



Ricerca di Sistema elettrico

# Modi di variabilità climatica di larga scala e loro impatto sulla produzione di energia dal mare

I. Cionni, F. Catalano

## MODI DI VARIABILITA' CLIMATICA DI LARGA SCALA E LORO IMPATTO SULLA PRODUZIONE DI ENERGIA DAL MARE

I. Cionni, F. Catalano

Dicembre 2021

### Report Ricerca di Sistema Elettrico

Accordo di Programma Ministero dello Sviluppo Economico - ENEA

Piano Triennale di Realizzazione 2019-2021 - III annualità

Obiettivo: *Tecnologie*

Progetto: 1.8 Energia elettrica dal mare

Work package: Energia elettrica dal mare

Linea di attività: LA 1.18 *Modi di variabilità climatica di larga scala e loro impatto sulla produzione di energia dal mare*

Responsabile del Progetto: Gianmaria Sannino ENEA

Responsabile del Work package: Gianmaria Sannino ENEA

Il presente documento descrive le attività di ricerca svolte all'interno dell'Accordo di collaborazione "*Piano triennale di realizzazione 2019-2021 della ricerca di sistema elettrico nazionale*"

Responsabile scientifico ENEA: Gianmaria Sannino

Responsabile scientifico Politecnico di Torino: Giuliana Mattiazzo

## Indice

SOMMARIO .....	4
1. INTRODUZIONE.....	5
2. DESCRIZIONE DELLE ATTIVITÀ SVOLTE E RISULTATI.....	8
2.1 METODI E DATI .....	8
2.1.1 OSSERVAZIONI .....	8
2.1.2 PREVISIONI STAGIONALI .....	8
2.1.3 METODOLOGIE: IMPATTI IN SUPERFICIE DELLE TELECONNESSIONI.....	9
2.1.4 METODOLOGIE: COSTRUZIONE DELLE PREVISIONI IBRIDE .....	10
2.1.5 METODOLOGIE: VALUTAZIONE DELLA QUALITÀ DELLE PREVISIONI .....	11
2.2 RISULTATI E DISCUSSIONE.....	12
2.2.1 GLI IMPATTI DELLE TELECONNESSIONI EATC SULLE VARIABILI DI SUPERFICIE NELLE OSSERVAZIONI .....	12
2.2.2 GLI IMPATTI DELLE TELECONNESSIONI EATC SULLE VARIABILI DI SUPERFICIE NELLE PREVISIONI STAGIONALI DINAMICHE.....	18
2.2.3 PERFORMANCE NELLA CONDIZIONE DI PERFETTA CONOSCENZA DEGLI INDICI .....	19
2.2.4 VALUTAZIONE DELLE PREVISIONI “IBRIDE” .....	21
3 CONCLUSIONI .....	26
4 RIFERIMENTI BIBLIOGRAFICI .....	27

## Sommario

L'obiettivo di questa analisi è una migliore comprensione di come i *patterns* di variabilità atmosferica su larga scala influenzano le risorse rinnovabili sul mare e indagare fino a che punto le previsioni dinamiche della variabilità su larga scala potrebbero essere utilizzate per formulare previsioni empiriche delle condizioni climatiche locali utili al settore energetico dell'energia dal mare. La crescente integrazione delle energie rinnovabili nel mix energetico sta rendendo la fornitura di elettricità più vulnerabile alla variabilità climatica, aumentando quindi la necessità di previsioni meteorologiche e climatiche affidabili. La previsione delle variazioni stagionali delle variabili climatiche rilevanti per l'energia può aiutare la transizione verso le energie rinnovabili e può aiutare l'intero settore energetico a prendere decisioni più consapevoli. Per scale temporali stagionali, la variabilità climatica su larga scala può essere descritta da *patterns* ricorrenti e persistenti di pressione atmosferica e da anomalie della circolazione che interessano vaste aree geografiche. I principali *patterns* della regione dell'Atlantico settentrionale sono le Teleconnessioni Euro Atlantiche (EATC) e determinano variazioni del clima in Europa. Abbiamo analizzato il set di dati di rianalisi ERA5 e il servizio di previsione stagionale multisistema fornito da Copernicus Climate Change Service (C3S). Abbiamo scoperto che gli indici EATC osservati sono fortemente correlati con le variabili di superficie. Tuttavia, la relazione osservativa tra gli indici EATC e gli impatti sulla superficie non è riprodotta accuratamente dai modelli di previsione stagionale. Questo apre le porte all'impiego di metodi ibridi dinamico-statistici. L'idea consiste nel combinare le previsioni stagionali dinamiche degli indici EATC con la relazione osservata tra EATC e variabili di superficie. Abbiamo ricostruito le anomalie del sistema di previsione stagionale ECMWF SEAS e confrontato queste previsioni ibride con le previsioni variabili dirette del sistema e con la climatologia. L'analisi suggerisce che la metodologia ibrida può apportare alcuni miglioramenti alle previsioni delle variabili climatiche essenziali rilevanti per l'energia.

## 1. Introduzione

Nell'ambito del Green Deal europeo [1], il 14 luglio 2021 la Commissione europea ha adottato una serie di proposte per ridurre le emissioni nette di gas serra di almeno il 55% entro il 2030, rispetto ai livelli del 1990. Per raggiungere questi risultati il nuovo target 2030 per le energie rinnovabili nel mix energetico è fissato al 40% del consumo finale di energia. È noto che la variabilità atmosferica influisce sul sistema energetico nel suo insieme in molti modi (offerta, domanda, trasporti, distribuzione e mercati dell'energia) e in ogni scala temporale (dal meteo che varia di ora in ora alla variabilità climatica a lungo termine) e questa dipendenza può solo continuare a crescere in conseguenza alle quote più elevate di energia rinnovabile previste nel mix elettrico. La capacità di generazione dell'energia solare, eolica e energia dalle onde dipende strettamente dalla radiazione solare superficiale e dalla variabilità della velocità del vento e dall'altezza media delle onde. La dipendenza della domanda di elettricità dalla temperatura è molto significativa, le ondate di freddo in inverno e le ondate di caldo in estate possono compromettere la stabilità della rete energetica. Gli eventi meteorologici gravi possono avere un forte impatto sulla rete elettrica. Per tutte queste ragioni è fondamentale capire come migliorare la resilienza delle energie rinnovabili alla variabilità climatica. I dati atmosferici rilevanti per il settore energetico includono, tra gli altri, temperatura a 2 metri per la domanda di elettricità, radiazione solare superficiale per la produzione di energia solare, velocità del vento superficiale per la produzione di energia eolica e altezza media delle onde per la produzione dell'energia dal mare. Fino a pochi anni fa, il settore energetico utilizzava sistematicamente le previsioni meteorologiche per previsioni fino a 15 giorni e oltre questo orizzonte temporale utilizzava i dati climatologici. Tipicamente, a livello operativo, venivano utilizzate medie climatiche di rianalisi o dati in situ, supponendo che le condizioni future per un determinato mese (o settimana) sarebbero state simili alle condizioni passate di quel mese (o settimana). Questa metodologia presenta diversi limiti poiché le medie climatologiche non sono in grado di rappresentare eventi estremi e non sono in grado di spiegare i cambiamenti nelle condizioni atmosferiche dovuti al cambiamento climatico attualmente in corso. In questo contesto, la previsione probabilistica stagionale può fornire informazioni utili per il processo decisionale in alcune scale temporali e su alcune regioni.

Di recente, alcune iniziative (FP7 EUPORIAS, C3S ECEM, H2020 S2S4E, H2020 SECLI-FIRM) hanno sfruttato la possibilità di utilizzare le previsioni climatiche per il settore energetico su scale temporali stagionali. Il progetto S2S4E H2020, in particolare, ha sviluppato un servizio climatico denominato DST (Decision Support Tool [2]) con l'obiettivo di affrontare le esigenze del settore energetico attraverso l'uso di previsioni stagionali e sub-stagionali. Le previsioni climatiche stagionali sono in grado di proiettare con una o due stagioni di anticipo le condizioni medie e altre rappresentazioni statistiche del clima in grado di supportare il processo decisionale. Le previsioni climatiche stagionali possono migliorare il processo decisionale della generazione di energia rinnovabile e della domanda di elettricità, ma anche aiutare la programmazione delle operazioni e della manutenzione degli impianti di energia rinnovabile o delle centrali elettriche tradizionali senza compromettere la sicurezza. Nonostante il sostanziale miglioramento della qualità delle previsioni stagionali nell'ultimo decennio, alcune regioni geografiche (es. Europa) e stagioni presentano ancora limitazioni significative. Migliorare la capacità di previsione stagionale in queste regioni e stagioni specifiche, per fornire previsioni tempestive e affidabili per le variabili atmosferiche note per produrre impatti importanti sullo stress della domanda/offerta di energia del sistema elettrico europeo, potrebbe fornire un valore aggiunto specifico per le diverse tipologie di utenza finora coinvolte nel business del settore energetico.

Informazioni accurate e affidabili provenienti da previsioni climatiche su scale temporali stagionali possono svolgere un ruolo essenziale per anticipare la variabilità climatica che incide sull'offerta di energia rinnovabile e per stabilizzare e proteggere la rete energetica nel suo insieme. Le previsioni stagionali hanno un valore potenziale come strumenti per assistere il processo decisionale in settori socioeconomici sensibili al clima come l'energia, l'agricoltura, le assicurazioni, la salute o il turismo, solo per citarne alcuni. Il valore e i vantaggi dell'utilizzo delle previsioni stagionali a supporto dei processi decisionali si basano sulla fornitura di prodotti credibili. Gli studi di valutazione possono essere utili per comprendere i vantaggi e i benefici

dell'utilizzo delle previsioni stagionali rispetto ad altri strumenti e per migliorare la fornitura esistente di previsioni stagionali al fine di massimizzare l'uso e il valore per i suoi utenti [3].

Le previsioni climatiche stagionali sono un prodotto intermedio tra le previsioni meteorologiche a breve termine e le simulazioni dei cambiamenti climatici a lungo termine. Le previsioni climatiche stagionali sono generalmente prodotte con sistemi di previsione dinamici che accoppiano modelli di atmosfera, oceano e superficie terrestre. La fattibilità della previsione stagionale si basa in gran parte sull'esistenza di segnali prevedibili su scala temporale stagionale derivanti da oceani, umidità del suolo, manto nevoso o anomalie/processi di ghiaccio marino che influenzano (forzano) l'atmosfera [4]. Una delle principali fonti di prevedibilità su scale temporali stagionali sono i *patterns* di teleconnessione. Si tratta di *patterns* ricorrenti e persistenti su larga scala di anomalie di pressione e circolazione che abbracciano vaste aree geografiche [5,6]. Nel settore del Nord Atlantico sono stati identificati importanti *patterns* di teleconnessione che sono intrinsecamente correlati alle condizioni meteorologiche di superficie in Europa e noti come Teleconnessioni Euro-Atlantiche (EATC) [7]. Diversi studi hanno riconosciuto i forti legami tra l'Oscillazione del Nord Atlantico (NAO) [8, 9, 10] —l'EATC più rilevante— e la temperatura superficiale, la velocità del vento o le anomalie di precipitazione in Europa su scale temporali interannuali [11, 12, 13, 14, 15]. Tuttavia, studi più recenti [16, 17, 18, 19, 20, 21] hanno dimostrato che tenendo conto del secondo, terzo e quarto modo di variabilità, vale a dire i *patterns* East Atlantic (EA), East Atlantic/Western Russia (EAWR) e Scandinavian (SCA), si migliora notevolmente la rappresentazione della variabilità e la nostra comprensione degli impatti sul clima di superficie. Ogni teleconnessione è composta da uno schema spaziale fisso e da un indice associato (una serie temporale) che descrive l'evoluzione della sua ampiezza e fase. Lo stato di un indice di teleconnessione determina in una certa misura la circolazione atmosferica generale e quindi avvezioni su larga scala di temperatura e umidità. L'interazione degli EATC esercita un forte impatto sul clima a diverse scale spazio-temporali e ha importanti impatti ecologici, economici e sociali (ad es. [22, 23, 18]).

L'analisi delle previsioni stagionali di più sistemi ha evidenziato una prevedibilità significativa per le teleconnessioni climatiche tropicali, ma solo una scarsa capacità di previsione negli extratropici, in particolare nel settore dell'Atlantico nord-orientale [24, 4]. Inoltre, il Nord Atlantico è fortemente influenzato dal 'paradosso segnale-rumore' [25] che consiste in simulazioni di modelli climatici che, nonostante uno spread delle simulazioni maggiore della variabilità osservata del segnale NAO (e quindi un basso rapporto segnale-rumore), sembra catturare una parte significativa della variabilità osservata di NAO. Il paradosso segnale-rumore [26, 25] può essere ridotto utilizzando la media di un ampio insieme di simulazioni.

Sebbene diversi studi si siano concentrati sulla previsione dello stato della NAO durante la stagione invernale [27, 28, 25, 29], solo di recente le previsioni per gli altri indici EATC sono state esplorate in letteratura [30]. Inoltre, sono stati implementati diversi approcci basati su modelli per il miglioramento delle previsioni substagionali e stagionali prodotte dinamicamente (si veda [31]) e riferimenti ivi contenuti). Previsioni stagionali affidabili degli indici EATC aprono le porte alla produzione di previsioni stagionali regionali affidabili per il clima regionale europeo, consentendo quindi lo sviluppo di nuovi servizi climatici [20].

La carenza di affidabilità delle previsioni è, in generale, inerente alla dinamica del sistema Terra, ma ci sono ulteriori carenze che derivano dalle approssimazioni modellistiche [32,33]. In alcuni di questi casi, l'uso di metodi empirici può sostituire o integrare previsioni dinamiche [34, 35]. Un approccio empirico può essere la caratterizzazione nelle osservazioni di una relazione tra *predictands* e *predictors* e lo sfruttamento di questa relazione per stimare i *predictors* nel futuro [36]. Semplici metodologie empiriche sono state utilizzate per predire statisticamente l'evoluzione di El Niño–Southern Oscillation (ENSO) [37, 38, 39] con skill confrontabili a quelli prodotti dai modelli dinamici (vedi per esempio [40] e [41]). Recentemente, metodologie empiriche più complesse basate su modelli lineari inversi [42] o reti neurali [43] hanno dimostrato di essere più abili di un multisistema basato sul Multi-Modello nordamericano Ensemble in alcune parti della banda tropicale [44]. Giuliani et al. [45] hanno proposto l'uso dell'intelligenza artificiale per produrre previsioni idrologiche stagionali basate su molteplici segnali climatici globali. Sono state anche applicate metodologie empiriche per prevedere statisticamente l'oscillazione del Nord Atlantico (NAO) [46]

dalle anomalie dell'estensione del ghiaccio marino, dalla circolazione stratosferica inferiore e dalle temperature della superficie dell'oceano. Wang et al. [46] hanno utilizzato anche un modello statistico per ricavare previsioni stagionali del clima della superficie europea. Rodríguez-Guisado et al. [47] hanno sviluppato un modello empirico per le previsioni stagionali nell'area mediterranea basato su una serie di indici climatici globali e Sánchez-García et al. [48] hanno elaborato una metodologia per pesare le simulazioni dei sistemi di previsione stagionale dinamica basata sulla previsione della NAO invernale.

Un approccio alternativo è l'uso di metodi ibridi che combinano previsioni dinamiche e relazioni statistiche tra indici di circolazione e variabili di superficie. Tecniche statistiche basate sulle osservazioni vengono utilizzate per post-elaborare modelli dinamici con l'obiettivo di migliorare ulteriormente le prestazioni dei modelli dinamici [49], [35], [50], [51].

Qui presentiamo e verifichiamo un sistema di previsione ibrido per predire le anomalie stagionali delle variabili di superficie che sono rilevanti per il settore energetico in Europa, impiegando i quattro summenzionati EATC come predittori nel modello statistico. Questo metodo può essere pensato come un metodo di prognosi perfetta [52] in cui la relazione osservata tra le EATC e le variabili di superficie è stata modellata attraverso una regressione multilineare. Numerosi studi hanno correlato le anomalie di superficie con gli indici di teleconnessione (ad es. NAO [10, 13]; EA [16]; EAWR [53]; SCA [54]) e i regimi meteorologici [55]. Molti di questi studi tentano di ricostruire le variabili di superficie attraverso l'uso di indici EATC. Ad esempio, Castro-Díez et al. (2002) [56], limitando il loro studio all'uso di NAO, ricostruiscono anomalie di temperatura e, più recentemente Riaz et al. (2017) [57], utilizzando NAO e i suoi centri d'azione, hanno ricostruito il clima in Germania. Rust et al. (2015) [21] hanno studiato sistematicamente l'effetto di una serie di *patterns* di teleconnessione sulla temperatura europea e hanno cercato una descrizione quantitativa del loro contributo individuale alle anomalie della temperatura. Inoltre, i modelli di teleconnessione dell'emisfero settentrionale sono stati collegati ad anomalie climatiche in Nord America [58] e in Asia orientale [59]. Nel nostro caso, esploriamo la possibilità di combinare quei modelli empirici con previsioni stagionali degli indici di teleconnessione. Nello specifico, concentriamo le nostre analisi su quattro variabili atmosferiche che sono note per produrre impatti importanti sullo stress della domanda/offerta di energia del sistema elettrico europeo: la velocità del vento superficiale è un buon proxy per la generazione di energia eolica [60]; la radiazione solare superficiale insieme ai 2 metri di temperatura sono i principali fattori atmosferici che influenzano la produzione di energia solare [61]; e la temperatura è anche un buon indicatore della domanda di elettricità [62], l'altezza media delle onde è un buon proxy per la produzione di energia dalle onde. Le previsioni dinamiche dei quattro indici EATC inizializzate con un mese di anticipo e per le quattro stagioni dell'anno (come in Lledó et al. (2020) [30]) sono direttamente immesse nel modello statistico che trasforma i valori degli indici di teleconnessione in valori di variabili di superficie in ogni punto della griglia. Una metodologia simile è stata utilizzata in Ramon et al. (2021) [63], ma in quel caso l'obiettivo era produrre un downscaling delle previsioni, mentre qui l'obiettivo le previsioni di sistemi dinamici e valutare tali miglioramenti. Il focus della maggior parte degli studi sopra menzionati è stata la stagione invernale, ma siamo consapevoli che le previsioni per le altre stagioni possono essere altrettanto rilevanti anche per gli utenti del settore energetico. Pertanto, il nostro obiettivo è elaborare un approccio che possa essere utilizzato durante tutto l'anno e sia per le osservazioni che per le previsioni. La metodologia per il calcolo dei pattern e degli indici EATC già applicata da Lledó et al. (2020) [30] replica il più possibile i modelli e gli indici noti del Climate Prediction Center [64]. Questa metodologia non si basa sull'identificazione dei centri di azione delle diverse teleconnessioni, che sfortunatamente variano da una stagione all'altra. Un esempio di ciò può essere visto in JJA nel pattern denominato EAWR, che ha un diverso centro di azione e localizzazione rispetto al pattern EAWR definito da [65] con dati da dicembre a febbraio e da [7] con dati da settembre a marzo. La sezione 2.1 descrive i set di dati, le variabili e i metodi impiegati; la sezione 2.2 discute i risultati; la sezione 3 presenta le conclusioni e i possibili sviluppi

## 2. Descrizione delle attività svolte e risultati

### 2.1 Metodi e Dati

#### 2.1.1 Osservazioni

I dati osservativi grigliati delle variabili atmosferiche sono stati ottenuti dalla rianalisi ERA5 (Hersbach et al., 2020), l'ultima rianalisi climatica prodotta dal Centro europeo per le previsioni meteorologiche a medio raggio (ECMWF) e basata sul sistema di previsione integrato (IFS) ciclo Cy41r2. ERA5 produce dati orari con una risoluzione orizzontale di 31 km con 137 livelli verticali dalla superficie a 0,01 hPa. ERA5 presenta una risoluzione temporale e spaziale maggiore rispetto alle precedenti rianalisi e assimila un numero molto maggiore di set di dati, con conseguente miglioramento della qualità (Ramon et al., 2019; Fujiwara et al., 2017). I dati ERA5 impiegati coprono il periodo 1981–2018 e sono stati ottenuti dal Climate Data Store (CDS) del Copernicus Climate Change Service (C3S) su una griglia regolare di latitudine-longitudine con una risoluzione di  $0,25^\circ \times 0,25^\circ$ . I dati sono stati interpolati per corrispondere alla risoluzione spaziale delle previsioni stagionali (vedi tabella 1). Sia i dati di circolazione che le variabili di superficie sono richieste per questo studio.

In primo luogo, i campi di geopotenziale a 500 hPa vengono utilizzati per derivare i quattro *patterns* e indici di teleconnessione. I *patterns* sono ottenuti da un'analisi REOF (Rotated Empirical Orthogonal Function) (Hannachi et al., 2007; Wilks, 2011) delle anomalie stagionali dell'altezza del geopotenziale ERA5 (senza alcun detrend) a 500 hPa per DJF, MAM, JJA, SON sul dominio euro-atlantico (90W–60E e 20N–80N). Prima le anomalie dell'altezza del geopotenziale a 500 sono state pesate con il coseno della latitudine per tenere conto delle differenze nelle aree dei punti della griglia, quindi è stata eseguita l'analisi EOF e infine è stata applicata una rotazione Varimax agli autovettori al fine di semplificare la struttura spaziale dei *pattern* preservandone l'ortogonalità (Mestas-Nunez, 2000). Le quattro REOF ottenute sono state riordinate e il loro segno è stato regolato in modo da assomigliare il più possibile alle fasi positive dei *patterns* NAO, EA, EAWR e SCA calcolati dal Climate Prediction Center dell'NCEP [64, 7, 5].

In secondo luogo, i campi di quattro variabili di superficie legate all'energia vengono utilizzati per a) valutare le relazioni empiriche tra indici di teleconnessione e variabili di superficie; b) costruire previsioni avanzate di tali variabili; e c) valutare le nuove previsioni ibride.

Le variabili legate all'energia studiate sono: temperatura a 2 metri (t2m), vento superficiale (sfcwind) e radiazione solare superficiale verso il basso (ssrd), l'altezza media delle onde (swh).

#### 2.1.2 Previsioni Stagionali

Le previsioni stagionali analizzate in questo studio sono state ottenute dal Climate Data Store (CDS) dell'iniziativa Copernicus Climate Change Service (C3S) [71, 72]. Il servizio stagionale C3S si basa su un framework multisistema di otto sistemi di previsione. Le previsioni stagionali disponibili presso il CDS consistono in un insieme di variabili atmosferiche e oceaniche a una griglia di  $1^\circ \times 1^\circ$ , risoluzione temporale giornaliera o sub-giornaliera e che si estendono fino a 6 mesi prima della data di inizio. Ogni sistema di previsione fornisce realizzazioni multiple sotto forma di diversi membri dell'insieme. Le tecniche utilizzate per costruire questi insiemi differiscono nel sistema di previsione (burst vs ensemble ritardato, vedi [73]) ma sono tutte progettate per campionare l'incertezza che deriva dalla conoscenza imperfetta delle condizioni iniziali. Delle variabili considerate in questo studio solo t2m, sfcwind e ssrd sono disponibili sul CDS. La variabile altezza media delle onde swh è disponibile tramite MARS sul sito ECMWF. Per questa ragione, in questo report abbiamo limitato l'analisi al sistema previsionale ECMWF SEA5 le cui caratteristiche sono riassunte in tabella 1.

Analizziamo le previsioni stagionali a lead time di un mese di t2m, sfcwind e ssrd e shw: si considerano le previsioni inizializzate a novembre per lo studio della stagione dicembre-gennaio-febbraio (DJF le previsioni inizializzate a febbraio per la stagione marzo-aprile-maggio (MAM)); le previsioni inizializzate a maggio per la

stagione giugno-luglio-agosto (JJA) e per le previsioni inizializzate ad agosto per la stagione settembre-ottobre-novembre (SON). Il periodo analizzato è 1993–2018 per MAM, JJA e SON, 1993/1994–2017/2018 per DJF. Le previsioni degli indici EATC per le quattro stagioni dell'anno e un mese di lead time sono state derivate anche da previsioni di altezza geopotenziale di 500 hPa proiettando le anomalie dei singoli membri sui modelli EATC ERA5, come in [30].

Table 1: Features of the seasonal prediction systems employed.

Producing center	Prediction system	Ensemble members	Ensemble generation	Horizontal grid
ECMWF	SEAS5	25	burst	Regular 360x180

### 2.1.3 Metodologie: impatti in superficie delle teleconnessioni

L’impatto di ciascuna teleconnessione sulle variabili di superficie rilevanti per l'energia è stata valutata attraverso analisi di correlazione di Pearson. Gli indici di teleconnessione osservati (cioè le Principal Components ruotate) sono stati correlati con le serie temporali delle anomalie ERA5 di temperatura, vento superficiale, radiazione solare superficiale e altezza media delle onde in ciascun punto della griglia in Europa. Le osservazioni coprono il periodo 1981-2018 (37 anni) e la significatività statistica è stata verificata utilizzando un test t di Student a due code con N-2 (35) gradi di libertà a un livello di confidenza del 99%.

Gli impatti di superficie delle quattro teleconnessioni sono stati analizzati anche nel sistema di previsione stagionale e confrontati con gli impatti osservati (ERA5). In questo caso, sia le correlazioni osservate che quelle modellate sono calcolate per un periodo più breve (1993–2018). Le correlazioni tra gli EATC previsti e le rispettive previsioni delle variabili di superficie sono state prodotte considerando la media dell'insieme. La significatività statistica delle differenze è valutata con una trasformazione di Fisher eseguita sulle correlazioni, che sono calcolate per lo stesso intervallo temporale (1993–2018). Pertanto, i dati sono stati considerati dipendenti ma non sovrapponibili.

2.1.4 Metodologie: costruzione delle previsioni ibride

Al fine di migliorare le previsioni stagionali delle variabili di superficie, combiniamo le previsioni stagionali dinamiche degli indici EATC con la relazione empirica (osservata) tra EATC e variabili di superficie. Questo metodo può essere pensato come un metodo di prognosi perfetta [52] in cui la relazione osservata tra EATC e variabili di superficie è stata modellata attraverso una regressione multilineare. La rappresentazione schematica della metodologia è mostrata in Figura 1.

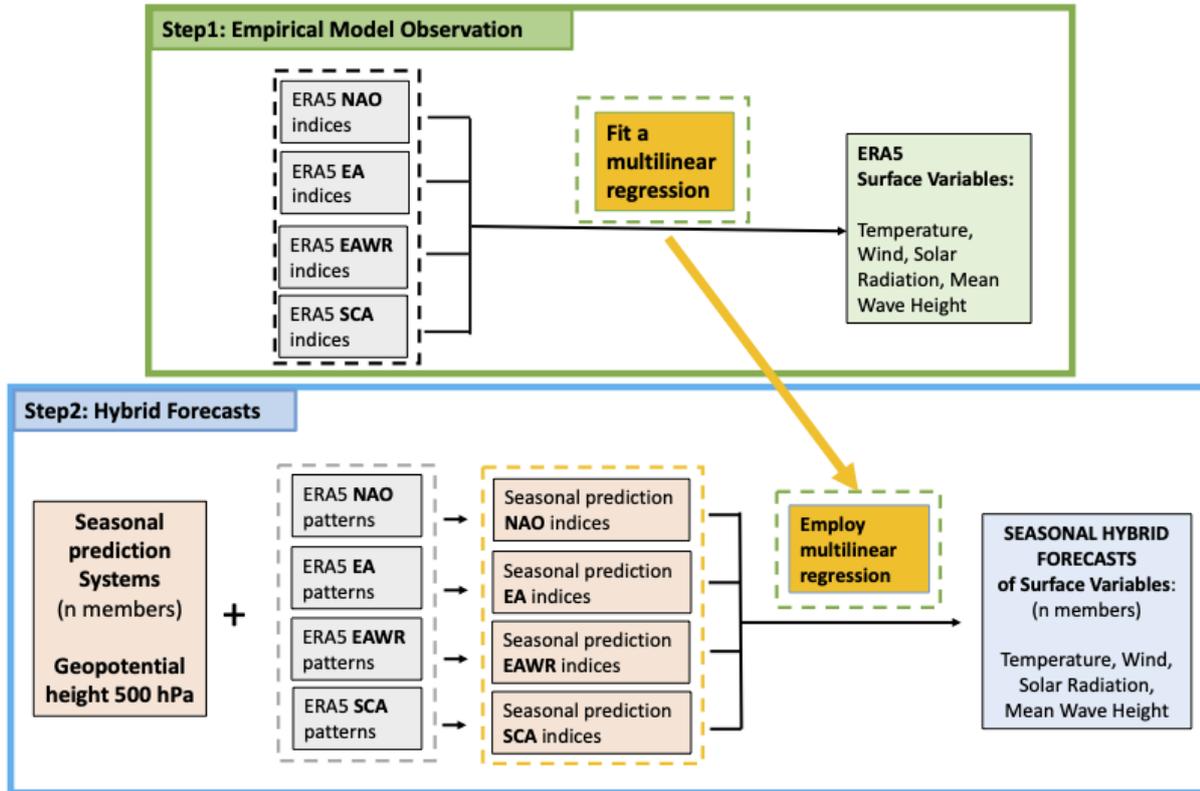


Figura 1: Descrizione della metodologia.

1. Il primo passo consiste nel trovare una relazione empirica che leghi gli indici EATC osservati e le variabili di superficie osservate. Per ciascuna variabile di superficie (t2m/sfcwind/ssrd/swh) e per ciascun punto della griglia si ricerca una relazione statistica tra i quattro indici EATC osservati e i valori medi stagionali osservati. Le anomalie di superficie in ogni punto della griglia sono state espresse come una combinazione multilineare degli indici EATC. Per ogni tempo t e posizione (x, y), le anomalie osservate sono state approssimate come:

$$\begin{aligned}
 \text{Anom}(t, x, y) \approx & a(x, y) * \text{NAO}(t) + b(x, y) * \text{EA}(t) \\
 & + c(x, y) * \text{EAW R}(t) + d(x, y) * \text{SCA}(t)
 \end{aligned}$$

dove NAO, EA, EAWR e SCA sono i quattro indici EATC osservati. I coefficienti di regressione multilineare a, b, c e d che riducono al minimo l'errore di approssimazione per ciascun punto della griglia sono ottenuti utilizzando i minimi quadrati. I coefficienti di determinazione del modello multilineare sono stati utilizzati come indicazione della bontà dell'adattamento.

2. Nel secondo passo, le previsioni dell'indice EATC dai sistemi dinamici sono direttamente inserite nell'equazione 1 per ricostruire un insieme di previsioni (previsione *ibrida*) delle variabili di superficie. Le previsioni *ibride* vengono ricostruite per ogni stagione, sistema di previsioni e membro separatamente. La ricostruzione avviene in *cross validation*, escludendo l'anno di interesse dal campione di dati utilizzato per la stima dei coefficienti di regressione.

### 2.1.5 Metodologie: valutazione della qualità delle previsioni

La qualità delle previsioni ibride è valutata con le anomalie osservate delle variabili di superficie ottenute dalla rianalisi ERA5. Consideriamo due *scores* che misurano l'affidabilità e la risoluzione delle previsioni probabilistiche [74]; il Brier Score (BS) [75] viene utilizzato per valutare le previsioni a categoria singola (es. eccedenti il 90° percentile), mentre lo *score* probabilistico Ranked Probability Score (RPS), [76] viene utilizzato per valutare le previsioni in termini di categorie tercili (sotto il normale/normale/sopra il normale). Per comprendere le prestazioni della metodologia ibrida e i miglioramenti apportati abbiamo utilizzato come benchmark di riferimento sia la climatologia che le previsioni dinamiche delle variabili di superficie.

Gli skill scores associati, Brier Skill Score (BSS) e Ranked Probability Skill Score (RPSS), esprimono il miglioramento rispetto al benchmark di riferimento e sono calcolati rispettivamente come:

$$BSS = 1 - \frac{BS}{BS_{ref}}$$

dove BS è lo score ottenuto per le previsioni del modello ibrido e BS<sub>ref</sub> quello per le previsioni dinamiche; e come

$$RPSS = 1 - \frac{RPS}{RPS_{ref}}$$

dove RPS è lo score ottenuto per le previsioni del modello ibrido e RPS<sub>ref</sub> quello per le previsioni dinamiche. La qualità della previsione è valutata in una modalità di convalida incrociata leave-one-out [74, 52]: le previsioni per ogni anno sono prodotte con un modello che stato addestrato con le osservazioni corrispondenti a tutti gli anni eccetto quello dell'anno preso in considerazione. Questa metodologia viene applicata per garantire che nella verifica il set di osservazioni sia indipendente rispetto a quello dell'addestramento dell'algoritmo.

## 2.2 Risultati e Discussione

### 2.2.1 Gli impatti delle teleconnessioni EATC sulle variabili di superficie nelle osservazioni

Seguendo la metodologia descritta nella sezione 2.1 e in Lledó et al. (2020) [30], i modelli e gli indici EATC sono stati ottenuti dai dati ERA5. Gli impatti di superficie di questi quattro *patterns* di variabilità sono stati valutati attraverso l'analisi di correlazione degli indici di teleconnessione con le variabili di superficie. Le Figure da 2 a 5 mostrano la distribuzione geografica della correlazione tra i quattro indici EATC (NAO, EA, EAWR, SCA) e le quattro variabili per ciascuna stagione dell'anno (DJF, MAM, JJA e SON). La percentuale di varianza spiegata da ciascun pattern EATC è riportata nel titolo in alto (2-5). I valori di varianza cumulativa per l'EATC diversi da NAO sono sempre superiori al 30%. La variazione non spiegabile attraverso i patterns EATC considerati è compresa tra il 24% in DJF e il 39% in MAM. Questi valori supportano la tesi che per descrivere la variabilità della circolazione atmosferica euro-atlantica è necessario un approccio a pattern multipli. Gli impatti di superficie più forti si osservano in inverno (DJF, figura 2). In questa stagione, la NAO ha un ruolo di primo piano e la sua fase positiva è legata a temperature più elevate e velocità del vento più elevate nel nord Europa e una maggiore radiazione solare superficiale nel sud Europa. L'azione di NAO nella sua fase positiva è il rafforzamento del campo di venti con conseguente avvezione di aria calda umida a nord-est, producendo condizioni più calde su gran parte dell'Europa, dalla Scandinavia all'Europa centrale [26]. Durante NAO positivo, queste aree sono generalmente interessate da circolazione anticiclonica con precipitazioni ridotte e nuvolosità. Le fasi positive dell'EA in inverno sono associate alle alte temperature che si verificano nell'Europa meridionale e centrale insieme a venti forti sull'Europa occidentale e venti deboli sul bacino del Mediterraneo. Anche la radiazione solare è influenzata dallo stato EA, ma in maniera più irregolare: la sua fase positiva è accompagnata da riduzioni della radiazione sulla penisola iberica, sulle Alpi e parti della Scandinavia e da un aumento della radiazione sul bacino del Mediterraneo. La teleconnessione SCA in inverno ha impatti simili a quelli della NAO ma di segno inverso: bassa temperatura, vento debole, onde deboli e alta radiazione solare sull'Europa settentrionale e vento forte, onde alte e bassa radiazione solare sull'Europa meridionale. Il ruolo dell'EAWR in inverno è più mirato, con riduzioni del vento superficiale e dell'altezza media delle onde intorno all'Italia e un modello dipolare nella radiazione solare in Francia, Germania e Penisola Iberica.

In primavera (MAM, figura 3), NAO è ancora correlato alla temperatura e al vento, ma principalmente sulla Scandinavia, e gli effetti sulla radiazione solare superficiale non sono più significativi sulla terraferma. Le fasi positive dell'EA aumentano significativamente le temperature sull'Europa sudorientale e diminuiscono la temperatura sulla costa atlantica occidentale (Isole britanniche e Portogallo), dove aumenta anche il vento, mentre la radiazione solare diminuisce sulla Francia. L'EAWR ha un impatto significativo e consistente sulla temperatura in gran parte dell'Europa, con aumenti anche della radiazione solare nell'Europa centrale e aumenti del vento e dell'altezza media delle onde in Scandinavia. Le fasi positive della SCA portano ad una riduzione della temperatura sulla penisola iberica, della velocità del vento sulla Scandinavia e sull'Europa orientale e della radiazione solare sull'Europa meridionale. In estate (JJA, figura 4), le fasi positive della teleconnessione SCA hanno un effetto molto consistente di aumento delle temperature in tutto il continente europeo, accompagnato anche da un aumento della radiazione solare. Il *pattern* EAWR in JJA non assomiglia al *pattern* EAWR definito per l'inverno da Lim (2015) e Barnston e Livezey (1987) [7, 5] e ha una fase positiva correlata alle alte temperature, al vento debole e all'elevata radiazione solare nell'Europa settentrionale. La teleconnessione NAO esercita un segnale più debole in questa stagione, con un'influenza negativa sulle temperature e sulla radiazione dell'Europa meridionale, e con un aumento della radiazione solare e una diminuzione del vento sulle isole britanniche. L'impronta della teleconnessione EA mostra l'effetto opposto NAO sulle isole britanniche con vento forte, bassa radiazione e bassa temperatura. L'effetto delle quattro EATC considerate è meno evidente in autunno (SON, figura 5) che in altre stagioni. Le fasi positive della teleconnessione SCA hanno un effetto statisticamente significativo di aumento delle temperature continentali e diminuzione del vento nell'Europa nordorientale. In autunno, NAO è associato ad alte temperature e venti forti sulla Scandinavia e venti

deboli sull'Italia. L'EA e l'EAWR sono scarsamente correlati con tutte le variabili di superficie con solo piccole patch di correlazioni significative. Le figure da 2 a 5 indicano che l'influenza di EATC sulla variabile di superficie dipende in gran parte dalla stagione e dalla regione di interesse. Sebbene in alcune stagioni il ruolo di un certo EATC sembri essere meno rilevante, l'uso metodico di tutti e quattro i modelli sembra offrire una rappresentazione completa dello stato dell'atmosfera e del suo impatto sulle variabili di superficie.

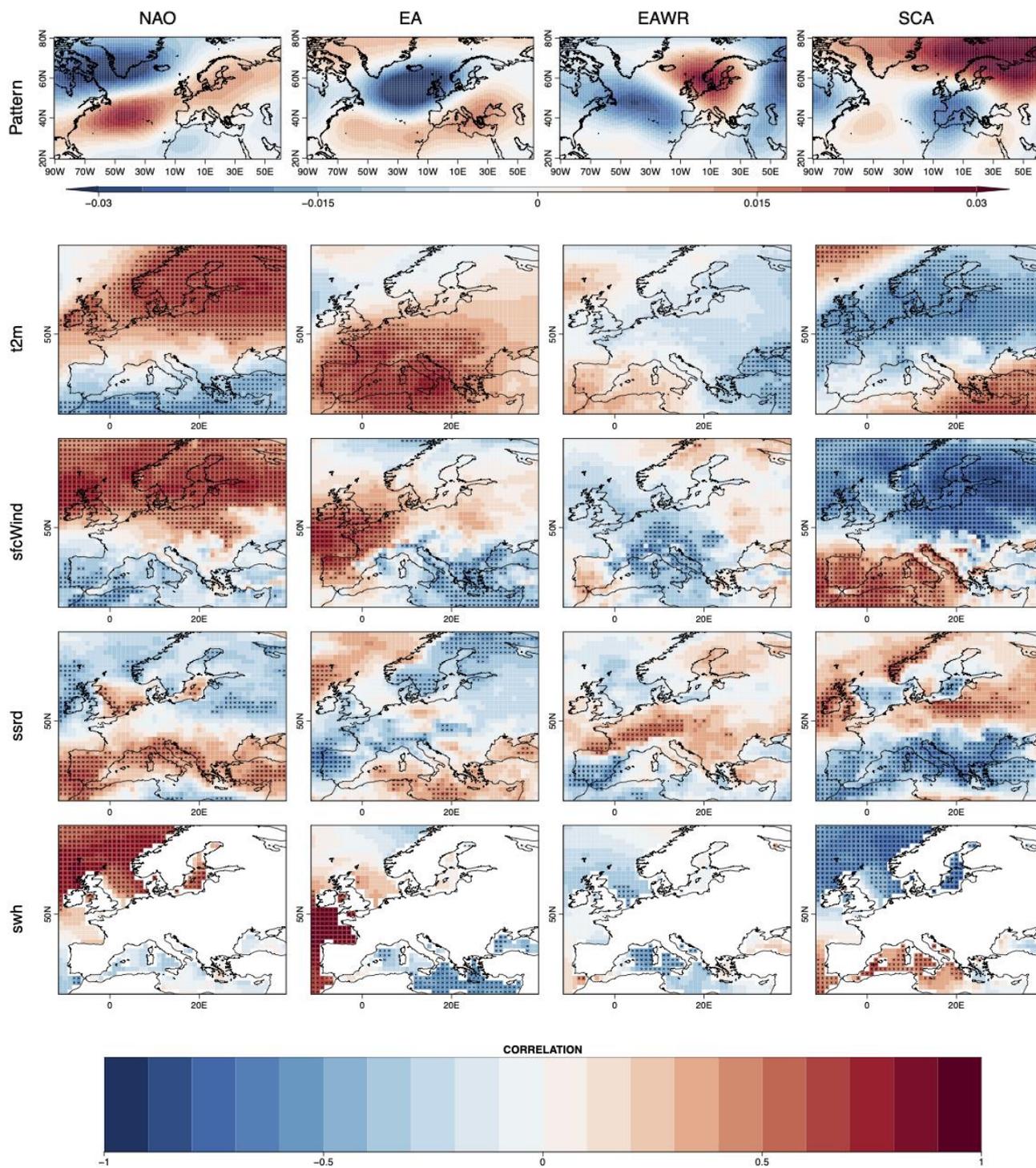


Figure 2: Pattern normalizzati delle quattro teleconnessioni euro-atlantiche ottenute per DJF da anomalie di altezza geopotenziale ERA5 a 500 hPa nel periodo 1981-2018 e la correlazione tra gli indici associati a questi modelli e le anomalie di superficie (t2m, sfcWind, ssrd e swh).

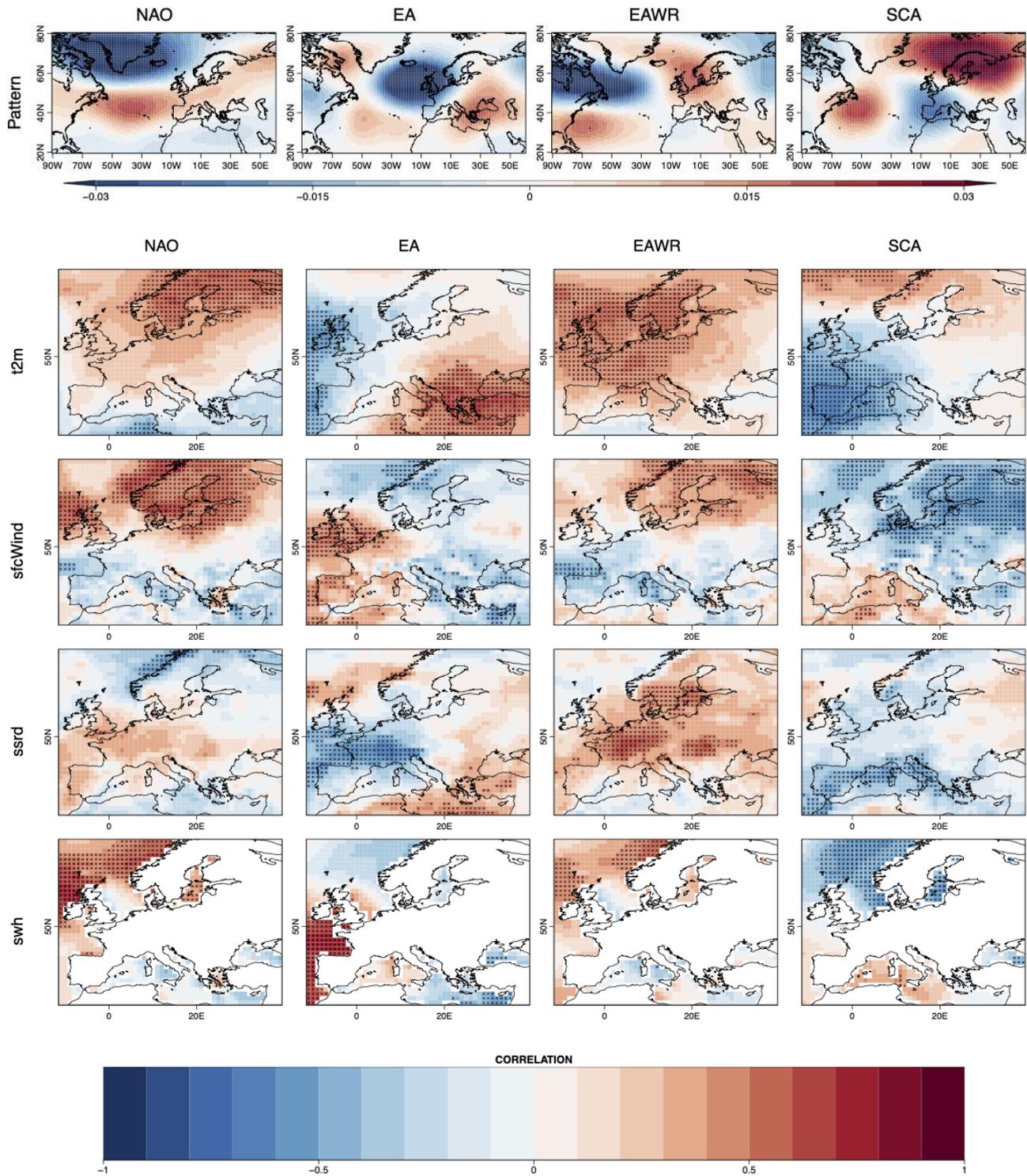


Figure 3: Pattern normalizzati delle quattro teleconnessioni euro-atlantiche ottenute per MAM da anomalie di altezza geopotenziale ERA5 a 500 hPa nel periodo 1981-2018 e la correlazione tra gli indici associati a questi modelli e le anomalie di superficie (t2m, sfcWind, ssrd e swh).

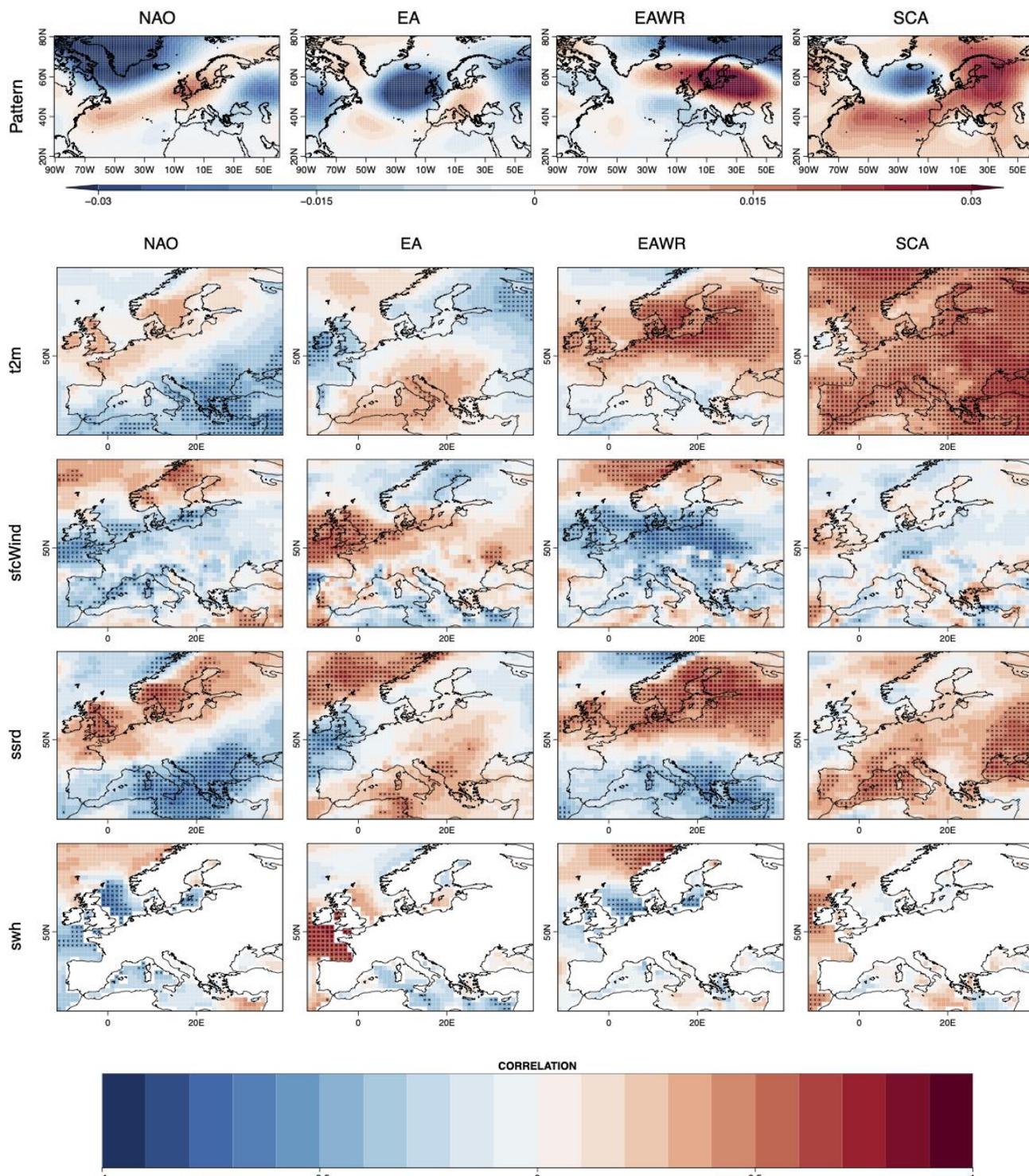


Figure 4: Pattern normalizzati delle quattro teleconnessioni euro-atlantiche ottenute per JJA da anomalie di altezza geopotenziale ERA5 a 500 hPa nel periodo 1981-2018 e la correlazione tra gli indici associati a questi modelli e le anomalie di superficie (t2m, sfcWind, ssrd e swh).

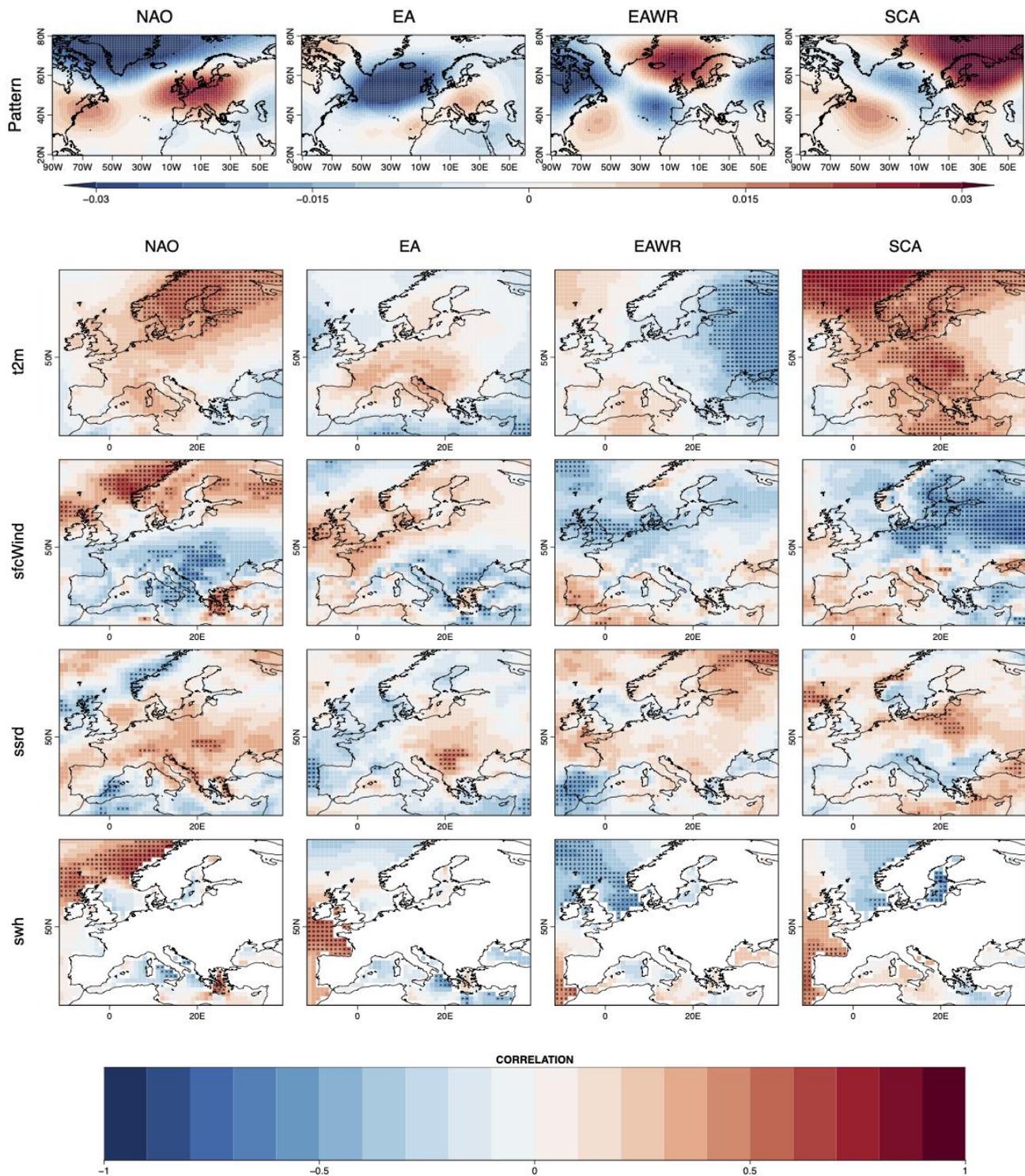


Figure 5: Pattern normalizzati delle quattro teleconnessioni euro-atlantiche ottenute per SON da anomalie di altezza geopotenziale ERA5 a 500 hPa nel periodo 1981-2018 e la correlazione tra gli indici associati a questi modelli e le anomalie di superficie (t2m, sfcWind, ssrd e swh).

### 2.2.2 Gli impatti delle teleconnessioni EATC sulle variabili di superficie nelle previsioni stagionali dinamiche

In questa sezione valutiamo brevemente se i sistemi di previsione dinamica sono in grado di riprodurre fedelmente gli impatti di teleconnessione che abbiamo descritto nella sezione precedente. Le previsioni retrospettive degli indici EATC (vedere la sezione Metodologie) sono correlate con le previsioni delle variabili di superficie corrispondenti (cioè la media dell'insieme) e confrontate con le correlazioni osservate (ERA5). La figura 6 mostra le differenze tra la correlazione DJF osservata (ERA5) e le correlazioni ottenute per le previsioni ECMWF SEAS5 con un lead time di 1 mese. Sebbene in termini generali i modelli di correlazione di ERA5 ed ECMWF SEAS5 siano abbastanza simili per forma e posizione, nel complesso le correlazioni sono più forti per le osservazioni che per il modello, con differenze significative fino a 0,6 punti in alcuni modelli e regioni. Questi risultati indicano che il sistema ECMWF SEAS5 non è in grado di riprodurre esattamente gli impatti delle teleconnessioni attesi dall'analisi osservazionale. L'incapacità dei sistemi di previsione stagionale di riprodurre accuratamente la relazione tra i modelli EATC e gli impatti di superficie spinge a impiegare metodi ibridi dinamico-statistici. L'idea consiste nel combinare le previsioni stagionali dinamiche degli indici EATC con la relazione osservata tra EATC e variabili di superficie.

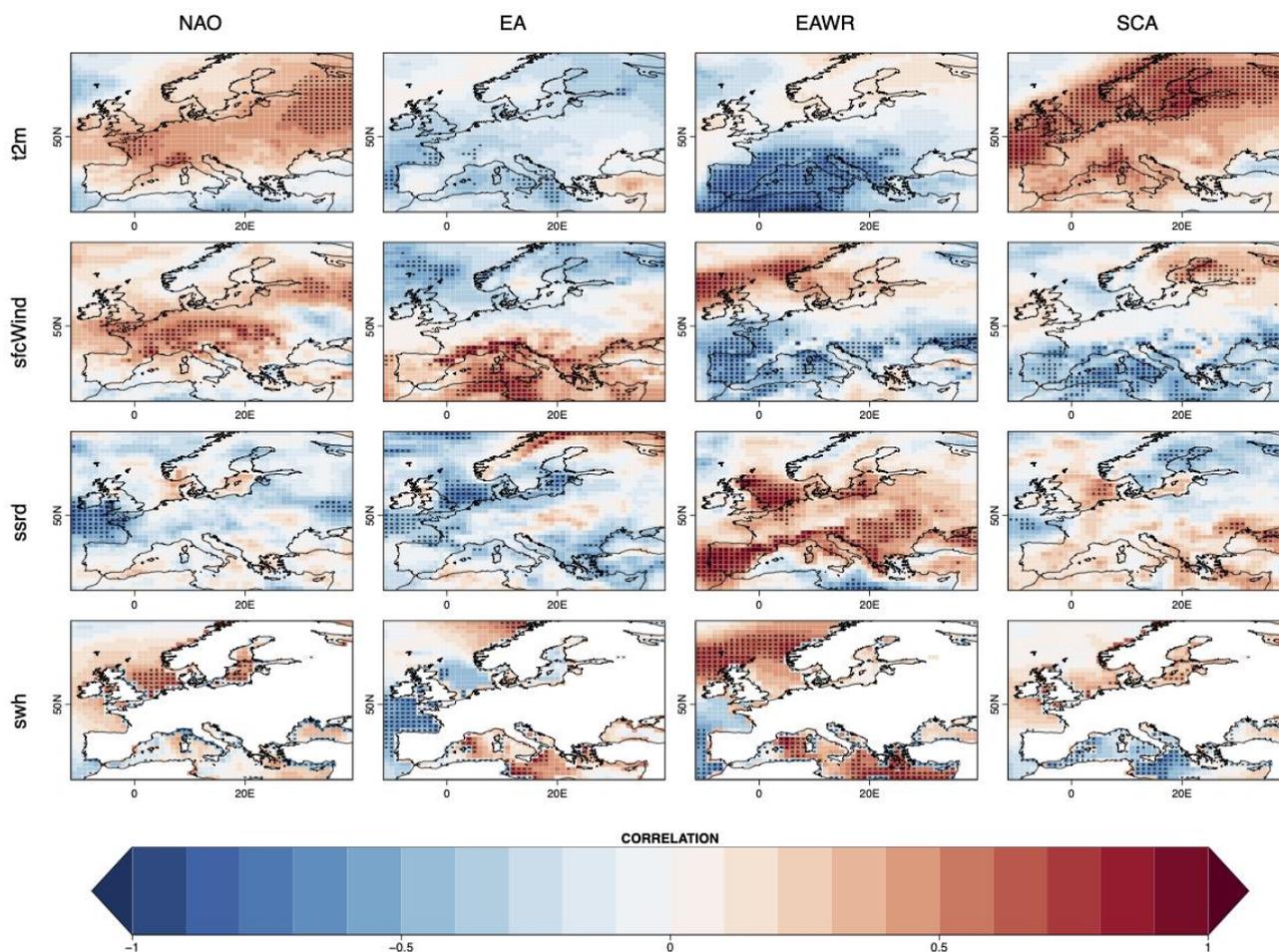


Figura 6: Differenze tra l'impatto sulla superficie osservato (correlazione osservata) e l'impatto sulla superficie modellato (correlazione nelle previsioni) in DJF per le previsioni SEAS5 inizializzate un mese prima. I punti indicano i punti della griglia in cui la differenza di correlazione è statisticamente significativa.

### 2.2.3 Performance nella condizione di perfetta conoscenza degli indici

Un modello multilineare è stato fittato in ciascun punto della griglia per le quattro variabili di superficie. Il coefficiente di determinazione  $r^2$  (cioè il coefficiente di correlazione di Pearson al quadrato) del modello multilineare viene spesso utilizzato come indicatore della bontà del *fitting*. Indica la percentuale di variabilità nel *predictor* osservato (anomalia di superficie) che è spiegato dai cambiamenti nei *predictands* osservati (gli indici EATC). Questa può anche essere considerata come la massima qualità che ci si può aspettare dalle previsioni ibride se si conosce lo stato dei quattro EATC. La figura 7 mostra una mappa dei coefficienti di determinazione per ciascuna variabile di superficie e stagione. Come si può notare, la performance del modello statistico dipende dalla regione, dalla variabile e dalla stagione. In generale, le prestazioni sono migliori in inverno sia per la temperatura che per il vento che per l'altezza media delle onde, mentre per l'irraggiamento solare il modello multilineare è migliore in estate (la stagione con la maggiore produzione di energia solare). I valori di  $r^2$  sono moderati o elevati in quelle regioni dove almeno una delle teleconnessioni ha un forte impatto. Ad esempio, in inverno le quattro teleconnessioni hanno impatti diffusi in diverse regioni d'Europa (vedi seconda riga della figura 2), quindi il coefficiente  $r^2$  è alto quasi ovunque. D'altra parte, gli impatti sul vento (terza riga della figura 2) sono concentrati nella parte settentrionale dell'Europa, viceversa si osservano valori di  $r^2$  più bassi nell'Europa meridionale. In primavera, i valori di  $r^2$  sono più elevati per la temperatura e il vento in Scandinavia, dove hanno un impatto principalmente NAO e EAWR (figura 3), mentre per la radiazione solare di superficie si osservano coefficienti più elevati su Francia e Alpi (generalmente associati a EA). In estate, la metodologia proposta può potenzialmente funzionare bene per le temperature dell'Europa orientale. La radiazione solare di superficie e il vento hanno valori  $r^2$  elevati sulle isole baltiche e britanniche in accordo con l'effetto di EA, EAWR e NAO (figura 4). L'autunno è la stagione con la peggiore performance potenziale, in accordo con gli impatti di teleconnessione più deboli in quella stagione (figura 5). Nel complesso, i risultati mostrano che una buona conoscenza dei quattro indici EATC si tradurrebbe in una buona previsione delle variabili di superficie. Per quanto riguarda le applicazioni energetiche, la Figura 7 richiama l'attenzione sulla capacità della metodologia di rappresentare la temperatura in inverno su gran parte dell'Europa continentale, in particolare l'area densamente popolata su Francia e Germania, dove la temperatura invernale determina l'"heating degree days", un proxy per la domanda di energia necessaria per riscaldare gli edifici. D'altra parte, la discreta bontà del fit sull'Italia in estate può essere un buon indicatore della domanda di energia necessaria per rinfrescare gli edifici. La buona rappresentazione della temperatura sulla Scandinavia durante la primavera può essere di interesse per i decisori nella gestione dei bacini idrici poiché un elevato scioglimento della neve in questa stagione può determinare il picco dell'afflusso nel bacino idroelettrico. Germania, Spagna, Regno Unito e Francia hanno la più alta capacità installata cumulativa in Europa (in Europa, 2021) e la produzione di energia eolica ha un picco di produzione da ottobre a marzo [78]. Il fit nella figura 7 mostra che il vento può essere ben rappresentato dagli EATC in inverno nel nord Europa e nella penisola iberica. Picchi di produzione di energia solare da marzo a ottobre [78]. La figura 7 mostra che la radiazione solare superficiale è ben adattata in MAM in Italia e nel sud della Francia e JJA nel sud dell'Italia e la regione mediterranea.

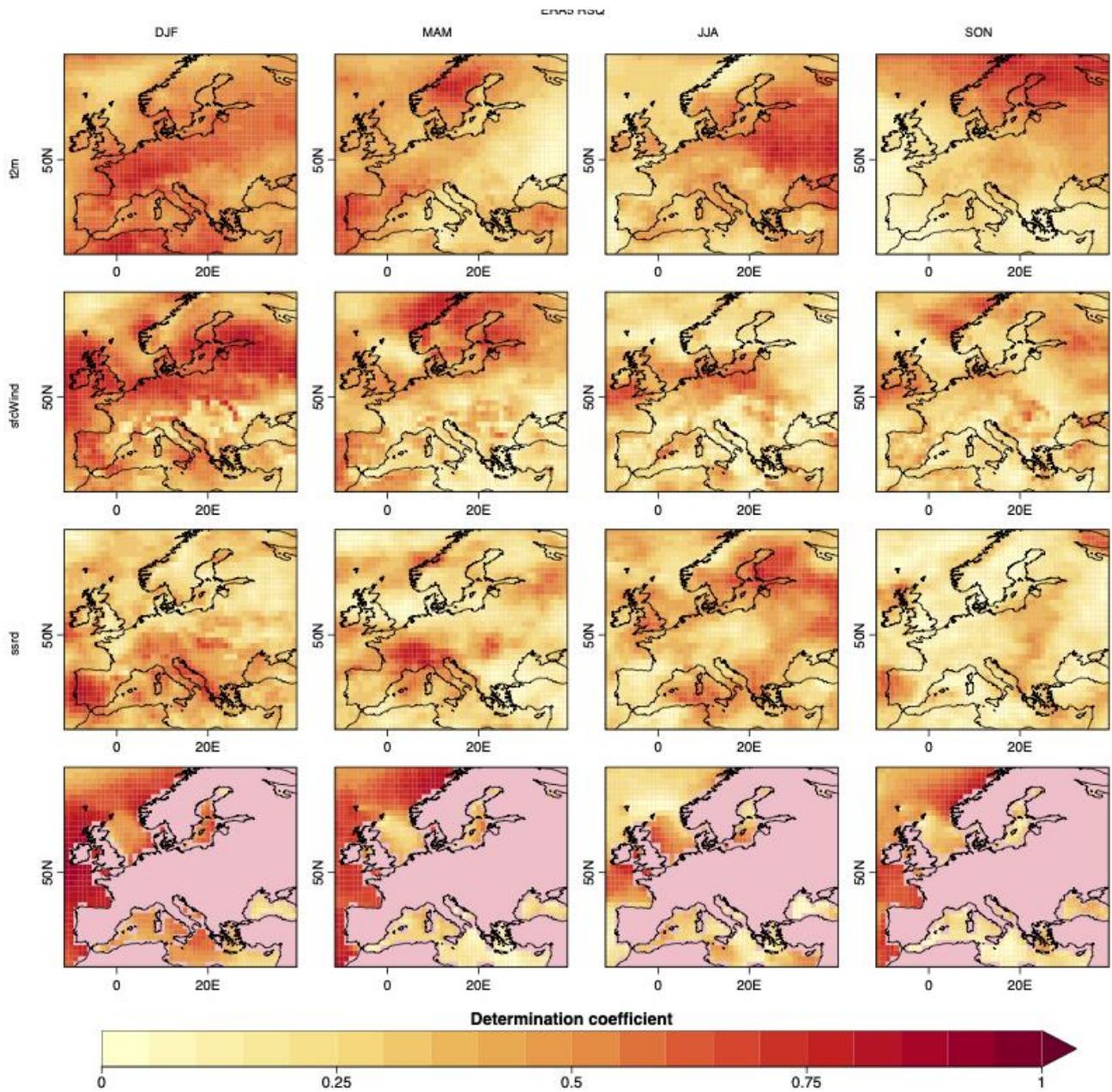


Figura 7: Bontà del fit ( $r^2$ ) della regressione multilineare per ogni variabile superficiale (riga) e stagione dell'anno (colonna).

#### 2.2.4 Valutazione delle previsioni “ibride”

Le previsioni probabilistiche delle variabili di superficie sono qui ricostruite utilizzando gli indici previsti EATC e i coefficienti di regressione multilineare osservati (ERA5). Come accennato la ricostruzione avviene in cross validation, questa procedura consente una valutazione equa della qualità previsionale in una prospettiva operativa. Le previsioni ibride (retrospettive) sono valutate rispetto ai valori osservati di ERA5 e la sua abilità rispetto alle previsioni dinamiche e alla climatologia di riferimento.

La Figure 8 mostra i valori RPSS per il sistema di previsione e per un lead time di un mese. Questa figura utilizza le previsioni dinamiche (raw) delle variabili di superficie come benchmark di riferimento. Nella figura vengono mostrati solo i valori RPSS positivi (cioè il miglioramento rispetto alle previsioni riferimento). I punti neri indicano i punti della griglia in cui le previsioni ibride sono anche migliori della climatologia (cioè le previsioni ibride hanno prestazioni migliori di entrambe le linee di riferimento: climatologia e previsioni dinamiche). I risultati per la temperatura (prima riga) mostrano importanti miglioramenti in inverno e in estate. In primavera, i benefici sono visibili solo nella penisola iberica, mentre in autunno i miglioramenti si concentrano principalmente nella regione del Mare del Nord.

I miglioramenti nelle previsioni del vento superficiale (seconda riga) sono più modesti e spazialmente discontinui, ma con un evidente miglioramento della capacità predittiva in primavera. In autunno, le previsioni ibride sono migliori solo in alcuni punti del nord Europa.

Le previsioni ibride per la radiazione solare di superficie (terza riga) in inverno hanno buone prestazioni nella regione del Mediterraneo, nell'Europa centrale e nei Paesi. In primavera, le previsioni ibride sono vantaggiose. In estate, SEAS5 mostra miglioramenti nella regione mediterranea. In autunno, le prestazioni della metodologia ibrida hanno registrato le prestazioni peggiori, escludendo alcuni miglioramenti individuati sulla Grecia in SEAS5.

I miglioramenti nelle previsioni dell'altezza media delle onde (quarta riga) sono abbastanza modesti. Nel Mediterraneo tali miglioramenti sono limitati al Mar Tirreno nella stagione MAM e al Mediterraneo orientale per la stagione JJA. Un confronto tra RPSS e la figura 7 mostra che i miglioramenti nelle previsioni ibride generalmente seguono le prestazioni del modello in condizioni perfette.

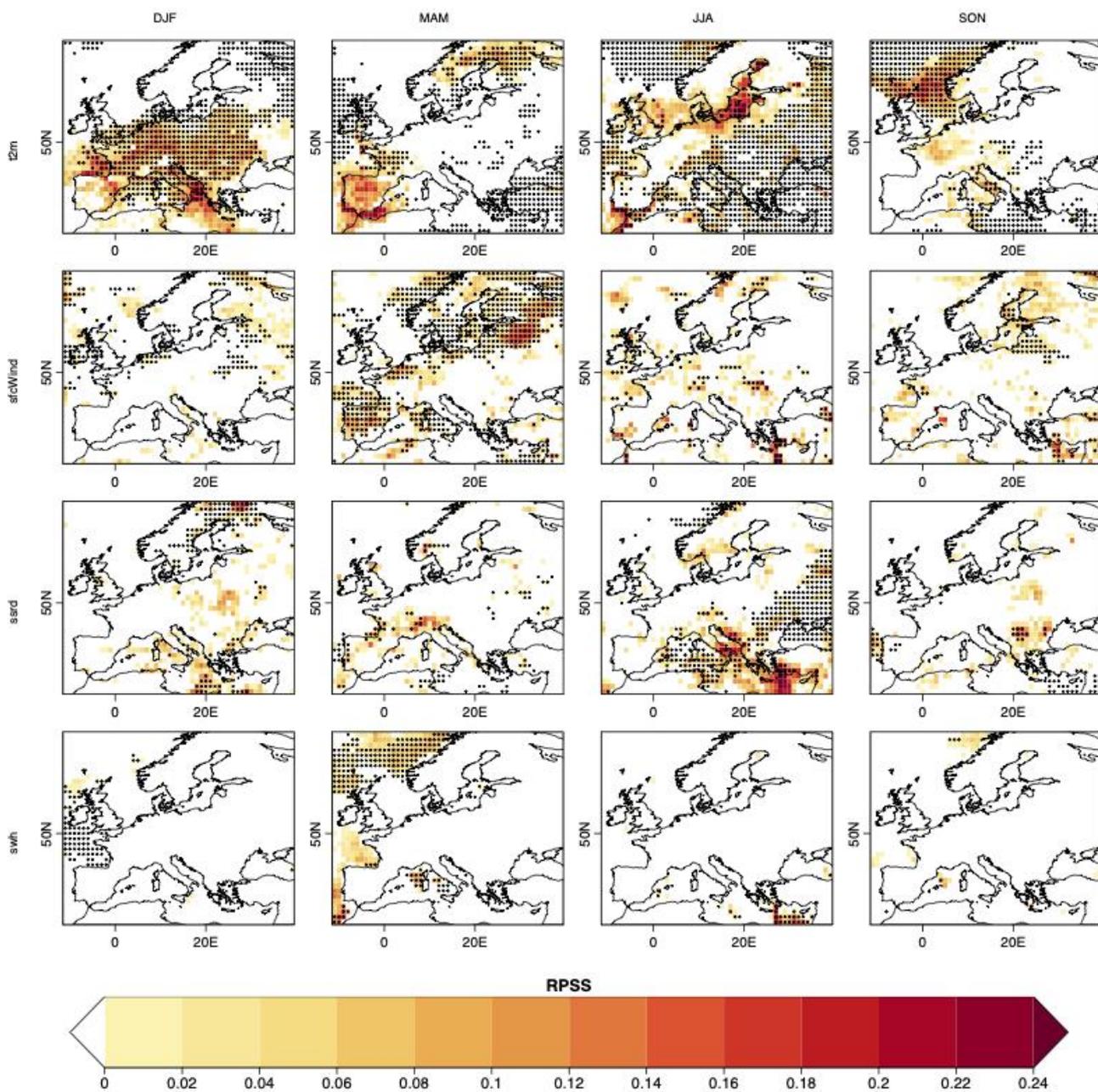


Figura 8: Ranked Probability Skill Score (RPSS) delle previsioni ibride temperature (prima riga), vento superficiale (seconda riga), radiazione solare (terza riga) e altezza media delle onde (quarta riga) confrontate con le previsioni dinamiche sull'Europa. Le previsioni ibride di SEAS sono state impiegate per ricostruire le variabili superficiali in DJF (prima colonna), MAM (seconda colonna), JJA (terza colonna) and SON (quarta colonna). Le previsioni dinamiche (raw) sono state impiegate come benchmark. I punti pieni neri indicano i punti griglia dove le previsioni ibride sono meglio sia delle previsioni dinamiche che della climatologia.

Il settore delle energie rinnovabili può essere ampiamente influenzato da eventi estremi: la bassa velocità del vento o la bassa radiazione solare superficiale possono ridurre la produzione prevista di energia eolica e solare. Più in generale, le condizioni meteorologiche estreme hanno un impatto significativo sulle infrastrutture critiche come le linee elettriche, provocando ingenti danni agli impianti di trasmissione e distribuzione [79]. Temperature estremamente alte o basse, ondate di caldo o ondate di freddo prolungate, forti nevicate o accumuli di ghiaccio possono aumentare la domanda di energia, limitare la capacità di trasferimento delle linee di trasmissione, aumentare le perdite di energia o causare guasti alle linee aeree. I forti venti e le onde particolarmente alte possono danneggiare le linee di trasmissione e complicare le attività di esercizio e manutenzione dei parchi eolici, in particolare gli impianti eolici offshore e delle piattaforme per l'energia dal mare. Per tutti questi motivi, è utile valutare la capacità delle previsioni stagionali di identificare eventi estremi [80]. In particolare, si vuole valutare l'andamento delle previsioni ibride probabilistiche in previsione di eventi in cui le medie stagionali di  $t2m$ ,  $sfcwind$ ,  $ssrd$  o  $swh$  superano il 90° percentile della climatologia o scendono al di sotto del 10° percentile. A tale scopo utilizziamo la metrica BSS (vedi Metodi). L'analisi della capacità predittiva delle anomalie medie stagionali del 90° percentile e del 10° percentile non può sostituire un'analisi degli indici estremi basati su dati giornalieri. Studi precedenti hanno tuttavia affermato che esiste una forte relazione tra la temperatura media stagionale e il numero di giorni estremi in una determinata stagione. Allo stesso modo, è stato suggerito un legame tra l'abilità nel prevedere il numero di giorni estremi e l'abilità nel prevedere gli estremi medi stagionali (es. [81, 82]). Tuttavia, questi studi hanno evidenziato che le capacità predittive dei dati giornalieri sono generalmente inferiori rispetto alle quelle degli indici giornalieri medi stagionali. Inoltre, le recenti tendenze dovute al riscaldamento globale potrebbero generare un'eccessiva fiducia nelle capacità predittive [83]. Il BSS è presentato per le previsioni del 10° percentile (Figura 9) e per le previsioni del 90° percentile (Figura 10) per il sistema SEAS. I valori BSS ottenuti sono quantitativamente rilevanti in alcune regioni, fino a valori superiori a 0,2. La metodologia ibrida migliora la rappresentazione delle temperature estremamente elevate (riga in alto nella figura 9) su Grecia e Finlandia in inverno; in primavera su parti delle Alpi e dell'Italia; in estate sulla Francia, la regione del Mar Baltico e del Mare del Nord; e nel bacino del Mediterraneo orientale in autunno. Per le previsioni di venti estremamente forti (riga centrale nella figura 9) si osservano miglioramenti consistenti in Finlandia e nei paesi baltici in inverno e primavera, con anche alcuni punti sulle isole britanniche o sul Mediterraneo in queste due stagioni. Le previsioni per gli estremi elevati di radiazione solare (riga in basso nella figura 9) sono migliorate in inverno nel Mediterraneo e in Scandinavia, in primavera nella Scandinavia meridionale e in estate nella parte occidentale della penisola iberica. Le previsioni dell'altezza media delle onde sono migliorate in JJA a sud della Sicilia. Le prestazioni del metodo ibrido nella previsione di temperature estremamente basse (figura 10) sono notevolmente migliorate in inverno e in estate, specialmente in Scandinavia e nel Mediterraneo. Le capacità estremamente basse dei venti di superficie sono migliorate solo in alcune aree localizzate, mentre per i bassi estremi di radiazione solare si possono osservare alcuni importanti miglioramenti in Svezia, Danimarca, Ucraina e Romania in primavera, nella penisola iberica in autunno e in parti dell'Europa centrale in inverno. L'altezza media delle onde è migliorata nel bacino del Mediterraneo in DJF e JJA. Nonostante le difficoltà legate alla definizione di una soglia di qualità per quale le previsioni ibride possono essere utili per i previsori nei settori energetici, il miglioramento dei valori fino a 0,24 suggerisce che le previsioni ibride mostrano miglioramenti rispetto alle previsioni di riferimento da "fair" a "good". Esprimiamo questo giudizio sulla base delle metriche definite con gli utenti del settore dell'energia durante lo sviluppo del Decision Support Tool (DST) nel progetto H2020 S2S4E. Nel DST, i valori BSS e RPSS sono stati espressi come percentuale che è più facile da capire rispetto ai valori reali di questi *scores* che vanno da 0 a 1 dove un valore di 1 corrisponderebbe al 100%. Vengono inoltre descritti sulla base di termini (*very good*, *good*, *fair*, ...) che misurano qualitativamente l'andamento della previsione. I termini utilizzati sono: "fair" per skill superiori a 0 e inferiori al 15% (o 0,15), "good" per abilità comprese tra 15% e 30% (0,15 e 0,30) e "very good" per abilità superiori al 30% (o 0,3).

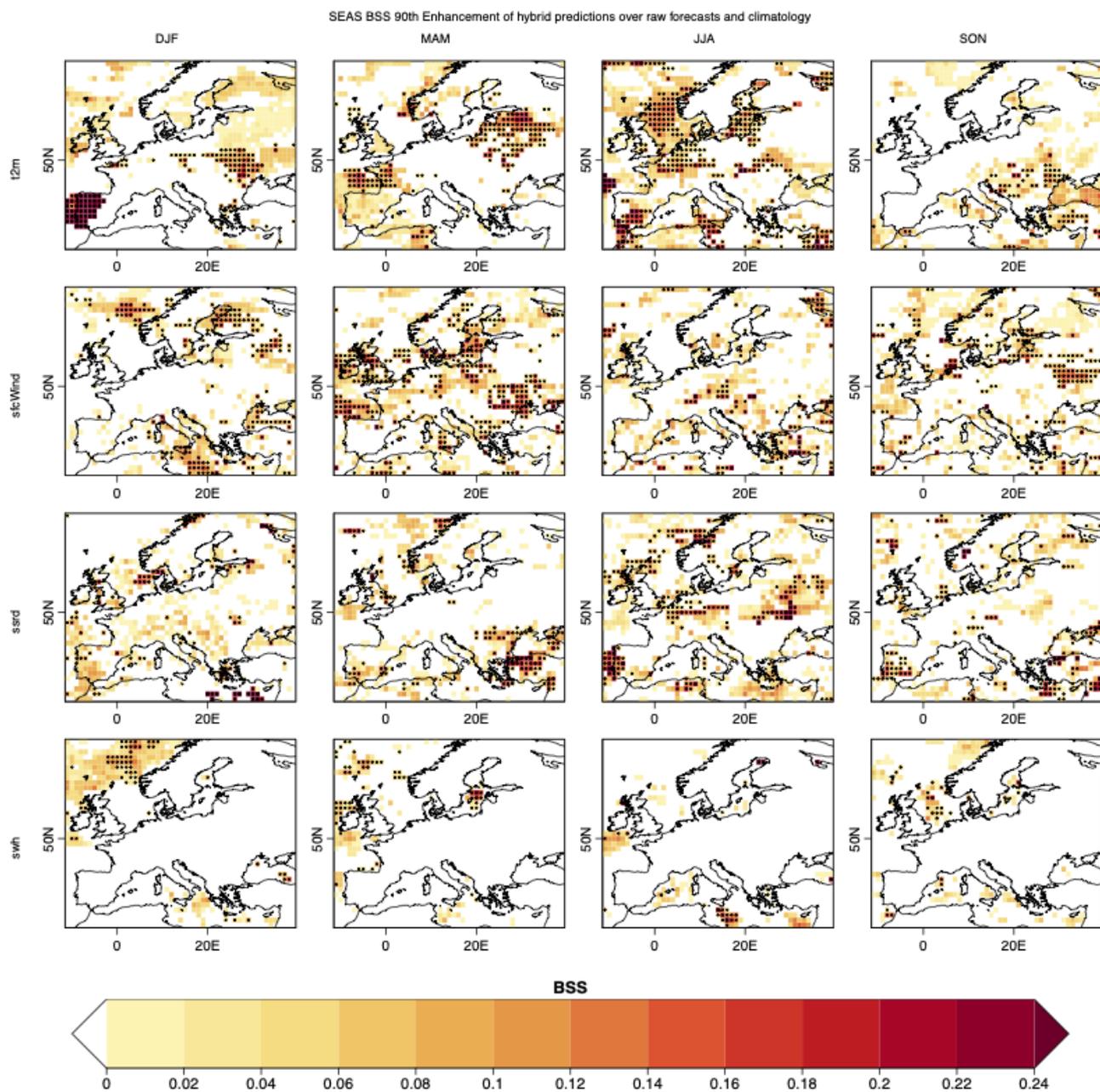


Figure 9: Brier Skill Score per la probabilità di superare il 90<sup>th</sup> percentile predizioni confrontate con le previsioni dinamiche. Le previsioni ibride di SEAS sono state impiegate per ricostruire le previsioni delle 3 variabili di superficie (righe) e quattro stagioni dell'anno (colonne). I punti neri indicano le celle in cui le previsioni ibride sono migliori della climatologia di riferimento.

SEAS BSS 10th Enhancement of hybrid predictions over raw forecasts and climatology

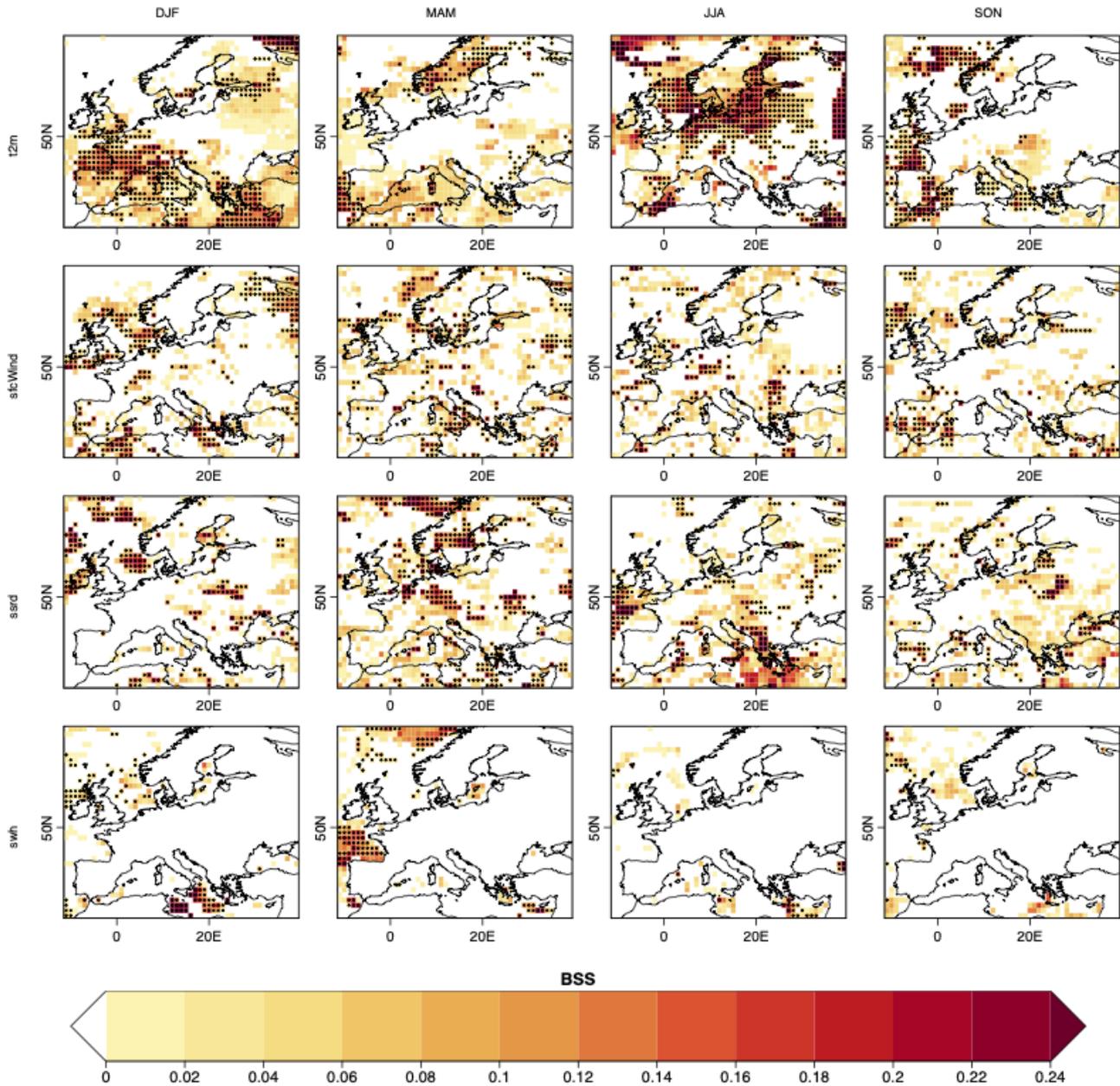


Figura 10: Brier Skill Score per la probabilità di superare il 10<sup>th</sup> percentile predizioni confrontate con le previsioni dinamiche. Le previsioni ibride di SEAS sono state impiegate per ricostruire le previsioni delle 3 variabili di superficie (righe) e quattro stagioni dell'anno (colonne). I punti neri indicano le celle in cui le previsioni ibride sono migliori della climatologia di riferimento.

### 3 Conclusioni

Questo studio indaga la possibilità di migliorare le previsioni stagionali delle variabili di superficie che sono note per influenzare la produzione e la domanda di energia in Europa, osservando lo stato della circolazione atmosferica generale nella regione euro-atlantica. La circolazione su larga scala nel continente è valutata per mezzo di quattro indici di teleconnessione (NAO, EA, EAWR e SCA), che descrivono collettivamente la forza e la posizione delle tempeste e l'avvezione delle masse d'aria.

In primo luogo, per ogni stagione dell'anno vengono valutate le relazioni empiriche tra i quattro indici di circolazione e il clima superficiale osservato. Interpretiamo queste associazioni come una catena causale, nel modo seguente: componenti del sistema Terra che variano lentamente (ad es. estensione del ghiaccio marino, temperature della superficie del mare, stato ENSO, umidità del suolo) determinano gli stati di circolazione su larga scala, che a loro volta determinano le condizioni della superficie. Il ruolo degli EATC è più importante in inverno e meno evidente in autunno, in accordo con la frazione di variabilità spiegata dai quattro EATC in queste stagioni (vedi figura 3 in Lledó et al. (2020)). In inverno, le fasi positive della NAO determinano temperature e vento più forti nel nord Europa, che si traducono in un aumento della produzione di energia eolica e in una diminuzione della domanda di energia elettrica. La SCA ha un effetto simile ma di segno inverso e l'EA ha un impatto principalmente sulla costa occidentale dell'Europa. In estate è evidente il ruolo della SCA, che determina temperature più elevate e una maggiore radiazione solare su gran parte del continente, mentre NAO e EAWR producono dipoli nord-sud su temperatura e radiazione. In secondo luogo, otteniamo previsioni stagionali degli indici di teleconnessione prodotti con un mese di anticipo e utilizziamo le relazioni empiriche per tradurre tali previsioni di circolazione in previsioni di impatto sulla superficie. Successivamente, quantifichiamo le prestazioni di queste previsioni ibride dinamico-statistiche analizzando la distribuzione dei tercili. I miglioramenti delle prestazioni possono essere previsti solo in quelle regioni in cui le teleconnessioni hanno un forte impatto e il modello statistico si adatta bene ai dati osservati. Le previsioni ibride di 2 metri di temperatura sono quelle più impattate dall'uso della metodologia, in particolare in inverno e in estate. I miglioramenti per la velocità del vento, l'altezza media delle onde e la radiazione solare sono più modesti e concentrati solo in regioni specifiche. Il vento mostra miglioramenti solo in inverno e in primavera e l'irraggiamento in inverno, primavera ed estate. L'autunno si rivela una stagione difficile per tutte le variabili di superficie valutate. Viene inoltre valutata la performance degli eventi estremi (sopra il 90° percentile/sotto il 10° percentile), che mostra risultati incoraggianti soprattutto per le basse temperature invernali ed estive. Questo è un risultato rilevante poiché la capacità delle previsioni stagionali di prevedere eventi di temperature estremamente basse in Europa è generalmente limitata [84]

Nel complesso, la metodologia ibrida descritta in questo lavoro genera alcuni miglioramenti nelle previsioni (fino al 24% in alcune regioni, stagioni e variabili rispetto alla previsione grezza sia per le categorie tercili che per gli estremi) che possono essere integrati nello sviluppo di nuovi servizi climatici. A parte il miglioramento delle competenze, la metodologia offre l'ulteriore vantaggio di fornire previsioni probabilistiche di variabili di superficie coerenti con le previsioni di circolazione su larga scala e fornisce un ragionamento causale del motivo per cui si sono verificate tali anomalie, che potrebbe essere rilevante per alcuni utenti.

Abbiamo anche dimostrato che migliori previsioni degli indici di teleconnessione si traducono in migliori previsioni delle variabili di superficie. È quindi fondamentale studiare nuovi metodi per migliorare le previsioni dell'EATC, ad esempio migliorando la rappresentazione dei processi fisici rilevanti nei sistemi dinamici, o per mezzo di metodi puramente statistici. Una possibile strategia che merita di essere tentata in lavori futuri è la prescrizione dei pattern ERA5 EATC sui modelli. Da un punto di vista del post-processing, la definizione di una metodologia appropriata per ottenere una sintesi multi-modello, utilizzando cioè un maggior numero di sistemi previsionali, potrebbe essere una delle prime strade da tentare per migliorare i risultati. L'introduzione di metodologie di machine learning e intelligenza artificiale può essere fondamentale per il raggiungimento di risultati più ambiziosi.

## 4 Riferimenti bibliografici

- [1] European Commission. European green deal: Commission proposes transformation of eu economy and society to meet climate ambitions, 2021. [https://ec.europa.eu/info/strategy/priorities-2019-2024/european-green-deal/delivering-european-green-deal\\_en](https://ec.europa.eu/info/strategy/priorities-2019-2024/european-green-deal/delivering-european-green-deal_en).
- [2] DST. S2S4E Climate Services for Energy, Decision Support Tool, 2019. <https://s2s4e-dst.bsc.es/> [Accessed: 2021-12-01].
- [3] Marta Bruno Soares and Carlo Buontempo. Challenges to the sustainability of climate services in europe. WIREs Climate Change, 10(4):e587, 2019.
- [4] Francisco J. Doblas-Reyes, Javier García-Serrano, Fabian Lienert, Aida Pintó Biescas, and Luis R. L. Rodrigues. Seasonal climate predictability and forecasting: status and prospects. WIREs Climate Change, 4(4):245–268, 2013. [L]  
[SEP]
- [5] James W. Hurrell, Yochanan Kushnir, Geir Ottersen, and Martin Visbeck. An Overview of the North Atlantic Oscillation, pages 1–35. American Geophysical Union (AGU), 2003. [L]  
[SEP]
- [6] K.E Trenberth, P.D. Jones, P. Ambenje, R. Bojariu, D. Easterling, A. Klein Tank, D. Parker, F. Rahimzadeh, J.A. Renwick, M. Rusticucci, B. Soden, and P. Zhai. Observations: Surface and Atmospheric Climate Change, pages 235–336. Cambridge University Press, 01 2007. [L]  
[SEP]
- [7] A.G. Barnston and R. Livezey. Classification, seasonality and persistence of low-frequency atmospheric circulation patterns. Monthly Weather Review, 115:1083–1126, 01 1987. [L]  
[SEP]
- [8] G.T. Walker and E.W. Bliss. World weather v. Memoirs of the Royal Meteorological Society, 4:53–84, 01 1932. [L]  
[SEP]
- [9] P. J. Lamb and R. A. Pepler. North atlantic oscillation: Concept and an application. Bulletin of the American Meteorological Society, 68:1218–1225, 10 1987. [L]  
[SEP]
- [10] J.W Hurrell. Decadal trends in the north atlantic oscillation. Science (New York, N.Y.), 269:676–9, 09 1995. [L]  
[SEP]
- [11] Ricardo Trigo, Timothy Osborn, and J. Corte-Real. The north atlantic [L]  
[SEP]oscillation influence on europe: Climate impacts and associated physical mechanisms. Climate Research - CLIMATE RES, 20:9–17, 02 2002.
- [12] Adam A. Scaife, Chris K. Folland, Lisa V. Alexander, Anders Moberg, and Jeff R. Knight. European climate extremes and the north atlantic oscillation. Journal of Climate, 21(1):72–83, January 2008. [L]  
[SEP]
- [13] J.W Hurrell and Clara Deser. North atlantic climate variability: The role of the north atlantic oscillation. Journal of Marine Systems - J MARINE SYST, 78, 03 2009. [L]  
[SEP]
- [14] Helene Burningham and Jon French. Is the nao winter index a reliable proxy for wind climate and storminess in northwest europe? International Journal of Climatology, 33(8):2036–2049, 2013. [L]  
[SEP]
- [15] C Svensson, A Brookshaw, A A Scaife, V A Bell, J D Mackay, C R Jackson, J Hannaford, H N Davies, A Arribas, and S Stanley. Long-range forecasts of UK winter hydrology. Environmental Research Letters, 10(6):064006, jun 2015. [L]  
[SEP]

- [16] G. W. K. Moore and I. A. Renfrew. Cold european winters: interplay between the nao and the east atlantic mode. *Atmospheric Science Letters*, 13(1):1–8, 2012. <sup>[1]</sup><sub>[SEP]</sub>
- [17] Laia Comas-Bru and Frank McDermott. Impacts of the ea and sca patterns on the european twentieth century nao–winter climate relationship. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, 140(679):354–363, 2014. <sup>[1]</sup><sub>[SEP]</sub>
- [18] Laura Zubiante, Frank McDermott, Conor Sweeney, and Mark O’Malley. Spatial variability in winter nao–wind speed relationships in western europe linked to concomitant states of the east atlantic and scandinavian patterns. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, 143(702):552–562, 2017. <sup>[1]</sup><sub>[SEP]</sub>
- [19] Laia Comas-Bru and Armand Hernández. Reconciling North Atlantic climate modes: Revised monthly indices for the East Atlantic and the Scandinavian patterns beyond the 20th century, 2018. Supplement to: Comas-Bru, L; Hernández, A (2018): Reconciling North Atlantic climate modes: Revised monthly indices for the East Atlantic and the Scandinavian patterns beyond the 20th century. *Earth System Science Data*, 10, 2329-2344, <https://doi.org/10.5194/essd-10-2329-2018>. <sup>[1]</sup><sub>[SEP]</sub>
- [20] Richard J. Hall and Edward Hanna. North atlantic circulation indices: links with summer and winter uk temperature and precipitation and implications for seasonal forecasting. *International Journal of Climatology*, 38(S1):e660–e677, 2018. <sup>[1]</sup><sub>[SEP]</sub>
- [21] Henning W. Rust, Andy Richling, Peter Bissolli, and Uwe Ulbrich. Linking teleconnection patterns to european temperature ? a multiple linear regression model. *Meteorologische Zeitschrift*, 24(4):411–423, 07 2015. <sup>[1]</sup><sub>[SEP]</sub>
- [22] S. Jerez, P. Jimenez-Guerrero, J. P. Montávez, and R. M. Trigo. Impact of the north atlantic oscillation on european aerosol ground levels through local processes: a seasonal model-based assessment using fixed anthropogenic emissions. *Atmospheric Chemistry and Physics*, 13(22):11195–11207, 2013. <sup>[1]</sup><sub>[SEP]</sub>39 <sup>[1]</sup><sub>[SEP]</sub>
- [23] Ana Bastos, Ivan Janssens, Célia Gouveia, Ricardo Trigo, Philippe Ciais, Frederic Chevallier, Josep Penuelas, Christian Rodenbeck, Shilong Piao, Pierre Friedlingstein, and Steven Running. European land co2 sink influenced by nao and east-atlantic pattern coupling. *Nat Commun*, 7, 01 2016. <sup>[1]</sup><sub>[SEP]</sub>
- [24] T. N. Palmer, A. Alessandri, U. Andersen, P. Cantelaube, M. Davey, P. Décluse, M. Déqué, E. Díez, F. J. Doblas-Reyes, H. Feddersen, R. Graham, S. Gualdi, J.-F. Guérémy, R. Hagedorn, M. Hoshen, N. Keenlyside, M. Latif, A. Lazar, E. Maisonave, V. Marletto, A. P. Morse, B. Orfila, P. Rogel, J.-M. Terres, and M. C. Thomson. Development of a european multimodel ensemble system for seasonal-to-interannual prediction (demeter). *Bulletin of the American Meteorological Society*, 85(6):853 – 872, 2004. <sup>[1]</sup><sub>[SEP]</sub>
- [25] Nick Dunstone, Doug Smith, Adam Scaife, Leon Hermanson, Rosie Eade, Niall Robinson, Martin Andrews, and Jeff Knight. Skillful predictions of the winter north atlantic oscillation one year ahead. *Nature Geoscience*, 9, 10 2016. <sup>[1]</sup><sub>[SEP]</sub>
- [26] Adam Scaife and Doug Smith. A signal-to-noise paradox in climate science. *npj Climate and Atmospheric Science*, 1, 12 2018. <sup>[1]</sup><sub>[SEP]</sub>
- [27] A. A. Scaife, A. Arribas, E. Blockley, A. Brookshaw, R. T. Clark, N. Dunstone, R. Eade, D. Fereday, C. K. Folland, M. Gordon, L. Hermanson, J. R. Knight, D. J. Lea, C. MacLachlan, A. Maidens, M. Martin, A. K. Peterson, D. Smith, M. Vellinga, E. Wallace, J. Waters, and <sup>[1]</sup><sub>[SEP]</sub>A. Williams. Skillful long-range prediction of european and north american winters. *Geophysical Research Letters*, 41(7):2514–2519, 2014.
- [28] Timothy N. Stockdale, Franco Molteni, and Laura Ferranti. Atmospheric initial conditions and the

- predictability of the arctic oscillation. *Geophysical Research Letters*, 42(4):1173–1179, 2015. [\[L\]](#) [\[SEP\]](#)
- [29] S. J. Johnson, T. N. Stockdale, L. Ferranti, M. A. Balmaseda, F. Molteni, L. Magnusson, S. Tietsche, D. Decremmer, A. Weisheimer, G. Balsamo, S. P. E. Keeley, K. Mogensen, H. Zuo, and B. M. Monge-Sanz. Seas5: the new ecmwf seasonal forecast system. *Geoscientific Model Development*, 12(3):1087–1117, 2019. [\[L\]](#) [\[SEP\]](#)
- [30] Llorenç Lledó, Irene Cionni, Verónica Torralba, Pierre-Antoine Breton-nière, and Margarida Samsó. Seasonal prediction of euro-atlantic tele-connections from multiple systems. *Environmental Research Letters*, 15(7):074009, jun 2020. [\[L\]](#) [\[SEP\]](#)
- [31] Hannah Bloomfield, David Brayshaw, Paula Gonzalez, and Andrew Charlton-Perez. Pattern-based conditioning enhances sub-seasonal pre- diction skill of european national energy variables. *Meteorological Ap- plications*, 28, 07 2021. [\[L\]](#) [\[SEP\]](#)
- [32] A. G. Barnston, M. K. Tippett, H. M. van den Dool, and D. A Unger. Toward an improved multimodel enso prediction. *Journal of Applied Meteorology and Climatology*, 54(7):1579–1595, 2015. [\[L\]](#) [\[SEP\]](#)
- [33] A. Schepen, Q. J. Wang, and Y. Everingham. Calibration, bridging, [\[L\]](#) [\[SEP\]](#)41 [\[L\]](#) [\[SEP\]](#) and merging to improve gcm seasonal temperature forecasts in australia. *Monthly Weather Review*, 144(6):2421–2441, 2016.
- [34] Judah Cohen, Dim Coumou, Jessica Hwang, Lester Mackey, Paulo Oren-stein, Sonja Tetz, and Eli Tziperman. S2s reboot: An argument for greater inclusion of machine learning in subseasonal to seasonal fore- casts. *WIREs Climate Change*, 10(2):e00567, 2019. [\[L\]](#) [\[SEP\]](#)
- [35] S. Strazzo, D. C. Collins, A. Schepen, Q. J. Wang, E. Becker, and L. Jia. Application of a hybrid statistical- dynamical system to seasonal predic- tion of north american temperature and precipitation. *Monthly Weather Review*, 147(2):607–625, 2019. [\[L\]](#) [\[SEP\]](#)
- [36] J. M. Eden, G. J. van Oldenborgh, E. Hawkins, and E. B. Suckling. A global empirical system for probabilistic seasonal climate prediction. *Geoscientific Model Development*, 8(12):3947–3973, 2015. [\[L\]](#) [\[SEP\]](#)
- [37] A.G. Barnston and C.F. Ropelewski. Do statistical pattern corrections improve seasonal climate predictions in the north american multimodel ensemble models? *Journal of Climate*, 5:1316–1325, 11 1992. [\[L\]](#) [\[SEP\]](#)
- [38] H. M. Van Den Dool. Searching for analogues, how long must we wait? *Tellus A*, 46(3):314–324, 1994. [\[L\]](#) [\[SEP\]](#)
- [39] Huug van den Dool. *Empirical Methods in Short-Term Climate Predic- tion*. Oxford University Press, December 2006. [\[L\]](#) [\[SEP\]](#)
- [40] Michael K. Tippett, Adam H. Sobel, and Suzana J. Camargo. Associa- tion of u.s. tornado occurrence with monthly environmental parameters. *Geophysical Research Letters*, 39(2), 2012. [\[L\]](#) [\[SEP\]](#)42 [\[L\]](#) [\[SEP\]](#)
- [41] G. J. van Oldenborgh, S. Y. Philip, and M. Collins. El niño in a changing climate: a multi-model study. *Ocean Science*, 1(2):81–95, 2005. [\[L\]](#) [\[SEP\]](#)
- [42] Matthew Newman and Prashant D. Sardeshmukh. Are we near the pre- dictability limit of tropical indo-pacific sea surface temperatures? *Geo- physical Research Letters*, 44(16):8520–8529, 2017. [\[L\]](#) [\[SEP\]](#)

- [43] Y. Huang, L. Yang, and Z. Fu. Reconstructing coupled time series in climate systems using three kinds of machine-learning methods. *Earth System Dynamics*, 11(3):835–853, 2020. [L] [SEP]
- [44] Ben Kirtman, Dughong Min, Johnna Infanti, James Kinter, Daniel Paolino, Qin Zhang, Huug Dool, Suranjana Saha, Malaquias Peña, Emily Becker, Peitao Peng, Patrick Tripp, Jin Huang, David De- Witt, Michael Tippet, Anthony Barnston, Shuhua Li, Anthony Rosati, Siegfried Schubert, and Eric Wood. The north american multimodel ensemble: Phase-1 seasonal-to-interannual prediction; phase-2 toward developing intraseasonal prediction. *Bulletin of the American Meteorological Society*, 95:585–601, 04 2014. [L] [SEP]
- [45] Matteo Giuliani, Marta Zaniolo, Andrea Castelletti, Guido Davoli, and Paul Block. Detecting the state of the climate system via artificial intelligence to improve seasonal forecasts and inform reservoir operations. *Water Resources Research*, 55(11):9133–9147, 2019. [L] [SEP]
- [46] Lei Wang, M. Ting, and Paul Kushner. A robust empirical seasonal prediction of winter nao and surface climate. *Scientific Reports*, 7, 12 2017. [L] [SEP] [SEP]
- [47] E. Rodríguez-Guisado, A. Á. Serrano-de la Torre, E. Sánchez-García, M. Domínguez-Alonso, and E. Rodríguez-Camino. Development of an empirical model for seasonal forecasting over the mediterranean. *Advances in Science and Research*, 16:191–199, 2019. [L] [SEP]
- [48] E. Sánchez-García, J. Voces-Aboy, B. Navascués, and E. Rodríguez-Camino. Regionally improved seasonal forecast of precipitation through best estimation of winter nao. *Advances in Science and Research*, 16:165–174, 2019. [L] [SEP]
- [49] Wei Zhang, Gabriele Villarini, Louise Slater, Gabriel Vecchi, and A.Allen Bradley. Improved enso forecasting using bayesian updating and the north american multimodel ensemble (nmme). *Journal of Climate*, 30, 01 2018. [L] [SEP]
- [50] Damien Specq and Lauriane Batté. Improving subseasonal precipitation forecasts through a statistical–dynamical approach : application to the southwest tropical pacific. *Climate Dynamics*, 55(7-8):1913–1927, July 2020. [L] [SEP]
- [51] Llorenç Lledó and Francisco J. Doblas-Reyes. Predicting daily mean wind speed in europe weeks ahead from MJO status. *Monthly Weather Review*, 148(8):3413–3426, August 2020. [L] [SEP]
- [52] Daniel S. Wilks. *Statistical methods in the atmospheric sciences*. Elsevier Academic Press, Amsterdam; Boston, 2011. [L] [SEP]
- [53] Simon Krichak and Pinhas Alpert. Decadal trends in the east atlantic–west russia pattern and mediterranean precipitation. *International Journal of Climatology*, 25:183 – 192, 02 2005.
- [54] Cholaw Bueh and Hisashi Nakamura. Scandinavian pattern and its climatic impact. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, 133:2117 – 2131, 10 2007. [L] [SEP]
- [55] Verónica Torralba, Nube Gonzalez-Reviriego, Nicola Cortesi, Andrea Manrique-Suñén, Llorenç Lledó, Raúl Marcos, Albert Soret, and Francisco J. Doblas-Reyes. Challenges in the selection of atmospheric circulation patterns for the wind energy sector. *International Journal of Climatology*, 41(3):1525–1541, 2021. [L] [SEP]
- [56] Y. Castro-Díez, D. Pozo-Vázquez, F. S. Rodrigo, and M. J. Esteban-Parra. Nao and winter temperature variability in southern europe. *Geophysical Research Letters*, 29(8):1–1–4, 2002. [L] [SEP]

- [57] Syed M. F. Riaz, M. J. Iqbal, and Sultan Hameed. Impact of the north atlantic oscillation on winter climate of germany. *Tellus A: Dynamic Meteorology and Oceanography*, 69(1):1406263, 2017. [1] [SEP]
- [58] Bin Yu and Hai Lin. Modification of the wintertime pacific–north american pattern related north american climate anomalies by the asian–bering–north american teleconnection. *Climate Dynamics*, 53, 07 2019. [1] [SEP]
- [59] Xin Wang, Chunzai Wang, Wen Zhou, Dongxiao Wang, and Jie Song. Teleconnected influence of north atlantic sea surface temperature on the el niño onset. *Climate Dynamics*, 37(3):663–676, 2011. [1] [SEP] 45 [SEP]
- [60] Ll. Lledó, V. Torralba, A. Soret, J. Ramon, and F.J. Doblas-Reyes. Seasonal forecasts of wind power generation. *Renewable Energy*, 143:91– 100, 2019. [1] [SEP]
- [61] Philip Bett and Hazel Thornton. The climatological relationships between wind and solar energy supply in britain. *Renewable Energy*, 87:96– 110, 03 2016. [1] [SEP]
- [62] Hazel Thornton, Adam Scaife, Brian Hoskins, and David Brayshaw. The relationship between wind power, electricity demand and winter weather patterns in great britain. *Environmental Research Letters*, 12:064017, 06 2017. [1] [SEP]
- [63] Jaume Ramon, Llorenç Lledó, Pierre-Antoine Bretonnière, Margarida Samsó, and Francisco J Doblas-Reyes. A perfect prognosis downscaling methodology for seasonal prediction of local-scale wind speeds. *Environmental Research Letters*, 16(5):054010, April 2021. [1] [SEP]
- [64] Climate Prediction Center. Northern hemisphere teleconnection patterns, 2012. <https://www.cpc.ncep.noaa.gov/data/teledoc/telecontents.shtml> [Accessed: 2021-06-30]. [1] [SEP]
- [65] Young-Kwon Lim. The east atlantic/west russia (ea/wr) teleconnection in the north atlantic: climate impact and relation to rossby wave propagation. *Climate Dynamics*, 44(11):3211–3222, 2015. [1] [SEP]
- [66] Hans Hersbach, Bill Bell, Paul Berrisford, Shoji Hirahara, András Horányi, Joaquín Muñoz Sabater, Julien Nicolas, Carole Peubey, Raluca Radu, Dinand Schepers, Adrian Simmons, Cornel Soci, Saleh Abdalla, Xavier Abellan, Gianpaolo Balsamo, Peter Bechtold, Gionata Biavati, Jean Bidlot, Massimo Bonavita, and J.-N Thépaut. The era5 global reanalysis. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, 05 2020.
- [67] Jaume Ramon, Llorenç Lledó, Verónica Torralba, Albert Soret, and Francisco J. Doblas-Reyes. What global reanalysis best represents near- surface winds? *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, 145(724):3236–3251, August 2019. [1] [SEP]
- [68] Masatomo Fujiwara, Jonathon S. Wright, Gloria L. Manney, Lesley J. Gray, James Anstey, Thomas Birner, Sean Davis, Edwin P. Gerber, V. Lynn Harvey, Michaela I. Hegglin, Cameron R. Homeyer, John A. Knox, Kirstin Krüger, Alyn Lambert, Craig S. Long, Patrick Martineau, Andrea Molod, Beatriz M. Monge-Sanz, Michelle L. Santee, Susann Tegtmeier, Simon Chabrilat, David G. H. Tan, David R. Jackson, Saroja Polavarapu, Gilbert P. Compo, Rossana Dragani, Wesley Ebisuzaki, Yayoi Harada, Chiaki Kobayashi, Will McCarty, Kazutoshi Onogi, Steven Pawson, Adrian Simmons, Krzysztof Wargan, Jeffrey S. Whitaker, and Cheng-Zhi Zou. Introduction to the SPARC reanalysis intercomparison project (s-RIP) and overview of the reanalysis systems. *Atmospheric Chemistry and Physics*, 17(2):1417–1452, January 2017. [1] [SEP]
- [69] Abdel Hannachi, Ian Jolliffe, and D. Stephenson. Empirical orthogonal functions and related techniques in atmospheric science: A review. *International Journal of Climatology*, 27, 07 2007. [1] [SEP]
- [70] Alberto Mestas-Nunez. Orthogonality properties of rotated empirical 47

modes. *International Journal of Climatology* - INT J CLIMATOL, 20:1509–1516, 10 2000.

[71] Jean-Noel Thepaut, Dick Dee, Richard Engelen, and Bernard Pinty. The copernicus programme and its climate change service. In *IGARSS 2018 - 2018 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium*. IEEE, July 2018. <sup>[1]</sup><sub>{SEP}</sub>

[72] Carlo Buontempo, Ronald Hutjes, Philip Beavis, Julie Berckmans, Chiara Cagnazzo, Freja Vamborg, J.-N Thépaut, Cedric Bergeron, Sam Almond, Alessandro Amici, Selvaraju Ramasamy, and D. Dee. Fostering the development of climate services through copernicus climate change service (c3s) for agriculture applications. *Weather and Climate Extremes*, 27:100226, 09 2019. <sup>[1]</sup><sub>{SEP}</sub>

[73] ECMWF. Seasonal forecasts and the copernicus climate change service, 2019. <https://confluence.ecmwf.int//display/COPSRV/Seasonal+forecasts+and+the+Copernicus+Climate+Change+Service> [Accessed: 2019-11-14]. <sup>[1]</sup><sub>{SEP}</sub>

[74] Ian T. Jolliffe and David B. Stephenson, editors. *Forecast Verification*. John Wiley & Sons, Ltd, December 2011. <sup>[1]</sup><sub>{SEP}</sub>

[75] G. Brier. Verification of forecasts expressed in terms of probability. *Monthly Weather Review*, 78:1–3, 1950. <sup>[1]</sup><sub>{SEP}</sub>

[76] Edward S. Epstein. Stochastic dynamic prediction<sup>1</sup>. *Tellus*, 21(6):739–759, 1969. <sup>[1]</sup><sub>{SEP}</sub>48 <sup>[1]</sup><sub>{SEP}</sub>

[77] Wind Europe. *wind-energy-in-europe-in-2020-trends-and-statistics*, 2021. <sup>[1]</sup><sub>{SEP}</sub>

[78] Eurostat. *Monthly electricity generation from non-combustible renewables - statistics*, 2021. <sup>[1]</sup><sub>{SEP}</sub>

[79] Mathaios Panteli and Pierluigi Mancarella. Influence of extreme weather and climate change on the resilience of power systems: Impacts and possible mitigation strategies. *Electric Power Systems Research*, 127:259–270, 2015. <sup>[1]</sup><sub>{SEP}</sub>

[80] Anton Orlov, Jana Sillmann, and Ilaria Vigo. Better seasonal forecasts for the renewable energy industry. *Nature Energy*, 5:108–110, February 2020. <sup>[1]</sup><sub>{SEP}</sub>

[81] Emily Hamilton, Rosie Eade, Richard Graham, Adam Scaife, Doug Smith, Anna Maidens, and Craig MacLachlan. Forecasting the number of extreme daily events on seasonal timescales. *AGU Fall Meeting Abstracts*, 117:1011–, 12 2011. <sup>[1]</sup><sub>{SEP}</sub>

[82] Jonas Bhend, Irina Mahlstein, and Mark Liniger. Predictive skill of climate indices compared to mean quantities in seasonal forecasts: Seasonal forecasts of climate indices. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, 143, 08 2016. <sup>[1]</sup><sub>{SEP}</sub>

[83] Chloé Prodhomme, Stefano Materia, Constantin ARDILOUZE, Rachel White, Lauriane Saunier Batté, Virginie Guemas, Georgios Fragkoulidis, and Javier García-Serrano. Seasonal prediction of European summer heatwaves. *Climate Dynamics*, June 2021. <sup>[1]</sup><sub>{SEP}</sub>49 <sup>[1]</sup><sub>{SEP}</sub>

[84] Acacia S. Pepler, Leandro B. Díaz, Chloé Prodhomme, Francisco J. Doblas-Reyes, and Arun Kumar. The ability of a multi-model seasonal forecasting ensemble to forecast the frequency of warm, cold and wet extremes. *Weather and Climate Extremes*, 9:68–77, 2015. The World Climate Research Program Grand Challenge on Extremes – WCRP- ICTP Summer School on Attribution and Prediction of Extreme Events.