ci dà la possibilità di prevenire i conflitti e disinnescare l’escalation di violenza successiva.

3.3 AI and water: Integrated water resource management (IWRM)

Un’altra applicazione dell’IA per l’adattamento al climate change riguarda la gestione dell’acqua. Il motivo per cui si prende in considerazione la pratica del water management è che la gestione comunitaria dell’acqua è fondamentale soprattutto per la cessazione dei conflitti, argomento cardine del nostro studio. Un esempio virtuoso si sta realizzando in Sudan, dove grazie a programmi di organizzazioni internazionali, la risorsa acqua da motivo di scontro è diventata un elemento di unione e collaborazione (Carrington, 2019). In generale, la gestione integrata delle risorse idriche si basa sulla consapevolezza che le risorse idriche sono una componente integrale dell’ecosistema, una risorsa naturale e un bene sociale ed economico. Da una prospettiva tecnologica, l’intelligenza artificiale si inserisce nel processo

⁹³ Tutti i riferimenti in sitografia.

definito “Integrated water resource management” (IWRM), un approccio politico intersettoriale che fa uso anche del digitale progettato per sostituire il tradizionale approccio settoriale frammentato alle risorse idriche e alla gestione che ha portato a servizi inadeguati e a un uso insostenibile delle risorse (UNEP, n.d.).

Da questo punto di vista, intelligenza artificiale e acqua sono in un rapporto simbiotico complicato. Infatti, anche se gli algoritmi di IA “bevono” enormi quantità di acqua per raffreddare i data center (Crescenzi, 2023), gli strumenti di IA possono rivoluzionare i processi di gestione dell’acqua. Considerando che l’Intelligenza artificiale è un fenomeno tecnologico inarrestabile, si ritiene utile concentrarsi sugli aspetti positivi legati a questa innovazione, con lo scopo di guidare il progresso e la trasformazione digitale nella direzione che auspichiamo. In particolare, l’elemento fondamentale che mette in comunicazione l’IA con la gestione sostenibile ed equa delle risorse idriche è la condivisione dei dati idrologici. Questi ultimi, secondo la World Meteorological Organization, dovrebbero essere considerati un patrimonio globale comune, poiché le sfide legate all’acqua hanno una portata globale (Argent, 2021).

Per raggiungere questo obiettivo, è necessario adottare un approccio completamente aperto ai dati, attraverso la creazione di "repository globali di dati a accesso aperto", che consentano un accesso universale e trasparente agli stessi.

Tuttavia, i dati riguardanti l’acqua sono spesso generati da attori diversi e, di conseguenza, non sono interoperabili per più utenti a causa di differenze terminologiche e di altri fattori (Cantor et al., 2018). Molti sforzi sono stati fatti per mettere in pratica la trasparenza e favorire così una migliore gestione delle risorse idriche. Un esempio è fornito dalla WMO, che ha collaborato con

vari enti per promuovere la generazione e l'applicazione dei dati sull'acqua attraverso la World Water Data Initiative avviata dal governo australiano. Questa iniziativa incoraggia una "politica di apertura dei dati sull'acqua", in cui i governi sono incoraggiati a rendere i loro dati apertamente disponibili e condivisi (Bureau of Meteorology, 2017).

Le innovazioni tecnologiche che sfruttano la disponibilità dei dati idrologici stanno ridisegnando tutti gli aspetti della gestione dell'acqua e offrono opportunità senza precedenti per monitorare, diagnosticare e controllare i sistemi di risorse idriche dalla fonte al rubinetto. L'intelligenza artificiale, in questo contesto, può essere utilizzata per rivoluzionare i processi di gestione dell'acqua, ad esempio per migliorare l'efficienza nell'uso dell'acqua⁹⁴, per la previsione e ottimizzazione delle acque sotterranee in stato di vulnerabilità (Moazamnia, 2019) e per prevedere parametri relativi alla disponibilità e alla qualità dell'acqua⁹⁵. Inoltre, le tecnologie avanzate dei sensori possono supportare la gestione intelligente dell'acqua, in particolare consentendo il monitoraggio online e in tempo reale della sua disponibilità e qualità. In particolare, un'opportunità per monitorare i sistemi di gestione dell'acqua deriva dall'uso crescente dell'Internet delle cose (IoT), che designa un concetto informatico in cui gli oggetti fisici di uso quotidiano sono collegati a Internet e/o tra loro, formando una rete di dispositivi interconnessi che possono comunicare e trasferire dati senza richiedere l'intervento umano.

L'IoT può raccogliere dati critici relativi all'acqua necessari per migliorare i sistemi di gestione idrica e contribuire al risparmio,

⁹⁴ Chen et al., 2017, citato in Unesco, 2020, p. 175.

⁹⁵ El Din et al., 2017, citato in Unesco, 2020, p. 175.

come avviene ad esempio nel progetto “Internet of water”⁹⁶, che rappresenta un nuovo concetto emergente, con il quale le Fiandre stanno programmando il loro approccio alle prossime sfide idriche basato sull’utilizzo di algoritmi e modelli idrologici che si “nutrono” di dati provenienti da molteplici sensori.

In conclusione, la condivisione dei dati idrologici è importante per garantire una gestione sostenibile ed equa delle risorse idriche, mentre l'intelligenza artificiale può essere utilizzata per migliorare l'efficienza nell'uso dell'acqua e per prevedere le condizioni idrologiche.

⁹⁶ Internet of water Flanders, n.d., cfr. Bibl.

CONCLUSIONE

Questa dissertazione si è proposta di affrontare la complessa interazione tra cambiamento climatico, guerre e intelligenza artificiale, allo scopo di valutare in che modo quest'ultima potesse contribuire alla prevenzione dei conflitti di natura climatica, nell'ottica della climate change adaptation.

Un primo contributo teorico della ricerca è la formulazione del modello concettuale presentato in apertura della dissertazione che ha caratterizzato l'impianto della tesi stessa. Il modello schematizza in maniera sistemica le dinamiche di interazione tra i tre fenomeni oggetti di studio, facilitando il ragionamento sui possibili impatti sistemici delle azioni intraprese in uno dei domini sul funzionamento degli altri. In particolare, il modello fornisce un quadro di riferimento per i diversi stakeholder impegnati nel contrasto al cambiamento climatico, ai fini della pianificazione delle strategie di adattamento abilitate dall'intelligenza artificiale. L'auspicio è che possa essere ulteriormente ampliato per orientare lo sviluppo di politiche pubbliche integrate e guidare l'innovazione di nuovi prodotti e servizi ad alto valore sociale. Anche gli imprenditori che operano in campi innovativi per la climate change adaptation, come il water management o la previsione dei disastri, potrebbero giovare di un modello perfezionato ad hoc che gli permetta di ottenere una comprensione globale dell'impatto del loro prodotto, agevolando la progettazione e la diffusione.

Per quanto concerne l'obiettivo primario dello studio, il cui focus

ruota attorno alla domanda di ricerca "In che modo è possibile integrare le variabili climatiche nei modelli di previsione per comprendere e anticipare efficacemente i 'conflitti climatici'?", lo studio è stato articolato in due fasi principali, da cui sono scaturiti due output fra loro correlati.

La prima fase del processo ha riguardato l'indagine dettagliata del rapporto tra climate change e conflitti, sviscerando il concetto di "conflitto climatico", al fine di comprendere appieno le sue caratteristiche peculiari e le dinamiche sottostanti. Un contributo significativo di questa fase è rappresentato dal framework teorico, presentato in chiusura del primo capitolo, che categorizza i conflitti in base alla loro dipendenza dal climate change e alla natura del loro legame con i fattori ambientali. Questo framework, migliorando la comprensione delle dinamiche dei conflitti, migliora anche la loro previsione.

Infatti, il riconoscimento delle cause profonde dei conflitti legati al clima e all'ambiente costituisce un prerequisito essenziale per l'attuazione di misure efficaci nelle fasi iniziali del conflitto, al fine di prevenire eventuali escalation. In questo contesto, l'applicazione di sistemi di previsione basati su machine learning, istruiti mediante l'analisi di conflitti passati, potrebbe condurre a una categorizzazione dei futuri conflitti in accordo con queste categorie, utilizzando variabili di input che abbracciano aspetti climatici, ambientali, sociali ed economici.

La seconda fase, descritta nel secondo capitolo, si è concentrata sull'individuazione delle variabili più rilevanti per valutare l'influenza del cambiamento climatico sui conflitti e sulla comparazione di diverse tecniche di machine learning per l'analisi dei dati empirici derivanti da tali variabili.

Il fulcro di questa fase è costituito dal case study, che ha condotto

alla formulazione del "Climate Risk Index" a partire da variabili climatiche e idrologiche. Tale indice è stato concepito per integrarsi efficacemente all'interno di un modello Transformer finalizzato alla previsione dei conflitti. La proposta di questo indice apre le porte a diverse applicazioni⁹⁷, prima fra tutte l'ottimizzazione dei modelli predittivi per lo studio dei conflitti climatici. Inoltre, se associato alla classificazione dei conflitti, può agevolare la scoperta di relazioni complesse tra le variabili, suscitando molteplici opportunità di ricerca in questo campo.

Nel loro insieme, i risultati ottenuti dimostrano l'importanza di un approccio interdisciplinare alla materia e il valore aggiunto che l'IA, supportata da solide basi concettuali, può apportare nell'anticipare scenari conflittuali legati all'evoluzione del clima, a beneficio delle strategie di adattamento. Ulteriori sviluppi potranno ampliare ed affinare i contributi di questa indagine pionieristica su un tema di cruciale rilevanza per il futuro del pianeta.

⁹⁷ Cfr. par. 2.3.4.

BIBLIOGRAFIA

AGI (2023, 2 Febbraio). Non è plausibile limitare il riscaldamento globale a 1,5 gradi. Consultato in data 27 Luglio 2023 da

<https://www.agi.it/scienza/news/2023-02-02/non-plausibile-limitare-riscaldamento-globale-a-1-5-gradi-19905290/>

AI4BUSINESS (2023, 27 Aprile). Machine learning e Deep learning, quali differenze. Consultato in data 18 Settembre 2023 da

<https://www.ai4business.it/intelligenza-artificiale/machine-learning-e-deep-learning-quali-differenze/>

Argent, R., Daňhelka, J., Medeiros, M. and Berod, D. (2021). Hydrological Data Exchange. World Meteorological Organization.

<https://public.wmo.int/en/resources/bulletin/hydrological-data-exchange>

Arpav (n.d.) Atlante Precipitazioni. Obiettivi e motivazioni dello studio.

<https://www.arpa.veneto.it/temi-ambientali/agrometeo/file-e-allegati/atlant-e-precipitazioni>

Avelino, F., Wittmayer, J., Haxeltine, A., Kemp, R., O’Riordan, T., Weaver, P., ... & Rotmans, J. (2014). Game-changers and transformative social innovation. The case of the economic crisis and the new economy. TRANSIT working paper, 1, 2-1.

Bächler, G., & Spillmann, K. R. (1996). Kriegsursache Umweltzerstörung: ökologische Konflikte in der Dritten Welt und Wege ihrer friedlichen Bearbeitung: Abschlussbericht des Environment and Conflicts Projects ENCOP (Vol. 2) [Degrado ambientale come causa del conflitto: conflitti ecologici nel Terzo Mondo e modi per affrontarli pacificamente: relazione finale del Progetto Ambiente e Conflitti ENCOP (Vol. 2)]. Rüegger.

Bai, Y., & Kung, J. K. S. (2011). Climate shocks and Sino-nomadic conflict.

Review of Economics and Statistics, 93(3), 970-981.

Balint, Z., Mutua, F. M., & Muchiri, P. (2011). Drought monitoring with the combined drought index. FAO-Swalim, Nairobi, Kenya, 3-25.

Barnett. J. (1997). 'Environmental Security: Now What?', seminar, Department of International Relations, Keele University, 4 Dec. 1997.

BCG. 2022. How AI Can Be a Powerful Tool in the Fight Against Climate Change Bergholt, D., & Lujala, P. (2012). Climate-related natural disasters, economic growth, and armed civil conflict. Journal of peace research, 49(1), 147-162.

Borger, J. (2007, 23 Giugno). Darfur conflict heralds era of wars triggered by climate change, UN report warns. The Guardian. Consultato in data 4 Agosto 2023 da

<https://www.theguardian.com/environment/2007/jun/23/sudan.climatechange>

Borrell, J. (2020, 19 Luglio). Il Nilo e oltre: geopolitica dell'acqua. The Diplomatic Service of the European Union.

https://www.eeas.europa.eu/eeas/il-nilo-e-oltre-geopolitica-dellacqua_it

Brenna, L. (2015, 14 Settembre). Siria. Dietro la guerra civile c'è la siccità. Lifegate. Consultato in data 25 Luglio 2023 da

<https://www.lifegate.it/siria-la-crisi-ambientale-dietro-la-guerra>

Brocca, L., Tarpanelli, A., Filippucci, P., Dorigo, W., Zaussinger, F., Gruber, A., Fernández-Prieto, D. (2018). How much water is used for irrigation? A new approach using satellite products for coarse resolution soil moisture. Int. J. Terrestrial Observation. Geoinformation, 73, 752-766.

Brown, O., & Crawford, A. (2009). Climate change and security in Africa: A study for the Nordic-African Foreign Ministers Meeting. International Institute for Sustainable Development.

Brown, T., Mann, B., Ryder, N., Subbiah, M., Kaplan, J. D., Dhariwal, P., ... & Amodei, D. (2020). Language models are few-shot learners. Advances in neural information processing systems, 33, 1877-1901.

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., Hegre, H., & Strand, H. (2010). Sensitivity analysis of climate variability and civil war. PRIO Paper.

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., & Theisen, O. M. (2012). On environmental change and armed conflict. In Climate Change, Human Security and Violent Conflict: Challenges for Societal Stability (pp. 43-55). Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg.

Buoniconti, D. (2023, 7 Maggio). L'Intelligenza Artificiale nelle previsioni meteo. fontidienergiarinnovabile.it. Consultato in data 20 Settembre 2023 da

<https://fontidienergiarinnovabile.it/lintelligenza-artificiale-nelle-previsioni-meteo/>

Bureau of Meteorology. (2017). Good Practice Guidelines for Water Data Management Policy: World Water Data Initiative. Melbourne, Australia, Bureau of Meteorology, Australian Government.

Burke, M. B., Miguel, E., Satyanath, S., Dykema, J. A., & Lobell, D. B. (2009). Warming increases the risk of civil war in Africa. Proceedings of the national Academy of sciences, 106(49), 20670-20674.

Burke, M., Hsiang, S. M., & Miguel, E. (2015). Climate and conflict. Annu. Rev. Econ., 7(1), 577-617.

Cantor, A., Kiparsky, M., Kennedy, R., Hubbard, S., Bales, R., Pecharroman, L. C., ... &

Darling, G. (2018). Data for Water Decision Making: Informing the

Implementation of

California's Open and Transparent Water Data Act through Research and Engagement.

Carboni, K. (2023, 19 Giugno). Le prove che attribuiscono alla Russia la distruzione di una diga in Ucraina. Wired. Consultato in data 30 Luglio 2023 da

<https://www.wired.it/article/ucraina-esplosione-diga-kakhovka-distruzione-prove-responsabilita-russia/>

Carrington, D. (2019, 18 Dicembre). How water is helping to end 'the first climate change war'. Consultato in data 10 settembre 2023 da

<https://www.theguardian.com/world/2019/dec/18/how-water-is-helping-to-end-the-firstclimate-change-war>

CDCA, Centro Documentazione Conflitti ambientali (a cura di) (2011). Conflitti ambientali. Biodiversità e democrazia della terra, Milano, Edizioni Ambiente.

CDCA (2015). I Conflitti Ambientali:Espressioni di una crisi di sistema. I conflitti ambientali visti attraverso l'esperienza del Cdca; L'atlante dei conflitti ambientali italiani: una mappatura partecipata (a cura di Laura Greco e Marianna Stori), slides presentate e fornite al corso Comprendere i conflitti ambientali tenuto a Padova, nei giorni 6,7,13,14 Febbraio 2015.

Cederman, L. E., & Weidmann, N. B. (2017). Predicting armed conflict: Time to adjust our expectations?. Science, 355(6324), 474-476.

Chantry, M., Bouallegue, Z. B., Magnusson, Z. B., Maier-Gerber, M., Dramsch, J. (2023, 20 Giugno). The rise of machine learning in weather forecasting. ECMWF.

<https://www.ecmwf.int/en/about/media-centre/science-blog/2023/rise-machine-learningweather-forecasting>

Cherchi, A. (2019, 12 Novembre). Ciclo idrologico e riscaldamento globale. INGV ambiente. Consultato in data 8 Agosto 2023 da

<https://ingvambiente.com/2019/11/12/ciclo-idrologico-e-riscaldamento-globale>

[ale/](#)

Chien, S. S., Hong, D. L., & Lin, P. H. (2017). Ideological and volume politics behind cloud water resource governance—Weather modification in China. *Geoforum*, 85, 225-233.

Christiansen, S. M. (2016). *Climate conflicts-a case of international environmental and humanitarian law*. Springer.

Cisternino, S. (2023, 16 Maggio). Guerre climatiche: il nesso tra cambiamenti climatici e conflitti armati. Treccani.

https://www.treccani.it/magazine/atlante/geopolitica/Guerre_climatiche.html#:~:text=Il%20concetto%20di,pianificazione%20dei%20conflitti

Coulibaly, T. Y., & Managi, S. (2022). Identifying the impact of rainfall variability on conflicts at the monthly level. *Scientific reports*, 12(1), 18162.

<https://doi.org/10.1038/s41598-022-23079-y>

Cutelli, E. (2022, 8 Agosto). La siccità in Somalia e lo spettro della carestia. Consultato in data 3 Settembre 2023 da

<https://it.wfp.org/storie/la-siccita-somalia-e-lo-spettro-della-carestia#:~:text=Dal%202008%20la%20siccit%C3%A0%20ha,ha%20mietuto%20oltre%20250.000%20vittime>

Dari, J., Brocca, L., Quintana-Seguí, P., Escorihuela, MJ, Stefan, V., Morbidelli, R., (2020). Sfruttamento dell'umidità del suolo di rilevamento remoto ad alta risoluzione per stimare la quantità di acqua di irrigazione in una regione mediterranea . *Remote Sens.*, 12, 2593.

Dari, J., Quintana-Seguí, P., Escorihuela, MJ, Stefan, V., Brocca, L., Morbidelli, R., (2021). Rilevamento e mappatura delle aree irrigate in un ambiente mediterraneo utilizzando il rilevamento remoto dell'umidità del suolo e un modello di superficie terrestre. *J. Hydrol.*, 126129.

Del Bene, D., Demaria, F., Mingorría, S., Avila, S., Saes, B. & Navas, G. (2016, 5 Giugno). I grandi conflitti di natura globale. il manifesto.

<https://ilmanifesto.it/i-grandi-conflitti-di-natura-globale>

de Bruijn, J. A., de Moel, H., Jongman, B., de Ruiter, M. C., Wagemaker, J., &

Aerts, J.C. (2019). A global database of historic and real-time flood events based on social media. *Scientific data*, 6(1), 311.

De Giovannangeli, U. (2019, Marzo). Water Wars: per “l’oro blu” si uccide più che per quello nero. *Oltremare*. Consultato in data 20 Luglio 2023 da

<https://www.aics.gov.it/oltremare/articoli/pace/water-wars-per-loro-blu-si-uccide-piu-che-per-quello-nero/>

Deloitte (n.d.). Preserving the world’s rainforests by predicting deforestation.

<https://www2.deloitte.com/nl/nl/pages/over-deloitte/articles/wwf.html>

Delua, J. (2021, 12 Marzo). Supervised vs. Unsupervised Learning: What’s the Difference?. IBM.

<https://www.ibm.com/blog/supervised-vs-unsupervised-learning/>

De Marchi, M., Natalicchio, M., & Ruffato, M. (2010). I Territori dei cittadini: il lavoro dell'OLCA (Observatorio Latinoamericano de Conflictos Ambientales) (pp. 1-204). CLEUP.

Devlin, J., Chang, M. W., Lee, K., & Toutanova, K. (2018). Bert: Pre-training of deep bidirectional transformers for language understanding. *arXiv preprint arXiv:1810.04805*.

Dipartimento per le politiche europee (2019, 26 Settembre). Climate justice.

<https://www.politicheeuropee.gov.it/it/comunicazione/euoparole/climate-justice/>

Dokken, K. & Græger, N. (1995). The Concept of Environmental Security - Political Slogan or Analytical Tool?. *PRIO Report: 2*. Oslo: PRIO.

European Commission, Joint Research Centre, Schvitz, G., Corbane, C., Van Damme, M. et al., (2022). The Global Conflict Risk Index 2022 – Revised data and methods. Publications Office of the European Union.

<https://data.europa.eu/doi/10.2760/041759>

Dosovitskiy, A., Beyer, L., Kolesnikov, A., Weissenborn, D., Zhai, X., Unterthiner, T.,... & Houlsby, N. (2020). An image is worth 16x16 words: Transformers for image recognition at scale. *arXiv preprint arXiv:2010.11929*.

Eckstein, D., Künzel, V., Schäfer, L., & Wings, M. (2019). Global climate risk index 2020. Bonn: Germanwatch, 1-50.

EM-DAT, CRED / UCLouvain (2023). Brussels, Belgium. www.emdat.be

EPRS (European Parliamentary Research Service). (2023). Artificial intelligence in the agri-food sector. Applications, risks and impacts. doi:10.2861/516636

ESA (2004, 8 Settembre). I satelliti guidano gli operatori umanitari nell'individuazione di nuove risorse idriche per i rifugiati africani.

https://www.esa.int/Space_in_Member_States/Italy/I_satelliti_guidano_gli_operatori_umanitari_nell_individuazione_di_nuove_risorse_idriche_per_i_rifugiati_africani

Expert Market Research (2022, 23 Settembre). Top 10 Companies in the Global Weather Forecasting Systems Market, Leading with Technology. Consultato in data 25 Settembre 2023 da

<https://www.expertmarketresearch.com/articles/top-weather-forecasting-systems-companies>

European Commission (n.d.). Conseguenze dei cambiamenti climatici.

https://climate.ec.europa.eu/climate-change/consequences-climate-change_it

FAO (n.d.). Daily Food Prices Monitor Data.

<https://data.apps.fao.org/catalog/dataset/food-prices-monitor/resource/2bca62cf-13c0-4421-9568-2b68afea8fd2>

FAO (2016, 15 Aprile). Google e FAO puntano ad una nuova era di alfabetizzazione ambientale per tutti.

<https://www.fao.org/news/story/pt/item/410487/icode/>

FAO (2023a). FAO Food Price Index. Ultimo aggiornamento: 11 ottobre 2023.

<https://www.fao.org/worldfoodsituation/foodpricesindex/en/>

FAO (2023b). The Impact of Disasters on Agriculture and Food Security 2023

– Avoiding and reducing losses through investment in resilience. Rome.

<https://doi.org/10.4060/cc7900en>

German Advisory Council On Global Change. (2008). World in Transition: Climate Change as a Security Risk. London: Earthscan.

https://www.wbgu.de/fileadmin/user_upload/wbgu/publikationen/hauptgutachten/hg2007/pdf/wbgu_jg2007_kurz_engl.pdf

Gleick, P., & Iceland, C. (2018). Water, security and conflict.

<https://www.wri.org/publication/water-securityand-conflict>

Gleick, P. H., & Shimabuku, M. (2023). Water-related conflicts: definitions, data, and trends from the water conflict chronology. Environmental Research Letters, 18(3), 034022.

Gomolka, J. (2023, 3 Marzo). FIGHT THE CLIMATE WAR TO PREVENT CLIMATE WARS. Diplomatic Courier. Consultato in data 3 Agosto 2023 da

<https://www.diplomaticcourier.com/posts/fight-the-climate-war-to-prevent-climate-wars>

Griffiths, J. (2020, 3 Dicembre). China to expand weather modification program to cover area larger than India. CNN.

<https://edition.cnn.com/2020/12/03/asia/china-weather-modification-cloud-seeding-intlhnk/index.html>

Hagmann, T. (2005). Confronting the concept of environmentally induced conflict. Peace, Conflict and Development, 6(6), 1-22.

Heaton, L. (2017, 19 Aprile). SOMALIA'S CLIMATE FOR CONFLICT: HOW DROUGHT BRINGS WAR TO SOMALIA. The Groundtruth Project. Consultato in data 9 Settembre 2023 da

<https://thegroundtruthproject.org/somalia-conflict-climate-change/>

Hegre, H., Allansson, M., Basedau, M., Colaresi, M., Croicu, M., Fjelde, H., ... & Vestby, J. (2019). ViEWS: A political violence early-warning system. Journal of peace research, 56(2), 155-174. doi:10.1177/0022343319823860.

Homer-Dixon, T. F. (1991). On the threshold: environmental changes as

causes of acute conflict. *International security*, 16(2), 76-116.

Homer-Dixon, T. (1996). Strategies for studying causation in complex ecological-political systems. *The Journal of Environment & Development*, 5(2), 132-148.

Homer-Dixon, T. F. (2015). Environmental changes as causes of acute conflict. In *Conflict After the Cold War* (pp. 624-638). Routledge.

Hsiang, S. M., Meng, K. C., & Cane, M. A. (2011). Civil conflicts are associated with the global climate. *Nature*, 476(7361), 438-441.

Hsiang, S. M., Burke, M., & Miguel, E. (2013). Quantifying the influence of climate on human conflict. *Science*, 341(6151), 1235367.

Hsiang, S. M., & Burke, M. (2014). Climate, conflict, and social stability: what does the evidence say?. *Climatic change*, 123, 39-55.

IBM (n.d.). Cos'è l'etichettatura dei dati?

<https://www.ibm.com/it-it/topics/data-labeling>

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.

Il Post (2020, 14 Dicembre). Come la Cina vuole controllare il meteo.

<https://www.ilpost.it/2020/12/14/cina-controllo-meteo/>

Internet of water Flanders (n.d.). De uitbouw van Internet of Water [Lo sviluppo dell'Internet dell'Acqua].

https://www.internetofwater.be/de-uitbouw-van-internet-of-water/?_gl=1*175fsem*_up*MQ..*_ga*MTcxMzE3NzU1MS4xNjk1ODIwOTMz*_ga_NE8FPTTBBN*MTY5NTgyMDkzMj4xLjEuMTY5NTgyMTQ5MS4wLjAuMA

Intini, E.(2018, 14 Maggio). Ecologia CO2 in atmosfera: mai così alta in 800.000 anni. *Focus*.

[https://www.focus.it/ambiente/ecologia/co2-in-atmosfera-anidride-carbonica#:~:text=Sembra%20un%20brutto%20oritornello%2C%20ma,parti%20per%20milione%20\(ppm\)](https://www.focus.it/ambiente/ecologia/co2-in-atmosfera-anidride-carbonica#:~:text=Sembra%20un%20brutto%20oritornello%2C%20ma,parti%20per%20milione%20(ppm))

IPCC (2018). Global Warming of 1.5°C. An IPCC Special Report on the impacts of global warming of 1.5°C above pre-industrial levels and related global greenhouse gas emission pathways, in the context of strengthening the global response to the threat of climate change, sustainable development, and efforts to eradicate poverty. Cambridge University Press, Cambridge, UK and New York, NY, USA, 616 pp. <https://doi.org/10.1017/9781009157940>

IPCC (2021). Climate Change 2021: The Physical Science Basis. Contribution of Working Group I to the Sixth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change. Cambridge University Press.

IPCC (2023). Climate Change 2023: Synthesis Report. Contribution of Working Groups I, II and III to the Sixth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change [Core Writing Team, H. Lee and J. Romero (eds.)]. IPCC, Geneva, Switzerland,

184 pp., doi: 10.59327/IPCC/AR6-9789291691647

ISPRA (n.d.a) Il modello BIGBANG per il bilancio idrologico a scala nazionale. Consultato in data Ottobre 15, 2023, da

https://www.isprambiente.gov.it/pre_meteo/idro/BIGBANG_ISPRA.html

ISPRA (n.d.b) Indicatori climatici.

<https://www.isprambiente.gov.it/it/attivita/cambiamenti-climatici/indicatori-climatici>

Istat (2020, 14 Luglio). RILEVAZIONE DATI METEOCLIMATICI ED IDROLOGICI.

<https://www.istat.it/it/archivio/234641>

Johnson, K. (2019, 25 Febbraio). Are India and Pakistan on the Verge of a Water War?. Foreign policy. Consultato in data 30 Luglio 2023 da

<https://foreignpolicy.com/2019/02/25/are-india-and-pakistan-on-the-verge-of-a-water-war-pulwama-kashmir-ravi-indus/>

Kotz, M., Kuik, F., Lis, E., & Nickel, C. (2023). The impact of global warming on inflation: averages, seasonality and extremes. doi:10.2866/46035

<https://www.ecb.europa.eu/pub/pdf/scpwps/ecb.wp2821~foo8e5cb9c.en.pdf>

Koubi, V., Bernauer, T., Kalbhenn, A., & Spilker, G. (2012). Climate variability, economic growth, and civil conflict. *Journal of peace research*, 49(1), 113-127.

Kuzma, S., Kerins, P., Saccoccia, E., Whiteside, C., Roos, H., & Iceland, C. (2020). Leveraging water data in machine learning-based model for forecasting violent conflict. World Resources Institute.

Lagi, M., Bertrand, K. Z., & Bar-Yam, Y. (2011). The food crises and political instability in North Africa and the Middle East. arXiv preprint arXiv:1108.2455.

Lambruschi, P. (2023, 10 Maggio). Festival Biblico. Mastrojeni: «Clima e guerra, binomio infernale». *Avvenire*. Consultato in data 3 Settembre 2023 da

<https://www.avvenire.it/agora/pagine/clima-e-guerra-binomio-infernal-05335985dfed465e9b17675e4e10e202>

Landis, S. T. (2014). Temperature seasonality and violent conflict: The inconsistencies of a warming planet. *Journal of Peace Research*, 51(5), 603-618.

Luxner, L. (2021, 23 Marzo). How Russia, China, and climate change are shaking up the Arctic. Atlantic Council.

<https://www.atlanticcouncil.org/blogs/new-atlanticist/how-russia-china-and-climate-change-are-shaking-up-the-arctic/>

Mann, M. E. (2021). The new climate war: the fight to take back the planet. First edition. New York, NY, PublicAffairs, Hatchette Book Group Meier, P., Bond, D., & Bond, J. (2007). Environmental influences on pastoral conflict in the Horn of Africa. *Political Geography*, 26(6), 716-735.

Miguel, E., Satyanath, S., & Sergenti, E. (2004). Economic shocks and civil conflict: An instrumental variables approach. *Journal of political Economy*, 112(4), 725-753.

Mini, F. (2007, Novembre 23). OWNING THE WEATHER: LA GUERRA AMBIENTALE GLOBALE È GIÀ COMINCIATA. *Limes*.

<https://www.limesonline.com/cartaceo/owning-the-weather-la-guerra-ambie>

[ntale-globale-e-gia-cominciata-2](#)

Minter, A. (2020, 17 Dicembre). Has China Mastered Weather Modification? Should We Worry?. Bloomberg.

<https://www.bloomberg.com/view/articles/2020-12-17/has-china-mastered-weather-modification-should-we-worry>

Mitchell, T. M. (1997). Machine learning.

Moazamnia, M., Hassanzadeh, Y., Nadiri, A. A., Khatibi, R., & Sadeghfam, S. (2019). Formulating a strategy to combine artificial intelligence models using Bayesian model averaging to study a distressed aquifer with sparse data availability. *Journal of Hydrology*, 571, 765-781.

<https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2019.02.011>

Mullainathan, S., & Spiess, J. (2017). Machine learning: an applied econometric approach. *Journal of Economic Perspectives*, 31(2), 87-106. doi:10.1257/jep.31.2.87

Natali, R. (2022, 10 Giugno). GERD: “La grande diga della rinascita etiope”. Abaqua. Consultato in data 21 Luglio 2023 da

<https://abaqua.it/gerd-la-diga-della-grande-rinascita-etiope%EF%BF%BC/>

National Integrated Drought Information System (n.d.). Soil Moisture.

<https://www.drought.gov/topics/soil-moisture#:~:text=Soil%20moisture%20plays%20an%20important,more%20standard%20indicators%20are%20triggered>

Nerlich, B. (2015, 3 Settembre). Climate wars. University of Nottingham. Consultato in data 8 Settembre 2023 da

<https://blogs.nottingham.ac.uk/makingsciencepublic/2015/09/03/climate-wars/#:~:text=In%20its%20literal%20meaning%20the,DEBATING%20CLIMATE%20CHANGE%20IS%20WAR>

Osservatori Digital Innovation (2023, 18 Aprile). Machine Learning: cos'è e come funziona l'apprendimento automatico.

https://blog.osservatori.net/it_it/machine-learning-come-funziona-apprendi

[mento-automatico#:~:text=%E2%80%9CSi%20dice%20che%20un%20progr
amma,Mitchell](#)

Pacific Institute (2022) Water Conflict Chronology. Pacific Institute, Oakland, CA. Consultato in data 22 Luglio 2023 da

<https://www.worldwater.org/conflict/map/>

Pearce, F. (2010, 1 Febbraio). How the 'climategate' scandal is bogus and based on climate sceptics' lies. The Guardian.

<https://www.theguardian.com/environment/2010/feb/01/climate-emails-sceptics>

Perry, C. (2013). Machine learning and conflict prediction: a use case. Stability: International Journal of Security and Development, 2(3), 56. doi:10.5334/sta.cr.

Petersen-Perlman, J. D., Veilleux, J. C., & Wolf, A. T. (2017). International water conflict and cooperation: challenges and opportunities. Water International, 42(2), 105-120.

Petrova, K. (2022). Floods, communal conflict and the role of local state institutions in Sub-Saharan Africa. Political Geography, 92, 102511.

<https://doi.org/10.1016/j.polgeo.2021.102511>.

Podesta, J., & Ogden, P. (2008). The security implications of climate change. Washington Quarterly, 31(1), 115-138.

Raffel, C., Shazeer, N., Roberts, A., Lee, K., Narang, S., Matena, M., ... & Liu, P. J. (2020). Exploring the limits of transfer learning with a unified text-to-text transformer. The Journal of Machine Learning Research, 21(1), 5485-5551.

Reuveny, R. (2007). Climate change-induced migration and violent conflict. Political geography, 26(6), 656-673.

Reuveny, R. (2008). Ecomigration and violent conflict: Case studies and public policy implications. Human Ecology, 36, 1-13.

Sakaguchi, K., Varughese, A., & Auld, G. (2017). Climate wars? A systematic review of empirical analyses on the links between climate change and violent

conflict. *International Studies Review*, 19(4), 622-645.

Ritchie, H. (2019, 1 Ottobre). Who has contributed most to global CO₂ emissions?. Our World In Data.

<https://ourworldindata.org/contributed-most-global-co2>

Rød, E. G., Gåsste, T., & Hegre, H. (2023). A review and comparison of conflict early warning systems. *International Journal of Forecasting*.

Sannino, G. & Sonnino, A. (2020). Agricoltura e cambiamento climatico. DOI 10.12910/EAI2020-013.

<https://www.eai.enea.it/archivio/coltivare-la-sostenibilita/agricoltura-e-cambiamento-climatico.html>

Schillinger, J., Özerol, G., Güven-Griemert, Ş., & Heldeweg, M. (2020). Water in war: Understanding the impacts of armed conflict on water resources and their management. *Wiley Interdisciplinary Reviews: Water*, 7(6), e1480.

Scott, M. (2011, 23 Novembre). Climate change: Global warming influences demographic shifts. *Financial Times*.

<https://www.ft.com/content/e5b93a10-0bc8-11e1-9861-00144feabdco>

Selby, J., Dahi, O. S., Fröhlich, C., & Hulme, M. (2017). Climate change and the Syrian civil war revisited. *Political Geography*, 60, 232-244. doi:10.1016/j.polgeo.2017.05.007.

Seldon (2022, 16 Settembre). Supervised vs Unsupervised Learning Explained. [Web log post].

<https://www.seldon.io/supervised-vs-unsupervised-learning-explained#:~:text=The%20main%20difference%20between%20supervised,processes%20unlabelled%20or%20raw%20data>

Seymour M.H. (1972, 3 Luglio). Rainmaking Is Used As Weapon by U.S. The New York Times.

<https://www.nytimes.com/1972/07/03/archives/rainmaking-is-used-as-weapon-by-us-cloudseeding-in-indochina-is.html>

Skoulikaris, C., Filali-Meknassi, Y., Aureli, A., Amani, A., & Jiménez-Cisneros,

B. E. (2018). Information-communication technologies as an integrated water resources management (IWRM) tool for sustainable development. London, UK: intechopen. doi.org/10.5772/intechopen.74700.

Slettebak, R. T. (2012). Don't blame the weather! Climate-related natural disasters and civil conflict. *Journal of Peace Research*, 49(1), 163-176.

Smith, J. (2021, 25 Ottobre). Near Real-Time MODIS Global Flood Product Now Available from NASA's LANCE. NASA Earth Data.

<https://www.earthdata.nasa.gov/learn/articles/lance-nrt-global-flood>

Smith, T. G. (2014). Feeding unrest: Disentangling the causal relationship between food price shocks and sociopolitical conflict in urban Africa. *Journal of Peace Research*, 51(6), 679–695. <http://www.jstor.org/stable/24557493>

Sova, C. (2017, 30 Novembre). The First Climate Change Conflict. World Food Program USA.

<https://www.wfpusa.org/articles/the-first-climate-change-conflict/>

Swain, A. (2015). Water and post-conflict peacebuilding. *Hydrological Sciences Journal*, 61(7), 1313-1322. doi:10.1080/02626667.2015.1081390.

Theisen, O. M., Holtermann, H., & Buhaug, H. (2011). Climate wars? Assessing the claim that drought breeds conflict. *International Security*, 36(3), 79-106.

Theisen, O. M. (2012). Climate clashes? Weather variability, land pressure, and organized violence in Kenya, 1989–2004. *Journal of peace research*, 49(1), 81-96.

Treccani (2012). conflitto ambientale, *Lessico del XXI Secolo*.

https://www.treccani.it/enciclopedia/conflitto-ambientale_%28Lessico-del-XI-Secolo%29/#:~:text=m.,del%20territorio%20e%20delle%20risorse

UNEP (2008). *Vital Water Graphics: An Overview of the State of the World's Fresh and Marine Waters*, 2d ed.

UNEP (2021). *Progress on Freshwater Ecosystems: Global Indicator 6.6.1 Updates and Acceleration Needs. Tracking SDG 6 Series*. Nairobi.

www.unwater.org/app/uploads/2021/09/SDG6_Indicator_Report_661_Progress-on-Water-related-Ecosystems_2021_EN.pdf.

UNEP (n.d.). What is Integrated Water Resources Management?.

<https://www.unep.org/explore-topics/disasters-conflicts/where-we-work/sudan/what-integrated-water-resources-management#:~:text=Integrated%20Water%20Resources%20Management%20>

UNESCO (United Nations Educational, Scientific and Cultural Organization)/UN-Water. (2020). The United Nations World Water Development Report 2020: Water and Climate Change. Paris, UNESCO.

<https://unesdoc.unesco.org/ark:/48223/pf0000372985.locale=en>.

UNESCO (United Nations Educational, Scientific and Cultural Organization)/UN-Water. (2023). The United Nations World Water Development Report 2023: partnerships and cooperation for water. Paris, UNESCO.

<https://unesdoc.unesco.org/ark:/48223/pf0000384655.locale=en>

Vaswani, A., Shazeer, N., Parmar, N., Uszkoreit, J., Jones, L., Gomez, A. N., ... & Polosukhin, I. (2017). Attention is all you need. Advances in neural information processing systems, 30.

Verre, F. (2022, 8 Agosto). La “guerra dell’acqua” tra Russia e Ucraina: il caso del North Crimean Canal. Abaqua. Consultato in data 22 Luglio 2023 da

<https://abaqua.it/la-guerra-dellacqua-tra-russia-e-ucraina-il-caso-del-north-crimean-canal%E2%80%9C/>

Vidal, J. (2010, 21 Settembre). Have the climate wars begun?. The Guardian.

<https://www.theguardian.com/global-development/poverty-matters/2010/sep/21/climatewars-machu-picchu-irrigation>

Visual Crossing Corporation. (2023). Visual Crossing Weather (1990-2023). [data service]. Retrieved from

<https://www.visualcrossing.com/>

World Bank. (2016). High and Dry: Climate Change, Water, and the Economy.

Washington, DC, World Bank.

<https://openknowledge.worldbank.org/handle/10986/23665>. License: CC BY 3.0 IGO.

World Economic Forum (2022, 18 Maggio). How AI can help the world fight wildfires.

<https://www.weforum.org/agenda/2022/05/how-ai-can-help-the-world-fight-wildfires/>

World Economic Forum (2023, 9 Giugno). The power of AI in wildfire prediction and prevention.

<https://www.weforum.org/impact/artificial-intelligence-wildfire-prediction-and-prevention/>

Zeitoun, M., Mirumachi, N., Warner, J., Kirkegaard, M., & Cascão, A. (2020). Analysis for water conflict transformation. *Water International*, 45(4), 365-384.

Zorloni, L. (2023, 26 Agosto). L'Europa è a caccia di intelligenza artificiale per far evolvere le previsioni meteo. *Wired*.

<https://www.wired.it/article/meteo-previsioni-intelligenza-artificiale-europa-super-computer-huawei-nvidia/>

SITOGRAFIA

AQUASTAT:

<https://www.fao.org/land-water/databases-and-software/aquastat/en/>

CDCA: <https://cdca.it/>

CLIMSEC: <https://www.prio.org/projects/1675>

Copernicus:

https://www.esa.int/Applications/Observing_the_Earth/Copernicus

Destination Earth:

<https://digital-strategy.ec.europa.eu/en/policies/destination-earth>

East Africa Drought Watch: <https://droughtwatch.icpac.net/>

EJAtlas: <https://ejatlas.org/>

Ensemble learning:

https://en.wikipedia.org/wiki/Ensemble_learning

Fire-res: <https://fire-res.eu/>

Firelogue: <https://firelogue.eu/>

Fireurishik: <https://fireurisk.eu/>

Freshwater Ecosystems Explorer: <https://www.sdg661.app/>

GloFAS: <https://www.globalfloods.eu/>

Google Earth: https://www.google.co.uk/intl/en_uk/earth/

GPT: https://en.wikipedia.org/wiki/Generative_pre-trained_transformer

GPU: <https://it.wikipedia.org/wiki/GPU>

IMERG precipitation algorithm:

<https://climatedataguide.ucar.edu/climate-data/gpm-global-precipitation-measurementmission>

Intelligenza artificiale (IA):

https://it.wikipedia.org/wiki/Intelligenza_artificiale

Irrigation+: <https://esairrigationplus.org/>

Landsat: <https://landsat.gsfc.nasa.gov/>

Planet Labs: <https://www.planet.com/>

Prospera: <https://prospera.ag/>

Resource Watch: <https://resourcewatch.org/data/explore>

Sentinel: <https://sentinel.esa.int/web/sentinel/home>

Silvanus: <https://cordis.europa.eu/project/id/101037247>

Soil Moisture Project:

<https://climate.esa.int/en/projects/soil-moisture/>

SWALIM: <https://www.faoswalim.org/>

The Global Precipitation Measurement Mission (GPM):

<https://gpm.nasa.gov/missions/GPM>

Treads: <https://cordis.europa.eu/project/id/101036926>

Vision Transformers:

https://en.wikipedia.org/wiki/Vision_transformer

WaPOR:

<https://www.fao.org/in-action/remote-sensing-for-water-productivity/en>

Water Grabbing: https://en.wikipedia.org/wiki/Water_grabbing

Water Point Data Exchange: <https://www.waterpointdata.org/>

WPS: <https://waterpeacesecurity.org/>

RINGRAZIAMENTI

Desidero dedicare quest'ultima pagina della mia tesi di laurea a tutte le persone che mi sono state vicine in questi anni ed in particolare nel periodo di stesura della tesi, perché senza di loro non sarei mai riuscito a raggiungere il risultato al quale aspiravo.

Ringrazio la mia famiglia che mi ha supportato costantemente e mi ha permesso di studiare e lavorare alla ricerca senza distrazioni, aiutandomi continuamente a risolvere tutti i problemi quotidiani che interferivano col mio lavoro.

Ringrazio in particolare i miei genitori, che hanno sempre creduto in me e mi hanno accompagnato nel mio percorso di crescita, consentendomi sempre di scegliere il percorso di studi e di vita che ritenevo più giusto per me.

Devo un ringraziamento speciale a mia nonna, con la quale abito, per avermi lasciato tutti gli spazi di cui avevo bisogno per studiare, anche rinunciando in parte alle sue abitudini, e per avermi sempre fatto trovare un piatto pronto a tavola alleviandomi da molte preoccupazioni.

Voglio ringraziare anche una persona per me molto speciale, Daniel, che mi è stato sempre accanto supportandomi e sopportandomi. Senza i miei amici questo percorso non sarebbe stato lo stesso. Mi hanno tirato su di morale nel momento del bisogno, incoraggiandomi a non mollare e a dare sempre il massimo. Quindi grazie Antonella, Sara, Rita, Alessia, Giuliano.

Infine, desidero condividere questo mio traguardo con Federica che da lassù mi è vicina ogni giorno.