

La modellizzazione del contenuto idrico della neve (Snow Water Equivalent - SWE) in Valle d'Aosta

E. Cremonese U. Morra di Cella F. Diotri

A.O. Cambiamenti Climatici - ARPA Valle d'Aosta - Italy
e.cremonese@arpa.vda.it

SIMULARE CONVIENE!

I modelli ambientali strumento di previsione e pianificazione
Genova, 22-05-2013

- 1 Introduzione
- 2 Metodo: dai dati alle simulazioni
- 3 Diffusione e comunicazione dei risultati
- 4 Conclusioni

- Lo Snow Water Equivalent (SWE) è lo spessore dello strato d'acqua derivante dalla fusione di un volume di neve e quindi dipende da altezza e densità del manto nevoso - $SWE[mm] = HS\rho_s$
- La simulazione del SWE viene fatta per valutare la quantità d'acqua presente nella neve a livello regionale durante l'inverno.
- Le montagne sono Water Towers: la stima del SWE è importante per la gestione risorsa idrica (a molteplici scale) soprattutto in un contesto di climate change (\uparrow temperature, Δ precipitazioni nevose, \uparrow frequenza eventi estremi)

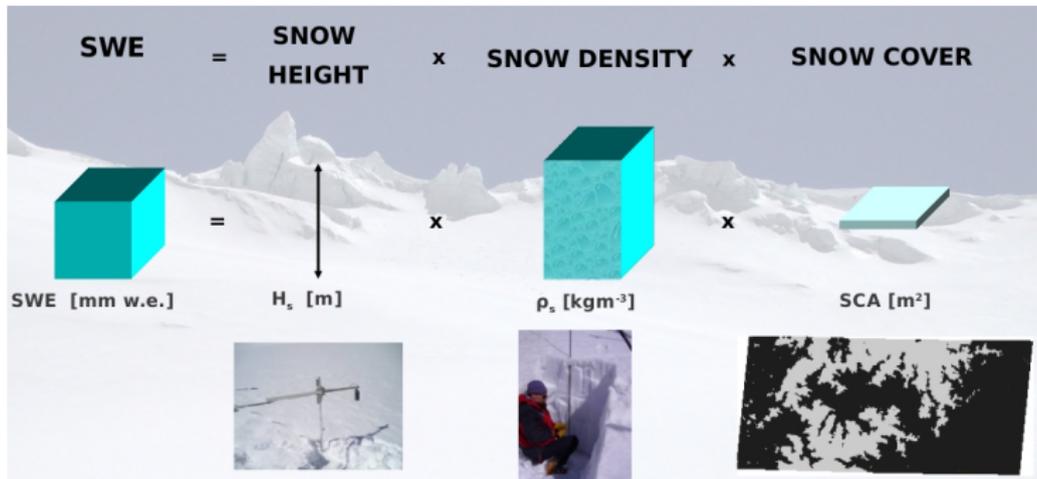
- Lo Snow Water Equivalent (SWE) è lo spessore dello strato d'acqua derivante dalla fusione di un volume di neve e quindi dipende da altezza e densità del manto nevoso - $SWE[mm] = HS\rho_s$
- La simulazione del SWE viene fatta per valutare la quantità d'acqua presente nella neve a livello regionale durante l'inverno.
- Le montagne sono Water Towers: la stima del SWE è importante per la gestione risorsa idrica (a molteplici scale) soprattutto in un contesto di climate change (\uparrow temperature, Δ precipitazioni nevose, \uparrow frequenza eventi estremi)

- Lo Snow Water Equivalent (SWE) è lo spessore dello strato d'acqua derivante dalla fusione di un volume di neve e quindi dipende da altezza e densità del manto nevoso - $SWE[mm] = HS\rho_s$
- La simulazione del SWE viene fatta per valutare la quantità d'acqua presente nella neve a livello regionale durante l'inverno.
- Le montagne sono Water Towers: la stima del SWE è importante per la gestione risorsa idrica (a molteplici scale) soprattutto in un contesto di climate change (\uparrow temperature, Δ precipitazioni nevose, \uparrow frequenza eventi estremi)

Utenti del dato

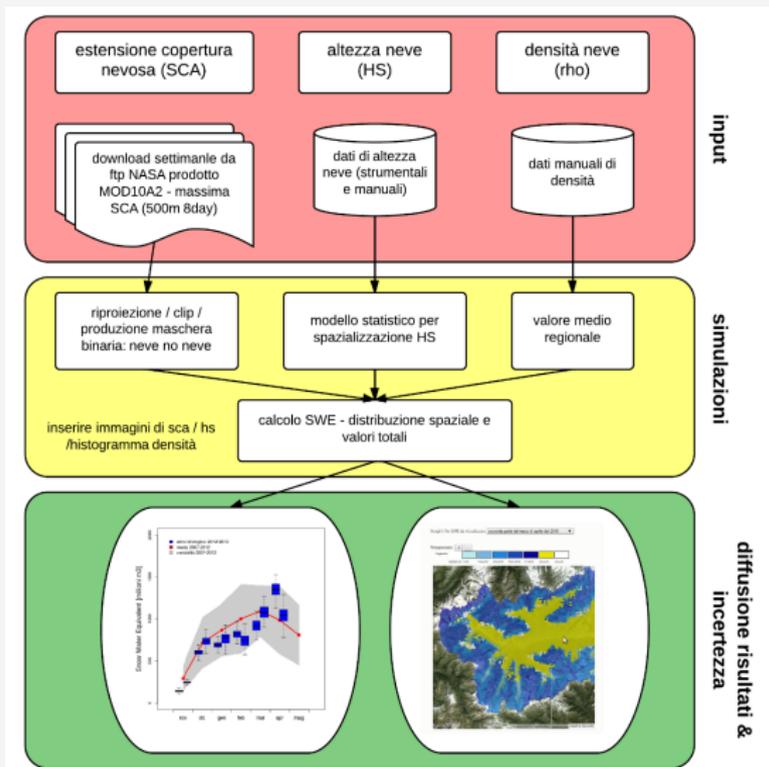
- Centro Funzionale della Valle d'Aosta
- Autorità di Bacino del Po
- Produttori idroelettrici regionali e internazionali
- input di altre catene modellistiche: es modello continuo di previsione delle piene in uso presso il Centro Funzionale (collab. Fondazione CIMA)

Come si fa a stimare la distribuzione spaziale del SWE?



E' necessario conoscere l'estensione della copertura nevosa (SCA) e la distribuzione spaziale dell'alteza (H_s) e della densità della neve (ρ_s).

Workflow della simulazione



Estensione Copertura Nevosa (SCA): MODIS data

Estensione Copertura Nevosa (SCA): MODIS data

- L'estensione della copertura nevosa viene normalmente stimata utilizzando dati telerilevati (ottici o radar) da piattaforma satellitare o aerea. Molte applicazioni si basano sull'utilizzo dei dati acquisiti dal sensore MODIS (moderate resolution imaging spectroradiometer)

MODIS TERRA Maximum Snow Extent data (MOD10A2 Product-v005)

- risoluzione temporale: 8 days composite
- risoluzione geometrica: 500 m
- mappe settimanali di SCA utilizzate direttamente per calcolo SWE (flag su % copertura nuvolosa)

Introduzione

Metodo: dai dati alle simulazioni

Diffusione e comunicazione dei risultati

Conclusioni

SCA: dati MODIS

HS: dataset e spazializzazione

ρ_S : dataset e stima

Spazializzazione altezza neve (HS)



Spazializzazione altezza neve (HS)

Metodi statistici

- Approcci statistici che a partire da dati osservati di HS ne modellizzano la distribuzione spaziale vs. modelli energy balance/empirici
- Esistono molti approcci diversi (regressioni multiple con parametri morfologici, alberi di regressione, metodi geostatistici, reti neurali, ...) la cui applicazione può dipendere dalla scala e dal dataset disponibile
- i dati di HS possono derivare da stazioni/reti di misura automatica, da reti di misure manuali, da campagne di misura a terra specifiche o da campagne di rilievo radar/lidar

Spazializzazione altezza neve (HS)

Metodi statistici

- Approcci statistici che a partire da dati osservati di HS ne modellizzano la distribuzione spaziale vs. modelli energy balance/empirici
- Esistono molti approcci diversi (regressioni multiple con parametri morfologici, alberi di regressione, metodi geostatistici, reti neurali, ...) la cui applicazione può dipendere dalla scala e dal dataset disponibile
- i dati di HS possono derivare da stazioni/reti di misura automatica, da reti di misure manuali, da campagne di misura a terra specifiche o da campagne di rilievo radar/lidar

Spazializzazione altezza neve (HS)

Metodi statistici

- Approcci statistici che a partire da dati osservati di HS ne modellizzano la distribuzione spaziale vs. modelli energy balance/empirici
- Esistono molti approcci diversi (regressioni multiple con parametri morfologici, alberi di regressione, metodi geostatistici, reti neurali, ...) la cui applicazione può dipendere dalla scala e dal dataset disponibile
- i dati di HS possono derivare da stazioni/reti di misura automatica, da reti di misure manuali, da campagne di misura a terra specifiche o da campagne di rilievo radar/lidar

Spazializzazione altezza neve (HS)

Metodi statistici

- Approcci statistici che a partire da dati osservati di HS ne modellizzano la distribuzione spaziale vs. modelli energy balance/empirici
- Esistono molti approcci diversi (regressioni multiple con parametri morfologici, alberi di regressione, metodi geostatistici, reti neurali, ...) la cui applicazione può dipendere dalla scala e dal dataset disponibile
- i dati di HS possono derivare da stazioni/reti di misura automatica, da reti di misure manuali, da campagne di misura a terra specifiche o da campagne di rilievo radar/lidar

Spazializzazione altezza neve (HS)

Metodi statistici per la modellizzazione della distribuzione spaziale di HS

- **VANTAGGI:**

- ① partono da dati osservati di HS e possono assimilare tipologie di dati diversi
- ② non dipendono dalla disponibilità e dall'interpolazione di driver meteo di input
- ③ poco esigenti in termini di potenza di calcolo

- **SVANTAGGI:**

- ① dipendono molto dalla quantità di dati disponibili
- ② non possono essere usati per descrivere le dinamiche di fusione
- ③ difficile fare validazioni indipendenti
- ④ difficili da generalizzare e influenzati dal pixel size

Spazializzazione altezza neve (HS)

Metodi statistici per la modellizzazione della distribuzione spaziale di HS

- **VANTAGGI:**

- ① partono da dati osservati di HS e possono assimilare tipologie di dati diversi
- ② non dipendono dalla disponibilità e dall'interpolazione di driver meteo di input
- ③ poco esigenti in termini di potenza di calcolo

- **SVANTAGGI:**

- ① dipendono molto dalla quantità di dati disponibili
- ② non possono essere usati per descrivere le dinamiche di fusione
- ③ difficile fare validazioni indipendenti
- ④ difficili da generalizzare e influenzati dal pixel size

Spazializzazione altezza neve (HS)

Metodi statistici per la modellizzazione della distribuzione spaziale di HS

- **VANTAGGI:**

- ① partono da dati osservati di HS e possono assimilare tipologie di dati diversi
- ② non dipendono dalla disponibilità e dall'interpolazione di driver meteo di input
- ③ poco esigenti in termini di potenza di calcolo

- **SVANTAGGI:**

- ① dipendono molto dalla quantità di dati disponibili
- ② non possono essere usati per descrivere le dinamiche di fusione
- ③ difficile fare validazioni indipendenti
- ④ difficili da generalizzare e influenzati dal pixel size

Spazializzazione altezza neve (HS)

Metodi statistici per la modellizzazione della distribuzione spaziale di HS

- **VANTAGGI:**

- ① partono da dati osservati di HS e possono assimilare tipologie di dati diversi
- ② non dipendono dalla disponibilità e dall'interpolazione di driver meteo di input
- ③ poco esigenti in termini di potenza di calcolo

- **SVANTAGGI:**

- ① dipendono molto dalla quantità di dati disponibili
- ② non possono essere usati per descrivere le dinamiche di fusione
- ③ difficile fare validazioni indipendenti
- ④ difficili da generalizzare e influenzati dal pixel size

Spazializzazione altezza neve (HS)

Metodi statistici per la modellizzazione della distribuzione spaziale di HS

- **VANTAGGI:**

- ① partono da dati osservati di HS e possono assimilare tipologie di dati diversi
- ② non dipendono dalla disponibilità e dall'interpolazione di driver meteo di input
- ③ poco esigenti in termini di potenza di calcolo

- **SVANTAGGI:**

- ① dipendono molto dalla quantità di dati disponibili
- ② non possono essere usati per descrivere le dinamiche di fusione
- ③ difficile fare validazioni indipendenti
- ④ difficili da generalizzare e influenzati dal pixel size

Spazializzazione altezza neve (HS)

Metodi statistici per la modellizzazione della distribuzione spaziale di HS

- **VANTAGGI:**

- ① partono da dati osservati di HS e possono assimilare tipologie di dati diversi
- ② non dipendono dalla disponibilità e dall'interpolazione di driver meteo di input
- ③ poco esigenti in termini di potenza di calcolo

- **SVANTAGGI:**

- ① dipendono molto dalla quantità di dati disponibili
- ② non possono essere usati per descrivere le dinamiche di fusione
- ③ difficile fare validazioni indipendenti
- ④ difficili da generalizzare e influenzati dal pixel size

Spazializzazione altezza neve (HS)

Metodi statistici per la modellizzazione della distribuzione spaziale di HS

- **VANTAGGI:**

- ① partono da dati osservati di HS e possono assimilare tipologie di dati diversi
- ② non dipendono dalla disponibilità e dall'interpolazione di driver meteo di input
- ③ poco esigenti in termini di potenza di calcolo

- **SVANTAGGI:**

- ① dipendono molto dalla quantità di dati disponibili
- ② non possono essere usati per descrivere le dinamiche di fusione
- ③ difficile fare validazioni indipendenti
- ④ difficili da generalizzare e influenzati dal pixel size

Spazializzazione altezza neve (HS)

Metodi statistici per la modellizzazione della distribuzione spaziale di HS

- **VANTAGGI:**

- ① partono da dati osservati di HS e possono assimilare tipologie di dati diversi
- ② non dipendono dalla disponibilità e dall'interpolazione di driver meteo di input
- ③ poco esigenti in termini di potenza di calcolo

- **SVANTAGGI:**

- ① dipendono molto dalla quantità di dati disponibili
- ② non possono essere usati per descrivere le dinamiche di fusione
- ③ difficile fare validazioni indipendenti
- ④ difficili da generalizzare e influenzati dal pixel size

Introduzione

Metodo: dai dati alle simulazioni

Diffusione e comunicazione dei risultati

Conclusioni

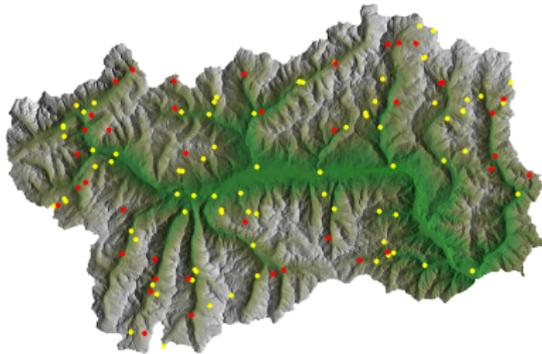
SCA: dati MODIS

HS: dataset e spazializzazione

ρ_S : dataset e stima

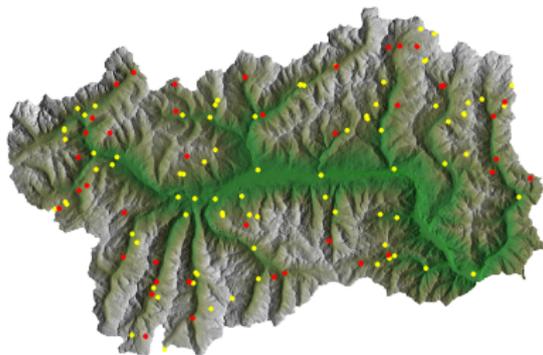
Dataset di altezza neve (HS)





Dataset di HS: 80-100 dati/week Nov-May

- 35 stazioni automatiche continue di misura della rete meteo regionale gestita dal Centro Funzionale (nivometri: ultrasonic distance sensors);
- misure manuali di HS, giornaliero o settimanali, ma disponibili in tempo reale (rilevatori AINEVA, Corpo Forestale Valdostano, Meteomont, guardia parco Gran Paradiso e Mont Avic)



Dataset di HS: 80-100 dati/week Nov-May

- 35 stazioni automatiche continue di misura della rete meteo regionale gestita dal Centro Funzionale (nivometri: ultrasonic distance sensors);
- misure manuali di HS, giornaliero o settimanali, ma disponibili in tempo reale (rilevatori AINEVA, Corpo Forestale Valdostano, Meteomont, guardia parco Gran Paradiso e Mont Avic)



Dataset di HS

- misure fatte da appassionati di montagna (scialpinismo, racchette da neve, escursionisti) con applicazione mobile **SnowAlp** e sonda da valanga
- disponibile sugli app-store da febbraio 2013: dal lancio raccolte 132 misure



La qualità dei dati di HS è un aspetto da considerare con attenzione!!

- **MISURE AUTOMATICHE:**

- ① rappresentatività spaziale della stazione
- ② errori di misura/malfunzionamenti del sensore (algoritmi di filtraggio e despiking)

- **MISURE MANUALI:**

- ① errori grossolani di trascrizione
- ② errori di misura (non raggiunto il fondo del manto)
- ③ errori sui metadati (es coordinate) o unità di misura

- **DIFFICILE** definire procedure automatiche di outlier detection and filtering

- → necessaria/preferibile una buona conoscenza del dataset su cui si lavora

La qualità dei dati di HS è un aspetto da considerare con attenzione!!

- **MISURE AUTOMATICHE:**

- ① rappresentatività spaziale della stazione
- ② errori di misura/malfunzionamenti del sensore (algoritmi di filtraggio e despiking)

- **MISURE MANUALI:**

- ① errori grossolani di trascrizione
- ② errori di misura (non raggiunto il fondo del manto)
- ③ errori sui metadati (es coordinate) o unità di misura

- **DIFFICILE** definire procedure automatiche di outlier detection and filtering

- → necessaria/preferibile una buona conoscenza del dataset su cui si lavora

La qualità dei dati di HS è un aspetto da considerare con attenzione!!

- **MISURE AUTOMATICHE:**

- ① rappresentatività spaziale della stazione
- ② errori di misura/malfunzionamenti del sensore (algoritmi di filtraggio e despiking)

- **MISURE MANUALI:**

- ① errori grossolani di trascrizione
- ② errori di misura (non raggiunto il fondo del manto)
- ③ errori sui metadati (es coordinate) o unità di misura

- **DIFFICILE** definire procedure automatiche di outlier detection and filtering

- → necessaria/preferibile una buona conoscenza del dataset su cui si lavora

La qualità dei dati di HS è un aspetto da considerare con attenzione!!

- **MISURE AUTOMATICHE:**

- ① rappresentatività spaziale della stazione
- ② errori di misura/malfunzionamenti del sensore (algoritmi di filtraggio e despiking)

- **MISURE MANUALI:**

- ① errori grossolani di trascrizione
- ② errori di misura (non raggiunto il fondo del manto)
- ③ errori sui metadati (es coordinate) o unità di misura

- **DIFFICILE** definire procedure automatiche di outlier detection and filtering

- → necessaria/preferibile una buona conoscenza del dataset su cui si lavora

La qualità dei dati di HS è un aspetto da considerare con attenzione!!

- **MISURE AUTOMATICHE:**

- ① rappresentatività spaziale della stazione
- ② errori di misura/malfunzionamenti del sensore (algoritmi di filtraggio e despiking)

- **MISURE MANUALI:**

- ① errori grossolani di trascrizione
- ② errori di misura (non raggiunto il fondo del manto)
- ③ errori sui metadati (es coordinate) o unità di misura

- **DIFFICILE** definire procedure automatiche di outlier detection and filtering

- → necessaria/preferibile una buona conoscenza del dataset su cui si lavora

La qualità dei dati di HS è un aspetto da considerare con attenzione!!

- **MISURE AUTOMATICHE:**

- ① rappresentatività spaziale della stazione
- ② errori di misura/malfunzionamenti del sensore (algoritmi di filtraggio e despiking)

- **MISURE MANUALI:**

- ① errori grossolani di trascrizione
- ② errori di misura (non raggiunto il fondo del manto)
- ③ errori sui metadati (es coordinate) o unità di misura

- **DIFFICILE** definire procedure automatiche di outlier detection and filtering

- → necessaria/preferibile una buona conoscenza del dataset su cui si lavora

La qualità dei dati di HS è un aspetto da considerare con attenzione!!

- **MISURE AUTOMATICHE:**

- ① rappresentatività spaziale della stazione
- ② errori di misura/malfunzionamenti del sensore (algoritmi di filtraggio e despiking)

- **MISURE MANUALI:**

- ① errori grossolani di trascrizione
- ② errori di misura (non raggiunto il fondo del manto)
- ③ errori sui metadati (es coordinate) o unità di misura

- **DIFFICILE definire procedure automatiche di outlier detection and filtering**

- → necessaria/preferibile una buona conoscenza del dataset su cui si lavora

La qualità dei dati di HS è un aspetto da considerare con attenzione!!

- **MISURE AUTOMATICHE:**

- ① rappresentatività spaziale della stazione
- ② errori di misura/malfunzionamenti del sensore (algoritmi di filtraggio e despiking)

- **MISURE MANUALI:**

- ① errori grossolani di trascrizione
- ② errori di misura (non raggiunto il fondo del manto)
- ③ errori sui metadati (es coordinate) o unità di misura

- **DIFFICILE definire procedure automatiche di outlier detection and filtering**

- → **necessaria/preferibile una buona conoscenza del dataset su cui si lavora**

Rappresentatività spaziale delle stazioni di misura: effetto delle condizioni locali (es erosione o accumulo da vento)



Figura: Esempio di stazione interessata da erosione da vento

Introduzione

Metodo: dai dati alle simulazioni

Diffusione e comunicazione dei risultati

Conclusioni

SCA: dati MODIS

HS: dataset e spazializzazione

ρ_S : dataset e stima

Modellizzazione della distribuzione spaziale di HS



Modellizzazione della distribuzione spaziale di HS

- La distribuzione spaziale di HS è modellata con regression kriging tra HS e variabili morfologiche derivate dal DEM (quota, pendenza, radiazione, ...)
- simulazioni fatte con frequenza 7d/15d utilizzando i dati di HS disponibili nel 8day period di MODIS

Modellazione della distribuzione spaziale di HS

- La distribuzione spaziale di HS è modellata con regression kriging tra HS e variabili morfologiche derivate dal DEM (quota, pendenza, radiazione, ...)
- simulazioni fatte con frequenza 7d/15d utilizzando i dati di HS disponibili nel 8day period di MODIS

Steps del regression kriging

- 1 selezione dei predittori del modello regressivo utilizzando un metodo stepwise basato sull'AIC (stepAIC)
- 2 stima dei parametri del modello regressivo e della loro distribuzione (repliche bootstrap per creare simulazioni sintetiche per fornire una stima parziale dell'incertezza del modello)
- 3 kriging dei residui del modello regressivo
- 4 valutazione dell'accuratezza del modello con tecniche di cross-validazione (kfold e leave-one-out) e calcolo di statistiche standard (RMSE, modelling efficiency).

Steps del regression kriging

- ① **selezione dei predittori del modello regressivo utilizzando un metodo stepwise basato sull'AIC (stepAIC)**
- ② stima dei parametri del modello regressivo e della loro distribuzione (repliche bootstrap per creare simulazioni sintetiche per fornire una stima parziale dell'incertezza del modello)
- ③ kriging dei residui del modello regressivo
- ④ valutazione dell'accuratezza del modello con tecniche di cross-validazione (kfold e leave-one-out) e calcolo di statistiche standard (RMSE, modelling efficiency).

Steps del regression kriging

- 1 selezione dei predittori del modello regressivo utilizzando un metodo stepwise basato sull'AIC (stepAIC)
- 2 stima dei parametri del modello regressivo e della loro distribuzione (repliche bootstrap per creare simulazioni sintetiche per fornire una stima parziale dell'incertezza del modello)
- 3 kriging dei residui del modello regressivo
- 4 valutazione dell'accuratezza del modello con tecniche di cross-validazione (kfold e leave-one-out) e calcolo di statistiche standard (RMSE, modelling efficiency).

Steps del regression kriging

- 1 selezione dei predittori del modello regressivo utilizzando un metodo stepwise basato sull'AIC (stepAIC)
- 2 stima dei parametri del modello regressivo e della loro distribuzione (repliche bootstrap per creare simulazioni sintetiche per fornire una stima parziale dell'incertezza del modello)
- 3 kriging dei residui del modello regressivo
- 4 valutazione dell'accuratezza del modello con tecniche di cross-validazione (kfold e leave-one-out) e calcolo di statistiche standard (RMSE, modelling efficiency).

Steps del regression kriging

- 1 selezione dei predittori del modello regressivo utilizzando un metodo stepwise basato sull'AIC (stepAIC)
- 2 stima dei parametri del modello regressivo e della loro distribuzione (repliche bootstrap per creare simulazioni sintetiche per fornire una stima parziale dell'incertezza del modello)
- 3 kriging dei residui del modello regressivo
- 4 valutazione dell'accuratezza del modello con tecniche di cross-validazione (kfold e leave-one-out) e calcolo di statistiche standard (RMSE, modelling efficiency).

Risultati regression kriging

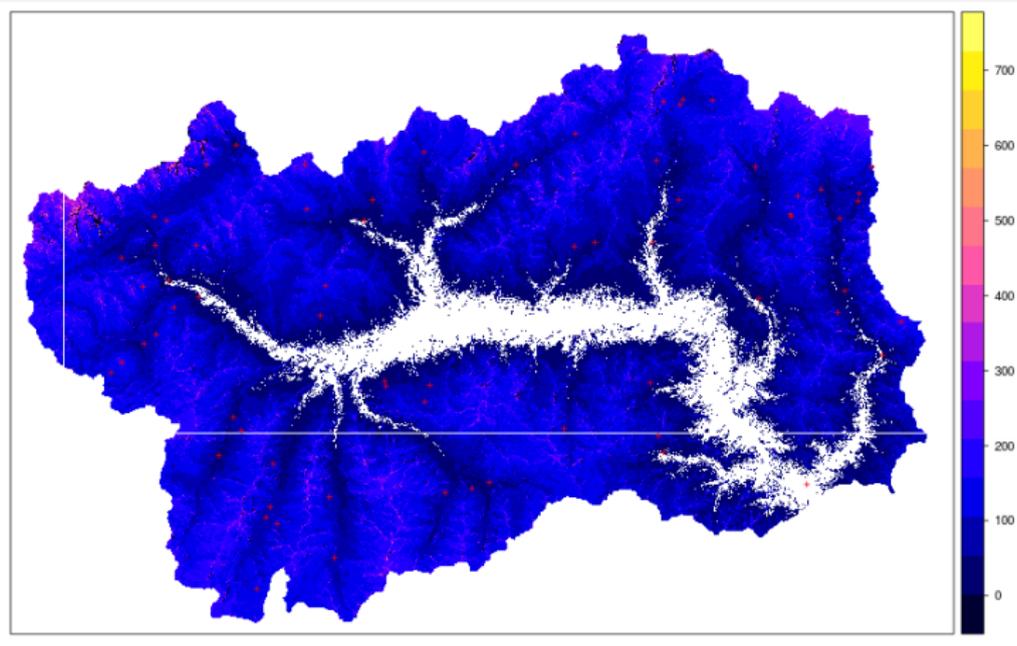


Figura: mappa HS

Risultati regression kriging

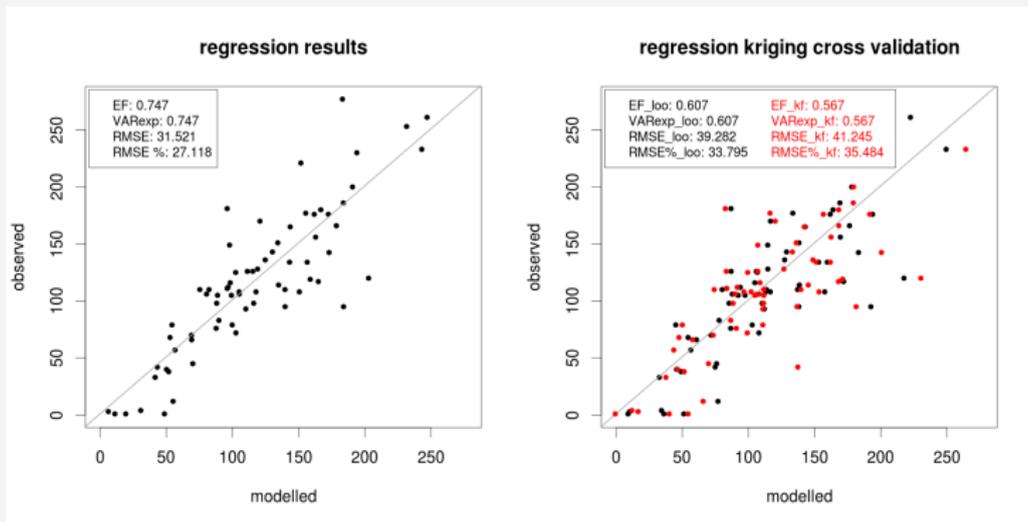


Figura: statistiche di cross-validazione della simulazione

Risultati regression kriging

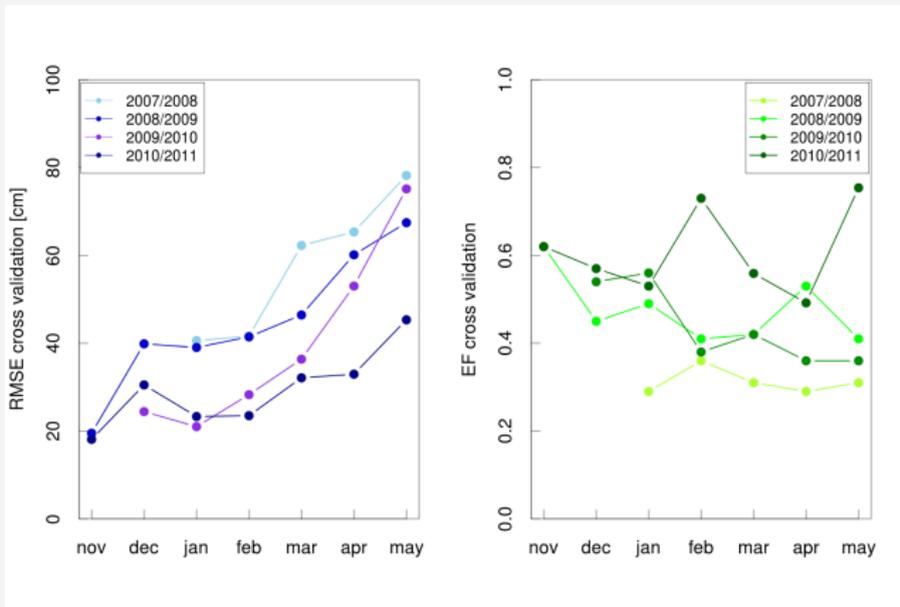


Figura: Andamento nel tempo di RMSE e Nash–Sutcliffe modelling efficiency

Densità della neve (ρ_s)

Densità della neve (ρ_s)

E' possibile modellizzare la distribuzione spaziale di ρ_s ?

- E' molto difficile: ρ_s è caratterizzata da una variabilità spaziale molto minore di quella di HS
- dataset di circa 20-30 dati di ρ_s , a settimana nel periodo Novembre-Maggio
- ρ_s non ha relazioni forti con variabili morfologiche (dipende dalla scala)
- ρ_s è caratterizzata da una pronunciata variabilità stagionale (compattazione e metamorfismo durante l'inverno)
- → usiamo la mediana dei valori settimanali osservati (valutazione uso dati realtime vs. dati storici)

Densità della neve (ρ_s)

E' possibile modellizzare la distribuzione spaziale di ρ_s ?

- E' molto difficile: ρ_s è caratterizzata da una variabilità spaziale molto minore di quella di HS
- dataset di circa 20-30 dati di ρ_s , a settimana nel periodo Novembre-Maggio
- ρ_s non ha relazioni forti con variabili morfologiche (dipende dalla scala)
- ρ_s è caratterizzata da una pronunciata variabilità stagionale (compattazione e metamorfismo durante l'inverno)
- → usiamo la mediana dei valori settimanali osservati (valutazione uso dati realtime vs. dati storici)

Densità della neve (ρ_s)

E' possibile modellizzare la distribuzione spaziale di ρ_s ?

- E' molto difficile: ρ_s è caratterizzata da una variabilità spaziale molto minore di quella di HS
- dataset di circa 20-30 dati di ρ_s , a settimana nel periodo Novembre-Maggio
- ρ_s non ha relazioni forti con variabili morfologiche (dipende dalla scala)
- ρ_s è caratterizzata da una pronunciata variabilità stagionale (compattazione e metamorfismo durante l'inverno)
- → usiamo la mediana dei valori settimanali osservati (valutazione uso dati realtime vs. dati storici)

Densità della neve (ρ_s)

E' possibile modellizzare la distribuzione spaziale di ρ_s ?

- E' molto difficile: ρ_s è caratterizzata da una variabilità spaziale molto minore di quella di HS
- dataset di circa 20-30 dati di ρ_s , a settimana nel periodo Novembre-Maggio
- ρ_s non ha relazioni forti con variabili morfologiche (dipende dalla scala)
- ρ_s è caratterizzata da una pronunciata variabilità stagionale (compattazione e metamorfismo durante l'inverno)
- → usiamo la mediana dei valori settimanali osservati (valutazione uso dati realtime vs. dati storici)

Densità della neve (ρ_s)

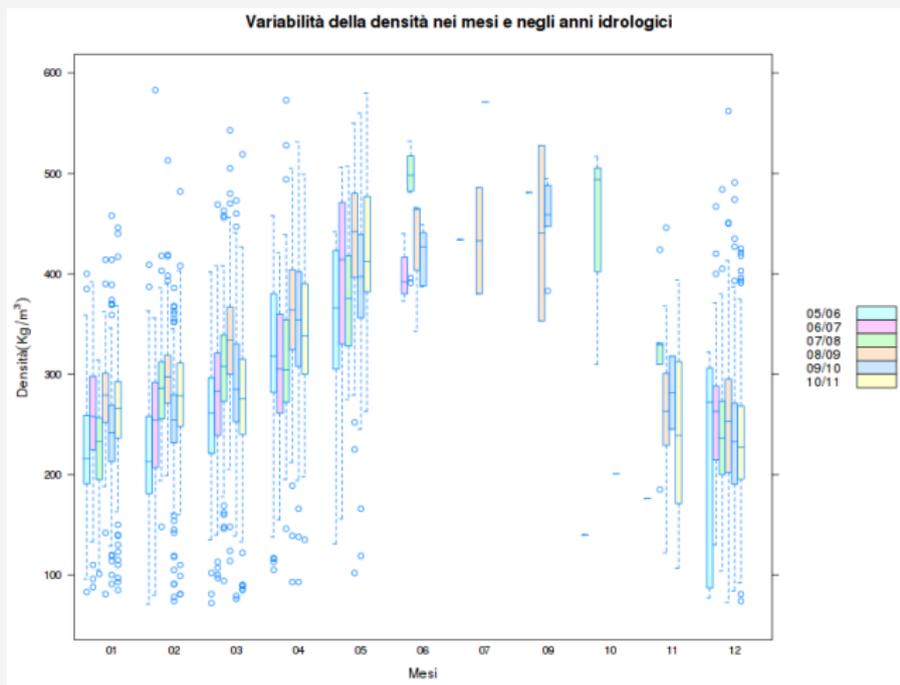
E' possibile modellizzare la distribuzione spaziale di ρ_s ?

- E' molto difficile: ρ_s è caratterizzata da una variabilità spaziale molto minore di quella di HS
- dataset di circa 20-30 dati di ρ_s , a settimana nel periodo Novembre-Maggio
- ρ_s non ha relazioni forti con variabili morfologiche (dipende dalla scala)
- ρ_s è caratterizzata da una pronunciata variabilità stagionale (compattazione e metamorfismo durante l'inverno)
- → usiamo la mediana dei valori settimanali osservati (valutazione uso dati realtime vs. dati storici)

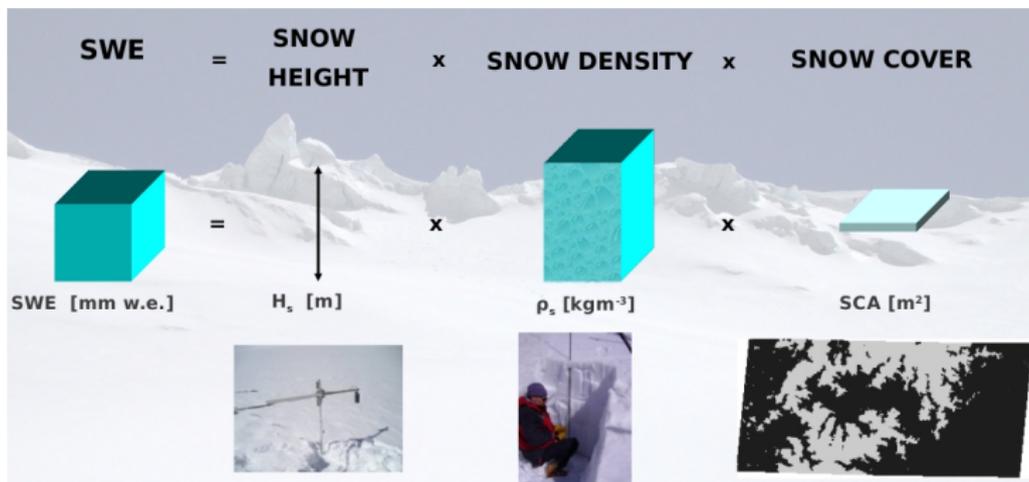
Densità della neve (ρ_s)

E' possibile modellizzare la distribuzione spaziale di ρ_s ?

- E' molto difficile: ρ_s è caratterizzata da una variabilità spaziale molto minore di quella di HS
- dataset di circa 20-30 dati di ρ_s , a settimana nel periodo Novembre-Maggio
- ρ_s non ha relazioni forti con variabili morfologiche (dipende dalla scala)
- ρ_s è caratterizzata da una pronunciata variabilità stagionale (compattazione e metamorfismo durante l'inverno)
- → usiamo la mediana dei valori settimanali osservati (valutazione uso dati realtime vs. dati storici)

Variabilità stagionale ρ_s Figura: Variabilità stagionale ρ_s in diversi anni idrologici

Stima SWE



Stima SWE

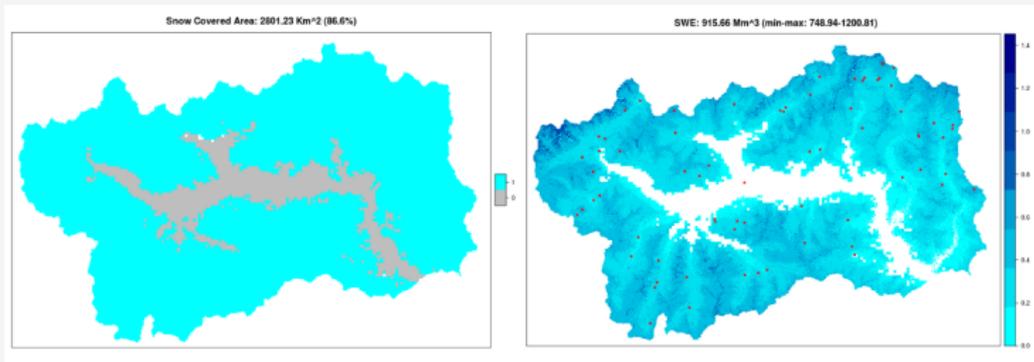


Figura: mappa SWE

Stima SWE

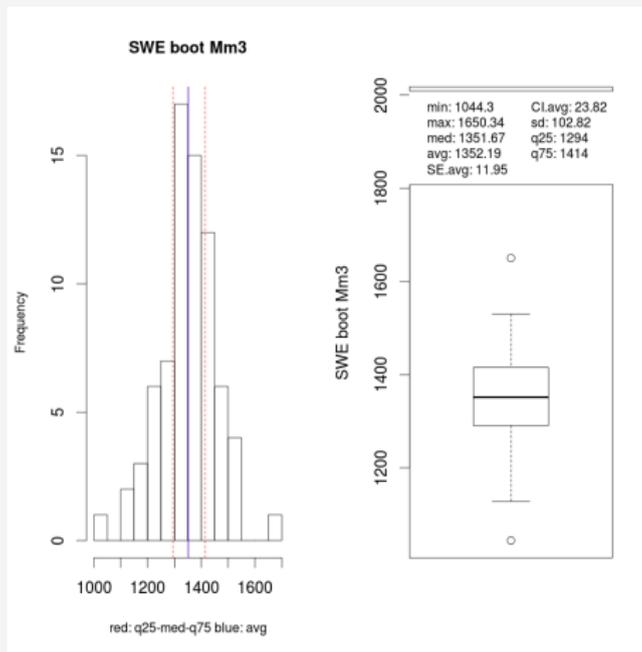


Figura: Stima incertezza con repliche bootstrap

Diffusione risultati



Diffusione risultati

- **Pubblicazione settimanale su sito ARPA VdA - arpa.vda.it:**
 - ① plot di sintesi
 - ② mappe anno idrologico visualizzabili in google map
 - ③ Kmz e ASCII scaricabili
- **Pubblicazioni periodiche cartacee:**
 - ① Bollettino idrologico emesso dal Centro Funzionale della Regione
 - ② Rendiconto nivometeorologico regionale annuale)
 - ③ Relazione Stato dell'Ambiente della Valle d'Aosta)

Diffusione risultati

- **Pubblicazione settimanale su sito ARPA VdA - arpa.vda.it:**
 - ① plot di sintesi
 - ② mappe anno idrologico visualizzabili in google map
 - ③ Kmz e ASCII scaricabili
- **Pubblicazioni periodiche cartacee:**
 - ① Bollettino idrologico emesso dal Centro Funzionale della Regione
 - ② Rendiconto nivometeorologico regionale annuale)
 - ③ Relazione Stato dell'Ambiente della Valle d'Aosta)

Diffusione risultati

- **Pubblicazione settimanale su sito ARPA VdA - arpa.vda.it:**
 - ① plot di sintesi
 - ② mappe anno idrologico visualizzabili in google map
 - ③ Kmz e ASCII scaricabili
- **Pubblicazioni periodiche cartacee:**
 - ① Bollettino idrologico emesso dal Centro Funzionale della Regione
 - ② Rendiconto nivometeorologico regionale annuale)
 - ③ Relazione Stato dell'Ambiente della Valle d'Aosta)

Diffusione risultati

- **Pubblicazione settimanale su sito ARPA VdA - arpa.vda.it:**
 - ① plot di sintesi
 - ② mappe anno idrologico visualizzabili in google map
 - ③ Kmz e ASCII scaricabili
- **Pubblicazioni periodiche cartacee:**
 - ① Bollettino idrologico emesso dal Centro Funzionale della Regione
 - ② Rendiconto nivometeorologico regionale annuale)
 - ③ Relazione Stato dell'Ambiente della Valle d'Aosta)

Diffusione risultati

- **Pubblicazione settimanale su sito ARPA VdA - arpa.vda.it:**
 - ① plot di sintesi
 - ② mappe anno idrologico visualizzabili in google map
 - ③ Kmz e ASCII scaricabili
- **Pubblicazioni periodiche cartacee:**
 - ① Bollettino idrologico emesso dal Centro Funzionale della Regione
 - ② Rendiconto nivometeorologico regionale annuale)
 - ③ Relazione Stato dell'Ambiente della Valle d'Aosta)

Diffusione risultati

- **Pubblicazione settimanale su sito ARPA VdA - arpa.vda.it:**
 - ① plot di sintesi
 - ② mappe anno idrologico visualizzabili in google map
 - ③ Kmz e ASCII scaricabili
- **Pubblicazioni periodiche cartacee:**
 - ① Bollettino idrologico emesso dal Centro Funzionale della Regione
 - ② Rendiconto nivometeorologico regionale annuale)
 - ③ Relazione Stato dell'Ambiente della Valle d'Aosta)

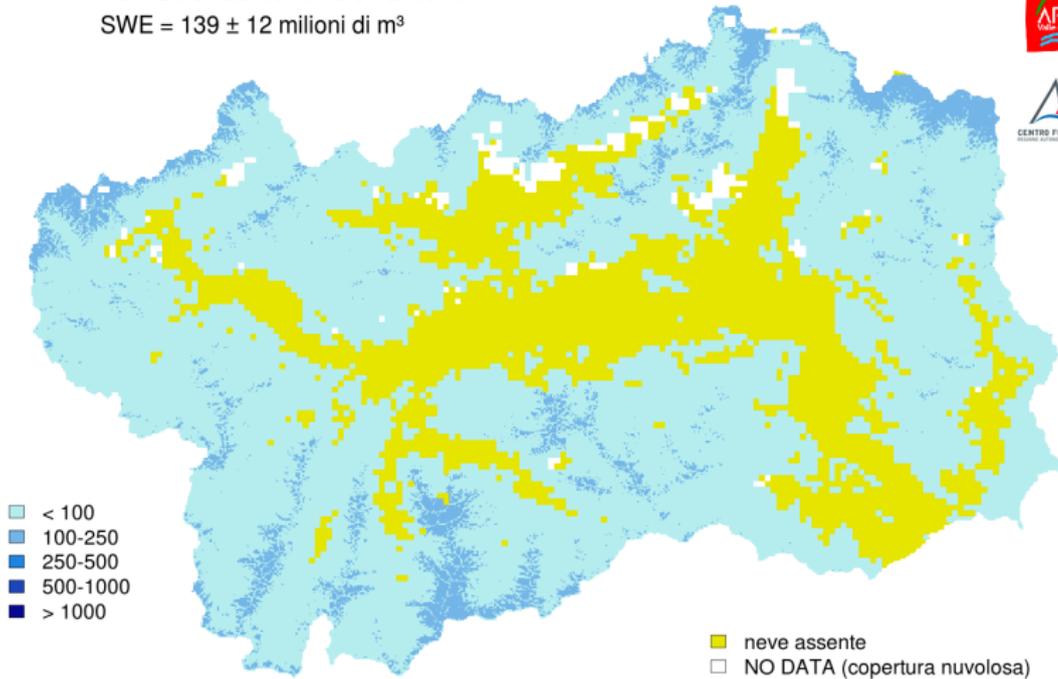
Diffusione risultati

- **Pubblicazione settimanale su sito ARPA VdA - arpa.vda.it:**
 - ① plot di sintesi
 - ② mappe anno idrologico visualizzabili in google map
 - ③ Kmz e ASCII scaricabili
- **Pubblicazioni periodiche cartacee:**
 - ① Bollettino idrologico emesso dal Centro Funzionale della Regione
 - ② Rendiconto nivometeorologico regionale annuale)
 - ③ Relazione Stato dell'Ambiente della Valle d'Aosta)

Mappe SWE: es anno idrologico 2012/2013

PERIODO: dal 2012-10-31 al 2012-11-07

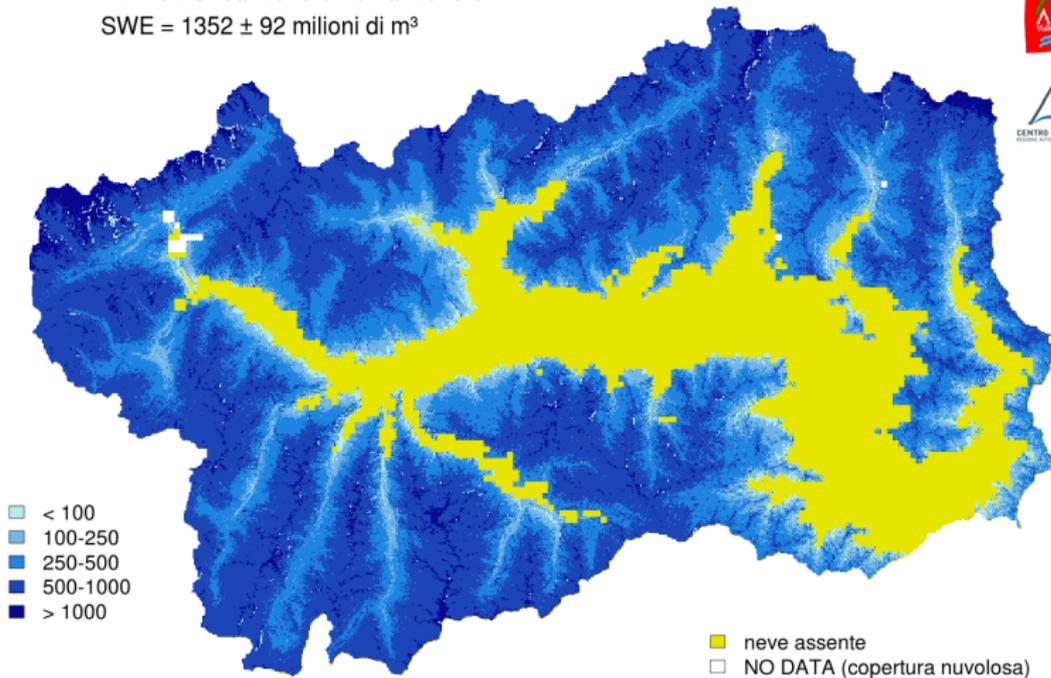
SWE = 139 ± 12 milioni di m^3



Mappe SWE: es anno idrologico 2012/2013

PERIODO: dal 2013-04-07 al 2013-04-14

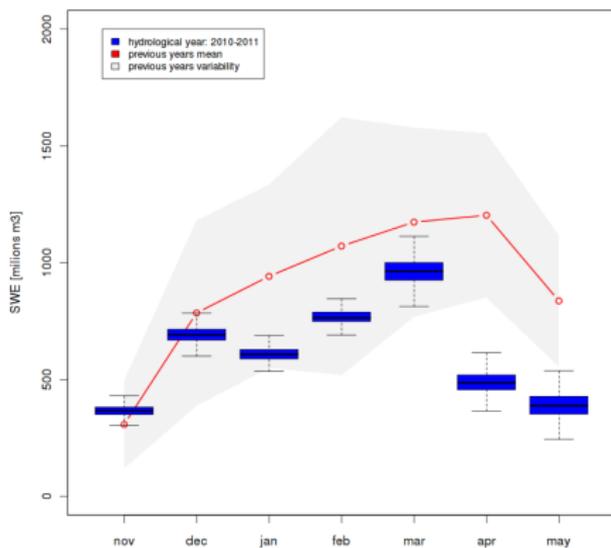
SWE = 1352 ± 92 milioni di m^3



Evolutione stagionale valori cumulati di SWE

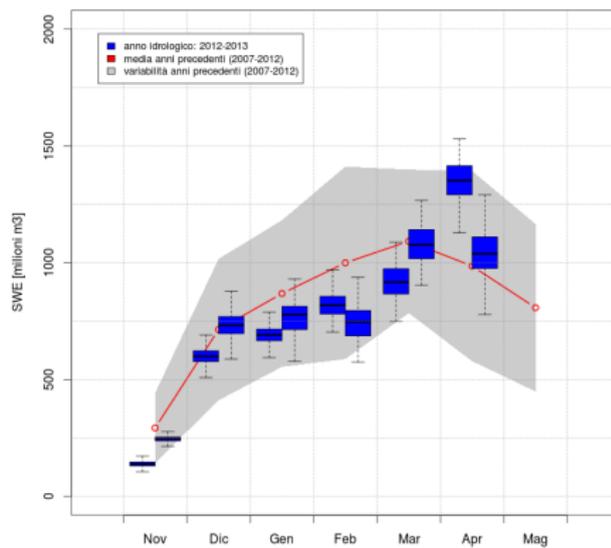
2010/2011

SWE monthly evolution



2012/2013

SWE evoluzione mensile



Introduzione

Metodo: dai dati alle simulazioni

Diffusione e comunicazione dei risultati

Conclusioni

considerazioni conclusive



considerazioni conclusive

... quindi

SIMULARE CONVIENE

o piuttosto

SIMULARE E' L'UNICA STRADA?

se siamo obbligati ad usare modelli dovremmo:

- ① non dimenticare l'importanza di integrare approccio modellistico e misure/monitoraggio
- ② essere aperti (es: collaborare con altri gruppi, codici aperti, confronti di modelli, ...) ed essere pronti a continue modifiche e eventualmente riscrivere tutto ...
- ③ valutare/validare i modelli e quantificare l'incertezza degli output
- ④ comunicare e diffondere risultati con la relativa incertezza

se siamo obbligati ad usare modelli dovremmo:

- ① non dimenticare l'importanza di integrare approccio modellistico e misure/monitoraggio
- ② essere aperti (es: collaborare con altri gruppi, codici aperti, confronti di modelli, ...) ed essere pronti a continue modifiche e eventualmente riscrivere tutto ...
- ③ valutare/validare i modelli e quantificare l'incertezza degli output
- ④ comunicare e diffondere risultati con la relativa incertezza

se siamo obbligati ad usare modelli dovremmo:

- ① non dimenticare l'importanza di integrare approccio modellistico e misure/monitoraggio
- ② essere aperti (es: collaborare con altri gruppi, codici aperti, confronti di modelli, ...) ed essere pronti a continue modifiche e eventualmente riscrivere tutto ...
- ③ valutare/validare i modelli e quantificare l'incertezza degli output
- ④ comunicare e diffondere risultati con la relativa incertezza

se siamo obbligati ad usare modelli dovremmo:

- ① non dimenticare l'importanza di integrare approccio modellistico e misure/monitoraggio
- ② essere aperti (es: collaborare con altri gruppi, codici aperti, confronti di modelli, ...) ed essere pronti a continue modifiche e eventualmente riscrivere tutto ...
- ③ valutare/validare i modelli e quantificare l'incertezza degli output
- ④ comunicare e diffondere risultati con la relativa incertezza

...GRAZIE PER L'ATTENZIONE

e.cremonese@arpa.vda.it

