Agenzia nazionale per le nuove tecnologie,
l'energia e lo sviluppo economico sostenibile

PROGETTO MAILEC

Si possono prevedere eventi estremi climatici tramite tecniche di Machine Learning?

Autore : Nicola Quercioli

Referente: Marcello Petitta

Unità SSPT-MET-CLIM / ICT

7/10/21

NO

SPI–Standardized Precipitation Index

Lo SPI è uno degli indicatori più diffusi per monitorare la siccità a diverse scale temporali.

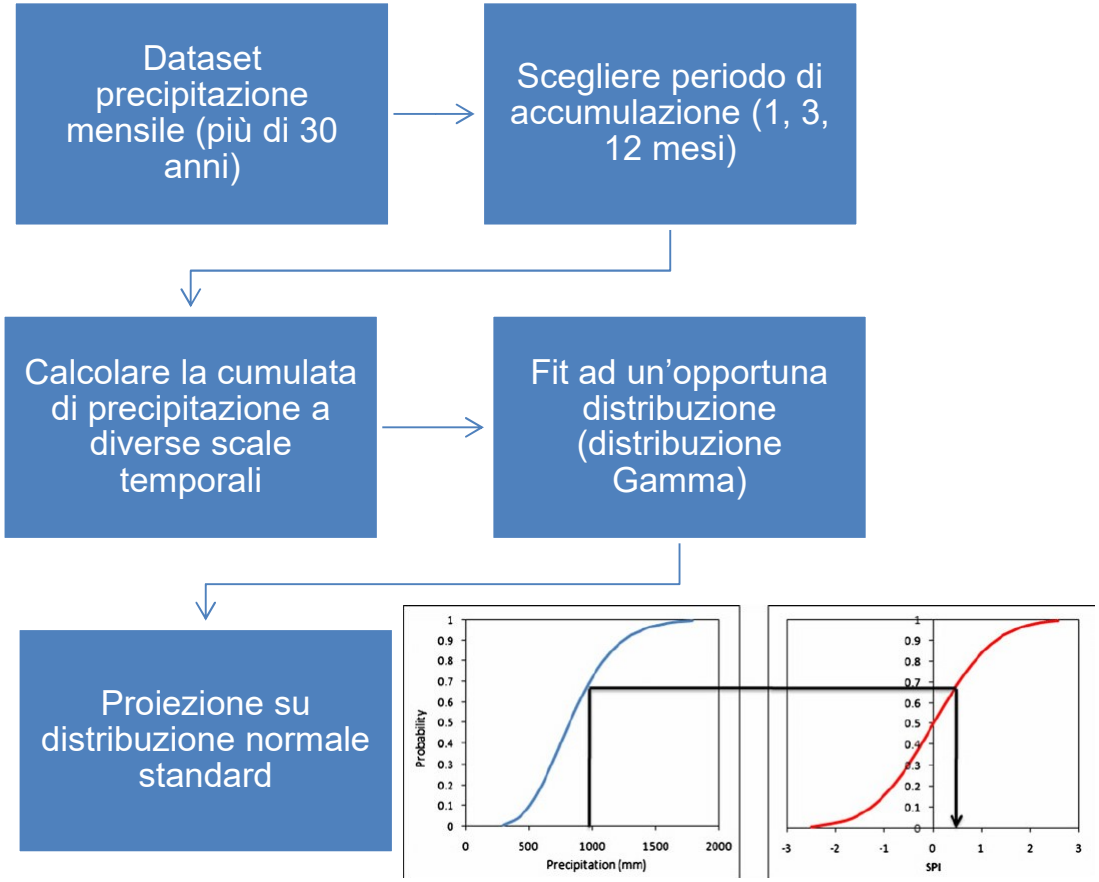
Lo SPI fornisce un'indicazione sulla relazione tra la quantità di precipitazione caduta in un determinato intervallo di tempo e la sua climatologia.

Vantaggio: l'indice SPI è basato sull'utilizzo dei soli dati di precipitazione e di rendere confrontabile tra di loro regioni caratterizzate da regimi climatici diversi.

Valori negativi di SPI indicano una precipitazione minore della media, ossia condizioni siccitose; mentre valori positivi indicano una precipitazione maggiore della media, ossia condizioni umide.

Valori SPI	Classe
SPI ≥ 2.0	Umidità estrema
1.5 ≤ SPI < 2.0	Umidità severa
1.0 ≤ SPI < 1.5	Umidità moderata
−1.0 < SPI < 1.0	Nella norma
−1.5 < SPI ≤ −1.0	Siccità moderata
−2.0 < SPI ≤ −1.5	Siccità severa
SPI ≤ −2.0	Siccità estrema

Come calcolare SPI

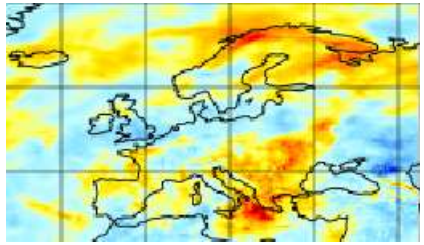


SPI è basato sul confronto tra la precipitazione registrata in un determinato luogo e in un determinato periodo di t mesi con la distribuzione a lungo termine della precipitazione per quel determinato luogo aggregata per lo stesso periodo di tempo t.

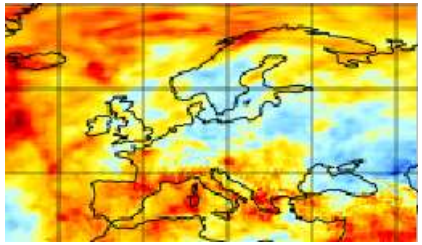
Il calcolo dello SPI richiede serie temporali molto lunghe: è necessario considerare serie temporali con almeno 30 anni continui di precipitazioni mensili

Il nostro dataset

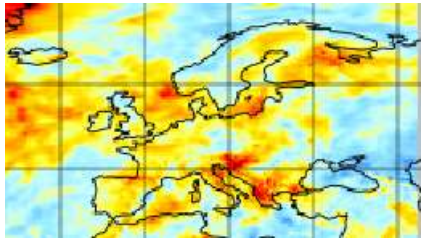
Dataset di partenza: serie temporale (dal 01/1980 fino a 12/2020) di SPI (1, 3, 12) su tutta l'Europa (grigliato 295x173).



SPI1



SPI3



SPI12

Preprocessing: fissata una porzione 70x70, abbiamo creato un dataset formato da serie temporali formate da 12 tensori 50x50x3.
Abbiamo quindi preparato il dataset per affrontare un apprendimento supervisionato.

```
Training Dataset Shapes: (6649, 12, 50, 50, 3), (6649, 12, 50, 50, 3)
Validation Dataset Shapes: (739, 12, 50, 50, 3), (739, 12, 50, 50, 3)
```

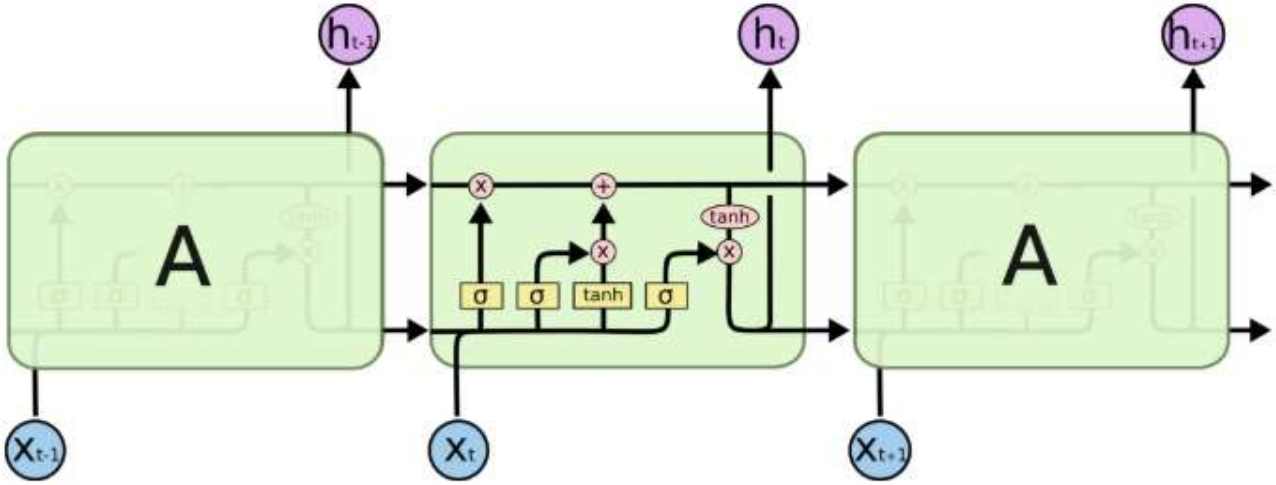
Infrastruttura della rete neurale

Task della rete: next frame prediction

Layer (type)	Output Shape	Param #
input_1 (InputLayer)	[(None, None, 50, 50, 3)]	0
conv_lst_m2d (ConvLSTM2D)	(None, None, 50, 50, 64)	429056
batch_normalization (BatchNo	(None, None, 50, 50, 64)	256
conv_lst_m2d_1 (ConvLSTM2D)	(None, None, 50, 50, 64)	295168
batch_normalization_1 (Batch	(None, None, 50, 50, 64)	256
conv_lst_m2d_2 (ConvLSTM2D)	(None, None, 50, 50, 64)	33024
conv3d (Conv3D)	(None, None, 50, 50, 3)	5187

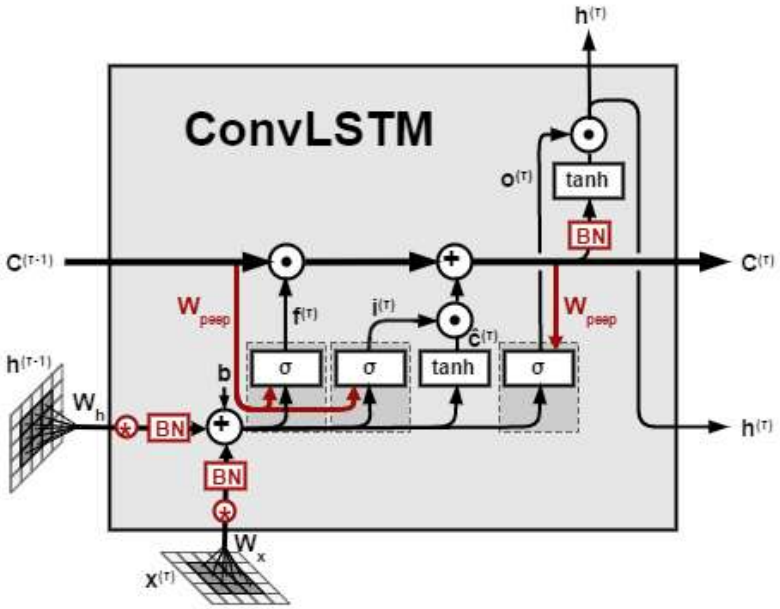
Total params: 762,947
Trainable params: 762,691
Non-trainable params: 256

ConvLSTM

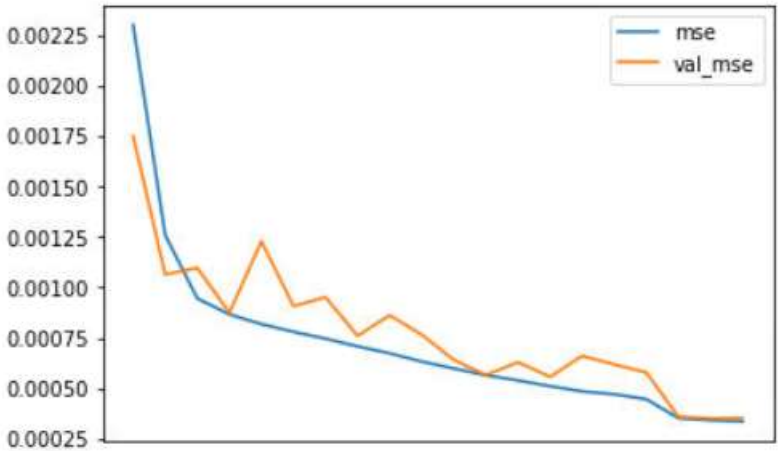


Rappresentazione della cella LSTM

Rappresentazione della cella ConvLSTM

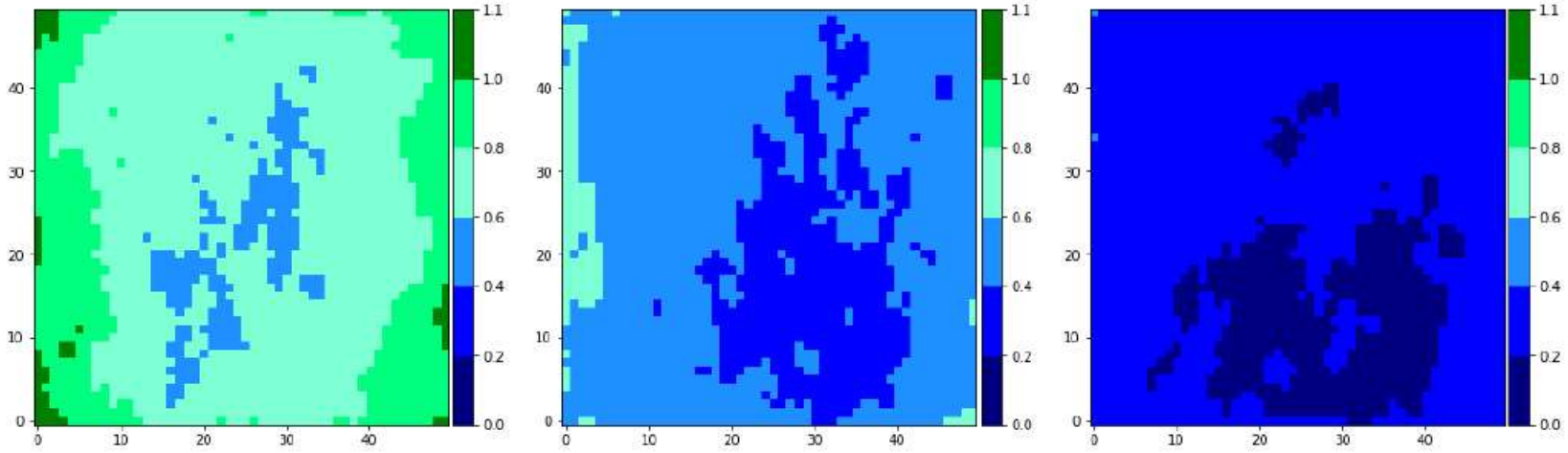


Primi risultati



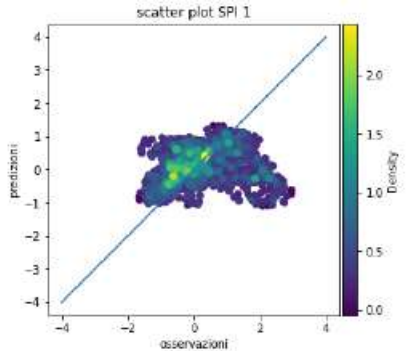
Training set: 6649 batches
Validation set: 739 batches
Test: 100 batches

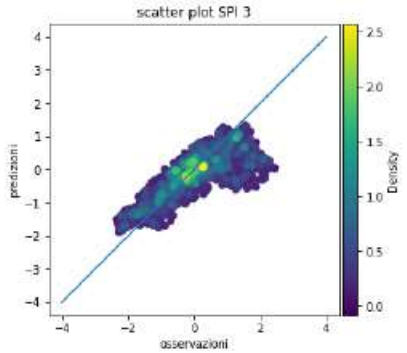
Errore nel tempo punto per punto sul test:

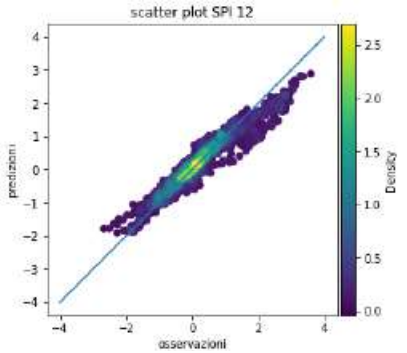


Primi risultati: grafici di dispersione

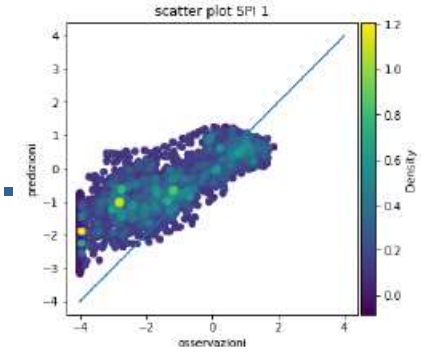
1.

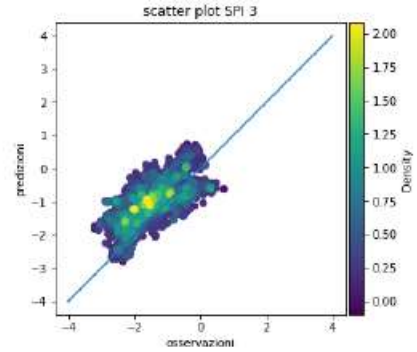


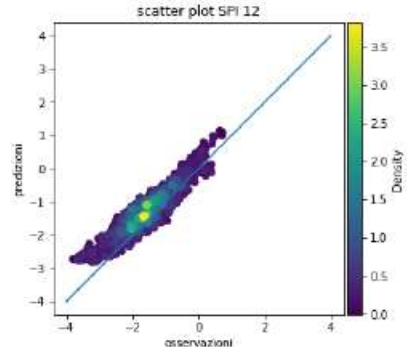




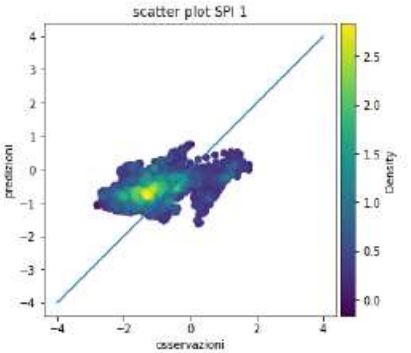
2.

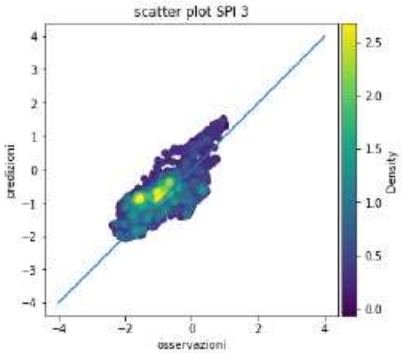


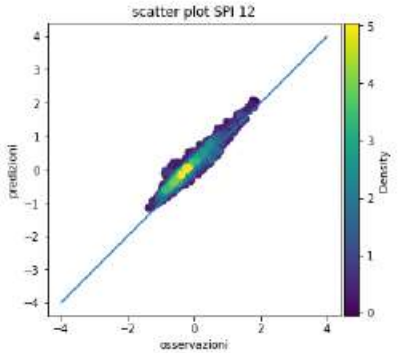




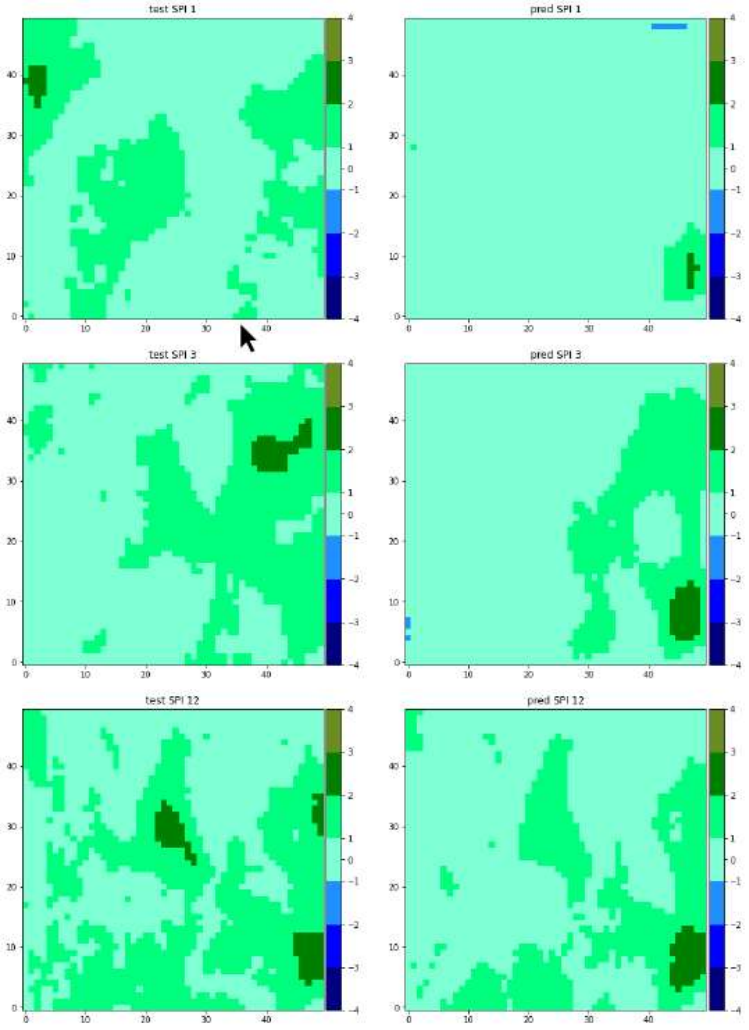
3.







Primi risultati: previsioni



RMSE: 0.6037757597438155
RMSE SPI 1: 0.8103402308968626
RMSE SPI 3: 0.6056975562477056
RMSE SPI 12: 0.264791776134081 45

Si possono prevedere eventi estremi climatici tramite tecniche di Machine Learning?

Sì

- Lo SPI–Standard Precipitation Index permette di rappresentare in modo omogeneo le condizioni di relativa scarsità di precipitazioni indipendentemente dal regime climatico locale. Può essere facilmente calcolato a partire dalle serie storiche di precipitazione, purché sufficientemente lunghe.
- Abbiamo addestrato una rete neurale (che utilizza layer ConvLSTM e convolutivi), ottenendo alcuni primi risultati

Prossimi passi

1. Per quanto riguarda l'esperimento: testare altre architetture, utilizzare dataset più grandi, implementare loss function migliori.
2. Utilizzare le previsioni ottenute per addestrare un'altra rete che ci renda possibile una miglior previsione di SPI1.
3. Sfruttare al meglio l'infrastruttura CRESCO, Crescoware e le librerie Pytorch per i prossimi esperimenti.

Grazie per l'attenzione