



Ricerca di Sistema elettrico

LA1.3: Valutazione della predicibilità stagionale dell'intensità del vento e della radiazione solare sul bacino mediterraneo

I. Cionni, S. Memè, G. Sannino, F. Catalano

LA1.3: Valutazione della predicibilità stagionale dell'intensità del vento e della radiazione solare sul bacino mediterraneo

I. Cionni, S. Memè, G. Sannino, F. Catalano

Marzo 2020

Report Ricerca di Sistema Elettrico

Accordo di Programma Ministero dello Sviluppo Economico - ENEA

Piano Triennale di Realizzazione 2019-2021 - I annualità

Obiettivo: Tecnologie

Progetto: 1.8 Energia elettrica dal mare

Work package: Energia elettrica dal mare

Linea di attività: LA1.3: Valutazione della predicibilità stagionale dell'intensità del vento e della radiazione solare sul bacino mediterraneo

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..... | 7 |
| 2.1 METODOLOGIA USATA | 7 |
| 2.2 MAPPE DEGLI INDICATORI DI AFFIDABILITÀ PER LE VARIABILI INTENSITÀ DEL VENTO E RADIAZIONE SOLARE, RELATIVE AL BACINO MEDITERRANEO PER LE DIVERSE STAGIONI E INTERVALLI DI PREVISIONE CONSIDERATI..... | 10 |
| 3 CONCLUSIONI..... | 40 |
| 4 RIFERIMENTI BIBLIOGRAFICI | 40 |
| 5 ABBREVIAZIONI ED ACRONIMI..... | 42 |

Sommario

L'energia rinnovabile è la fonte di elettricità in più rapida crescita a livello globale. Sebbene la diffusione delle energie rinnovabili debba ancora affrontare sfide importanti legate all'integrazione su larga scala nel sistema energetico, esiste già un alto potenziale sul mercato energetico europeo. Il settore delle energie rinnovabili off-shore, rappresenta una parte di questo mercato, le cui potenzialità, tuttavia, non sono ancora sfruttate pienamente.

La variabilità climatica e gli eventi impattanti agiscono sulla potenziale produttività degli impianti 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.

Attualmente, 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.

In questo lavoro, sono studiate le skill del prodotto di previsioni stagionali ECMWF SEAS5 disponibile su C3S Climate Data Store a 1° di risoluzione orizzontale nel bacino mediterraneo, per diverse stagioni e date di inizializzazione. Si sono definite delle metodologie per la correzione dei bias e la valutazione probabilistica. L'affidabilità delle previsioni è stata valutata utilizzando opportuni indicatori di affidabilità basati sul confronto con i dati osservativi (reanalisi). Le variabili prese in considerazione sono la radiazione solare e la temperatura, e l'intensità del vento, relativamente ai settori del solare e dell'eolico off-shore.

Benché le previsioni stagionali nella regione mediterranea presentino delle criticità rispetto ad altre zone del globo terrestre, sono state riscontrate delle "finestre di opportunità", in cui le skill delle previsioni garantiscono che un utilizzo delle stesse sia preferibile a un uso dei valori climatologici. La stagione primaverile ed estiva sono quelle in cui l'uso delle previsioni stagionali è più efficace. Nel bacino orientale del mediterraneo i valori degli scores valutativi sono in genere più alti. Le previsioni stagionali sono più affidabili per le variabili temperatura che per radiazione solare e per vento superficiale.

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 [1].

Il settore dell'energia già si avvale sistematicamente di previsioni meteorologiche fino a 15 giorni per la gestione degli impianti. Oltre questo orizzonte temporale vengono invece abitualmente utilizzate le climatologie, assumendo implicitamente che le future condizioni meteo saranno simili alla media di quelle passate. Questo approccio ha tuttavia delle intrinseche debolezze, essendo le climatologie costruite sulla base di un insieme finito di eventi passati, limitato nel tempo e non necessariamente rappresentativo di ciò che può accadere nel futuro, anche a causa del cambiamento climatico. Inoltre questo approccio non può predire eventi che non sono ancora successi, per esempio eventi estremi, ovvero eventi particolarmente violenti e la cui previsione è di estrema utilità per i decisori. Informazioni sulla variabilità climatica stagionale ottenute attraverso previsioni climatiche possono apportare notevoli benefici nei processi decisionali.

Nonostante entrambe si basino su un simile approccio modellistico, c'è storicamente una netta distinzione tra previsioni meteorologiche e previsioni climatiche. Le previsioni meteorologiche sono le previsioni giornaliere delle condizioni meteo fino a dieci giorni, mentre le previsioni climatiche sono le previsioni aggregate nel tempo delle condizioni meteorologiche per scale temporali che vanno da poche settimane a intere decadi. Questa distinzione, tuttavia, perde il proprio valore di fronte alle necessità di informazioni su multiple scale temporali per alcuni settori produttivi (energia, agricoltura e turismo) e spinge le comunità di ricerca meteorologica e di ricerca climatica a convergere verso previsioni meteo-climatiche, esplorando le potenziali capacità predittive su tutte le scale temporali [2]. Rispetto alle previsioni a breve-medio raggio, le scale temporali stagionale e anche sotto-stagionale 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 [3,4,5].

Lo sviluppo tecnologico e scientifico, tradotto in miglioramento dei modelli numerici, in ampliamento della capacità osservativa della terra e in computer sempre più potenti, hanno portato a netti miglioramenti nella capacità previsionale [6], spingendo sempre di avanti il limite della cosiddetta "predicibilità pratica", che è la capacità di predire in un contesto in cui l'incertezza del modello, delle condizioni iniziali e delle condizioni al contorno è realistica [7]. Tuttavia, oltre al limite di predicibilità pratica, esiste un limite di "predicibilità istintiva", che è l'abilità di predire avendo una quasi perfetta rappresentazione del sistema dinamico e quasi perfette condizioni iniziali e al contorno. Si tratta di un limite dovuto alla natura caotica dell'atmosfera che non può essere esteso, un concetto introdotto già nel 1969 da Lorenz attraverso l'uso di un modello spettrale di turbolenza [8] e noto ai più come "effetto farfalla".

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 [9]. 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.

L'incertezza delle previsioni è affetta, inoltre, dalla capacità del modello numerico nel rappresentare i processi del sistema terra. Creare ensemble realizzati con modelli tra di loro diversi e parzialmente indipendenti può aiutare a raggiungere previsioni svincolate dai limiti predittivi legati all'incapacità dei modelli nel riprodurre correttamente i processi [10]. Per questo negli anni sono stati creati grandi esperimenti collettivi in cui le previsioni stagionali sono archiviate e messe a disposizione per l'analisi da parte degli scienziati di tutto il mondo. Uno di questi esperimenti multi-modellistici è stato sponsorizzato

dall'Asian-Pacific Economic Cooperation Climate Center (APCC) ed è il CliPAS (Climate Prediction and its Application to Society) nel quale sono state convogliate le previsioni stagionali di 14 sistemi previsionali della comunità Asian Pacifica [11]. Un altro esperimento è basato su 5 sistemi previsionali europei ed è ENSEMBLE [12].

Attualmente, il Climate Data Store 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. L'APEC Climate Center MME (APCC dataset: <http://www.apcc21.org/abt/model.do?lang=en>) permette di accedere alle simulazioni della comunità Asian-Pacifica. Il North American Multi-Model Ensemble (NMME dataset; <http://www.cpc.ncep.noaa.gov/products/NMME>) fornisce le previsioni realizzate dai sistemi previsionali nord americani.

In questo studio, è stato preso in esame un unico sistema previsionale: il SEAS5 prodotto dall'ECMWF (European Centre for Medium-Range Weather Forecasts). La scelta è stata dettata dal fatto che questa analisi rappresenta una fase propedeutica all'analisi della capacità previsionali per l'energia dal mare ed il modello SEAS5, attraverso il punto di accesso MARS, mette a disposizione dati previsionali stagionali sulle onde (SEAS5 User Guide, https://www.ecmwf.int/sites/default/files/medialibrary/2017-10/System5_guide.pdf).

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 SEACLIFIRM 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 energetica 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 questo lavoro ci proponiamo di studiare l'applicabilità delle previsioni stagionali all'energia dal mare con l'obiettivo di rendere tale settore resiliente alla variabilità climatica e agli eventi impattanti.

Le variabili analizzate in questo studio sono le variabili essenziali (Essential Climate Variables, ECVs) relative alla produzione dell'energia eolica e solare: velocità del vento superficiale (sfcWind) importante per la produzione eolica, la radiazione solare superficiale (ssrd) e la temperatura (t2m) importanti per la produzione fotovoltaica (la temperatura al di sopra di 25° può influire negativamente sulla capacità produttiva fotovoltaica [13]).

Di seguito verrà descritto il metodo utilizzato per la verifica delle previsioni stagionali e i dati utilizzati sia previsionali che osservativi (2.1 Metodologia usata), saranno presentati e discussi i risultati dell'analisi (2.2 Mappe degli indicatori di affidabilità per le variabili intensità del vento e radiazione solare, relative al bacino mediterraneo per le diverse stagioni e intervalli di previsione considerati). Verranno espone le principali conclusioni e delineate le prospettive future (3 Conclusioni).

2 Descrizione delle attività svolte e risultati

2.1 Metodologia usata

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 è avvenuto attraverso il portale Climate Data Store del C3S. Per ciascuna delle variabili considerate (t2m sfcWind e ssrd) sono state create 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 nel 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 [14]. 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 [15, 16]. 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. Ad esempio, se si vuole correggere il bias per dicembre 2010, si usano tutti i dati di hindcast e references relativi al mese di dicembre dal 1993 al 2018 eccetto il dato 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>)

Calcolo degli scores

L'abilità previsionale delle stagionali determina l'utilità delle previsioni stesse. L'abilità previsionale viene valutata attraverso il calcolo degli scores [16,17].

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 per le previsioni deterministiche abbiamo preso in considerazione la correlazione Pearson (**CORR**) tra ensemble mean e reference che ci da 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 previsioni con la climatologia. Uno score maggiore di 0 ci dice che c'è un miglioramento rispetto la climatologia.

Tra gli scores di per le previsioni deterministiche ci sono 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: sì e no o 0 e 1). Il Brier Skill Score può essere usato come esempio di score binario. Il BSS calcola la distanza media (per un certo evento binario) tra previsioni e reference nello spazio della probabilità. Gli scores continui stimano l'accuratezza della probabilità a tutte le possibili soglie, quindi valutano l'intera continua probabilità di distribuzione.

Il Ranked Probability Skill Score (**RPSS**) che misura la qualità del prodotto previsionale presentato come probabilità terzile è un importante score di tipo discreto.

Il Continuous Ranked Probability Skill Score (**CRPSS** [18]) 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. Qui 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 RMSE, il CRPSS e l'RPSS 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 indica un sistema di previsione fallimentare. 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 premiando gli ensemble con membri che si comportano come se essi e la reference fossero campionati dalla stessa distribuzione [19].

Sono stati calcolati su tutti i punti griglia e su tutti gli anni dal 1993 al 2018 gli scores CORR RMSE CRPSS e RPSS.

Per il calcolo degli scores, ci siamo avvalsi delle librerie R:

- 1) s2dverification (<https://cran.r-project.org/web/packages/s2dverification/s2dverification.pdf>)
- 2) easyVerification (<https://cran.r-project.org/web/packages/easyVerification/index.html>)
- 3) SpecsVerification (<https://cran.rproject.org/web/packages/SpecsVerification/SpecsVerification.pdf>).

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 [20]. SEAS5 ha iniziato la propria attività nel novembre 2017 rimpiazzando SEAS4 [21]. 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 trend 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, uno schema di perturbazione viene utilizzato 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). La risoluzione verticale rimane a L91. 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 1. Caratteristiche del Sistema Previsionale SEAS5

Dati: 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 gli errori negli algoritmi di trasformazione. I 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 [22]. Il modello numerico (un modello geofisico fluidodinamico 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 [23]. Gli aggiornamenti più importanti rispetto al suo predecessore ERA-Interim [24] 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. Il set di dati coprirà dal 1950 al quasi in tempo reale, ma al momento sono disponibili sull'archivio Climate Data Store (CDS) solo i dati per il periodo 1979-2020. Gli anni presi in esami sono quelli che corrispondono al periodo delle hindcast (1993–2018).

2.2 Mappe degli indicatori di affidabilità per le variabili intensità del vento e radiazione solare, relative al bacino mediterraneo per le diverse stagioni e intervalli di previsione considerati.

In questa sezione, organizzata in uno o più capitoli, si descrive il lavoro svolto (teoria, metodologie sperimentali utilizzate, tecnologie sviluppate, ecc.) e s'illustrano i risultati ottenuti ed eventuali prodotti realizzati.

Analisi Globale

In sezione si vuole offrire uno sguardo globale alla predicibilità stagionale. La temperatura, pur non essendo una variabile chiave per gli obiettivi del lavoro, offre un ottimo esempio per comprendere la distribuzione degli skill delle previsioni. Le previsioni corrispondono al leadtime uguale 1.

In Figura1, la capacità delle previsioni di temperatura da 2 metri di riprodurre le osservazioni è mostrata con la distribuzione geografica della correlazione Pearson tra la media dell'insieme delle hindcasts e la reanalisi ERA5, con l'RMSE, e i due skills probabilistici CRPSS e RPSS. C'è un generale accordo tra gli scores 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. Per le regioni extra-tropicali, gli skill variano a seconda della stagione.

Il vento superficiale Figura 2 mostra skill di predicibilità inferiori rispetto a quelli della temperatura. I valori sono sensibilmente più bassi nel nord-est Atlantico, sulla regione europea e l'Asia in accordo con i risultati ottenuti da [25] per SEAS5 e altri 3 sistemi previsionali utilizzando l'altezza di geopotenziale a 500 hPa che influenza notevolmente il campo dei venti superficiali.

La radiazione solare in Figura 3, pur ricalcando in maniera generale la distribuzione spaziale e stagionale degli skill per le due variabili precedentemente mostrate, evidenzia una maggiore frammentazione spaziale.

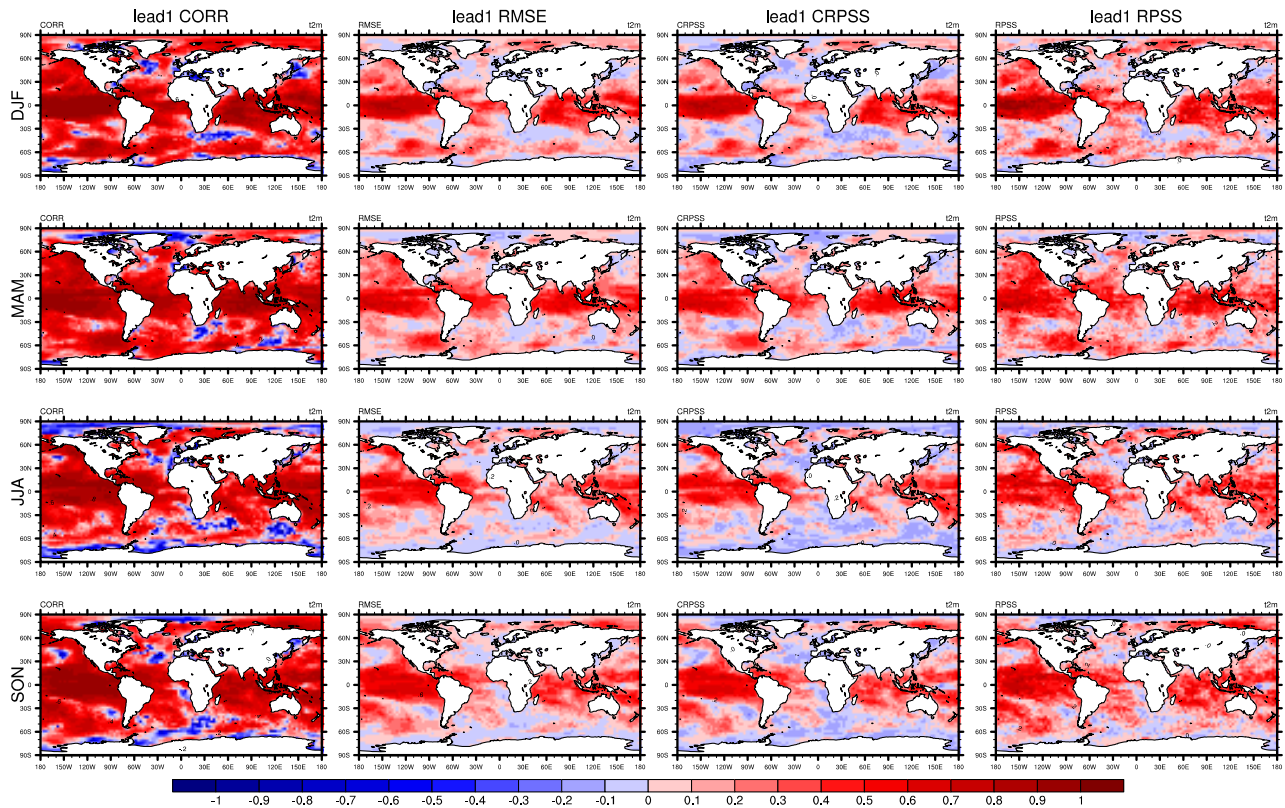


Figura 1. Scores delle previsioni SEAS5 rispetto alla climatologia ERA5 per il periodo 1993-2018. CORR, RMSE, CRPSS e RPSS sono calcolati per la temperatura a 2 metri per DJF, MAM, JJA SON. Le previsioni hanno il leadtime uguale a 1 (DJF startdate novembre, MAM startdate febbraio, JJA startdate maggio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

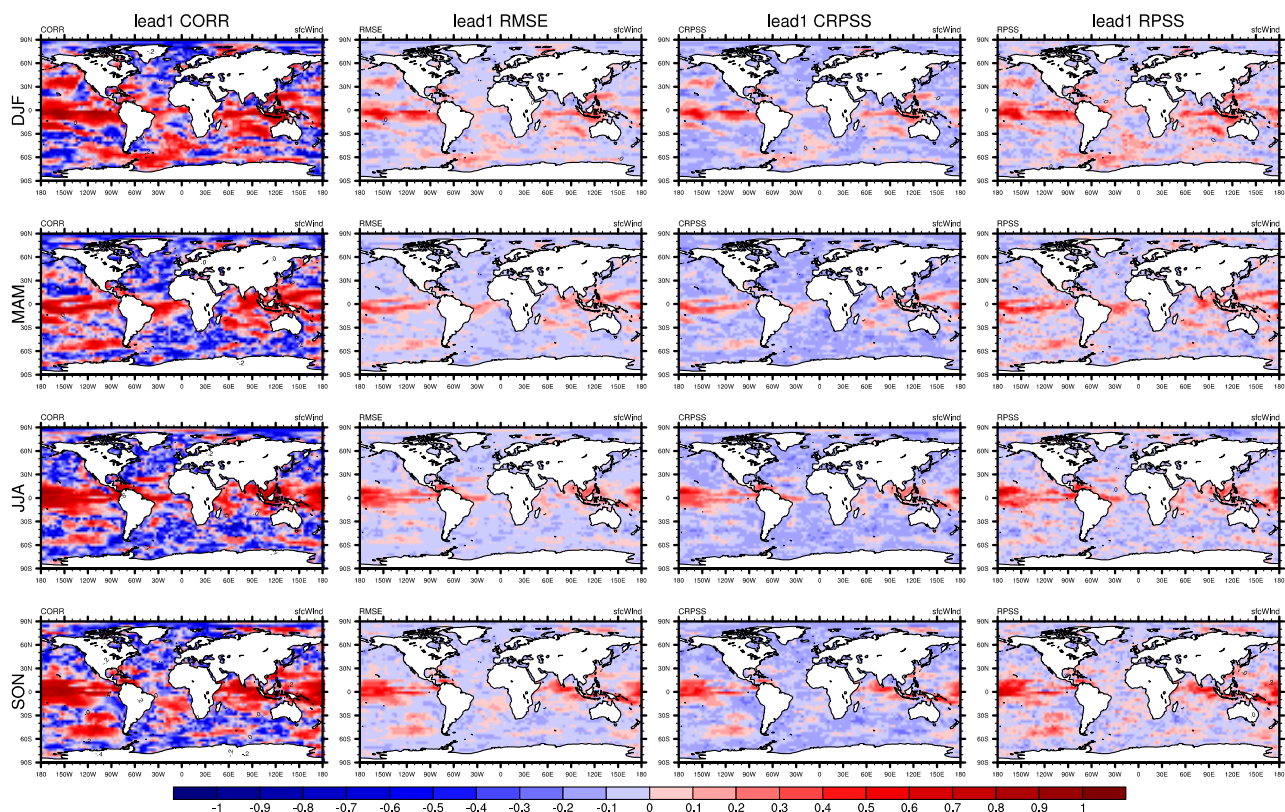


Figura 2. Scores delle previsioni SEAS rispetto alla climatologia ERA5 per il periodo 1993-2018. CORR, RMSE, CRPSS e RPSS sono calcolati per il vento superficiale per DJF, MAM, JJA SON. Le previsioni hanno il leadtime uguale a 1 (DJF startdate novembre, MAM startdate febbraio, JJA startdate maggio e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

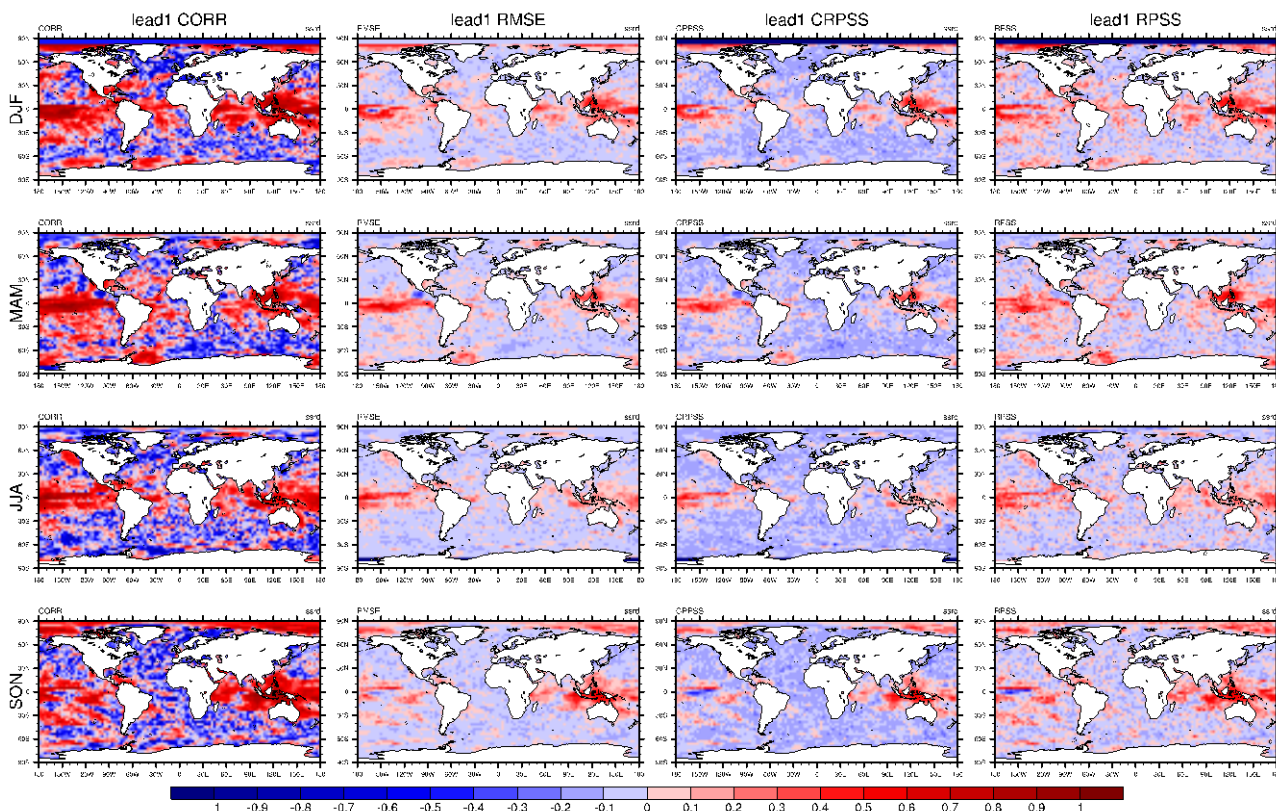


Figura 3. Scores delle previsioni SEAS rispetto alla climatologia ERA5 per il periodo 1993-2018. CORR, RMSE, CRPSS e RPSS sono calcolati per la radiazione solare superficiale per DJF, MAM, JJA SON. Le previsioni hanno il leadtime uguale a 1 (DJF startdate novembre, MAM startdate febbraio, JJA startdate maggio e SON startdate agosto).

Analisi sul Mediterraneo

L’analisi degli skills sul Mediterraneo per le quattro stagioni DJF MAM JJA e SON a lead time 1 per temperatura a 2 metri (Figura 4), velocità del vento superficiale (Figura 5) e radiazione solare (Figura 6) conferma la limitata capacità predittiva delle stagionali in questa regione [26,27]. Questo fatto è particolarmente evidente in inverno dove sia gli scores probabilistici che quelli deterministici sono negativi. L’unica regione in cui i valori di CORR, RMSE e RPSS sono leggermente positivi è la regione a est della Sardegna e in prossimità delle coste turche e limitatamente a temperatura e vento. In primavera, estate ed autunno tutti gli scores sono positivi nel bacino orientale del mediterraneo per la temperatura. La velocità del vento superficiale mostra pattern di predicibilità soprattutto se prende in considerazione lo score probabilistico discreto RPSS. Questo significa che per le aree in cui lo score RPSS è positivo, si è in grado di stabilire con una certa affidabilità se il vento sarà sopra sotto o nella media. La predicibilità della radiazione solare è maggiore in MAM nella parte orientale del Mediterraneo e in JJA nella parte occidentale.

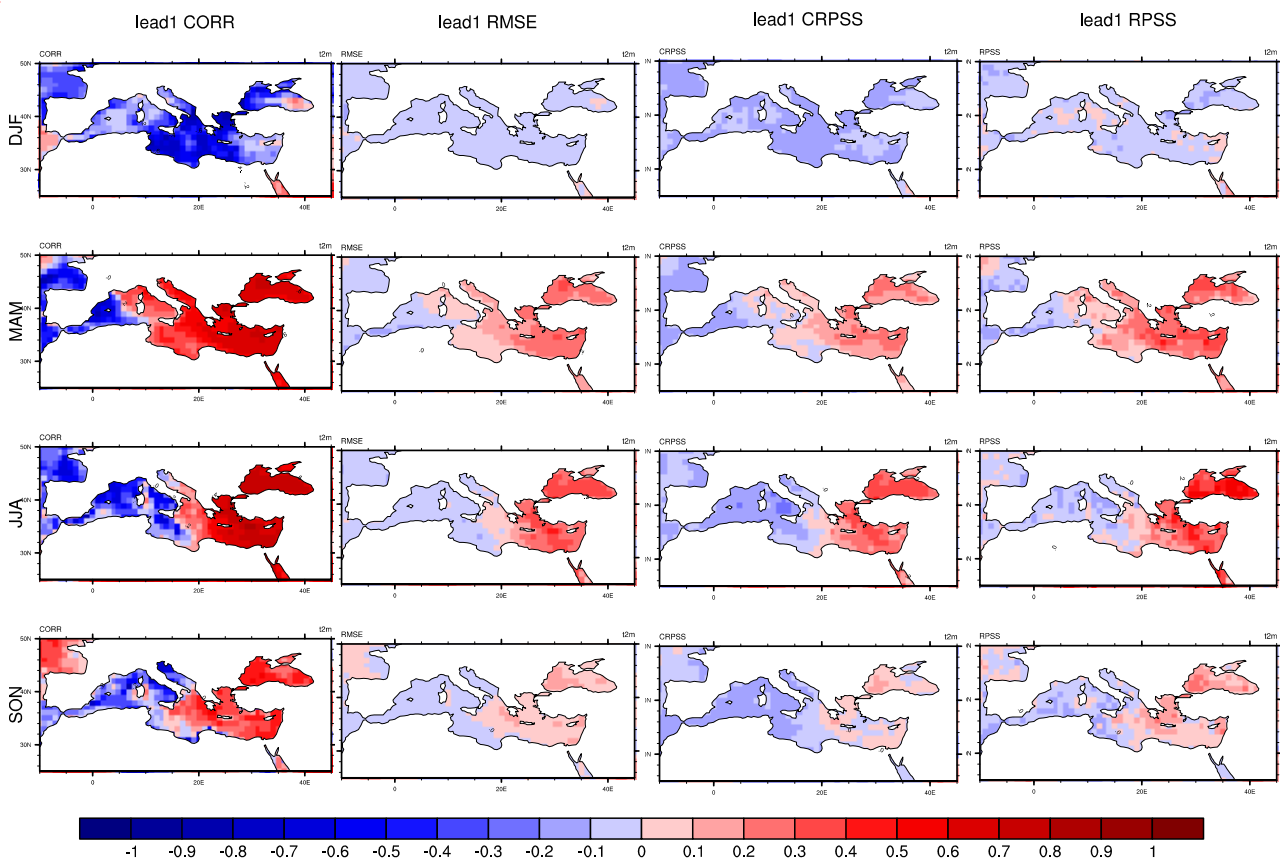


Figura 4. Scores delle previsioni SEA5 rispetto alla climatologia ERA5 per il periodo 1993-2018 nel bacino del mediterraneo. CORR, RMSE, CRPSS e RPSS sono calcolati per la temperatura a 2 metri per DJF, MAM, JJA SON. Le previsioni hanno il leadtime uguale a 1 (DJF startdate novembre, MAM startdate febbraio, JJA startdate maggio e SON startdate agosto).

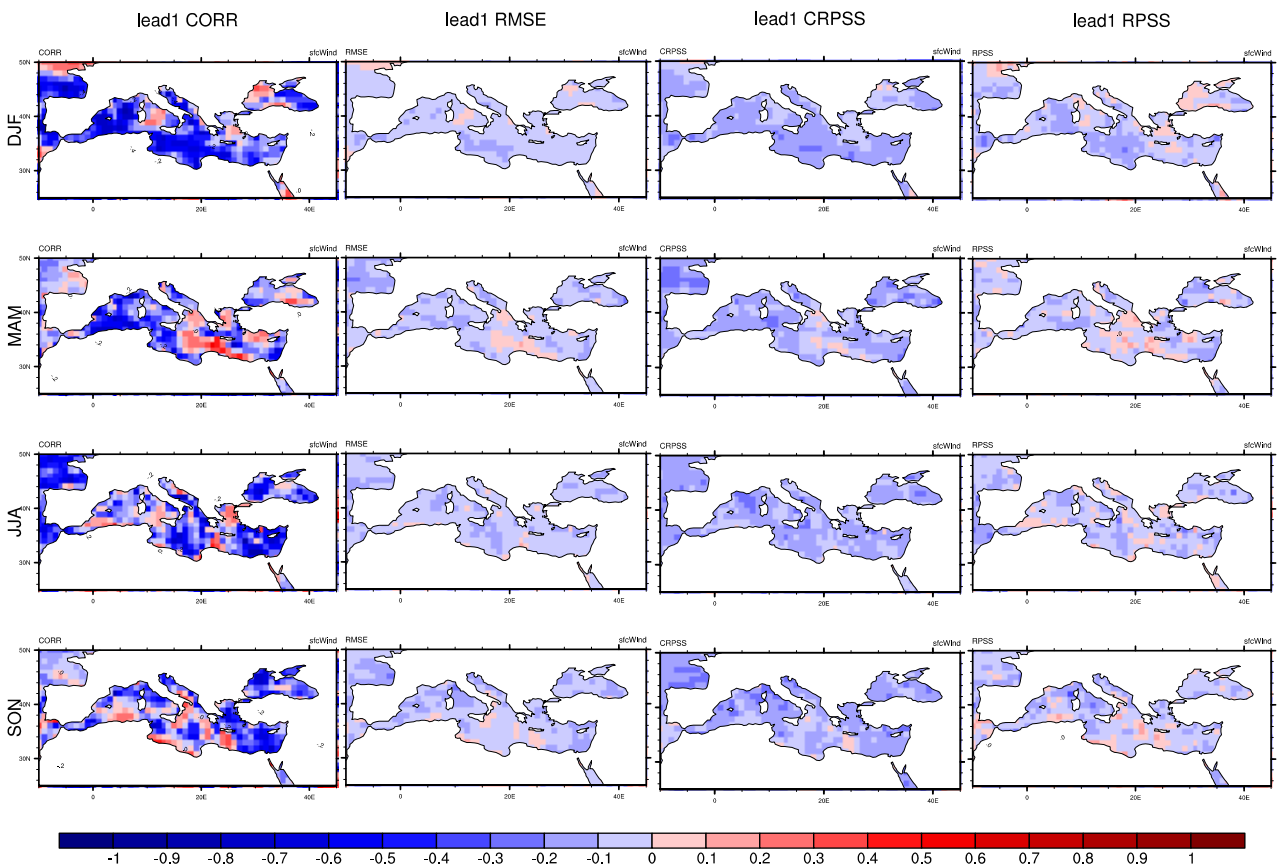


Figura 5. Scores delle previsioni SEA5 rispetto alla climatologia ERA5 per il periodo 1993-2018 nel bacino del mediterraneo. CORR, RMSE, CRPSS e RPSS sono calcolati per il vento superficiale per DJF, MAM, JJA SON. Le previsioni hanno il leadtime uguale a 1 (DJF startdate novembre, MAM startdate febbraio,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

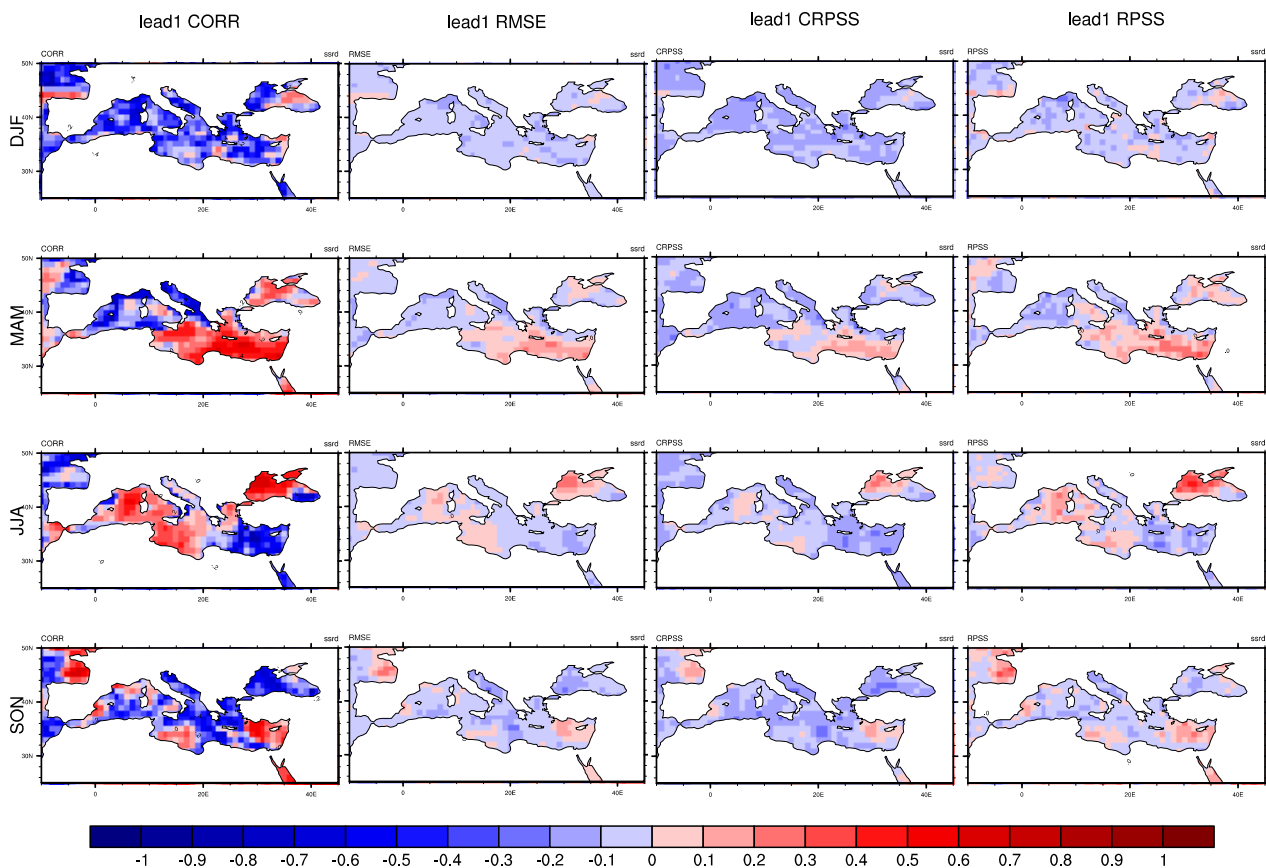


Figura 6. Scores delle previsioni SEA5 rispetto alla climatologia ERA5 per il periodo 1993-2018 nel bacino del mediterraneo. CORR, RMSE, CRPSS e RPSS sono calcolati per la radiazione solare superficiale per DJF, MAM, JJA SON. Le previsioni hanno il leadtime uguale a 1 (DJF startdate novembre, MAM startdate febbraio, JJA startdate maggio e SON startdate agosto).

L'analisi di predicibilità è estesa a tutti i mesi dell'anno e lead time da 1 a 3. I pannelli di figure contengono per ciascuno score i valori per tutti i mesi dell'anno con date di inizializzazione da 1 mese a 3 mesi prima.

Per la temperatura, considerando sia gli scores deterministici (Figura 7, Figura 8) che gli scores probabilistici (Figura 9 e Figura 10), si evidenzia come a lead time 1 i mesi di marzo, agosto e settembre si presentino come i mesi in cui le previsioni sono più affidabili.

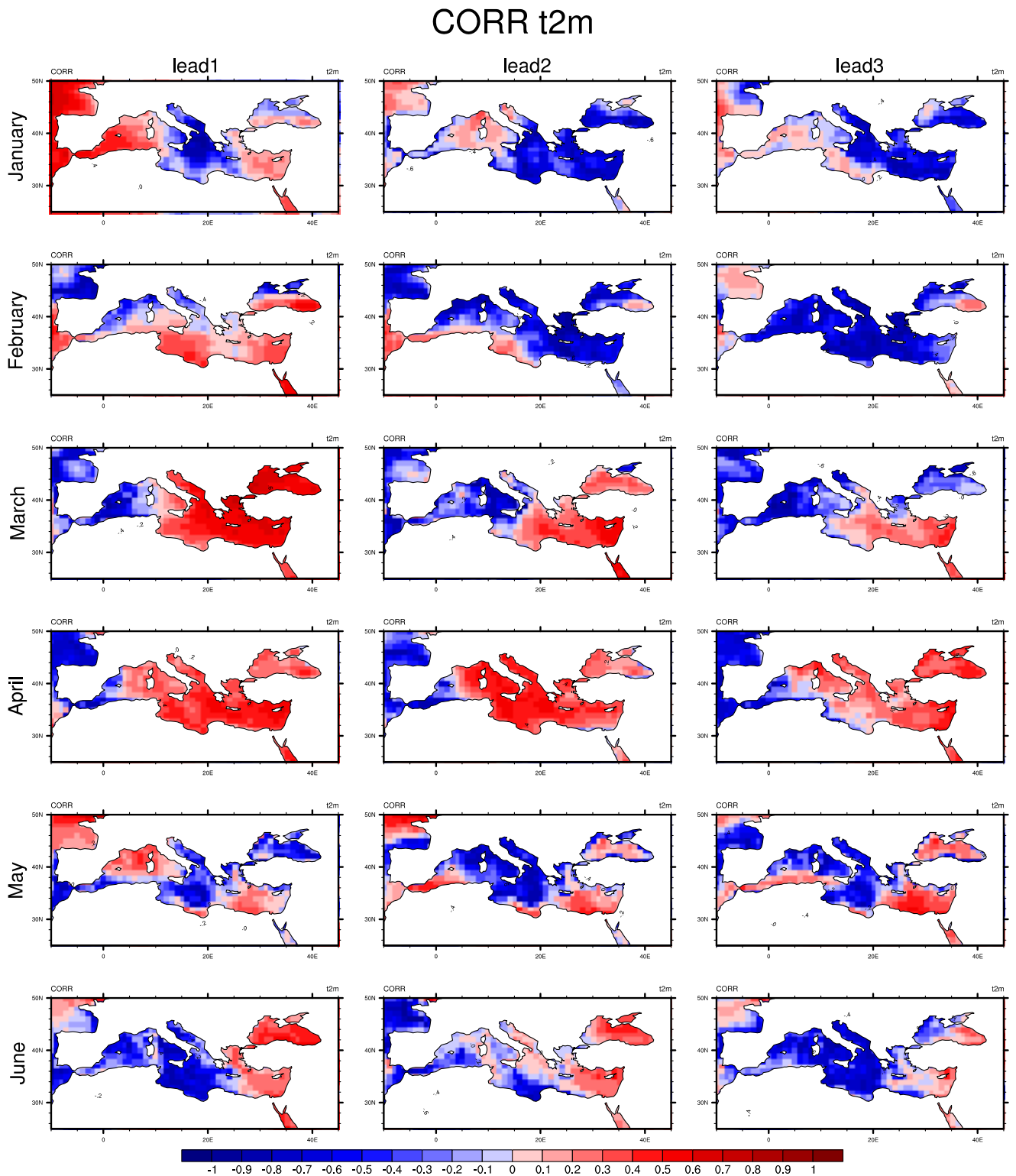


Figura 7a. Correlazione delle anomalie temporali tra ERA5 e la media dell'ensemble previsionale SEAS5 per il periodo 1993-2018 nel bacino del mediterraneo. CORR è calcolato per la temperatura per gennaio, febbraio, marzo, aprile, maggio giugno. Le previsioni hanno il leadtime da 1 a 3.

CORR t2m

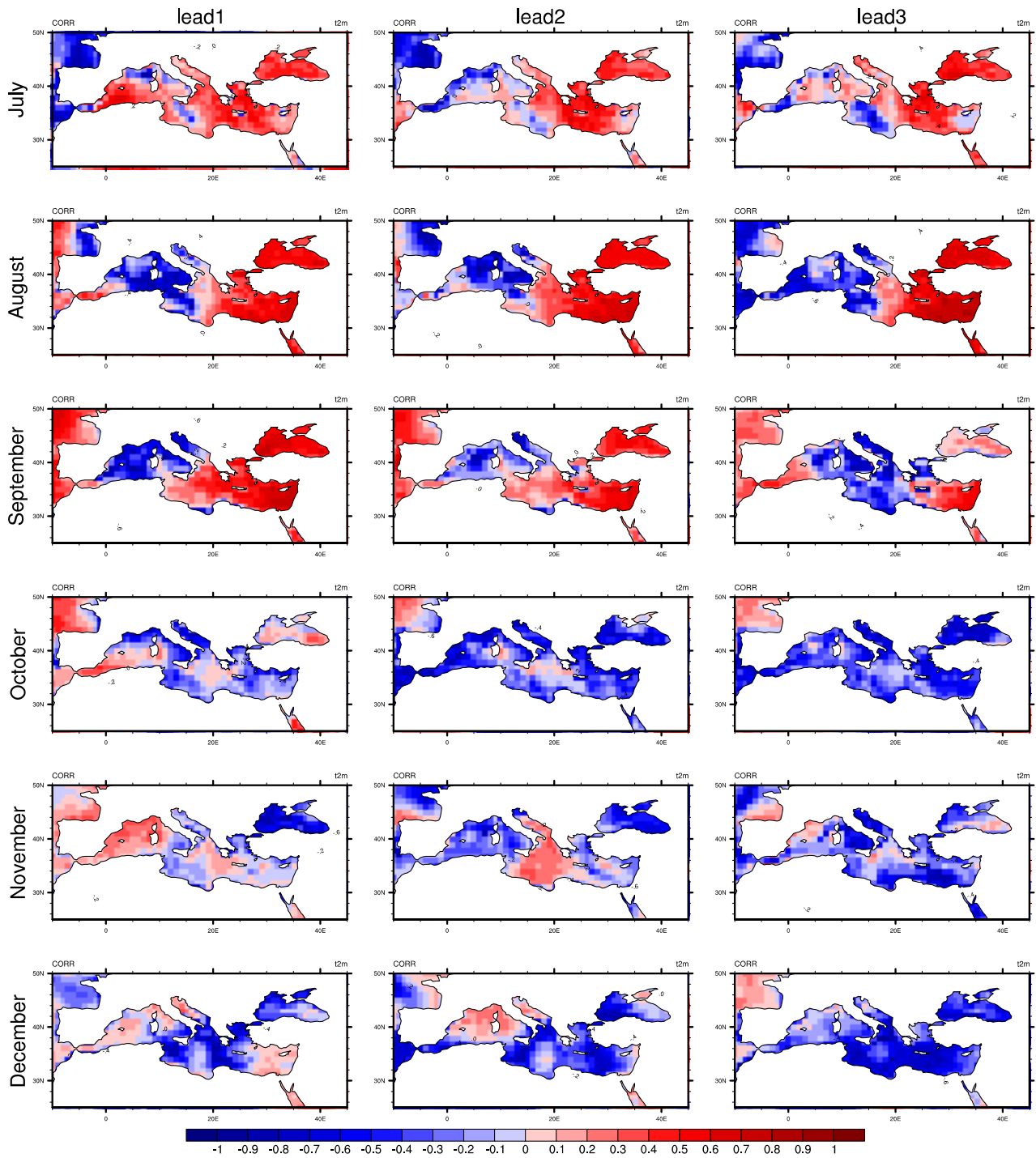


Figura 7b. Correlazione delle anomalie temporali tra ERA5 e la media dell'ensemble previsionale SEAS5 per il periodo 1993-2018 nel bacino del mediterraneo. CORR è calcolato per la temperatura per luglio, agosto, settembre, ottobre e novembre. Le previsioni hanno il leadtime da 1 a 3.

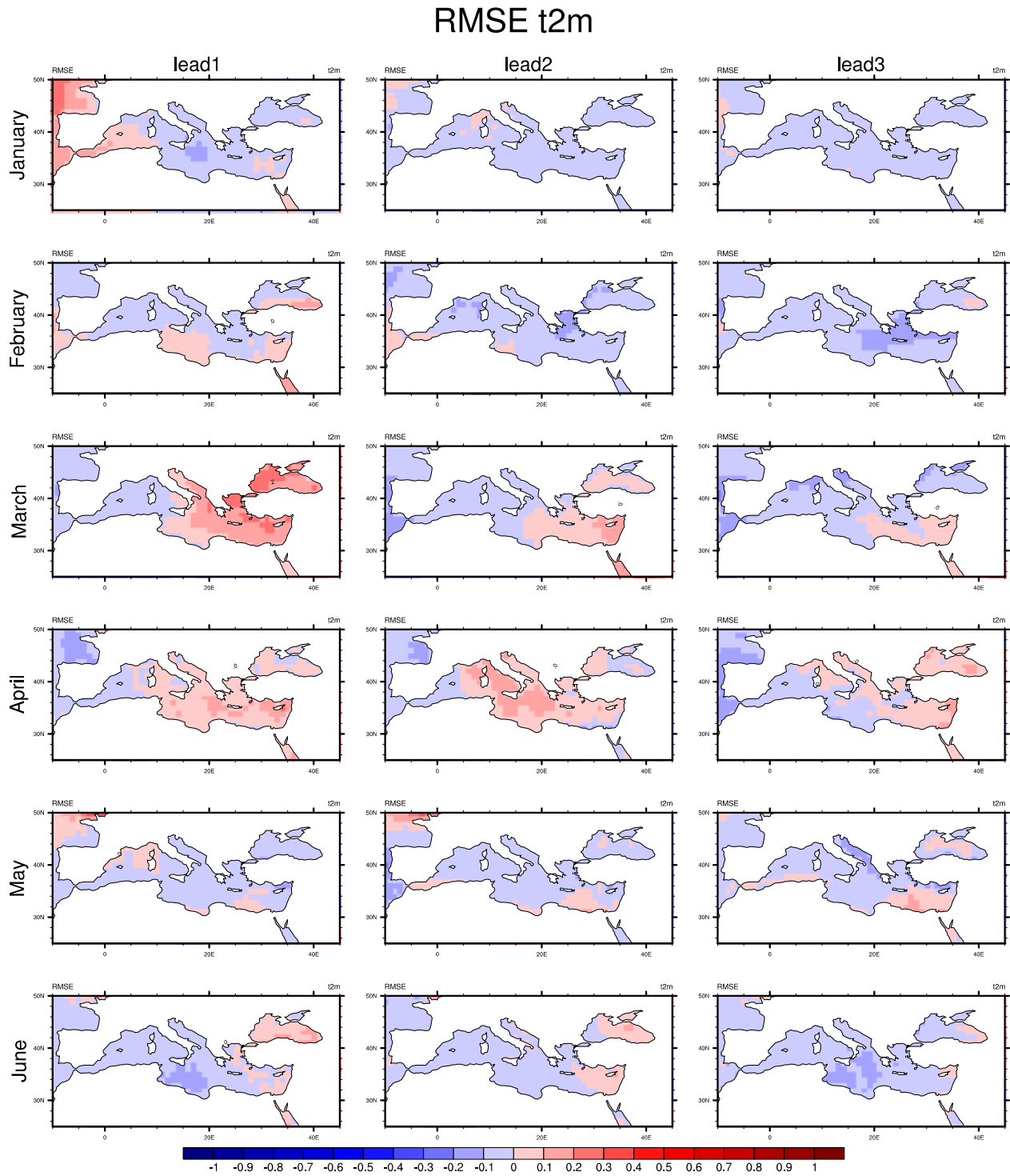


Figura 8a. RMSE skill tra ERA5 e la media dell'ensemble previsionale SEAS5 per il periodo 1993-2018 nel bacino del mediterraneo. RMSE è calcolato per la temperatura per gennaio, febbraio, marzo, aprile, maggio giugno. Le previsioni hanno il leadtime da 1 a 3.

RMSE t2m

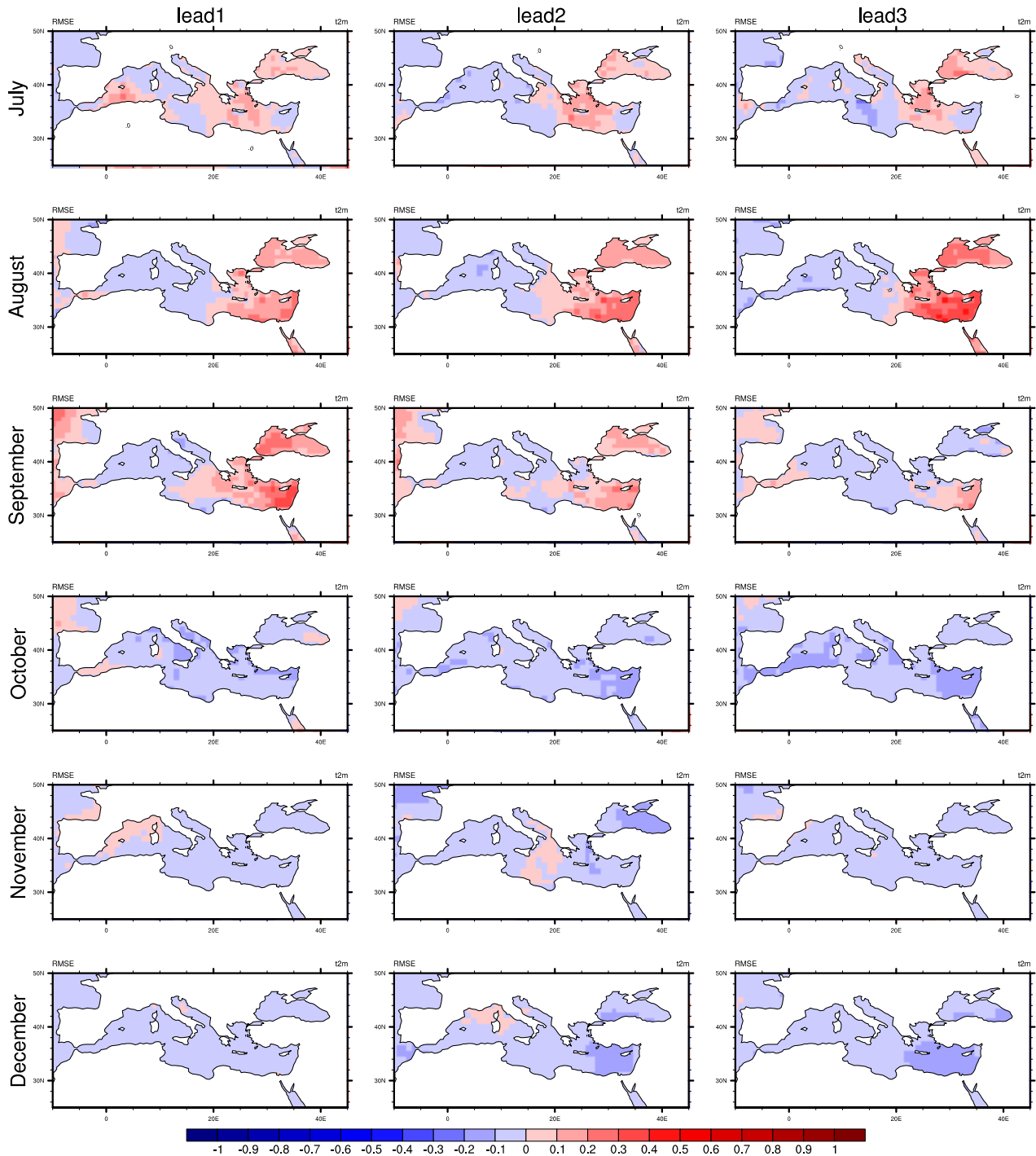


Figura 8b. RMSE skill tra ERA5 e la media dell'ensemble previsionale SEAS5 per il periodo 1993-2018 nel bacino del mediterraneo. RMSE è calcolato per la temperatura per luglio, agosto, settembre, ottobre e novembre. Le previsioni hanno il leadtime da 1 a 3.

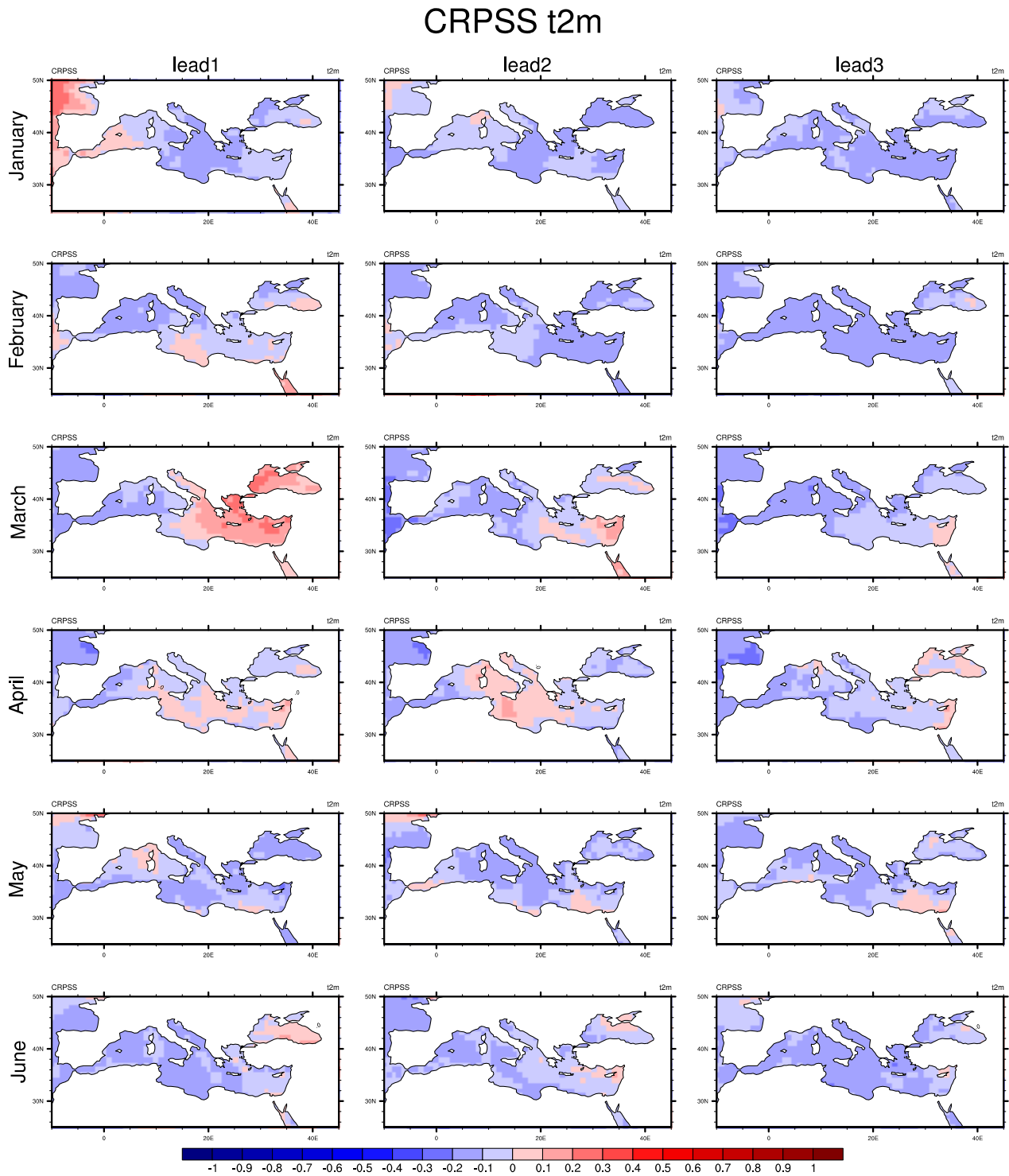


Figura 9a. CRPSS skill dell'ensemble previsionale SEAS5 rispetto la climatologia ERA5 per il periodo 1993-2018 nel bacino del mediterraneo. CRPSS è calcolato per la temperatura per gennaio, febbraio, marzo, aprile, maggio giugno. Le previsioni hanno il leadtime da 1 a 3.

CRPSS t2m

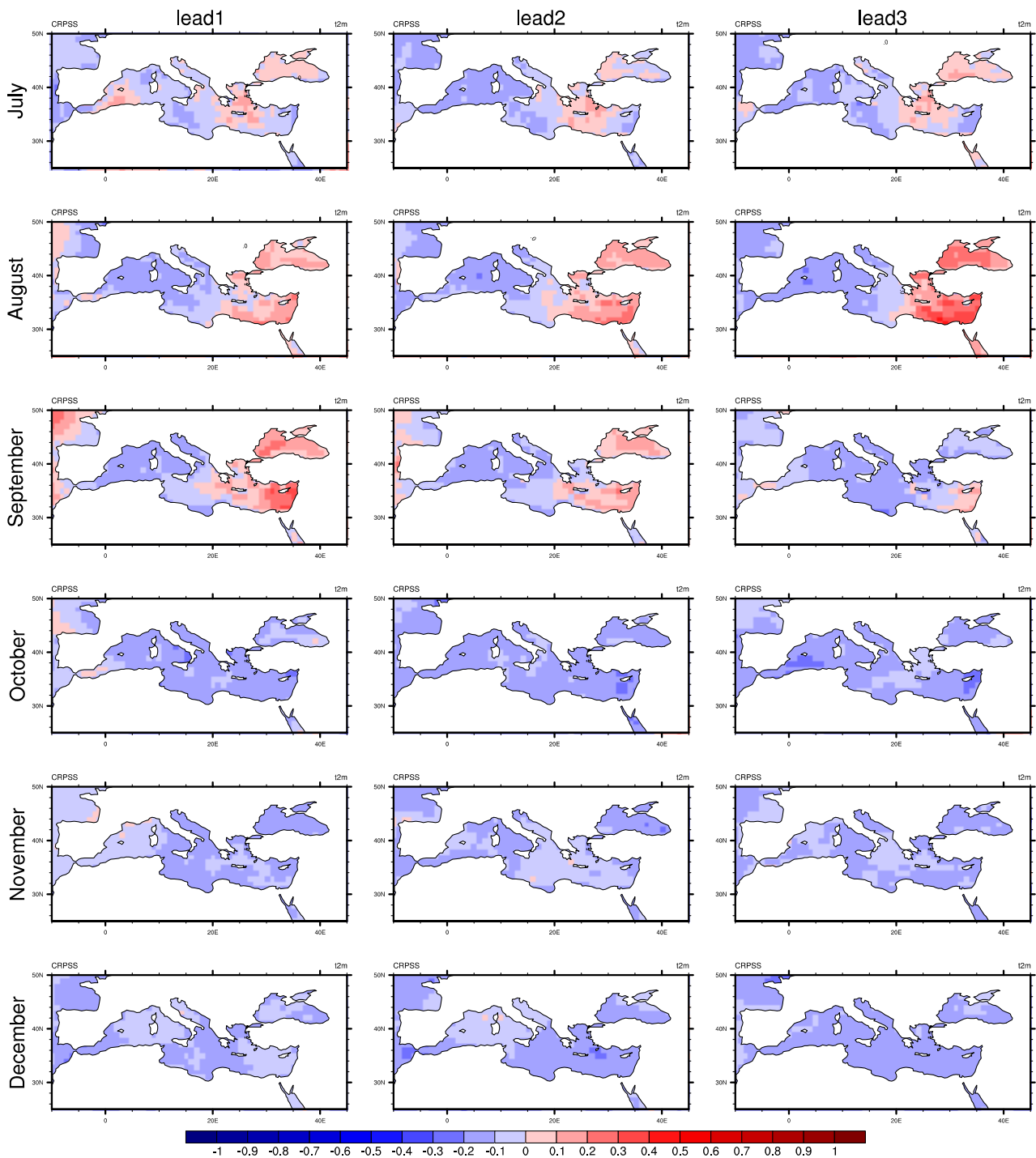


Figura 9b. CRPSS skill dell'ensemble previsionale SEAS5 rispetto la climatologia ERA5 per il periodo 1993-2018 nel bacino del mediterraneo. CRPSS è calcolato per la temperatura per luglio, agosto, settembre, ottobre e novembre. Le previsioni hanno il leadtime da 1 a 3.

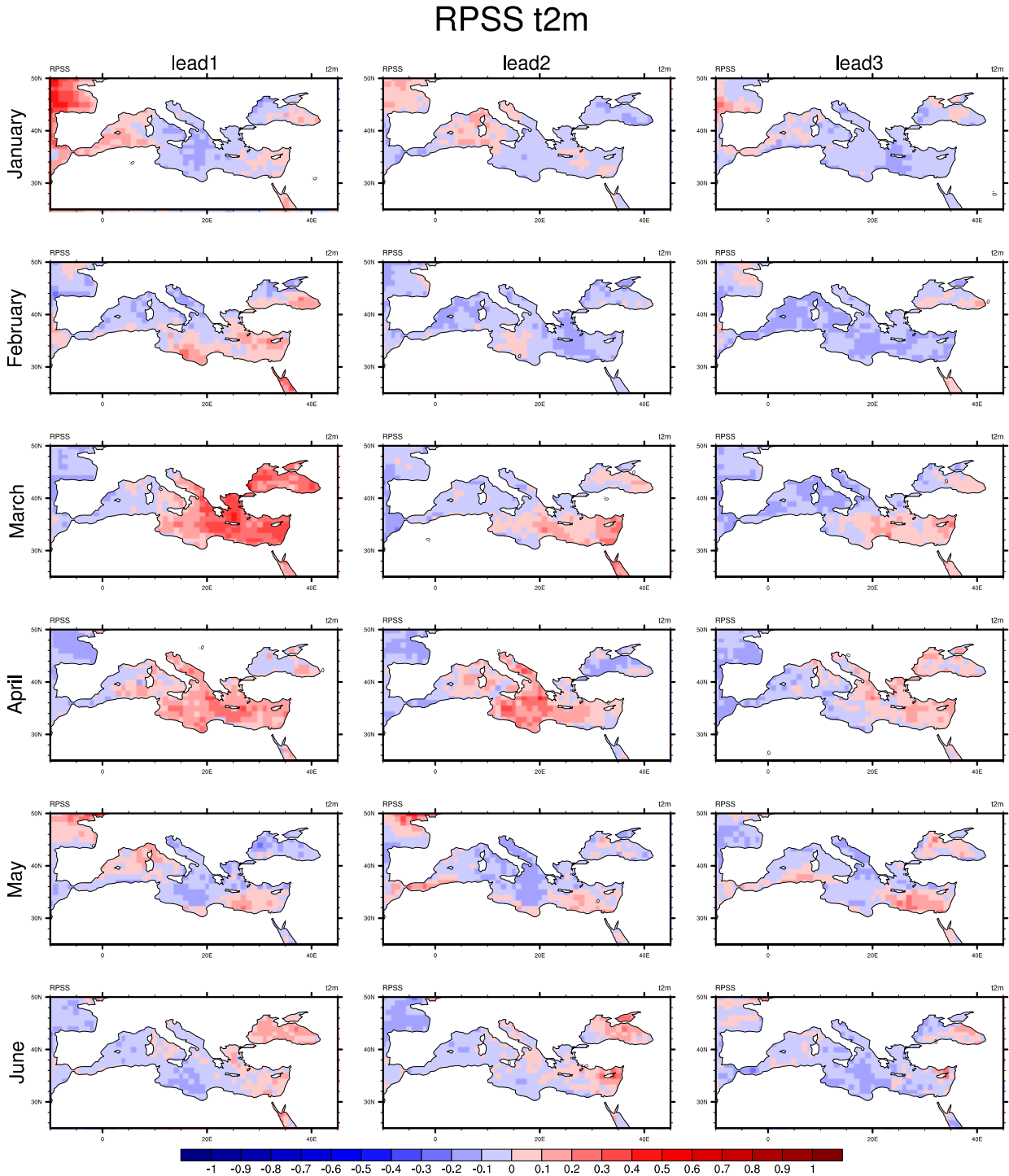


Figura 10a. RPSS skill dell'ensemble previsionale SEAS5 rispetto la climatologia ERA5 per il periodo 1993-2018 nel bacino del mediterraneo. RPSS è calcolato per la temperatura per gennaio, febbraio, marzo, aprile, maggio giugno. Le previsioni hanno il leadtime da 1 a 3.

RPSS t2m

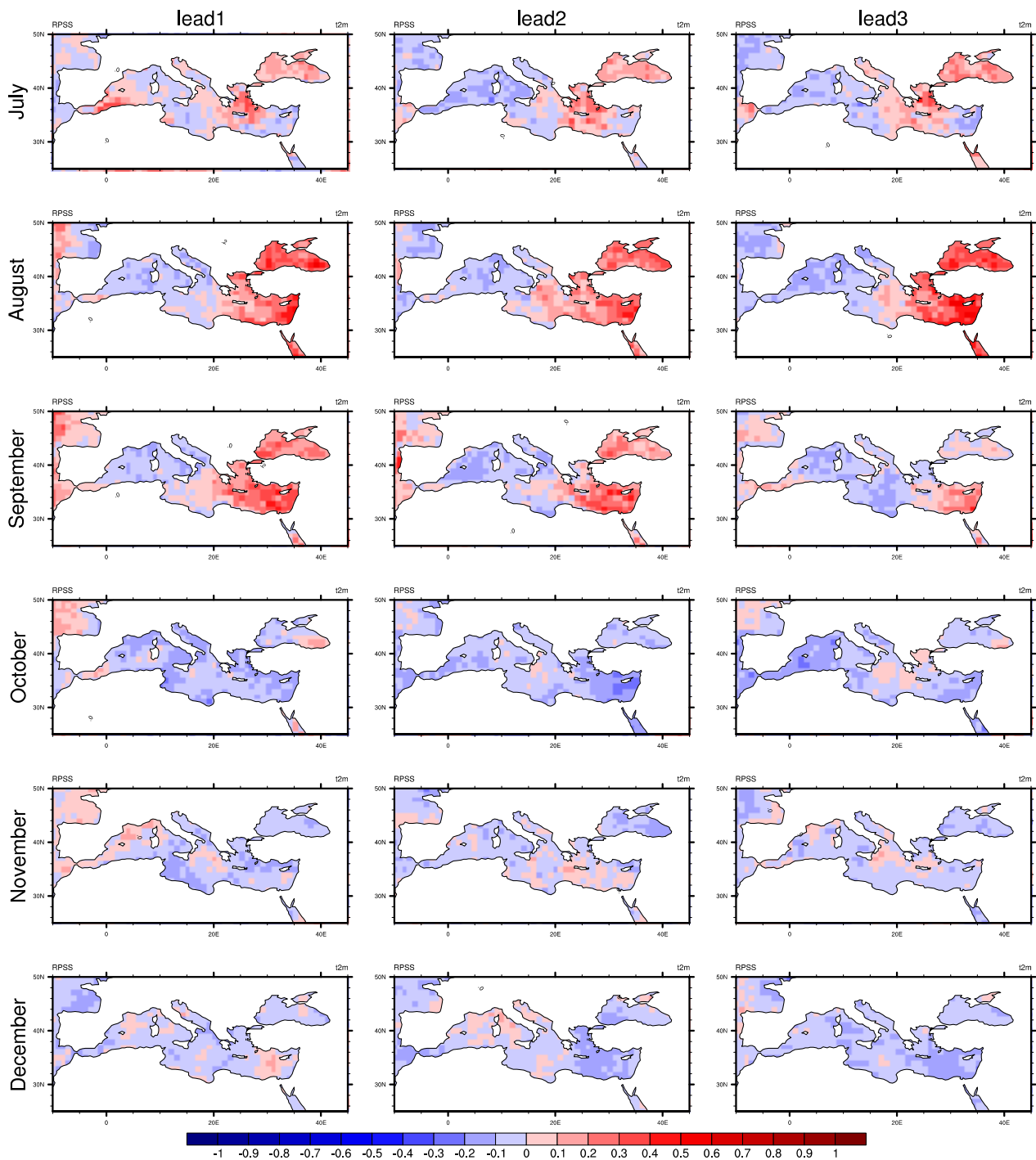


Figura 10b. RPSS skill dell'ensemble previsionale SEAS5 rispetto la climatologia ERA5 per il periodo 1993-2018 nel bacino del mediterraneo. RPSS è calcolato per la temperatura per luglio, agosto, settembre, ottobre e novembre. Le previsioni hanno il leadtime da 1 a 3.

Per il vento superficiale, la correlazione è fortemente negativa nei mesi invernali (Figura 11). Lo score deterministico RMSE (Figura 12) e gli scores probabilistici CRPS (Figura 13) e CRPS (Figura 14) a lead 1

mostrano pattern di predicibilità sul mediterraneo centrale per maggio e giugno e a lead3 anche per ottobre e novembre. Con score RPSS che presenta valori maggiori rispetto al CRPSS.

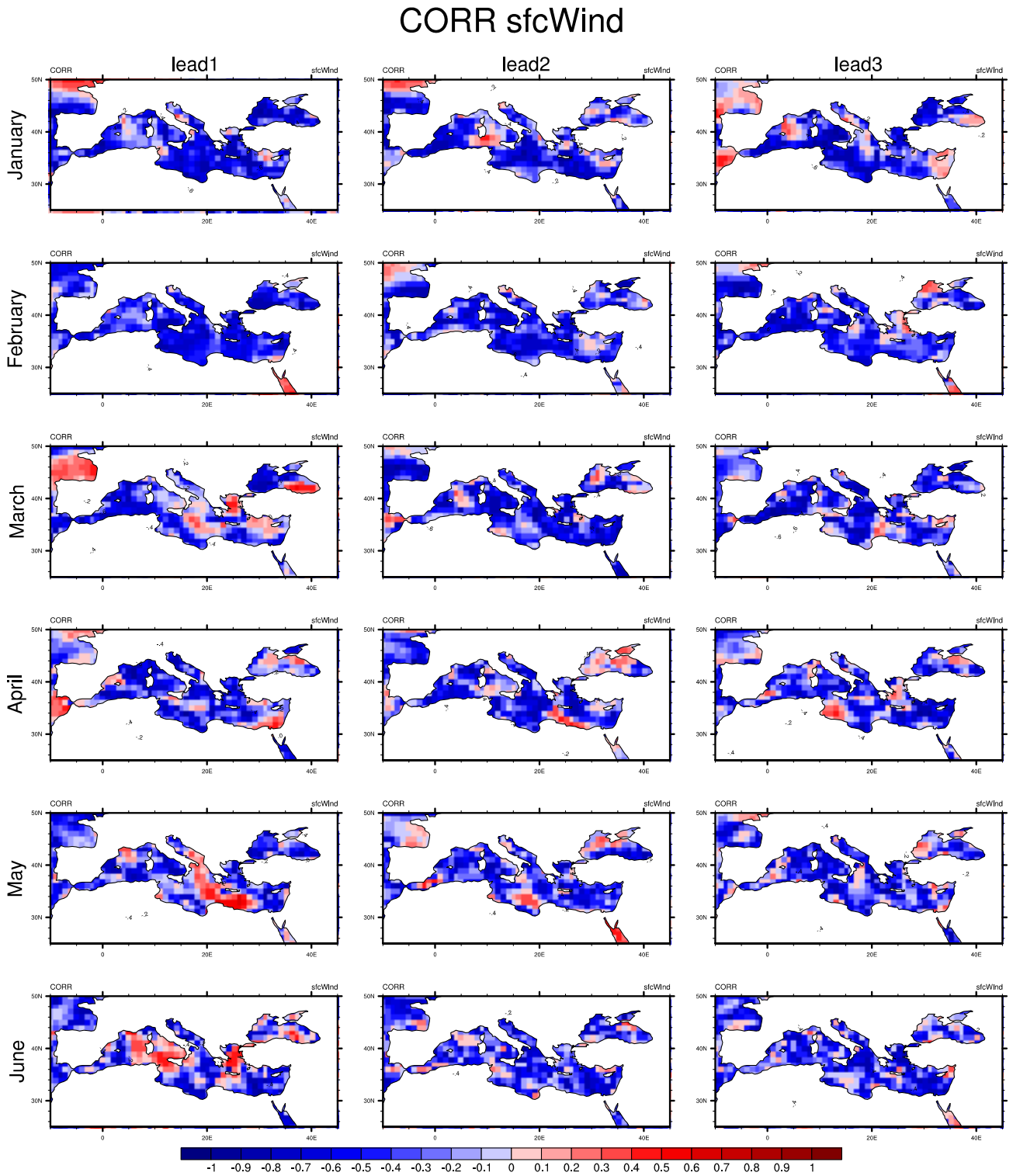


Figura 11a. Correlazione delle anomalie temporali tra ERA5 e la media dell'ensemble previsionale SEAS5 per il periodo 1993-2018 nel bacino del mediterraneo. CORR è calcolato per il vento superficiale per gennaio, febbraio, marzo, aprile, maggio giugno. Le previsioni hanno il leadtime da 1 a 3.

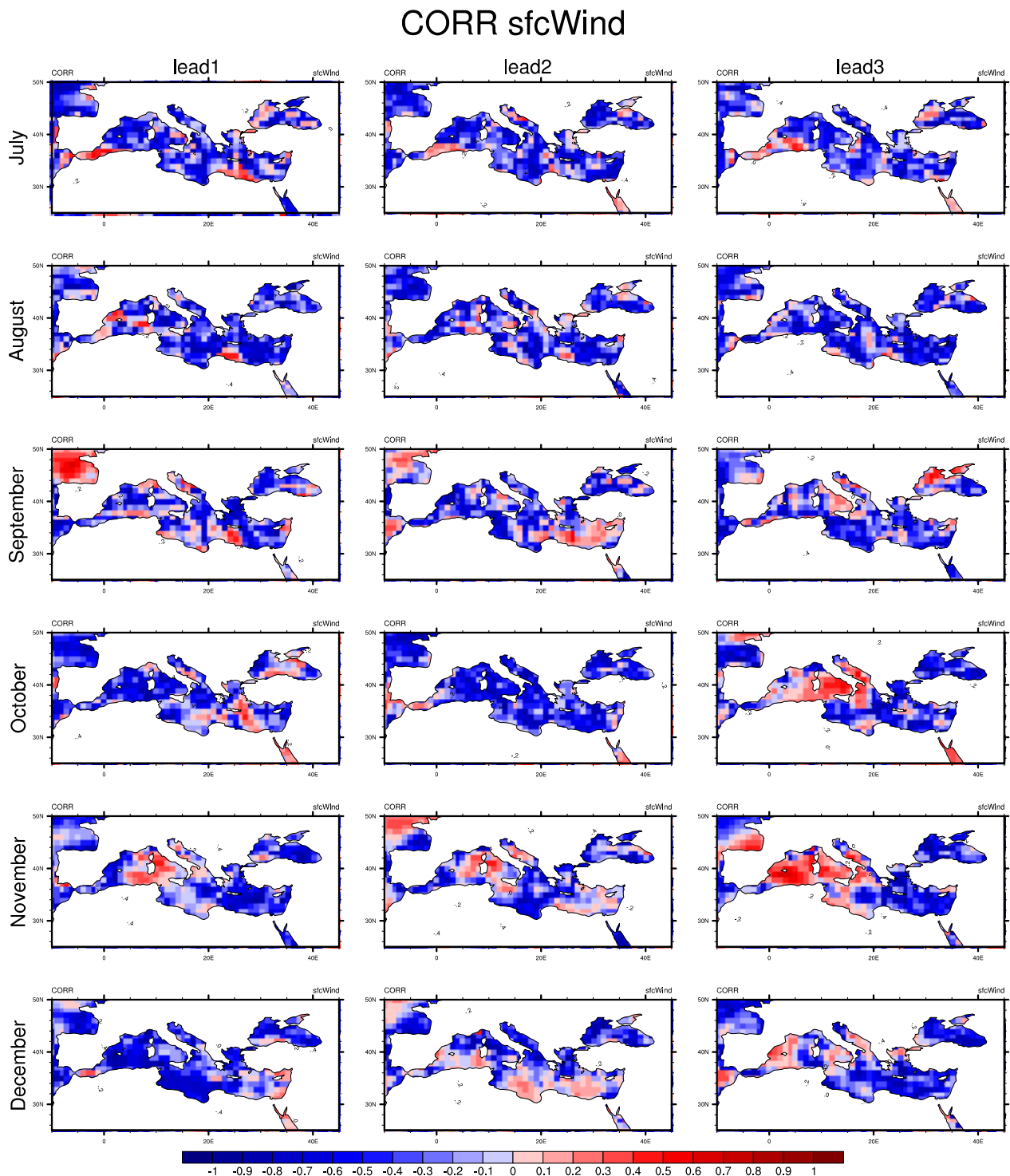


Figura 11b. Correlazione delle anomalie temporali tra ERA5 e la media dell'ensemble previsionale SEAS5 per il periodo 1993-2018 nel bacino del mediterraneo. CORR è calcolato per il vento superficiale per luglio, agosto, settembre, ottobre e novembre. Le previsioni hanno il leadtime da 1 a 3.

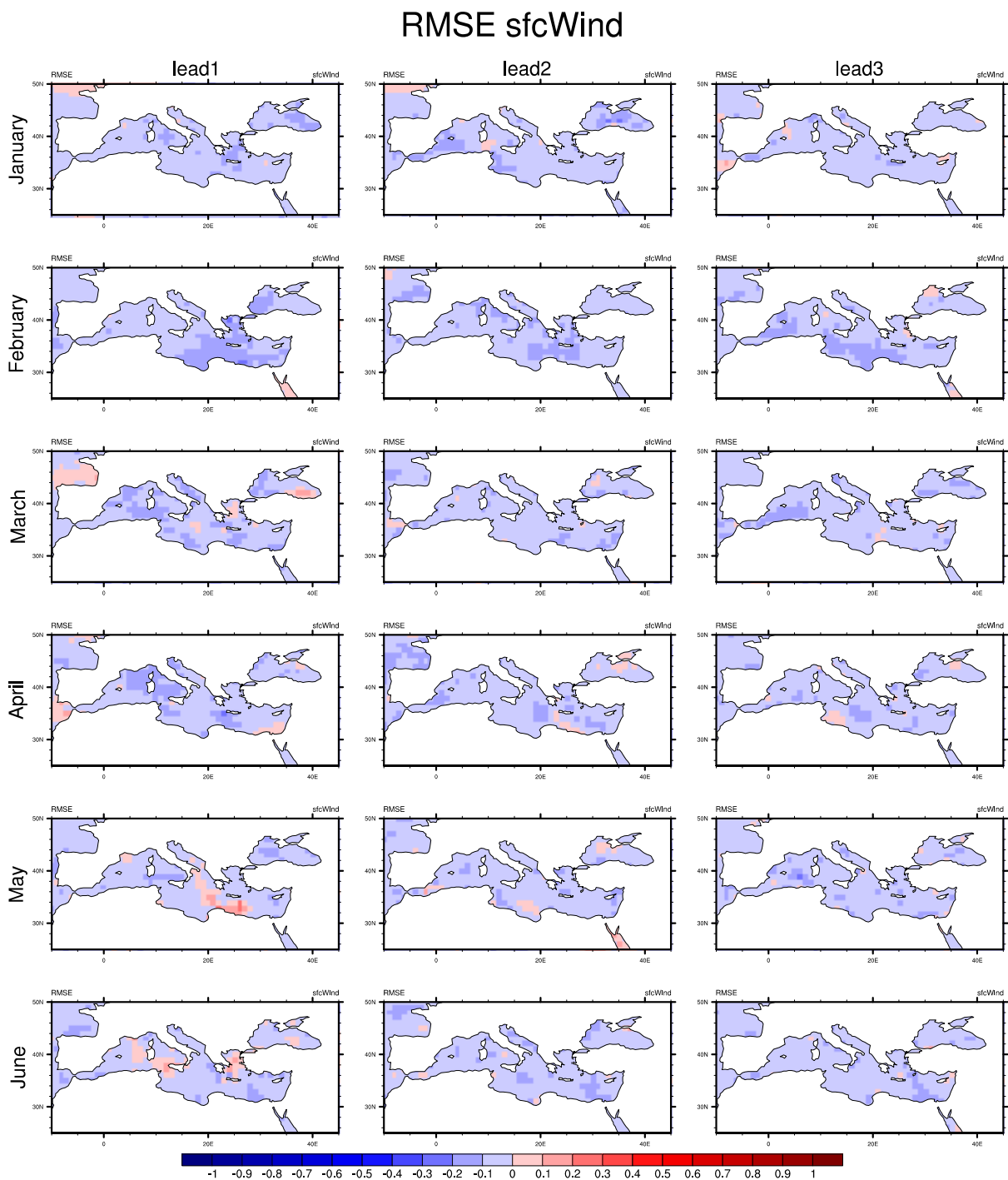


Figura 12a. RMSE skill tra ERA5 e la media dell'ensemble previsionale SEAS5 per il periodo 1993-2018 nel bacino del mediterraneo. RMSE è calcolato per il vento superficiale per gennaio, febbraio, marzo, aprile, maggio giugno. Le previsioni hanno il leadtime da 1 a 3

RMSE sfcWind

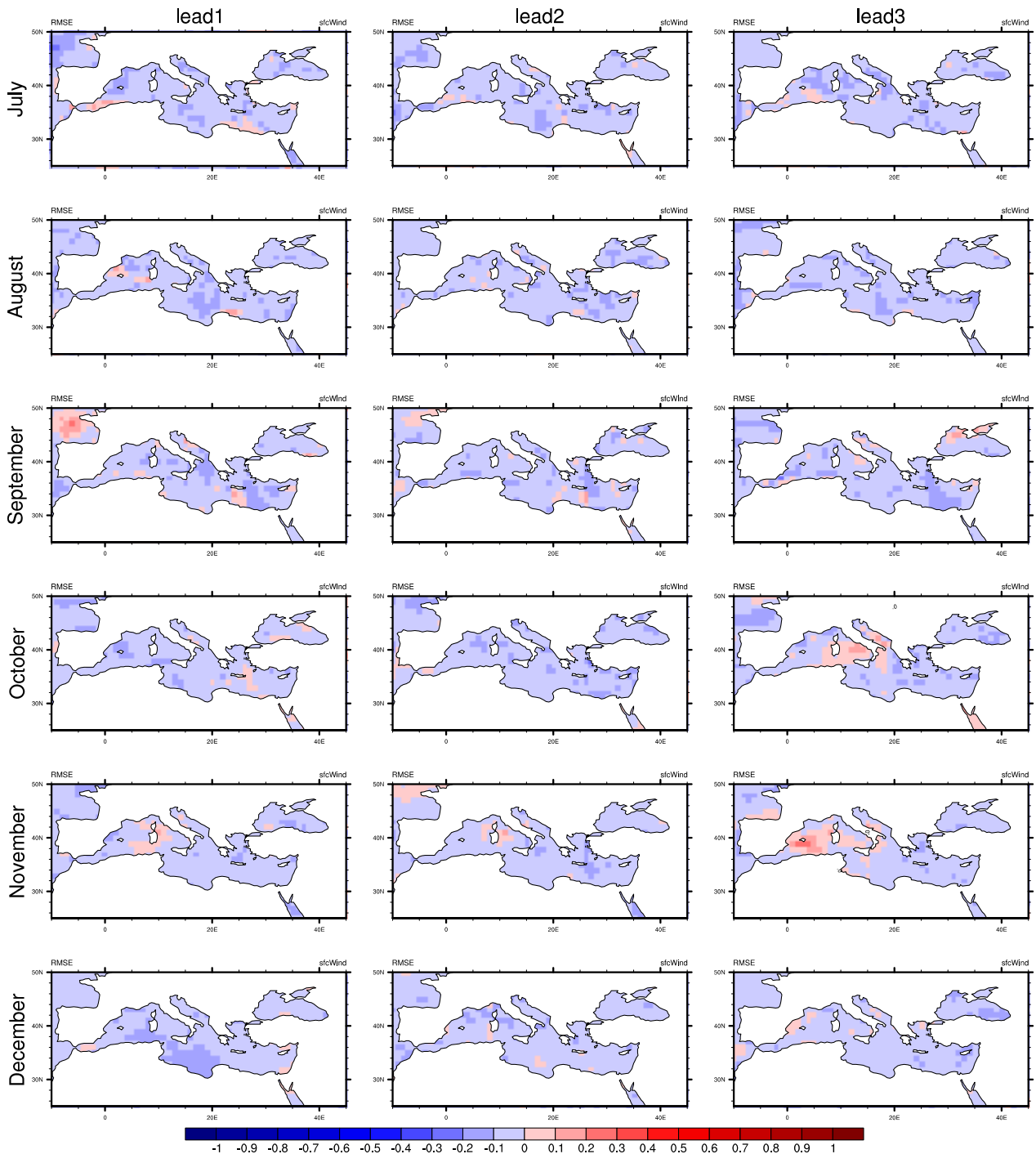


Figura 12b. RMSE skill tra ERA5 e la media dell'ensemble previsionale SEAS5 per il periodo 1993-2018 nel bacino del mediterraneo. RMSE è calcolato per il vento superficiale per luglio, agosto, settembre, ottobre e novembre. Le previsioni hanno il leadtime da 1 a 3.

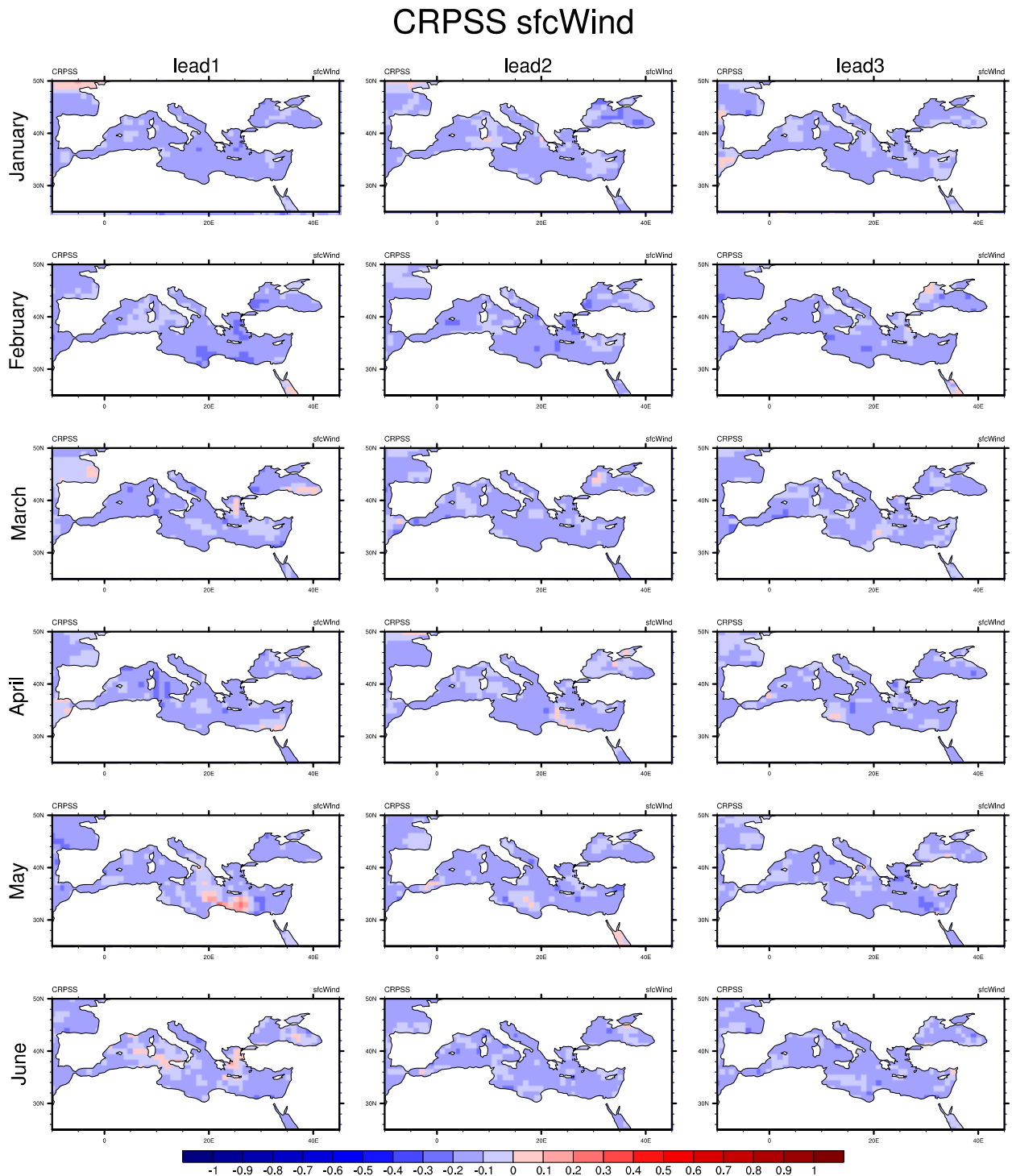


Figura 13a. CRPSS skill dell'ensemble previsionale SEAS5 rispetto la climatologia ERA5 per il periodo 1993-2018 nel bacino del mediterraneo. CRPSS è calcolato per il vento superficiale per gennaio, febbraio, marzo, aprile, maggio giugno. Le previsioni hanno il leadtime da 1 a 3.

CRPSS sfcWind

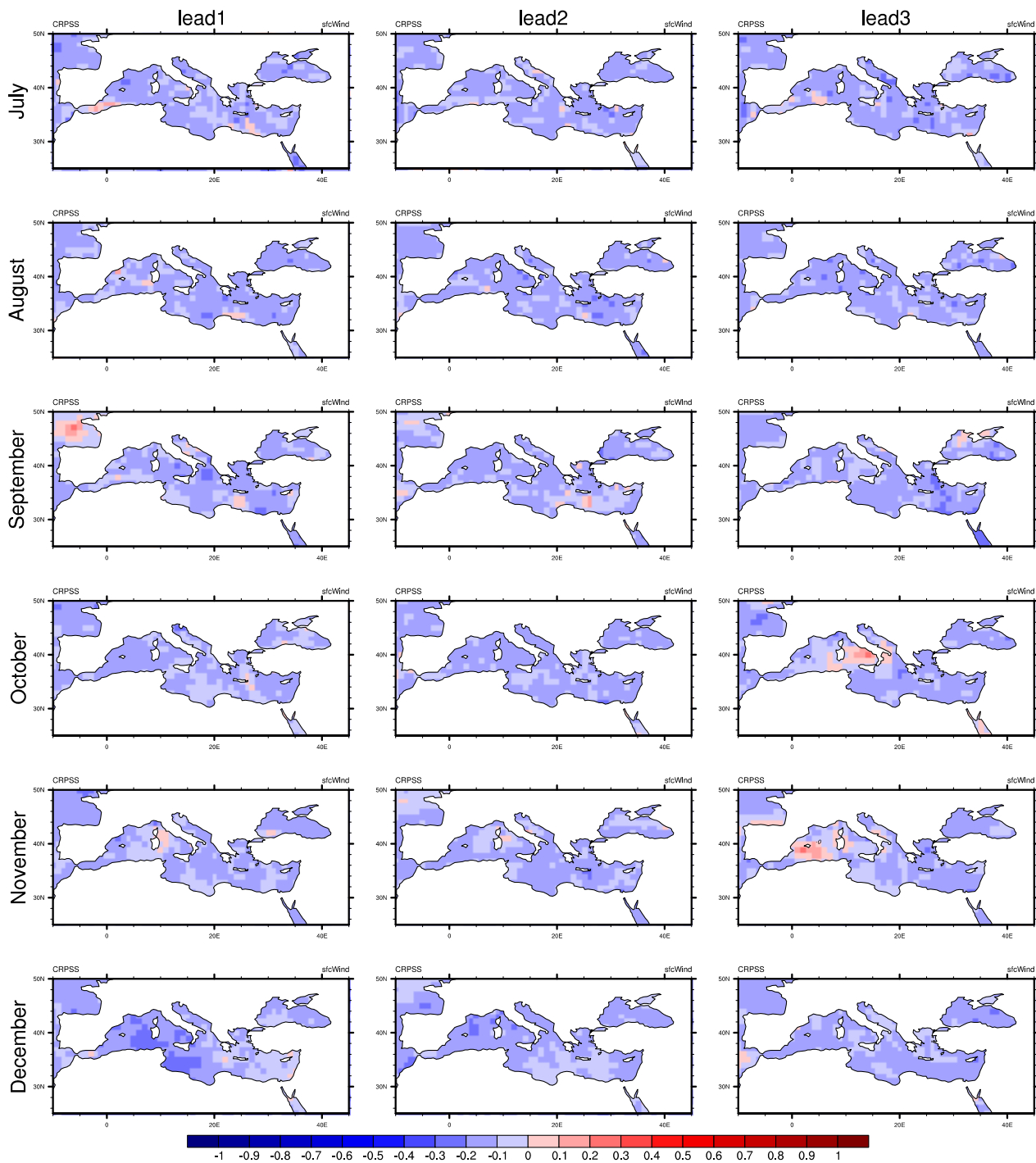


Figura 13b. CRPSS skill dell'ensemble previsionale SEAS5 rispetto la climatologia ERA5 per il periodo 1993-2018 nel bacino del mediterraneo. CRPSS è calcolato per il vento superficiale per luglio, agosto, settembre, ottobre e novembre. Le previsioni hanno il leadtime da 1 a 3.

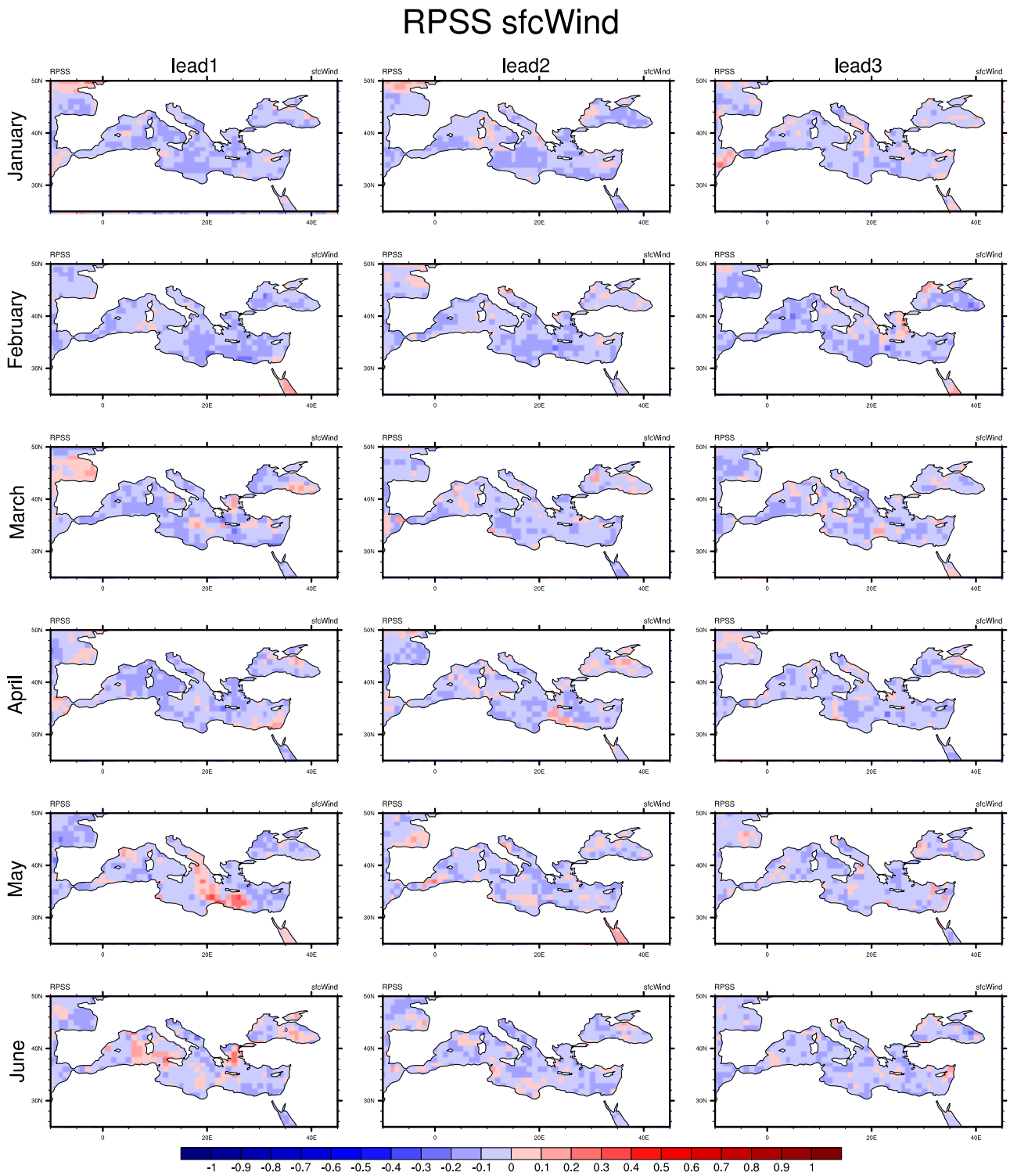


Figura 14a. Figura 10a. RPSS skill dell'ensemble previsionale SEAS5 rispetto la climatologia ERA5 per il periodo 1993-2018 nel bacino del mediterraneo. RPSS è calcolato per il vento superficiale per gennaio, febbraio, marzo, aprile, maggio giugno. Le previsioni hanno il leadtime da 1 a 3.

RPSS sfcWind

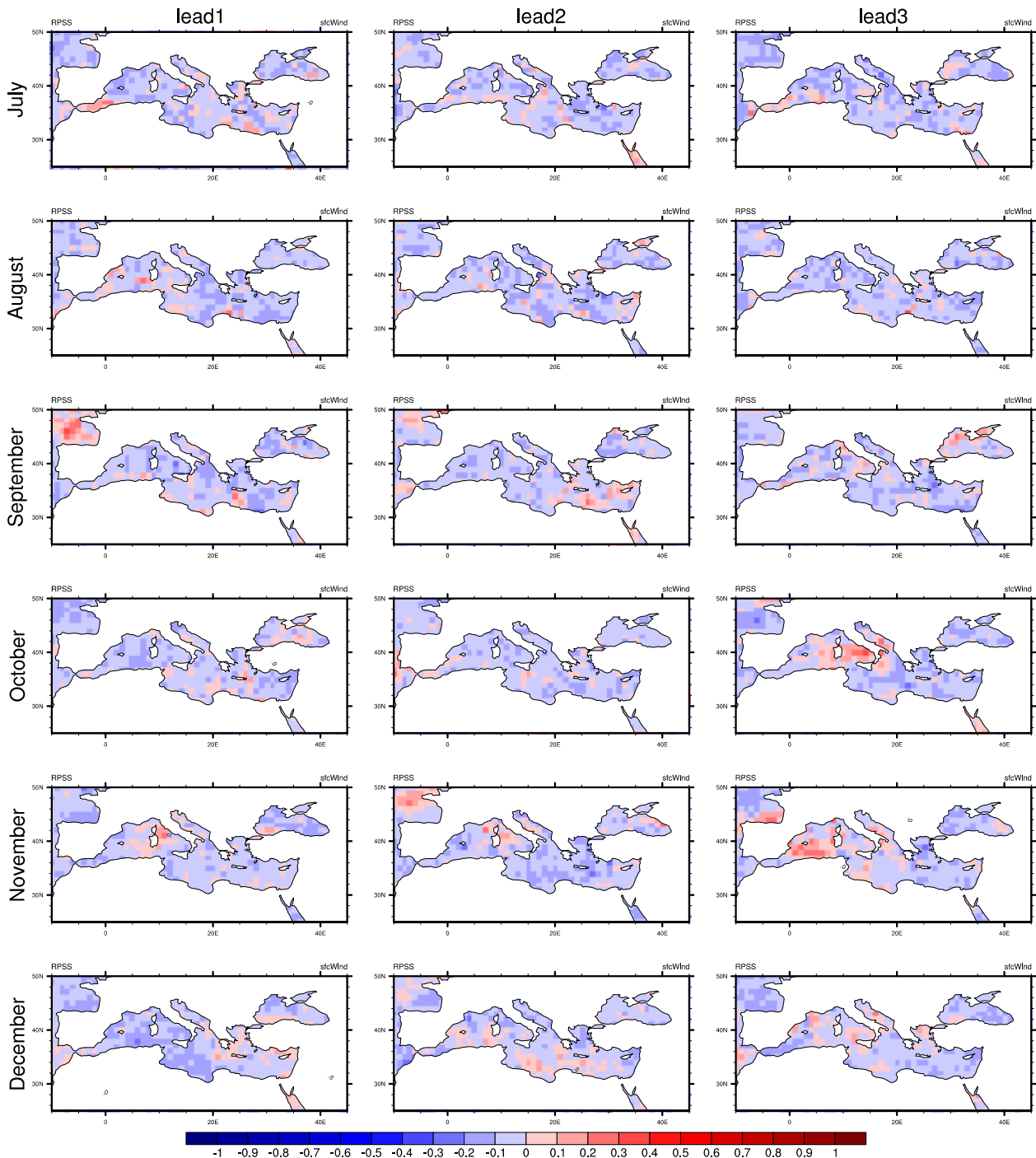


Figura 14b. RPSS skill dell'ensemble previsionale SEAS5 rispetto la climatologia ERA5 per il periodo 1993-2018 nel bacino del mediterraneo. RPSS è calcolato per il vento superficiale per luglio, agosto, settembre, ottobre e novembre. Le previsioni hanno il leadtime da 1 a 3.

La correlazione tra la media dell'ensemble SEAS5 e ERA5 (Figura 15), evidenzia valori positivi nel mediterraneo orientale a marzo (lead 1) ad aprile (lead1 e lead2). Nei mesi di luglio ed agosto valori di

correlazione positivi circondano la penisola italiana anche a lead time uguale a 2 e 3. Lo score RMSE (Figura16) evidenzia un simile andamento stagionale, con volari tuttavia leggermente superiori allo zero. Rispetto allo score probabilistico continuo (CRPSS) in Figura 17, lo score probabilistico RPSS (Figura18) calcolato sui terzi, evidenzia chiari pattern di predicibilità nei mesi estivi.

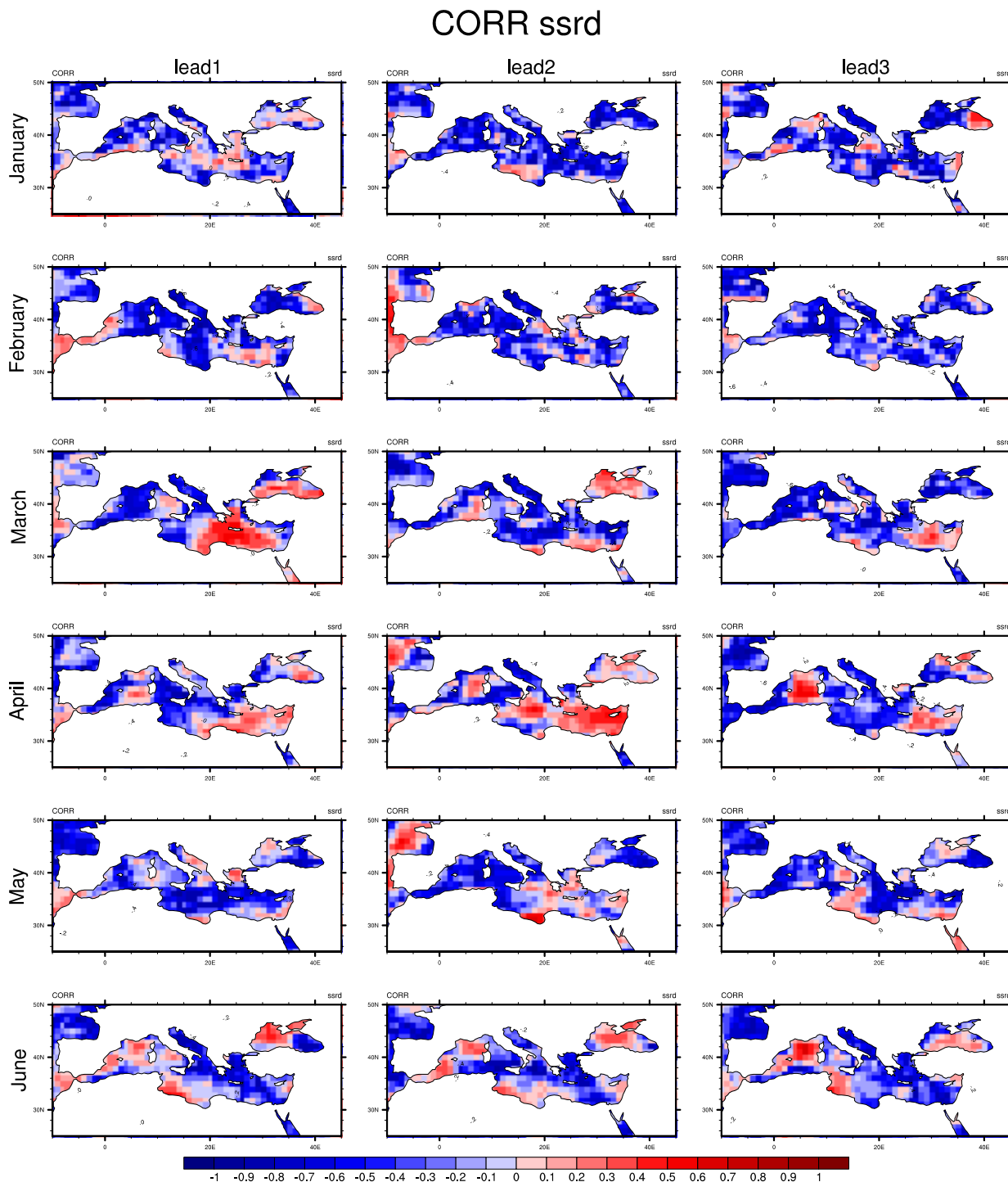


Figura 15a. Correlazione delle anomalie temporali tra ERA5 e la media dell'ensemble previsionale SEAS5 per il periodo 1993-2018 nel bacino del mediterraneo. CORR è calcolato per la radiazione solare superficiale per gennaio, febbraio, marzo, aprile, maggio giugno. Le previsioni hanno il leadtime da 1 a 3.

CORR ssrd

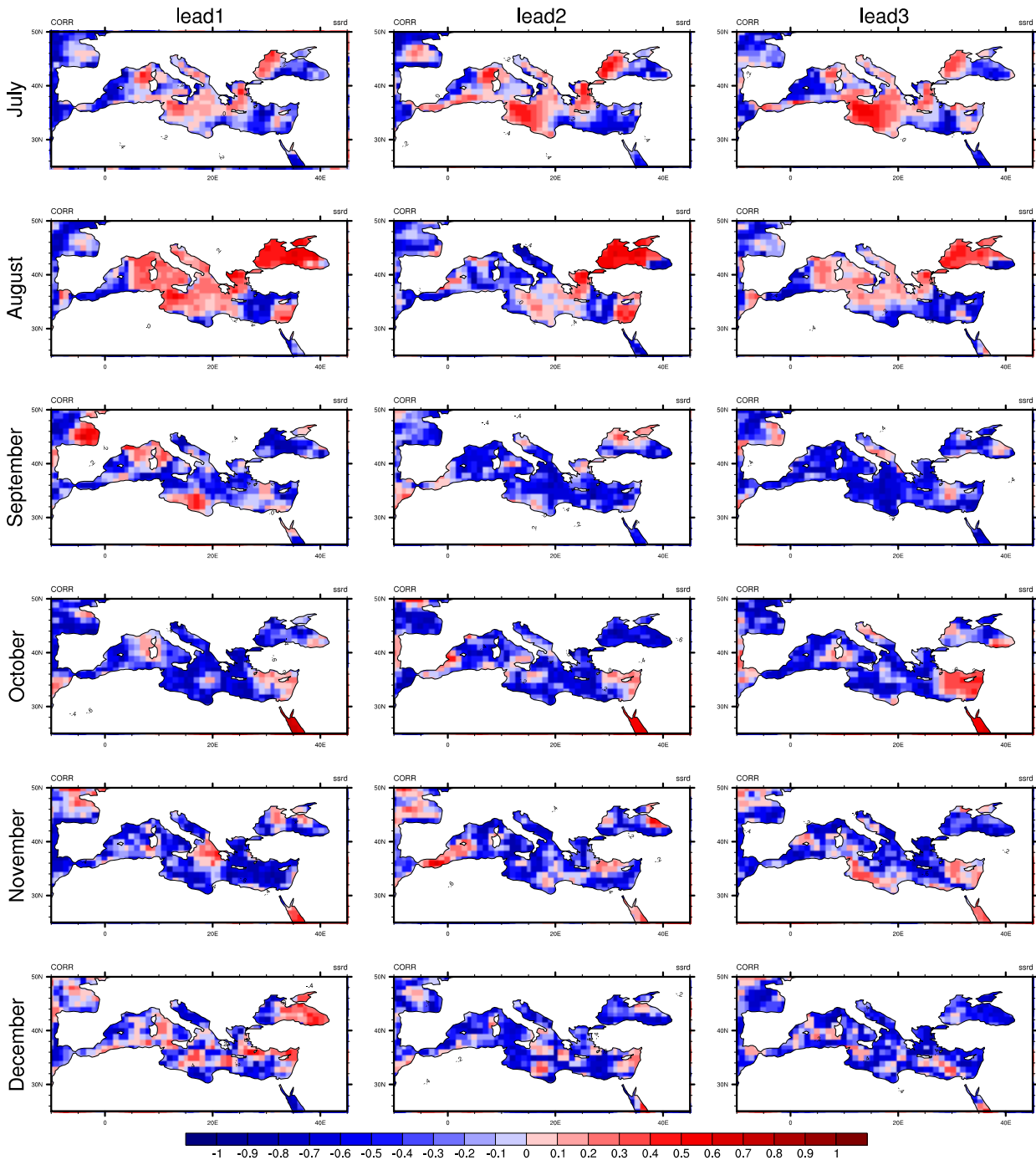


Figura 15b. Correlazione delle anomalie temporali tra ERA5 e la media dell'ensemble previsionale SEAS5 per il periodo 1993-2018 nel bacino del mediterraneo. CORR è calcolato per la radiazione solare superficiale per luglio, agosto, settembre, ottobre e novembre. Le previsioni hanno il leadtime da 1 a 3.

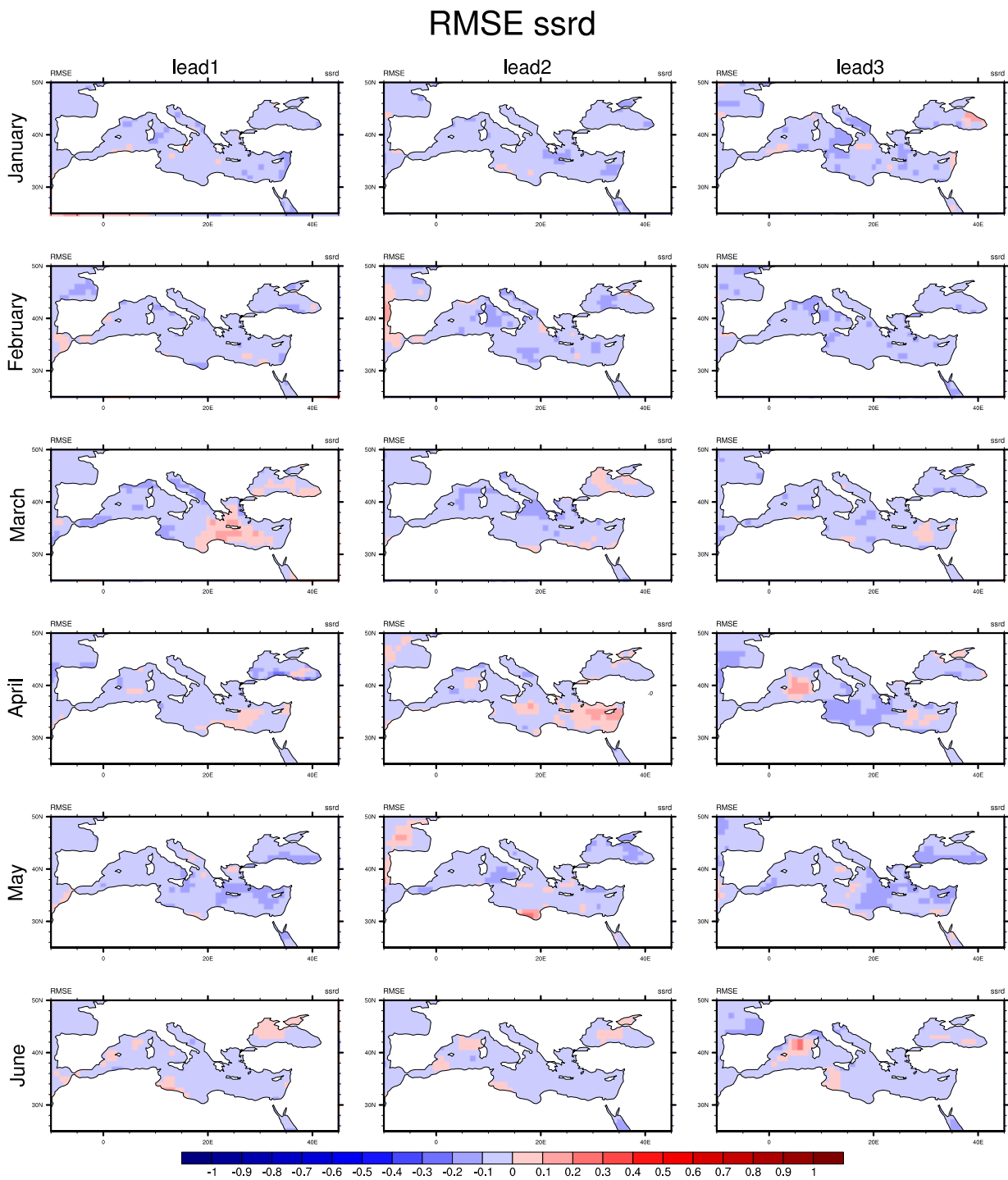


Figura 16a. RMSE skill tra ERA5 e la media dell'ensemble previsionale SEAS5 per il periodo 1993-2018 nel bacino del mediterraneo. RMSE è calcolato per la radiazione solare superficiale per gennaio, febbraio, marzo, aprile, maggio giugno. Le previsioni hanno il leadtime da 1 a 3

RMSE ssrd

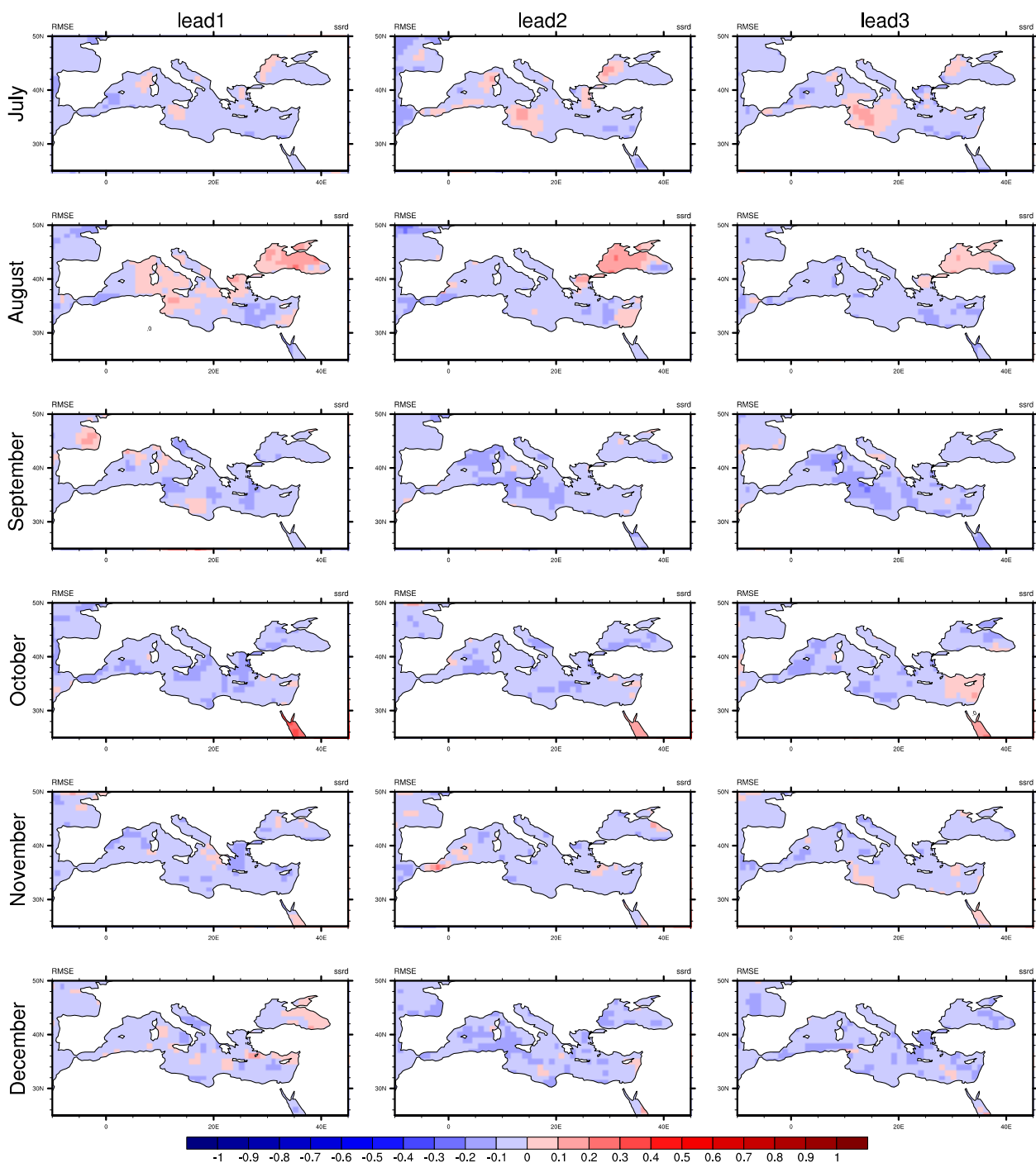


Figura 16b. RMSE skill tra ERA5 e la media dell'ensemble previsionale SEAS5 per il periodo 1993-2018 nel bacino del mediterraneo. RMSE è calcolato per la radiazione solare superficiale per luglio, agosto, settembre, ottobre e novembre. Le previsioni hanno il leadtime da 1 a 3.

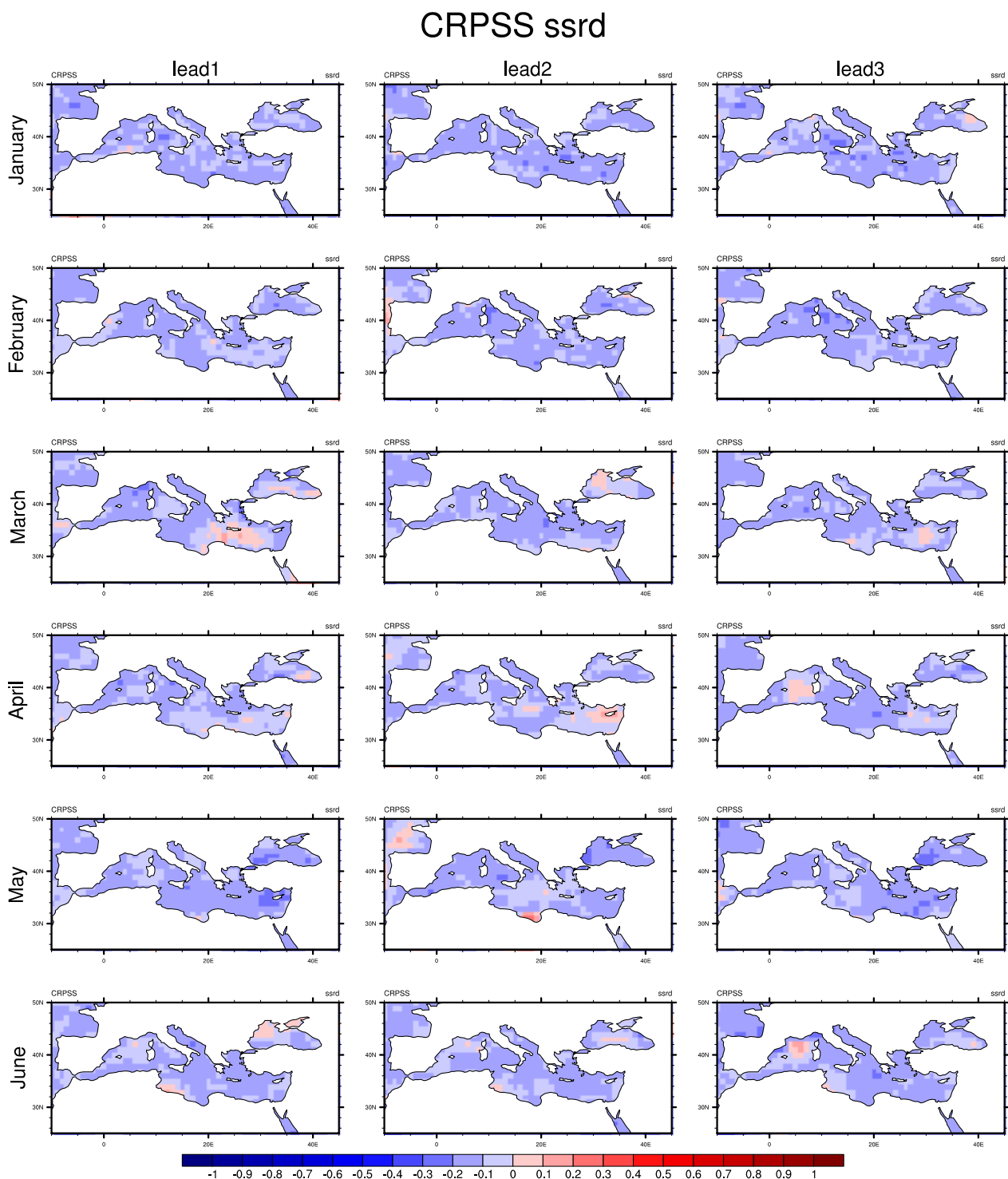


Figura 17a. CRPSS skill dell'ensemble previsionale SEAS5 rispetto la climatologia ERA5 per il periodo 1993-2018 nel bacino del mediterraneo. CRPSS è calcolato per la radiazione solare superficiale per gennaio, febbraio, marzo, aprile, maggio giugno. Le previsioni hanno il leadtime da 1 a 3.

CRPSS ssrd

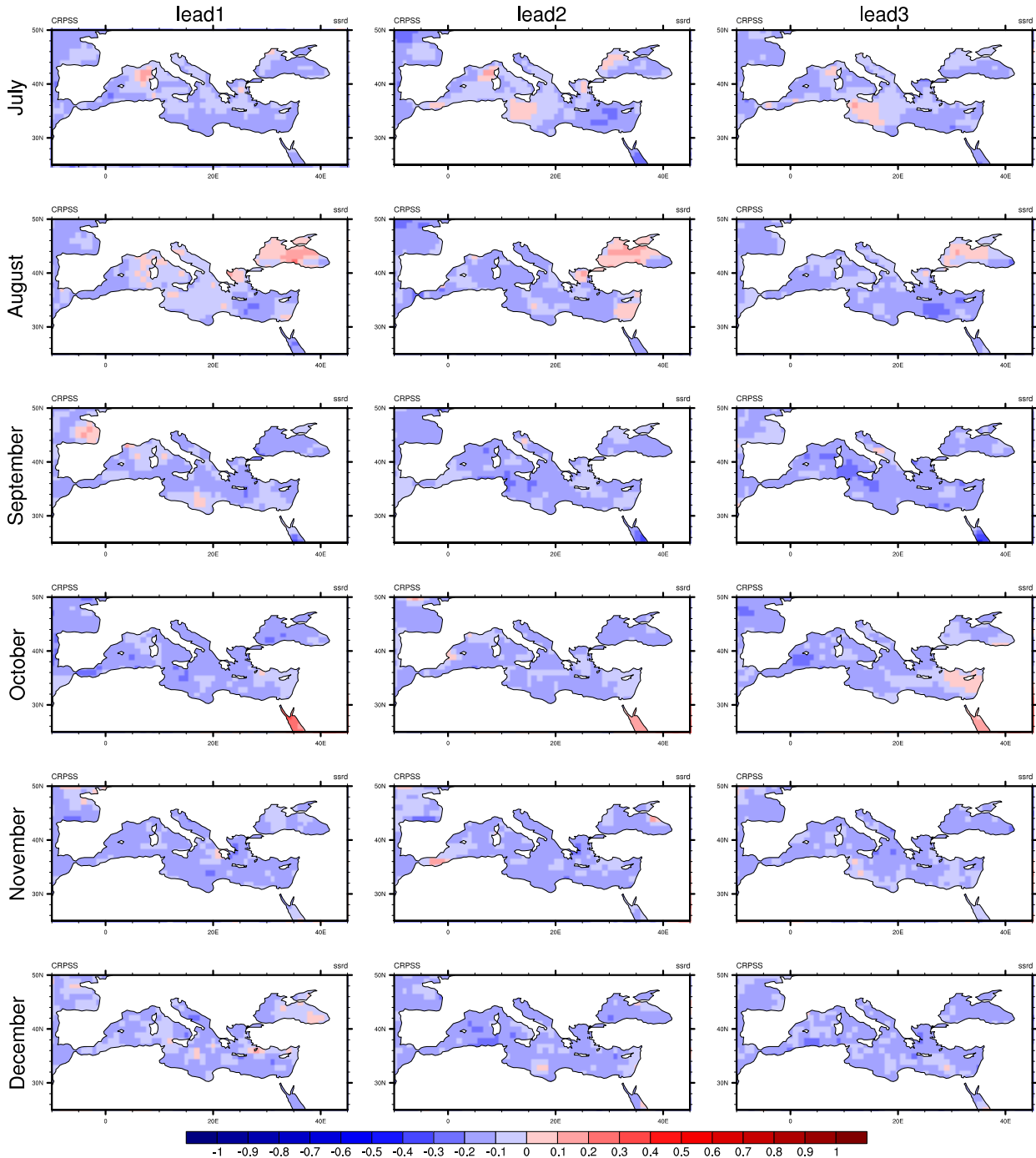


Figura 17b. CRPSS skill dell'ensemble previsionale SEAS5 rispetto la climatologia ERA5 per il periodo 1993-2018 nel bacino del mediterraneo. CRPSS è calcolato per la radiazione solare superficiale per luglio, agosto, settembre, ottobre e novembre. Le previsioni hanno il leadtime da 1 a 3.

RPSS ssrd

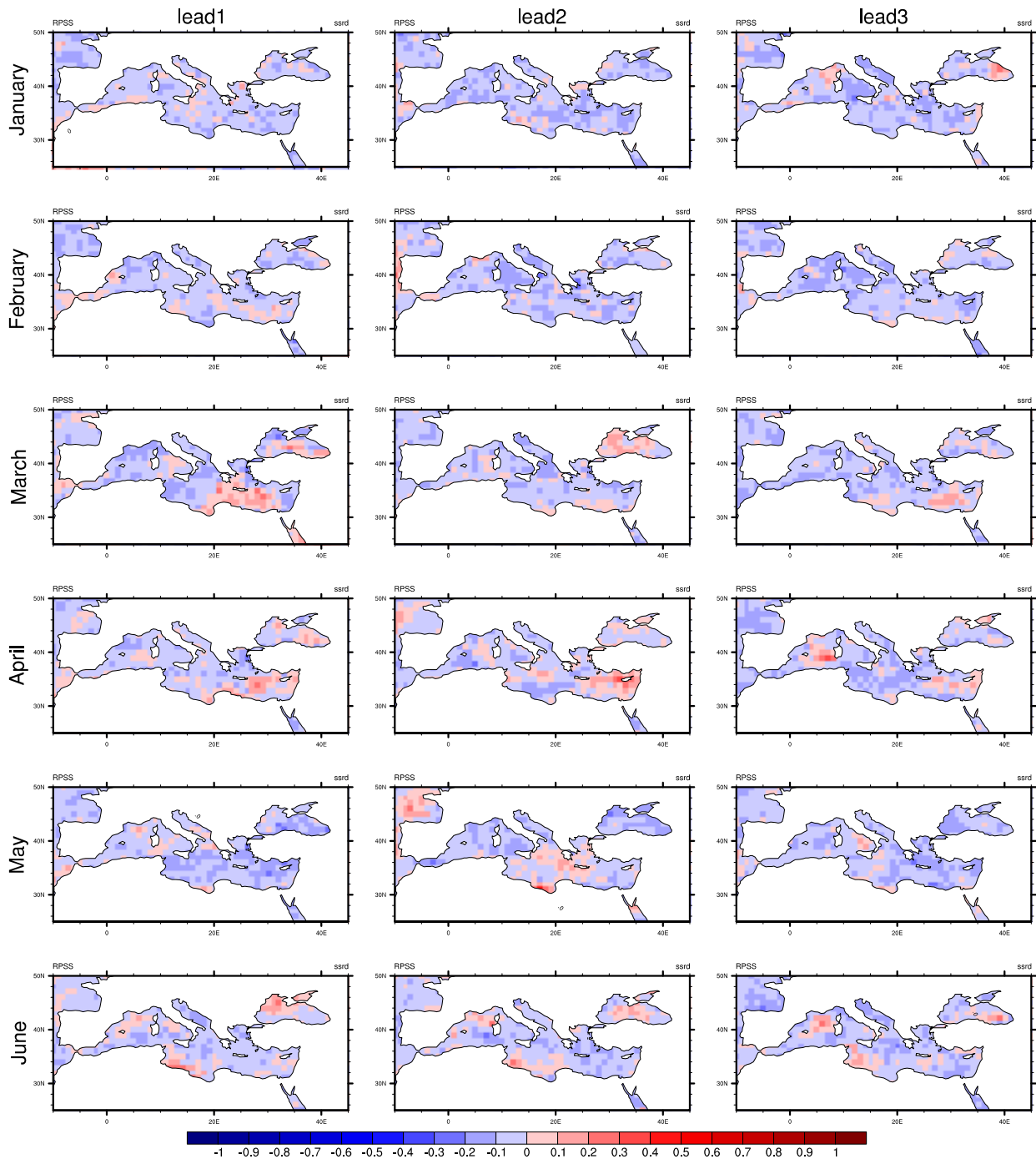


Figura 18a. RPSS skill dell'ensemble previsionale SEAS5 rispetto la climatologia ERA5 per il periodo 1993-2018 nel bacino del mediterraneo. RPSS è calcolato per la radiazione solare superficiale per gennaio, febbraio, marzo, aprile, maggio giugno. Le previsioni hanno il leadtime da 1 a 3.

RPSS ssrd

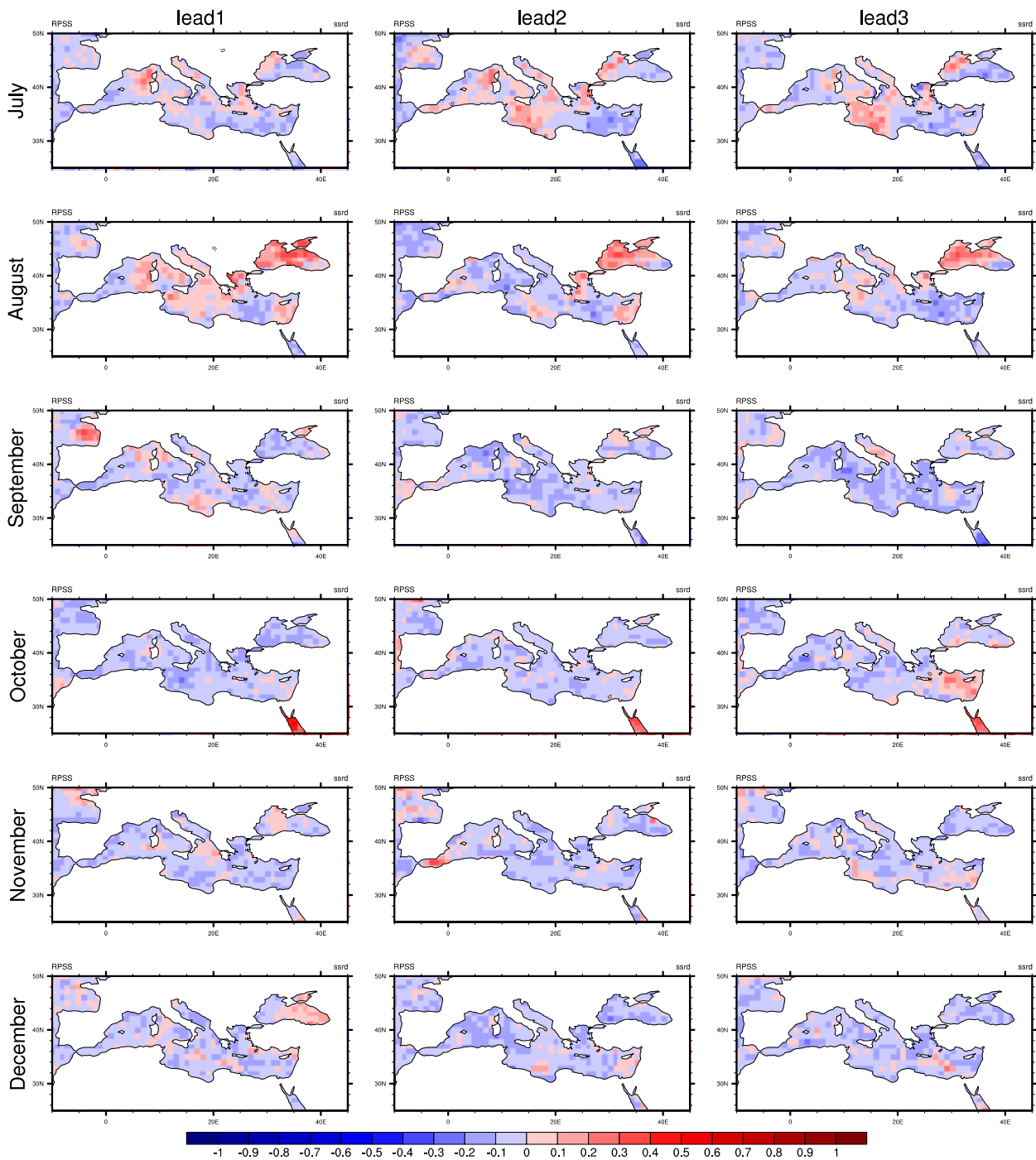


Figura 18b. RPSS skill dell'ensemble previsionale SEAS5 rispetto la climatologia ERA5 per il periodo 1993-2018 nel bacino del mediterraneo. RPSS è calcolato per la radiazione solare superficiale per luglio, agosto, settembre, ottobre e novembre. Le previsioni hanno il leadtime da 1 a 3.

3 Conclusioni

Il Mediterraneo si presenta come una regione critica per la predicibilità stagionale. In questo lavoro si sono riscontrate importanti differenze di skills tra regioni geografiche e stagioni. L'estate è stagione in cui l'affidabilità delle previsioni è maggiore e il bacino orientale è la regione in cui l'affidabilità è più alta e permane anche oltre la stagione estiva. Tra le tre variabili prese in esame, la temperatura è quella meglio predetta da SEAS5. Pur presentando valori di scores inferiori rispetto alla temperatura, le previsioni di vento superficiale e radiazione solare mostrano similitudini nella distribuzione geografica e stagionale degli scores. Questo evidenzia le difficoltà del modello stagionale nel riprodurre i processi fisici che maggiormente influenzano vento e radiazione solare. Nella stagione estiva c'è una bassa degradazione delle previsioni a lead time superiori a 1. Le previsioni di temperatura per agosto inizializzate a maggio (o quelle di luglio inizializzate a aprile) mostrano un'affidabilità comparabile a quelle inizializzate a luglio (o a giugno). In generale, lo score discreto RPSS presenta valori promettenti rispetto allo score continuo. Questa informazione è interessante per lo scopo finale di questo lavoro e per le prospettive metodologiche da seguire in futuro. Infatti sapere che, benché non si è in grado di prevedere la distribuzione continua di una variabile come il vento, egualmente si è in grado di rispondere alla domanda: "il vento sarà maggiore o minore del solito?", è emblematico di come le informazioni necessarie alla costruzione di un servizio climatico per un'attività produttiva siano diverse da quelle che si ci pongono per sviluppare e valutare prodotti climatici nel mero contesto di ricerca. L'obiettivo futuro è quello, dunque, di cercare di rendere lo studio della predicibilità stagionale più inerente al settore dell'energia dal mare, 1) esplorando la predicibilità della capacità produttiva di solare e eolico, 2) esplorando la predicibilità di variabili che descrivono le onde; 3) migliorando la predicibilità delle previsioni esistenti combinandole con l'uso di previsioni empiriche (basate sulle osservazioni) come le teleconnessioni [28] e i regimi meteorologici.

4 Riferimenti bibliografici

1. 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.
2. Hoskins, B., The potential for skill across the range of the seamless weather-climate prediction problem: A stimulus for our science. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, 138, (2012), 573–584.
3. Bruno Soares, M., Alexander, M., & Dessai, S., Sectoral use of climate information in Europe: A synoptic overview. *Climate Services*, (2017), 1–16.
4. Stoft, S, *Power System Economics*. (2002), IEEE Press Wiley, Piscataway, NJ.
5. Green, R., *Electricity and Markets*. *Oxford Review of Economic Policy*, 21, (2005), 67–87.
6. Bauer, P., Thorpe, A., & Brunet, G., The quiet revolution of numerical weather prediction. *Nature*, 525, (2015), 47–55.
7. Zhang, F., Sun, Y. Q., Magnusson, L., Buizza, R., Lin, S.-J., Chen, J.-H., & Emanuel, K. , What is the predictability limit of midlatitude weather? *Journal of the Atmospheric Sciences*, 76(4), (2019), 1077–1091. Lorenz, E. N. (1969). The predictability of flow which possesses many scales of motion. *Tellus*, 21, 289–307.
8. Palmer TN, Doblus-Reyes FJ, Hagedorn R , Weisheimer A. Probabilistic prediction of climate using multi-model ensembles: from basics to applications. *Phil Trans Roy Soc B* (2005), 360:1991 – 1998.
9. Alessandri A., De Felice M., Catalano F., Lee J.-Y., Wang B., Lee D. Y., Yoo J.-H., Weisheimer A, Grand European and Asian-Pacific multi-model seasonal forecasts: maximization of skill and of potential economical value to end-users. *Clim. Dyn.* 50, (2018), 2719-2738.

10. Wang B et al., Advance and prospectus of seasonal prediction: assessment of the APCC/CLIPAS 14-model ensemble. *Clim Dyn* 33(1): (2009), 93–117.
11. Weisheimer A et al., Ensembles: a new multi-model ensemble for seasonal-to-annual predictions—skill and progress beyond demeter in forecasting tropical pacific SSTs. *Geophys Res Lett* 6(21): L21711 (2009).
12. Bett, P. E., & Thornton, H. E., The climatological relationships between wind and solar energy supply in Britain. *Renewable Energy*, 87, (2016), 96-110.
13. 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).
14. 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.
15. Jolliffe, I. T. and Stephenson, D. B., editors (2011). *Forecast Verification*. John Wiley & Sons, Ltd.
16. Weisheimer A, Palmer TN, On the reliability of seasonal climate forecasts. *J R Soc Interface* 11:96, (2014).
17. Wilks, D. S., *Statistical Methods in the Atmospheric Sciences*. 3rd. ed. Elsevier, (2011) 676 pp.
18. Ferro, C., Fair scores for ensemble forecasts. *Q. J. R. Meteorol. Soc.* 140, (2014), 1917-1923.
19. 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.
20. 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.
21. 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., Santner, 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.
22. 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.
23. 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.
24. Weisheimer, A., D. J. Befort, D. MacLeod, T. Palmer, C. O’Reilly, and K. Strømme, Seasonal Forecasts of the Twentieth Century. *Bull. Amer. Meteor. Soc.*, **101**, (2020), E1413–E1426.

25. 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.
26. 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)
27. 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

CORR: correlazione di Pearson

CRPSS: Continuous Ranked Probability Skill Score

DJF: Dicembre -Gennaio-Febbraio

ECMWF: European Centre for Medium-Range Weather Forecasts

JJA: Giugno-Luglio-Agosto

MAM: Marzo – Aprile -Maggio

RMSS: Errore quadratico medio

RPSS: Ranked Probability Skill Score

sfcWind: velocità superficiale del vento

SON: Settembre-Ottobre-Novembre

ssrd: radiazione solare superficiale

t2m: temperatura a 2 metri