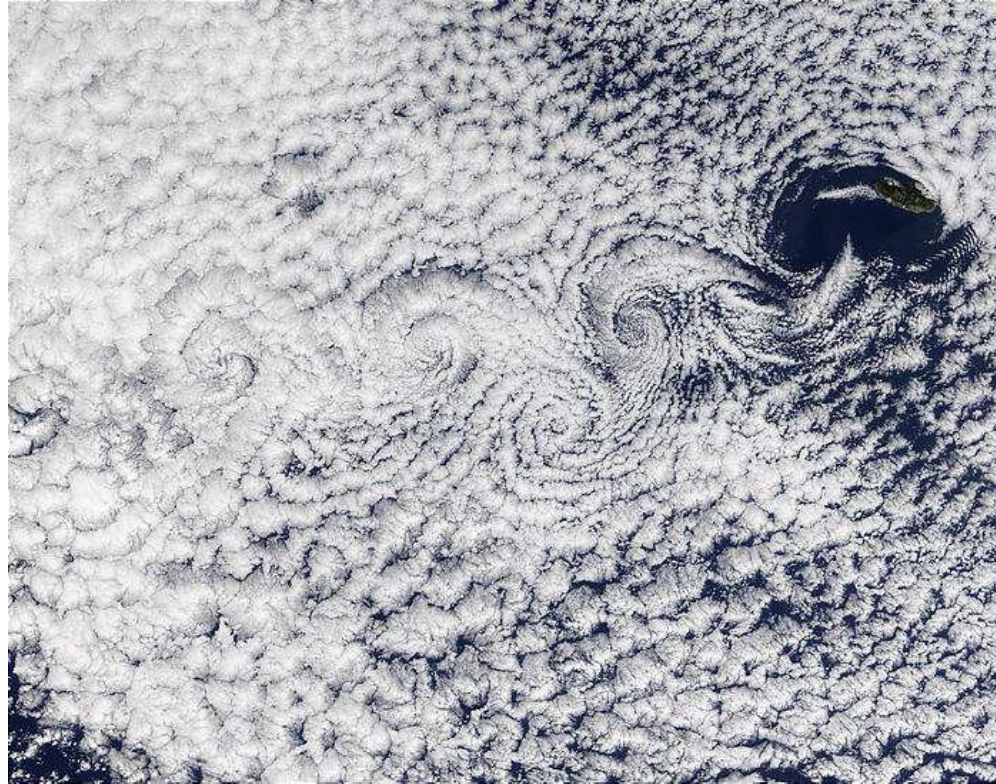


IRISA - Rennes



Filtrage des mesures de vitesse d'un fluide. Estimation particulière par modèle markovien conditionnel vs modèle a priori

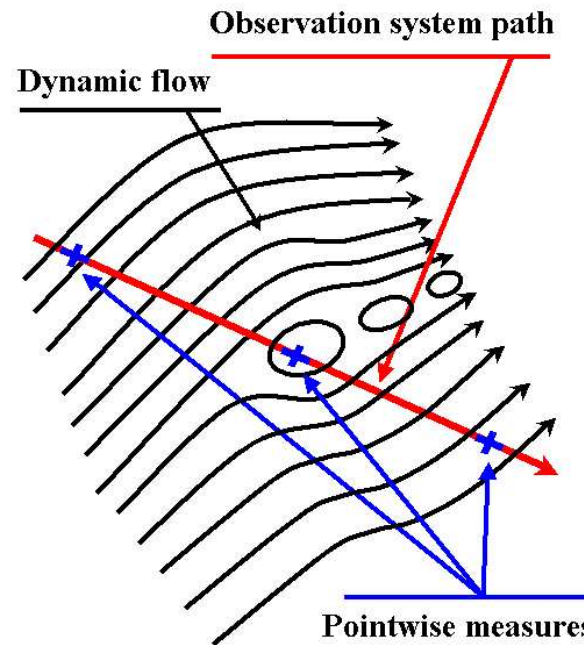
christophe.baehr@meteo.fr

Contexte.

- Ce travail s'inscrit dans un projet visant à l'amélioration des mesures atmosphériques faites avec les avions de recherche de Météo-France.
- Environnement de mesures fortement perturbé.
- Le vent est un paramètre déduit de mesures bruitées, désynchronisées, délocalisées.
- De plus la plateforme est mobile évoluant dans le fluide à 100 ms^{-1} , le vent est typiquement de quelques ms^{-1} et la précision recherchée à 200 Hz: 0.1 ms^{-1} .
- On va présenter ici un cas plus académique avec des mesures faites au sol (sans bruit), que l'on bruite artificiellement et que l'on cherche à filtrer.

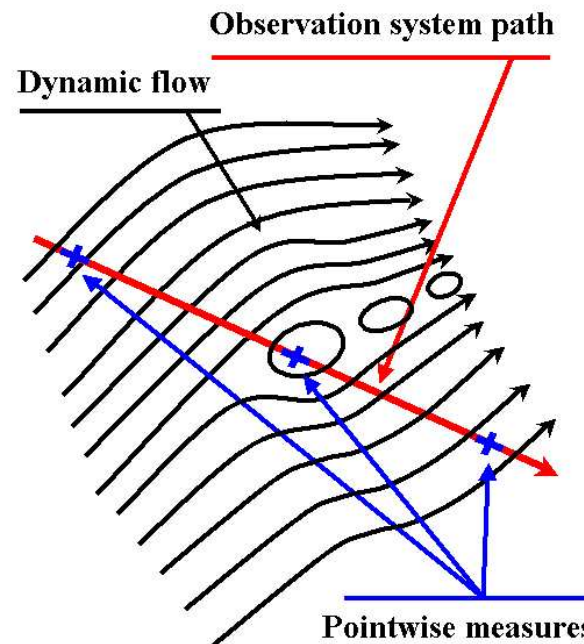
Rapidement la problématique

Problématique.



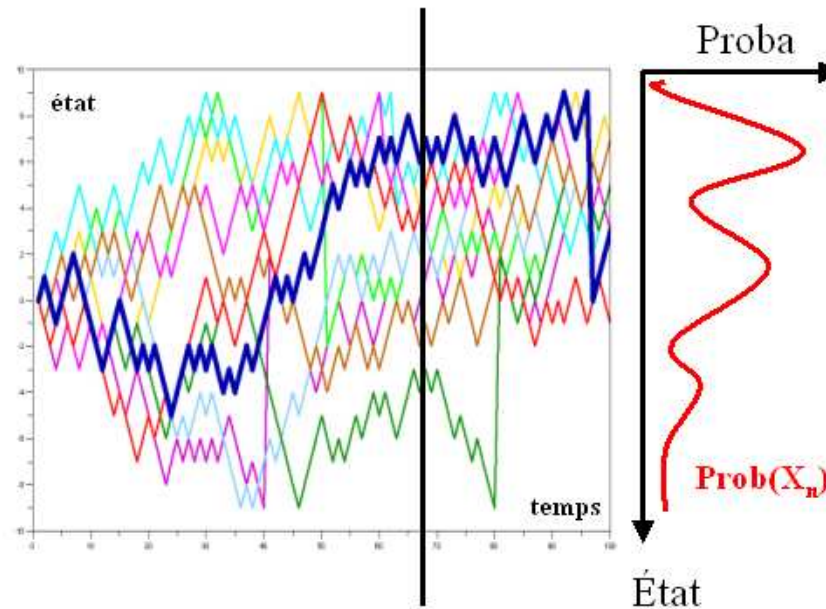
- On mesure ponctuellement un champ continu.
- Pas beaucoup de points pour reconstituer ce champ.

Problématique.



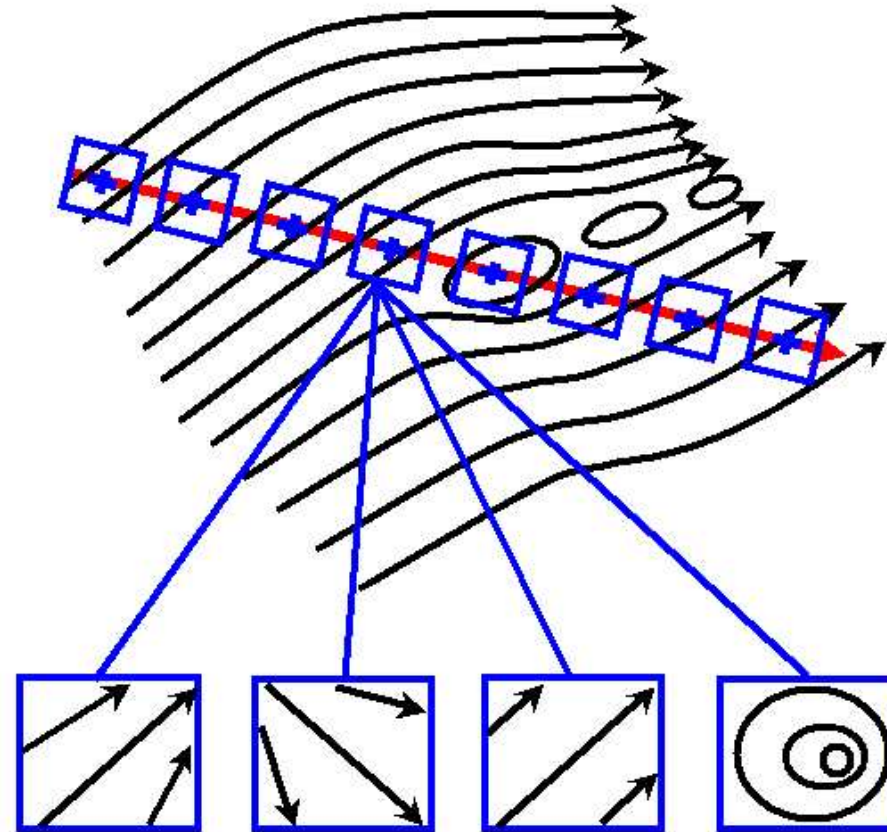
- On ne dispose que d'un échantillonnage sur la trajectoire.
- Pour terminer la mesure est bruitée.

Heuristique de la technique de filtrage.



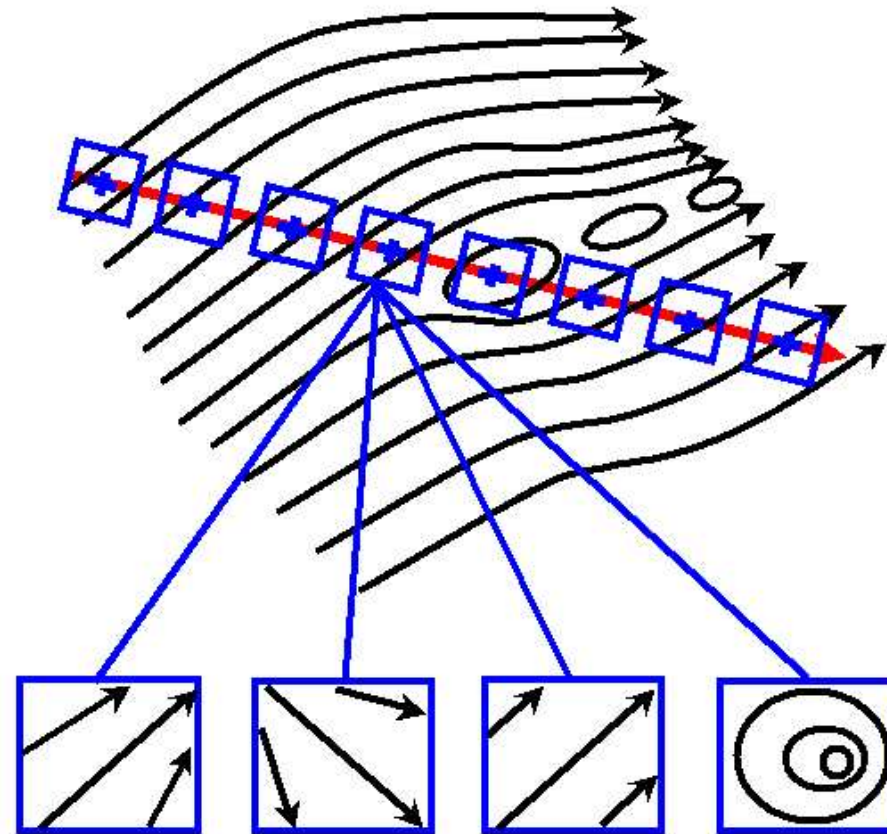
- Les systèmes aléatoires réalisent une trajectoire parmi d'autres.
- Dans les techniques d'estimation stochastique, on recrée cette dynamique.

Heuristique de la technique de filtrage.



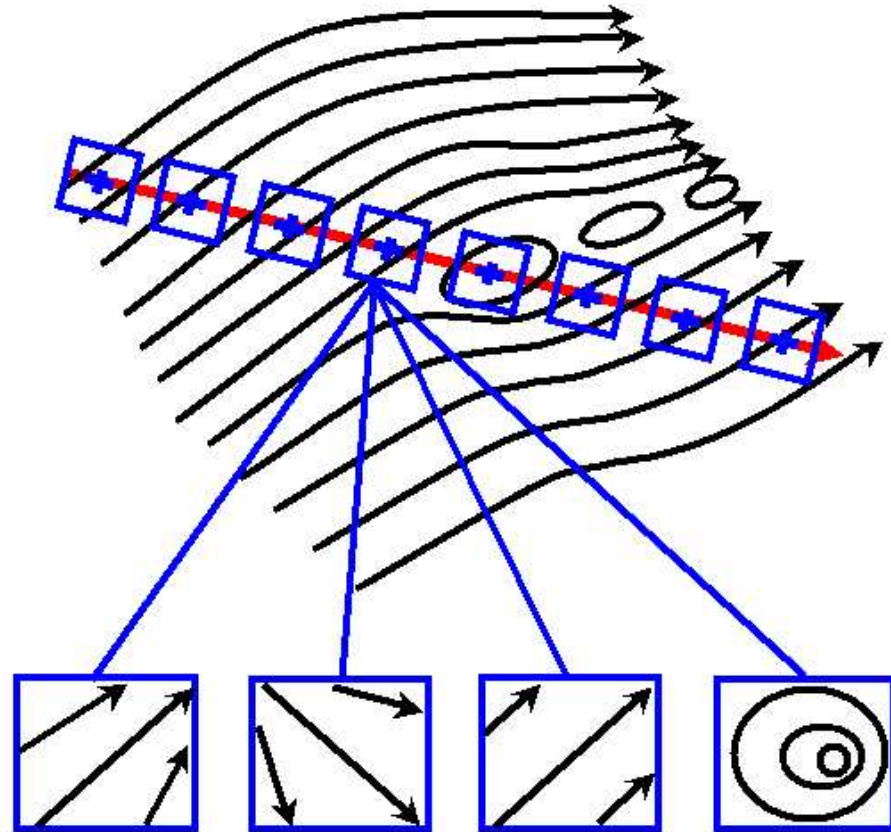
- On peut comparer des champs simulés pour retrouver l'estimé.

Heuristique de la technique de filtrage.



- Mais ce serait difficile à mettre en œuvre et trop coûteux.

Heuristique de la technique de filtrage.



- On utilisera plutôt des particules test placées dans le fluide pour lesquelles on a des modèles.

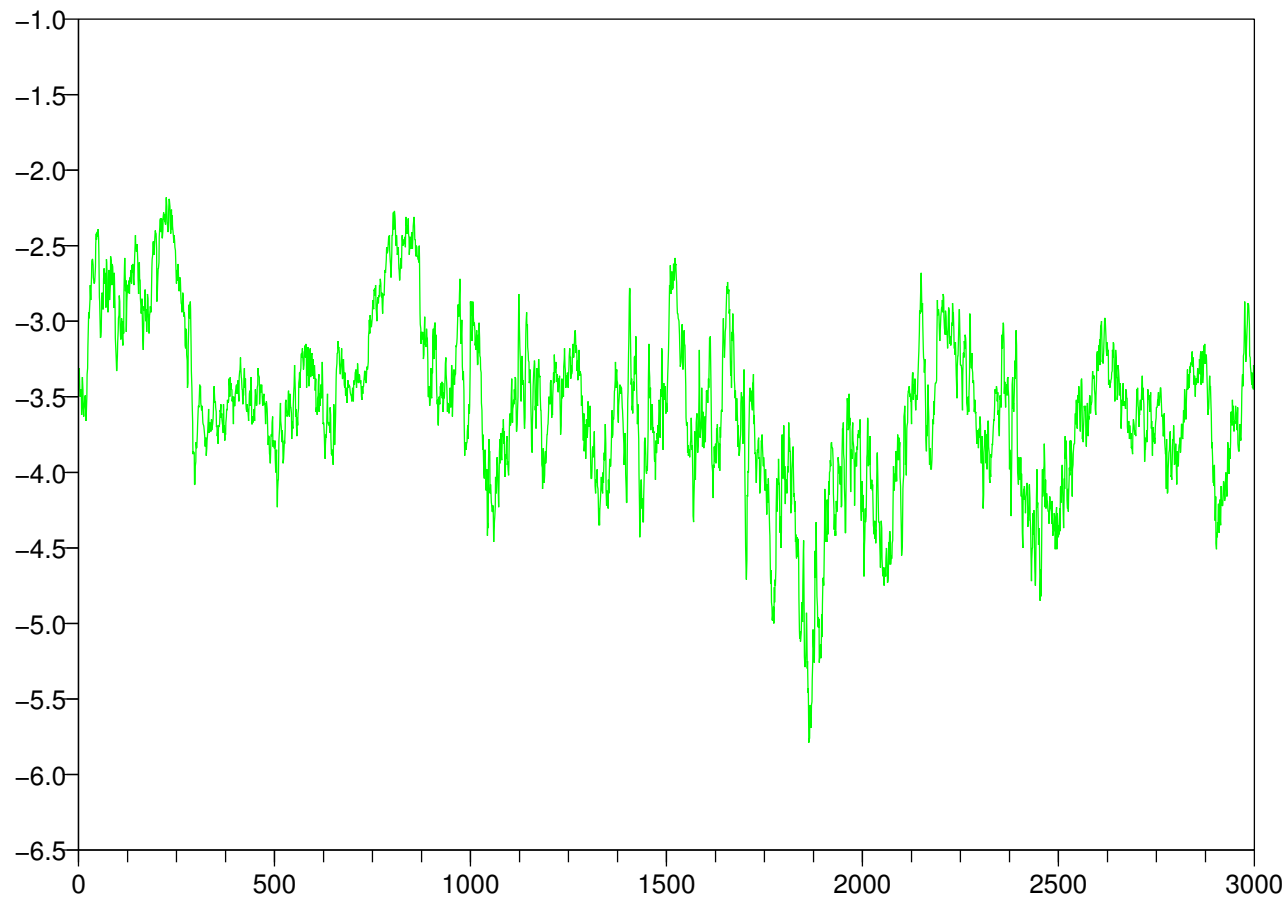
Heuristique de la technique de filtrage.

- Les équations du filtrage ont 2 étapes: Prédiction, Correction.
- On va développer un algorithme de filtrage particulière basé sur:
 1. Des modèles Lagrangiens pour le comportement de nos particules.
 2. Une sélection de type génétique pour capter les particules les plus adaptées.
- Comme on manque d'information sur les écoulements, on va conditionner le modèle à l'observation.

Un exemple pour commencer

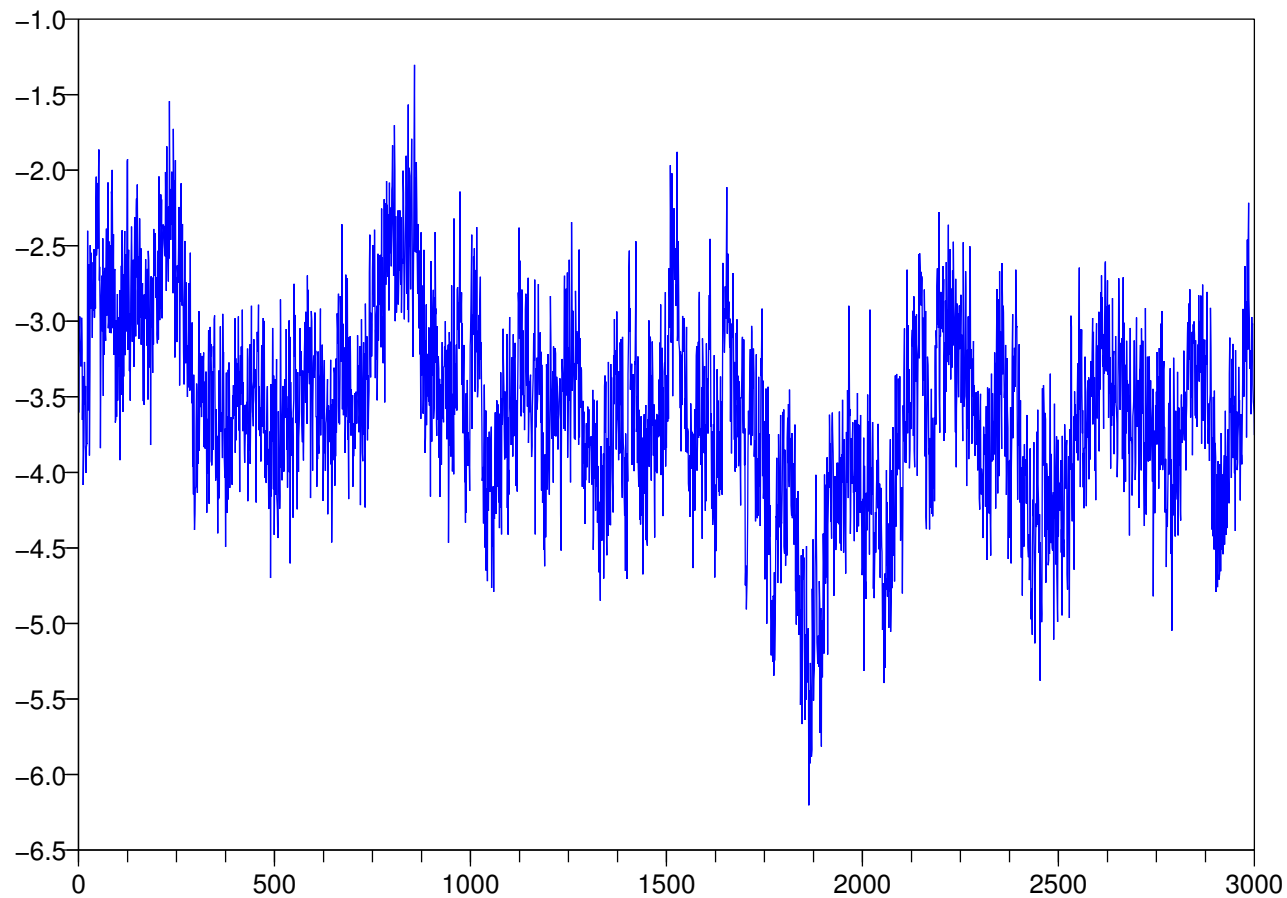
Applications sur vent réel

Vent réel échantillonné à 25 Hz avec bruits blancs artificiels.



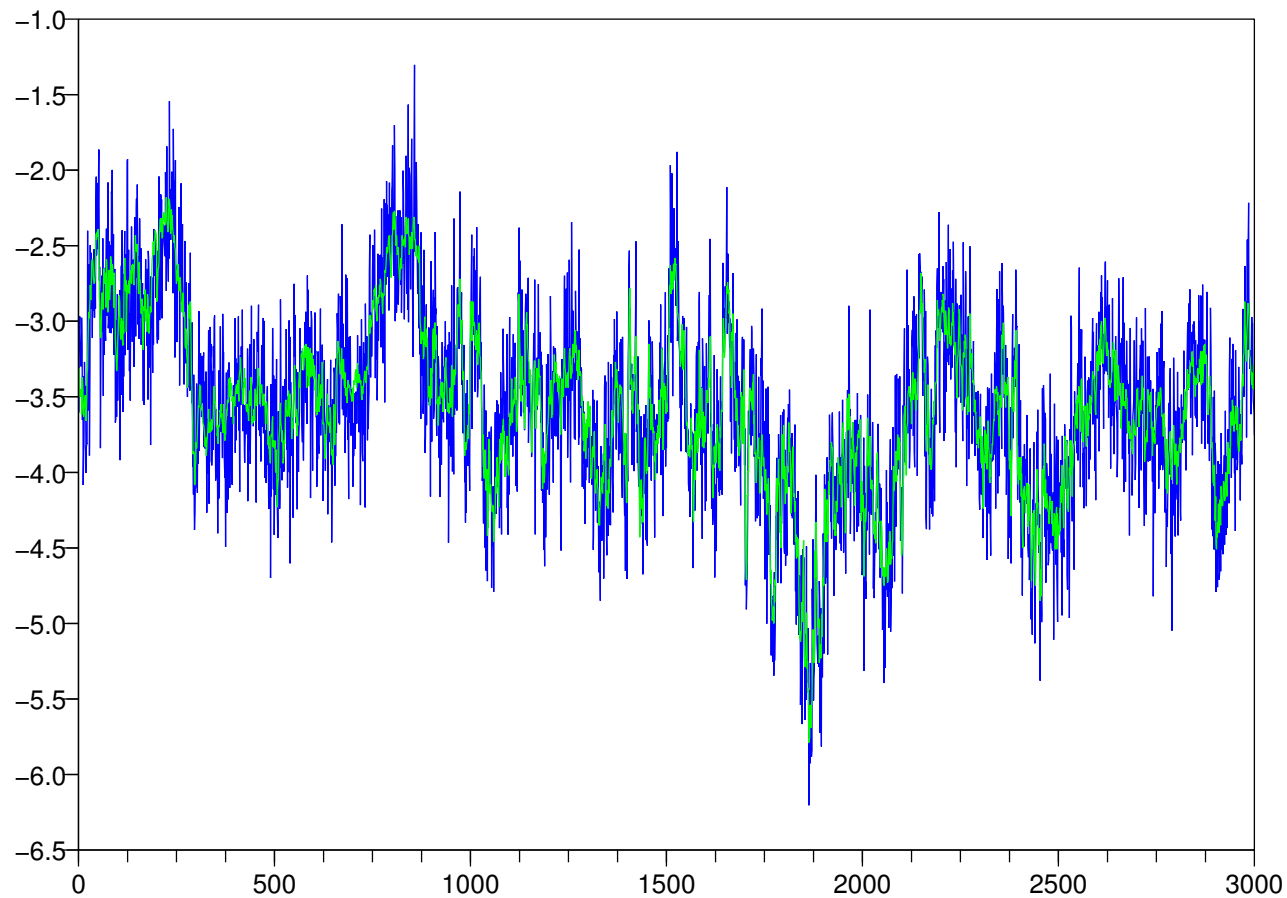
Applications sur vent réel

Vent réel échantillonné à 25 Hz avec bruits blancs artificiels.



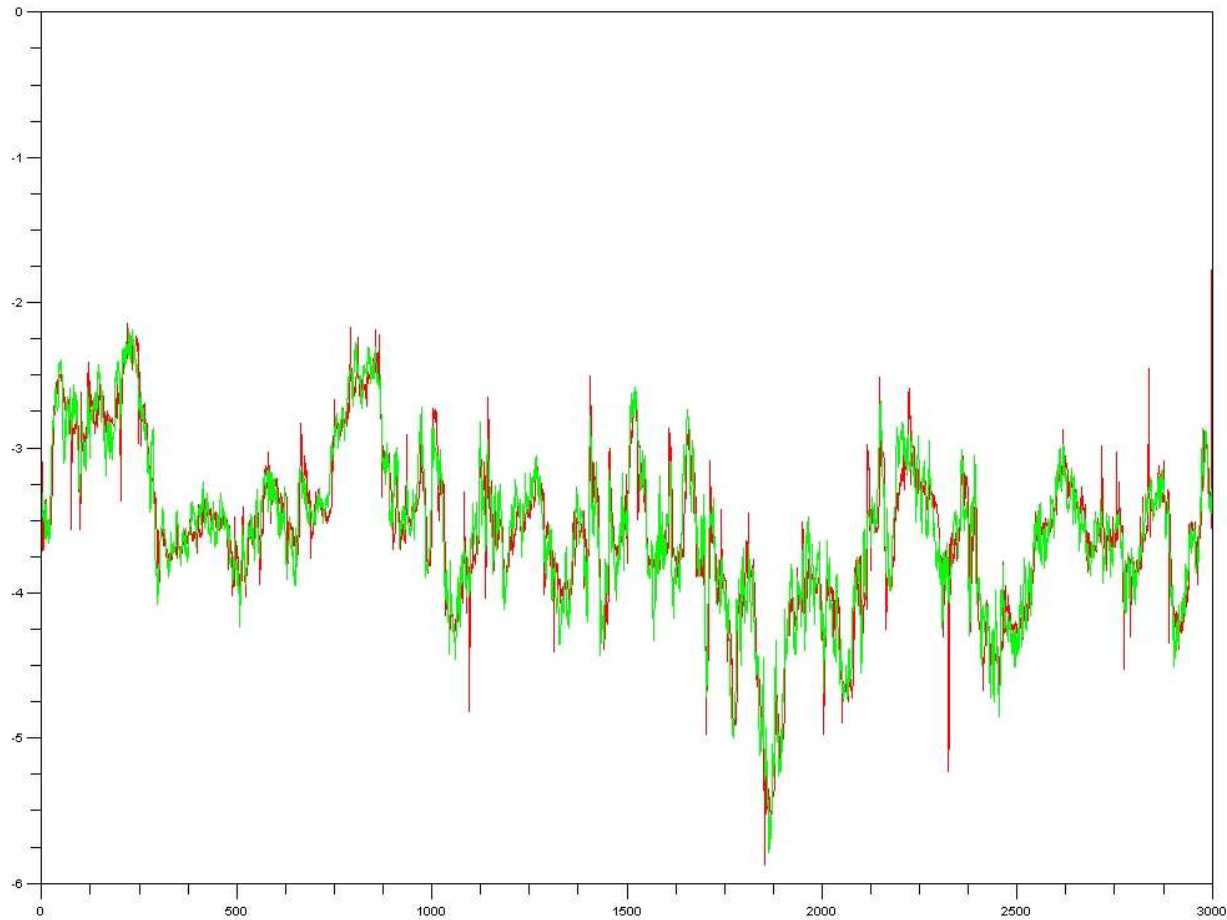
Applications sur vent réel

Vent réel échantillonné à 25 Hz avec bruits blancs artificiels.



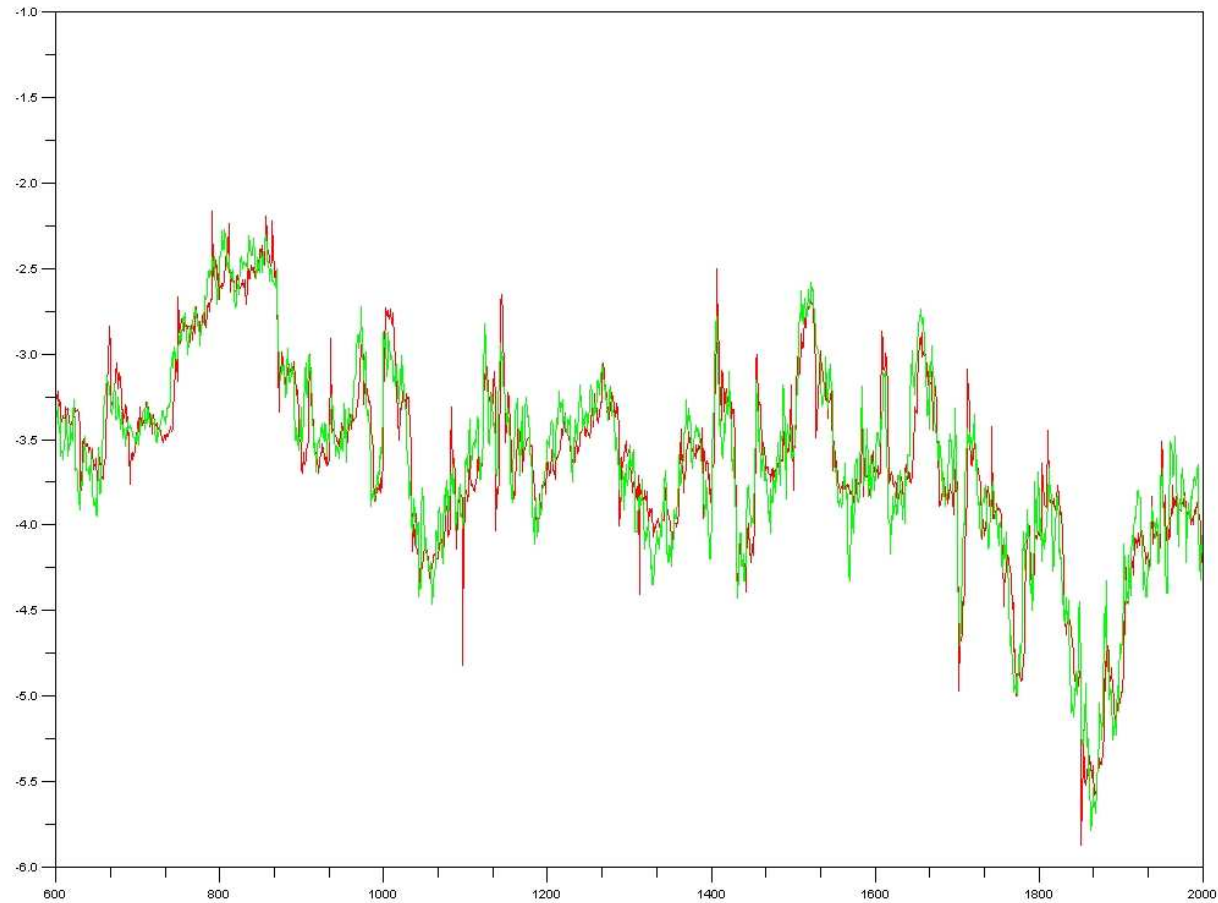
Applications sur vent réel

Filtrage particulaire avec sélection génétique, 700 particules.



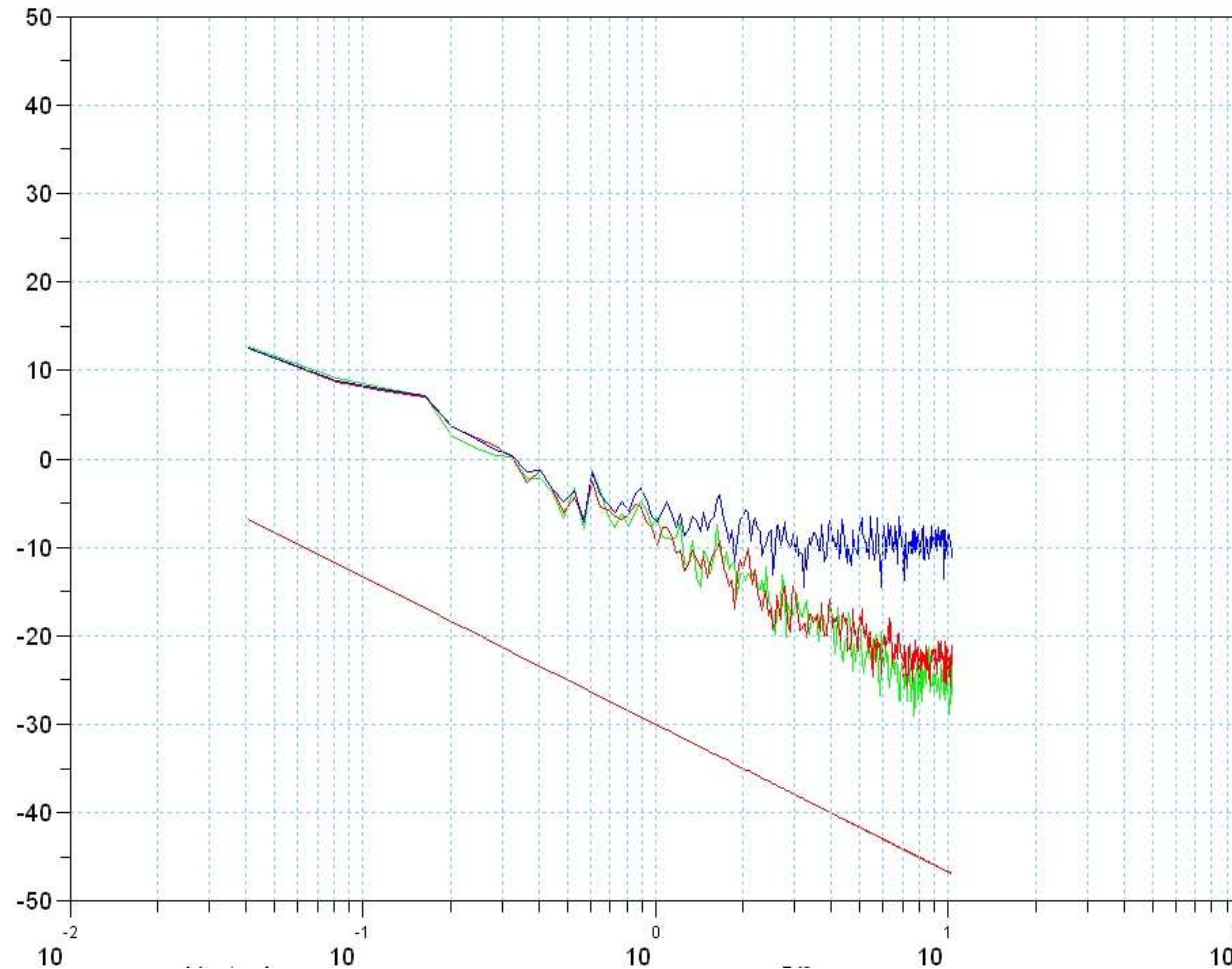
Applications sur vent réel

Zoom sur le graphique précédent.



Applications sur vent réel

Spectres des puissances vent réel, bruité et filtré.



Introduction aux Modèles Euler/Lagrange de S.B. Pope.

Modèles Euler/Lagrange de S.B. Pope.

- Ce sont des modèles d'évolution (Lagrangiens) de particules sans inertie, utilisant des moyennes locales (Eulériennes).
- A la base on retrouve des équations de Langevin.
- La mise en forme de l'équation utilise des modèles empiriques (Modèle de Rotta pour les tensions de Reynolds) et reste compatible avec l'équation de Navier-Stokes.
- On identifie certains termes par des comportements en temps longs qui respectent les lois de Kolmogorov (K41) pour la turbulence.

Modèles Euler/Lagrange de S.B. Pope.

- On considère que les particules dont le mouvement est régi par ces modèles sont placées dans un fluide obéissant aux équations de Navier-Stokes.
- On note $U_{t,x}$ le champ de vitesse donné par :

$$\left(\frac{\partial}{\partial t} + U_{t,x} \nabla\right) \cdot U_{t,x} = -\nabla p + \mu \cdot \Delta U_{t,x} \text{ dans } \Omega, t \geq 0, x \in \mathbb{R}^3$$

$$U_{t,x} = f(t, x) \text{ sur } \partial\Omega, \quad t \geq 0, x \in \mathbb{R}^3$$

$$U_{0,x} = U_0(x), \quad x \in \mathbb{R}^3$$

Modèles Euler/Lagrange de S.B. Pope.

- On utilise la décomposition de Reynolds en mouvement moyen et fluctuation pour une quantité Q :

$$Q_{t,x} = \langle Q \rangle_{t,x} + q_{tx}$$

- Le terme $\langle Q \rangle_{t,x}$ signifie que l'on considère Q comme une v.a., que l'on dispose d'un espace de probabilité $(\mathcal{E}, \mathcal{F}, \mathbb{P})$ et que l'on soit capable de calculer

$$\langle Q \rangle_{t,x} = \int_{\mathcal{E}} Q_{t,x}(\omega) d\mathbb{P}(\omega)$$

- Cette quantité $\langle Q \rangle_{t,x}$ est donc la moyenne locale en un point x au temps t .

Modèles Euler/Lagrange de S.B. Pope.

- Pour une particule si on note $x(x_0, t)$ sa position à l'instant t sachant qu'elle était en x_0 à l'instant initial, on appelle vitesse lagrangienne la quantité $V_t = U(x(x_0, t), t)$.

- Les modèles de Pope sont relatifs à cette vitesse lagrangienne.

- Pour la turbulence homogène isotrope, il s'écrit:

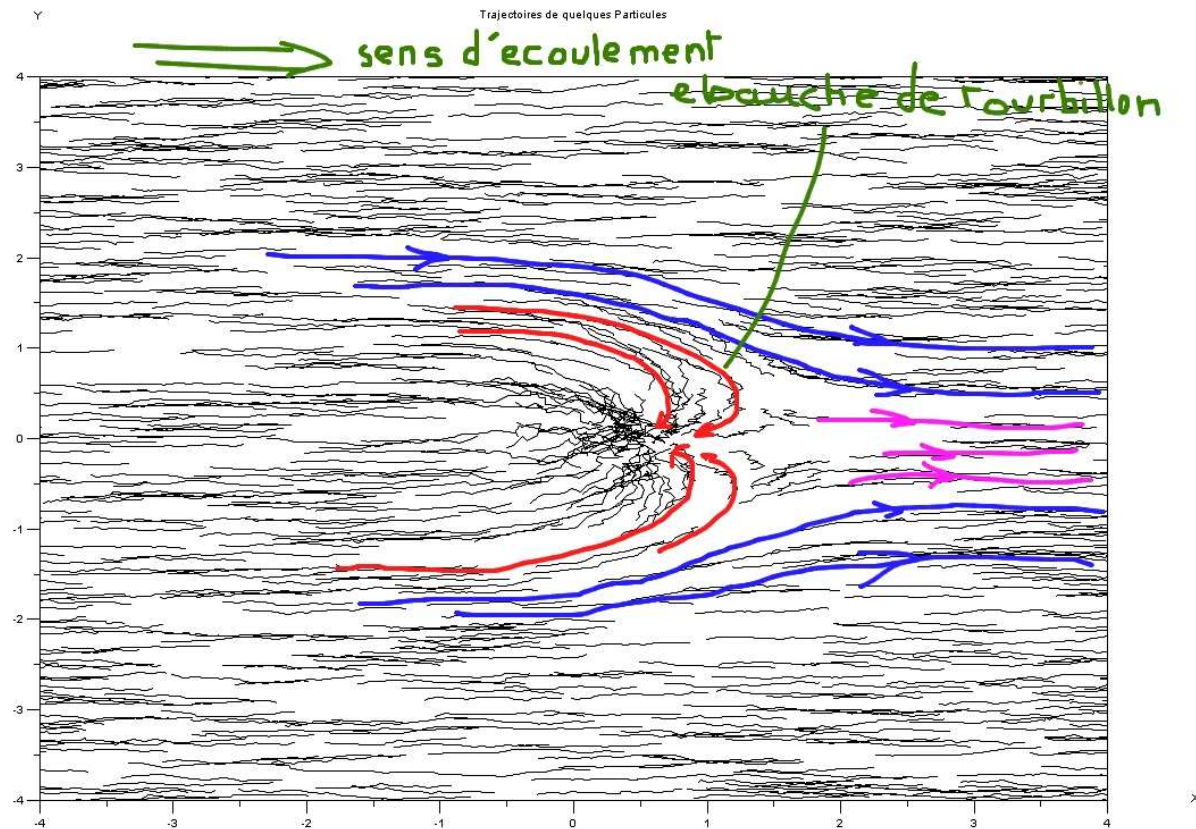
$$dV_t = -\nabla_x \langle p \rangle dt - \left(\frac{1}{2} + \frac{3}{4}C_0\right) \frac{\varepsilon_t}{k_t} (V_t - \langle v \rangle) dt + \sqrt{C_0 \varepsilon_t} dW_t$$

- L'équation de Langevin correspondante est:

$$m \frac{dV}{dt} = F_{\text{pression}} + F_{\text{frottement}} + F_{\text{aleatoire}}$$

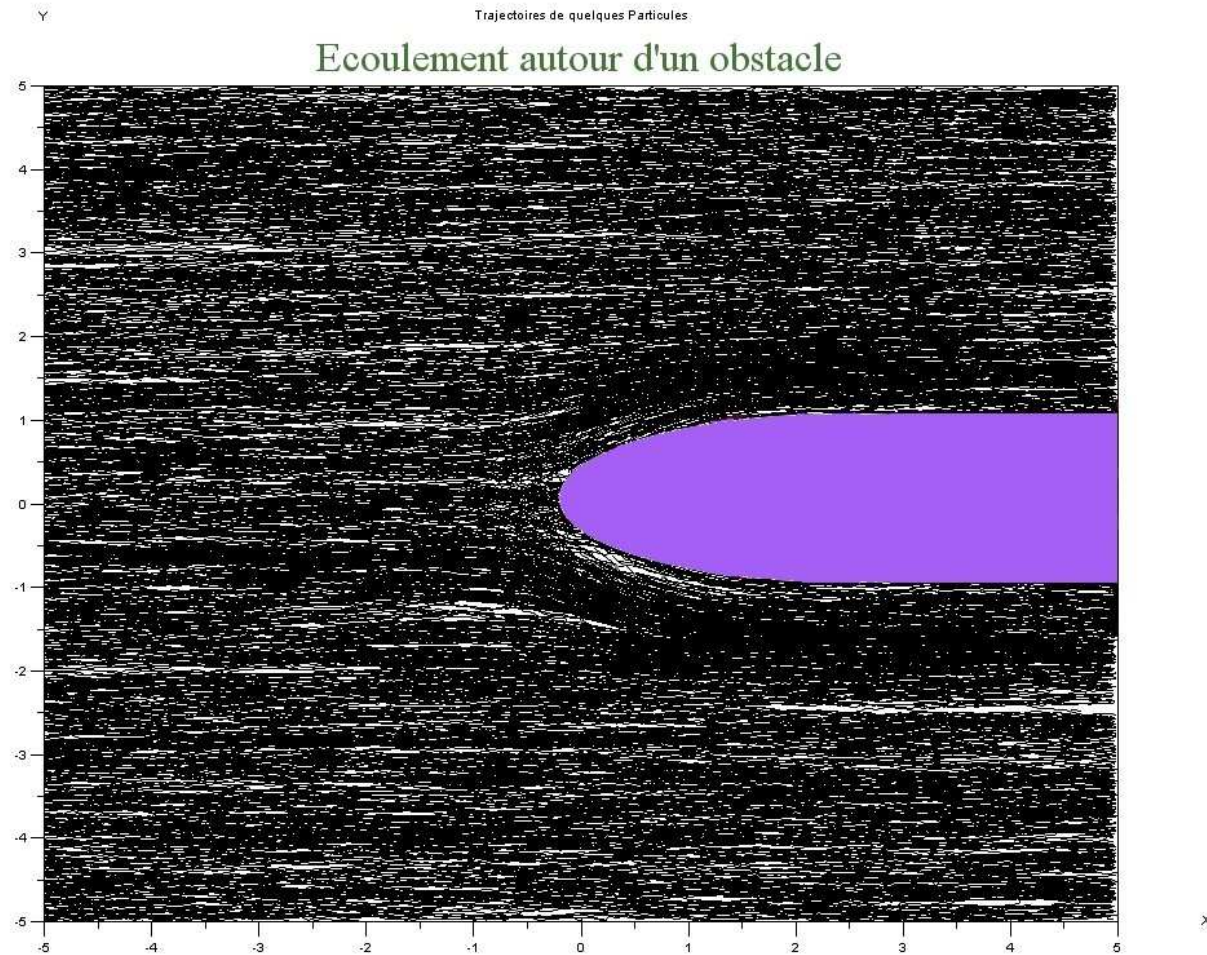
Modèles Euler/Lagrange de S.B. Pope.

- Malgré cette simplicité d'apparence, ce modèle est-il réaliste pour un fluide ?



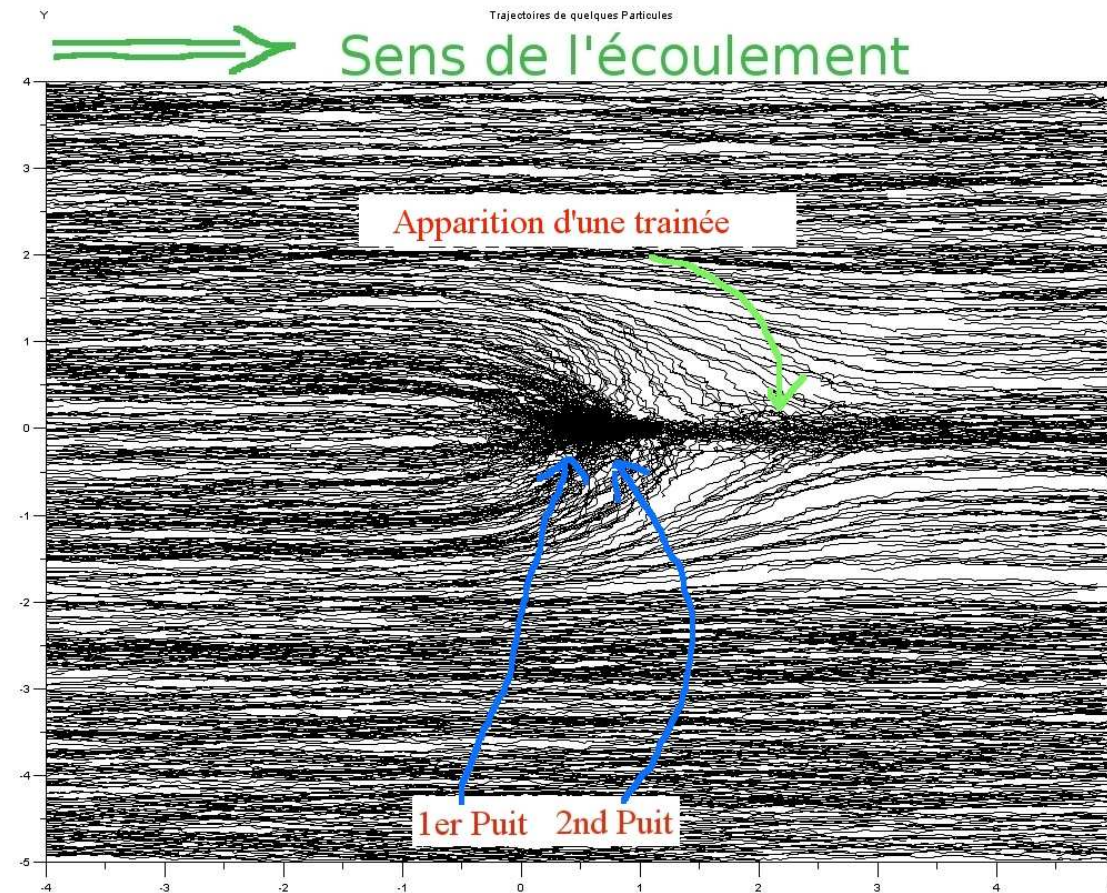
Modèles Euler/Lagrange de S.B. Pope.

● ou bien:



Modèles Euler/Lagrange de S.B. Pope.

● ou encore:



Modèle de Pope discrétisé

Modèle stochastique discrétisé.

- On part du couple (position \mathcal{X}_t , vitesse \mathcal{V}_t) que l'on suppose markovien.
- On utilise les lois de Newton pour former le système:

$$\begin{cases} d\mathcal{X}_t &= \mathcal{V}_t dt \\ d\mathcal{V}_t &= \mathbb{F}(\mathcal{V}_t, \dots), \quad t \geq 0 \\ V_0 &= v_0 \end{cases}$$

- En discrétisant les vitesses en des temps $t_j = j \cdot \Delta t$, $\forall j \in \mathbb{Z}$ et $\Delta t > 0$ est un pas de temps fixe, on sépare les échelles.
- La vitesse \mathcal{V}_n s'écrit comme une vitesse de grande échelle V_n plus un bruit correspondant aux structures sous-maille: $\mathcal{V}_n = V_n + \mathbf{v}_n$

Modèle stochastique discrétisé.

- Pour modéliser les petites échelles, on va utiliser un mouvement brownien.
- Le système de base est alors :

$$\begin{cases} \mathcal{X}_n &= \mathcal{X}_{n-1} + V_{n-1} \Delta t + \sigma_n \Delta W_n^X \\ V_n &= F(V_{n-1}, \dots) \Delta t + G(V_{n-1}, \dots) \Delta W_n^V \\ V_0 &= v_0, \quad X_0 = x_0 \end{cases}$$

- Ce système serait celui de la vitesse V_n observée par les positions \mathcal{X}_n des éléments de fluide.

Modèle stochastique discrétisé.

- La moyenne Eulérienne $\langle \varphi(U_{n,x}) \rangle = \int \varphi(u) p^{U_{n,x}}(u) du$ n'est pas bien posée relativement au Markov (X_n, V_n) .
- On définit $\mathbb{F}_n(\varphi)(x) = \int \varphi(v) p^{X_n, V_n}(x, v) dv$ et on fait une approximation faible de \mathbb{F} en régularisant par un noyau

$$\mathbb{F}_n^\delta(\varphi)(x) = \iint \varphi(v) G^\delta(x - z) p^{X_n, V_n}(z, v) dz dv$$

- On définit alors $\Pi_n^\delta(\varphi)(x) \stackrel{def}{=} \mathbb{E}_\delta(\varphi(V_n) | X_n = x) = \frac{\mathbb{F}_n^\delta(\varphi)(x)}{\mathbb{F}_n^\delta(1)(x)}$
- Si $(X_n^i, V_n^i)_{1 \leq i \leq N}$ sont les particules à l'instant n , alors

$$\Pi_n^\delta(\varphi)(X_n^i) \approx \Pi_n^{\delta, N}(\varphi)(X_n^i) = \frac{\frac{1}{N} \sum_{j=1}^N \varphi(V_n^j) G^\delta(X_n^i - X_n^j)}{\frac{1}{N} \sum_{k=1}^N 1 \cdot G^\delta(X_n^i - X_n^k)}$$

Modèle stochastique discrétisé.

- On a maintenant les moyens d'identifier le rôle des paramètres du modèle.
- Pour mémoire:

$$\Delta V_n = -\nabla_x \langle p \rangle \Delta t - C_1 \frac{\varepsilon_n}{k_n} (V_n - \Pi_n^\delta(V_n)(X_n)) \Delta t + \sqrt{C_0 \varepsilon_n} \Delta W_n$$

avec $k_n \stackrel{def}{=} \Pi_n^\delta[(V_n - \Pi_n^\delta(V_n)(X_n))^2](X_n)$

- On peut voir $-\nabla_x \langle p \rangle$ comme une V.A. exogène que l'on va enclore dans la variable $\mathbb{E}(Z_n)$.
- Quand $\delta \rightarrow 0$, on a $\mathbb{E}(\Delta V_n) = \mathbb{E}(Z_n) \cdot \Delta t$
- De même pour ε_n on écrit: $\mathbb{E}(\Delta V_n \cdot \Delta V_n) = C_0 \cdot \mathbb{E}(\varepsilon_n) \cdot \Delta t$

Modèle stochastique discrétisé.

- Le modèle de Pope est une équation du type [MacKean-Vlasov](#) pour lequel on dispose des travaux de S. Méléard ou de A.S. Sznitman.
- On a alors existence et unicité d'une solution trajectorielle et en loi.
- On peut vérifier que le système de particules induit $\mathcal{X}_n^{i,N} = (X_n^{i,N}, V_n^{i,N})$ est \mathbb{P} -chaotique.
- On peut formuler des estimées L^p pour le système de particules: pour tous $n \geq 0$ et $p \geq 1$ il existe des constantes finies $C_p(n) < \infty$ t.q. pour tout $N \geq 1$

$$\mathbb{E}(\sup_{m \leq n} |\mathcal{X}_m^{i,N} - \bar{\mathcal{X}}_m^i|^p)^{1/p} \leq \frac{C_p(n)}{\sqrt{N}}$$

Filtrage des vitesses d'un fluide

Problème de filtrage d'un fluide

- Objectif: Estimer les composantes d'un fluide à l'aide d'observations partielles et bruitées.
- Modèle de filtrage stochastique:
 - Signal fluide $\mathcal{X}_n = (X_n, V_n)$ en champ moyen conditionnel.
 - Observations de vitesses bruitées \mathcal{Y}_n .
- Problème : Calculer la $\mathcal{L}oi(\mathcal{X}_0, \dots, \mathcal{X}_n | \mathcal{Y}_0, \dots, \mathcal{Y}_n)$.
- Estimation trajectorielle.

Modèle a priori vs Modèle conditionné

- On est dans le cas d'un modèle à champs moyen.
- On peut l'écrire de manière abstraite sous la forme:

$$\begin{cases} \Delta \mathcal{X}_{n+1} &= F(\mathcal{X}_n, \eta_n) \Delta t + \sigma(\mathcal{X}_n, \eta_n) \Delta W_{n+1}^{\mathcal{X}} \\ \mathcal{Y}_n &= H(\mathcal{X}_n, W_n^{\mathcal{Y}}) \end{cases}$$

avec $\mathcal{X}_n = (X_n, V_n)$ et $\eta_n = \text{Loi}(\mathcal{X}_n)$

- le processus est markovien et sa loi s'écrit avec le noyau de transition $M_{n, \eta_{n-1}}$:

$$\eta_n = \eta_{n-1} M_{n, \eta_{n-1}} \stackrel{\text{def.}}{=} \int_{E_{n-1}} \eta_{n-1}(dx) M_{n, \eta_{n-1}}(x, \cdot)$$

Modèle a priori vs Modèle conditionné

- Pour trouver la solution, il faut passer par une résolution particulière.



$$\forall 1 \leq i \leq N \quad \mathcal{X}_{n-1}^i \longrightarrow \mathcal{X}_n^i \sim M_{n, \eta_{n-1}^N}(\mathcal{X}_{n-1}^i, \cdot)$$

$$\text{avec } \eta_{n-1}^N = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \delta_{\mathcal{X}_{n-1}^i}$$

- La loi approchée évolue comme:

$$\eta_n^N = \eta_{n-1}^N M_{n, \eta_{n-1}^N} + V_n^N / \sqrt{N}$$

avec V_n^N martingale gaussienne.

Modèle a priori vs Modèle conditionné

- On utilise alors d systèmes de particules ($1 \leq \alpha \leq d$) pour modéliser les configurations possibles du fluide (solution de l'EDP avec des conditions initiales et conditions aux bords différentes).
- Chaque configuration a alors besoin de N particules ($1 \leq i \leq N$) pour mettre en jeu les interactions et calculer les moyennes locales.
- Les particules sont alors notées $(X_n^{i,\alpha}, V_n^{i,\alpha})$
- La procédure est alors classique:

$$\begin{aligned} (X_n^{i,\alpha}, V_n^{i,\alpha}) &\xrightarrow{\text{Sélection des } \alpha \text{ pertinents}} (\hat{X}_n^{i,\alpha}, \hat{V}_n^{i,\alpha}) \xrightarrow{\text{Prédiction}} \\ (X_{n+1}^{i,\alpha}, V_{n+1}^{i,\alpha}) &\xrightarrow{\text{Branchement sur } d \text{ configurations}} (\hat{X}_{n+1}^{i,\alpha}, \hat{V}_{n+1}^{i,\alpha}) \end{aligned}$$

Modèle a priori vs Modèle conditionné

- La procédure est numériquement très coûteuse.
- Il faut faire tourner $d \times N$ particules.
- On propose de changer la méthode et de considérer $\hat{\eta}_n = \text{Loi}(\mathcal{X}_n / \mathcal{Y}_0^n)$ au lieu de $\eta_n = \text{Loi}(\mathcal{X}_n)$
- C'est alors un modèle différent, conditionné aux observations $\mathcal{Y}_0^n = (\mathcal{Y}_0 \dots \mathcal{Y}_n)$
- Les paramètres du modèle sont estimés en utilisant l'information contenue dans les observations au lieu d'être tirés aléatoirement.
- Et donc $\mathbb{E}(\cdot) \rightsquigarrow \mathbb{E}(\cdot | \mathcal{Y}_0^n)$

Modèle de filtrage d'un fluide.

● Le système du fluide filtré :

$$\left\{ \begin{array}{l} X_{n+1} = X_n + V_n \Delta t + \sigma_n^X \Delta W_n^X \\ V_{n+1} = V_n + \mathbb{E}(Z_n | Y_0 \dots Y_n) \Delta t \\ \quad - C_1 \frac{\mathbb{E}(\varepsilon_n | Y_0 \dots Y_n)}{k_n} \\ \quad \quad \left[V_n - \frac{\int v G^\delta(X_n - x) \mathbb{P}^{(X_n, V_n | Y_0 \dots Y_n)}(d(x, v))}{\int 1 G^\delta(X_n - x) \mathbb{P}^{(X_n, V_n | Y_0 \dots Y_n)}(d(x, v))} \right] \Delta t \\ \quad \quad + \sqrt{C_0 \mathbb{E}(\varepsilon_n | Y_0 \dots Y_n)} \Delta W_n^V \\ Y_n = H(V_n) + \left(h(\sigma_n^X W_n^X) \right) + \sigma^Y W_n^Y \end{array} \right.$$

avec

$$k_n = \int \left[w - \frac{\int v G^\delta(z - x) \mathbb{P}^{(X_n, V_n | Y_0 \dots Y_n)}(d(x, v))}{\int 1 G^\delta(z - x) \mathbb{P}^{(X_n, V_n | Y_0 \dots Y_n)}(d(x, v))} \right]^2 \mathbb{P}^{(X_n, V_n | Y_0 \dots Y_n)}(d(z, w))$$

Modèle de filtrage d'un fluide.

- Modèle Stochastique de filtrage.
On pose pour signal/observation:

$$\left\{ \begin{array}{ll} \mathcal{X}_n & = (X_n, V_n) & \text{Signal Fluide} \\ \mathcal{Y}_n & = \underbrace{h_n(\mathcal{X}_n)}_{=H(V_n)} + \underbrace{Bruit}_{\sim N(0, \sigma^Y)} & \text{Observation} \end{array} \right.$$

\mathcal{X}_n est un Markov Conditionnel de loi de transition $M_{n+1, \hat{\eta}_n}$ avec $\hat{\eta}_n = \mathcal{L}oi(\mathcal{X}_n | \mathcal{Y}_0^n)$

$$\mathbb{P}^{\mathcal{X}_{n+1} | \mathcal{X}_n, \mathcal{Y}_0^n} (d(z, v) | (x, u)) = M_{n+1, \hat{\eta}_n} ((x, u), d(z, v))$$

Modèle de filtrage d'un fluide.

- La variance des bruits d'observation σ^Y fournit la résolution du signal fluide.
 - $\sigma^Y \sim 0$ haute résolution avec peu de frottements dus aux interactions de petites structures. En observation parfaite, on obtient les équations du fluide à résolution maximale :

$$\begin{cases} X_{n+1} &= X_n + V_n \Delta t + \sigma_n^X \Delta W_n^X \\ V_{n+1} &= V_n + Z_n \Delta t + \sqrt{C_0 \varepsilon_n} \Delta W_n^V \end{cases}$$

- $\sigma^Y \gg 0$ faible résolution, prise en compte des interactions de petites structures (sur des grandes échelles). Sans les observations, on retrouve le modèle de Pope discrétisé dans un milieu homogène.

Localisation.

- Filtrage de fluide localisé dans des régions B_n .

Filtre :

$$\hat{\eta}_n^B = \mathcal{L}oi(\mathcal{X}_n | \mathcal{X}_0 \in B_0, \dots, \mathcal{X}_n \in B_n, \mathcal{Y}_0^n)$$

Prédicteur :

$$\eta_{n+1} = \mathcal{L}oi(\mathcal{X}_{n+1} | \mathcal{X}_0 \in B_0, \dots, \mathcal{X}_n \in B_n, \mathcal{Y}_0^n) = \hat{\eta}_n^B M_{n+1, \hat{\eta}_n^B}$$

- Modèle de signal fluide localisé.

$$\mathcal{X}_n^B \in B_n \xrightarrow{M_{n+1, \hat{\eta}_n^B}} \mathcal{X}_{n+1} \xrightarrow{S_{\eta_{n+1}}^{B_{n+1}}} \mathcal{X}_{n+1}^B \in B_{n+1}$$

en définissant

$$B_{n+1} = \{(x, v) : d(x, m_{n+1}) \leq R\} \text{ où } m_{n+1} = \int x \eta_{n+1}(dx)$$

et le noyau de sélection

$$S_{\eta}^B(x, dy) = \mathbb{1}_B(x) \delta_x(dy) + \mathbb{1}_{B^c}(x) \frac{\mathbb{1}_B(y) \eta(dy)}{\eta(B)}$$

Interprétation particulière.

- On va alors utiliser un algorithme particulière pour estimer les paramètres du fluide.

Filtre optimal = (Prédiction / Correction)



Filtre particulière = (Mutation / Sélection)

- Convergence par Arbres Généalogiques:

$$\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \delta_{\text{lignes ancestrales}^{(i)}} \stackrel{N \rightarrow \infty}{\sim} \mathcal{Loi}(\mathcal{X}_0, \dots, \mathcal{X}_n | \mathcal{Y}_0, \dots, \mathcal{Y}_n)$$

cf P. Del Moral *Feynman-Kac Formulæ, Genealogical and Interacting Particle Systems*, Springer 2004

Dynamique de la population.

- L'étape de sélection

$\mathcal{X}_n^i = (X_n^i, V_n^i) \xrightarrow{\text{Sélection}} \hat{\mathcal{X}}_n^i = (\hat{X}_n^i, \hat{V}_n^i)$ utilise le noyau

$$G_n(V_n^i) = e^{-\frac{1}{2\sigma_n^2} (Y_n - H(V_n^i))^2}$$

- C'est une sélection génétique, donc on garde (X_n^i, V_n^i) avec la probabilité $G_n(V_n^i)$ et on redistribue sur le paquet avec $1 - G_n(V_n^i)$ selon

$$\psi_n\left(\frac{1}{N} \sum_{j=1}^N \delta_{V_n^j}\right) = \sum_{j=1}^N \frac{G_n(V_n^j)}{\sum_{k=1}^N G_n(V_n^k)} \delta_{V_n^j}$$

- On estime alors les paramètres locaux $(\mathbb{E}(Z_n | \mathcal{X}_n^{B_n}, \mathcal{Y}_0^n), \mathbb{E}(\varepsilon_n | \mathcal{X}_n^{B_n}, \mathcal{Y}_0^n))$ par des moyennes sur les incréments de vitesses des particules sélectionnées.

Dynamique de la population.

- Pour chaque particule on calcule la vitesse moyenne locale approchée par

$$\Pi_n^\delta(\hat{V}_n^i)(\hat{X}_n^i) = \frac{\sum_{j=1}^N \hat{V}_n^j G^\delta(\hat{X}_n^i - \hat{X}_n^j)}{\sum_{k=1}^N 1 \cdot G^\delta(\hat{X}_n^i - \hat{X}_n^k)}$$

- L'étape de mutation coïncide avec celle du signal fluide en champ moyen localisé :

$$\hat{\mathcal{X}}_n^i = (\hat{X}_n^i, \hat{V}_n^i) \xrightarrow{M_{n+1, \hat{\eta}_n^N}} \tilde{\mathcal{X}}_{n+1}^i \xrightarrow{S_{\tilde{\eta}_{n+1}^N}^{B_{n+1}^N}} \mathcal{X}_{n+1}^i = (X_{n+1}^i, V_{n+1}^i)$$

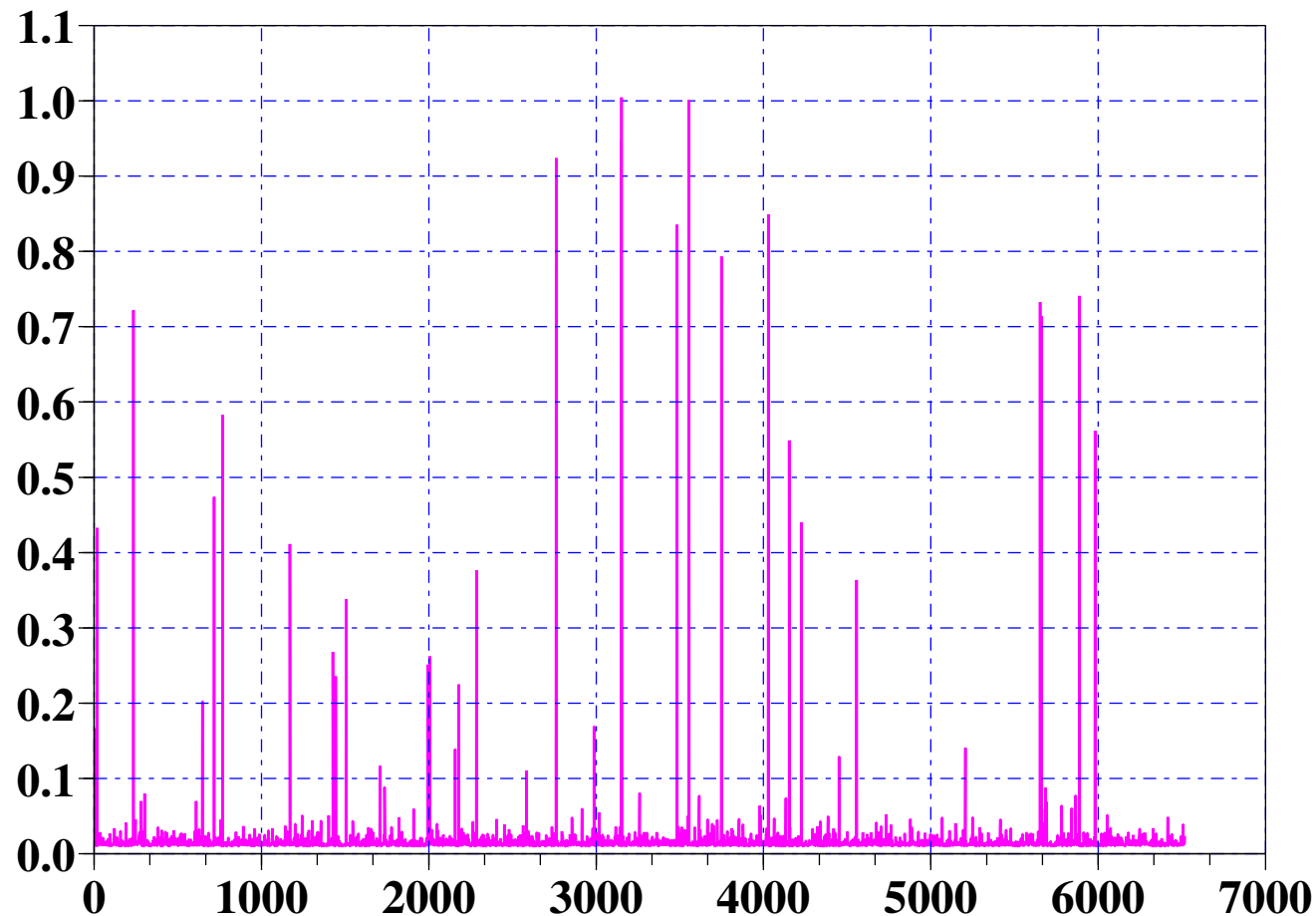
avec B_{n+1}^N centrée en $m_{n+1}^N = \int x \eta_{n+1}^N(dx)$

Applications à des mesures simulées puis bruitées

Applications sur vent simulé 1D

On simule une série de ε_n .

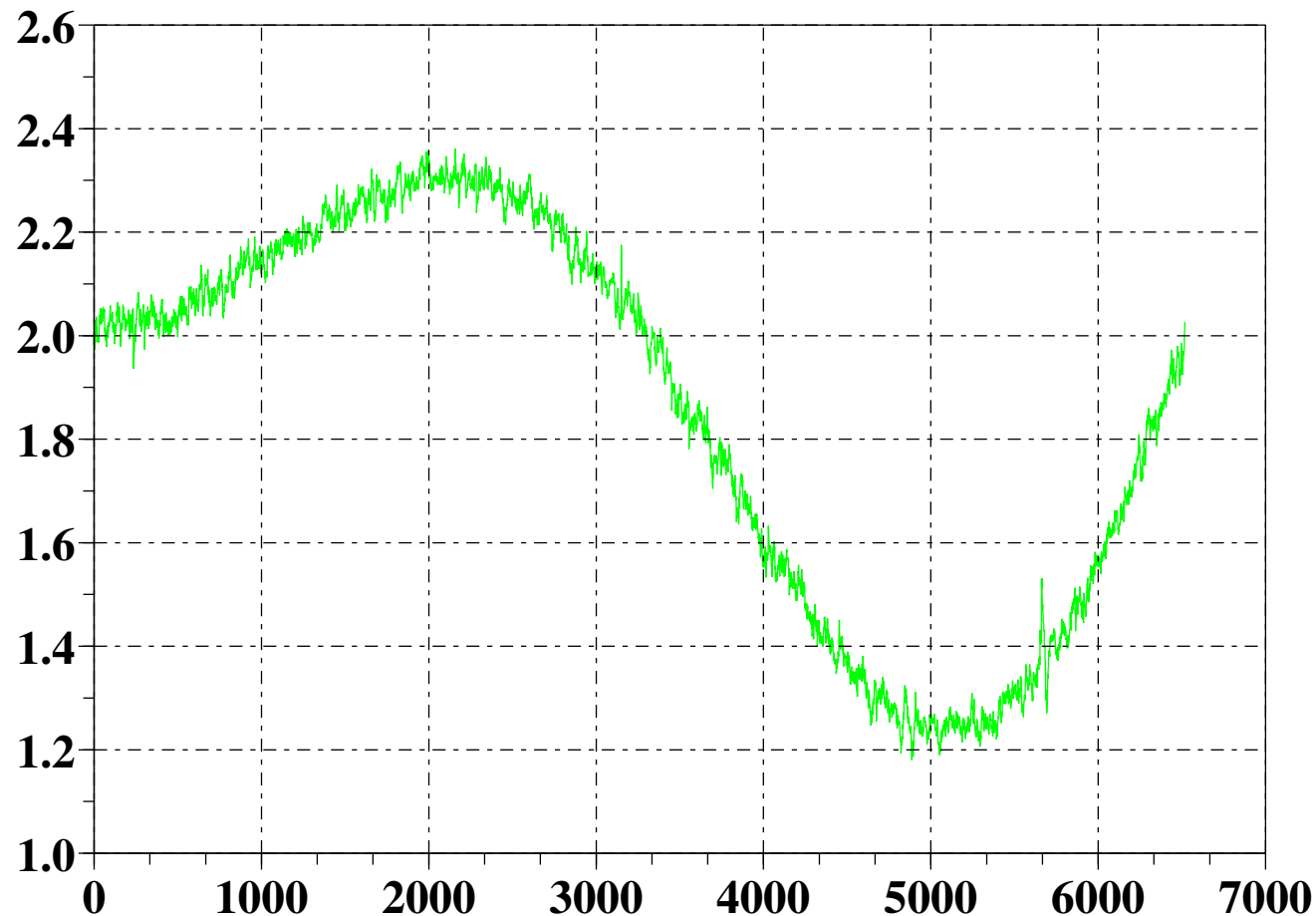
Taux Dissipation Turbulente Vent 1D Simulé



Applications sur vent simulé 1D

On se donne une série de Z_n et on simule le vent 1D avec le modèle de Pope.

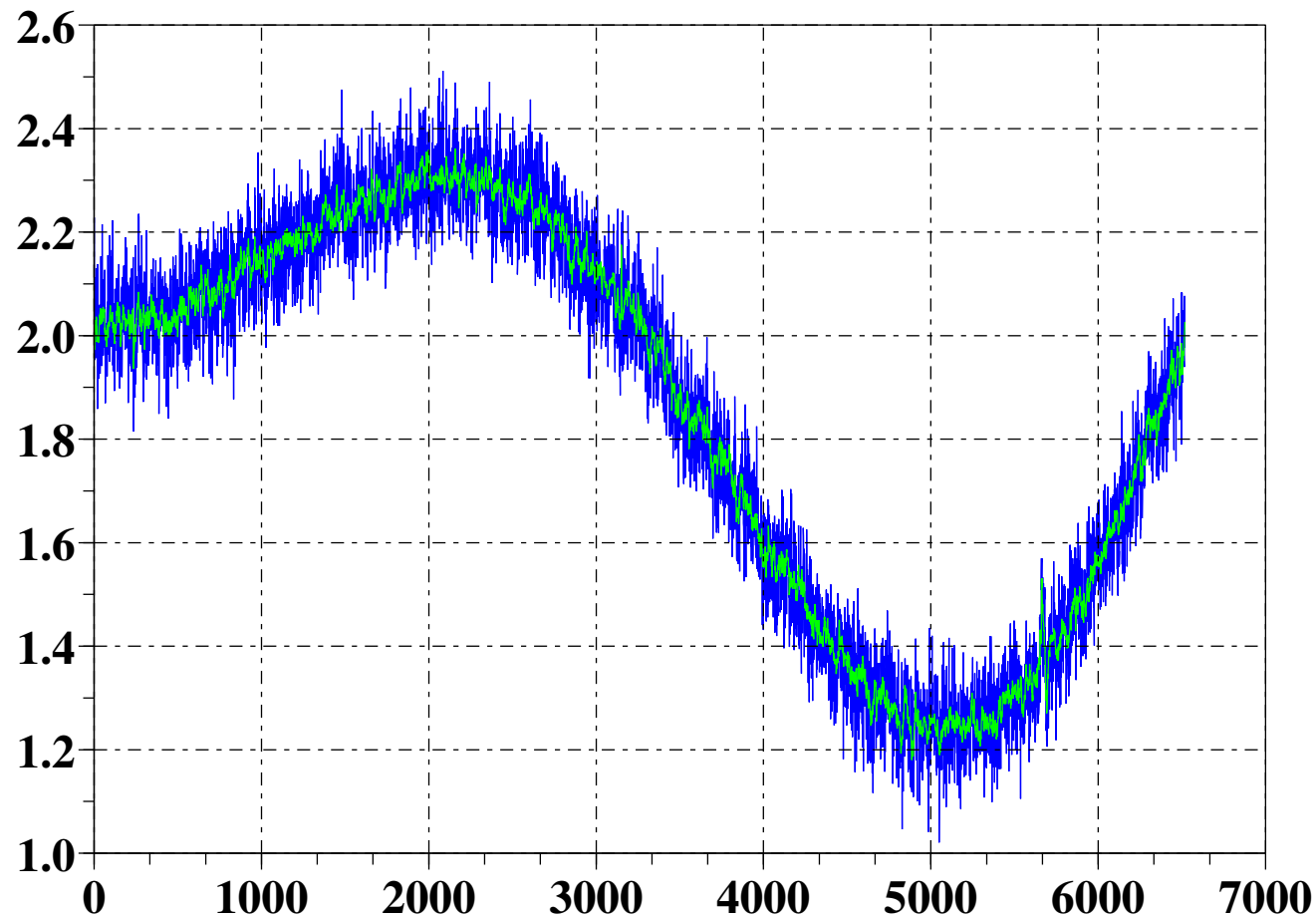
Filtrage par Algorithme Génétique Vent 1D Simulé



Applications sur vent simulé 1D

On bruite alors la donnée, par exemple avec un bruit blanc.

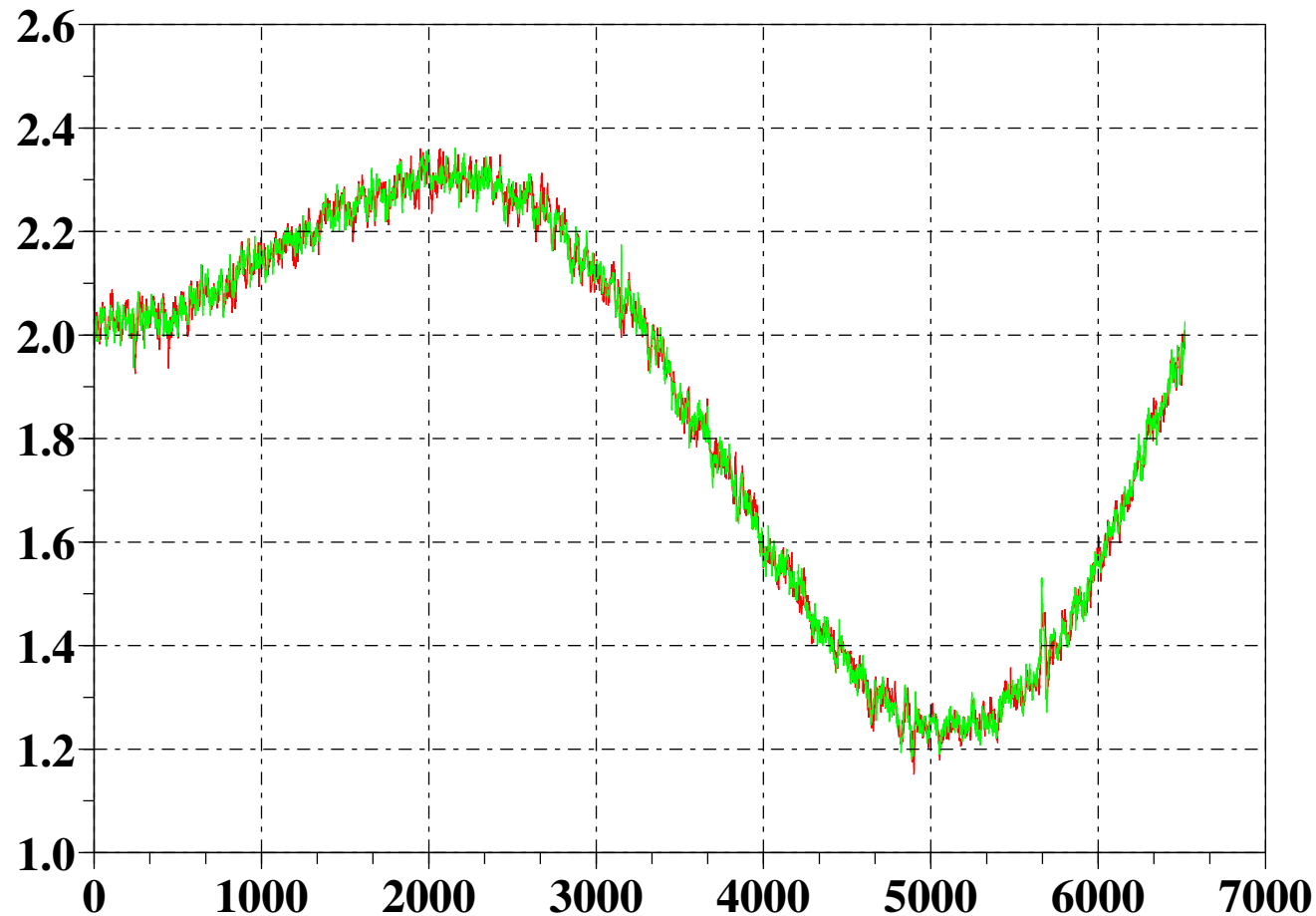
Filtrage par Algorithme Génétique Vent 1D Simulé



Applications sur vent simulé 1D

Le filtre restitue alors une série estimée.

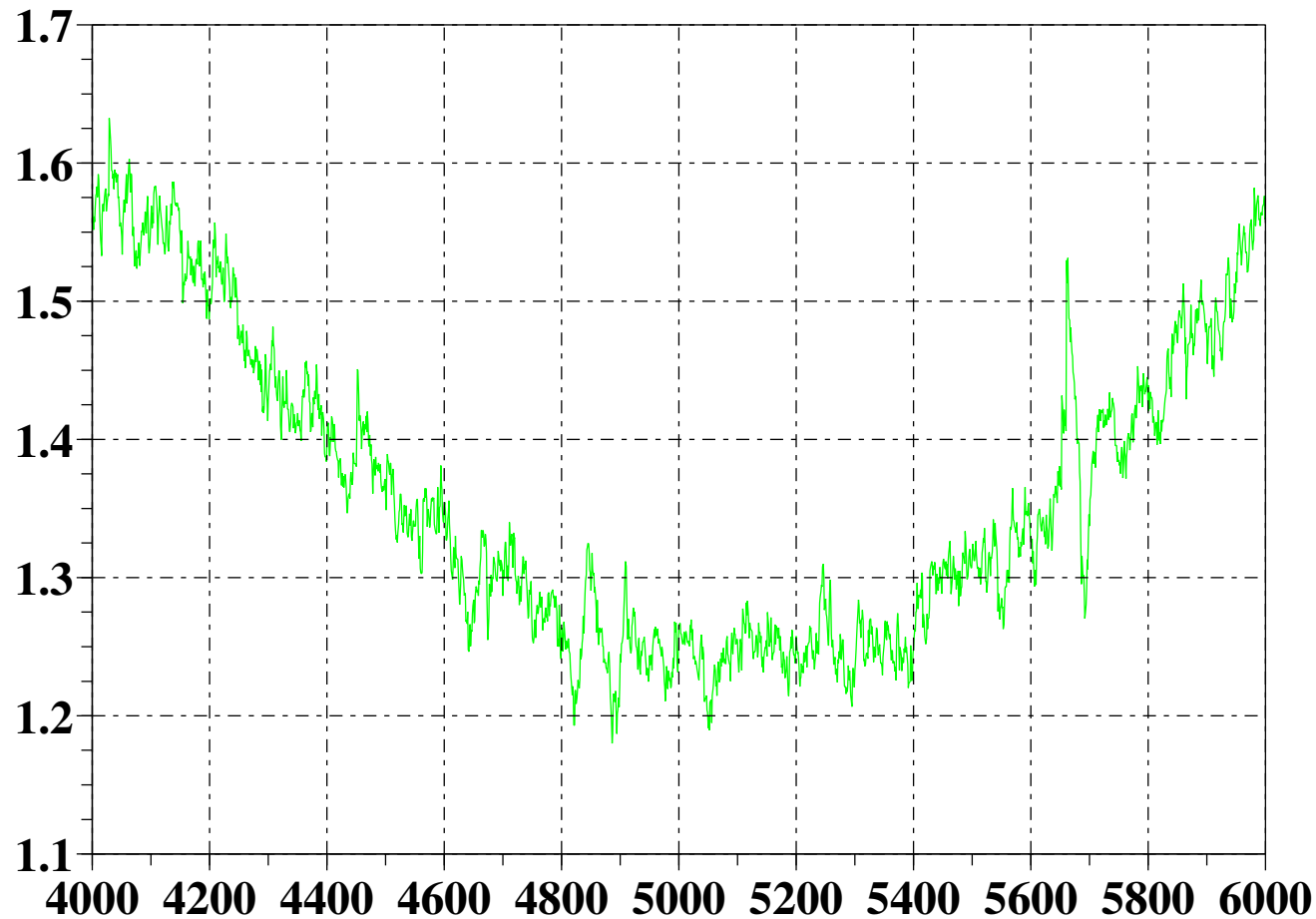
Filtrage par Algorithme Génétique Vent 1D Simulé



Applications sur vent simulé 1D

En zoomant.

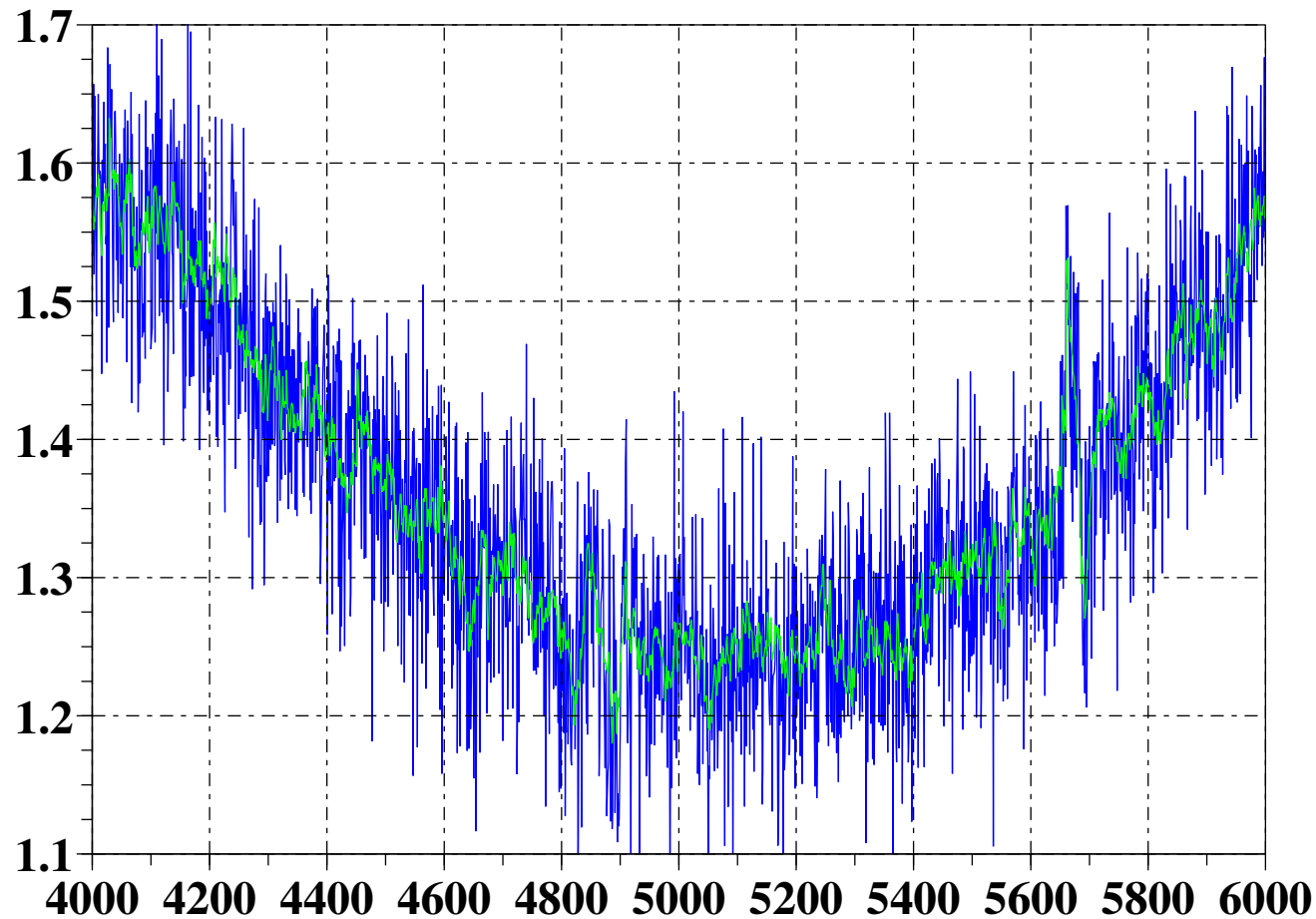
Filtrage par Algorithme Génétique Vent 1D Simulé



Applications sur vent simulé 1D

En zoomant.

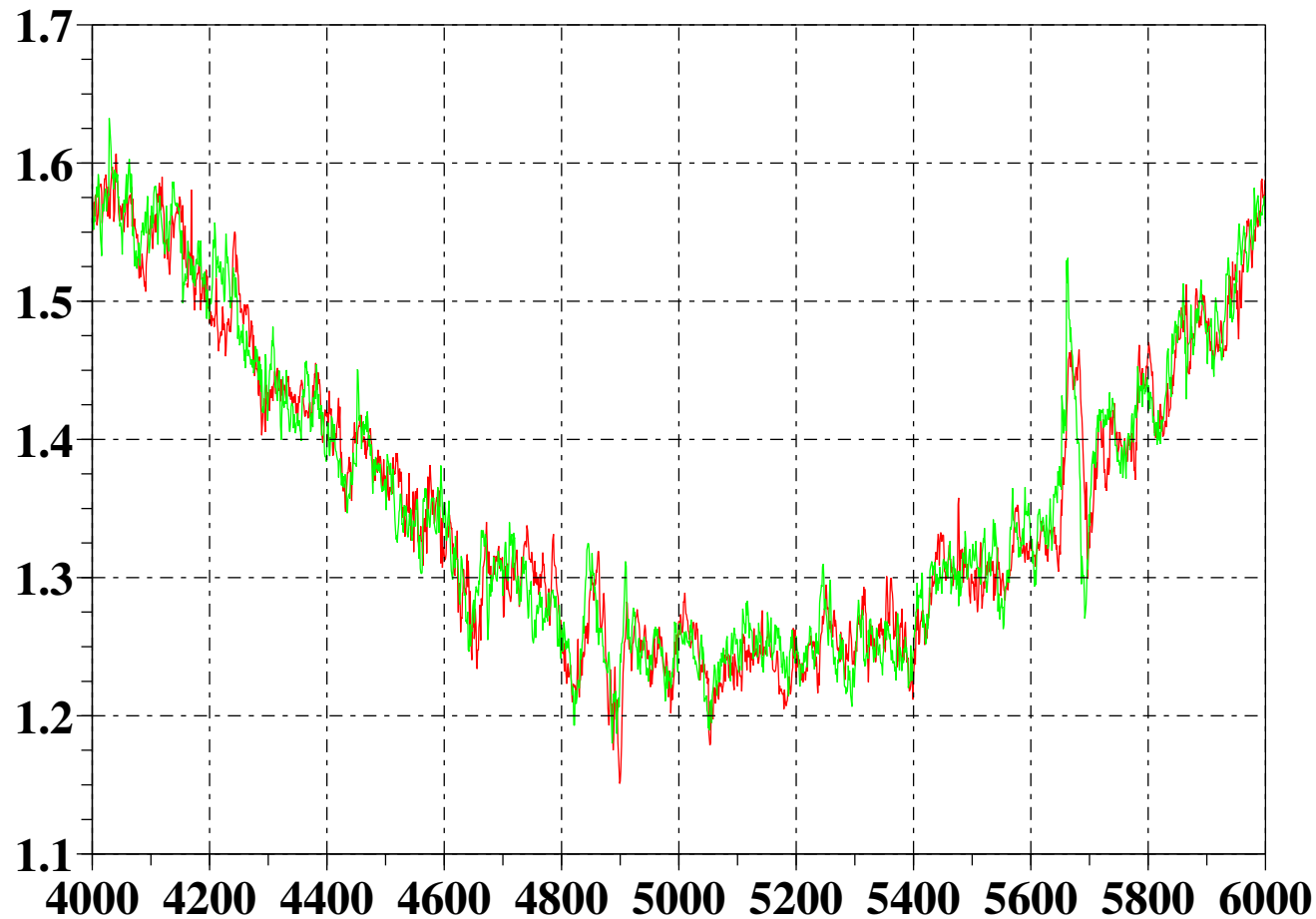
Filtrage par Algorithme Génétique Vent 1D Simulé



Applications sur vent simulé 1D

En zoomant.

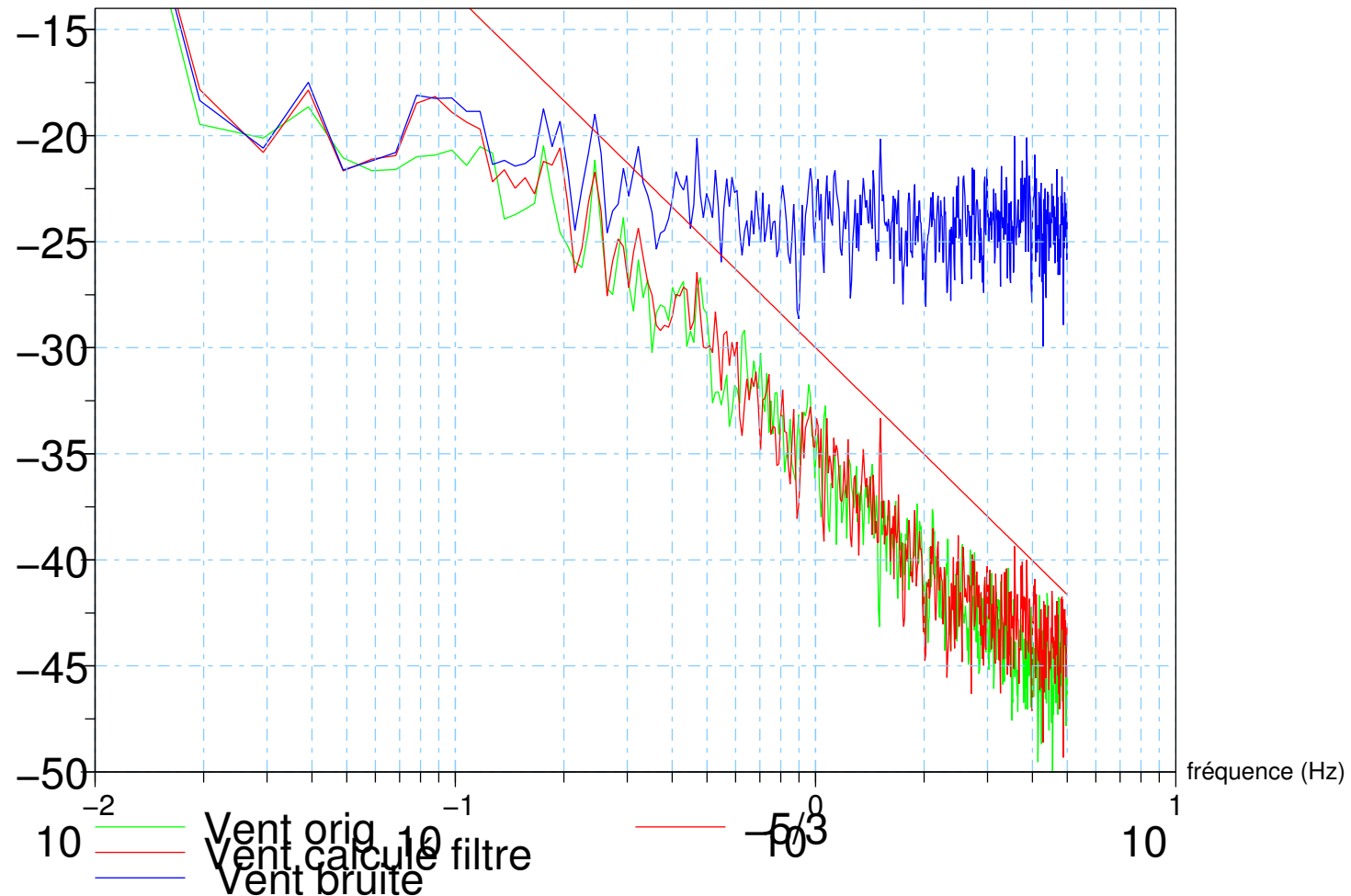
Filtrage par Algorithme Génétique Vent 1D Simulé



Applications sur vent simulé 1D

Les spectres de puissances associés.

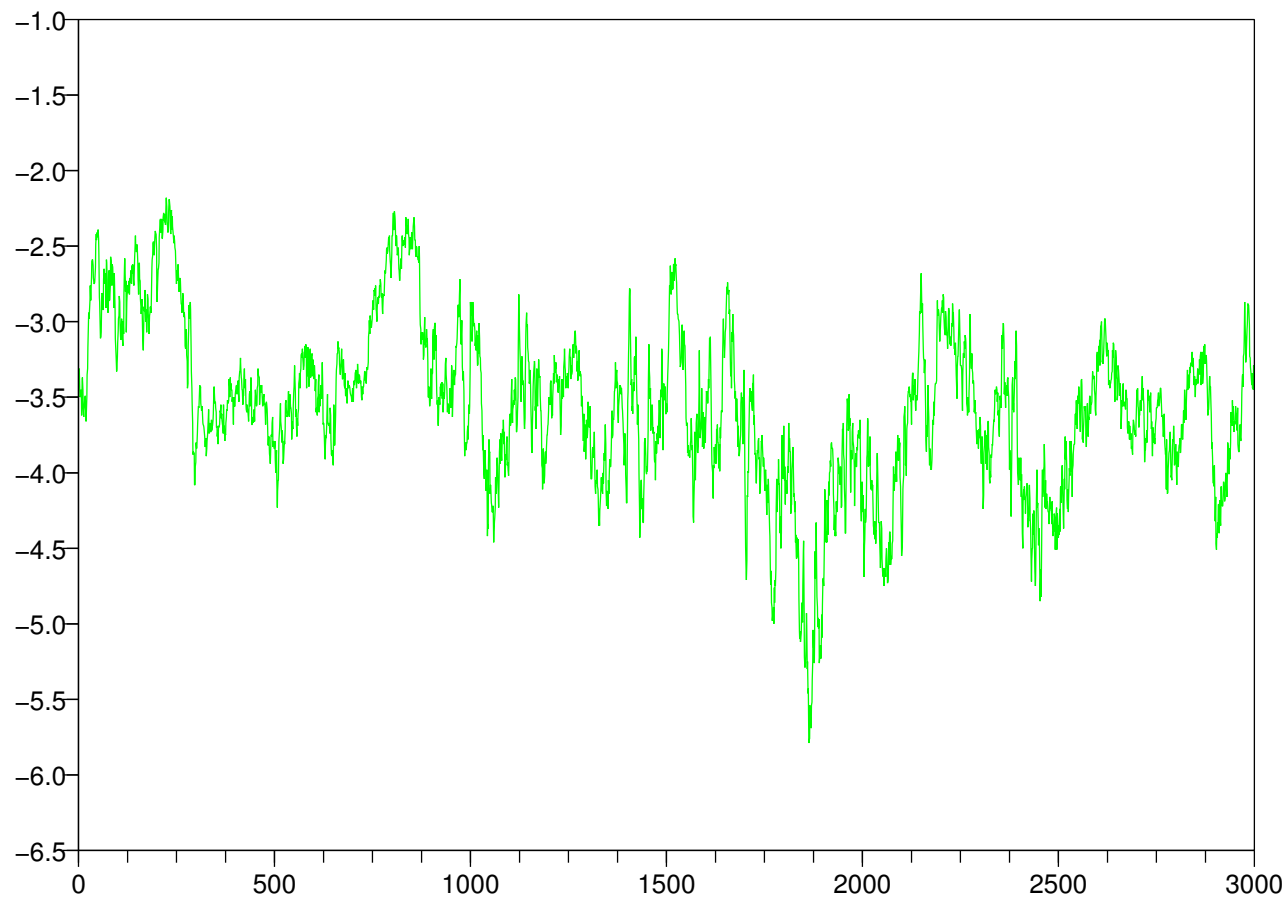
Densité Spectrale de Puissance Vent composante, 1024 points



Applications à des mesures réelles bruitées artificiellement

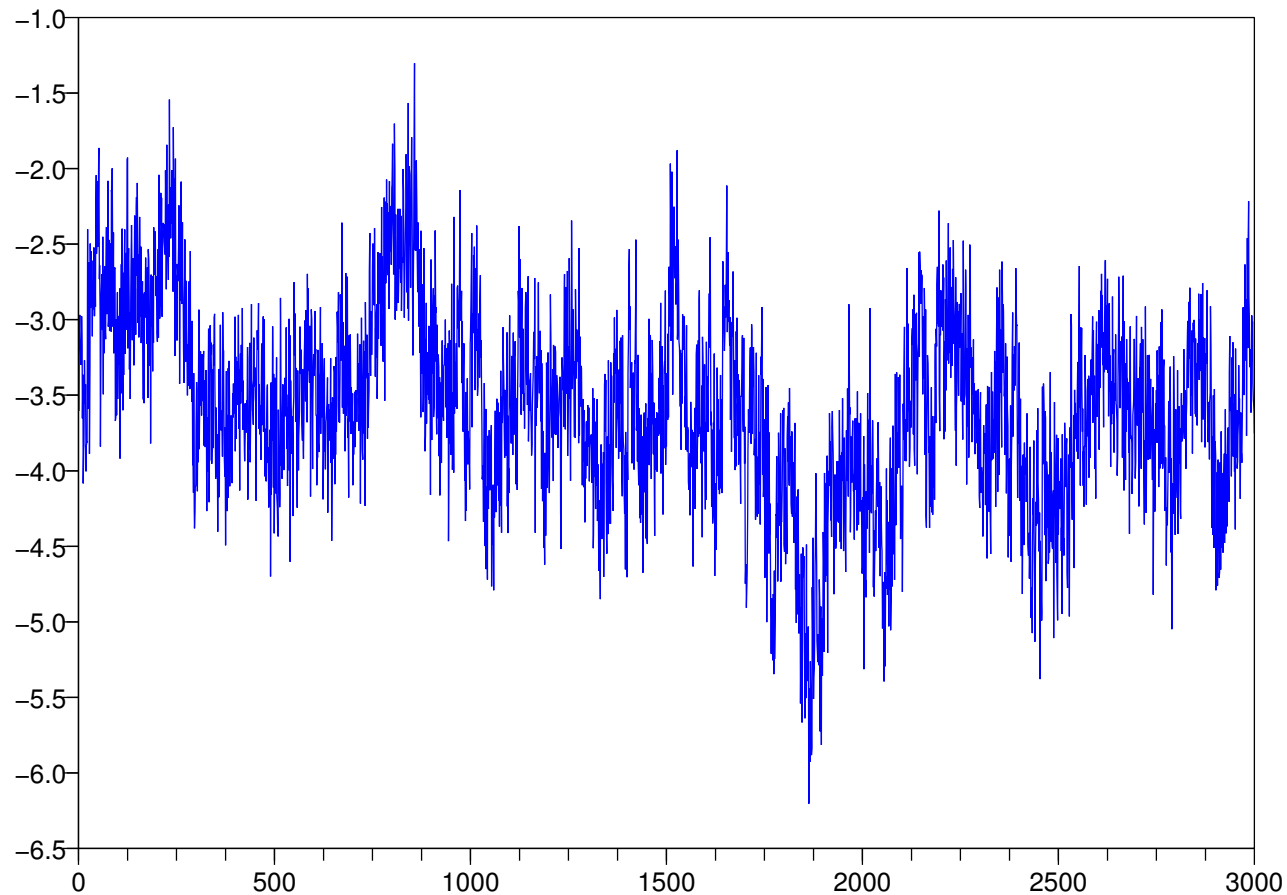
Applications sur vent réel

Exemple 1- Vent réel échantillonné à 25 Hz avec bruits blancs artificiels.



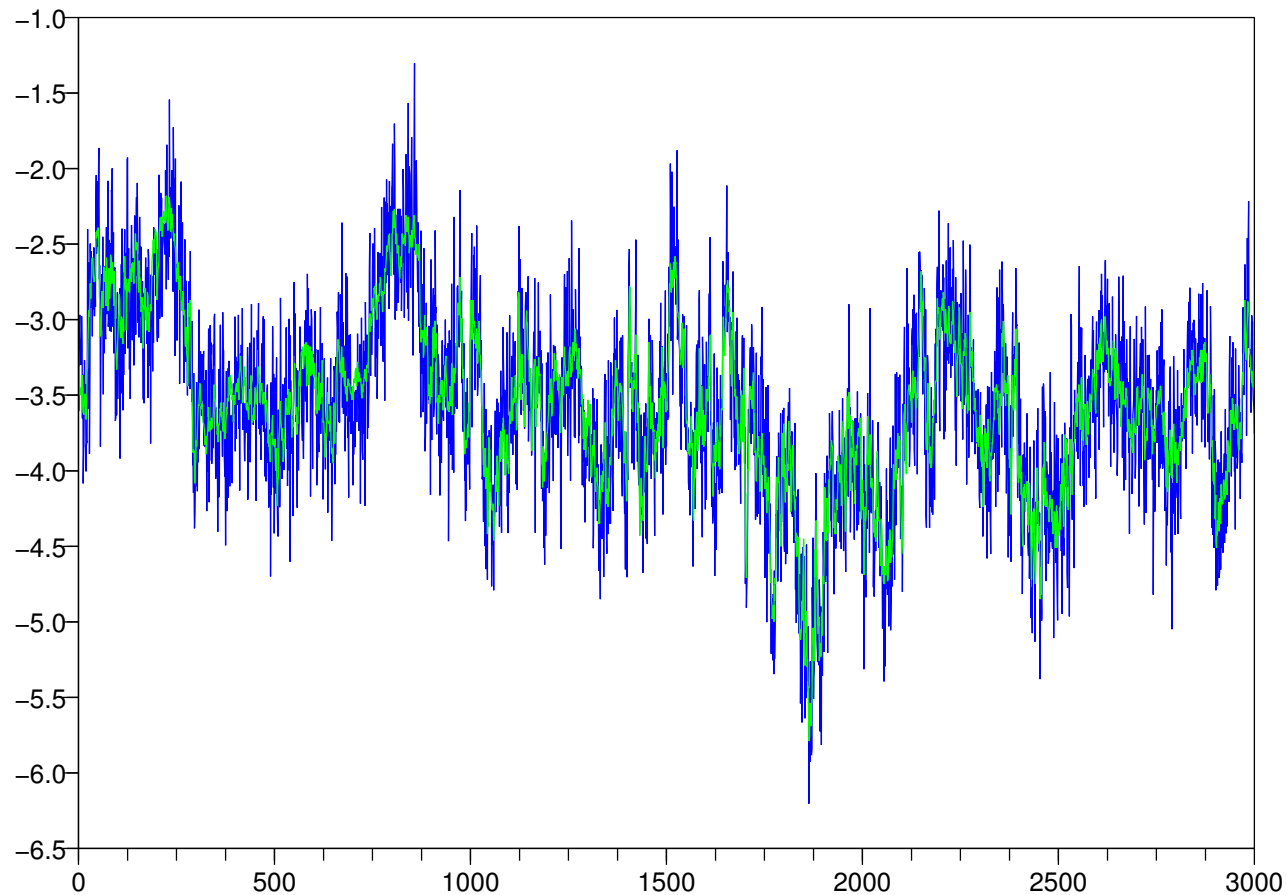
Applications sur vent réel

Exemple 1- Vent réel échantillonné à 25 Hz avec bruits blancs artificiels.



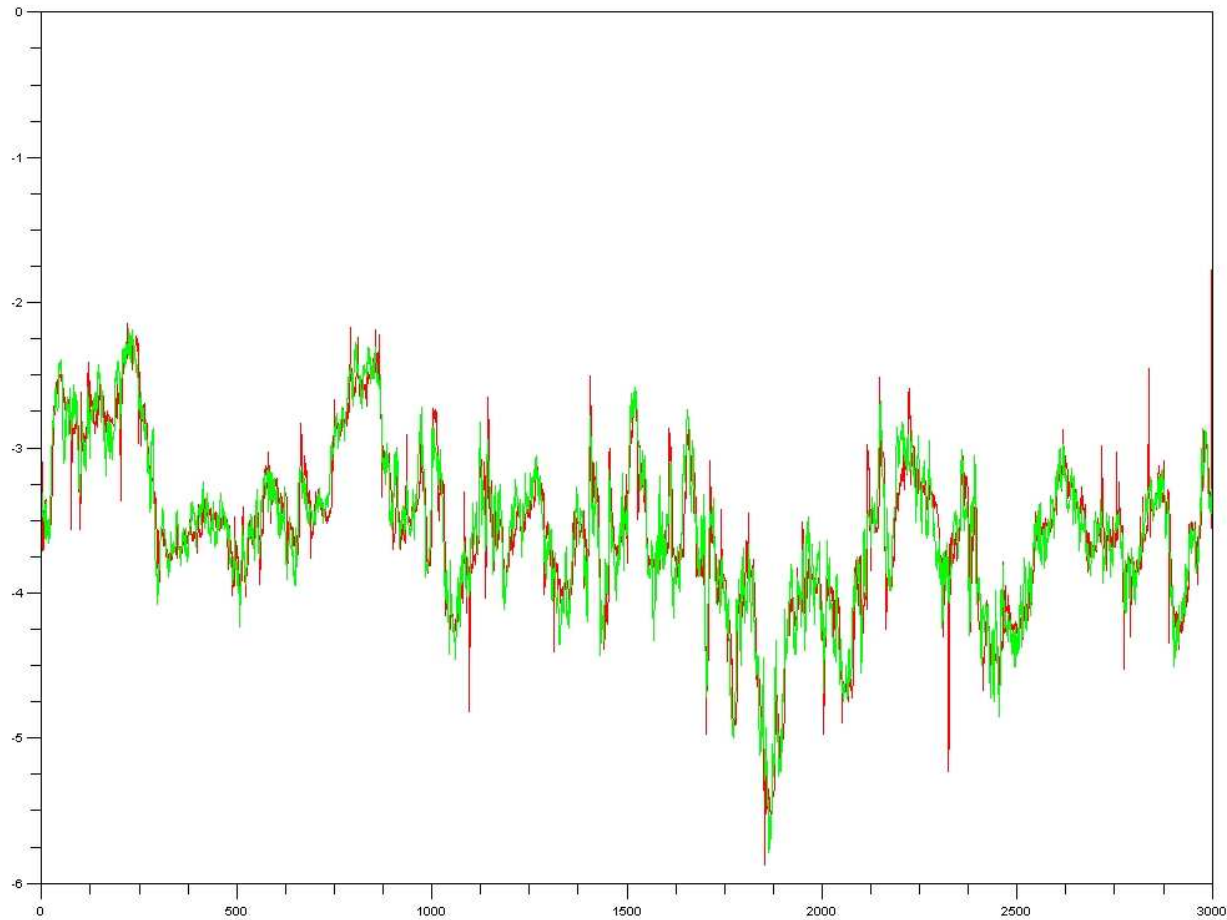
Applications sur vent réel

Exemple 1- Vent réel échantillonné à 25 Hz avec bruits blancs artificiels.



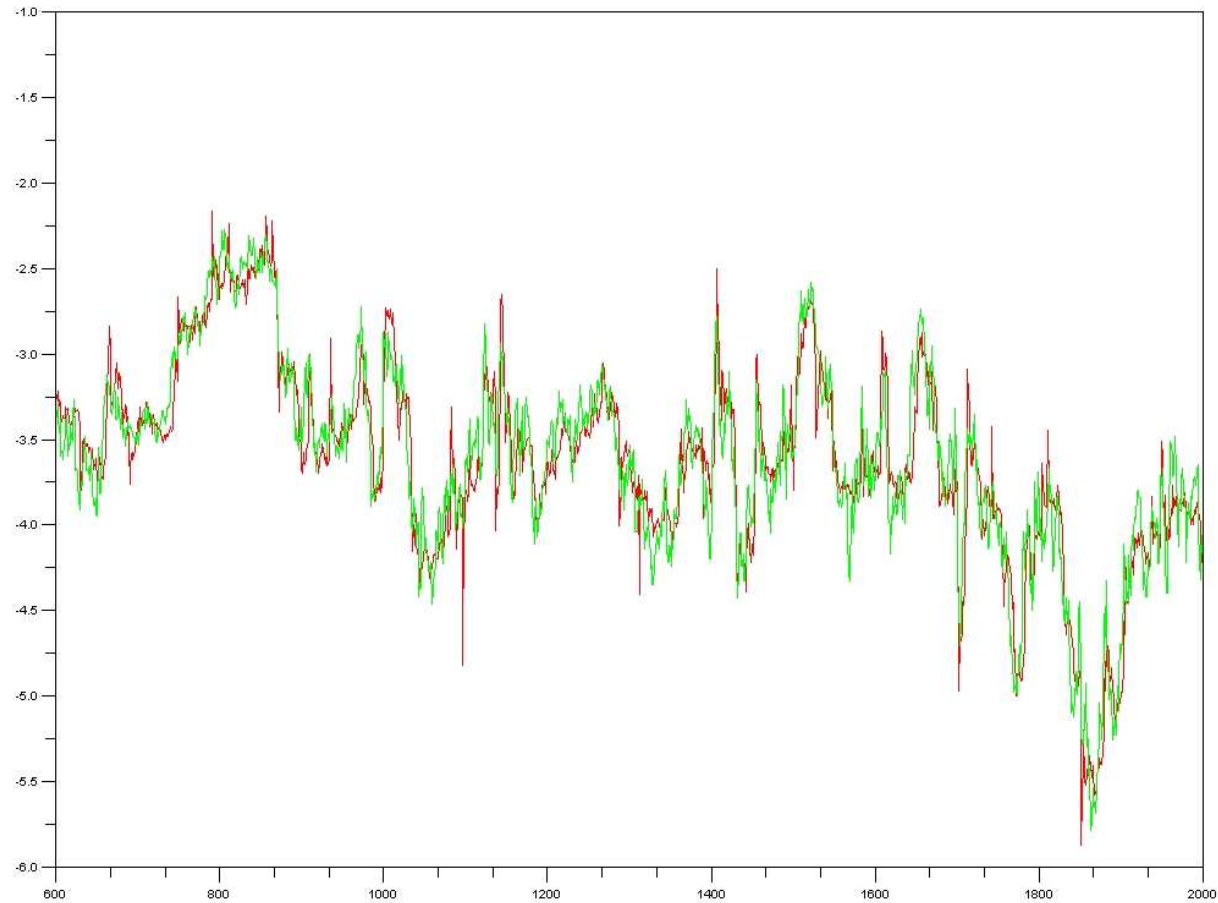
Applications sur vent réel

Filtrage particulaire avec sélection génétique, 700 particules.



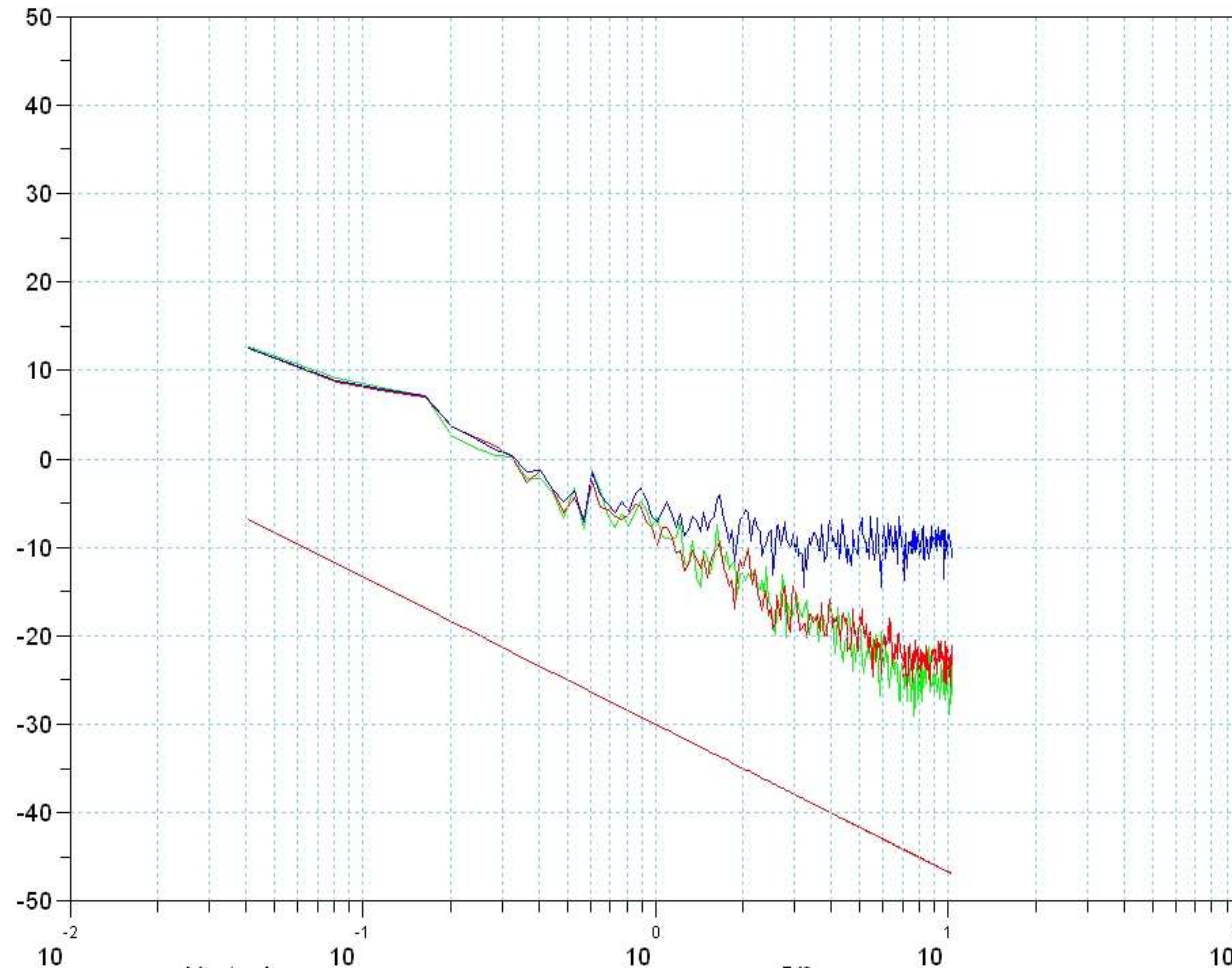
Applications sur vent réel

Zoom sur le graphique précédent.



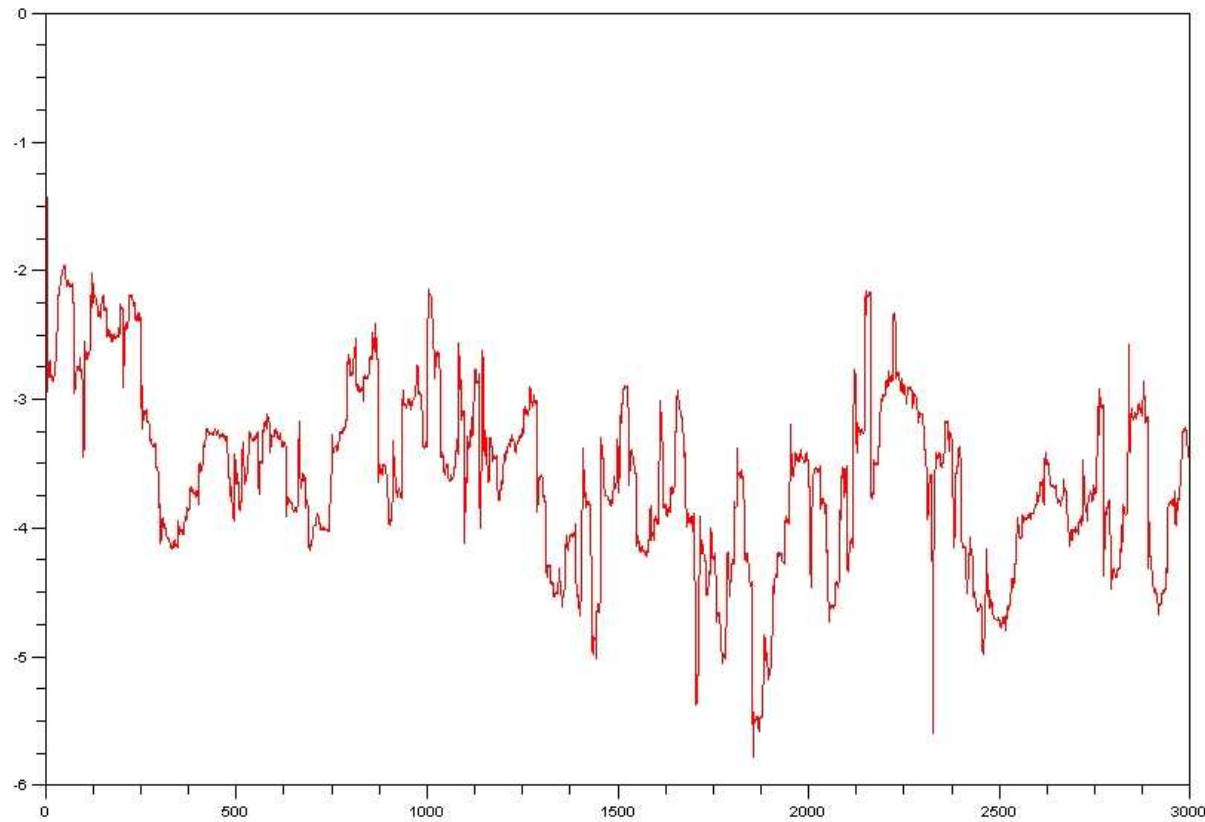
Applications sur vent réel

Spectres des puissances vent réel, bruité et filtré.



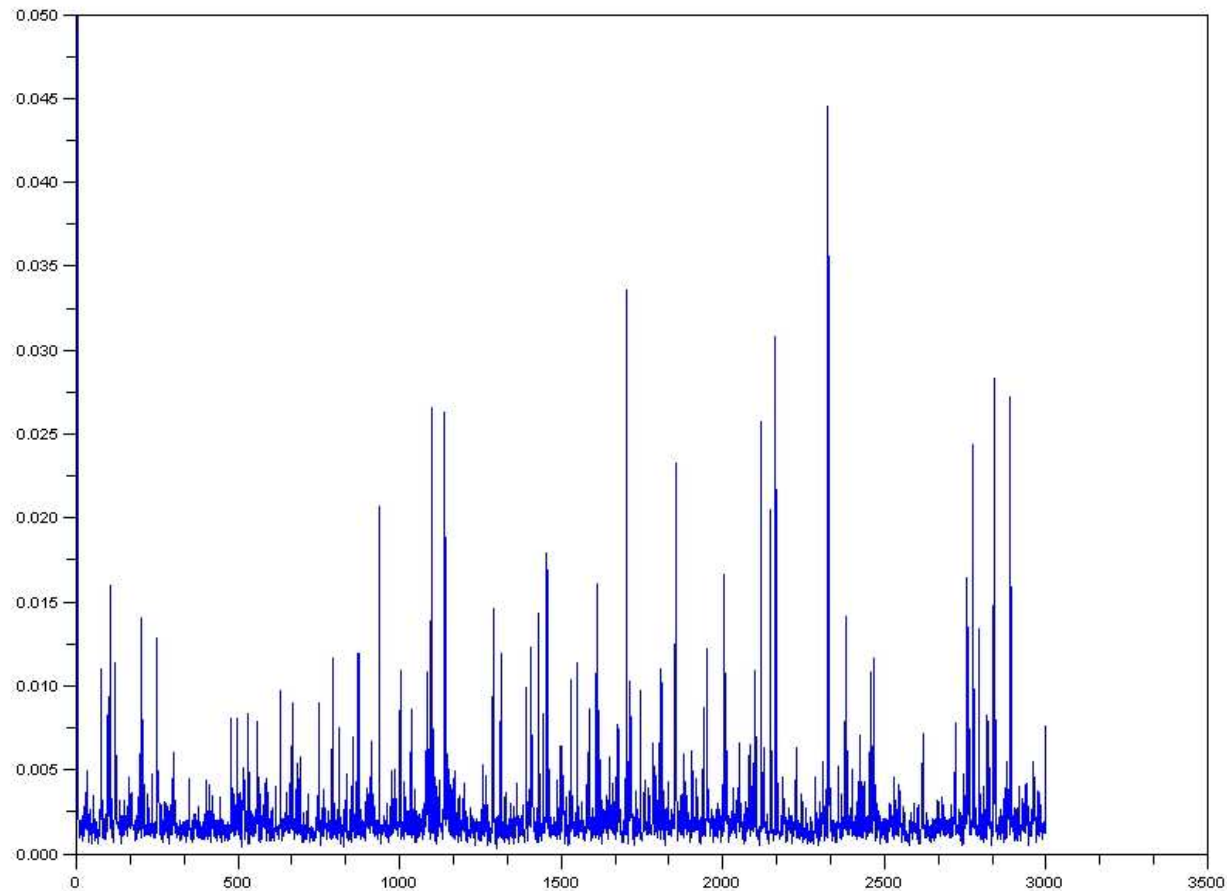
Applications sur vent réel

Restitution des paramètres déduits du modèle.
Le gradient de pression moyen local.



Applications sur vent réel

Restitution des paramètres déduits du modèle.
Le taux de dissipation turbulente.



Applications sur vent réel

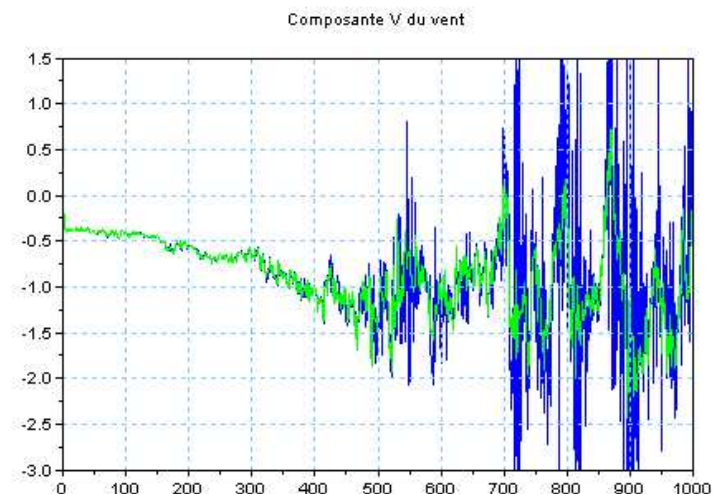
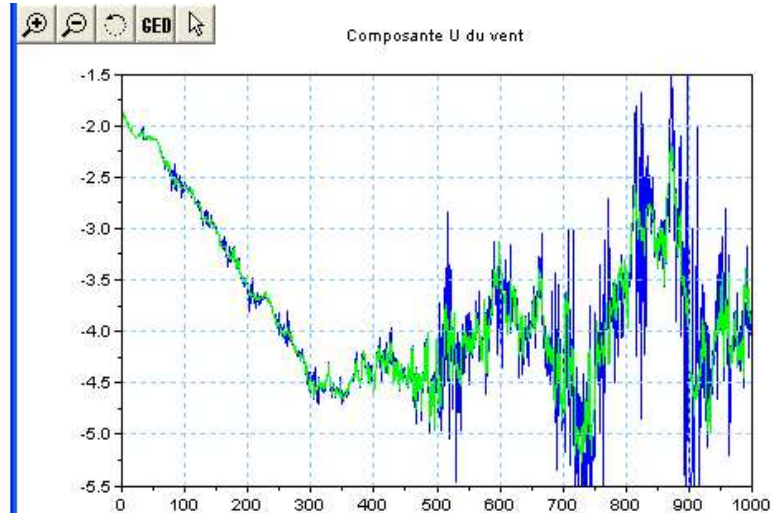
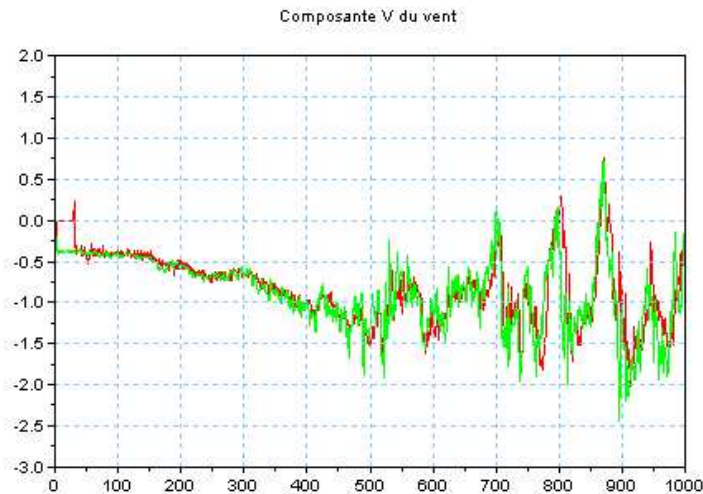
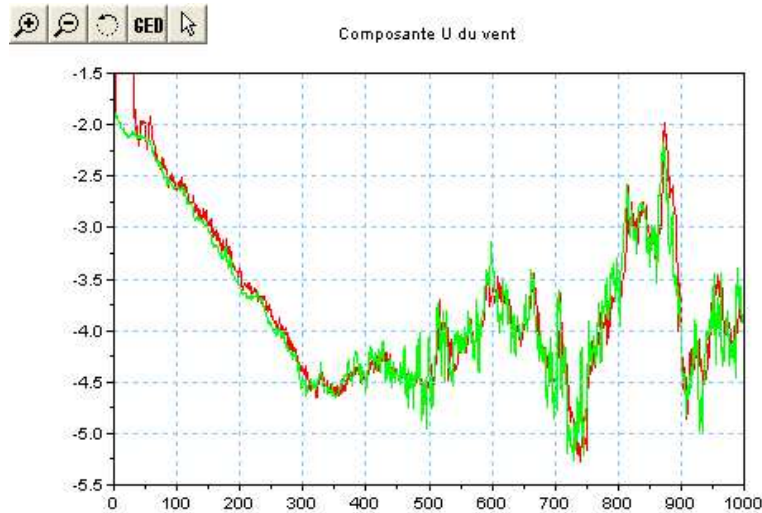
Exemple 2- Vent 2D réel avec bruit gaussien fonction de la variance du signal.

Le bruit est fonction de la turbulence.

Données du 26 Juillet 2006, à 19h20 échantillonnées à 5Hz.

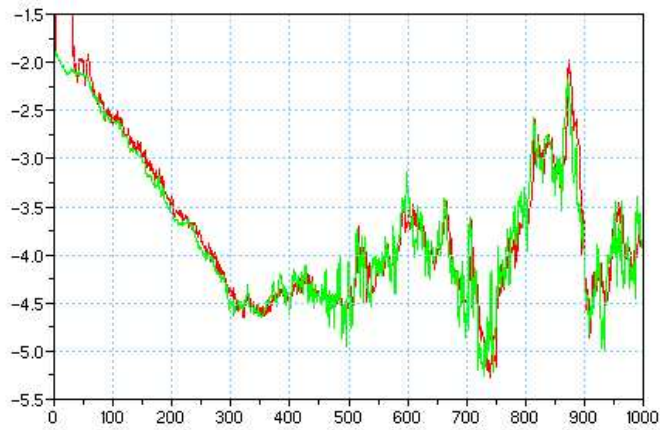
Algorithme particulière utilisant 300 particules.

Applications sur vent réel

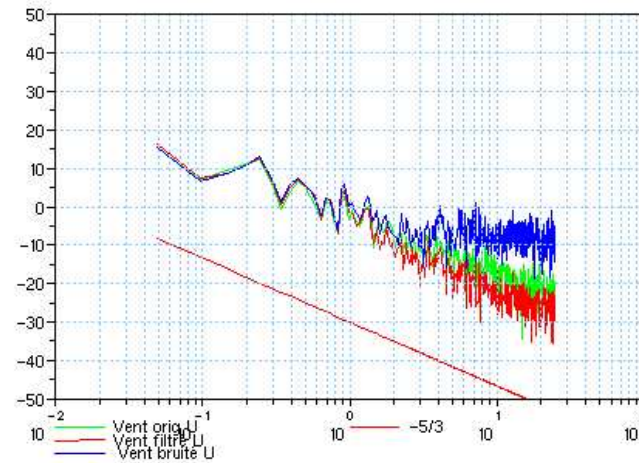


Applications sur vent réel

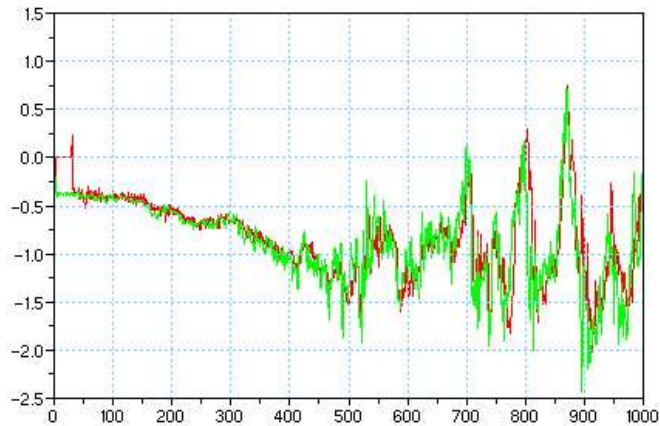
Composante U du vent



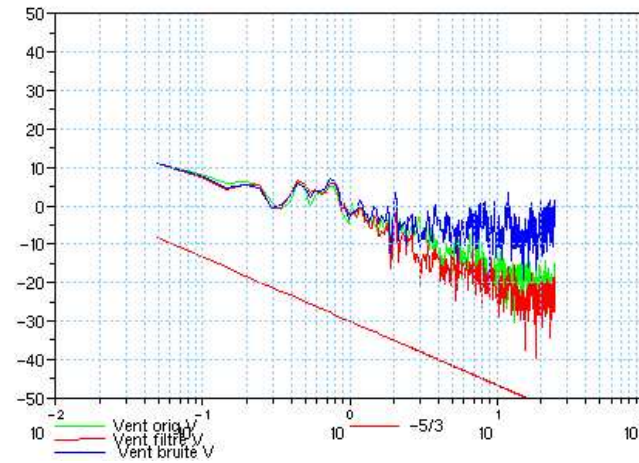
DSP U du vent



Composante V du vent



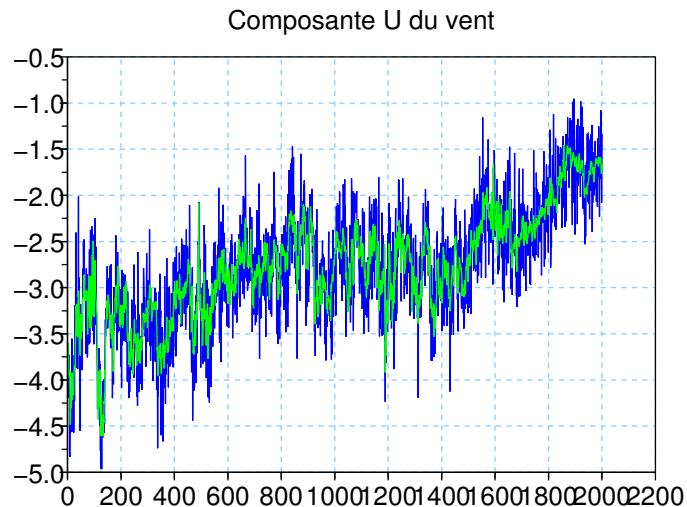
DSP V du vent



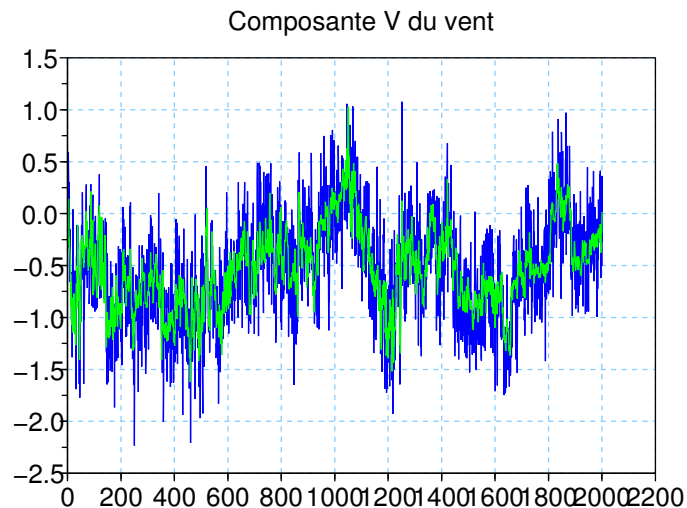
Comparaison Modèle conditionnel / Modèle a priori

Modèle conditionnel / Modèle a priori

Vent 2D réel échantillonné à 5 Hz avec bruits blancs.

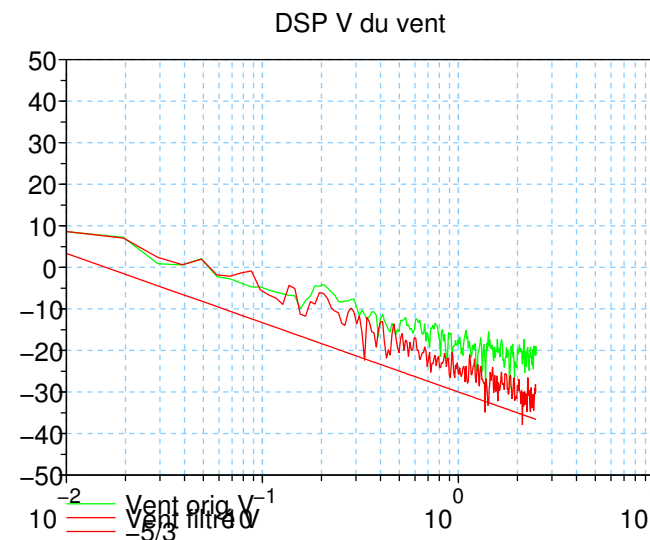
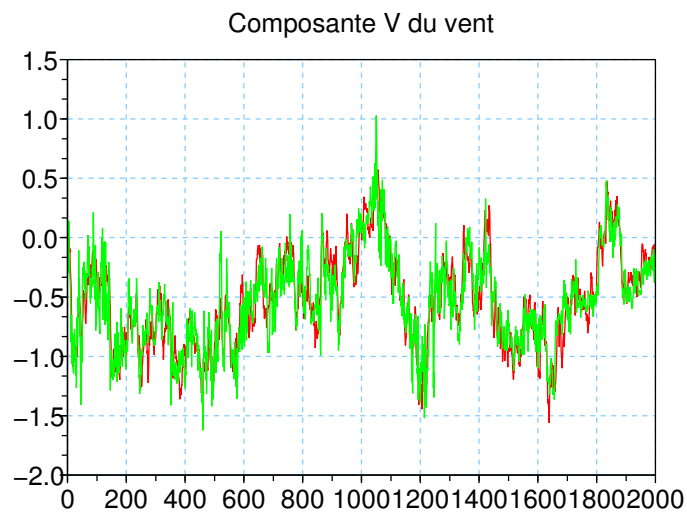
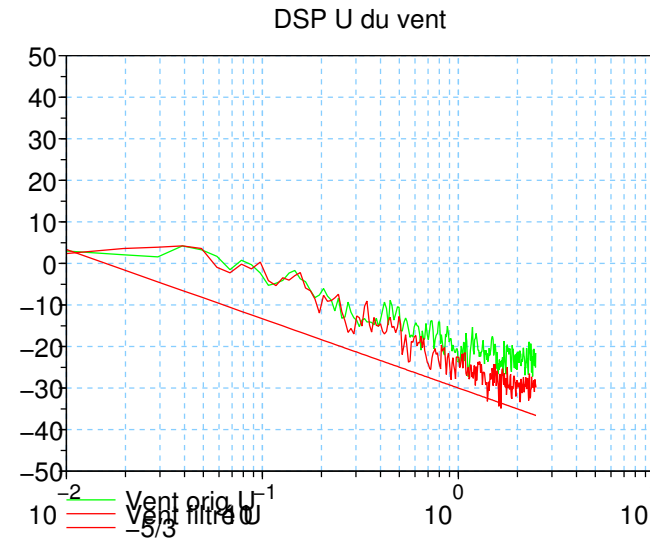
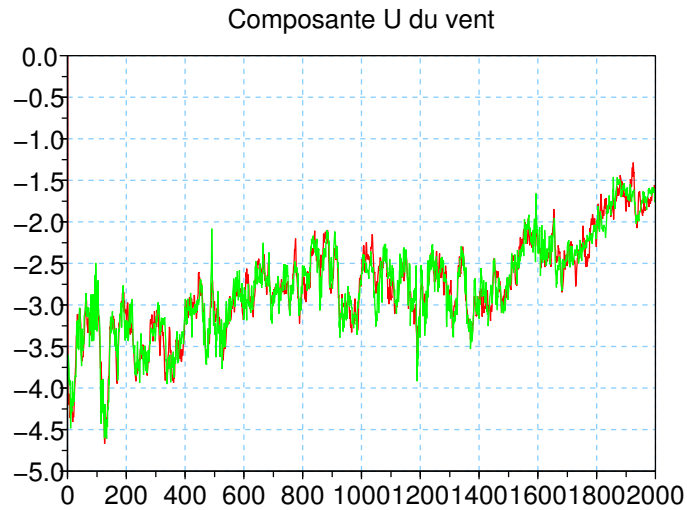


Séries Vent original et bruité artificiellement



Modèle conditionnel / Modèle a priori

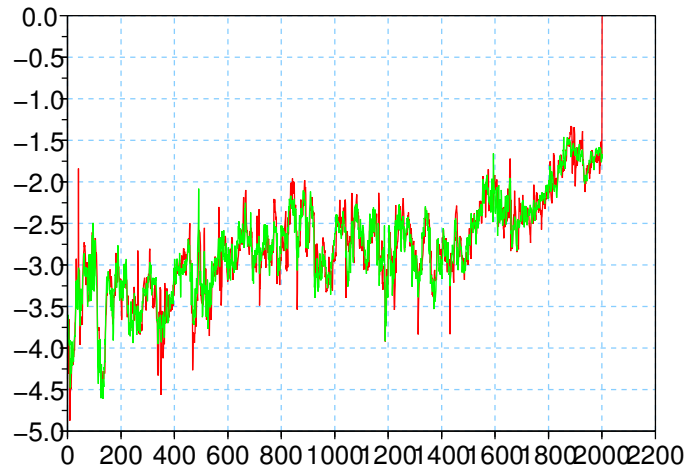
Filtrage, évolution a priori.



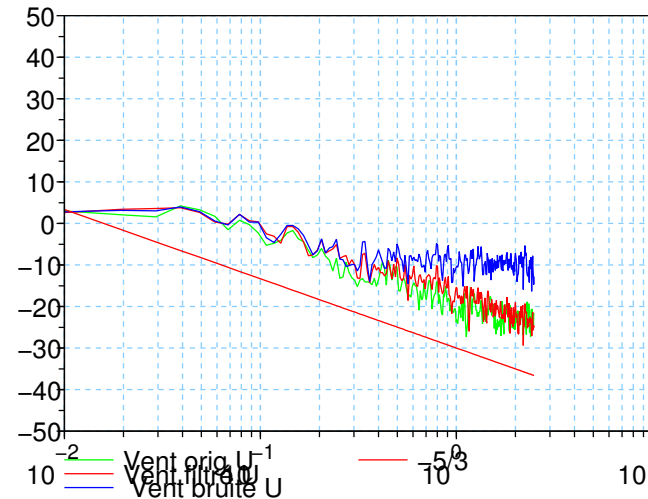
Modèle conditionnel / Modèle a priori

Filtrage, évolution conditionnelle.

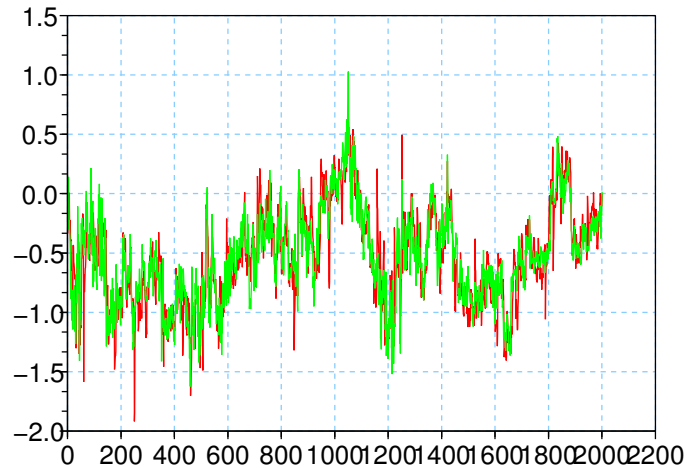
Composante U du vent



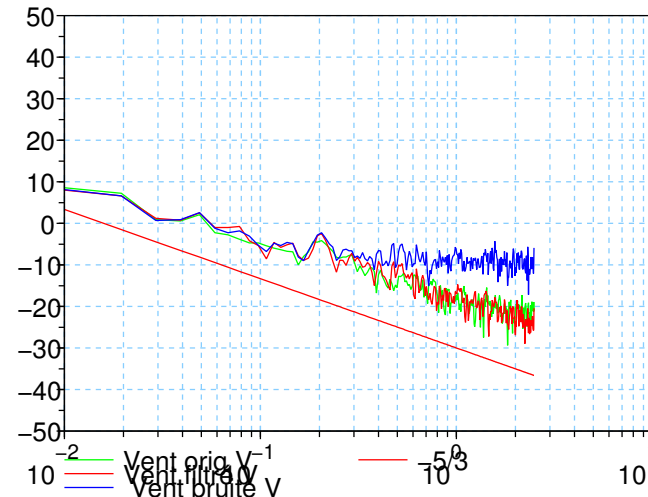
DSP U du vent



Composante V du vent

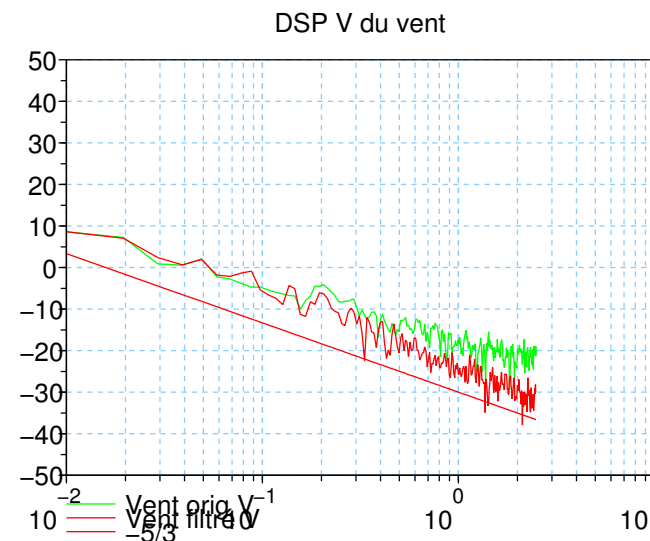
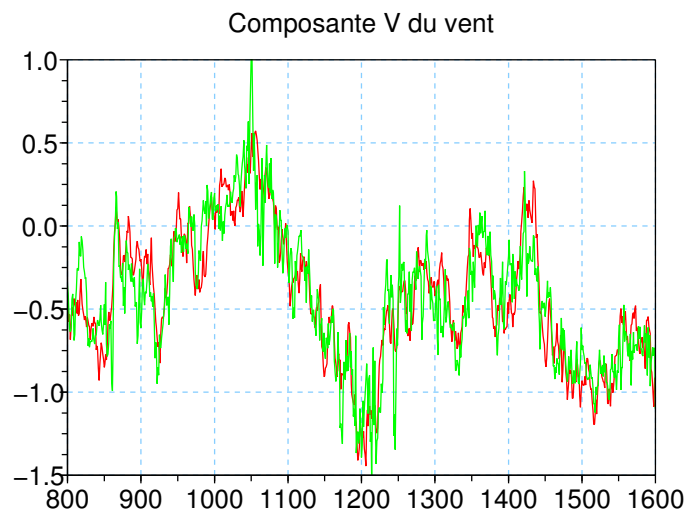
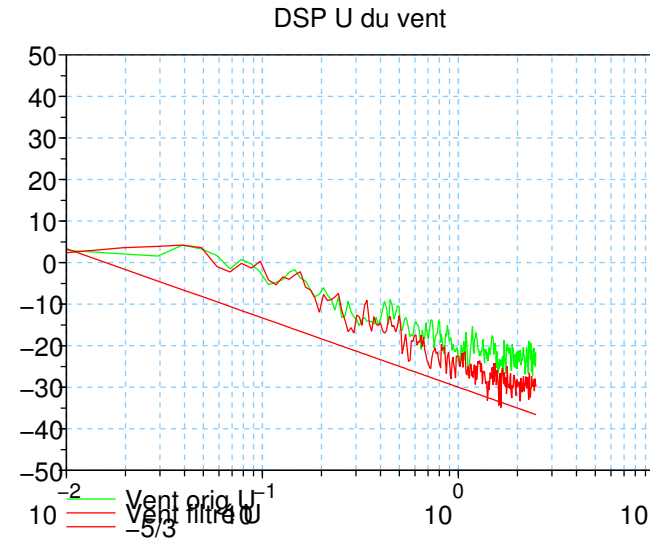
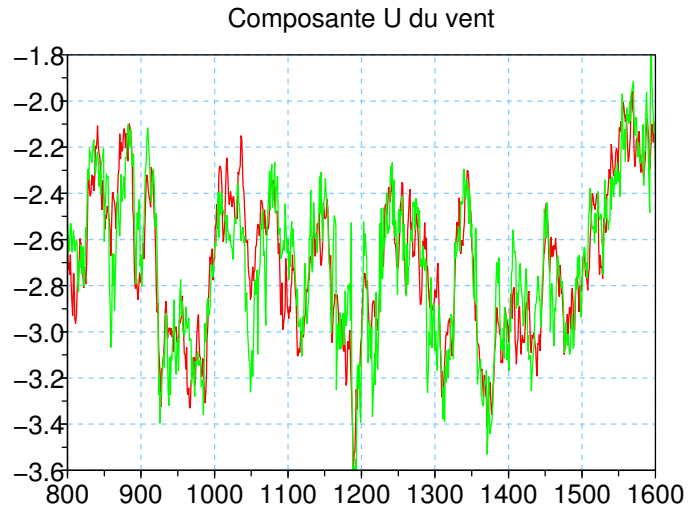


DSP V du vent



Modèle conditionnel / Modèle a priori

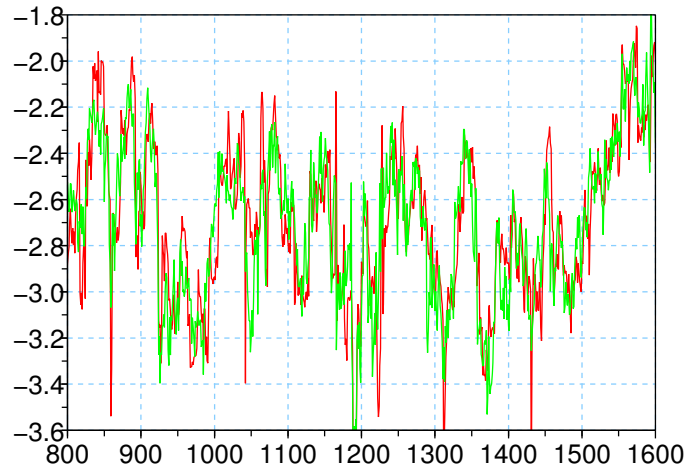
Evolution a priori vu de près.



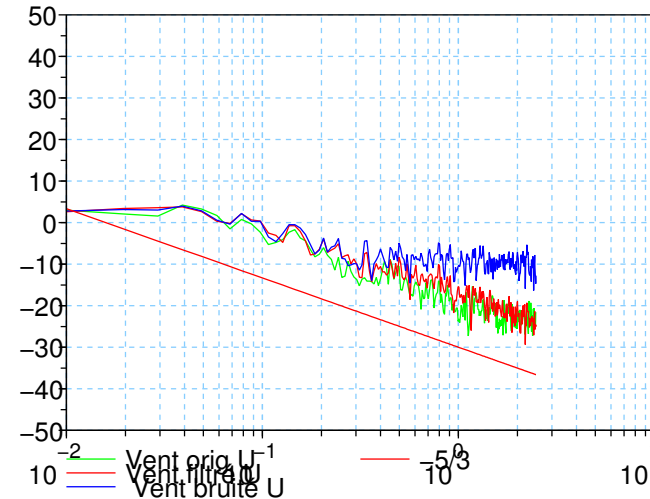
Modèle conditionnel / Modèle a priori

Evolution conditionnel vu de prés.

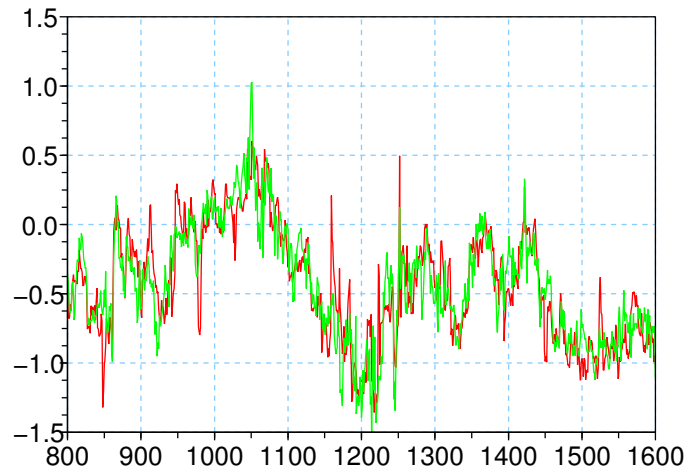
Composante U du vent



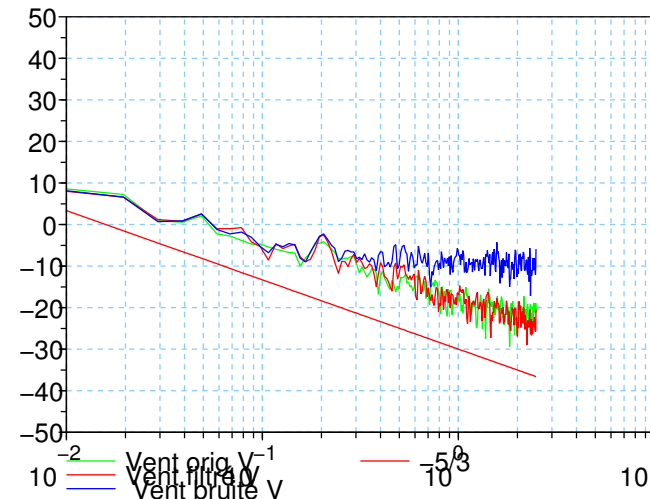
DSP U du vent



Composante V du vent

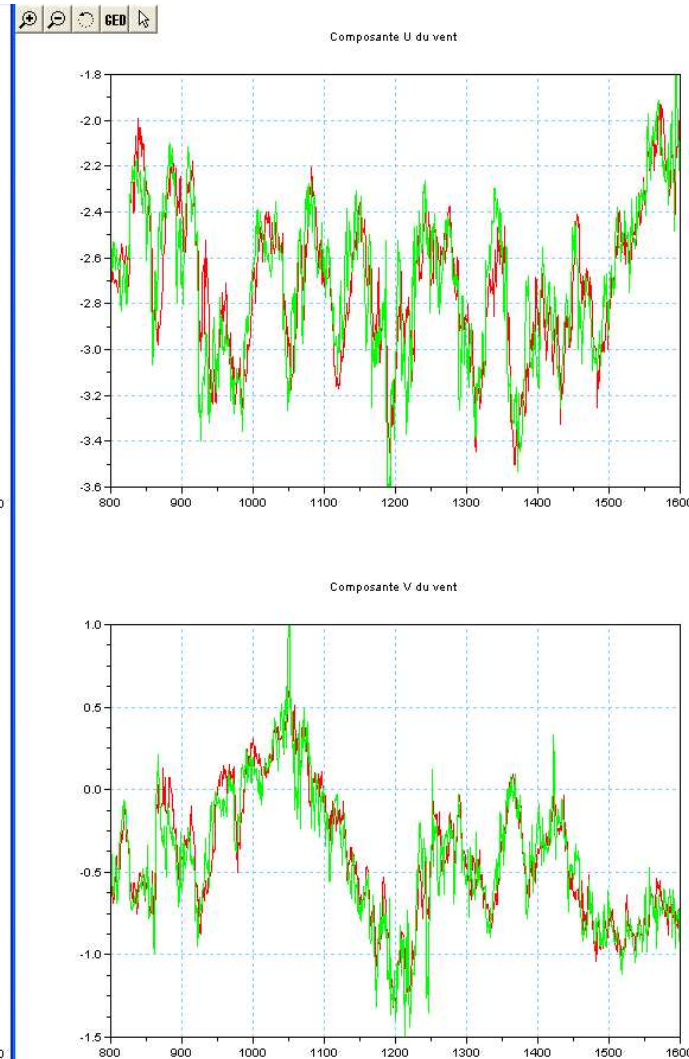
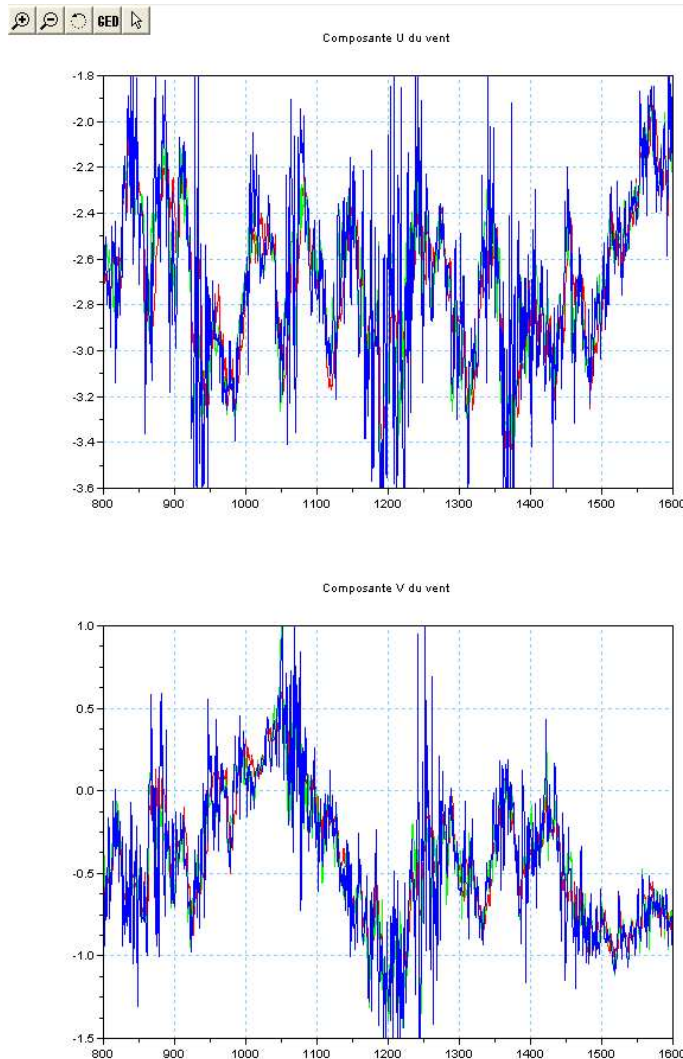


DSP V du vent



Modèle conditionnel / Modèle a priori

Avec un bruit fonction de la variance des 30 derniers points.



Applications à des mesures 3D réelles bruitées artificiellement

Modèle 3D atmosphérique

- Pour passer en 3D avec des données atmosphériques, il faut modifier le modèle pour qu'il soit plus géophysique.
- On utilisera le modèle proposé par Das & Durbin:

$$\left\{ \begin{array}{l}
 dV_{h,t} = -\nabla_h \langle p \rangle .dt - \frac{C_1}{2} \frac{\varepsilon_t}{k_t} (V_{h,t} - \langle V \rangle_{h,t}) .dt \\
 \quad + (C_{2\theta} - 1) .(W_t - \langle W \rangle_t) . \frac{d\langle V \rangle_{h,t}}{dz} .dt \\
 \quad + (C_0 . \varepsilon_t)^{\frac{1}{2}} dB_t^{V_h} \\
 dW_t = d\langle W \rangle_t - \frac{C_1}{2} \frac{\varepsilon_t}{k_t} (W_t - \langle W \rangle_t) .dt \\
 \quad + (1 - C_{5\theta}) . \beta . g . (\theta_t - \langle \theta \rangle_t) .dt + (C_0 . \varepsilon_t)^{\frac{1}{2}} dB_t^W \\
 d\theta_t = d\langle \theta \rangle_t - \left(C_{1\theta} - \frac{C_1}{2} \right) \frac{\varepsilon_t}{k_t} (\theta_t - \langle \theta \rangle_t) .dt \\
 \quad - (W_t - \langle W \rangle_t) . \frac{d\langle \theta \rangle_t}{dz} .dt + (C_\theta)^{\frac{1}{2}} dB_t^\theta
 \end{array} \right.$$

Applications sur vent réel 3D + Tempé

Vent 3D + Température réel avec bruit gaussien fonction de la variance du signal.

Le bruit est fonction de la turbulence.

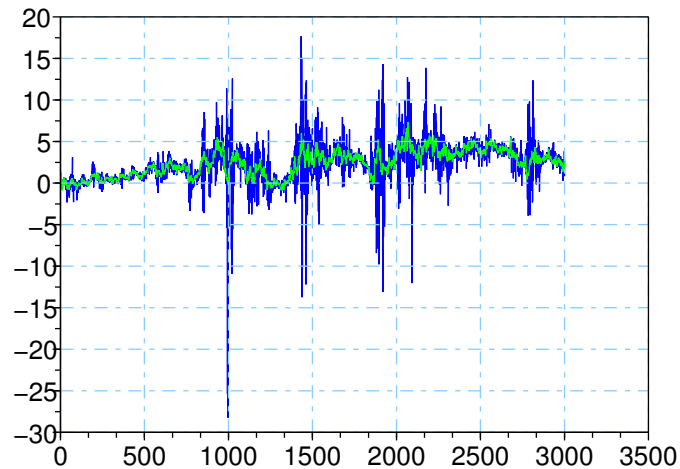
Données du 30 Août 2006, à 17h00 échantillonnées à 5Hz.

Algorithme particulière utilisant 800 particules.

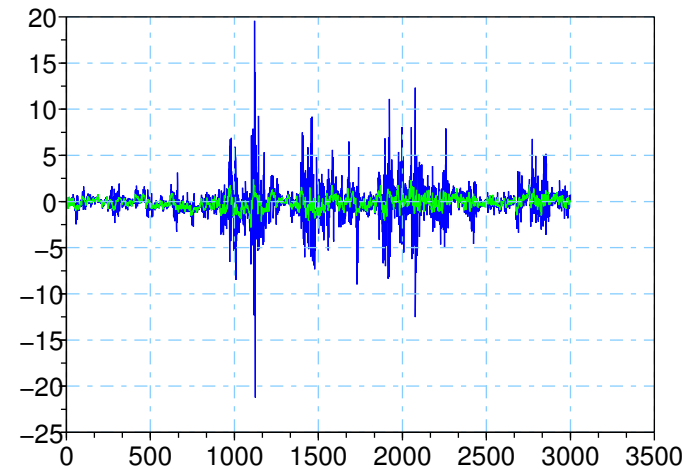
Applications sur vent réel 3D + Tempé

Séries des données brutes et bruitées

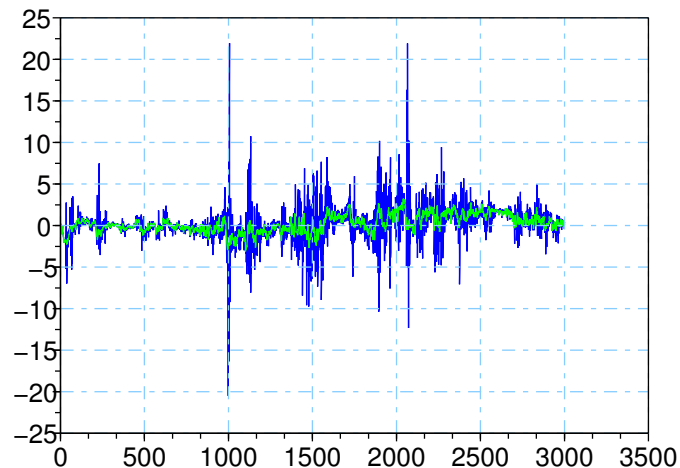
Composante U du vent



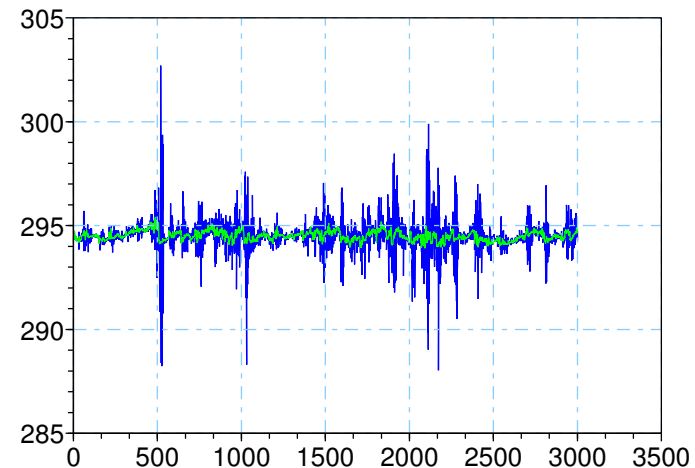
Composante W du vent



Composante V du vent



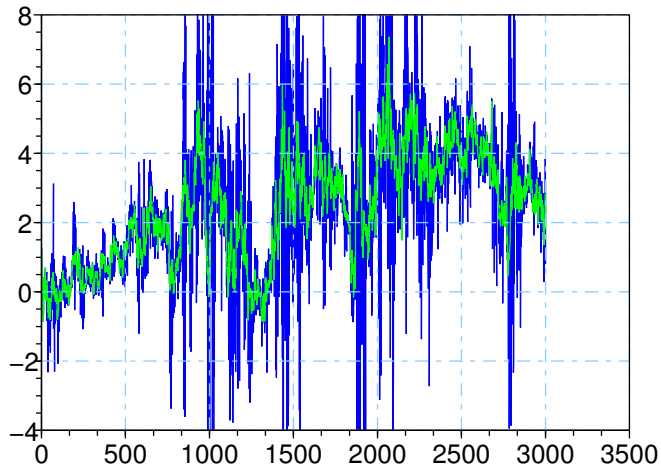
Température



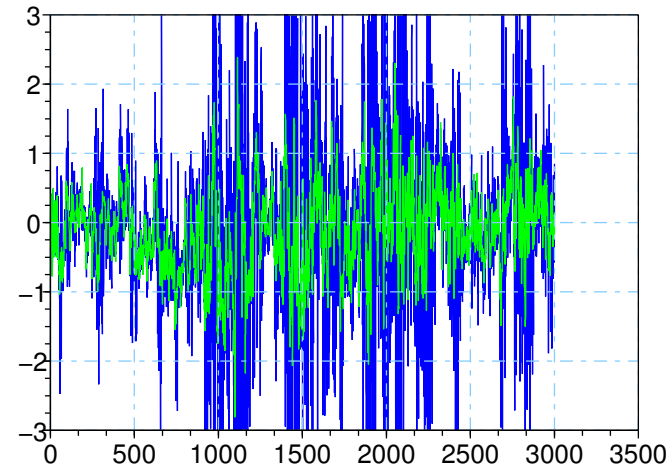
Applications sur vent réel 3D + Tempé

Séries des données brutes et bruitées vues rapprochées

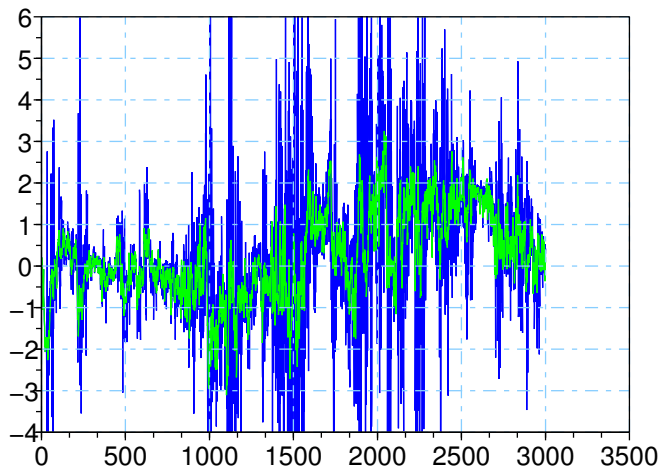
Composante U du vent



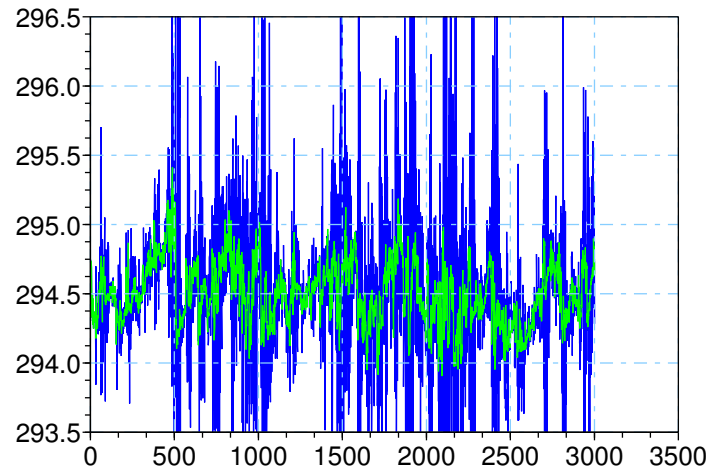
Composante W du vent



Composante V du vent



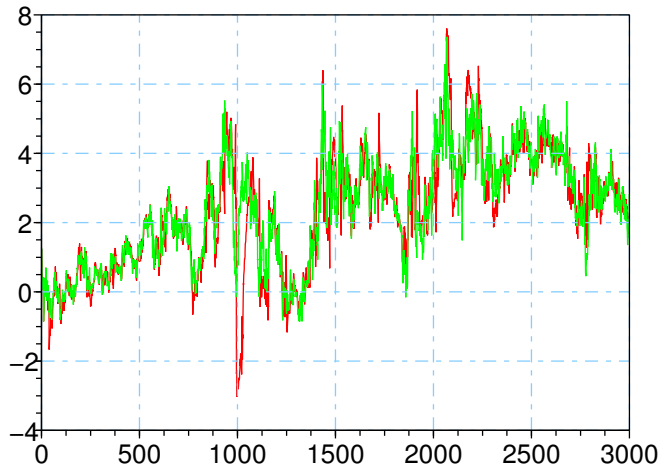
Température



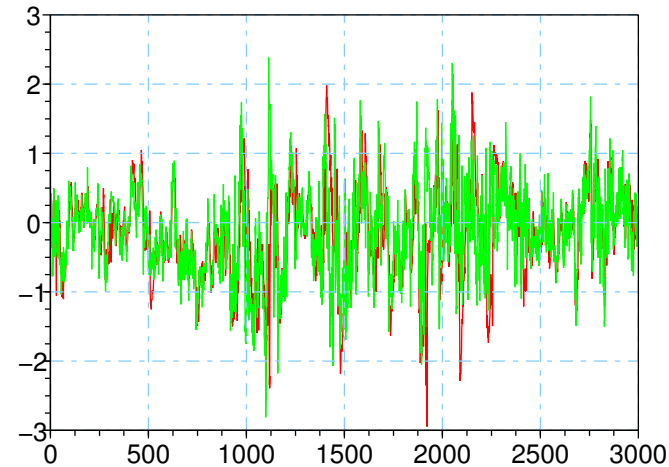
Applications sur vent réel 3D + Tempé

Séries des données bruitées et filtrées

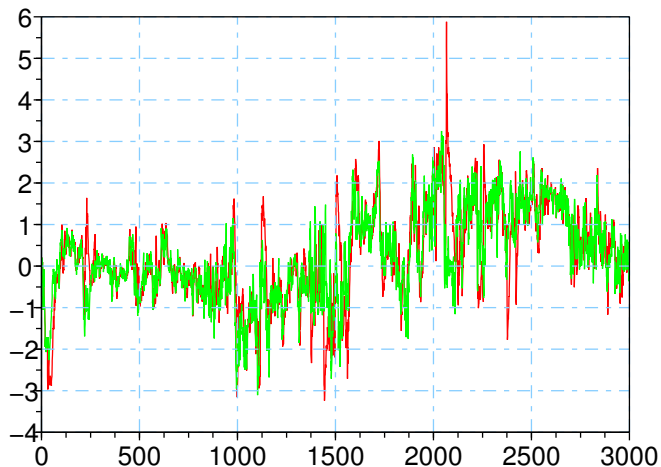
Composante U du vent



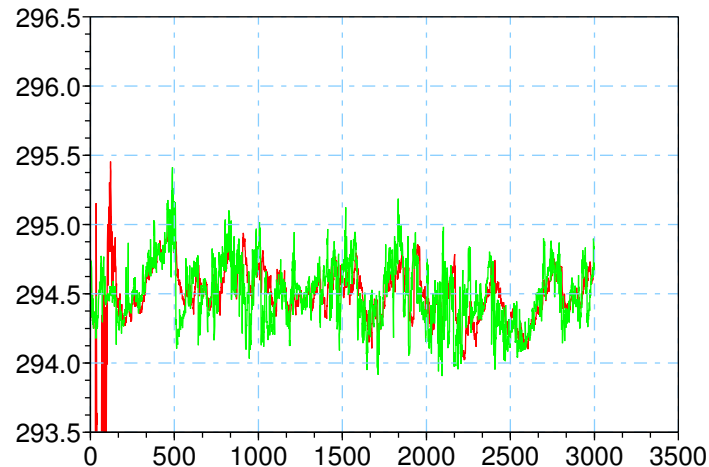
Composante W du vent



Composante V du vent

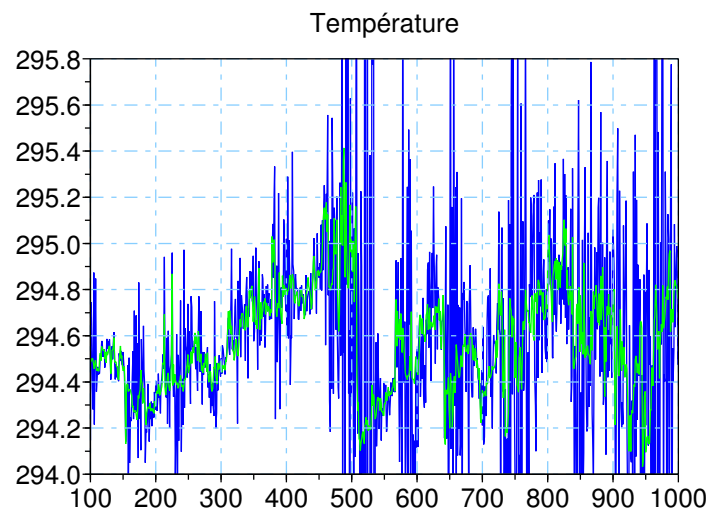
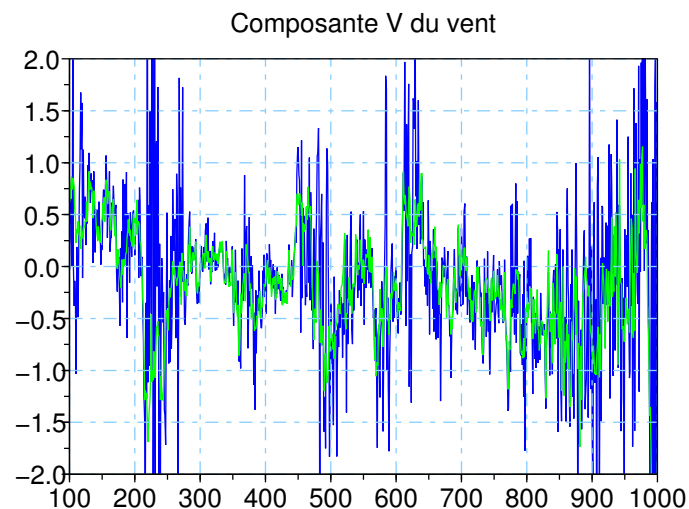
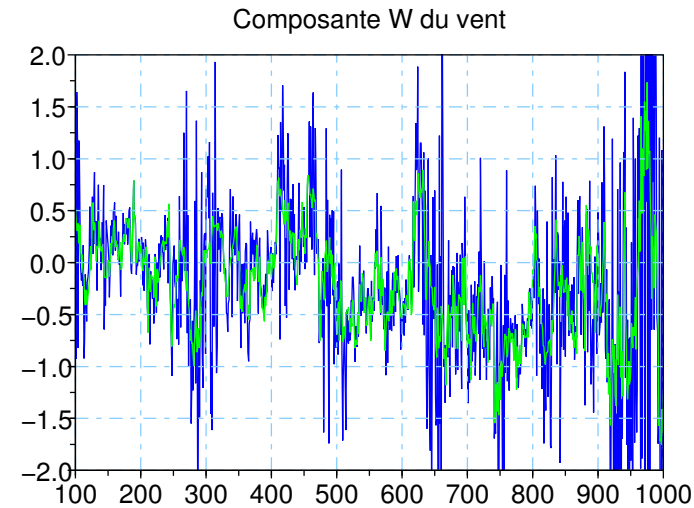
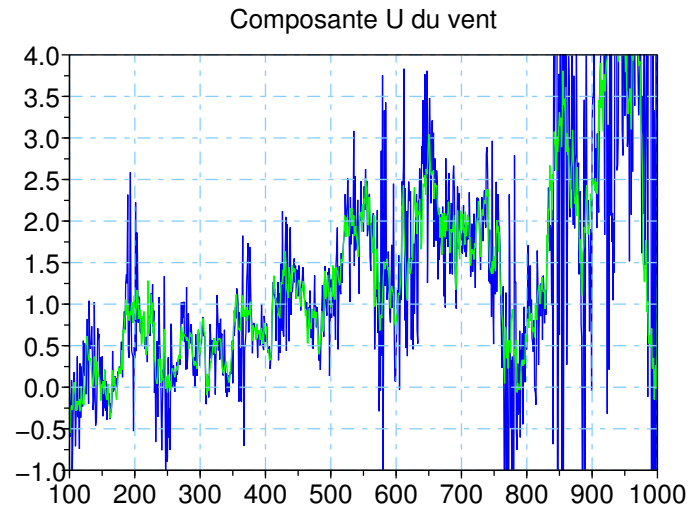


Température



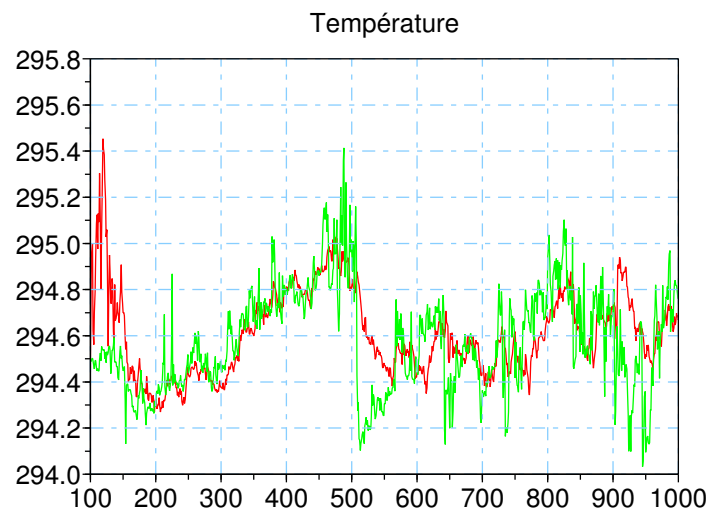
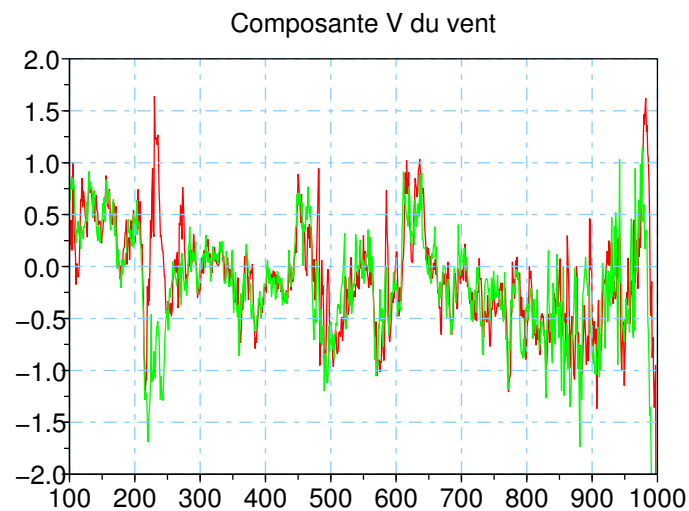
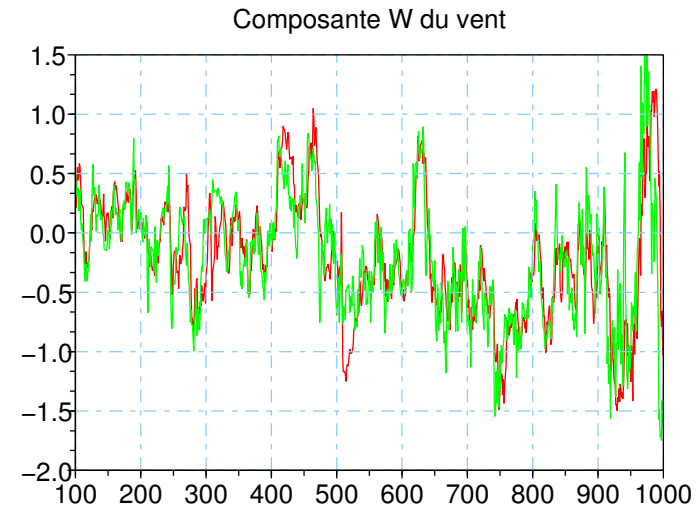
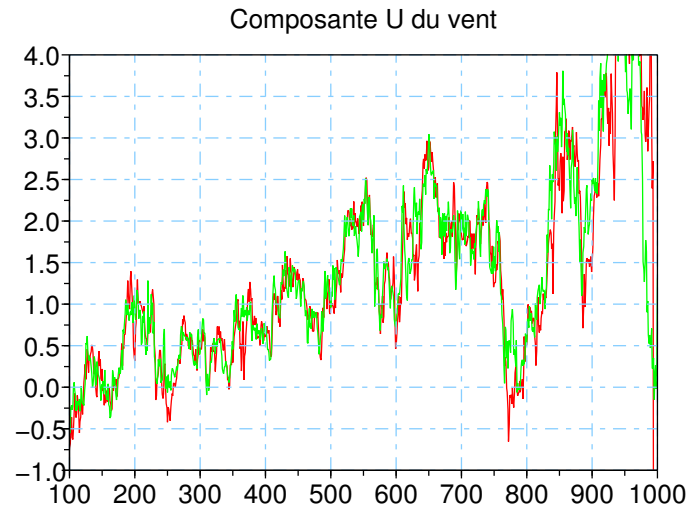
Applications sur vent réel 3D + Tempé

Séries des données brutes et bruitées 1ère période



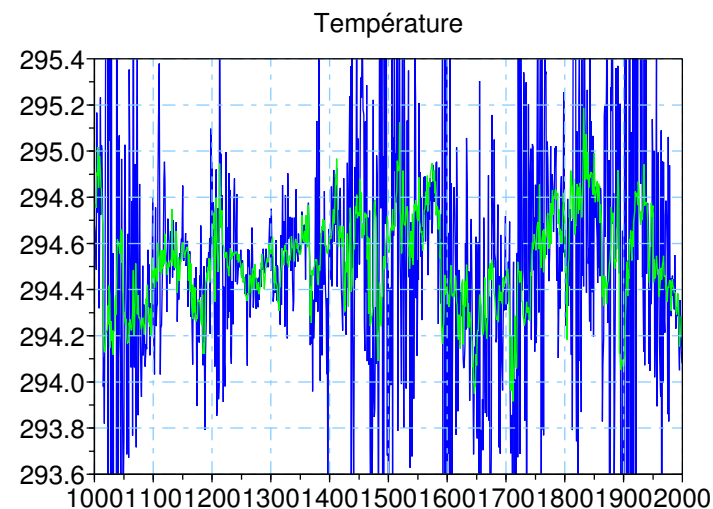
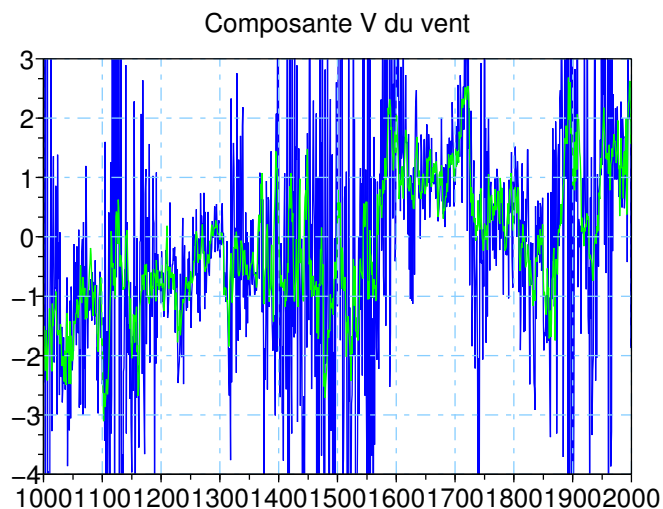
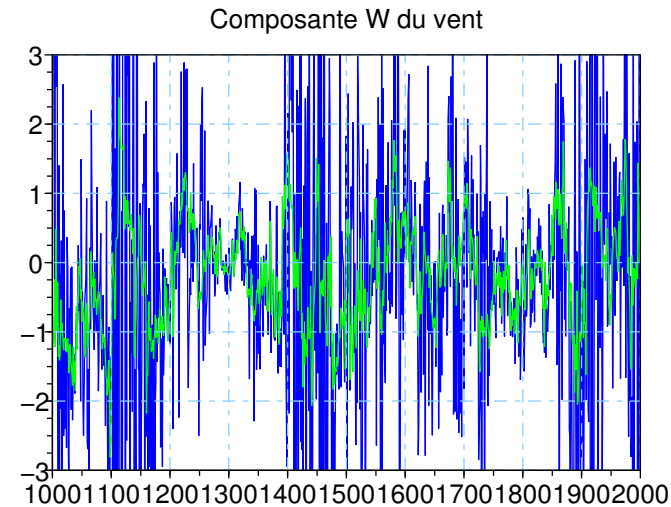
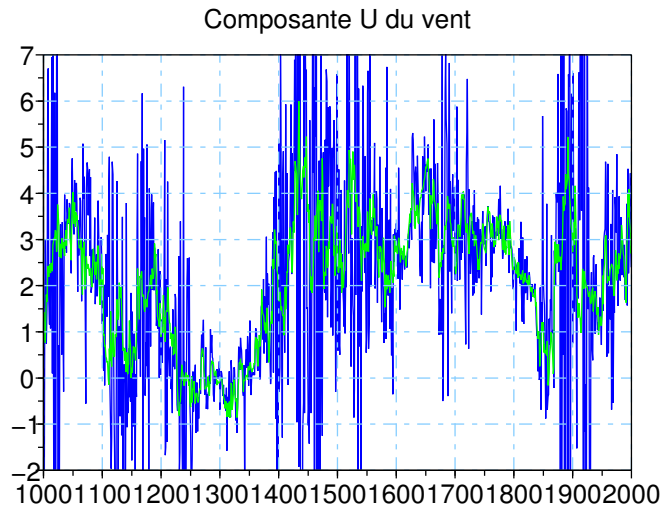
Applications sur vent réel 3D + Tempé

Séries des données bruitées et filtrées 1ère période



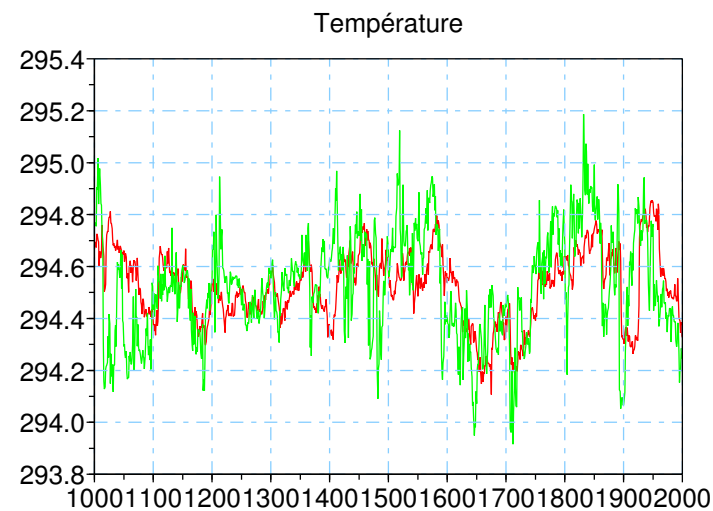
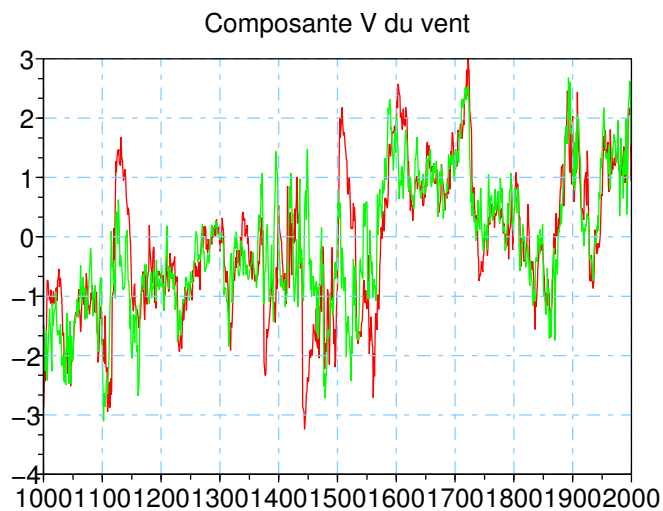
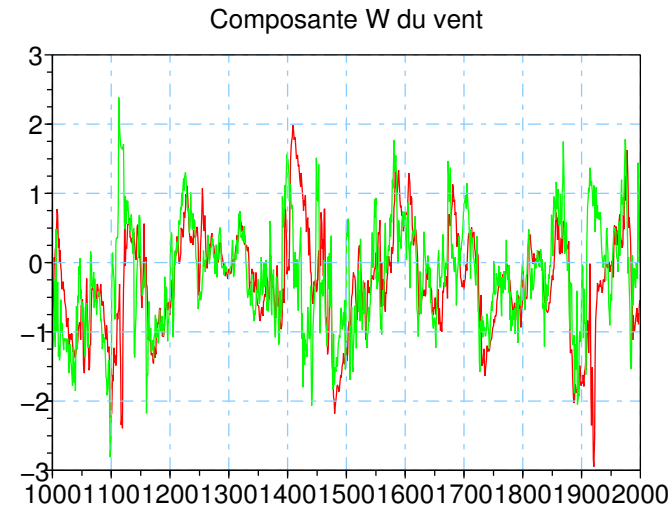
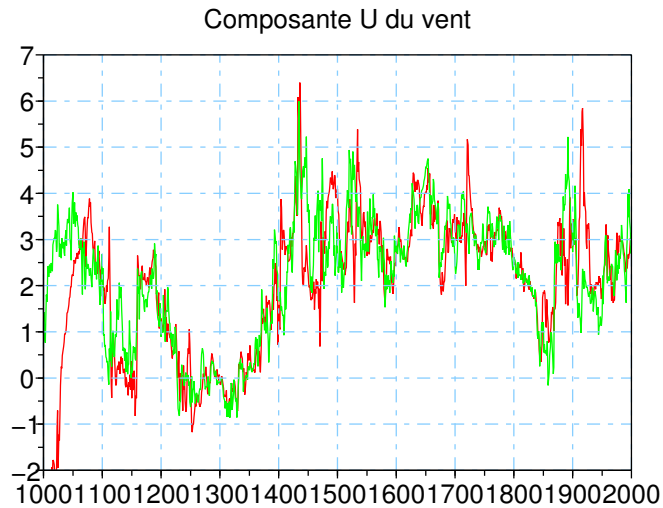
Applications sur vent réel 3D + Tempé

Séries des données brutes et bruitées 2ème période



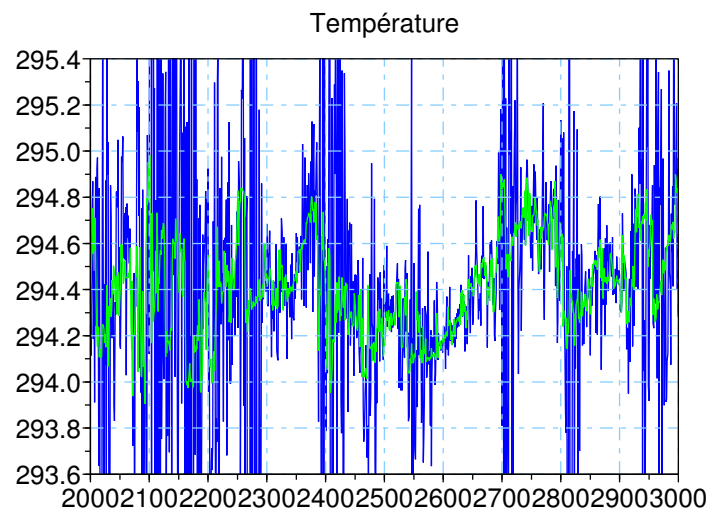
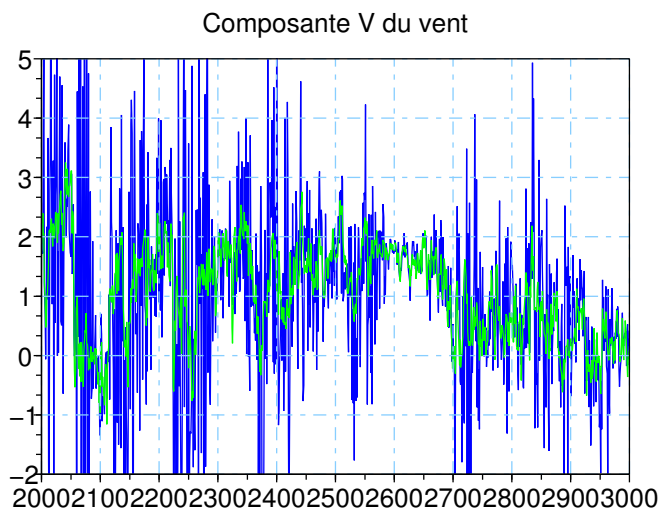
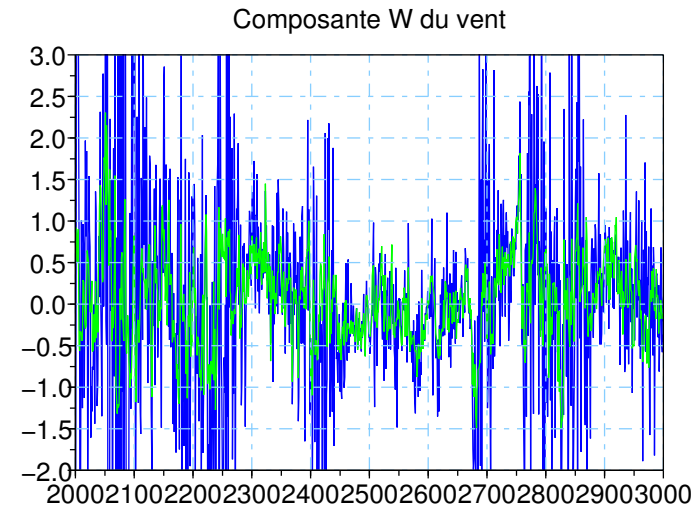
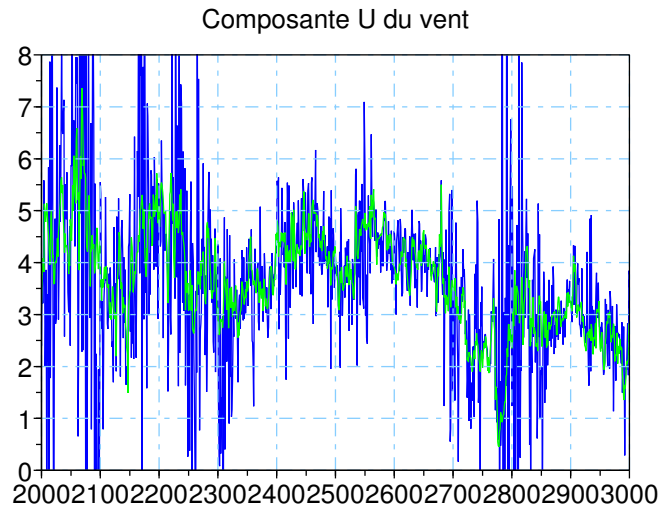
Applications sur vent réel 3D + Tempé

Séries des données bruitées et filtrées 2ème période



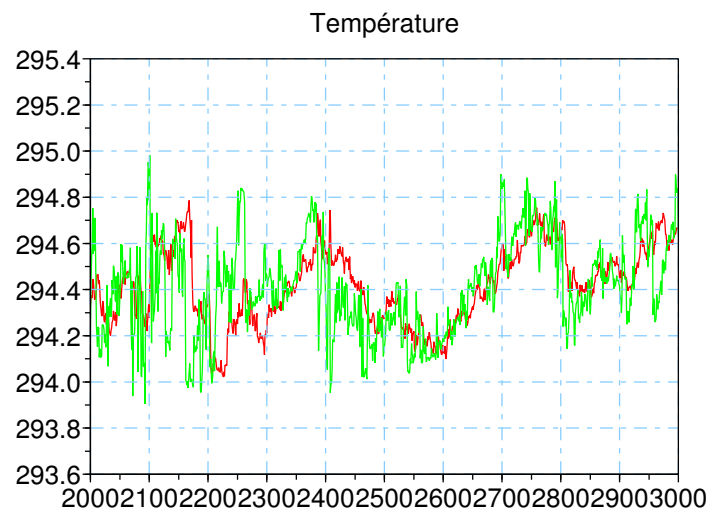
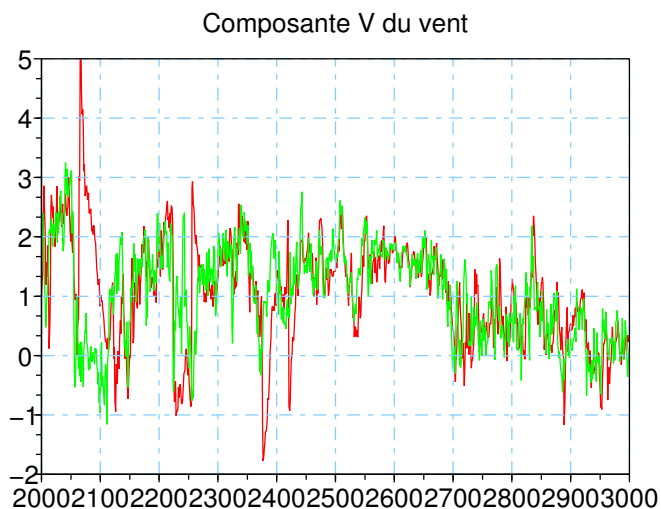
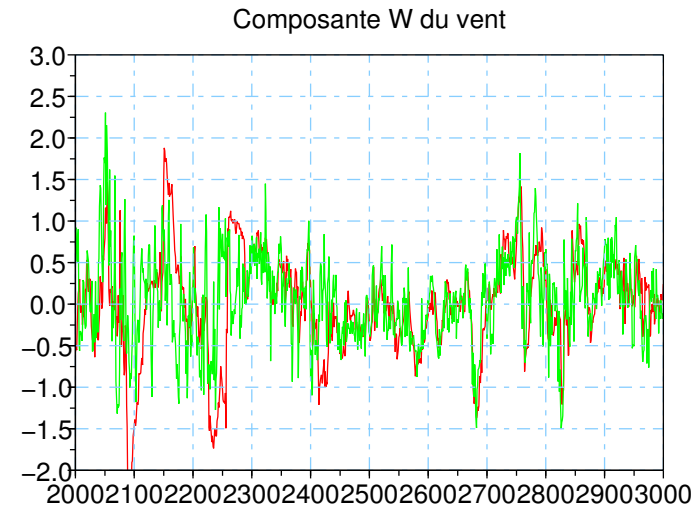
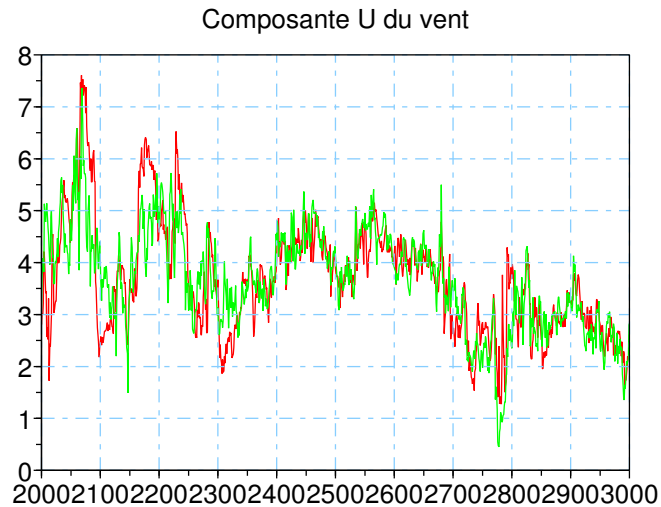
Applications sur vent réel 3D + Tempé

Séries des données brutes et bruitées 3ème période



Applications sur vent réel 3D + Tempé

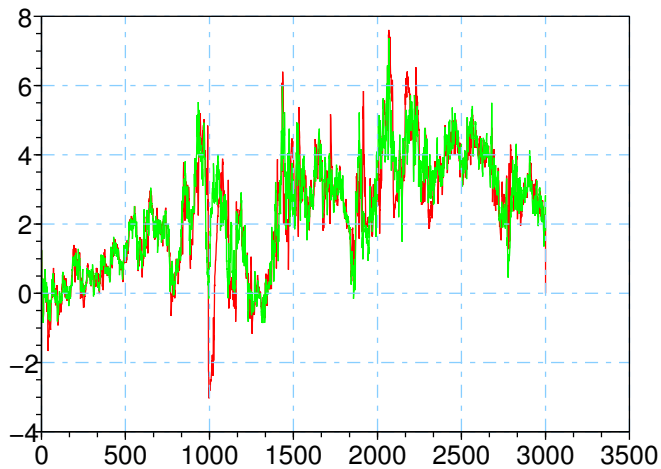
Séries des données bruitées et filtrées 3ème période



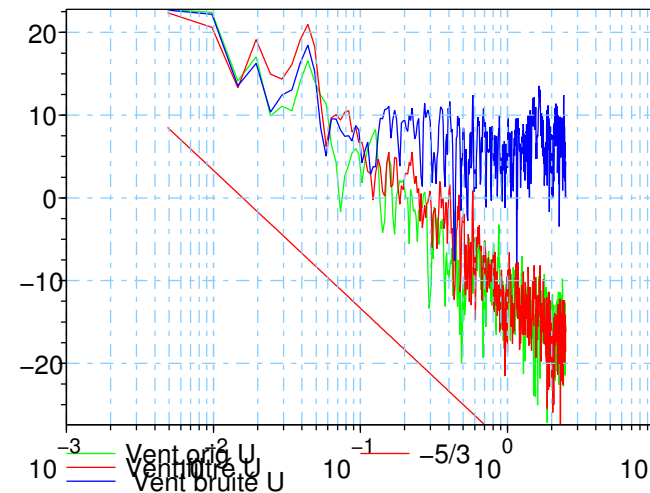
Applications sur vent réel 3D + Tempé

Séries et spectre de puissance pour les composantes U et V du vent bruités et filtrés

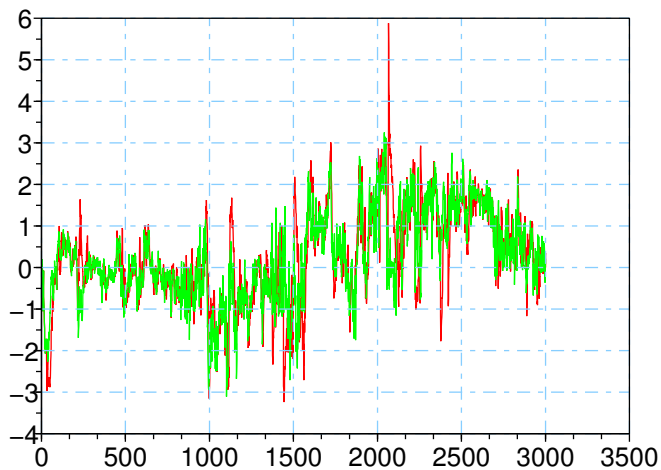
Composante U du vent



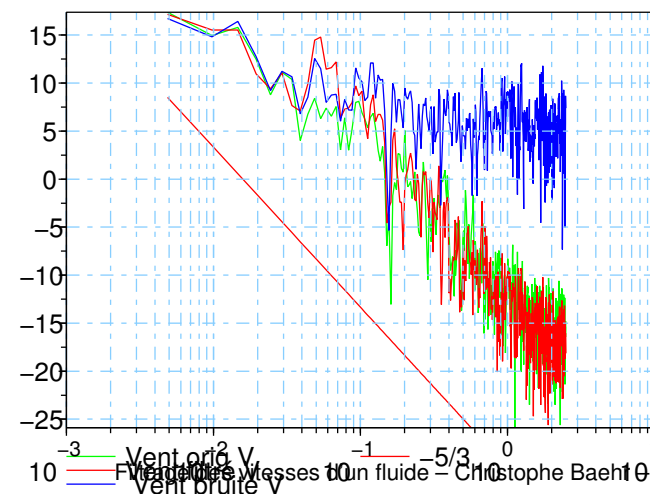
DSP U du vent



Composante V du vent



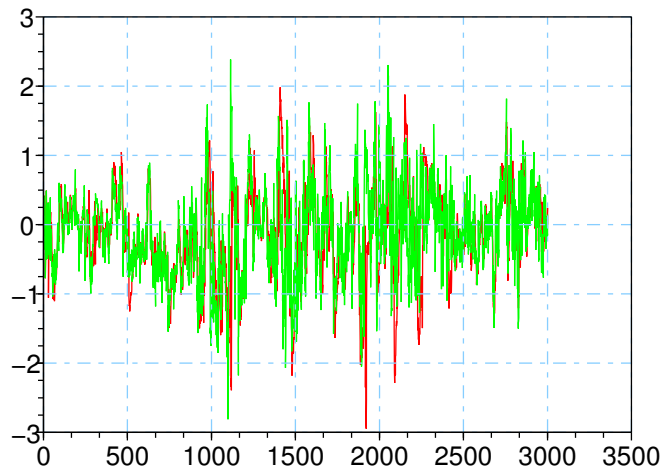
DSP V du vent



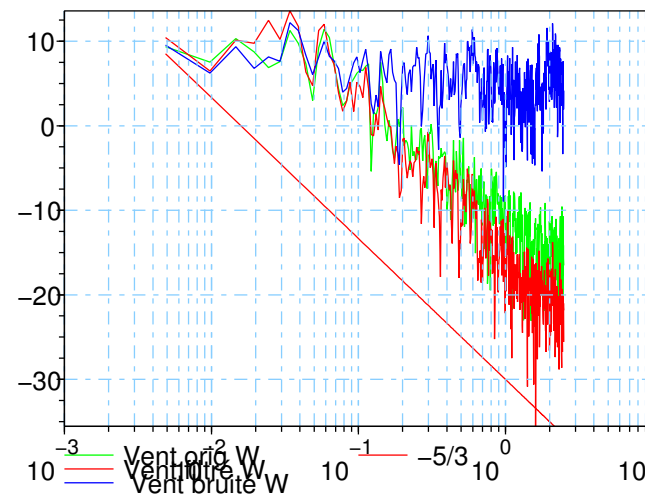
Applications sur vent réel 3D + Tempé

Séries et spectre de puissance pour la vitesse verticale et la température bruitées et filtrées

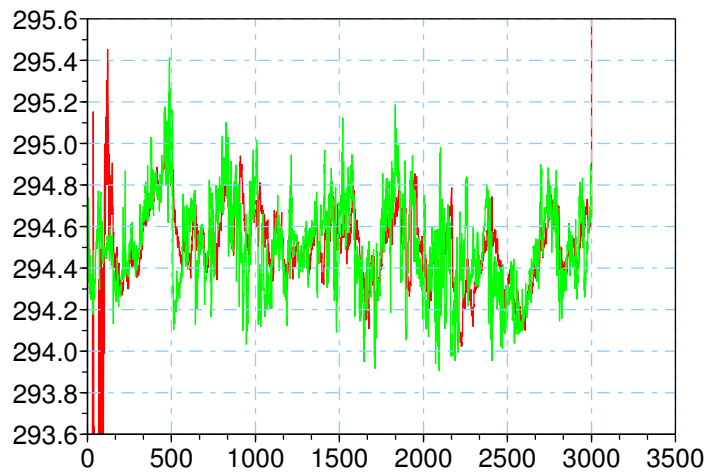
Composante W du vent



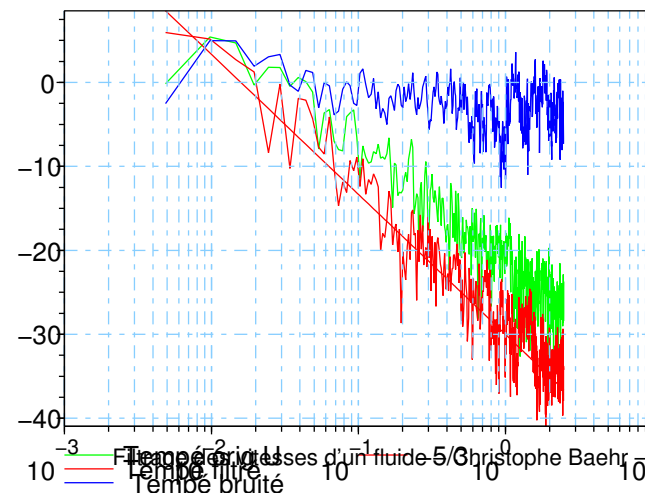
DSP W du vent



Température



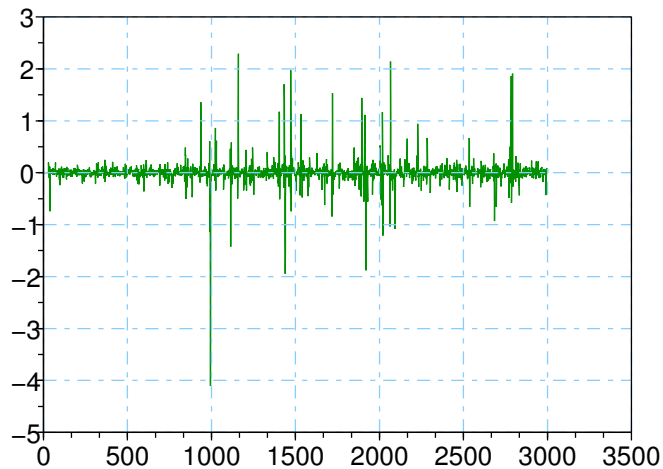
DSP Tempé



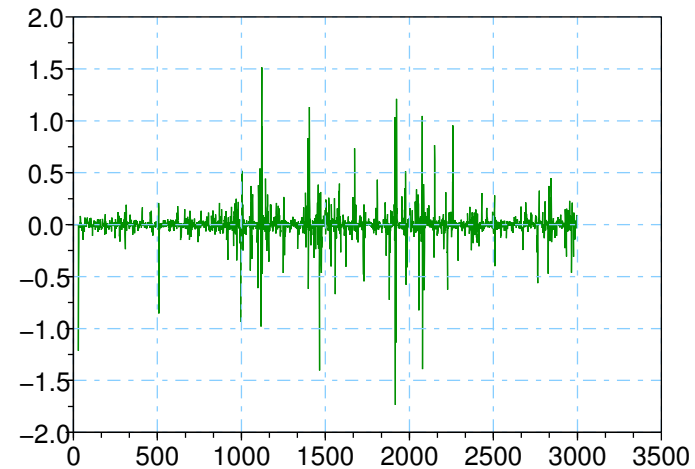
Applications sur vent réel 3D + Tempé

Séries des variables Z_n fournies par l'estimateur particulaire

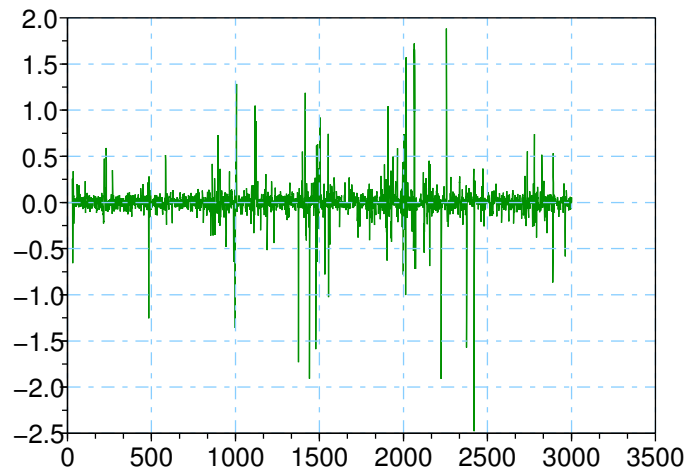
Gradient Pression selon U



Gradient Pression selon V

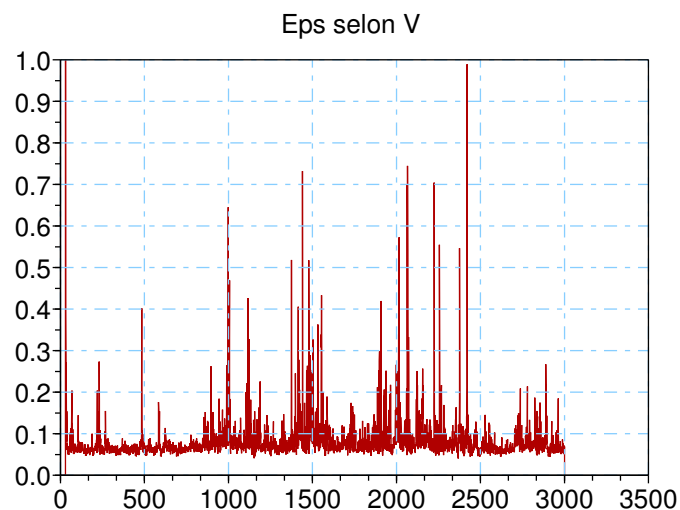
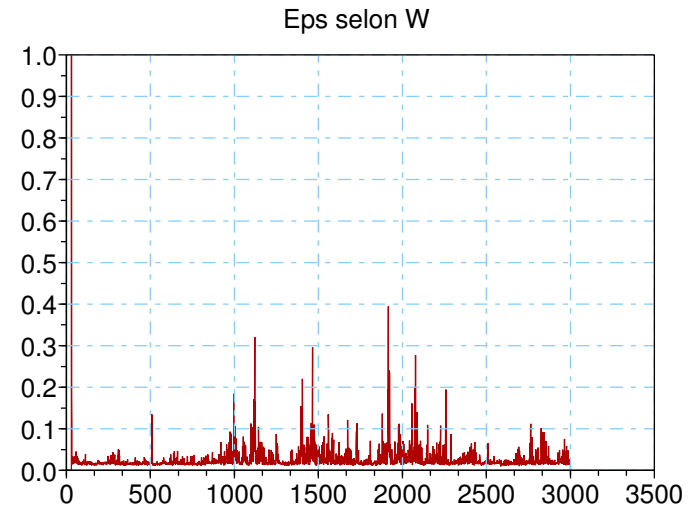
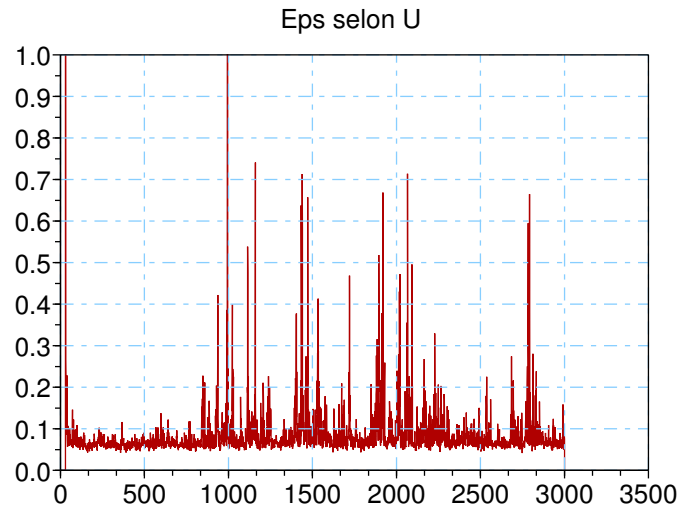


Gradient Pression selon V



Applications sur vent réel 3D + Tempé

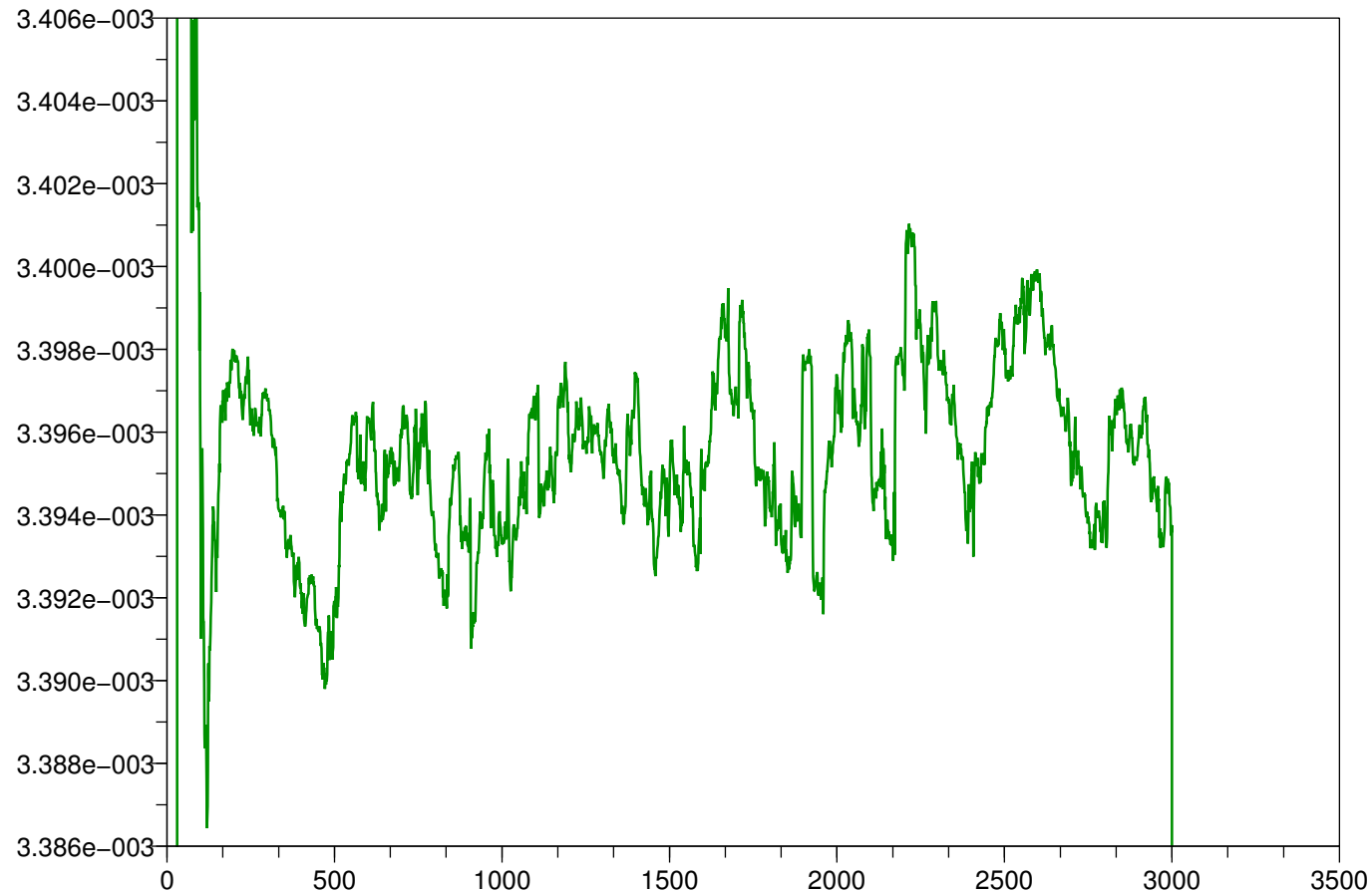
Séries des variables ε_n fournies par l'estimateur particulaire



Applications sur vent réel 3D + Tempé

Série du coefficient de flottabilité fourni par l'estimateur
particulaire

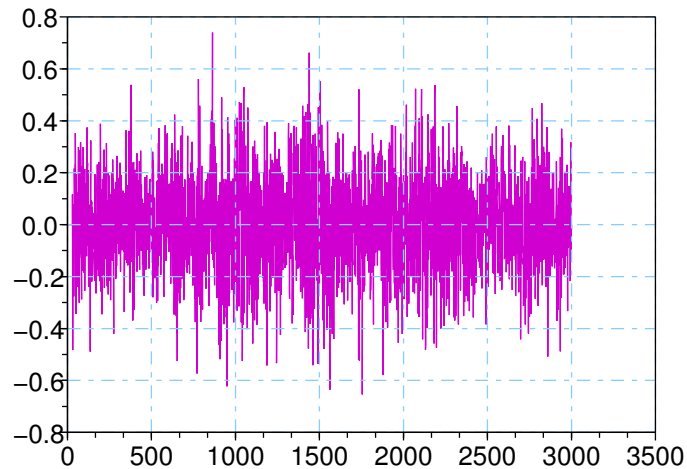
Flotability coefficient Beta



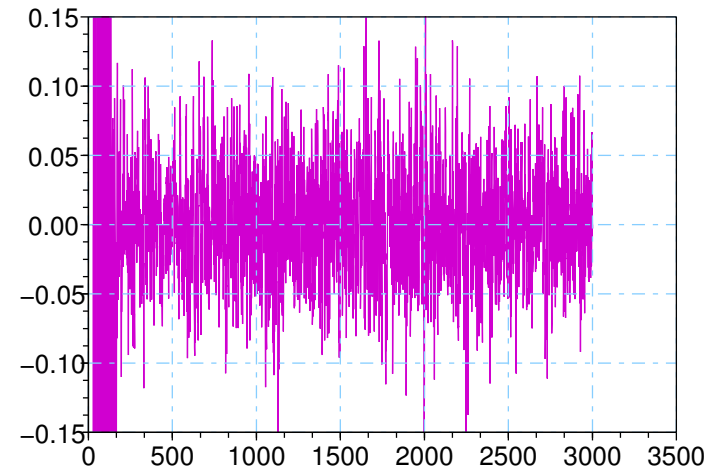
Applications sur vent réel 3D + Tempé

Séries des gradients verticaux de U, V et T fournis par l'estimateur particulaire

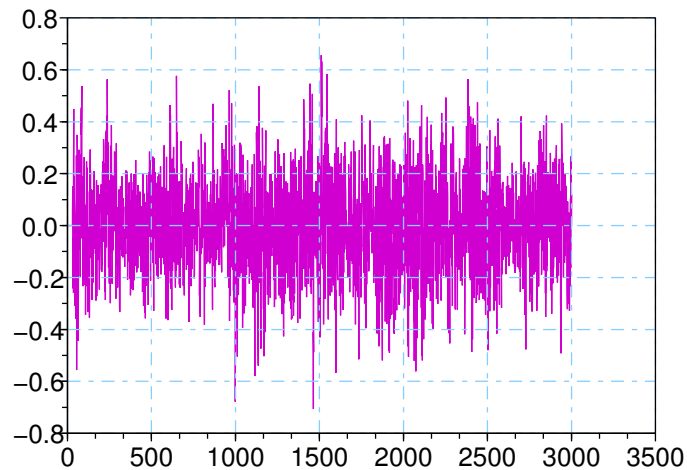
Gradient vertical eulerien pour U



Gradient vertical eulerien pour T

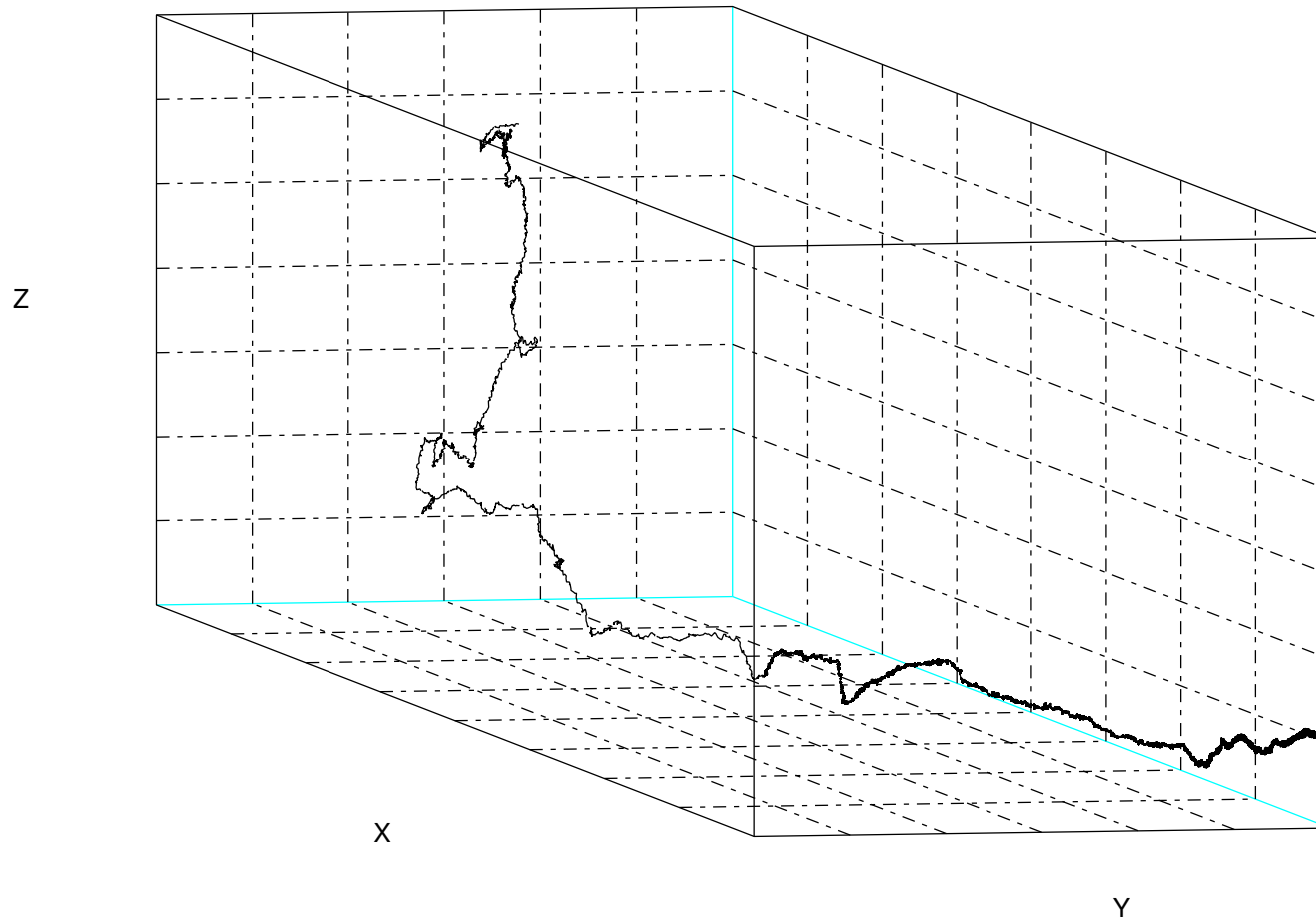


Gradient vertical eulerien pour V



Applications sur vent réel 3D + Tempé

Trajectoires des particules



Et maintenant ... coté météorologique

- Il reste à valider les estimations rapides 3D que l'on a fait avec les estimations traditionnelles calculées sur de longues périodes.
- Ensuite il faudra passer à l'estimation de mesures mobiles.
- Une campagne expérimentale est programmée au printemps 2007 pour des capteurs mobiles.
- Alors, on a la méthodologie pour les mesures indirectes aéroportées.
- **Vendredi 16 Mars - Toulouse -
Journée Méthodes Particulières en MécaFlu**

Je vous remercie pour votre attention.