

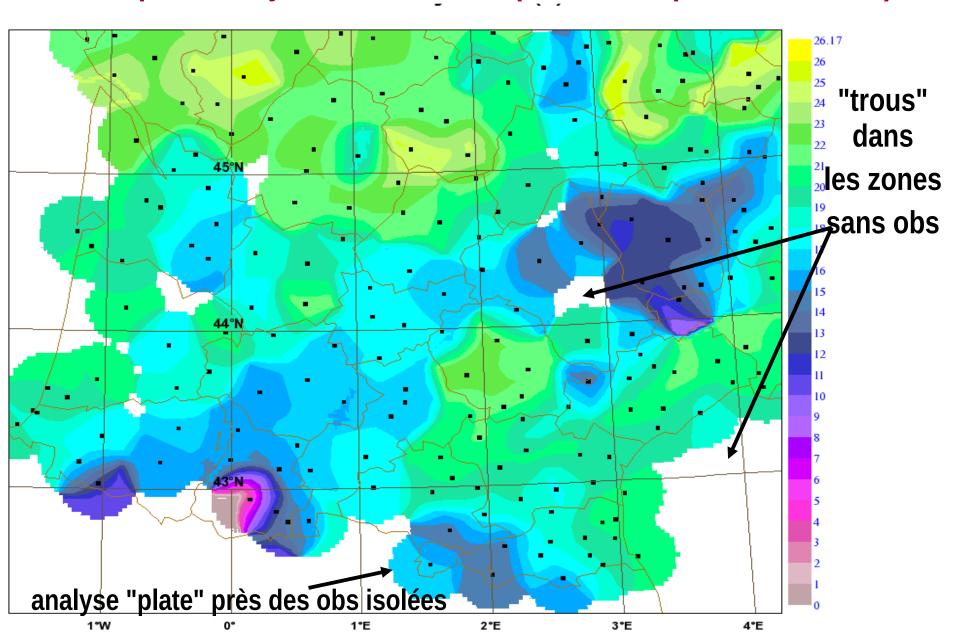
Cycle d'Assimilation

Quelle analyse faire dans les trous du réseau d'observation?

Comment s'aider d'un modèle numérique pour faire une séquence d'analyses ?

- Utiliser une ébauche
- Combinaison avec un modèle dans un cycle d'assimilation
- Croissance d'erreurs
- Fonction de structure
- Nudging

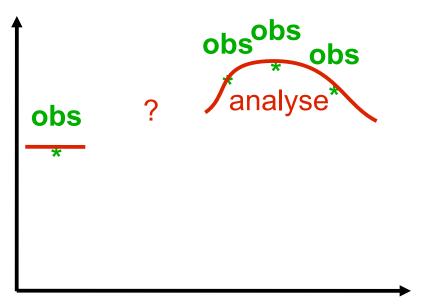
exemple d'analyse Cressman 2D (obs de température de l'air)

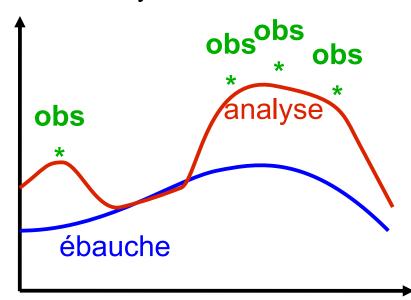


Utilisation d'une ébauche

Idée: au lieu d'interpoler les obs, on interpole leur écart à un champ prédéfini:

- analyse à froid sans ébauche: $x_a(i) = F[y_j, i]$
- analyse incrémentale avec ébauche: $x_a(i) = x_b(i) + F[y_i x_b(j), i]$
- •déf. **ébauche** x_b : estimation a priori (= avant d'avoir les observations) du système à analyser.
- ex d'ébauche : climatologie, ancienne analyse ou prévision.
- l'ébauche joue le rôle d'une "obs fictive" disponible partout
- loin de toute observation, on aura en général : analyse=ébauche.





jargon de l'assimilation avec ébauche

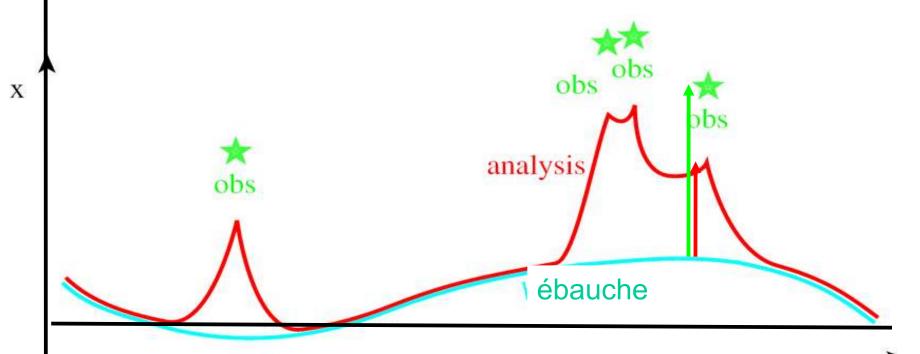
•synonymes: first-guess, background, prior

•définitions: $x_a(i) = x_b(i) + F[y_i - x_b(j), i]$

•incréments: différences analyse - ébauche x_a- x_b

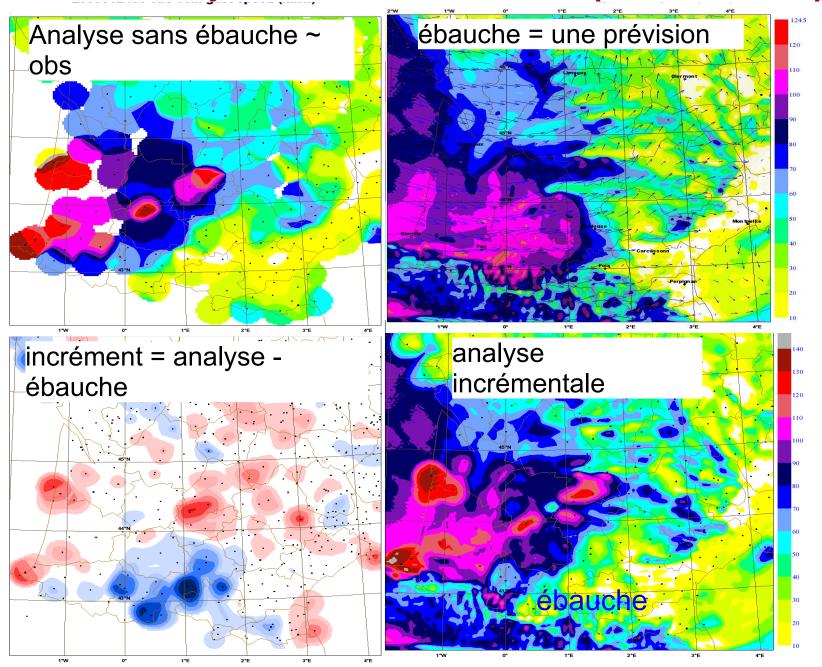
•innovations: différences obs - ébauche $y_i - x_b(j)$

•fonction de structure: forme de l'incrément en présence d'une obs j isolée: fonction $i \to F[y_i-x_b(j), i]$



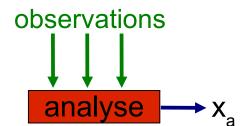
space

Ex : analyse avec et sans ébauche (rafales de vent)

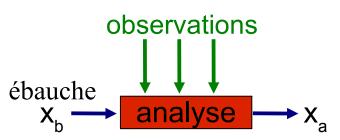


Assimilation = analyse + prévisions

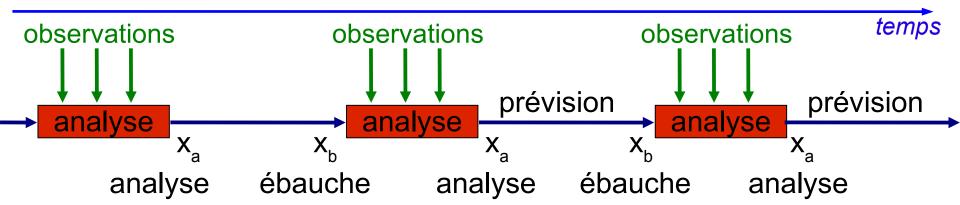
L'analyse combine des observations:



- L'ébauche est une estimation a priori de l'état à analyser, par ex:
 - une climatologie
 - une prévision récente

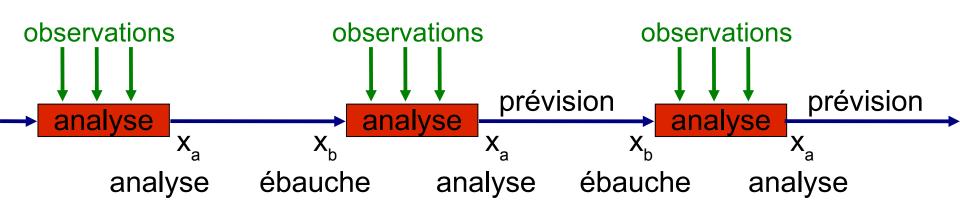


• L'assimilation combine des observations et un modèle, par exemple sous forme séquentielle:



Cycle d'assimilation

- assimilation de données: processus d'analyse combinant une méthode d'analyse et un modèle d'évolution du système x à analyser
- <u>objectif</u>: combiner de manière optimale les observations, et les lois d'évolution contenues dans le modèle, pour produire une séquence d'analyses cohérentes entre elles qui accumulent l'information
- méthode la plus commune = 'assimilation séquentielle': laisser évoluer x par le modèle, en le corrigeant par des analyses intermittentes. Les analyses rappellent x à la réalité. La dynamique du modèle va propager l'information observée vers les variables non-observées du modèle.



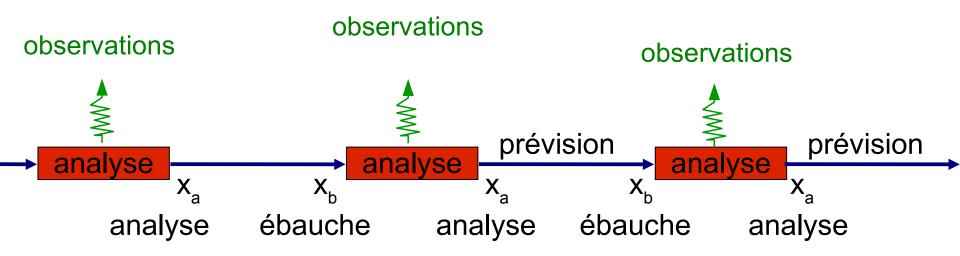
Cycle d'assimilation: technique du 'nudging'

Méthode d'assimilation ultra-simple: on rappelle linéairement l'état du modèle vers les observations:

$$xa = xb + \alpha (y - xb)$$
 avec $0 < \alpha < 1$

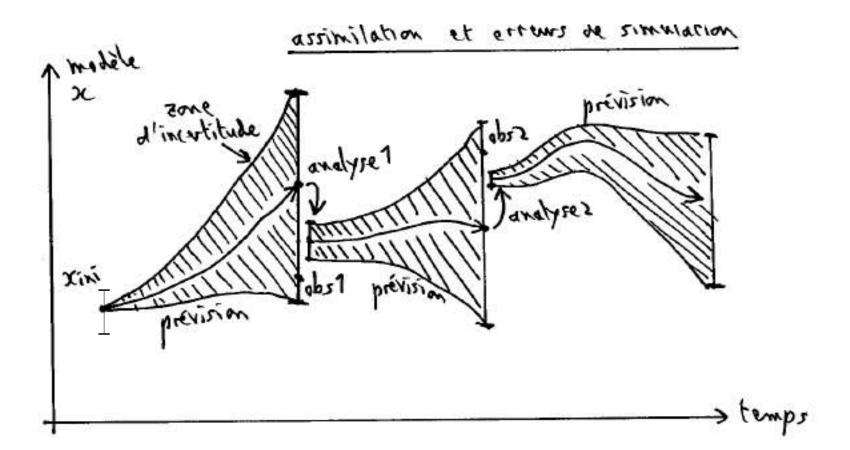
- nécessite que y observe directement des variables du modèle (pas de H)
- le coefficient de rappel α est empiriquement choisi
- spatialisation des incréments à définir empiriquement

Analogue à un filtre récursif (moyenne glissante): xi+1 = (1-a) xi + a y

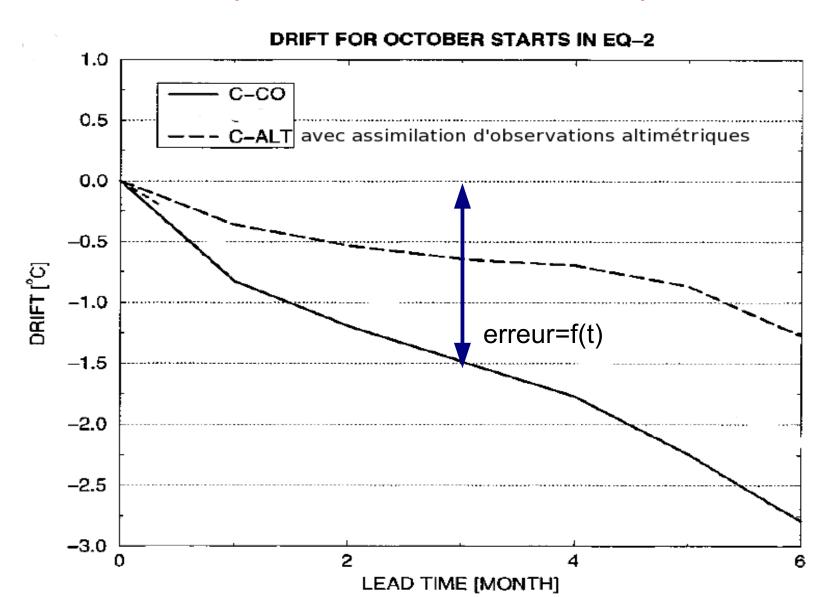


Cycle d'assimilation: rôle des erreurs de prévision

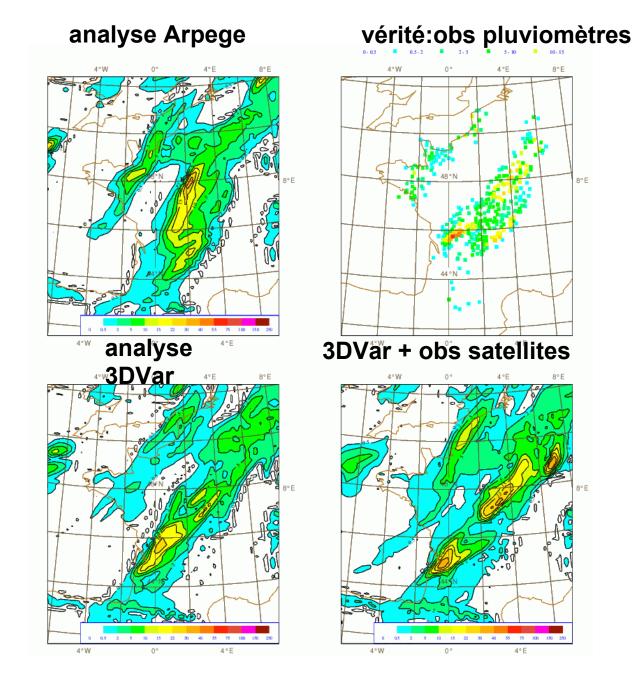
- en général, les erreurs de prévision croissent au fil du temps, à cause des erreurs de modélisation et de leur amplification chaotique: il y a une incertitude (une 'barre d'erreur') sur les ébauches
- l'analyse réduit ces erreurs grâce à l'apport d'information observée



Cycle d'assimilation: exemple de croissance des erreurs de prévision (T dans un modèle d'océan)



Impact d'une amélioration de l'analyse sur une prévision de pluies en flux de SW



Comment choisir les fonctions de poids? caractérisation statistique des structures à analyser

- •Une analyse ne doit représenter que des structures qui peuvent exister dans la nature (ex: avec les bonnes échelles spatiales)
- •Le modèle (donc l'ébauche) est censé produire de telles structures
- •Une analyse incrémentale doit corriger des erreurs de prévision du modèle
- •Donc l'incrément doit représenter des erreurs probables de prévision
- L'amplitude des erreurs est connue via les innovations: y(j)-x_b(j)
- Il reste à caractériser la forme des incréments (les fonctions de structure)
- •le plus important: la dimension spatiale des erreurs (rayon d'influence R)
- on peut essayer de caractériser en plus la structure spatiale probable de ces erreurs

Outil: statistiques des covariances des champs d'ébauche

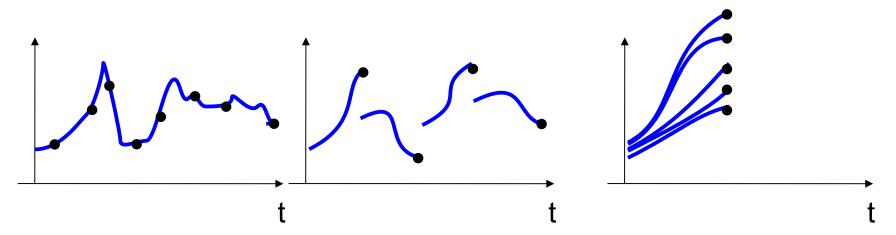
= variogrammes et ensembles

Comment construire un échantillon approximatif d'erreurs d'ébauche

But: calculer des variances et covariances de champs (de leurs erreurs) à l'instant d'une analyse

<u>Hypothèse</u>: on peut les estimer en moyenne spatio-temporelle, à partir d'un **ensemble de prévisions** ayant les mêmes propriétés statistiques que les erreurs. Ex:

- •plusieurs états successifs d'une seule prévision
- •ou, plusieurs prévisions successives de même longueur que x_b
- •ou, plusieurs prévisions au même instant que x_b, perturbées aléatoirement (*prévision d'ensemble*)



Exemple de covariances d'erreurs d'ébauche

avec un historique de prévisions GEMS de formaldéhyde

autocovariance, coupe verticale autocovariance, coupe horizontale 10 -55°N 3.5 20 0.875 0.75 30 50°N 0.625 0.5 40 45°N 0.375 50 0.25 0.125 60 140°E 68°N 64°N 60°N 56°N 52°N 48°N obs Z (autocovariances 20 variances avec 1 intégrale 30 d'analyse et verticale de HCHO) 40 ébauche, 50 60 profil vertical

Figure 15: Total column HCHO analysis increment (top left) in 10¹⁵ mol/cm², vertical cross section of analysis increment at 136.4° E in ppb (top right), and HCHO analysis (solid) and first-guess (dashed) profiles in ppb (bottom) from a single HCHO observation placed at 49.4° N, 136.4° E on 20060701, at 01:31:18 hours. The observation has a value of 30x10¹⁵ mol/cm² and an error of 20%, and is 15.7x10¹⁵ mol/cm² higher than the background.

