



Ricerca di Sistema elettrico

Valutazione della predicibilità stagionale dell'intensità delle onde e degli indici energetici eolico-solare su mare

I. Cionni, F. Catalano, G. Sannino

Report RdS/PTR2020/104

VALUTAZIONE DELLA PREDICIBILITÀ STAGIONALE DELL'INTENSITÀ DELLE ONDE E DEGLI INDICI ENERGETICI EOLICO-SOLARE SU MARE

Irene Cionni, Franco Catalano, Gianmaria Sannino

Aprile 2021

Report Ricerca di Sistema Elettrico

Accordo di Programma Ministero dello Sviluppo Economico - ENEA

Piano Triennale di Realizzazione 2019-2021 - II annualità

Obiettivo: *Tecnologie*

Progetto: 1.8 Energia elettrica dal mare

Work package: *(Energia elettrica dal mare)*

Linea di attività: Valutazione della predicibilità stagionale dell'intensità delle onde e degli indici energetici eolico-solare su mare (LA1.10)

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	6
2.1. INTRODUZIONE	6
2.2. METODO	7
2.3. DATI	13
2.4. RISULTATI	16
3. CONCLUSIONI	45
4. RIFERIMENTI BIBLIOGRAFICI	46
5. ABBREVIAZIONI ED ACRONIMI	49

Sommario

La variabilità climatica e gli eventi impattanti agiscono sulla potenziale produttività degli impianti di energie rinnovabili offshore e rappresentano un ostacolo all'integrazione e alla pianificazione. Conoscere con un anticipo di alcuni mesi, la produttività degli impianti e l'impatto degli eventi estremi su produttività e infrastrutture, può aiutare i gestori e i decisori politici a rendere il settore energetico più resiliente alla variabilità climatica, promuovendo la diffusione delle energie rinnovabili e mantenendo al contempo la sicurezza energetica.

Alla base di questo documento c'è l'idea di migliorare le informazioni in mano ai decisori nel settore dell'energia dal mare con le previsioni stagionali, ovvero le predizioni sulle condizioni medie atmosferiche per scale temporali da uno a tre mesi, prodotte con modelli di circolazione globali accoppiati.

In questo lavoro è stata analizzata la predicibilità della variabile essenziale altezza significativa delle onde e la predicibilità della capacità produttiva di eolico e solare sul mare.

Lo studio della predicibilità delle onde ha un doppio scopo all'interno di questo progetto. In primo luogo, l'altezza significativa delle onde serve a stimare la possibile produzione degli impianti di energia dal mare, in secondo luogo tali previsioni possono essere cruciali nella pianificazione delle operazioni di mantenimento (O&M).

L'analisi della predicibilità della capacità produttiva di solare e eolico si interseca con quella della produzione di energia dal mare, in quanto frequentemente si prevede la realizzazione di piattaforme in cui sono integrati sistemi multipli di produzione di rinnovabili.

Sono state studiate le skills di variabili essenziali e derivate dal sistema previsionale ECMWF SEAS5, utilizzando le reanalisi ERA5 come benchmarking.

Il Mar Mediterraneo è comunemente considerato come una regione critica per le previsioni stagionali, nonostante ciò, ci sono stagioni e regioni geografiche all'interno del bacino del Mediterraneo in cui l'utilizzo delle previsioni stagionali può essere efficace. Per la variabile altezza media significativa delle onde sono stati ottenuti risultati utili dalla valutazione della predicibilità degli eventi estremi; per la capacità produttiva dell'eolico sono state riscontrate alcune differenze tra le tecnologie usate per la produzione di energia; per il fotovoltaico, è stata evidenziata la possibilità di prevedere eventi di produttività estremamente bassa in estate.

1. Introduzione

Questo lavoro affronterà due temi, uno relativo alla predicibilità della variabile essenziale *altezza delle onde* e l'altro relativo alla predicibilità degli indicatori energetici per la produzione dell'eolico e del solare.

L'idea che il settore energetico possa beneficiare delle previsioni meteorologiche stagionali risale all'inizio di questa decade, ma solo recentemente si è tentato di concretizzare queste intuizioni in alcuni progetti H2020 (S2S4E 2017-2020 e SECLIFIRM 2017-2021) e nelle attività Copernicus C3S Energy. In queste attività progettuali, tuttavia, il campo di applicazione si è limitato alla domanda di energia e alla produzione di energia su terra per i settori eolico, solare, ed idroelettrico, lasciando inesplorate le applicazioni nel settore di produzione di energia dal mare sia da onde, sia eolico e solare offshore. In particolare, non ci sono studi che valutino le abilità predittive delle previsioni stagionali per la variabile altezza media delle onde sul Mediterraneo e non ci sono studi che analizzino l'importanza delle previsioni stagionali per il settore energia dal mare.

In questo lavoro ci proponiamo:

- 1) di studiare l'applicabilità delle previsioni stagionali per la variabile altezza media delle onde con l'obiettivo di rendere tale settore resiliente alla variabilità climatica e agli eventi impattanti;
- 2) di studiare le previsioni di capacità produttiva di eolico e solare sul mare.

L'analisi della predicibilità delle variabili essenziali relative alle onde ha un doppio scopo all'interno di questo progetto. In primo luogo, l'altezza significativa delle onde serve a stimare la possibile produzione degli impianti di energia dal mare, in secondo luogo tali previsioni possono essere cruciali nella pianificazione delle operazioni di mantenimento (O&M). Per comprendere l'importanza di quest'ultimo aspetto, si può pensare che nel caso dell'energia eolica offshore, un terzo del costo dell'energia è attribuibile a tali operazioni [1]. In particolare, l'altezza significativa delle onde impatta sia i trasferimenti tecnici tra i vascelli di trasporto e le turbine, sia le operazioni di sollevamento e abbassamento di chiatte prima e dopo le riparazioni.

L'analisi della predicibilità della capacità produttiva di solare e eolico si interseca con quella della produzione di energia dal mare in quanto frequentemente si prevede la realizzazione di piattaforme in cui sono integrati sistemi multipli di produzione di rinnovabili [2,3,4,5]. Questo senza trascurare l'importanza che nei prossimi anni avrà la produzione eolica offshore stessa. Negli anni tra 2010 e il 2018 il mercato offshore è cresciuto di quasi il 30% ogni anno, con la prospettiva di ampliare la propria capacità produttiva di 15 volte rispetto a quella attuale entro il 2040 [6]. Gli obiettivi individuati negli accordi di Parigi passano attraverso il raggiungimento nel 2050 di una capacità totale di eolico offshore vicina ai 1000 GW [7]. A fronte di così elevate capacità, conoscere la potenziale produzione degli impianti offshore con un anticipo di alcuni mesi, può rivelarsi cruciale per la sicurezza energetica e la gestione della rete. Il Mar Mediterraneo, in particolare, è caratterizzato da un alto potenziale eolico, ma le sue acque profonde hanno limitato sinora l'installazione di impianti di eolico offshore. Il primo impianto offshore del Mediterraneo in procinto di divenire operativo sarà collocato nel porto di Taranto e prevede strutture fisse. Tuttavia, l'avanzamento scientifico e tecnologico stanno aprendo il campo a interessanti prospettive per l'energia eolica offshore in acque profonde. Per l'eolico in acque profonde sono necessarie turbine che possono essere installate tra i 100 m e i 900 m di profondità. Le fondazioni di queste turbine non sono fisse, ma sono strutture fluttuanti [8]. Le turbine fluttuanti sono divenute da entità concettuale [9] una realtà ed è in corso una delle prime sperimentazioni in materia di offshore in acque profonde con turbina galleggiante (<https://www.edp.com/en/innovation/windfloat>) lungo le coste del Portogallo.

In questo contesto, l'uso di previsioni stagionali può apportare notevoli benefici nei processi decisionali, soprattutto per la previsione di eventi estremi. Attualmente il settore energetico si avvale delle previsioni meteorologiche (1-15 giorni), ed oltre i 15 giorni utilizza valori climatologici che non sono in nessun caso adatti alla previsione di eventi estremi.

I più importanti centri previsionali forniscono delle previsioni stagionali, ovvero predizioni sulle condizioni medie atmosferiche per scale temporali da uno a tre mesi, prodotte con modelli di circolazione globali accoppiati (atmosfera-oceano-terra). Ciascun modello, a parità di condizioni al contorno, viene inizializzato con un set di differenti condizioni iniziali, creando così un ensemble di simulazioni della durata di più mesi. L'analisi statistica dei membri dell'ensemble costituisce la base della previsione. Le previsioni climatiche stagionali hanno subito notevoli miglioramenti nell'ultima decade, dimostrando che le previsioni probabilistiche possono migliorare le informazioni per i decisori a determinate scale temporali e in determinate regioni. Infatti, benché la natura intrinsecamente caotica dell'atmosfera non consenta di predire in maniera accurata le condizioni meteo oltre il limite di pochi giorni, le previsioni stagionali sono fattibili in quanto, la variabilità atmosferica per scale temporali mensili/stagionali è modulata da condizioni al contorno (oceano/terra/ghiacci) che variano lentamente.

In questo lavoro sono studiate: 1) le *skills* del prodotto di previsioni stagionali ECMWF SEAS5 per la variabile altezza media delle onde disponibile sul sito MARS ECMWF a 1° di risoluzione orizzontale, per diverse stagioni e date di inizializzazione; 2) le *skills* dei fattori di capacità di fotovoltaico e eolico, basati su funzioni di trasferimento (descritte in 2.2 Metodo) che utilizzano le variabili essenziali radiazione solare al suolo, temperatura a due metri e velocità del vento prodotte da ECMWF SEAS5 e disponibili sul sito Climate Data Store a 1° di risoluzione orizzontale.

Saranno applicate le metodologie per la correzione dei *bias* e la valutazione probabilistica discusse nel documento MISE-PAR LA13 e qui brevemente riassunte. L'affidabilità delle previsioni sarà valutata utilizzando opportuni indicatori di affidabilità basati sul confronto con i dati osservativi che nel nostro caso sono le reanalisi. Saranno descritti i modelli utilizzati per il calcolo degli indicatori energetici.

2. Descrizione delle attività svolte e risultati

2.1. Introduzione

La diffusione delle energie rinnovabili (siano esse off shore o no) si confronta con importanti sfide relative all'integrazione nel sistema elettrico. La variabilità climatica e gli eventi impattanti agiscono sulla potenziale produttività degli impianti e rappresentano un ostacolo all'integrazione e alla pianificazione [10]. Informazioni sulla variabilità climatica stagionale può supportare i processi decisionali.

Rispetto alle previsioni a breve-medio raggio, le scale temporali stagionale e anche sottostagionale hanno il potenziale per essere di grande valore per un'ampia gamma di utenti che sono influenzati dalla variabilità del clima, dell'acqua e dell'energia e che trarrebbe beneficio dalla comprensione e dalla migliore gestione dei rischi legati al clima [11, 12, 13].

Per scale temporali stagionali, benché le condizioni iniziali abbiano una notevole influenza, la loro importanza è inferiore rispetto a quella che hanno nelle previsioni meteorologiche e, di pari passo, aumenta l'influenza delle condizioni al contorno, intese come l'influenza dell'oceano, della superficie terrestre e dei ghiacci [14]. Le previsioni stagionali vengono pertanto elaborate utilizzando modelli accoppiati con l'oceano, la terra e i ghiacci (modelli sistema terra, ESM Earth System Model) e per supplire alla sensibilità alle condizioni iniziali,

vengono integrati multipli set di previsioni (ensemble) che differiscono per piccole perturbazioni nelle condizioni di partenza di atmosfera e oceano.

Attualmente, il Climate Data Store (CDS) del Copernicus Climate Change Service (C3S) initiative, fornisce un accesso unico e un comune periodo simulazioni retrospettive (hindcast) con un eguale risoluzione spazio temporale (ECMWF, 2019) per le simulazioni di 5 centri previsionali europei (European Centre for Medium-Range Weather Forecasts (ECMWF), Deutscher Wetterdienst (DWD), Meteo France (MF), UK Met Office (UKMO) e Centro Euro- Mediterraneo sui Cambiamenti Climatici (CMCC)) e 1 centro previsionali (NCEP) americano.

Benché il Climate Data Store (CDS) del Copernicus Climate Change Service (C3S) initiative sia un canale preferenziale per l'accesso ai dati, non tutte le variabili prodotte dai sistemi modellistici sono presenti. Nel caso della altezza media significativa delle onde, l'accesso ai dati prodotti dal sistema modellistico SEAS5 è possibile solo attraverso il punto di accesso MARS, (SEAS5 User Guide, https://www.ecmwf.int/sites/default/files/medialibrary/2017-10/System5_guide.pdf) del sito dell'ECMWF (European Centre for Medium-Range Weather Forecasts).

Di seguito verrà descritto il Metodo utilizzato per la verifica delle previsioni stagionali (Metodo 2.2), saranno descritti i dati utilizzati sia previsionali che osservativi (Dati 2.3), saranno discussi i risultati dell'analisi (Risultati 2.4) e verranno espone le principali conclusioni e delineate le prospettive future (Conclusioni 2.5).

2.2. Metodo

La valutazione della qualità delle previsioni stagionali attraverso la verifica delle previsioni stesse è un passaggio fondamentale per comprenderne il potenziale utilizzo nei servizi climatici ai sistemi produttivi. La verifica è condotta attraverso la comparazione delle previsioni degli eventi passati (le previsioni retrospettive che in seguito chiameremo, *hindcasts*) con le corrispondenti osservazioni (un prodotto osservativo, in genere le reanalisi che chiameremo *reference*). La verifica coinvolge la quantificazione dell'accuratezza (la corrispondenza tra *hindcasts* e *reference*) e l'associazione (la forza della relazione tra *hindcasts* e *references*). Idealmente è necessario considerare più metriche perché una sola metrica non è in grado di definire la qualità del sistema previsionale.

Accesso ai dati

L'accesso alle previsioni per la variabile altezza media delle onde (significant wave height, swh) è avvenuto attraverso il punto di accesso MARS del ECMWF (<https://cds.climate.copernicus.eu/cdsapp#!/dataset/seasonal-monthly-single-levels?tab=overview>).

L'accesso alle previsioni delle variabili temperatura a due metri, vento e radiazione solare (t2m, componenti del vento u e v e ssrd) è avvenuto attraverso il portale Climate Data Store del C3S.

Per ciascuna delle variabili considerate sono state creati file contenenti le medie mensili della variabile su griglia globale dalla data di inizializzazione ai 6 mesi successivi. La data di inizializzazione è chiamata "start date". I mesi successivi sono denominati lead time (lead time = 0 sono i valori previsionali per lo stesso mese dell'inizializzazione, lead time=1 sono i valori previsionali per il mese successivo alla data di inizializzazione ect). Secondo questa nomenclatura le previsioni di dicembre 2019 lead time = 2 sono le previsioni con start date a ottobre 2019.

Applicazione di metodi di bias correction.

A causa delle approssimazioni inerenti la descrizione dei processi nei moduli del sistema previsionali e agli errori nelle condizioni iniziali e al contorno, dopo l'inizializzazione un modello climatico può tendere verso

un certo stato climatico. Il *bias* del modello è un errore medio durante il periodo di validazione. Il *bias* nelle previsioni climatiche può cambiare nel tempo mostrando una natura dalla tendenza non stazionaria che può dipendere dall'intervallo di previsione e dalla data di inizio. In generale, per utilizzare le previsioni stagionali sono necessarie delle procedure di correzione dei bias [15]. In questo studio abbiamo corretto i *bias* seguendo una metodologia che regola il bias medio e l'ampiezza della distribuzione dell'ensemble ("variance inflation calibration method") descritto in [16] e in Doblas-Reyes et al., 2005. La metodologia contempla l'uso del "leave-one-out", che consiste nel escludere dai dati per la correzione di un certo periodo temporale sia la previsione che e i dati osservativi relativi al periodo temporale stesso (i.e. per correggere dicembre 2010 utilizzo tutti i dati di hindcast e references relativi a dicembre dal 1993 al 2018 eccetto i dati di dicembre 2010). La correzione del bias è stata applicata attraverso l'uso delle librerie CSTool del software R (<https://cran.r-project.org/web/packages/CSTools/index.html>)

Modelli per il calcolo degli indicatori energetici.

Il fattore di capacità, fotovoltaico o eolico, è un modo di esprimere la produzione (nell'intervallo temporale considerato) di energia elettrica da parte di un impianto in relazione alla disponibilità di radiazione solare e temperatura nel caso del fotovoltaico e velocità del vento nel caso dell'eolico.

Fattore di capacità fotovoltaico

Il fattore di capacità fotovoltaico è stato calcolato utilizzando il modello descritto in Bett and Thornton (2016) [17], che è una versione modificata del modello descritto in Evans and Florschuetz, (1975) [18]. Il modello originario si basava su dati orari di radiazione e temperatura superficiale producendo un output orario per ciascun punto griglia. Per necessità legate alla frequenza dei dati a nostra disposizione abbiamo utilizzato il modello con dati giornalieri, dopo aver testato la validità di tale approccio.

Il modello calcola il capacity factor in ogni cella e per ogni time step con l'equazione:

$$CF = \frac{Power}{Power_{STC}} = \eta_{rel}(G, T) \frac{G}{G_{STC}}$$

Equazione 1

Dove G è la radiazione solare superficiale incidente e T è la temperatura a 2 metri nel punto griglia. STC sta per 'condizioni standard' T=25 °C, G = 1000Wm⁻²) e η_{rel} è l'efficienza relativa del pannello data dall'equazione:

$$\eta_{rel}(G, T) = \eta_r [1 - \beta_r (T_c - T_r)]$$

Equazione 2

Dove η_r è l'efficienza della cella fotovoltaica valutata alla temperatura di riferimento (T_r) e β_r è il decremento frazionale dell'efficienza della cella per unità di incremento della temperatura. T_c è la temperatura della cella (i.e. la temperatura del punto griglia).

Il modello è designato per il calcolo a un sito specifico e non per il calcolo in una cella di dimensioni 100 km x 100 km, che corrisponde alle dimensioni di una cella di modello climatico globale di quelli usati per produrre previsioni stagionali e il valore di η_r è basato su osservazioni a livello di pannello fotovoltaico. Questo

condurrebbe a valori di capacity factor inferiori a quelli ottenibili con i dati ENTSOe data (<https://www.entsoe.eu/data/>). Questi ultimi dati sono in accordo con i progressi tecnologici ottenuti nella tecnologia dei pannelli solari negli ultimi anni, quindi, invece di usare il valore stimato da Evans and Florschuetz (1975) [18] viene stimato un nuovo η_r . Per fare questo, viene considerata una relazione empirica più complessa usata da Bett and Thornton (2016) [17]. In questo caso, η_r varia con la radiazione e la temperatura, ma il cambiamento di η_r è modesto per radiazione superiore a 100 Wm^{-2} (~ 0.85 to ~ 0.92 at 25°C). Questa complessa dipendenza di η_r è quindi semplificata a un valore medio (mediato sui valori tra $0-1000 \text{ Wm}^{-2}$) alle condizioni standard (25°C). η_r risulta essere un valore costante pari a 0.90 e β_r to 0.00042 K^{-1} .

Fattore di capacità eolico

Il fattore di capacità eolica è stato calcolato utilizzando la metodologia descritta nel paragrafo 3.3 di Lledó et al. (2019) [19].

La velocità del vento in superficie viene utilizzata per estrapolare la velocità del vento a 100 m con la formula:

$$\frac{u_{100m}}{u_{10m}} = \left(\frac{100}{10}\right)^\alpha$$

Equazione 3

dove α è $1/7$. Una volta che la velocità del vento è stata estrapolata, viene passata attraverso una curva di potenza specifica della turbina che stiamo considerando e ci permette di stimare il *capacity factor* (CF) di ogni punto griglia. Il CF è proprio la normalizzazione della generazione di energia totale ottenuto dividendo per la generazione di energia massima che sarebbe raggiunta se la turbina operasse nella sua piena capacità per tutto il tempo

$$CF = \frac{\text{actual generation}}{\text{maximum possible generation}}$$

Equazione 4

Questa normalizzazione ci mette nelle condizioni di confrontare impianti eolici di dimensioni differenti. E' importante sottolineare che questo CF non considera alcun tipo di perdita che l'impianto può dover affrontare (di tipo elettrico, di tipo manutentivo ect) .

I dati calcolati su base oraria o giornaliera possono essere aggregati su scale temporali settimanali, stagionali o annuali.

Nel nostro studio abbiamo utilizzato 6 tipi di turbine e le rispettive curve di potenza per trasferire i valori di velocità del vento in Capacity Factors. Le turbine analizzate sono descritte in Tabella 1 e le curve di potenza normalizzate sono riportate in Figura 1. Le prime tre turbine (Enercon E70 2.3MW, Gamesa G87 2.0 MW e Vestas V110 2.0MW) sono le stesse usate nello studio Lledó et al. (2019) [19] e coprono differenti condizioni di venti, abbiamo aggiunto a queste altri tre tipi di turbine che rispondono meglio alle caratteristiche che dovrebbero avere le turbine offshore. Con la sigla NREL126-5MW abbiamo denominato una turbina ideale che rappresenta uno standard per la produzione offshore per la produzione offshore [20] (NREL 2009). La turbina Vestas V164-8.0MW

ha caratteristiche simili alla turbina utilizzata in una delle prime installazioni di turbina galleggiante (<https://www.edp.com/en/innovation/windfloat> V164-8.4 MW). La turbina Vestas V126-3.0MW ha caratteristiche simili alle turbine che verranno installate nel primo impianto eolico offshore del Mediterraneo collocato nel parco di Taranto. Secondo i dati resi pubblici (<https://www.qualenergia.it/pro/articoli/eolico-offshore-a-taranto-operativo-entro-fine-anno-e-avra-turbine-cinesi/>) si tratta di turbine prodotte dalla Ming Yang con rotore 126 m e potenza 3 MW, per le quali non sono attualmente reperibili le curve di potenza, pertanto abbiamo utilizzato le curve di potenza delle turbine prodotte dalla Vestas con caratteristiche simili.

Modello turbina	IEC Class	Rotor Diameter (m)	Rated Power (MW)	Cut-in speed (m/s)	Rated speed (m/s)	Cut-out speed (m/s)	
Gamesa G87-2.0MW	II	87	2.0	4	16.	25	CF1
Gamesa G80-2.0MW	I/II	80	2.0	4	17.	25	CF2
Enercon E70-2.3MW	I	70	2.3	2	16.	25	CF3
NREL126-5MW		126	5.	3	11.4	25	CF4
Vestas V164-8.0MW	-	164	8.0	4	13.	25	CF5
Vestas V126-3.0MW	IIIb	126	3.	3	12	22.5	CF6

Tabella 1. Caratteristiche delle turbine.

Selected Power Curves

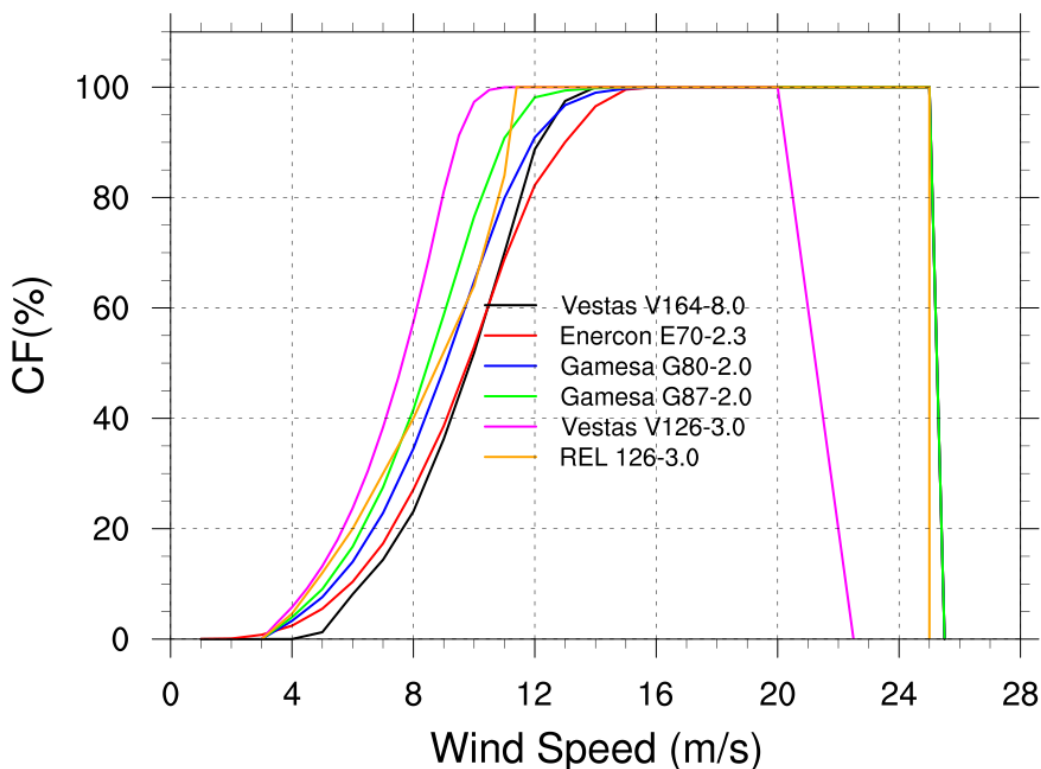


Figura 1. Curve di potenza

Calcolo degli scores

L'abilità previsionale delle stagionali determina l'utilità delle previsioni stesse. L'abilità previsionale viene valutata attraverso il calcolo degli *scores* [21,22].

Le metodologie di verifica differiscono se si tratta di previsioni stagionali deterministiche o probabilistiche. Nel contesto di un ensemble di previsioni (come sono le previsioni stagionali di cui ci stiamo occupando), la media dell'ensemble è un esempio di previsione deterministica e la funzione densità di probabilità calcolata sui membri dell'ensemble è un esempio di previsione probabilistica.

Tra gli *scores* di natura deterministica abbiamo preso in considerazione la correlazione (**CORR**) (tra *ensemble mean* e *reference*) che ci dà una misura dell'associazione tra *forecast* e *reference* e lo *skill score* dell'errore quadratico medio (**RMSE**) che ci darà una misura dell'accuratezza, e che si calcola comparando le *forecast* con la climatologia. Uno score maggiore di 0 ci dice che c'è un miglioramento rispetto la climatologia.

La verifica probabilistica può essere distinta in *scores* binari e *scores* continui. Gli *scores* binari misurano l'accuratezza di una previsione predicendo la probabilità di un evento binario (per esempio "La temperatura sarà maggiore di 30° questa estate? Le risposte possibili sono 2: si e no o 0 e 1). Gli *scores* continui stimano l'accuratezza della probabilità a tutte le possibili soglie, quindi valutano l'intera continua probabilità di distribuzione.

Il Brier Score (**BS**, Brier, G. W.,1950) [23] può essere usato come esempio di score binario. Il BS calcola la distanza media (per un certo evento binario) tra previsioni e *reference* nello spazio della probabilità. Il BS di conseguenza è utilizzato per studiare gli eventi estremi, quelli che sono collocati nelle code della distribuzione, per esempio gli eventi che sono nel 10° percentile e quelli che sono nel 90° percentile.

Un altro esempio di score discreto è il Ranked Probability Score (**RPS**) che misura la qualità del prodotto previsionale presentato come probabilità terzile.

Il Continuous Ranked Probability Score (**CRPS** [24]) è invece uno score continuo in quanto misura la qualità dell'intera distribuzione dei valori dei membri dell'insieme.

La performance viene comunemente confrontata con un riferimento (*benchmark*) per tradurre la qualità della previsione in guadagno o perdita. Questo benchmark può essere un'altro sistema di previsione. In questo lavoro, usiamo come benchmark la climatologia calcolata sulle reanalisi, che è la climatologia storica simulata della variabile di interesse. Il motivo è che generalmente il settore dell'energia utilizza la climatologia per predire gli eventi oltre i 10/15 giorni. Il generico score che chiamiamo xS e che può essere BS, RPS, o CRPS diventa quindi skill scores xS (BSS, RPSS, e CRPSS)

$$xSS = 1 - \frac{xS}{xS_{clim}}$$

Equazione 5

Il CRPSS, il RPSS il BSS forniscono un'indicazione del valore aggiunto di un sistema di previsione rispetto alla semplice climatologia previsionale: un valore di 1 indica previsioni perfette, 0 mostra nessun miglioramento rispetto alla climatologia e valori negativi indicano un sistema di previsione fallimentare.

Per il calcolo degli *scores* ci siamo avvalsi delle librerie R *s2dverification*, *easyverification* e *specsverification*. Gli *scores* CRPSS e RPSS CORR e RMSE sono stati utilizzati nella loro versione Fair che compensa l'effetto del numero di membri sul valore dello score perché premia gli ensemble con membri che si comportano come se essi e la *reference* fossero campionati dalla stessa distribuzione [25]. Gli *scores* sono stati calcolati su tutti i punti griglia per ogni anno dal 1993 al 2018.

In termini di analisi di scala temporale, abbiamo valutato i valori su griglia per le medie stagionali per i mesi di previsione 1, 2 e 3 (il mese di previsione 1 è un mese dopo l'inizializzazione, quindi per una previsione lanciata a novembre, il mese di previsione 1 è dicembre)

2.3. Dati

Previsioni stagionali

Sia in Europa che nel resto del mondo, diversi centri nazionali meteorologici e istituzioni producono previsioni stagionali in modalità operativa. I Modelli Sistema terra (Earth System Model) simulano l'evoluzione dell'atmosfera, dell'oceano, del ghiaccio marino e della superficie terrestre nei mesi a venire.

Il sistema **SEAS5** è la quinta generazione di sistemi previsionali dell'European Centre for Medium-Range Weather Forecasts (Johnson et al 2019) [26]. SEAS5 ha iniziato la propria attività nel novembre 2017 rimpiazzando SEAS4 (Molteni et al 2014) [27]. Rispetto al modello precedente, SEAS5 include una serie di miglioramenti nel modello oceanico, nella risoluzione atmosferica e nell'inizializzazione della superficie terrestre. SEAS5 usa il modello atmosferico IFS (Integrated Forecast System) cycle 43r1 che condensa il lavoro di sei anni in ricerca e sviluppo su processi fisici, componenti del Sistema Terra e metodi di inizializzazione fatti sul modello ECMWF IFS. Le previsioni prodotte da SEAS5 mostrano sostanziali miglioramenti nei tropici, in particolare nella temperatura superficiale del mare nel Pacifico Equatoriale. SEAS5 utilizza il modello oceanico NEMO (Nucleus for European Modelling of the Ocean). La risoluzione è 0.25° e 75 livelli (configurazione oceanica ORCA025z75). La risoluzione verticale è particolarmente alta nella parte più superficiale dell'oceano (18 livelli), nello stesso tempo l'alta risoluzione orizzontale migliora la rappresentazione di fronti e trasporti oceanici. Un'importante innovazione in SEAS5 è l'inclusione del ghiaccio marino prognostico. Il modello del ghiaccio marino è LIM2, parte del sistema di modellistica NEMO. Il modello

prognostico del ghiaccio marino consente alla copertura di ghiaccio marino di rispondere ai cambiamenti nell'atmosfera e negli stati oceanici. Lo scopo è quello di catturare la variabilità interannuale e i trends nella copertura di ghiaccio marino. Le condizioni iniziali dell'oceano e del ghiaccio sono fornite dal nuovo insieme di analisi e reanalisi degli oceani (ORAS5), che utilizza lo stesso modello oceanico e lo stesso ghiaccio marino delle previsioni accoppiate in SEAS5 ed è guidato dalle osservazioni oceaniche di galleggianti, boe, satelliti e navi. Rispetto al suo predecessore ORAS4, che è stato utilizzato per SEAS4, ORAS5 ha una risoluzione più elevata e include aggiornamenti nell'assimilazione dei dati osservativi. Fornisce le condizioni iniziali del ghiaccio marino assimilando la concentrazione di ghiaccio marino. Inoltre, si usa uno schema di perturbazione per generare un ensemble di rianalisi oceaniche, costituito da perturbazioni alle osservazioni assimilate (sia profili che osservazioni di superficie) e perturbazioni ai campi di forcing. Anche la risoluzione orizzontale nella componente atmosferica di SEAS5 è significativamente alta (TCO319, 36 km). Il modello delle onde è il modello ECMWF WAVE MODEL. La tavola 1 contiene le principali caratteristiche di SEAS5.

Caratteristiche	ECMWF SEAS5
IFS Cycle	43r1
IFS horizontal resolution	TCO319
IFS Gaussian grid	O320 (35 km)
IFS vertical resolution (TOA)	L91 (0.01 hPa)
IFS model stochastic physics	3-lev SPPT and SPBS
Ocean model	NEMO v3.4
Ocean horizontal resolution	ORCA 0.25
Ocean vertical resolution	L75
Sea ice model	LIM2

Atmosphere initialization (Re-forecast/Forecast)	ERA-Interim/Operations
Land Initialization (Re-forecast/Forecast)	ERA-Interim land (43r1)/Operations
Ocean initialization	OCEAN5
Forecast ensemble size	51 (0-7m) 15 (8-13m)
Re-forecast years	36 (1981-2016)
Re-forecast ensemble size	25 (0-7m) 15 (8-13m)
Calibration period	1993-2016

Tabella 2. Caratteristiche del Sistema Previsionale SEAS5

Reanalisi

I set di dati osservativi sono impiegati in questo studio per verificare le previsioni stagionali e per correggere i possibili bias. Negli ultimi decenni le informazioni osservative meteo climatiche sono state ampiamente utilizzate in diversi settori economici influenzati dalla variabilità climatica, compreso il settore dell'energia. L'uso delle osservazioni da stazione è, tuttavia, in costante diminuzione rispetto all'uso di prodotti su griglia, in particolare i set di dati di reanalisi meteorologica. Le lacune spazio-temporali, i possibili errori sistematici e randomici dei dati osservativi da stazione limitano la loro effettiva applicazione. Le recenti osservazioni satellitari soffrono invece di altre limitazioni, tra cui disomogeneità temporali e errori di trasformazione [28]. I set di dati di reanalisi, offrono il vantaggio di essere disponibili a livello globale; il vantaggio di fornire diversi decenni di copertura; e il vantaggio di essere gratuiti. Le reanalisi possono fornire dati per luoghi o orari in cui non sono disponibili osservazioni dirette attraverso l'integrazione di misurazioni e modelli numerici. Esse sono, infatti, il risultato della combinazione di un modello numerico con un sistema di assimilazione di osservazioni provenienti da diverse fonti per ricreare lo stato dell'atmosfera in una griglia tridimensionale [29]. Il modello numerico (un modello geofisico fluido-dinamico dell'atmosfera) impone ai risultati di seguire le leggi della fisica, mentre l'assimilazione delle osservazioni costringe i valori prodotti ad essere il più vicino possibile alle misurazioni. In questo studio, si è utilizzato il set di dati di reanalisi ERA5 prodotto dall'ECMWF. **ERA5** è il nuovo set di dati di reanalisi climatica di ECMWF [30]. Gli aggiornamenti più importanti rispetto al suo predecessore ERA-Interim [31] sono: una griglia spaziale più fine (31 km contro 79 km), una risoluzione temporale più elevata (oraria rispetto a 3 ore), un numero maggiore di livelli verticali (137 contro 60), un nuovo modello Numerical Weather Prediction (IFS Cycle 41r2) e l'aumento della quantità di dati assimilati. Anche le forzanti radiative e le SST (temperature superficiali del mare) sono state migliorate incidendo così sui risultati per le scale climatiche. Gli anni presi in esami sono quelli che corrispondono al periodo delle *hindcast* (1993–2018). L'altezza significativa delle onde è calcolata dal modello delle onde ECMWF WAVE MODEL.

2.4. Risultati

Verranno trattati di seguito i risultati della analisi basata sulla valutazione degli *skill*.

1) Altezza media delle onde:

- **Analisi Globale della variabile altezza media delle onde: calcolo degli *scores* deterministici CORR e RMSE e degli *score* probabilistici CRPSS e RPSS.**
- **Analisi sul Mediterraneo calcolo degli *scores* deterministici CORR e RMSE, degli *scores* probabilistici CRPSS e RPSS, degli *scores* BSS per eventi estremi al di sotto del 10th percentile e al di sopra del 90th percentile.**

2) Indicatori Energetici:

- **I 6 Capacity Factors eolici (CF1-CF6) globali e con focus sul Mediterraneo corrispondenti alle 6 turbine descritte in Tabella 1: calcolo degli *scores* deterministici CORR e RMSE e gli *score* probabilistici CRPSS e RPSS.**
- **Capacity Factor Fotovoltaico (PVCF) sul Mediterraneo. Calcolo degli *scores* deterministici CORR e RMSE, degli *score* probabilistici CRPSS e RPSS e degli *scores* BSS per eventi estremi al di sotto del 10th percentile e al di sopra del 90th percentile.**

1) Altezza media delle onde.

- **Analisi Globale della variabile altezza media delle onde: calcolo degli *scores* deterministici CORR e RMSE e degli *score* probabilistici CRPSS e RPSS.**

In Figura2 è mostrata la distribuzione geografica degli *scores* delle previsioni con lead time di 1 mese per le quattro stagioni DJF (Dicembre-Gennaio-Febbraio), MAM (Marzo-Aprile-Maggio), JJA (Giugno-Luglio-Agosto) e SON (Settembre-Ottobre-Novembre).

Nella prima e seconda colonna sono rappresentati gli *scores* deterministici CORR (correlazione) e RMSE (errore quadratico medio) calcolati tra la media dell'insieme delle *hindcasts* di SEAS5 e ERA5. Nella terza e quarta colonna sono rappresentati gli *scores* probabilistici CRPSS e RPSS. Gli *scores* sono calcolati confrontando gli *skill* (rispettivamente CRPS e RPS) di ogni anno delle *hindcast* rispetto all'anno corrispondente di ERA5 e gli *skill* della climatologia di ERA5 (calcolata ogni volta togliendo ogni volta l'anno

preso in considerazione) e ogni anno di ERA5. Il risultato compreso tra -1 e 1, ci indicherà se è più vantaggioso l'uso della climatologia (valori tra -1 e 0) o più vantaggioso l'uso delle forecast (valori tra 0 e 1).

Gli scores sono in accordo nell'individuare come aree geografiche in cui la predicibilità è maggiore, gli oceani tropicali, in particolare il Pacifico centrale e orientale. Si tratta delle regioni più direttamente interessate da teleconnessioni e da ENSO [32,33]. Per le regioni extra-tropicali, gli skill variano a seconda della stagione. Nell'inverno boreale, si evidenzia un incremento della predicibilità nella regione a 60 N tra 60W e 90W in tutti gli scores e valori interessanti in prossimità delle coste britanniche e scandinave sono evidenziati nello score discreto (RPSS), sottolineando la capacità di SEA5 di predire se le onde saranno nella media o al di sopra o al di sotto di essa. In DJF, la predicibilità delle onde e del vento nel nord atlantico è riconducibile in larga parte al North Atlantic Oscillation e in minore misura all' East Atlantic pattern [34, 35]. Alcuni studi [36, 37, 38] hanno mostrato la predicibilità del NAO su scala stagionale. È stato evidenziato che la variabilità del NAO è guidata da molteplici meccanismi che agiscono simultaneamente su diverse scale temporali e che spaziano dall'interazione con gli oceani, il ruolo della stratosfera, la copertura nevosa e il ruolo dell'umidità del suolo [39].

Nella primavera boreale (MAM) c'è una generale riduzione degli skill. Nella stagione JJA si notano nuclei di predicibilità nel Mar dei Caraibi e nel Sud Est asiatico. Nella stagione SON è evidente un nucleo di predicibilità nell'Oceano Indiano, nella regione dei monsoni andando ben oltre l'aspetto climatologico: CRPSS e RPSS positivi evidenziano lo score rispetto alla climatologia.

I valori sono sensibilmente più bassi nel nordest Atlantico, sulla regione europea e l'Asia in accordo con i risultati ottenuti da [40], per 3 diversi sistemi previsionali utilizzando l'altezza di geopotenziale a 500 hPa che influenza notevolmente il campo dei venti superficiali e delle onde.

In Figura 3 e Figura 4 gli stessi skill scores di Figura 1 sono riportati per simulazioni iniziate 2 mesi e tre mesi prima del periodo considerato (per esempio lead 2 previsioni DJF sono inizializzate a ottobre e lead 3 previsioni per DJF sono inizializzate a settembre).

Tutti gli scores diminuiscono all'aumentare del lead time, le zone tropicali sono quelle in cui i valori restano comunque alti, sottolineando la validità delle previsioni stagionali in queste regioni anche per previsioni fatte con molto anticipo.

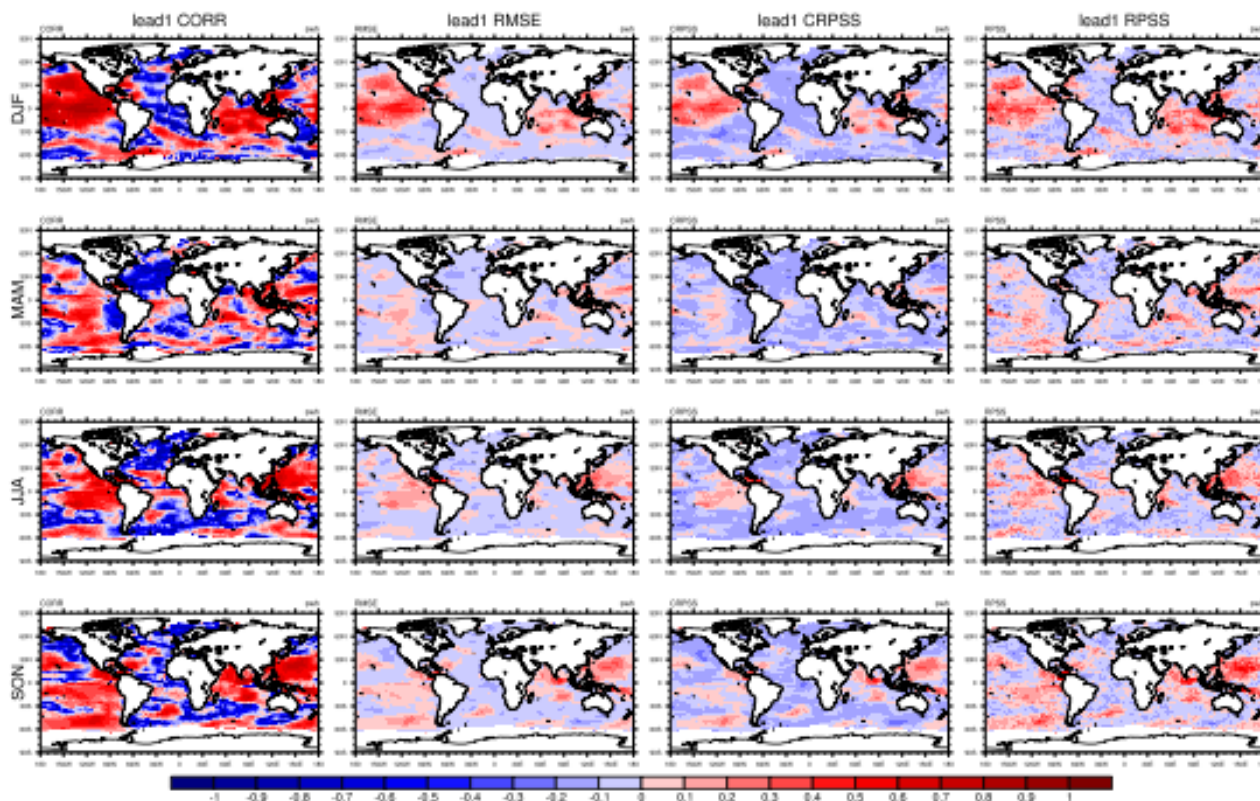


Figura 2. Scores delle previsioni SEAS5 rispetto alla climatologia ERA5 per il periodo 1993-2018. CORR, RMSE, CRPSS e RPSS sono calcolati per l'altezza media delle onde per DJF, MAM, JJA SON. Le previsioni hanno il leadtime uguale a 1 (DJF startdate novembre, MAM startdate febbraio, JJA startdate maggio e SON startdate agosto).

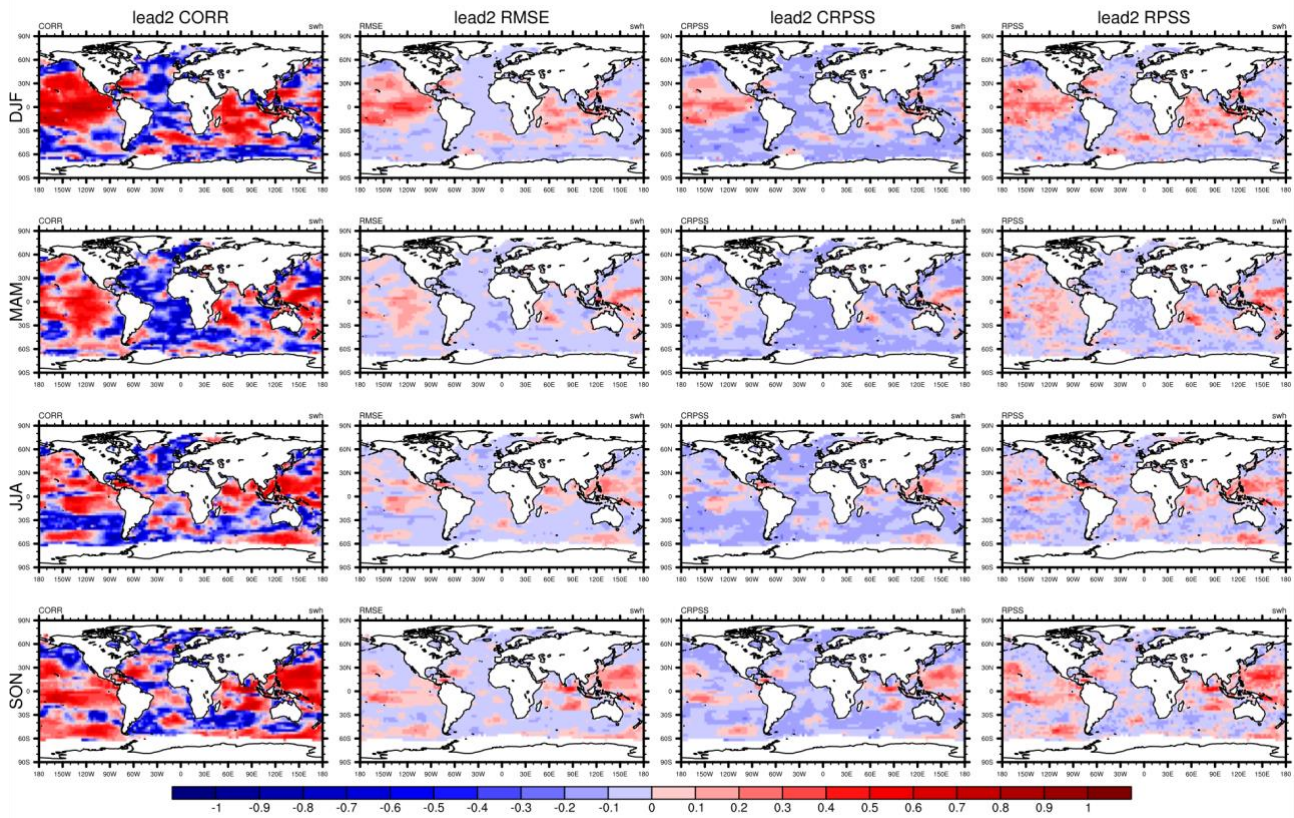


Figura 3. Scores delle previsioni SEA5 rispetto alla climatologia ERA5 per il periodo 1993-2018. CORR, RMSE, CRPSS e RPSS sono calcolati per l'altezza media delle onde per DJF, MAM, JJA SON. Le previsioni hanno il *leadtime* uguale a 2 (DJF *startdate* ottobre, MAM *startdate* gennaio, JJA *startdate* aprile e SON *startdate* luglio).

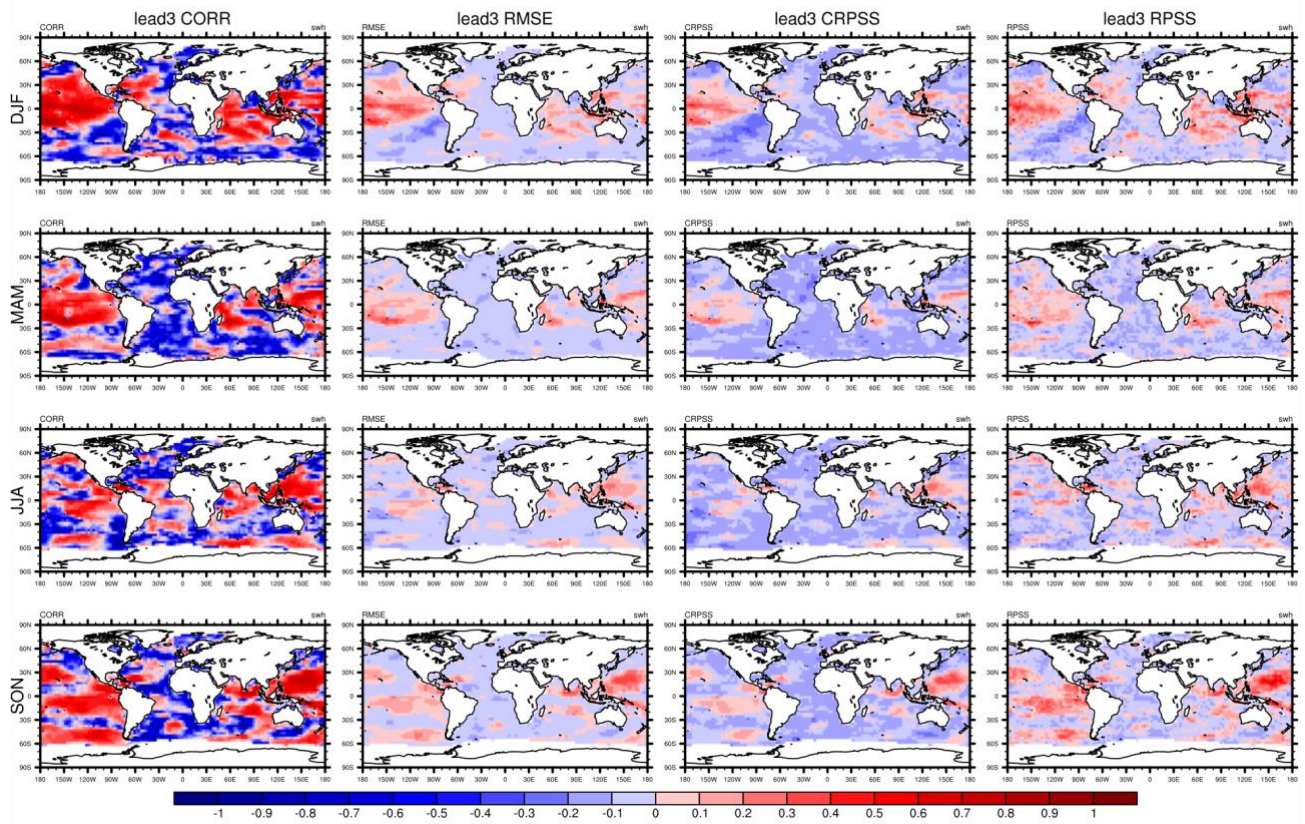


Figura 4. Scores delle previsioni SEA5 rispetto alla climatologia ERA5 per il periodo 1993-2018. CORR, RMSE, CRPSS e RPSS sono calcolati per la radiazione solare superficiale per DJF, MAM, JJA SON. Le previsioni hanno il leadtime uguale a 3 (DJF startdate settembre, MAM startdate dicembre, JJA startdate marzo e SON startdate giugno).

- **Analisi sul Mediterraneo della variabile altezza media delle onde: calcolo degli scores deterministici CORR e RMSE e degli score probabilistici CRPSS e RPSS.**

L'analisi degli skills sul Mediterraneo per le quattro stagioni DJF MAM JJA e SON a lead time 1 (Figura 5) conferma per l'altezza media delle onde la limitata capacità predittiva generalmente evidenziata in questa regione [41,42]). Questo fatto è particolarmente evidente in inverno dove sia gli scores probabilistici che quelli deterministici sono negativi. In primavera, tutti gli scores sono positivi nel bacino est del mediterraneo. Per gli *scores* probabilistici questo è particolarmente vero per lo score discreto RPSS. Questo significa che per alcune aree si è in grado di stabilire con una certa affidabilità se l'altezza delle onde sarà sopra sotto o nella media. In estate, la predicibilità ha scores positivi in prossimità delle coste libiche. Durante la stagione autunnale sia gli scores probabilistici che quelli deterministici sono positivi sul mar Ionio questo è particolarmente interessante perché si tratta della stagione e della zona geografica in cui si sviluppano eventi estremi noti come Medicans [43, 44]. Poter prevedere tali eventi rivestirebbe un traguardo importante per la pianificazione delle operazioni di O&M. A tal scopo abbiamo analizzato la probabilità di eventi estremi attraverso la visualizzazione dell'indice Brier Skill Score per eventi al di sotto del 10th e per eventi al di sopra del 90th (Figura 6). La colonna a sinistra mostra gli skills per eventi in cui il mare è particolarmente tranquillo (BSS low), la colonna a destra mostra gli skill predettivi per eventi in cui le onde sono particolarmente alte (BSS high). C'è una particolare capacità di prevedere eventi BSS low in tutto il bacino del mediterraneo nella stagione MAM. Gli eventi BSS high sono invece prevedibili in inverno (DJF) nel mediterraneo occidentale, in primavera (MAM) nella regione che parte dall'Egeo e arriva fino alle coste dell'Egitto. Infine, in autunno (SON) c'è una evidente capacità predittiva degli eventi estremi, BSS high, nella regione dove si sviluppano i Medicans che va dalla costa occidentale libica fino al mare Ionio.

Tutti gli scores diminuiscono sensibilmente per lead time superiori, come mostrato per lead time uguale a 2 (Figura 7 e Figura 8) e per lead time uguale a 3 (Figura 9 e Figura 10).

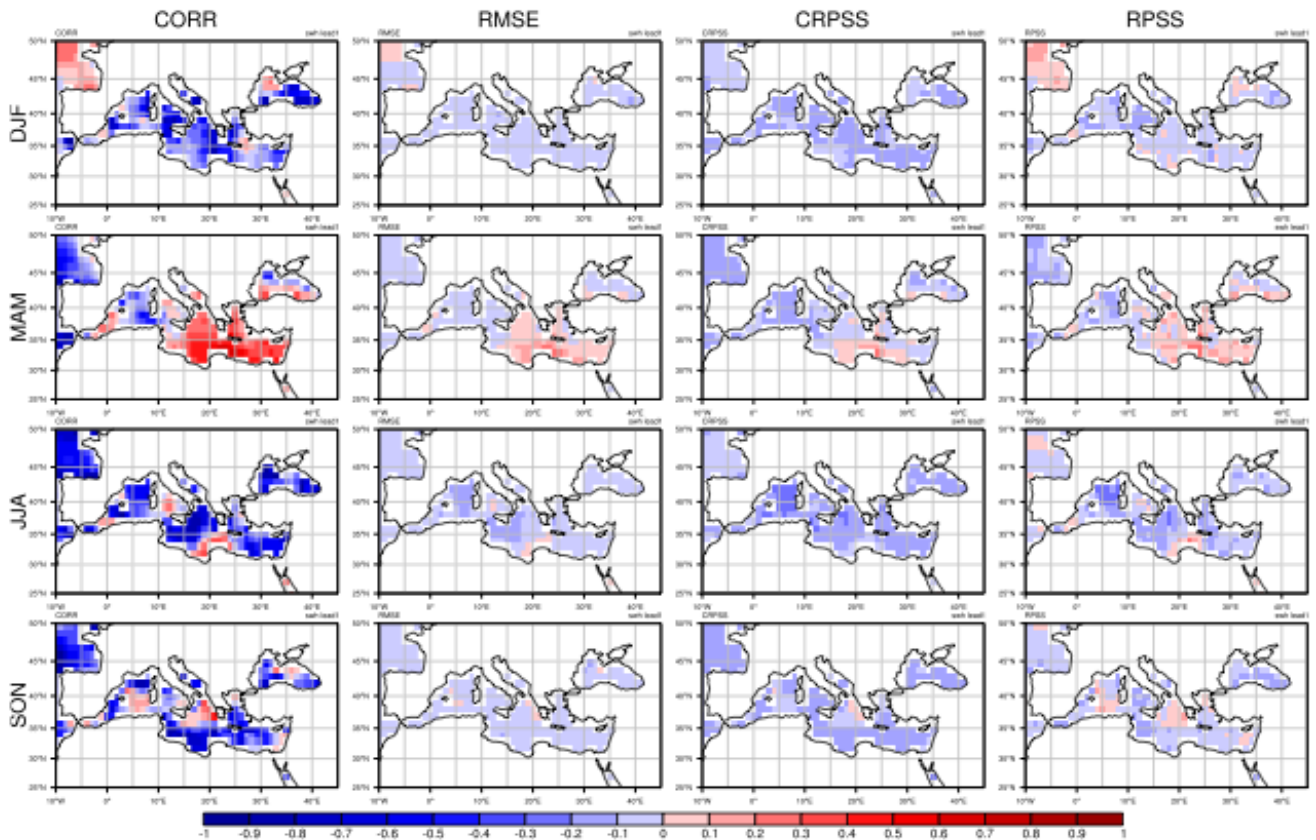


Figura 5. Scores delle previsioni SEA5 rispetto alla climatologia ERA5 per il periodo 1993-2018 nel bacino del mediterraneo. CORR, RMSE, CRPSS e RPSS sono calcolati per l'altezza media delle onde per DJF, MAM, JJA SON. Le previsioni hanno il *leadtime* uguale a 1 (DJF *startdate* novembre, MAM *startdate* febbraio, JJA *startdate* maggio e SON *startdate* agosto).

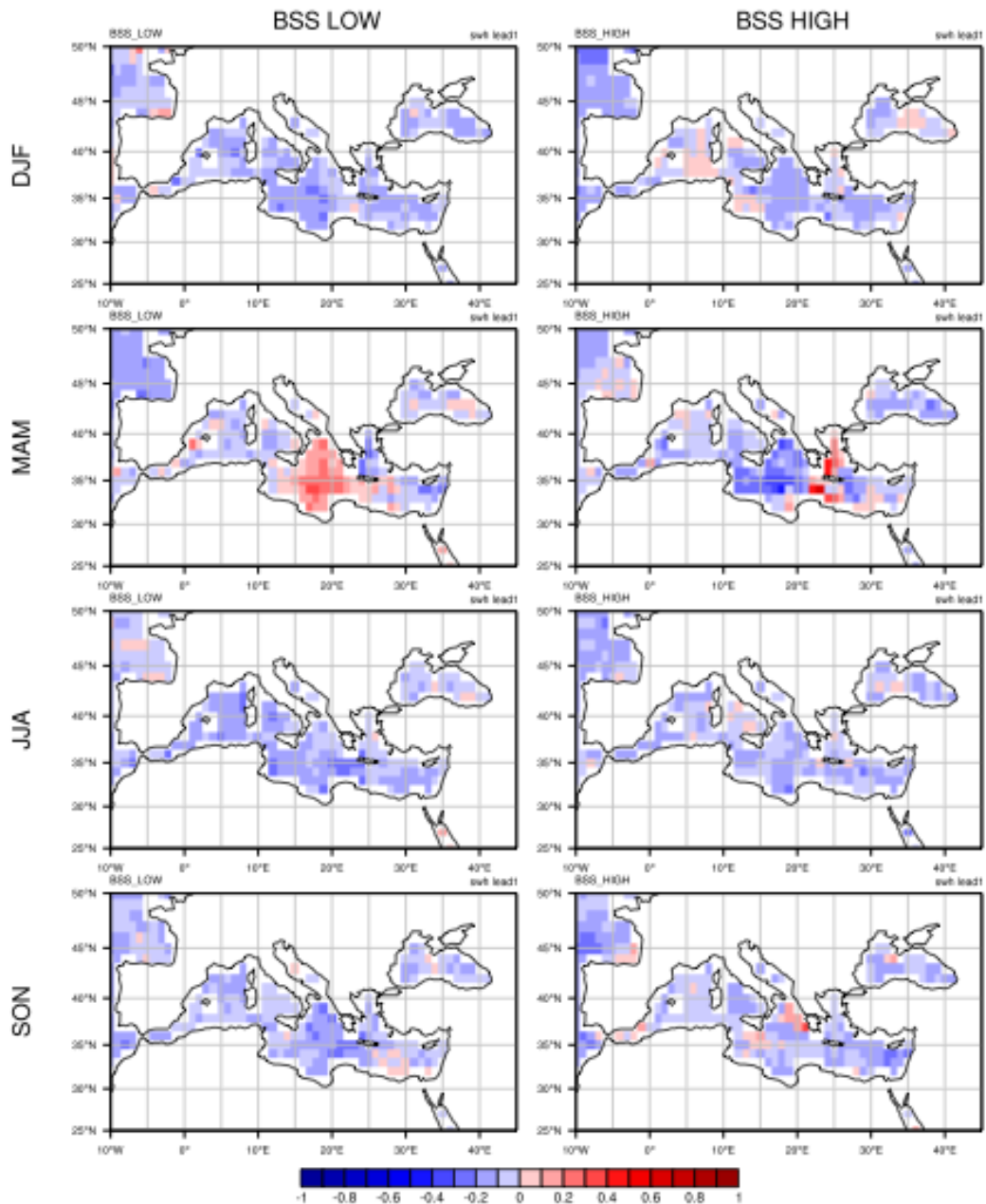


Figura6.Scores delle previsioni SEA5 rispetto alla climatologia ERA5 per il periodo 1993-2018 nel bacino del mediterraneo. BSS_HIGH (90th) e BSS_LOW(10th) sono calcolati per l'altezza media delle onde per DJF, MAM, JJA SON. Le previsioni hanno il *leadtime* uguale a 1 (DJF *startdate* novembre, MAM *startdate* febbraio, JJA *startdate* maggio e SON *startdate* agosto).

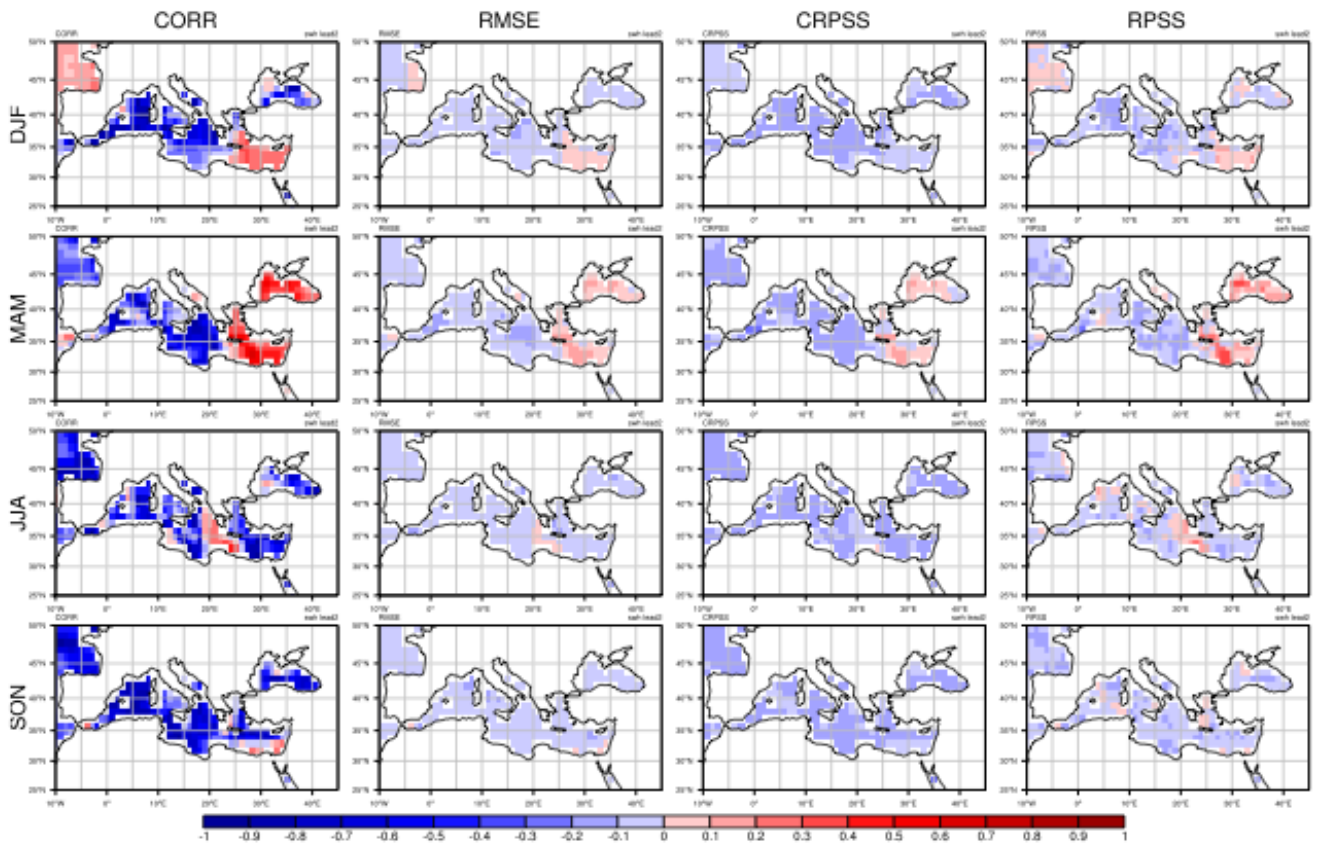


Figura 7. Scores delle previsioni SEA5 rispetto alla climatologia ERA5 per il periodo 1993-2018 nel bacino del mediterraneo. CORR, RMSE, CRPSS e RPSS sono calcolati per l'altezza media delle onde per DJF, MAM, JJA SON. Le previsioni hanno il *leadtime* uguale a 2 (DJF *startdate* ottobre, MAM *startdate* gennaio, JJA *startdate* aprile e SON *startdate* luglio).

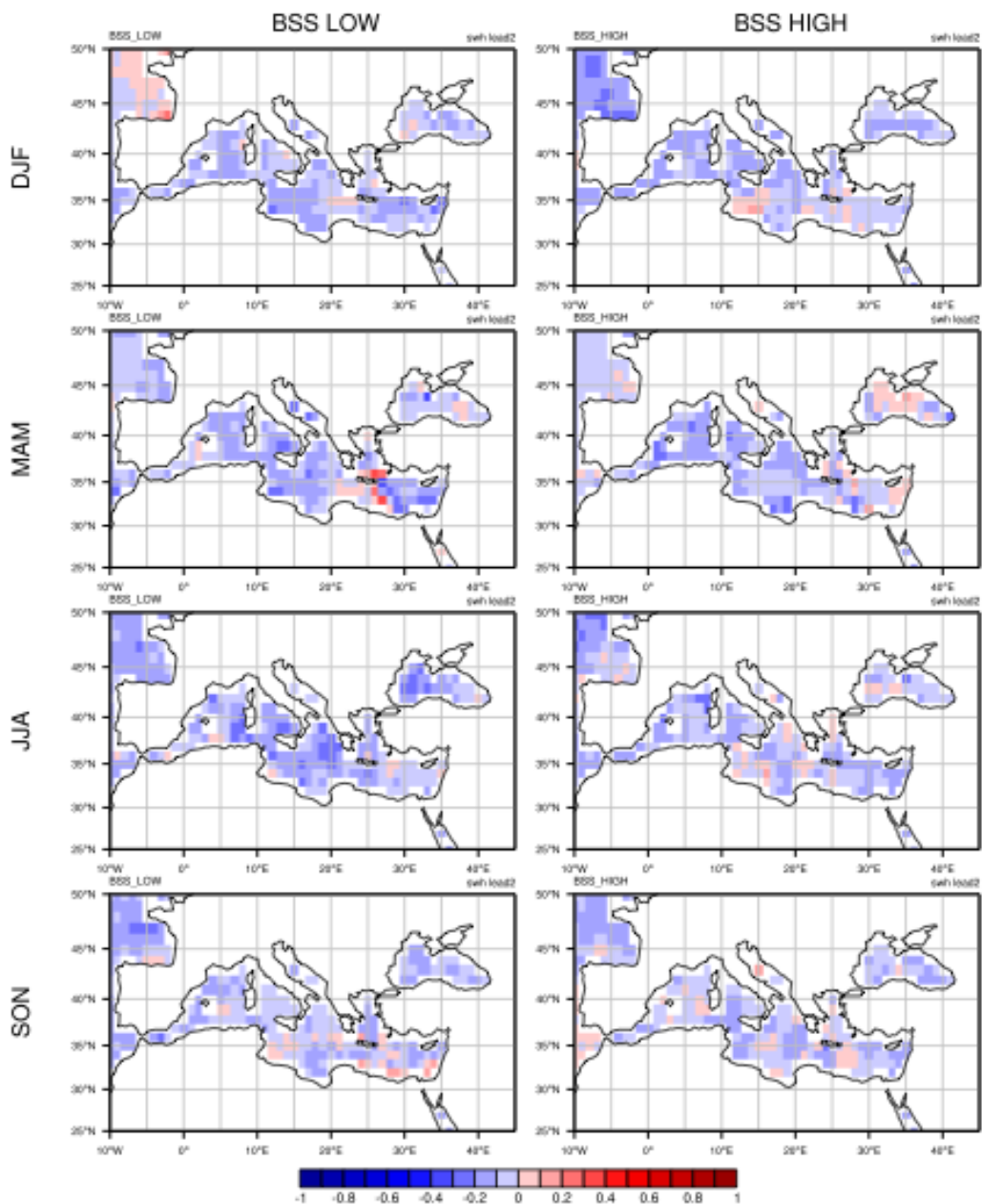


Figura8.Scores delle previsioni SEA5 rispetto alla climatologia ERA5 per il periodo 1993-2018 nel bacino del mediterraneo. BSS_HIGH (90th) e BSS_LOW(10th) sono calcolati per l'altezza media delle onde per DJF, MAM, JJA SON. Le previsioni hanno il *leadtime* uguale a 2 (DJF *startdate* ottobre, MAM *startdate* gennaio, JJA *startdate* aprile e SON *startdate* luglio).

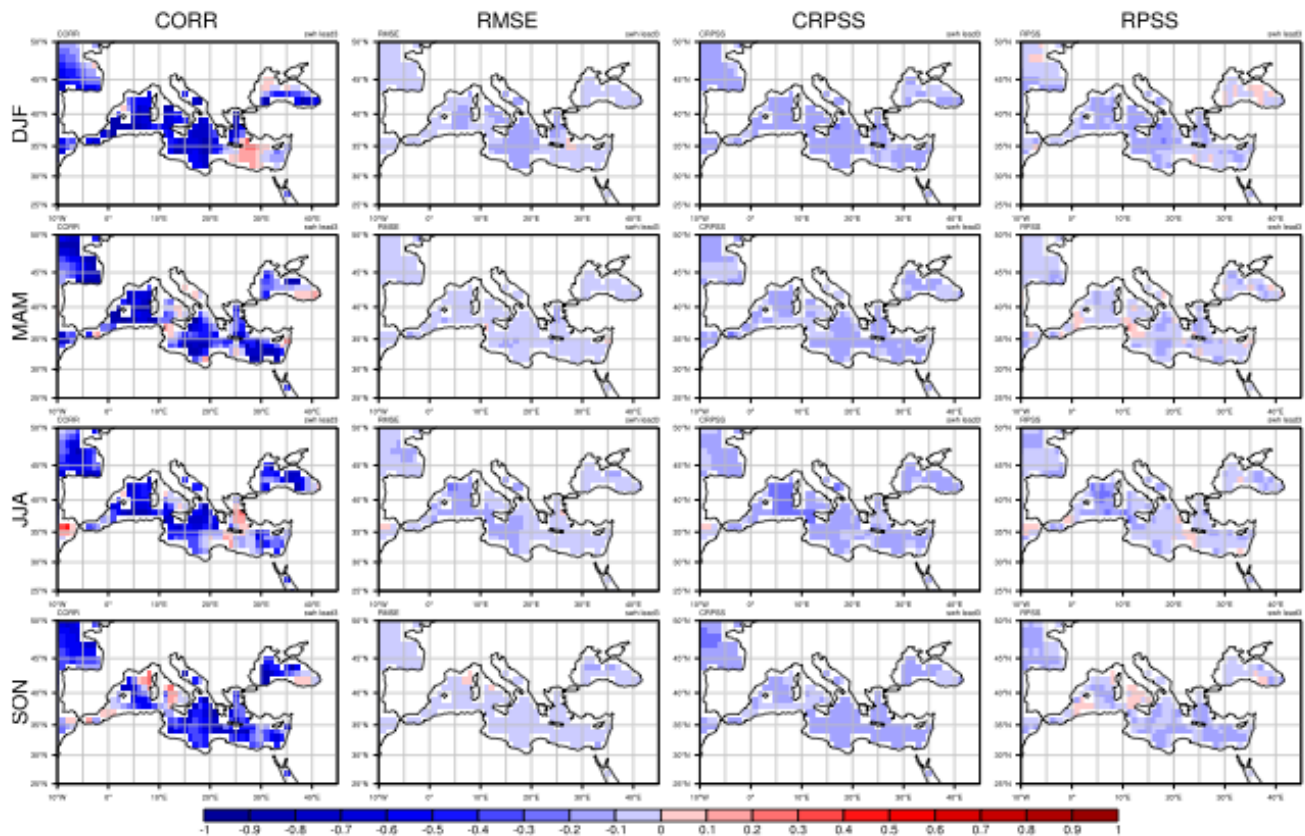


Figura 9. Scores delle previsioni SEA5 rispetto alla climatologia ERA5 per il periodo 1993-2018 nel bacino del mediterraneo. CORR, RMSE, CRPSS e RPSS sono calcolati per l'altezza media delle onde per DJF, MAM, JJA SON. Le previsioni hanno il leadtime uguale a 3 (DJF startdate settembre, MAM startdate dicembre, JJA startdate marzo e SON startdate giugno).

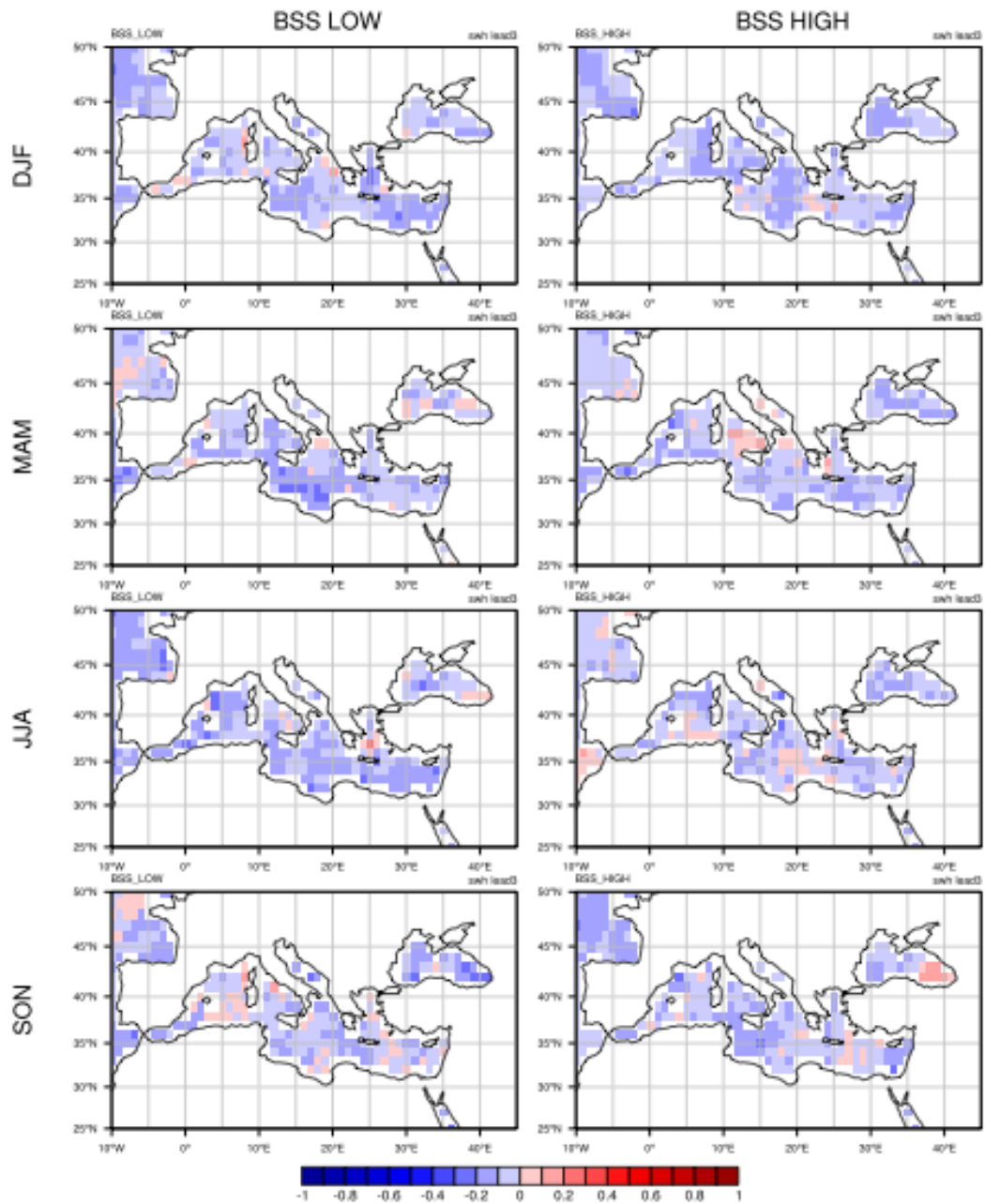


Figura10. Scores delle previsioni SEA5 rispetto alla climatologia ERA5 per il periodo 1993-2018 nel bacino del mediterraneo. BSS_HIGH (90th) e BSS_LOW(10th) sono calcolati per l'altezza media delle onde per DJF, MAM, JJA SON. Le previsioni hanno il leadtime uguale a 3 (DJF startdate settembre, MAM startdate dicembre, JJA startdate marzo e SON startdate giugno).

2) Indicatori Energetici.

- **I 6 Capacity Factors eolici (CF1-CF6) globali e con focus sul Mediterraneo corrispondenti alle 6 turbine descritte in Tabella 1: calcolo degli scores deterministici CORR e RMSE e gli score probabilistici CRPSS e RPSS.**

Le previsioni stagionali possono migliorare le informazioni a disposizione dei produttori di energia eolica e dei gestori della rete. La natura intermittente del vento rende difficile gestire il bilanciamento tra domanda e produzione [45], e quindi l'uso delle previsioni su scale temporali diverse da quelle abitualmente utilizzate (le previsioni meteo) può aiutare a impedire black out. Le attività finanziarie e la vendita di energia possono trarre vantaggio dalle previsioni stagionali conoscendo in anticipo i possibili cambiamenti dei mercati. I processi decisionali legati alle operazioni di mantenimento degli impianti eolici possono essere ottimizzati, per esempio pianificando le operazioni di mantenimento nei periodi in cui la produzione è inferiore alla media. Gli operatori della griglia elettrica possono utilizzare le previsioni stagionali per stimare la possibile produzione degli impianti da inserire come input ai loro modelli di bilanciamento [46, 47]. Nonostante i vantaggi del possibile utilizzo delle previsioni stagionali e nonostante i progressi compiuti negli ultimissimi anni, ci sono dei problemi da affrontare. Per promuovere la diffusione delle previsioni stagionali bisogna adattare l'informazione alle potenziali applicazioni e alle necessità dell'utente. E' per questo che dopo aver analizzato nel L3.1 la velocità del vento come variabile essenziale, esaminiamo qui le previsioni stagionali di una variabile di settore, il *Capacity Factor* (CF) eolico. Questa variabile contiene in sé la possibilità di calcolare, conosciute le dimensioni dell'impianto, la produzione dello stesso e tiene conto delle caratteristiche delle turbine che abbiamo deciso di analizzare. Le figure da Figura 11 a Figura 15 presentano gli indicatori deterministici e probabilistici per i CF relativi alle turbine descritte in Tavola 1.

Il confronto tra la distribuzione degli *scores* per gli indicatori CF e la velocità del vento mostrata nel documento MISE-PAR LA13 Figure 2, è molto simile.

Valutando la distribuzione geografica, notiamo come i valori degli *skills* siano sensibilmente inferiori nel nord-est Atlantico, sulla regione europea e l'Asia in accordo con i risultati ottenuti da [40] per SEAS5 e altri 3 sistemi previsionali utilizzando l'altezza di geopotenziale a 500 hPa che influenza notevolmente il campo dei venti superficiali.

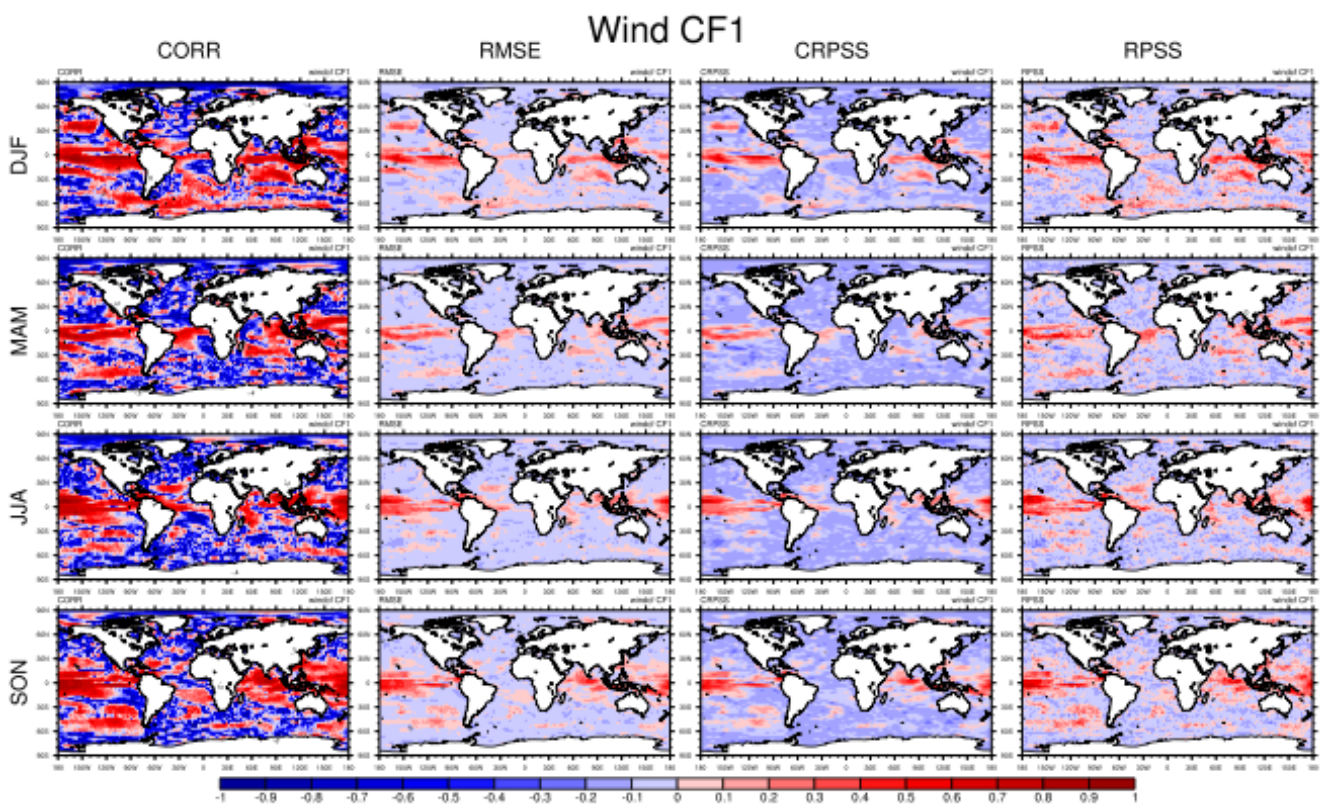


Figura 11. Scores delle previsioni SEAS5 rispetto alla climatologia ERA5 per il periodo 1993-2018. CORR, RMSE, CRPSS e RPSS sono calcolati per il Capacity factor (CF1) del wind per per DJF, MAM, JJA SON. Le previsioni hanno il leadtime uguale a 1 (DJF startdate novembre, MAM startdate febbraio, JJA startdate maggio e SON startdate agosto).

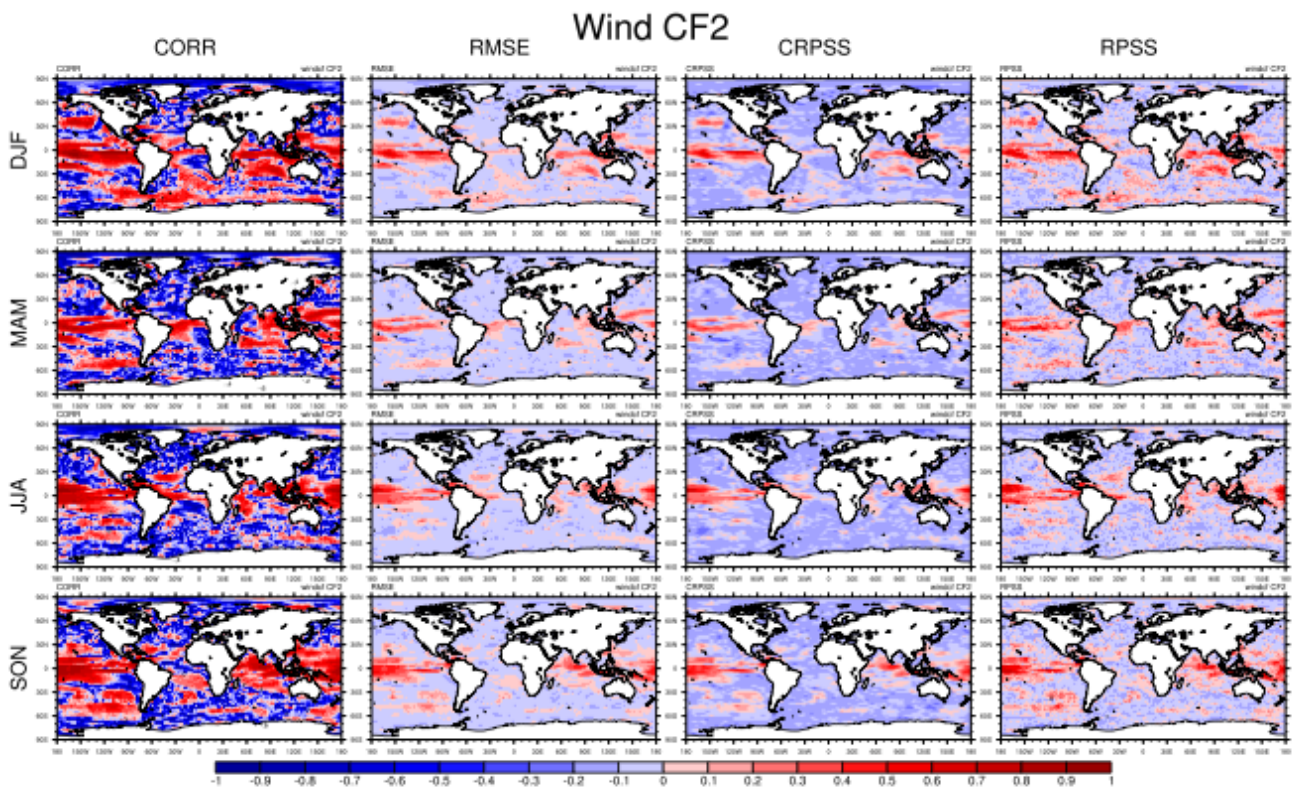


Figura 11. Scores delle previsioni SEAS5 rispetto alla climatologia ERA5 per il periodo 1993-2018 nel bacino del Mediterraneo. CORR, RMSE, CRPSS e RPSS sono calcolati per il Capacity factor (CF2) del wind per per DJF, MAM, JJA SON. Le previsioni hanno il leadtime uguale a 1 (DJF startdate novembre, MAM startdate febbraio, JJA startdate maggio e SON startdate agosto).

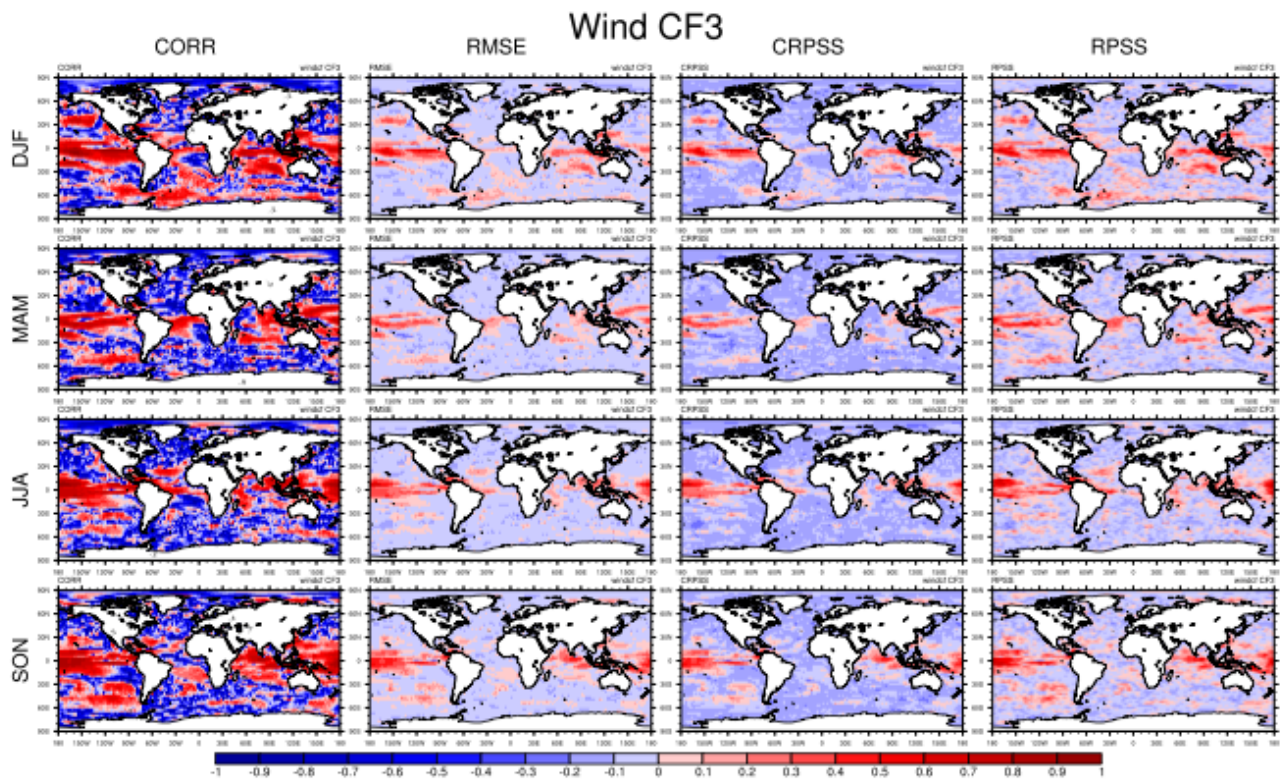


Figura 12. Scores delle previsioni SEAS5 rispetto alla climatologia ERA5 per il periodo 1993-2018 nel bacino del Mediterraneo. CORR, RMSE, CRPSS e RPSS sono calcolati per il Capacity factor (CF3) del wind per per DJF, MAM, JJA SON. Le previsioni hanno il leadtime uguale a 1 (DJF startdate novembre, MAM startdate febbraio, JJA startdate maggio e SON startdate agosto).

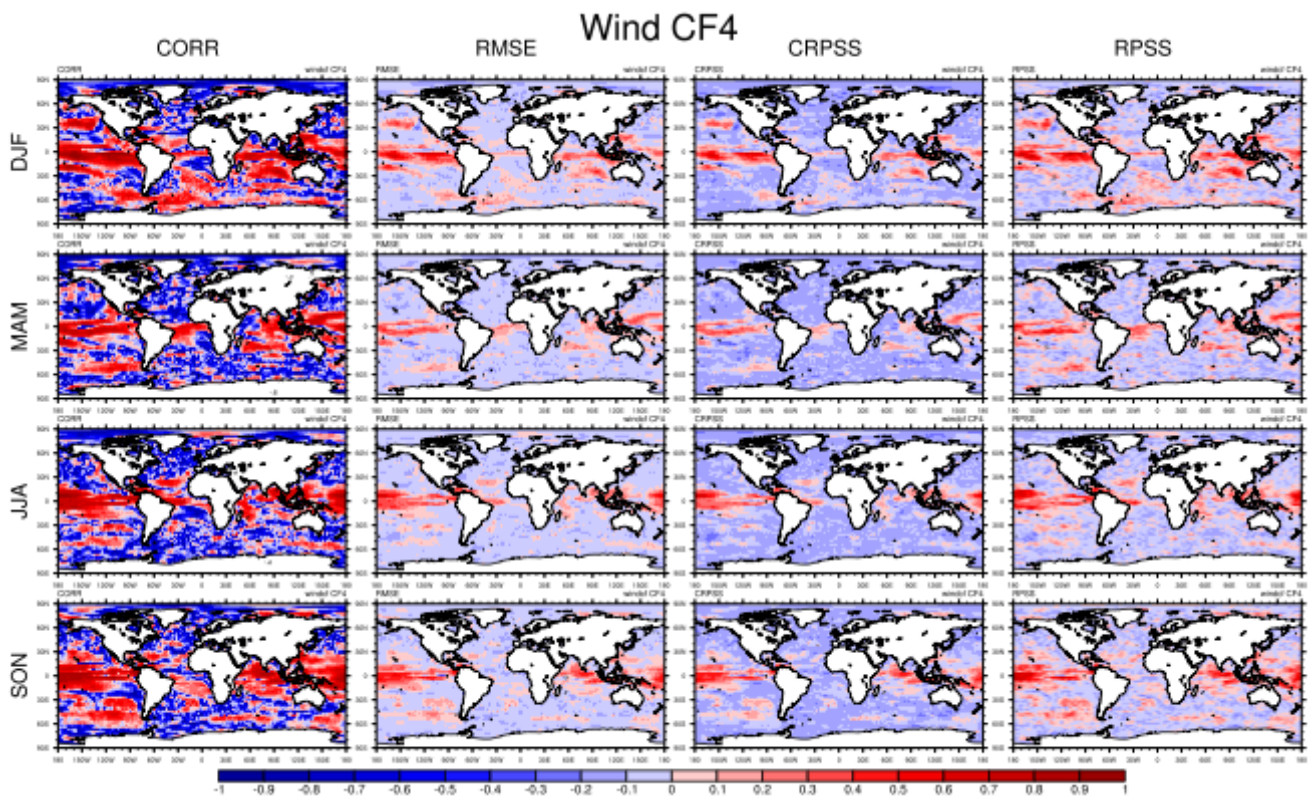


Figura 13. Scores delle previsioni SEAS5 rispetto alla climatologia ERA5 per il periodo 1993-2018 nel bacino del Mediterraneo. CORR, RMSE, CRPSS e RPSS sono calcolati per il Capacity factor (CF4) del wind per per DJF, MAM, JJA SON. Le previsioni hanno il leadtime uguale a 1 (DJF startdate novembre, MAM startdate febbraio, JJA startdate maggio e SON startdate agosto).

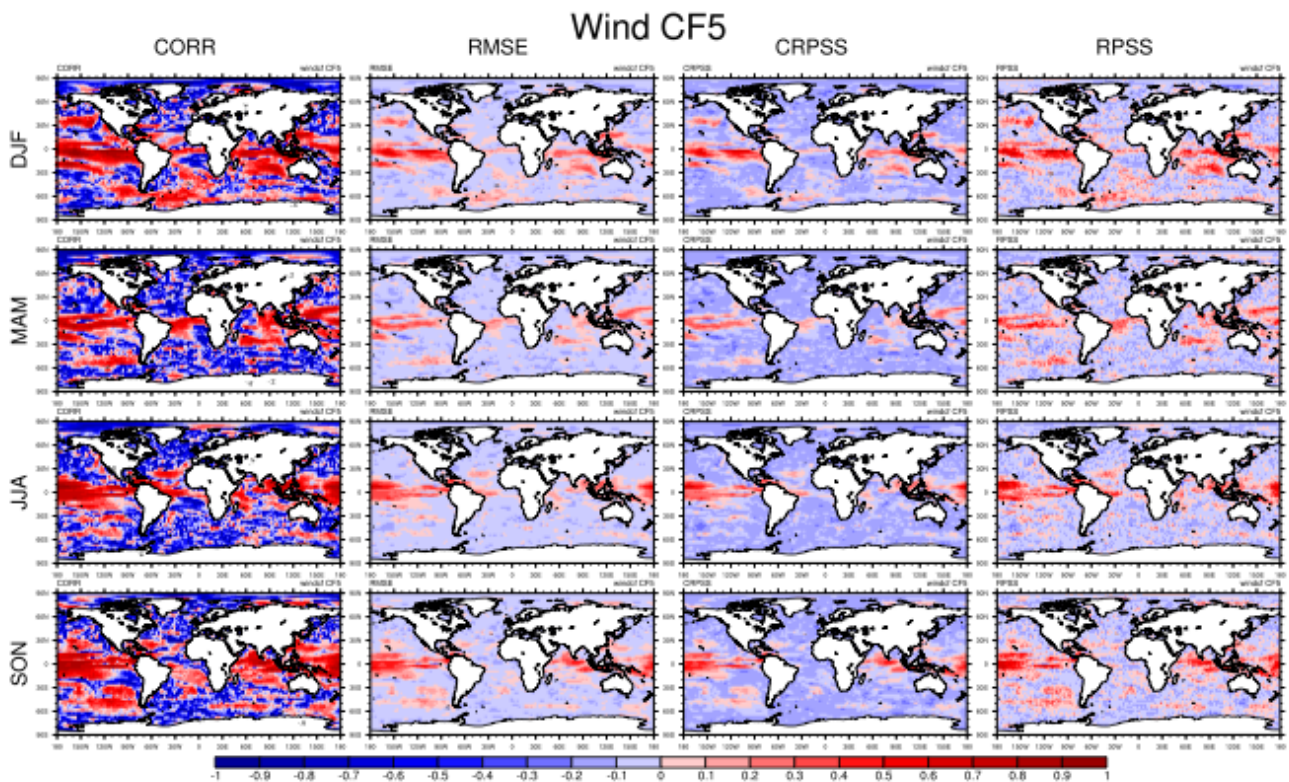


Figura 14. Scores delle previsioni SEAS5 rispetto alla climatologia ERA5 per il periodo 1993-2018 nel bacino del Mediterraneo. CORR, RMSE, CRPSS e RPSS sono calcolati per il Capacity factor (CF5) del wind per per DJF, MAM, JJA SON. Le previsioni hanno il leadtime uguale a 1 (DJF startdate novembre, MAM startdate febbraio, JJA startdate maggio e SON startdate agosto).

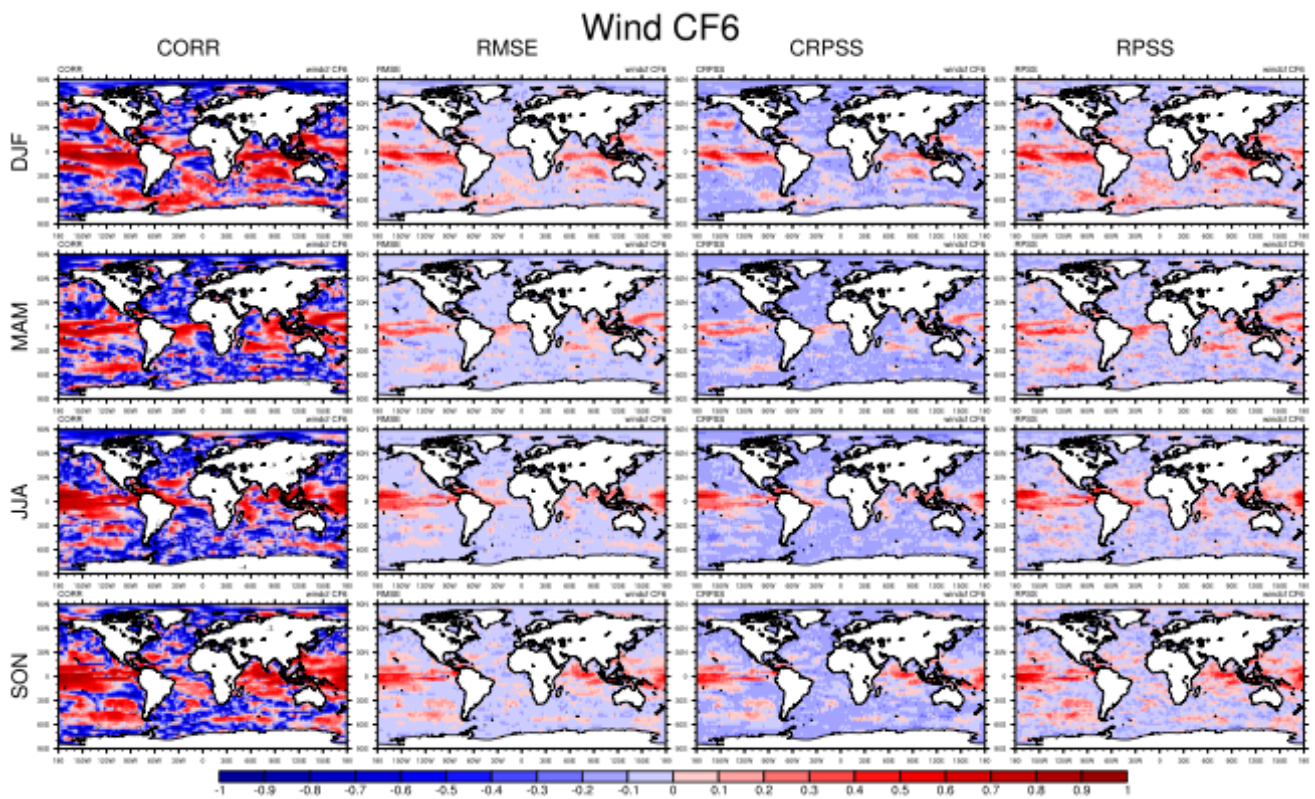


Figura 15. Scores delle previsioni SEAS5 rispetto alla climatologia ERA5 per il periodo 1993-2018 nel bacino del Mediterraneo. CORR, RMSE, CRPSS e RPSS sono calcolati per il Capacity factor (CF6) del wind per per DJF, MAM, JJA SON. Le previsioni hanno il leadtime uguale a 1 (DJF startdate novembre, MAM startdate febbraio, JJA startdate maggio e SON startdate agosto).

Analisi sul Mediterraneo degli indicatori energetici

L'analisi degli scores nel bacino del Mediterraneo evidenzia alcune piccole differenze nella distribuzione degli scores tra i diversi indicatori energetici (CF1-CF6) nelle Figure 16- Figure 21 riscontrabili anche analizzando la distribuzione degli scores per la variabile essenziale velocità del vento (Delivarabile 3.1 , Figura 5). Lo score RPSS in DJF presenta nuclei di variabilità in prossimità dell'isola di Cipro per tutti i CF, mentre nel Mar di Alboran CF5 mostra in assoluto i valori maggiori e CF1 i minori. Un aspetto interessante per il CF5 è la predicibilità riscontrabile nel RPSS a sud della Sardegna nota per essere una zona con alto potenziale eolico (vedi atlante RSE <https://atlanteolico.rse-web.it>).

La stagione primaverile (MAM) è quella in cui le previsioni stagionali sono più efficaci su tutto il bacino del Mediterraneo. Il CF4 è quello in cui tale predicibilità sembra essere inferiore, mentre per il CF5 ci sono patterns di predicibilità sul Mar Ionio e per CF5 e CF2 e CF3 anche sull'Adriatico meridionale.

Durante la stagione estiva (JJA) la predicibilità declina su quasi tutto il Mediterraneo con l'eccezione delle coste libiche orientali.

Per la stagione autunnale (SON) rileviamo piccoli spot di predicibilità sul Mar Ionio per CF4 e CF2.

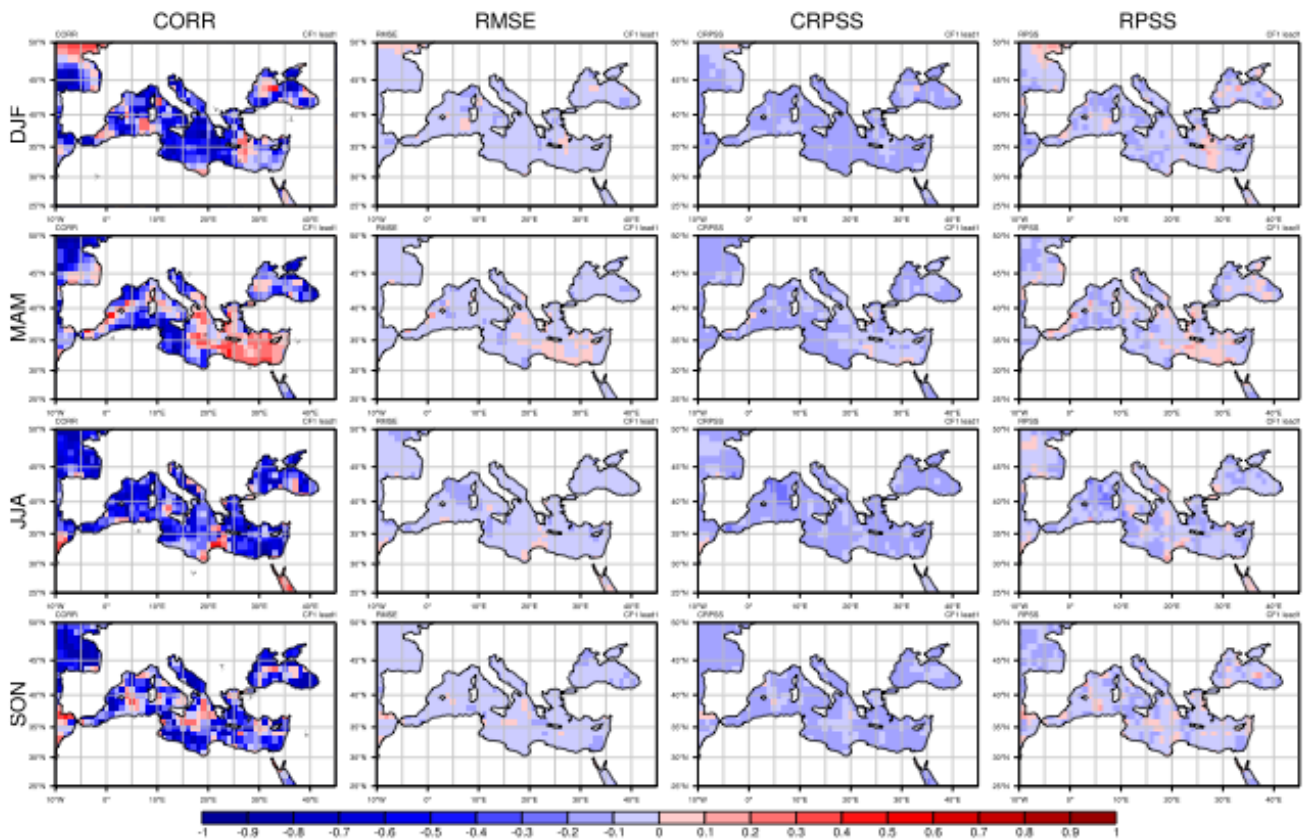


Figura 16. Scores delle previsioni SEAS5 rispetto alla climatologia ERA5 per il periodo 1993-2018. CORR, RMSE, CRPSS e RPSS sono calcolati per il Capacity factor (CF1) del wind per per DJF, MAM, JJA SON. Le previsioni hanno il leadtime uguale a 1 (DJF startdate novembre, MAM startdate febbraio, JJA startdate maggio e SON startdate agosto).

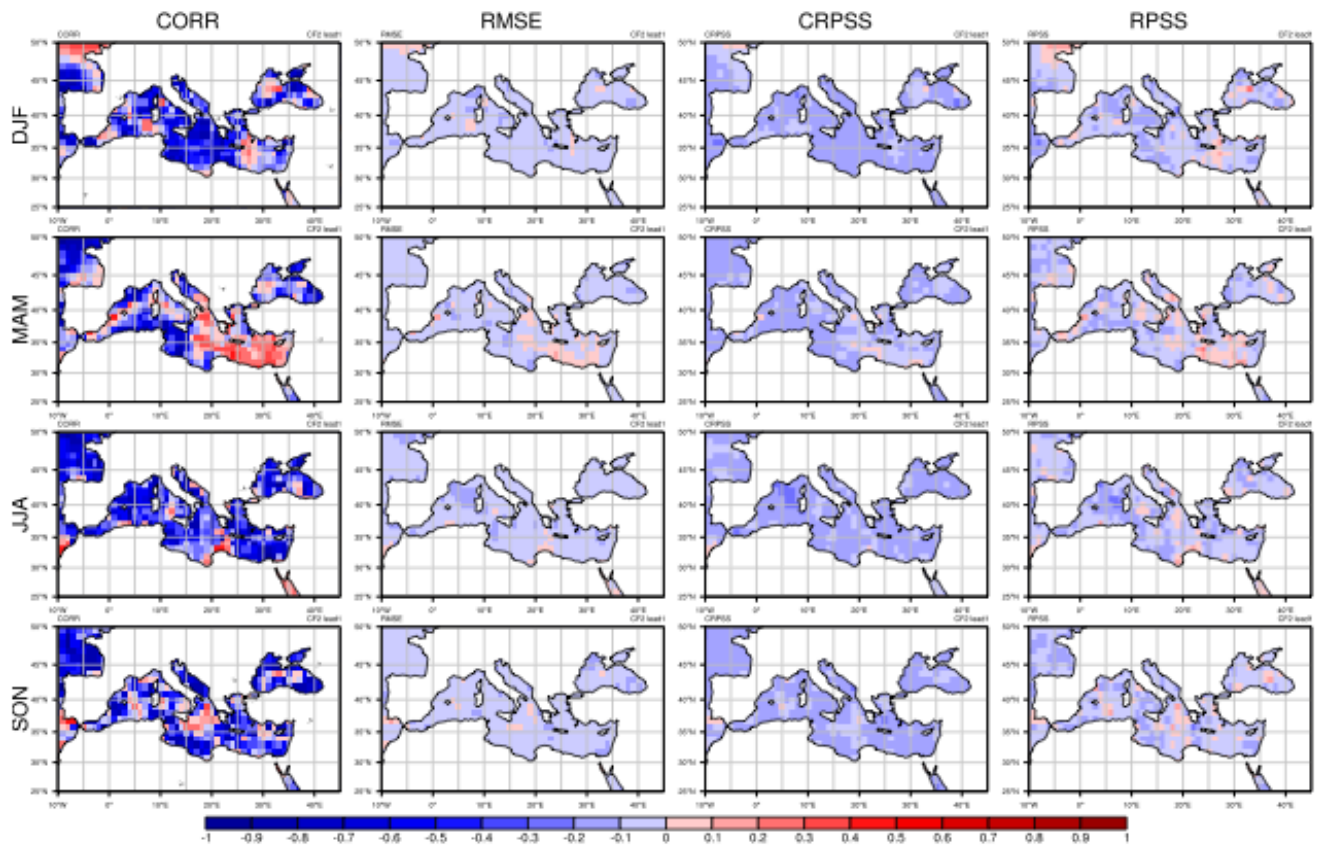


Figura 17. Scores delle previsioni SEAS5 rispetto alla climatologia ERA5 per il periodo 1993-2018. CORR, RMSE, CRPSS e RPSS sono calcolati per il Capacity factor (CF2) del wind per per DJF, MAM, JJA SON. Le previsioni hanno il leadtime uguale a 1 (DJF startdate novembre, MAM startdate febbraio, JJA startdate maggio e SON startdate agosto).

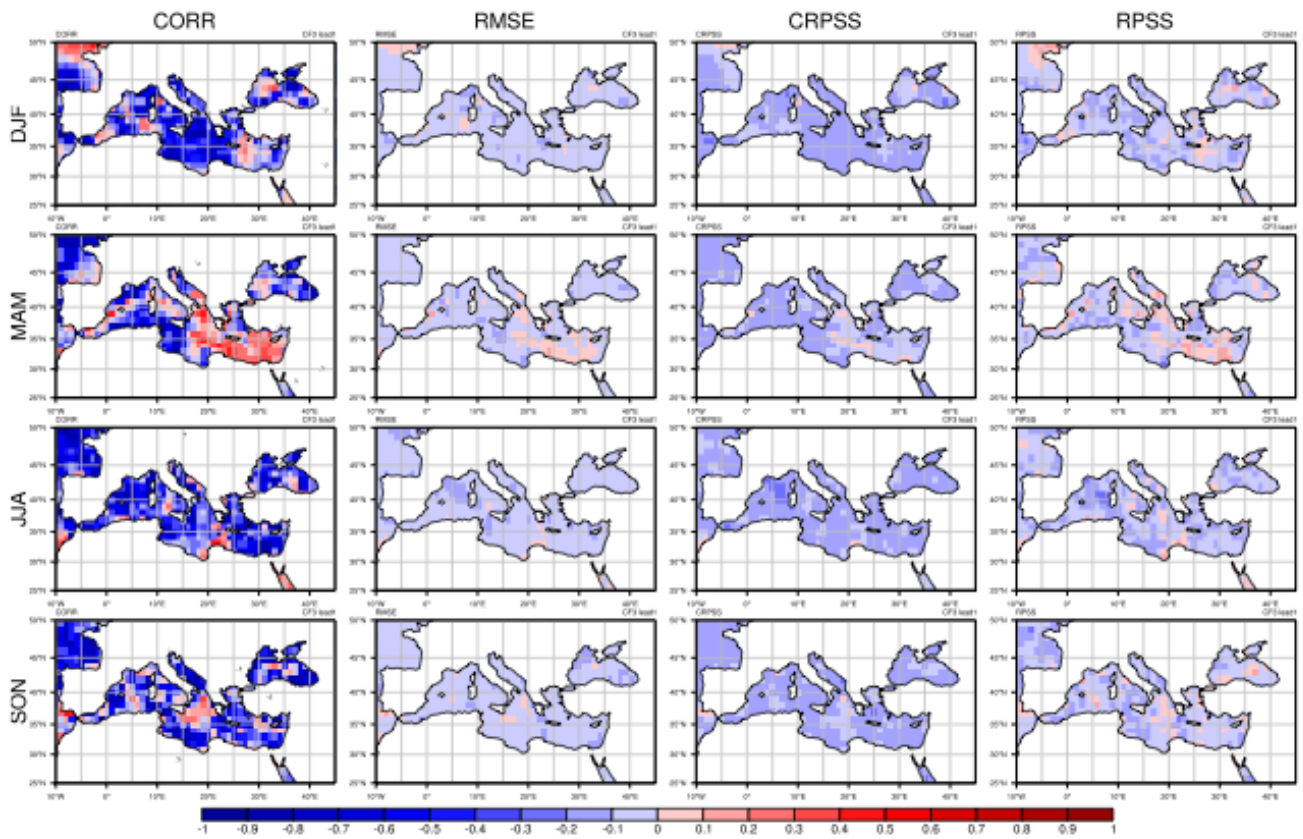


Figura 18. Scores delle previsioni SEAS5 rispetto alla climatologia ERA5 per il periodo 1993-2018. CORR, RMSE, CRPSS e RPSS sono calcolati per il Capacity factor (CF3) del wind per per DJF, MAM, JJA SON. Le previsioni hanno il leadtime uguale a 1 (DJF startdate novembre, MAM startdate febbraio, JJA startdate maggio e SON startdate agosto).

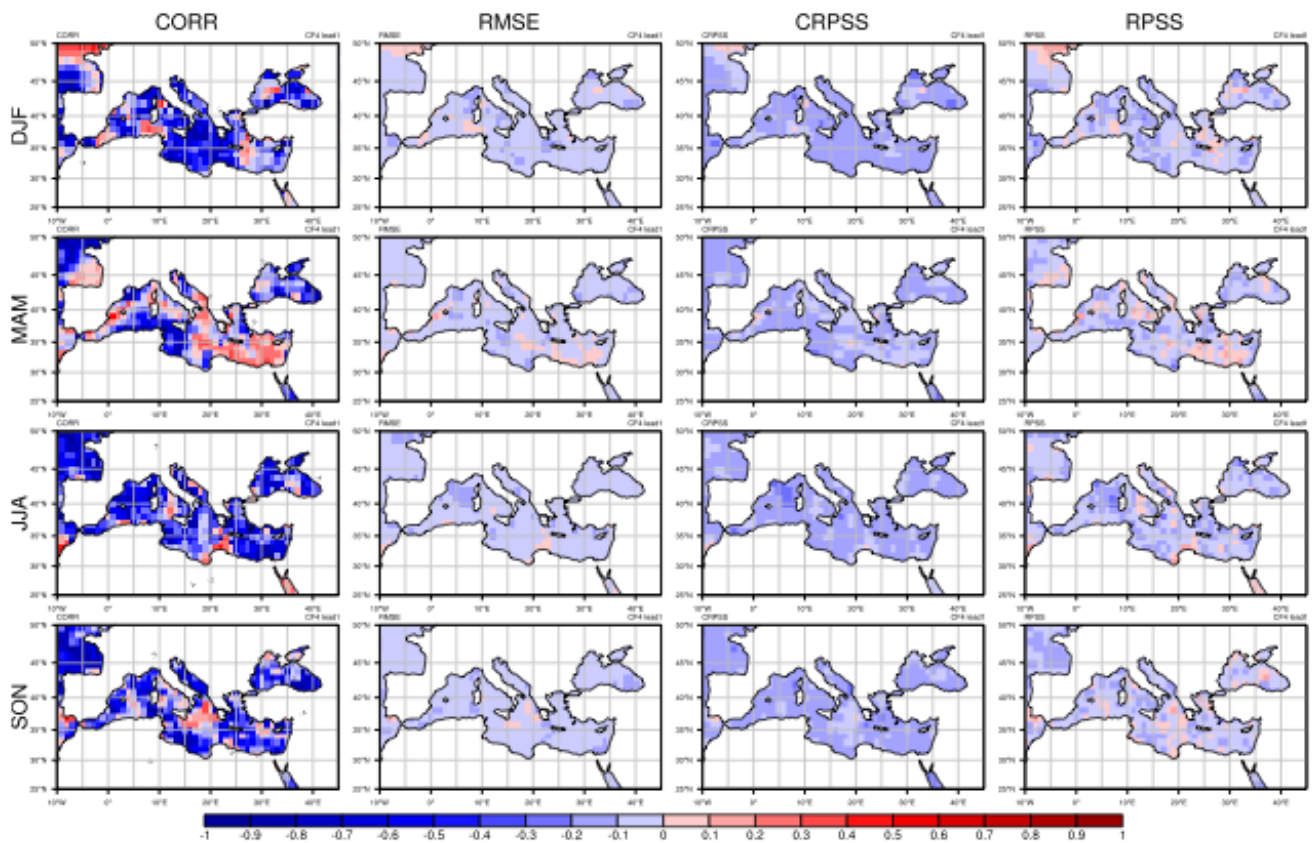


Figura 19. Scores delle previsioni SEAS5 rispetto alla climatologia ERA5 per il periodo 1993-2018. CORR, RMSE, CRPSS e RPSS sono calcolati per il Capacity factor (CF4) del wind per per DJF, MAM, JJA SON. Le previsioni hanno il leadtime uguale a 1 (DJF startdate novembre, MAM startdate febbraio, JJA startdate maggio e SON startdate agosto).

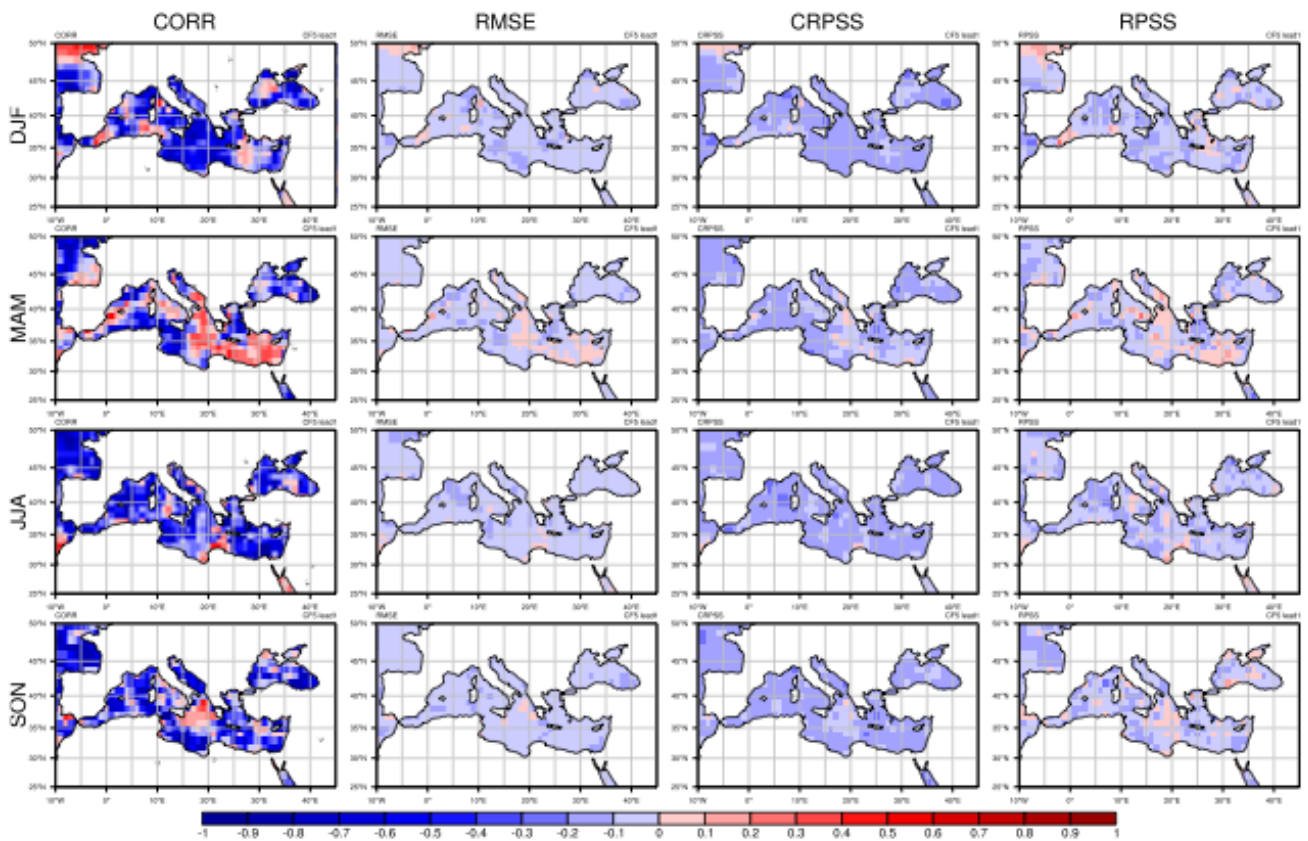


Figura 20. Scores delle previsioni SEAS5 rispetto alla climatologia ERA5 per il periodo 1993-2018. CORR, RMSE, CRPSS e RPSS sono calcolati per il Capacity factor (CF5) del wind per per DJF, MAM, JJA SON. Le previsioni hanno il leadtime uguale a 1 (DJF startdate novembre, MAM startdate febbraio, JJA startdate maggio e SON startdate agosto).

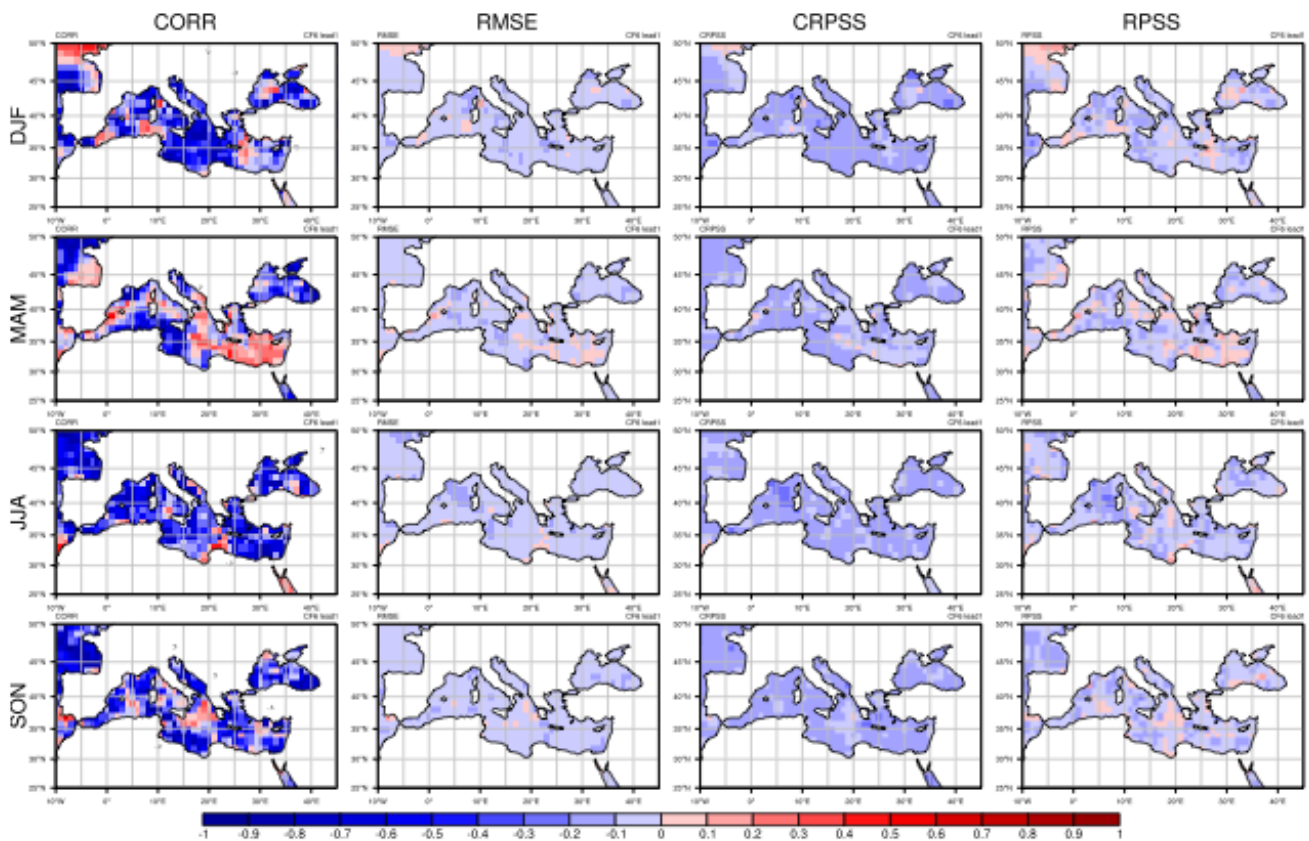


Figura 21. Scores delle previsioni SEAS5 rispetto alla climatologia ERA5 per il periodo 1993-2018. CORR, RMSE, CRPSS e RPSS sono calcolati per il Capacity factor (CF6) del wind per per DJF, MAM, JJA SON. Le previsioni hanno il *leadtime* uguale a 1 (DJF *startdate* novembre, MAM *startdate* febbraio, JJA *startdate* maggio e SON *startdate* agosto).

- **Capacity Factor Fotovoltaico (PVCF) sul Mediterraneo. Calcolo degli scores deterministici CORR e RMSE, degli score probabilistici CRPSS e RPSS e degli scores BSS per eventi estremi al di sotto del 10th percentile e al di sopra del 90th percentile.**

Alcuni studi [48,3] hanno evidenziato il valore aggiunto di combinare più tipi di energia rinnovabili su comuni piattaforme (Offshore Multi-Use Platform), sottolineando come condividere la struttura possa ridurre i costi di costruzione e mantenimento [5,3]. Queste piattaforme sono pensate per integrare diverse forme di rinnovabili [49, 5]: energia eolica, energia dalle onde, energia solare ed energia termica dall'oceano e in alcuni casi combinarle con acquacoltura e allevamento ittico in acque profonde [50]. L'energia solare fornita da pannelli fotovoltaici in molti casi serve per mantenere le attività di acquacoltura e allevamento ittico. Un altro aspetto del solare offshore è la tecnologia emergente dei pannelli fotovoltaici fluttuanti. [51, 52]. Risulta, dunque, utile esplorare le finestre di predicibilità stagionale del fotovoltaico offshore.

Abbiamo valutato gli *scores* deterministici CORR e RMSE e gli score probabilistici CRPSS e RPSS per la variabile PV CF (*Capacity Factor* Fotovoltaico) derivata attraverso il modello descritto in 2.2 Metodo.

La Figura 22 mostra la distribuzione geografica degli *scores* nel bacino del Mediterraneo per le quattro stagioni DJF, MAM, JJA e SON. La predicibilità del PV CF è maggiore in primavera (MAM) nel Mediterraneo occidentale e in estate (JJA) nel Mediterraneo orientale. Lo score RPSS, che ci dice se attraverso le previsioni stagionali siamo in grado di stabilire in quale terzile della distribuzione si trova l'evento in esame, mostra che ci sono finestre di opportunità anche nella stagione invernale (DJF) per il Golfo del Leone e in prossimità della costa orientale libica. Nella stagione autunnale (SON) si evidenziano i valori positivi a sud della Sicilia.

L'analisi attraverso il BSS in Figura 23 rileva la possibilità di prevedere eventi di bassa produttività degli impianti (BSS low, colonna a sinistra) durante JJA in tutto il bacino orientale, e in SON in prossimità delle coste algerine e tunisine. Per gli eventi di alta produttività (BSS high, colonna a destra), c'è predicibilità in prossimità del Mar Ligure e del Golfo del Leone in DJF, nel mare di Alboran in MAM, nel golfo di Taranto in JJA e nelle vicinanze della costa algerina in SON. La capacità previsionale in DJF è intrinsecamente legata alla capacità di previsione del NAO, che influenza il clima del mediterraneo condizionando periodi di alta pressione in inverno. Il modo in cui NAO influenza la variabilità della radiazione solare è principalmente associato al controllo della traiettoria delle tempeste (*strom track*) e quindi il controllo della copertura nuvolosa [53].

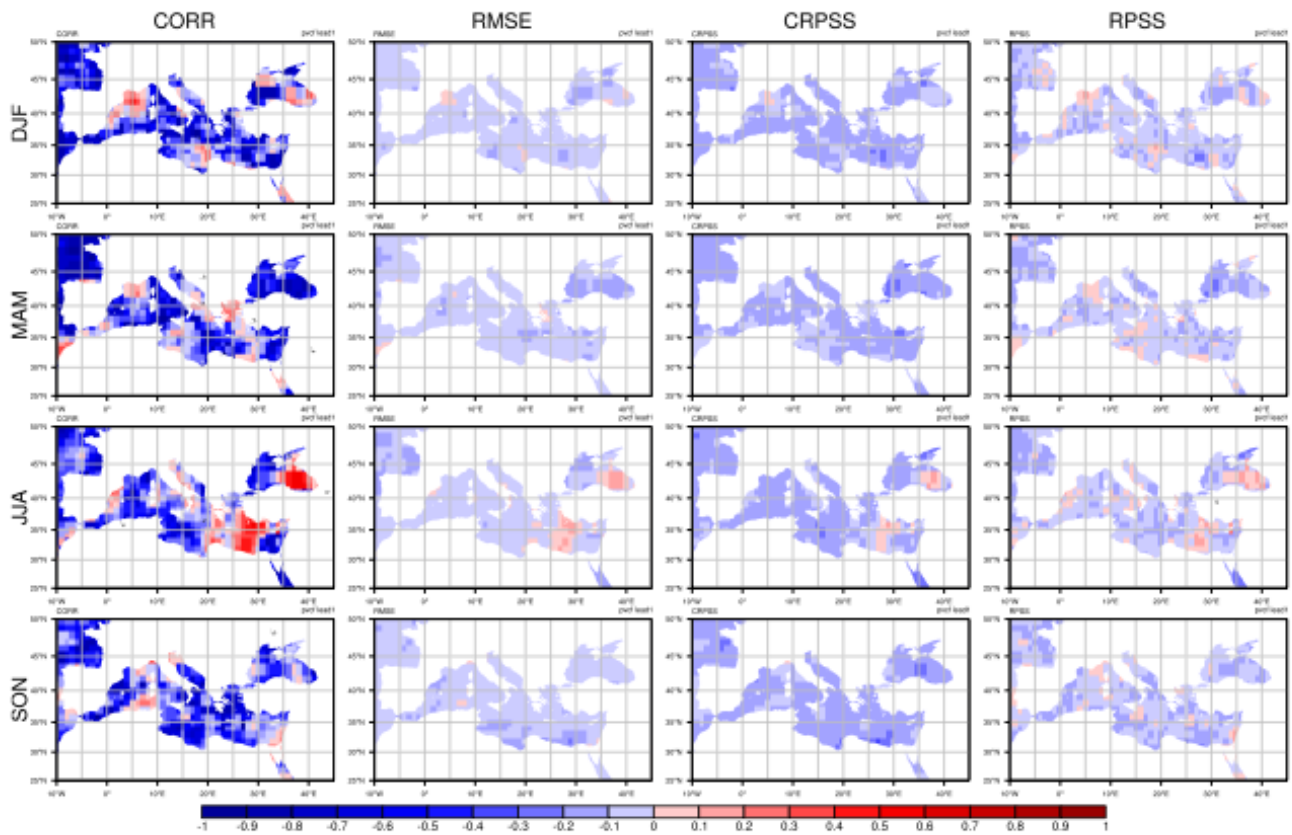


Figura 22. Scores delle previsioni SEA5 rispetto alla climatologia ERA5 per il periodo 1993-2018 nel bacino del mediterraneo. CORR, RMSE, CRPSS e RPSS sono calcolati per il Capacity Factor Fotovoltaico per DJF, MAM, JJA e SON. Le previsioni hanno il *leadtime* uguale a 1 (DJF *startdate* novembre, MAM *startdate* febbraio, JJA *startdate* maggio e SON *startdate* agosto).

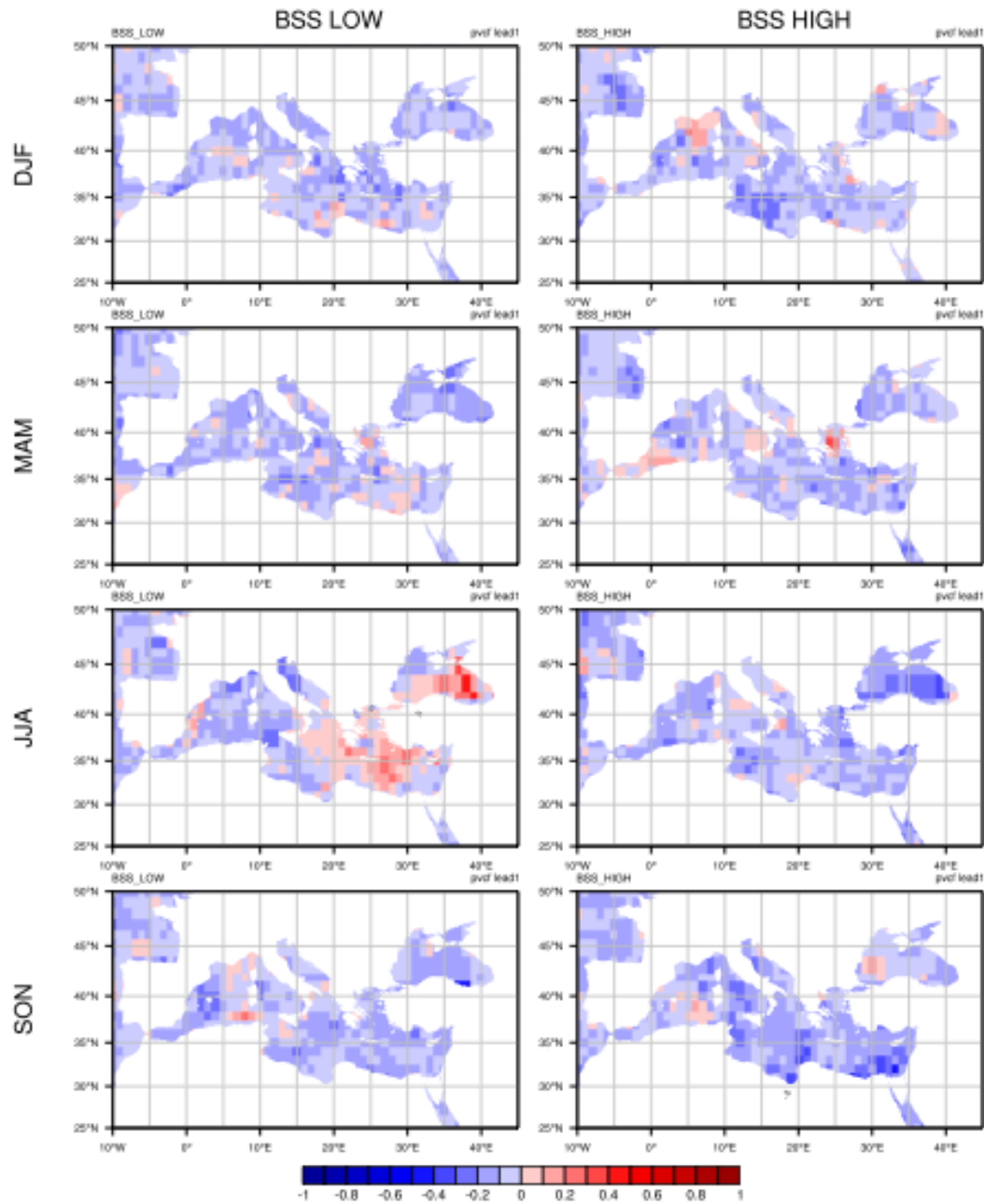


Figura 23. Scores delle previsioni SEA5 rispetto alla climatologia ERA5 per il periodo 1993-2018 nel bacino del mediterraneo. BSS_HIGH (90th) e BSS_LOW(10th) sono calcolati per Capacity Factor Fotovoltaico per DJF, MAM, JJA e SON. Le previsioni hanno il leadtime uguale a 1 (DJF startdate novembre, MAM startdate febbraio, JJA startdate maggio e SON startdate agosto).

3. Conclusioni

Come è stato evidenziato anche nel report L3.1, il Mediterraneo si presenta come una regione critica per la predicibilità stagionale e questo risulta vero anche per le variabili prese in esame in questo report (l'altezza significativa delle onde e *Capacity Factors* derivati da radiazione solare e vento). Nonostante questa premessa, abbiamo notato regioni geografiche e stagioni per le quali il grado di affidabilità delle previsioni raggiunge livelli degni di considerazione. Lo score che rappresenta le prospettive più invitanti è sicuramente lo score RPSS, in grado di dirci se gli eventi saranno nella media, al di sopra o al di sotto di essa; gli score BSS in grado di individuare gli eventi estremi.

A livello globale abbiamo rilevato il ruolo delle teleconnessioni, in particolare le teleconnessioni euroatlantiche (EATC, Euro Atlantic Teleconnection) sulla predicibilità dell'altezza media delle onde e dei CF e prevediamo di sviluppare nel prossimo report questo tema. In generale, la distribuzione predicibilità delle onde è simile a quella del vento superficiale. Rispetto al documento MISE-PAR LA13 abbiamo approfondito lo studio della predicibilità degli eventi estremi e abbiamo notato la capacità di prevedere gli eventi con onde particolarmente alte nel Mediterraneo in primavera in prossimità del Mar Egeo e in autunno nel Mare Ionio. In quest'ultimo caso sia la regione che il periodo sono quelli in cui si assiste allo sviluppo dei Medicans. Questo tema merita di essere approfondito e anche studiato con le previsioni sottostagionali, perchè riteniamo che poter prevedere con alcune settimane di anticipo i Medicans, potrebbe avere importantissime conseguenze sulla gestione dei futuri impianti offshore nell'area.

L'analisi dei Capacity Factors eolici, ha evidenziato alcune differenze tra i diversi Capacity Factor nelle diverse stagioni, CF5 (Vestas V164-8.0) sembra essere il *Capacity Factor* per cui le previsioni stagionali sono più affidabili.

L'analisi del *Capacity Factor* fotovoltaico ha evidenziato la capacità delle previsioni di individuare i minimi di producibilità nella stagione estiva ed esplorare gli aspetti di produttività degli impianti legati alle fasi del NAO e delle altre teleconnessioni che interessano l'Europa.

In futuro vogliamo esplorare il legame tra le teleconnessioni e le variabili rappresentative del settore energia dal mare. L'obiettivo è cercare di migliorare la predicibilità attraverso l'uso di relazioni empiriche (basate sulle osservazioni) che legano le teleconnessioni [57] e i regimi meteorologici con le variabili di interesse per il settore energia.

4. Riferimenti bibliografici

1. Feng, Y.; Tavner, P.; Long, H. Early experiences with UK round 1 offshore wind farms. *Proc. Inst. Civ. Eng.* **2010**, *163*, 167–181.
2. Lund H. Large-scale integration of optimal combinations of PV, wind and wave power into the electricity supply. *Renewable Energy*. 2006;*31*:503-15.
3. Pérez-Collazo, N.C.; Greaves, D.; Iglesias, G. A Review of Combined Wave and Offshore Wind Energy. *Renew. Sustain. Energy Rev.* **2015**, *42*, 141–153.
4. Kaylie L. McTiernan and Krish Thiagarajan Sharman 2020 *J. Phys.: Conf. Ser.* 1452 012016
5. Nassar, W.M.; Anaya-Lara, O.; Ahmed, K.H.; Campos-Gaona, D.; Elgenedy, M. Assessment of Multi-Use Offshore Platforms: Structure Classification and Design Challenges. *Sustainability* **2020**, *12*, 1860.
6. IEA, 2019 IEA. Offshore Wind Outlook 2019—International Energy Agency: Special Report; IEA: Paris, France, 2019.
7. IRENA, 2019 IRENA, Future of wind: Deployment, investment, technology, grid integration and socio-economic aspects (A Global Energy Transformation paper), International Renewable Energy Agency, Abu Dhabi, 2019.
8. Cottura et al. 2021 Cottura, L.; Caradonna, R.; Ghigo, A.; Novo, R.; Bracco, G.; Mattiazzo, G. Dynamic Modeling of an Offshore Floating Wind Turbine for Application in the Mediterranean Sea. *Energies* **2021**, *14*, 248. <https://doi.org/10.3390/en14010248>
9. Rodrigues, S., Restrepo, C., Kontos, E., Pinto, R.T., Bauer, P., 2015. Trends of offshore wind projects. *Renew. Sust. Energ. Rev.* *49*, 1114–1135. <https://doi.org/10.1016/j.rser.2015.04.092>
10. Brayshaw, D. J., Troccoli, A., Fordham, R., & Methven, J, The impact of large scale atmospheric circulation patterns on wind power generation and its potential predictability: A case study over the UK. *Renewable Energy*, *36*(8), (2011), 2087-209.
11. Bruno Soares, M., Alexander, M., & Dessai, S., Sectoral use of climate information in Europe: A synoptic overview. *Climate Services*, (2017), 1–16.
12. Stoft, S, *Power System Economics*. (2002), IEEE Press Wiley, Piscataway, NJ
13. Green, R., *Electricity and Markets*. *Oxford Review of Economic Policy*, *21*, (2005), 67–87.
14. Palmer TN (2001) A nonlinear dynamical perspective on model error: a proposal for nonlocal stochastic-dynamic parametrization in weather and climate prediction models. *Q J R Meteorol Soc* *127*:685–708
15. Doblas-Reyes, F. J., Hagedorn, R., Palmer, T. N. N., Doblas-Reyes, F. J., Palmer, T. N. N., HAGEDORN, R., & Palmer, T. N. N., The rationale behind the success of multi-model ensembles in seasonal forecasting – II. Calibration and combination. *Tellus A: Dynamic Meteorology and Oceanography*, *57*(3), (2005).
16. Torralba V, Doblas-Reyes FJ, MacLeod D, Christel I, Davis M, Seasonal climate prediction: a new source of information for the management of wind energy resources. *J Appl Meteorol Climatol* *56*(5), (2017), 1231–1247.
17. Bett, P. E., & Thornton, H. E. (2016). The climatological relationships between wind and solar energy supply in Britain. *Renewable Energy*, *87*, 96-110.
18. Evans, D. L., & Florschuetz, L. W. (1977). Cost studies on terrestrial photovoltaic power systems with sunlight concentration. *Solar Energy*, *19*(3), 255-262.
19. Ledo LI. V. Torralba , A. Soret , J. Ramon , F.J. Doblas-Reyes (2019). Seasonal forecasts of wind power generation. *Renewable Energy* *143*:91-100.
20. NREL 2009, Jonkman, J., Butterfield, S., Musial, W., Scott, G.: Definition of 5-MW Reference Wind Turbine for Offshore System Development. In: NREL/TP-500-38060. National Renewable Energy Laboratory, Golden (February 2009)

21. Jolliffe, I. T. and Stephenson, D. B., editors (2011). *Forecast Verification*. John Wiley & Sons, Ltd
22. Weisheimer A, Palmer TN, On the reliability of seasonal climate forecasts. *J R Soc Interface* 11:96, (2014).
23. G. W. Brier, Verification of forecasts expressed in terms of probability, *Monthly weather review* 78 (1950) 1–3.
24. Wilks, D. S., *Statistical Methods in the Atmospheric Sciences*. 3rd. ed. Elsevier, (2011) 676 pp.
25. Ferro, C., Fair scores for ensemble forecasts. *Q. J. R. Meteorol. Soc.* 140, (2014), 1917–1923.
26. Johnson, S. J., Stockdale, T. N., Ferranti, L., Balmaseda, M. A., Molteni, F., Magnusson, L., Tietsche, S., Decremmer, D., Weisheimer, A., Balsamo, G., Keeley, S. P. E., Mogensen, K., Zuo, H., and Monge-Sanz, B. M., SEAS5: the new ECMWF seasonal forecast system. *Geoscientific Model Development*, 12(3), (2019), 1087–1117.
27. Molteni, F., Stockdale, T., Balmaseda, M., Balsamo, G., Buizza, R., Ferranti, L., Magnusson, L., Mogensen, K., Palmer, T., and Vitart, F.: The new ECMWF seasonal forecast system (System 4), *ECMWF Technical Memorandum*, 656, (2011), 49 pp.
28. Bengtsson, L., Haines, K., Hodges, K. I., Arkin, P., Berrisford, P., Bougeault, P., Kallberg, P., Simmons, A. J., Uppala, S., Folland, C. K., Gordon, C., Rayner, N., Thorne, P. W., Jones, P., Stammer, D., and Vose, R. S. (2007). The need for a dynamical climate reanalysis, *Bulletin of the American Meteorological Society*, 88, 495–501, <https://doi.org/10.1175/bams-88-4-495>
29. Fujiwara, M., Wright, J. S., Manney, G. L., Gray, L. J., Anstey, J., Birner, T., Davis, S., Gerber, E. P., Harvey, V. L., Hegglin, M. I., Homeyer, C. R., Knox, J. A., Kruger, K., Lambert, A., Long, C. S., Martineau, P., Molod, A., Monge-Sanz, B. M., Santee, M. L., Tegtmeier, S., Chabrillat, S., Tan, D. G. H., Jackson, D. R., Polavarapu, S., Compo, G. P., Dragani, R., Ebisuzaki, W., Harada, Y., Kobayashi, C., McCarty, W., Onogi, K., Pawson, S., Simmons, A., Wargan, K., Whitaker, J. S., and Zou, C.-Z. (2017). Introduction to the SPARC reanalysis intercomparison project (S-RIP) and overview of the reanalysis systems, *Atmospheric Chemistry and Physics*, 17, (2017), 1417–1452.
30. Hersbach, H., Bell, B., Berrisford, P., Hirahara, S., Horányi, A., Muñoz-Sabater, J., Nicolas, J., Peubey, C., Radu, R., Schepers, D., Simmons, A., Soci, C., Abdalla, S., Abellan, X., Balsamo, G., Bechtold, P., Biavati, G., Bidlot, J., Bonavita, M., De Chiara, G., Dahlgren, P., Dee, D., Diamantakis, M., Dragani, R., Flemming, J., Forbes, R., Fuentes, M., Geer, A., Haimberger, L., Healy, S., Hogan, R. J., Hólm, E., Janisková, M., Keeley, S., Laloyaux, P., Lopez, P., Radnoti, G., de Rosnay, P., Rozum, I., Vamborg, F., Villaume, S., and Thépaut, N., The ERA5 Global Reanalysis. *Meteorology section of ECMWF Newsletter No. 159 – Spring 2019*, pp. 17–24, doi: 10.21957/vf291hehd7.
31. Dee, D. P., Uppala, S. M., Simmons, A. J., Berrisford, P., Poli, P., Kobayashi, S., Andrae, U., Balmaseda, M. A., Balsamo, G., Bauer, P., Bechtold, P., Beljaars, A. C. M., Berg, L. V. D., Bidlot, J., Bormann, N., Delsol, C., Dragani, R., Fuentes, M., Geer, A. J., Dee, D. P., van de Berg, L., Bidlot, J., Bormann, N., Delsol, C., Dragani, R., Fuentes, M., Geer, A. J., Haimberger, L., Healy, S. B., Hersbach, H., Hólm, E. V., Isaksen, I., Kållberg, P., Köhler, M., Matricardi, M., McNally, A. P., Monge-Sanz, B. M., Morcrette, J. J., Park, B. K., Peubey, C., de Rosnay, P., Tavolato, C., Thépaut, J. N., and Vitart, F.: The ERA-Interim reanalysis: configuration and performance of the data assimilation system, *Q. J. Roy. Meteor. Soc.*, 137, (2011), 553–597.
32. Lee J-Y, Wang B, Ding Q, Ha K-J, Ahn J-B, Kumar A, Stern B, Alves O (2011) How predictable is the northern hemisphere summer upper-tropospheric circulation? *Clim Dyn* 37(5):1189–1203.
33. Barnston AG, Tippett MK, L'Heureux ML, Li S, DeWitt DG. 2011. Skill of real-time seasonal ENSO model predictions during 2002–2011: Is our capability increasing? *Bull. Am. Meteorol. Soc.* **93**: 631–651, doi: [10.1175/BAMS-D-11-00111.1](https://doi.org/10.1175/BAMS-D-11-00111.1)
34. Martínez-Asensio, A., M. N. Tsimplis, M. Marcos, X. Feng, D. Gomis, G. Jordà, and S. A. Josey, 2016: Response of the North Atlantic wave climate to atmospheric modes of variability. *Int. J. Climatol.*, 36, 1210–1225, <https://doi.org/10.1002/joc.4415>.
35. Zubiate, L., F. McDermott, C. Sweeney, and M. O'Malley, 2017: Spatial variability in winter NAO–wind speed relationships in western Europe linked to concomitant states of the East Atlantic and Scandinavian patterns. *Quart. J. Roy. Meteor. Soc.*, 143, 552–562, <https://doi.org/10.1002/qj.2943>.

36. Scaife, A. A., Athanassiadou, M., Andrews, M., Arribas, A., Baldwin, M., Dunstone, N., Knight, J., Maclachlan, C., Manzini, E., Müller, W., Pohlmann, H., Smith, D., Stockdale, T., and Williams, A.: Predictability of the quasi-biennial oscillation and its northern winter teleconnection on seasonal to decadal timescales, *Geophys. Res. Lett.*, **41**, 1752–1758, <https://doi.org/10.1002/2013GL059160>. Received, 2014.
37. Athanasiadis, P. J., and Coauthors, 2014: The representation of atmospheric blocking and the associated low-frequency variability in two seasonal prediction systems. *J. Climate*, **27**, 9082–9100, doi:10.1175/JCLI-D-14-00291.1.
38. Wang, L., M. Ting, and P. J. Kushner, 2017: A robust empirical seasonal prediction of winter NAO and surface climate. *Sci. Rep.*, **7**, 279, <https://doi.org/10.1038/s41598-017-00353-y>.
39. Athanasiadis, P. J., and Coauthors, 2017: A multisystem view of wintertime NAO seasonal predictions. *J. Climate*, **30**, 1461–1475, <https://doi.org/10.1175/JCLI-D-16-0153.1>.
40. Weisheimer, A., D. J. Befort, D. MacLeod, T. Palmer, C. O’Reilly, and K. Strømme, 2020: Seasonal forecasts of the 20th century. *Bull. Amer. Meteor. Soc.*, <https://doi.org/10.1175/BAMS-D-19-0019.1>
41. Doblas-Reyes FJ, García-Serrano J, Lienert F, Biescas AP, Rodrigues LRL, Seasonal climate predictability and forecasting: status and prospects. *Wiley Interdiscip Rev Clim Change* **4**(4), (2013), 245–268.
42. Weisheimer, A., F.J. Doblas-Reyes, T. Jung, T.N. Palmer, On the predictability of the extreme summer 2003 over Europe *Geophys. Res. Lett.*, **38** (2011)
43. Miglietta, M.M., Laviola, S., Malvaldi, A., Conte, D., Levizzani, V. and Price, C. (2013) Analysis of tropical-like cyclones over the Mediterranean Sea through a combined modelling and satellite approach. *Geophysical Research Letters*, **40**, 2400–2405.
44. Miglietta, M.M. and Rotunno, R. (2019) Development mechanisms for Mediterranean tropical-like cyclones (medicanes). *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, **145**(721), 1444–1460. <https://doi.org/10.1002/qj.3503>.
45. Pinson 2013: Wind energy: Forecasting challenges for its operational management. *Stat. Sci.*, **28**, 564–585, doi:10.1214/13-STS445.
46. Füss, R., S. Mahringer, and M. Prokopczuk, 2015: Electricity derivatives pricing with forward-looking information. *J. Econ. Dyn. Control*, **58**, 34–57, doi:10.1016/j.jedc.2015.05.016.
47. Najafi, A, Falaghi H., Contreras J., Ramezani M. (2016), Medium-term energy hub management subject to electricity price and wind uncertainty, *Applied Energy*, Volume 168, Pages 418- 433, ISSN 0306-2619, <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2016.01.074>
48. Pérez, C.; Iglesias, G. 2012, Pérez, C.; Iglesias, G. Integration of Wave Energy Converters and Offshore Windmills. In *Proceedings of the 4th International Conference on Ocean Energy*, Dublin, Ireland, 17 October 2012; Available online: https://www.researchgate.net/publication/264082313_Integration_of_Wave_Energy_Converters_and_Offshore_Windmills
49. Abhinav, M.Collu,S. Benjamins, et al., Offshoremulti-purpose platforms for a Blue Growth: A technological, environmental and socio-economic review , *Science of the total environment* (2018), <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2020.138256>
50. Papandroulakis, N., Thomsen, C., Mintenbeck, K., Mayorga, P., Hernández-Brito, J.J., 2017.The EU-project“TROPOS”. *Aquaculture Perspective of Multi-use Sites in the OpenOcean*. Springer, pp. 355–374.https://doi.org/10.1007/978-3-319-51159-7_12.
51. Karimirad et al 2019 xxx
52. Trapani K and Santafé. M. R. 2015 A review of floating photovoltaic installations: 2007-2013 *Prog. Photovolt: Res. Appl.* 2015; **23**:524–532
53. Pozo-Vazquez et al. 2004) Pozo-Vazquez, D., J. Tovar-Pescador, S. R. Gamiz-Fortis, M. J. Esteban-Parra, and Y. Castro- Diez, 2004: NAO and solar radiation variability in the European North Atlantic region. *Geophys. Res. Lett.*, **31**, L05201, doi:10.1029/2003GL018502.
54. Lledó L., I. Cionni, V. Torralba, P.A. Bretonniere, M Samsó, Seasonal prediction of Euro- Atlantic teleconnections from multiple systems *Environmental Research Letters* **15** (7), (2020).

5. Abbreviazioni ed acronimi

Se nel rapporto si fa uso di molte abbreviazioni e acronimi si suggerisce di inserire un elenco alla fine del documento, i termini devono comunque essere definiti anche all'interno del testo la prima volta che vengono utilizzati.

BSS: Brier Skill Score

CORR: correlazione di Pearson

CRPSS: Continuous Ranked Probability Skill Score

DWD: Deutscher Wetterdienst

EATC: Euro Atlantic Teleconnection

ECMWF: European Centre for Medium-Range Weather Forecasts

MF: Meteo France

NAO: North Atlantic Oscillation

RMSE: Errore quadratico medio

RPSS: Ranked Probability Skill Score

UKMO: UK Met Office