

Thèse

Toulouse,
21 oct. 2005

Nathalie VILLA

MLP et SVM
pour l'analyse
des données
fonctionnelles

Régression Inverse
Fonctionnelle

MLP fonctionnels :
une approche par
régression inverse

SVM fonctionnels

Application des
MLP à un
problème issu
des sciences
humaines

Bibliographie

Éléments d'apprentissage en statistique fonctionnelle

Classification et régression fonctionnelles par réseaux de neurones et SVM

Nathalie Villa-Vialaneix

Équipe GRIMM - SMASH, Université Toulouse Le Mirail
villa@univ-tlse2.fr

21 octobre 2005

Thèse

Toulouse,
21 oct. 2005

Nathalie VILLA

MLP et SVM
pour l'analyse
des données
fonctionnelles

Régression Inverse
Fonctionnelle

MLP fonctionnels :
une approche par
régression inverse

SVM fonctionnels

Application des
MLP à un
problème issu
des sciences
humaines

Bibliographie

- **Données classiques** : chaque observation est un vecteur de \mathbb{R}^D ;

Thèse

Toulouse,
21 oct. 2005

Nathalie VILLA

MLP et SVM
pour l'analyse
des données
fonctionnelles

Régression Inverse
Fonctionnelle

MLP fonctionnels :
une approche par
régression inverse

SVM fonctionnels

Application des
MLP à un
problème issu
des sciences
humaines

Bibliographie

- **Données classiques** : chaque observation est un vecteur de \mathbb{R}^D ;
- **Données fonctionnelles** : chaque observation est une fonction d'un espace de dimension infinie (L^2_τ , par exemple ; espace de Hilbert, en général).

Thèse

Toulouse,
21 oct. 2005

Nathalie VILLA

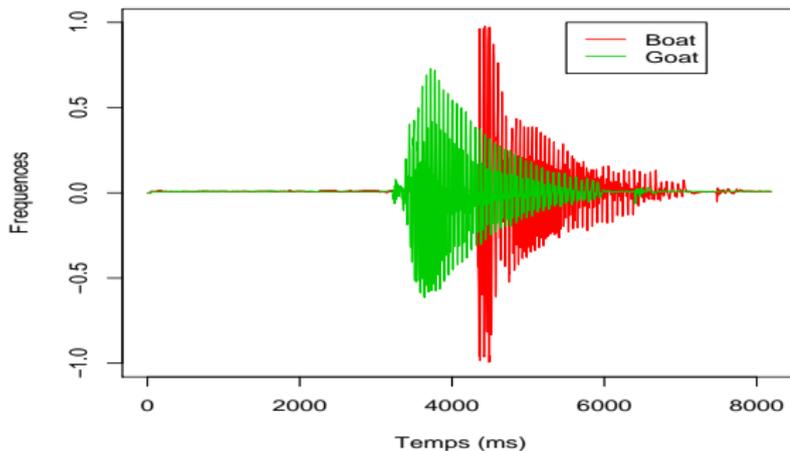
MLP et SVM
pour l'analyse
des données
fonctionnellesRégression Inverse
FonctionnelleMLP fonctionnels :
une approche par
régression inverse

SVM fonctionnels

Application des
MLP à un
problème issu
des sciences
humaines

Bibliographie

Représentation temporelle (reconnaissance vocale ¹)



But : Reconnaître le mot. . .

¹Données disponibles sur

Thèse

Toulouse,
21 oct. 2005

Nathalie VILLA

MLP et SVM
pour l'analyse
des données
fonctionnelles

Régression Inverse
Fonctionnelle

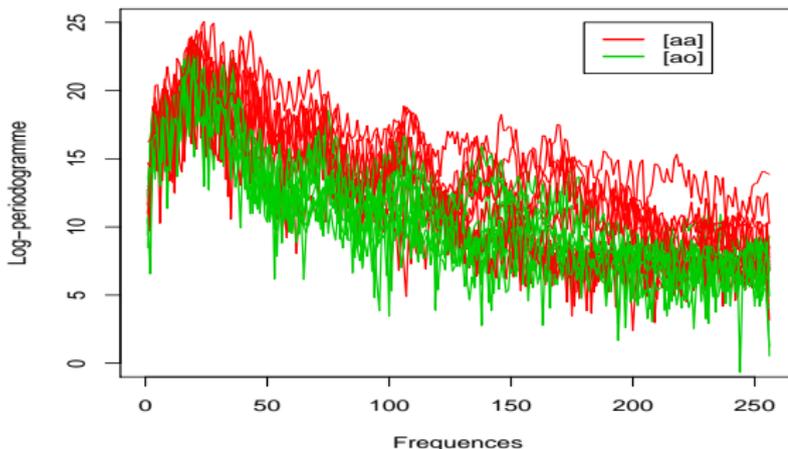
MLP fonctionnels :
une approche par
régression inverse

SVM fonctionnels

Application des
MLP à un
problème issu
des sciences
humaines

Bibliographie

Représentation fréquentielle (reconnaissance vocale ¹)



But : Reconnaître le son. . .

¹TIMIT database disponible sur

Thèse

Toulouse,
21 oct. 2005

Nathalie VILLA

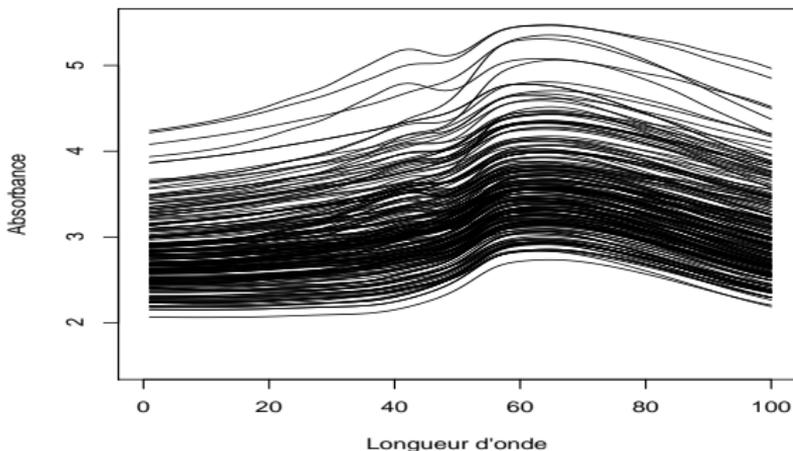
MLP et SVM
pour l'analyse
des données
fonctionnellesRégression Inverse
FonctionnelleMLP fonctionnels :
une approche par
régression inverse

SVM fonctionnels

Application des
MLP à un
problème issu
des sciences
humaines

Bibliographie

Courbe de réponse (chimimétrie ¹)



But : Déterminer le taux de graisse. . .

¹Tecator database disponible sur

<http://lib.stat.cmu.edu/datasets/tecator>

Thèse

Toulouse,
21 oct. 2005

Nathalie VILLA

MLP et SVM
pour l'analyse
des données
fonctionnelles

Régression Inverse
Fonctionnelle

MLP fonctionnels :
une approche par
régression inverse

SVM fonctionnels

Application des
MLP à un
problème issu
des sciences
humaines

Bibliographie

Problèmes d'inversion d'opérateurs

$\Gamma_X = E(X \otimes X) - E(X) \otimes E(X)$ est de Hilbert-Schmidt $\Rightarrow \Gamma_X^{-1}$ est non borné (ce n'est pas un opérateur continu de L^2_τ) !!

Thèse

Toulouse,
21 oct. 2005

Nathalie VILLA

MLP et SVM
pour l'analyse
des données
fonctionnelles

Régression Inverse
Fonctionnelle

MLP fonctionnels :
une approche par
régression inverse

SVM fonctionnels

Application des
MLP à un
problème issu
des sciences
humaines

Bibliographie

Problèmes d'inversion d'opérateurs

$\Gamma_X = E(X \otimes X) - E(X) \otimes E(X)$ est de Hilbert-Schmidt $\Rightarrow \Gamma_X^{-1}$ est non borné (ce n'est pas un opérateur continu de L^2_τ) !!

Conséquence au niveau de l'estimation

$\Gamma_X^N = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N x_n \otimes x_n - \bar{X} \otimes \bar{X}$ est mal conditionné \Rightarrow nécessité de pénalisation ou de régularisation.

Exemple : Modèle linéaire fonctionnel [Cardot et al., 1999]

Thèse

Toulouse,
21 oct. 2005

Nathalie VILLA

MLP et SVM
pour l'analyse
des données
fonctionnelles

Régression Inverse
Fonctionnelle

MLP fonctionnels :
une approche par
régression inverse

SVM fonctionnels

Application des
MLP à un
problème issu
des sciences
humaines

Bibliographie

Soit X une variable aléatoire fonctionnelle,

- on ne connaît jamais complètement les observations $(X_n)_{n=1, \dots, N}$ de X !

Thèse

Toulouse,
21 oct. 2005

Nathalie VILLA

MLP et SVM
pour l'analyse
des données
fonctionnelles

Régression Inverse
Fonctionnelle

MLP fonctionnels :
une approche par
régression inverse

SVM fonctionnels

Application des
MLP à un
problème issu
des sciences
humaines

Bibliographie

Soit X une variable aléatoire fonctionnelle,

- on ne connaît jamais complètement les observations $(X_n)_{n=1, \dots, N}$ de X !
- on dispose de $x_n(t_1), \dots, x_n(t_D^n)$;
- dans le pire cas, le nombre et la place des points de discrétisation dépendent de l'observation.

Thèse

Toulouse,
21 oct. 2005

Nathalie VILLA

MLP et SVM
pour l'analyse
des données
fonctionnelles

Régression Inverse
Fonctionnelle

MLP fonctionnels :
une approche par
régression inverse

SVM fonctionnels

Application des
MLP à un
problème issu
des sciences
humaines

Bibliographie

D'un point de vue pratique...

- représenter les fonctions observées et les fonctions paramètres ;

Thèse

Toulouse,
21 oct. 2005

Nathalie VILLA

MLP et SVM
pour l'analyse
des données
fonctionnelles

Régression Inverse
Fonctionnelle

MLP fonctionnels :
une approche par
régression inverse

SVM fonctionnels

Application des
MLP à un
problème issu
des sciences
humaines

Bibliographie

D'un point de vue pratique...

- représenter les fonctions observées et les fonctions paramètres ;
- $N < D$, les observations pour un même individu sont fortement corrélées (fonction sous-jacente) \Rightarrow problèmes mal posés, méthodes usuelles souvent inapplicables directement.

Méthodes linéaires d'analyse des données fonctionnelles

Thèse

Toulouse,
21 oct. 2005

Nathalie VILLA

MLP et SVM
pour l'analyse
des données
fonctionnelles

Régression Inverse
Fonctionnelle

MLP fonctionnels :
une approche par
régression inverse

SVM fonctionnels

Application des
MLP à un
problème issu
des sciences
humaines

Bibliographie

- **Analyses factorielles** ([Dauxois & Pousse, 1976], [Saporta, 1981], [Besse & Ramsay, 1986], ...);
- **Modèle linéaire fonctionnel** ([Cardot et al., 1999]);
- **Régression PLS fonctionnelle** ([Preda & Saporta, 2002]);
- **Analyse canonique des corrélations (régularisation par pénalisation)** ([Leurgans et al., 1993]);
- ...

Méthodes non linéaires d'analyse des données fonctionnelles

Thèse

Toulouse,
21 oct. 2005

Nathalie VILLA

MLP et SVM
pour l'analyse
des données
fonctionnelles

Régression Inverse
Fonctionnelle

MLP fonctionnels :
une approche par
régression inverse

SVM fonctionnels

Application des
MLP à un
problème issu
des sciences
humaines

Bibliographie

- **FIR** ([Dauxois et al., 2001], [Ferré & Yao, 2003]) ;
- **Réseaux de neurones** ([Rossi & Conan-Guez, 2005]) ;
- ***k*-plus proches voisins** ([Biau et al., 2005]) ;
- **Modèle non paramétrique fonctionnel**
([Ferraty & Vieu, 2002]) ;
- ...

Thèse

Toulouse,
21 oct. 2005

Nathalie VILLA

MLP et SVM
pour l'analyse
des données
fonctionnelles

Régression Inverse
Fonctionnelle

MLP fonctionnels :
une approche par
régression inverse

SVM fonctionnels

Application des
MLP à un
problème issu
des sciences
humaines

Bibliographie

- Mise au point d'une méthode de régression inverse fonctionnelle, ***FIR, régularisée par pénalisation*** ;

Thèse

Toulouse,
21 oct. 2005

Nathalie VILLA

MLP et SVM
pour l'analyse
des données
fonctionnelles

Régression Inverse
Fonctionnelle

MLP fonctionnels :
une approche par
régression inverse

SVM fonctionnels

Application des
MLP à un
problème issu
des sciences
humaines

Bibliographie

- Mise au point d'une méthode de régression inverse fonctionnelle, ***FIR, régularisée par pénalisation*** ;
- Extension des ***perceptrons multi-couches pour le traitement de données fonctionnelles*** : approche par FIR ;

Thèse

Toulouse,
21 oct. 2005

Nathalie VILLA

MLP et SVM
pour l'analyse
des données
fonctionnelles

Régression Inverse
Fonctionnelle

MLP fonctionnels :
une approche par
régression inverse

SVM fonctionnels

Application des
MLP à un
problème issu
des sciences
humaines

Bibliographie

- Mise au point d'une méthode de régression inverse fonctionnelle, ***FIR, régularisée par pénalisation*** ;
- Extension des ***perceptrons multi-couches pour le traitement de données fonctionnelles*** : approche par FIR ;
- Généralisation des ***SVM au traitement de données fonctionnelles***.

Thèse

Toulouse,
21 oct. 2005

Nathalie VILLA

MLP et SVM
pour l'analyse
des données
fonctionnelles

Régression Inverse
Fonctionnelle

MLP fonctionnels :
une approche par
régression inverse

SVM fonctionnels

Application des
MLP à un
problème issu
des sciences
humaines

Bibliographie

- 1 MLP et SVM pour l'analyse des données fonctionnelles
 - Régression Inverse Fonctionnelle
 - MLP fonctionnels : une approche par régression inverse
 - SVM fonctionnels
- 2 Application des MLP à un problème issu des sciences humaines

Thèse

Toulouse,
21 oct. 2005

Nathalie VILLA

MLP et SVM
pour l'analyse
des données
fonctionnelles

Régression Inverse
Fonctionnelle

MLP fonctionnels :
une approche par
régression inverse

SVM fonctionnels

Application des
MLP à un
problème issu
des sciences
humaines

Bibliographie

- 1 MLP et SVM pour l'analyse des données fonctionnelles
 - Régression Inverse Fonctionnelle
 - MLP fonctionnels : une approche par régression inverse
 - SVM fonctionnels
- 2 Application des MLP à un problème issu des sciences humaines

Thèse

Toulouse,
21 oct. 2005

Nathalie VILLA

MLP et SVM
pour l'analyse
des données
fonctionnelles

Régression Inverse
Fonctionnelle

MLP fonctionnels :
une approche par
régression inverse

SVM fonctionnels

Application des
MLP à un
problème issu
des sciences
humaines

Bibliographie

- Régression Inverse Fonctionnelle

En collaboration avec Louis Ferré

Discrimination de courbes par régression inverse fonctionnelle (2005), paru dans *Revue de Statistique Appliquée*.

- MLP fonctionnels

En collaboration avec Louis Ferré

Multi-layer perceptron with functional inputs : an inverse regression approach (2005), accepté pour *Scandinavian Journal of Statistics*.

- SVM fonctionnels

En collaboration avec Fabrice Rossi

Support vector machine for functional data classification (2005), accepté pour *Neurocomputing*.

Thèse

Toulouse,
21 oct. 2005

Nathalie VILLA

MLP et SVM
pour l'analyse
des données
fonctionnelles

Régression Inverse
Fonctionnelle

MLP fonctionnels :
une approche par
régression inverse

SVM fonctionnels

Application des
MLP à un
problème issu
des sciences
humaines

Bibliographie

- 1 MLP et SVM pour l'analyse des données fonctionnelles
 - Régression Inverse Fonctionnelle
 - MLP fonctionnels : une approche par régression inverse
 - SVM fonctionnels
- 2 Application des MLP à un problème issu des sciences humaines

Régression Inverse Fonctionnelle

[Ferré & Yao, 2003]

Thèse

Toulouse,
21 oct. 2005

Nathalie VILLA

MLP et SVM
pour l'analyse
des données
fonctionnelles

Régression Inverse
Fonctionnelle

MLP fonctionnels :
une approche par
régression inverse

SVM fonctionnels

Application des
MLP à un
problème issu
des sciences
humaines

Bibliographie

Variables aléatoires : $Y \in \mathbb{R}$ et $X \in \mathcal{H}$

Échantillon d'apprentissage : $(x_1, y_1), \dots, (x_N, y_N)$

Régression Inverse Fonctionnelle

[Ferré & Yao, 2003]

Thèse

Toulouse,
21 oct. 2005

Nathalie VILLA

MLP et SVM
pour l'analyse
des données
fonctionnelles

Régression Inverse
Fonctionnelle

MLP fonctionnels :
une approche par
régression inverse

SVM fonctionnels

Application des
MLP à un
problème issu
des sciences
humaines

Bibliographie

Variables aléatoires : $Y \in \mathbb{R}$ et $X \in \mathcal{H}$

Échantillon d'apprentissage : $(x_1, y_1), \dots, (x_N, y_N)$

Modèle :

$$Y = f(\langle a_1, X \rangle \dots \langle a_q, X \rangle, \epsilon),$$

où $\epsilon \perp X$, $E(\epsilon) = 0$, f inconnue, $\{a_1, \dots, a_q\}$ linéairement indépendants.

$$\text{EDR} = \text{Vect}\{a_1, \dots, a_q\}$$

Caractérisation de l'espace EDR [Ferré & Yao, 2003]

Thèse

Toulouse,
21 oct. 2005

Nathalie VILLA

MLP et SVM
pour l'analyse
des données
fonctionnelles

Régression Inverse
Fonctionnelle

MLP fonctionnels :
une approche par
régression inverse

SVM fonctionnels

Application des
MLP à un
problème issu
des sciences
humaines

Bibliographie

Notons $A = (\langle X, a_1 \rangle, \dots, \langle X, a_q \rangle)^T$.

Théorème 1

Condition de Li

Si

$$(H1) \quad \forall u \in \mathcal{H}, \exists v \in \mathbb{R}^q : E(\langle u, X \rangle | A) = v^T A,$$

alors $E(X/Y) \in \Gamma_X(\text{EDR})$.

Caractérisation de l'espace EDR

[Ferré & Yao, 2003]

Thèse

Toulouse,
21 oct. 2005

Nathalie VILLA

MLP et SVM
pour l'analyse
des données
fonctionnelles

Régression Inverse
Fonctionnelle

MLP fonctionnels :
une approche par
régression inverse
SVM fonctionnels

Application des
MLP à un
problème issu
des sciences
humaines

Bibliographie

Notons $A = (\langle X, a_1 \rangle, \dots, \langle X, a_q \rangle)^T$.

Théorème 1

Condition de Li

Si

$$(H1) \quad \forall u \in \mathcal{H}, \exists v \in \mathbb{R}^q : E(\langle u, X \rangle | A) = v^T A,$$

alors $E(X/Y) \in \Gamma_X(\text{EDR})$.

\Rightarrow On choisit d'estimer a_1, \dots, a_q , vecteurs propres de $\Gamma_X^{-1} \Gamma_{E(X|Y)}$.

Approche par pénalisation de l'opérateur de covariance

Thèse

Toulouse,
21 oct. 2005

Nathalie VILLA

MLP et SVM
pour l'analyse
des données
fonctionnelles

Régression Inverse
Fonctionnelle

MLP fonctionnels :
une approche par
régression inverse

SVM fonctionnels

Application des
MLP à un
problème issu
des sciences
humaines

Bibliographie

Notations :

- $S = \{f \in \mathcal{L}_T^2 : D^2f \text{ existe et } D^2f \in \mathcal{L}_T^2\};$

Approche par pénalisation de l'opérateur de covariance

Thèse

Toulouse,
21 oct. 2005

Nathalie VILLA

MLP et SVM
pour l'analyse
des données
fonctionnelles

Régression Inverse
Fonctionnelle

MLP fonctionnels :
une approche par
régression inverse

SVM fonctionnels

Application des
MLP à un
problème issu
des sciences
humaines

Bibliographie

Notations :

- $\mathcal{S} = \{f \in \mathcal{L}_T^2 : D^2f \text{ existe et } D^2f \in \mathcal{L}_T^2\}$;
- $\forall f, g \in \mathcal{S}, [f, g] = \int_T D^2f(t)D^2g(t)dt$;

Approche par pénalisation de l'opérateur de covariance

Thèse

Toulouse,
21 oct. 2005

Nathalie VILLA

MLP et SVM
pour l'analyse
des données
fonctionnelles

Régression Inverse
Fonctionnelle

MLP fonctionnels :
une approche par
régression inverse

SVM fonctionnels

Application des
MLP à un
problème issu
des sciences
humaines

Bibliographie

Notations :

- $\mathcal{S} = \{f \in \mathcal{L}_T^2 : D^2f \text{ existe et } D^2f \in \mathcal{L}_T^2\}$;
- $\forall f, g \in \mathcal{S}, [f, g] = \int_T D^2f(t)D^2g(t)dt$;
- $Q_\alpha(f, g) = \langle \Gamma_X f, g \rangle + \alpha[f, g]$;

Thèse

Toulouse,
21 oct. 2005

Nathalie VILLA

MLP et SVM
pour l'analyse
des données
fonctionnelles

Régression Inverse
Fonctionnelle

MLP fonctionnels :
une approche par
régression inverse

SVM fonctionnels

Application des
MLP à un
problème issu
des sciences
humaines

Bibliographie

Notations :

- $\mathcal{S} = \{f \in \mathcal{L}_T^2 : D^2f \text{ existe et } D^2f \in \mathcal{L}_T^2\}$;
- $\forall f, g \in \mathcal{S}, [f, g] = \int_T D^2f(t)D^2g(t)dt$;
- $Q_\alpha(f, g) = \langle \Gamma_X f, g \rangle + \alpha[f, g]$;
- Fonction à maximiser :

$$\gamma^N(\mathbf{a}) = \frac{\langle \Gamma_{E(X|Y)}^N \mathbf{a}, \mathbf{a} \rangle}{\langle \Gamma_X^N \mathbf{a}, \mathbf{a} \rangle + \alpha[\mathbf{a}, \mathbf{a}]}$$

Thèse

Toulouse,
21 oct. 2005

Nathalie VILLA

MLP et SVM
pour l'analyse
des données
fonctionnelles

Régression Inverse
Fonctionnelle

MLP fonctionnels :
une approche par
régression inverse

SVM fonctionnels

Application des
MLP à un
problème issu
des sciences
humaines

Bibliographie

$$(H2) E(\| X \|^4) < +\infty ;$$

Thèse

Toulouse,
21 oct. 2005

Nathalie VILLA

MLP et SVM
pour l'analyse
des données
fonctionnelles

Régression Inverse
Fonctionnelle

MLP fonctionnels :
une approche par
régression inverse

SVM fonctionnels

Application des
MLP à un
problème issu
des sciences
humaines

Bibliographie

$$(H2) E(\| X \|^4) < +\infty ;$$

$$(H3) \forall \alpha > 0,$$

$$\inf_{\|a\|=1, a \in S} Q_\alpha(a, a) = \rho_\alpha > 0 ;$$

Thèse

Toulouse,
21 oct. 2005

Nathalie VILLA

MLP et SVM
pour l'analyse
des données
fonctionnellesRégression Inverse
FonctionnelleMLP fonctionnels :
une approche par
régression inverse

SVM fonctionnels

Application des
MLP à un
problème issu
des sciences
humaines

Bibliographie

$$(H2) E(\| X \|^4) < +\infty ;$$

$$(H3) \forall \alpha > 0,$$

$$\inf_{\|a\|=1, a \in S} Q_\alpha(a, a) = \rho_\alpha > 0 ;$$

$(H4)$ $\Gamma_{E(X|Y)}^N$ est un opérateur continu qui converge en probabilité vers $\Gamma_{E(X|Y)}$ à une vitesse de \sqrt{N} ;

Thèse

Toulouse,
21 oct. 2005

Nathalie VILLA

MLP et SVM
pour l'analyse
des données
fonctionnellesRégression Inverse
FonctionnelleMLP fonctionnels :
une approche par
régression inverse

SVM fonctionnels

Application des
MLP à un
problème issu
des sciences
humaines

Bibliographie

$$(H2) E(\| X \|^4) < +\infty ;$$

$$(H3) \forall \alpha > 0,$$

$$\inf_{\|a\|=1, a \in S} Q_\alpha(a, a) = \rho_\alpha > 0 ;$$

$(H4)$ $\Gamma_{E(X|Y)}^N$ est un opérateur continu qui converge en probabilité vers $\Gamma_{E(X|Y)}$ à une vitesse de \sqrt{N} ;

$$(H5) \lim_{N \rightarrow +\infty} \alpha = 0, \lim_{N \rightarrow +\infty} \sqrt{N}\alpha = +\infty ;$$

Thèse

Toulouse,
21 oct. 2005

Nathalie VILLA

MLP et SVM
pour l'analyse
des données
fonctionnellesRégression Inverse
FonctionnelleMLP fonctionnels :
une approche par
régression inverse

SVM fonctionnels

Application des
MLP à un
problème issu
des sciences
humaines

Bibliographie

$$(H2) E(\|X\|^4) < +\infty;$$

$$(H3) \forall \alpha > 0,$$

$$\inf_{\|a\|=1, a \in S} Q_\alpha(a, a) = \rho_\alpha > 0;$$

(H4) $\Gamma_{E(X|Y)}^N$ est un opérateur continu qui converge en probabilité vers $\Gamma_{E(X|Y)}$ à une vitesse de \sqrt{N} ;

$$(H5) \lim_{N \rightarrow +\infty} \alpha = 0, \lim_{N \rightarrow +\infty} \sqrt{N}\alpha = +\infty;$$

(H6) $(a_j)_{j=1, \dots, q}$ appartient à S et vérifie, pour tout u tel que $\langle \Gamma_X u, a_1 \rangle = 0$ et que $\langle \Gamma_X u, u \rangle = 1$,

$$\langle \Gamma_{E(X|Y)} u, u \rangle \leq \langle \Gamma_{E(X|Y)} a_2, a_2 \rangle = \lambda_2 < \lambda_1.$$

Thèse

Toulouse,
21 oct. 2005

Nathalie VILLA

MLP et SVM
pour l'analyse
des données
fonctionnelles

Régression Inverse
Fonctionnelle

MLP fonctionnels :
une approche par
régression inverse

SVM fonctionnels

Application des
MLP à un
problème issu
des sciences
humaines

Bibliographie

Théorème 2

Consistance de l'estimation

Sous les hypothèses **(H1)-(H6)**, la probabilité que la fonction γ^N atteigne son maximum sur \mathcal{S} converge vers 1 lorsque N tend vers $+\infty$.

Thèse

Toulouse,
21 oct. 2005

Nathalie VILLA

MLP et SVM
pour l'analyse
des données
fonctionnelles

Régression Inverse
Fonctionnelle

MLP fonctionnels :
une approche par
régression inverse

SVM fonctionnels

Application des
MLP à un
problème issu
des sciences
humaines

Bibliographie

Théorème 2

Consistance de l'estimation

Sous les hypothèses **(H1)-(H6)**, la probabilité que la fonction γ^N atteigne son maximum sur \mathcal{S} converge vers 1 lorsque N tend vers $+\infty$.

Dans le cas où le maximum est atteint, soit a_1^N un vecteur de \mathcal{S} réalisant ce maximum et tel que $\langle \Gamma_X a_1^N, a_1 \rangle = 1$. Alors,

$$\langle \Gamma_X(a_1^N - a_1), a_1^N - a_1 \rangle \rightarrow_p 0.$$

Thèse

Toulouse,
21 oct. 2005

Nathalie VILLA

MLP et SVM
pour l'analyse
des données
fonctionnelles

Régression Inverse
Fonctionnelle

MLP fonctionnels :
une approche par
régression inverse

SVM fonctionnels

Application des
MLP à un
problème issu
des sciences
humaines

Bibliographie

- 1 MLP et SVM pour l'analyse des données fonctionnelles
 - Régression Inverse Fonctionnelle
 - MLP fonctionnels : une approche par régression inverse
 - SVM fonctionnels
- 2 Application des MLP à un problème issu des sciences humaines

Thèse

Toulouse,
21 oct. 2005

Nathalie VILLA

MLP et SVM
pour l'analyse
des données
fonctionnelles

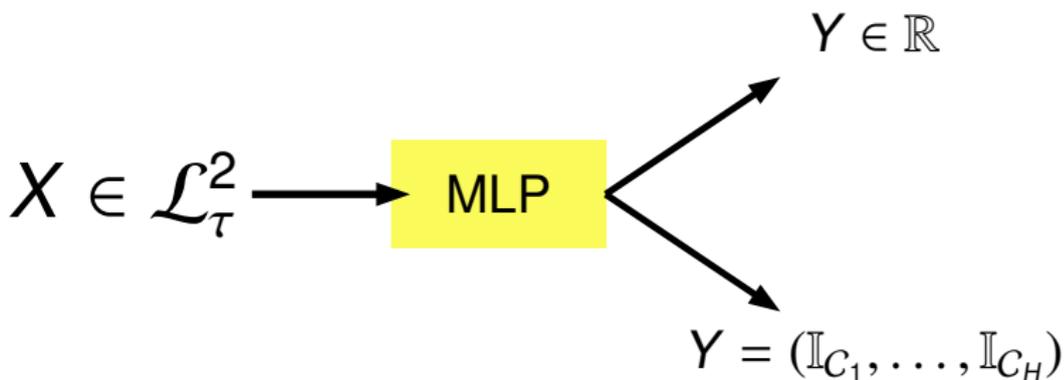
Régression Inverse
Fonctionnelle

MLP fonctionnels :
une approche par
régression inverse

SVM fonctionnels

Application des
MLP à un
problème issu
des sciences
humaines

Bibliographie



Thèse

Toulouse,
21 oct. 2005

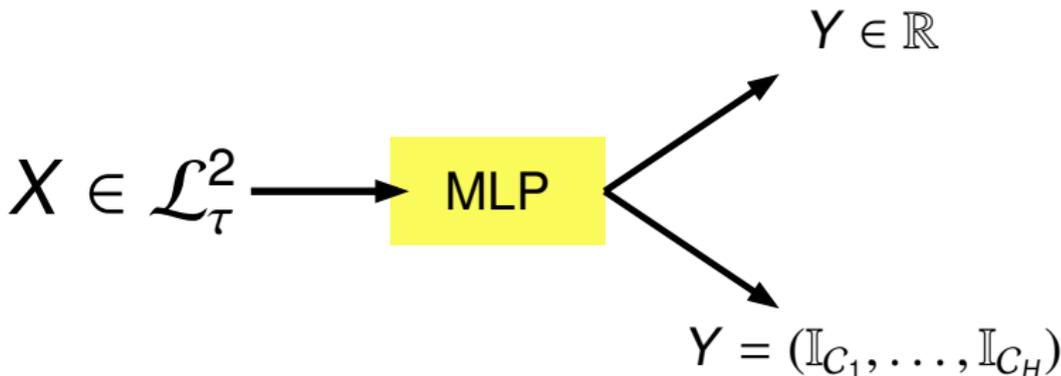
Nathalie VILLA

MLP et SVM
pour l'analyse
des données
fonctionnellesRégression Inverse
FonctionnelleMLP fonctionnels :
une approche par
régression inverse

SVM fonctionnels

Application des
MLP à un
problème issu
des sciences
humaines

Bibliographie



Difficultés du problème : représentation des poids du perceptron, problèmes de taille des données et de temps d'apprentissage

Thèse

Toulouse,
21 oct. 2005

Nathalie VILLA

MLP et SVM
pour l'analyse
des données
fonctionnelles

Régression Inverse
Fonctionnelle

MLP fonctionnels :
une approche par
régression inverse

SVM fonctionnels

Application des
MLP à un
problème issu
des sciences
humaines

Bibliographie

- **Approche directe** : poids représentés par une technique quelconque d'approximation de fonctions, produit scalaire approché par quadrature.
Coûteux en temps de calcul, implémentation spécifique.

Thèse

Toulouse,
21 oct. 2005

Nathalie VILLA

MLP et SVM
pour l'analyse
des données
fonctionnelles

Régression Inverse
Fonctionnelle

MLP fonctionnels :
une approche par
régression inverse

SVM fonctionnels

Application des
MLP à un
problème issu
des sciences
humaines

Bibliographie

- **Approche directe** : poids représentés par une technique quelconque d'approximation de fonctions, produit scalaire approché par quadrature.
Coûteux en temps de calcul, implémentation spécifique.
- **Approche par projection** : projection des données sur une base fixée à l'avance (B-Splines, base trigonométrique, . . .), représentation des poids sur cette base.
Réutilisation des implémentations multidimensionnelles, réduction de la dimension mais choix de la base ??

Thèse

Toulouse,
21 oct. 2005

Nathalie VILLA

MLP et SVM
pour l'analyse
des données
fonctionnelles

Régression Inverse
Fonctionnelle

MLP fonctionnels :
une approche par
régression inverse

SVM fonctionnelles

Application des
MLP à un
problème issu
des sciences
humaines

Bibliographie

- **Approche directe** : poids représentés par une technique quelconque d'approximation de fonctions, produit scalaire approché par quadrature.

Coûteux en temps de calcul, implémentation spécifique.

- **Approche par projection** : projection des données sur une base fixée à l'avance (B-Splines, base trigonométrique, . . .), représentation des poids sur cette base.

Réutilisation des implémentations multidimensionnelles, réduction de la dimension mais choix de la base ? ?

Résultats théoriques : Résultat de consistance des poids optimaux empiriques vers les poids optimaux théoriques et résultat de consistance de l'erreur L^P commise par le perceptron optimal vers l'erreur L^P optimale.

Thèse

Toulouse,
21 oct. 2005

Nathalie VILLA

MLP et SVM
pour l'analyse
des données
fonctionnelles

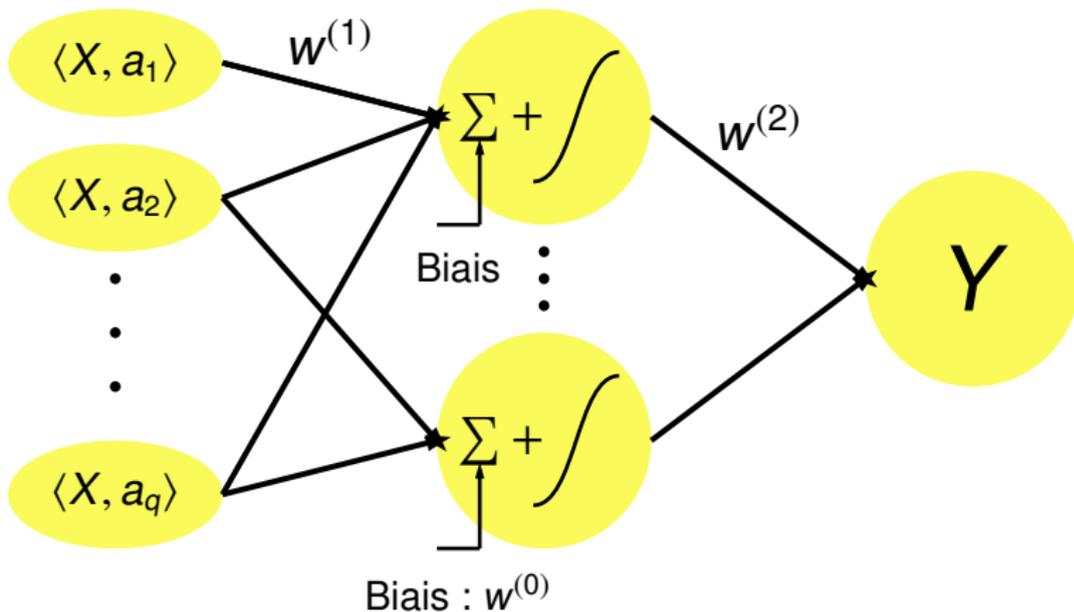
Régression Inverse
Fonctionnelle

MLP fonctionnels :
une approche par
régression inverse

SVM fonctionnels

Application des
MLP à un
problème issu
des sciences
humaines

Bibliographie



Thèse

Toulouse,
21 oct. 2005

Nathalie VILLA

MLP et SVM
pour l'analyse
des données
fonctionnellesRégression Inverse
FonctionnelleMLP fonctionnels :
une approche par
régression inverse

SVM fonctionnels

Application des
MLP à un
problème issu
des sciences
humaines

Bibliographie

- **Sortie du réseau** : $\forall u \in \mathbb{R}^q$,

$$\phi(u, w) = \sum_{i=1}^{q_2} w_i^{(2)} g \left(\sum_{j=1}^q w_{i,j}^{(1)} u_j + w_i^{(0)} \right) ;$$

Thèse

Toulouse,
21 oct. 2005

Nathalie VILLA

MLP et SVM
pour l'analyse
des données
fonctionnellesRégression Inverse
FonctionnelleMLP fonctionnels :
une approche par
régression inverse

SVM fonctionnels

Application des
MLP à un
problème issu
des sciences
humaines

Bibliographie

- **Sortie du réseau** : $\forall u \in \mathbb{R}^q$,

$$\phi(u, w) = \sum_{i=1}^{q_2} w_i^{(2)} g \left(\sum_{j=1}^q w_{i,j}^{(1)} u_j + w_i^{(0)} \right) ;$$

- Pour une fonction d'**erreur** L , on note
 $\zeta((u, y), w) = L(\phi(u, w), y)$;

Thèse

Toulouse,
21 oct. 2005

Nathalie VILLA

MLP et SVM
pour l'analyse
des données
fonctionnellesRégression Inverse
FonctionnelleMLP fonctionnels :
une approche par
régression inverse

SVM fonctionnels

Application des
MLP à un
problème issu
des sciences
humaines

Bibliographie

- **Sortie du réseau** : $\forall u \in \mathbb{R}^q$,

$$\phi(u, w) = \sum_{i=1}^{q_2} w_i^{(2)} g \left(\sum_{j=1}^q w_{i,j}^{(1)} u_j + w_i^{(0)} \right) ;$$

- Pour une fonction d'**erreur** L , on note $\zeta((u, y), w) = L(\phi(u, w), y)$;
- **Variables** : $Z = (\{ \langle X, a_j \rangle \}_j, Y)$, $z_n^N = (\{ \langle x_n, a_j^N \rangle \}_j, y_n) : Z$ et $(z_n^N)_n$ prennent leurs valeurs dans un ouvert \mathcal{O} de \mathbb{R}^{q+1} ;

Thèse

Toulouse,
21 oct. 2005

Nathalie VILLA

MLP et SVM
pour l'analyse
des données
fonctionnelles

Régression Inverse
Fonctionnelle

MLP fonctionnels :
une approche par
régression inverse

SVM fonctionnels

Application des
MLP à un
problème issu
des sciences
humaines

Bibliographie

- **Sortie du réseau** : $\forall u \in \mathbb{R}^q$,

$$\phi(u, w) = \sum_{i=1}^{q_2} w_i^{(2)} g \left(\sum_{j=1}^q w_{i,j}^{(1)} u_j + w_i^{(0)} \right) ;$$

- Pour une fonction d'**erreur** L , on note $\zeta((u, y), w) = L(\phi(u, w), y)$;
- **Variables** : $Z = (\{ \langle X, a_j \rangle \}_j, Y)$, $z_n^N = (\{ \langle x_n, a_j^N \rangle \}_j, y_n) : Z$ et $(z_n^N)_n$ prennent leurs valeurs dans un ouvert \mathcal{O} de \mathbb{R}^{q+1} ;
- **Poids** choisis dans un **compact** \mathcal{W} de $\mathbb{R}^{(q+2)q_2}$

Thèse

Toulouse,
21 oct. 2005

Nathalie VILLA

MLP et SVM
pour l'analyse
des données
fonctionnelles

Régression Inverse
Fonctionnelle

MLP fonctionnels :
une approche par
régression inverse

SVM fonctionnels

Application des
MLP à un
problème issu
des sciences
humaines

Bibliographie

- **Sortie du réseau** : $\forall u \in \mathbb{R}^q$,

$$\phi(u, w) = \sum_{i=1}^{q_2} w_i^{(2)} g \left(\sum_{j=1}^q w_{i,j}^{(1)} u_j + w_i^{(0)} \right) ;$$

- Pour une fonction d'**erreur** L , on note $\zeta((u, y), w) = L(\phi(u, w), y)$;
- **Variables** : $Z = (\{ \langle X, a_j \rangle \}_j, Y)$, $z_n^N = (\{ \langle x_n, a_j^N \rangle \}_j, y_n) : Z$ et $(z_n^N)_n$ prennent leurs valeurs dans un ouvert \mathcal{O} de \mathbb{R}^{q+1} ;
- **Poids** choisis dans un **compact** \mathcal{W} de $\mathbb{R}^{(q+2)q_2}$
 - théoriques : $w^* = \operatorname{argmin}_{w \in \mathcal{W}} E(\zeta(Z, w))$: \mathcal{W}^* est l'ensemble des w^* ;

Thèse

Toulouse,
21 oct. 2005

Nathalie VILLA

MLP et SVM
pour l'analyse
des données
fonctionnellesRégression Inverse
FonctionnelleMLP fonctionnels :
une approche par
régression inverse

SVM fonctionnels

Application des
MLP à un
problème issu
des sciences
humaines

Bibliographie

- **Sortie du réseau** : $\forall u \in \mathbb{R}^q$,

$$\phi(u, w) = \sum_{i=1}^{q_2} w_i^{(2)} g \left(\sum_{j=1}^q w_{i,j}^{(1)} u_j + w_i^{(0)} \right) ;$$

- Pour une fonction d'**erreur** L , on note $\zeta((u, y), w) = L(\phi(u, w), y)$;
- **Variables** : $Z = (\{ \langle X, a_j \rangle \}_j, Y)$, $z_n^N = (\{ \langle x_n, a_j^N \rangle \}_j, y_n)$: Z et $(z_n^N)_n$ prennent leurs valeurs dans un ouvert \mathcal{O} de \mathbb{R}^{q+1} ;
- **Poids** choisis dans un **compact** \mathcal{W} de $\mathbb{R}^{(q+2)q_2}$
 - théoriques : $w^* = \operatorname{argmin}_{w \in \mathcal{W}} E(\zeta(Z, w))$: \mathcal{W}^* est l'ensemble des w^* ;
 - empiriques : $w_N^* = \operatorname{argmin}_{w \in \mathcal{W}} \sum_{n=1}^N \zeta(z_n^N, w)$.

Thèse

Toulouse,
21 oct. 2005

Nathalie VILLA

MLP et SVM
pour l'analyse
des données
fonctionnelles

Régression Inverse
Fonctionnelle

MLP fonctionnels :
une approche par
régression inverse

SVM fonctionnels

Application des
MLP à un
problème issu
des sciences
humaines

Bibliographie

(H7) $\forall z \in O, \zeta(z, \cdot)$ est continue ;

Thèse

Toulouse,
21 oct. 2005

Nathalie VILLA

MLP et SVM
pour l'analyse
des données
fonctionnelles

Régression Inverse
Fonctionnelle

MLP fonctionnels :
une approche par
régression inverse

SVM fonctionnels

Application des
MLP à un
problème issu
des sciences
humaines

Bibliographie

(H7) $\forall z \in O$, $\zeta(z, \cdot)$ est continue ;

(H8) $\forall w \in \mathcal{W}$, $\zeta(\cdot, w)$ est mesurable ;

Thèse

Toulouse,
21 oct. 2005

Nathalie VILLA

MLP et SVM
pour l'analyse
des données
fonctionnelles

Régression Inverse
Fonctionnelle

MLP fonctionnels :
une approche par
régression inverse

SVM fonctionnels

Application des
MLP à un
problème issu
des sciences
humaines

Bibliographie

(H7) $\forall z \in O$, $\zeta(z, \cdot)$ est continue ;

(H8) $\forall w \in \mathcal{W}$, $\zeta(\cdot, w)$ est mesurable ;

(H9) il existe une fonction mesurable $\tilde{\zeta}$ de O dans \mathbb{R}
telle que, $\forall z \in O$, $\forall w \in \mathcal{W}$, $|\zeta(z, w)| < \tilde{\zeta}(z)$ et
 $E(\tilde{\zeta}(Z)) < +\infty$;

Thèse

Toulouse,
21 oct. 2005

Nathalie VILLA

MLP et SVM
pour l'analyse
des données
fonctionnelles

Régression Inverse
Fonctionnelle

MLP fonctionnels :
une approche par
régression inverse

SVM fonctionnels

Application des
MLP à un
problème issu
des sciences
humaines

Bibliographie

(H7) $\forall z \in O$, $\zeta(z, \cdot)$ est continue ;

(H8) $\forall w \in \mathcal{W}$, $\zeta(\cdot, w)$ est mesurable ;

(H9) il existe une fonction mesurable $\tilde{\zeta}$ de O dans \mathbb{R}
telle que, $\forall z \in O$, $\forall w \in \mathcal{W}$, $|\zeta(z, w)| < \tilde{\zeta}(z)$ et
 $E(\tilde{\zeta}(Z)) < +\infty$;

(H10) $\forall w \in \mathcal{W}$, $\exists C(w) > 0$ tel que, pour tout (x, y) et
 (x', y') dans O ,
 $|\zeta((x, y), w) - \zeta((x', y), w)| \leq C(w) \|x - x'\|$

Thèse

Toulouse,
21 oct. 2005

Nathalie VILLA

MLP et SVM
pour l'analyse
des données
fonctionnelles

Régression Inverse
Fonctionnelle

MLP fonctionnels :
une approche par
régression inverse

SVM fonctionnels

Application des
MLP à un
problème issu
des sciences
humaines

Bibliographie

Théorème 3

Consistance de l'estimation

Sous les hypothèses **(H1)-(H6)** (convergence de l'estimation de l'espace EDR) et **(H7)-(H10)**,

$$d(w_N^*, \mathcal{W}^*) \xrightarrow{N \rightarrow +\infty} p 0,$$

où d est définie par : $d(w, \mathcal{W}) = \inf_{\tilde{w} \in \mathcal{W}} \|w - \tilde{w}\|$ avec $\|\cdot\|$ la distance euclidienne usuelle.

Thèse

Toulouse,
21 oct. 2005

Nathalie VILLA

MLP et SVM
pour l'analyse
des données
fonctionnelles

Régression Inverse
Fonctionnelle

MLP fonctionnels :
une approche par
régression inverse

SVM fonctionnels

Application des
MLP à un
problème issu
des sciences
humaines

Bibliographie

But : Prédire le taux de graisse présent dans des morceaux de viande à partir de la réponse d'un spectromètre infrarouge.

Thèse

Toulouse,
21 oct. 2005

Nathalie VILLA

MLP et SVM
pour l'analyse
des données
fonctionnelles

Régression Inverse
Fonctionnelle

MLP fonctionnels :
une approche par
régression inverse

SVM fonctionnels

Application des
MLP à un
problème issu
des sciences
humaines

Bibliographie

But : Prédire le taux de graisse présent dans des morceaux de viande à partir de la réponse d'un spectromètre infrarouge.

Comparaison :

- PCA - MLP ;
- NNf ;
- FIR régularisée - MLP ;
- FIR projetée - MLP ;
- FIR régularisée - ML.

Thèse

Toulouse,
21 oct. 2005

Nathalie VILLA

MLP et SVM
pour l'analyse
des données
fonctionnelles

Régression Inverse
Fonctionnelle

MLP fonctionnels :
une approche par
régression inverse

SVM fonctionnels

Application des
MLP à un
problème issu
des sciences
humaines

Bibliographie

But : Prédire le taux de graisse présent dans des morceaux de viande à partir de la réponse d'un spectromètre infrarouge.

Comparaison :

- PCA - MLP ;
- NNf ;
- FIR régularisée - MLP ;
- FIR projetée - MLP ;
- FIR régularisée - ML.

Méthodologie : Répétition de 50 expériences avec des paramètres optimaux déterminés préalablement par validation croisée.

Thèse

Toulouse,
21 oct. 2005

Nathalie VILLA

MLP et SVM
pour l'analyse
des données
fonctionnelles

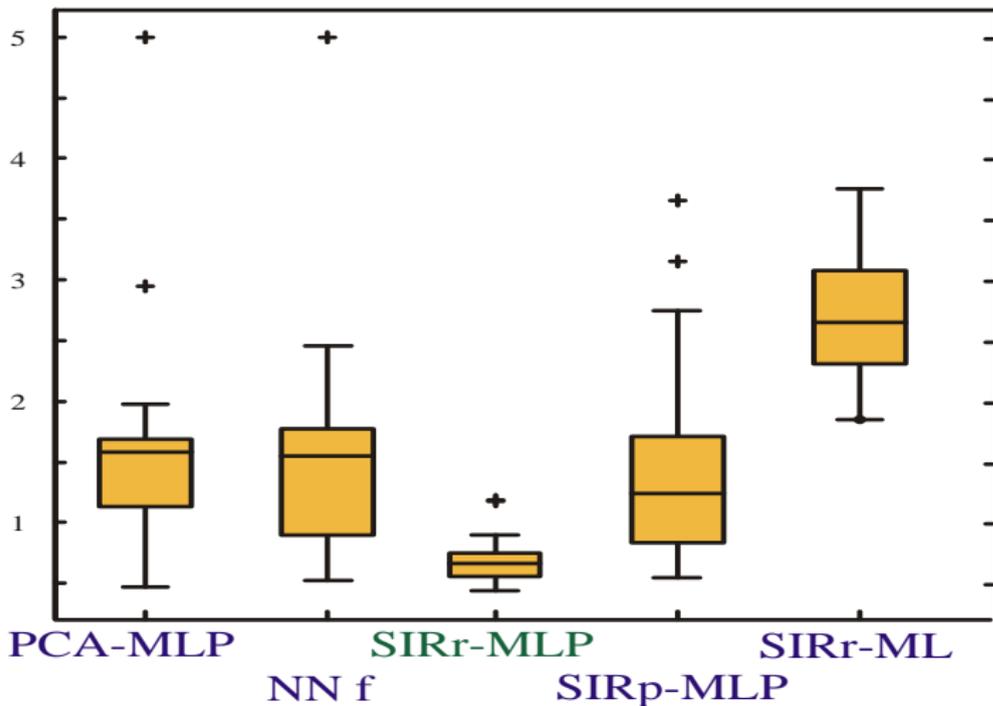
Régression Inverse
Fonctionnelle

MLP fonctionnels :
une approche par
régression inverse

SVM fonctionnels

Application des
MLP à un
problème issu
des sciences
humaines

Bibliographie



Thèse

Toulouse,
21 oct. 2005

Nathalie VILLA

MLP et SVM
pour l'analyse
des données
fonctionnelles

Régression Inverse
Fonctionnelle

MLP fonctionnels :
une approche par
régression inverse

SVM fonctionnels

Application des
MLP à un
problème issu
des sciences
humaines

Bibliographie

- 1 MLP et SVM pour l'analyse des données fonctionnelles
 - Régression Inverse Fonctionnelle
 - MLP fonctionnels : une approche par régression inverse
 - SVM fonctionnels
- 2 Application des MLP à un problème issu des sciences humaines

Thèse

Toulouse,
21 oct. 2005

Nathalie VILLA

Discrimination binaire : $X \in \mathcal{H}$, $Y \in \{-1; 1\}$ et
 $(x_1, y_1), \dots, (x_N, y_N)$ ensemble d'apprentissage.

MLP et SVM
pour l'analyse
des données
fonctionnelles

Régression Inverse
Fonctionnelle

MLP fonctionnels :
une approche par
régression inverse

SVM fonctionnels

Application des
MLP à un
problème issu
des sciences
humaines

Bibliographie

Thèse

Toulouse,
21 oct. 2005

Nathalie VILLA

MLP et SVM
pour l'analyse
des données
fonctionnellesRégression Inverse
FonctionnelleMLP fonctionnels :
une approche par
régression inverse

SVM fonctionnels

Application des
MLP à un
problème issu
des sciences
humaines

Bibliographie

Discrimination binaire : $X \in \mathcal{H}$, $Y \in \{-1; 1\}$ et
 $(x_1, y_1), \dots, (x_N, y_N)$ ensemble d'apprentissage.

- SVM à **marges dures**

$$(P_0) \quad \min_{w \in \mathcal{H}, b \in \mathbb{R}} \langle w, w \rangle, \text{ avec } y_i(\langle w, x_i \rangle + b) \geq 1, 1 \leq i \leq N.$$

Thèse

Toulouse,
21 oct. 2005

Nathalie VILLA

MLP et SVM
pour l'analyse
des données
fonctionnellesRégression Inverse
FonctionnelleMLP fonctionnels :
une approche par
régression inverse

SVM fonctionnels

Application des
MLP à un
problème issu
des sciences
humaines

Bibliographie

Discrimination binaire : $X \in \mathcal{H}$, $Y \in \{-1; 1\}$ et
 $(x_1, y_1), \dots, (x_N, y_N)$ ensemble d'apprentissage.

- SVM à **marges dures**

$$(P_0) \min_{w \in \mathcal{H}, b \in \mathbb{R}} \langle w, w \rangle, \text{ avec } y_i(\langle w, x_i \rangle + b) \geq 1, 1 \leq i \leq N.$$

- SVM à **marges molles**

$$(P_C) \min_{w, b, \xi} \langle w, w \rangle + C \sum_{i=1}^N \xi_i, \\ \text{avec } y_i(\langle w, x_i \rangle + b) \geq 1 - \xi_i, 1 \leq i \leq N, \\ \xi_i \geq 0, 1 \leq i \leq N.$$

Thèse

Toulouse,
21 oct. 2005

Nathalie VILLA

MLP et SVM
pour l'analyse
des données
fonctionnelles

Régression Inverse
Fonctionnelle

MLP fonctionnels :
une approche par
régression inverse

SVM fonctionnels

Application des
MLP à un
problème issu
des sciences
humaines

Bibliographie

Discrimination binaire : $X \in \mathcal{H}$, $Y \in \{-1; 1\}$ et $(x_1, y_1), \dots, (x_N, y_N)$ ensemble d'apprentissage.

- SVM à **marges dures**

$$(P_0) \min_{w \in \mathcal{H}, b \in \mathbb{R}} \langle w, w \rangle, \text{ avec } y_i(\langle w, x_i \rangle + b) \geq 1, 1 \leq i \leq N.$$

- SVM à **marges molles**

$$(P_C) \min_{w, b, \xi} \langle w, w \rangle + C \sum_{i=1}^N \xi_i, \\ \text{avec } y_i(\langle w, x_i \rangle + b) \geq 1 - \xi_i, 1 \leq i \leq N, \\ \xi_i \geq 0, 1 \leq i \leq N.$$

- SVM **non linéaire** $\phi : \mathcal{H} \rightarrow \mathcal{X}$

$$(P_{C, \mathcal{X}}) \min_{w, b, \xi} \langle w, w \rangle_{\mathcal{X}} + C \sum_{i=1}^N \xi_i, \\ \text{avec } y_i(\langle w, \phi(x_i) \rangle_{\mathcal{X}} + b) \geq 1 - \xi_i, 1 \leq i \leq N, \\ \xi_i \geq 0, 1 \leq i \leq N.$$

Thèse

Toulouse,
21 oct. 2005

Nathalie VILLA

MLP et SVM
pour l'analyse
des données
fonctionnelles

Régression Inverse
Fonctionnelle

MLP fonctionnels :
une approche par
régression inverse

SVM fonctionnels

Application des
MLP à un
problème issu
des sciences
humaines

Bibliographie

- **Formulation régularisation** : $(P_{C, X}) \Leftrightarrow$

$$(R_{\lambda, X}) \min_{f \in X} \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \max(0, 1 - y_i f(x_i)) + \lambda \langle f, f \rangle_X.$$

Thèse

Toulouse,
21 oct. 2005

Nathalie VILLA

MLP et SVM
pour l'analyse
des données
fonctionnelles

Régression Inverse
Fonctionnelle

MLP fonctionnels :
une approche par
régression inverse

SVM fonctionnels

Application des
MLP à un
problème issu
des sciences
humaines

Bibliographie

- **Formulation régularisation** : $(P_{C,\mathcal{X}}) \Leftrightarrow$

$$(R_{\lambda,\mathcal{X}}) \min_{f \in \mathcal{X}} \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \max(0, 1 - y_i f(x_i)) + \lambda \langle f, f \rangle_{\mathcal{X}}.$$

- **Formulation duale** : $(P_{C,\mathcal{X}}) \Leftrightarrow$

$$(D_{C,\mathcal{X}}) \max_{\alpha} \sum_{i=1}^N \alpha_i - \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N \alpha_i \alpha_j y_i y_j \langle \phi(x_i), \phi(x_j) \rangle_{\mathcal{X}},$$

avec $\sum_{i=1}^N \alpha_i y_i = 0,$

$$0 \leq \alpha_i \leq C, \quad 1 \leq i \leq N.$$

Thèse

Toulouse,
21 oct. 2005

Nathalie VILLA

MLP et SVM
pour l'analyse
des données
fonctionnelles

Régression Inverse
Fonctionnelle

MLP fonctionnels :
une approche par
régression inverse

SVM fonctionnels

Application des
MLP à un
problème issu
des sciences
humaines

Bibliographie

- **Formulation régularisation** : $(P_{C,\mathcal{X}}) \Leftrightarrow$

$$(R_{\lambda,\mathcal{X}}) \min_{f \in \mathcal{X}} \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \max(0, 1 - y_i f(x_i)) + \lambda \langle f, f \rangle_{\mathcal{X}}.$$

- **Formulation duale** : $(P_{C,\mathcal{X}}) \Leftrightarrow$

$$(D_{C,\mathcal{X}}) \max_{\alpha} \sum_{i=1}^N \alpha_i - \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N \alpha_i \alpha_j y_i y_j \langle \phi(x_i), \phi(x_j) \rangle_{\mathcal{X}},$$

avec $\sum_{i=1}^N \alpha_i y_i = 0,$

$$0 \leq \alpha_i \leq C, \quad 1 \leq i \leq N.$$

Produit scalaire dans \mathcal{X} :

$$\forall u, v \in \mathcal{X}, \quad K(u, v) = \langle \phi(u), \phi(v) \rangle_{\mathcal{X}}$$

Thèse

Toulouse,
21 oct. 2005

Nathalie VILLA

MLP et SVM
pour l'analyse
des données
fonctionnelles

Régression Inverse
Fonctionnelle

MLP fonctionnels :
une approche par
régression inverse

SVM fonctionnels

Application des
MLP à un
problème issu
des sciences
humaines

Bibliographie

Forme générale

Prétraitement : $P : \mathcal{H} \rightarrow \mathcal{D}$

$$\forall u, v \in \mathcal{H}, Q(u, v) = K(P(u), P(v)).$$

Thèse

Toulouse,
21 oct. 2005

Nathalie VILLA

MLP et SVM
pour l'analyse
des données
fonctionnelles

Régression Inverse
Fonctionnelle

MLP fonctionnels :
une approche par
régression inverse

SVM fonctionnels

Application des
MLP à un
problème issu
des sciences
humaines

Bibliographie

Forme générale

Prétraitement : $P : \mathcal{H} \rightarrow \mathcal{D}$

$$\forall u, v \in \mathcal{H}, Q(u, v) = K(P(u), P(v)).$$

1 **Transformations fonctionnelles** : $P(x) = D^q x, \dots$

Thèse

Toulouse,
21 oct. 2005

Nathalie VILLA

MLP et SVM
pour l'analyse
des données
fonctionnellesRégression Inverse
FonctionnelleMLP fonctionnels :
une approche par
régression inverse

SVM fonctionnels

Application des
MLP à un
problème issu
des sciences
humaines

Bibliographie

Forme générale

Prétraitement : $P : \mathcal{H} \rightarrow \mathcal{D}$

$$\forall u, v \in \mathcal{H}, Q(u, v) = K(P(u), P(v)).$$

- 1 **Transformations fonctionnelles** : $P(x) = D^q x, \dots$
- 2 **Projections** : pour $V_D = \text{Vect}\{\psi_1, \dots, \psi_D\}$,

$$P(x) = \sum_{j=1}^D \langle x, \psi_j \rangle \psi_j.$$

Thèse

Toulouse,
21 oct. 2005

Nathalie VILLA

MLP et SVM
pour l'analyse
des données
fonctionnelles

Régression Inverse
Fonctionnelle

MLP fonctionnels :
une approche par
régression inverse

SVM fonctionnels

Application des
MLP à un
problème issu
des sciences
humaines

Bibliographie

Forme générale

Prétraitement : $P : \mathcal{H} \rightarrow \mathcal{D}$

$$\forall u, v \in \mathcal{H}, Q(u, v) = K(P(u), P(v)).$$

- ① **Transformations fonctionnelles** : $P(x) = D^q x, \dots$
- ② **Projections** : pour $V_D = \text{Vect}\{\psi_1, \dots, \psi_D\}$,

$$P(x) = \sum_{j=1}^D \langle x, \psi_j \rangle \psi_j.$$

- ③ **FIR...**

Thèse

Toulouse,
21 oct. 2005

Nathalie VILLA

MLP et SVM
pour l'analyse
des données
fonctionnelles

Régression Inverse
Fonctionnelle

MLP fonctionnels :
une approche par
régression inverse

SVM fonctionnels

Application des
MLP à un
problème issu
des sciences
humaines

Bibliographie

Approche par projection

① $(\psi_j)_j$ base Hilbertienne de \mathcal{H} : **projection** sur $(\psi_j)_{j=1,\dots,d}$;

Thèse

Toulouse,
21 oct. 2005

Nathalie VILLA

MLP et SVM
pour l'analyse
des données
fonctionnelles

Régression Inverse
Fonctionnelle

MLP fonctionnels :
une approche par
régression inverse

SVM fonctionnels

Application des
MLP à un
problème issu
des sciences
humaines

Bibliographie

Approche par projection

- 1 $(\psi_j)_j$ base Hilbertienne de \mathcal{H} : **projection** sur $(\psi_j)_{j=1,\dots,d}$;
- 2 **Choix des paramètres** : $a \equiv d \in \mathbb{N}$, $K \in \mathcal{J}_d$, $C \in [0; C_d]$

Thèse

Toulouse,
21 oct. 2005

Nathalie VILLA

MLP et SVM
pour l'analyse
des données
fonctionnelles

Régression Inverse
Fonctionnelle

MLP fonctionnels :
une approche par
régression inverse

SVM fonctionnels

Application des
MLP à un
problème issu
des sciences
humaines

Bibliographie

Approche par projection

- ① $(\psi_j)_j$ base Hilbertienne de \mathcal{H} : **projection** sur $(\psi_j)_{j=1,\dots,d}$;
- ② **Choix des paramètres** : $a \equiv d \in \mathbb{N}$, $K \in \mathcal{J}_d$, $C \in [0; C_d]$
 - partage des données : $\mathcal{B}_1 = (x_1, y_1), \dots, (x_l, y_l)$ et $\mathcal{B}_2 = (x_{l+1}, y_{l+1}), \dots, (x_N, y_N)$;

Thèse

Toulouse,
21 oct. 2005

Nathalie VILLA

MLP et SVM
pour l'analyse
des données
fonctionnelles

Régression Inverse
Fonctionnelle

MLP fonctionnels :
une approche par
régression inverse

SVM fonctionnels

Application des
MLP à un
problème issu
des sciences
humaines

Bibliographie

Approche par projection

- ① $(\psi_j)_j$ base Hilbertienne de \mathcal{H} : **projection** sur $(\psi_j)_{j=1,\dots,d}$;
- ② **Choix des paramètres** : $a \equiv d \in \mathbb{N}$, $K \in \mathcal{J}_d$, $C \in [0; C_d]$
 - partage des données : $\mathcal{B}_1 = (x_1, y_1), \dots, (x_l, y_l)$ et $\mathcal{B}_2 = (x_{l+1}, y_{l+1}), \dots, (x_N, y_N)$;
 - construction du SVM sur \mathcal{B}_1 : f_a ;

Thèse

Toulouse,
21 oct. 2005

Nathalie VILLA

MLP et SVM
pour l'analyse
des données
fonctionnelles

Régression Inverse
Fonctionnelle

MLP fonctionnels :
une approche par
régression inverse

SVM fonctionnels

Application des
MLP à un
problème issu
des sciences
humaines

Bibliographie

Approche par projection

- ① $(\psi_j)_j$ base Hilbertienne de \mathcal{H} : **projection** sur $(\psi_j)_{j=1,\dots,d}$;
- ② **Choix des paramètres** : $a \equiv d \in \mathbb{N}$, $K \in \mathcal{J}_d$, $C \in [0; C_d]$
 - partage des données : $\mathcal{B}_1 = (x_1, y_1), \dots, (x_l, y_l)$ et $\mathcal{B}_2 = (x_{l+1}, y_{l+1}), \dots, (x_N, y_N)$;
 - construction du SVM sur \mathcal{B}_1 : f_a ;
 - choix du paramètre optimal sur \mathcal{B}_2 :

$$a^* = \operatorname{argmin}_a \widehat{L}_{N-l} f_a + \frac{\lambda_d}{\sqrt{N-l}}$$

$$\text{avec } \widehat{L}_{N-l} f_a = \frac{1}{N-l} \sum_{n=l+1}^N \mathbb{I}_{\{f_a(x_n) \neq y_n\}}.$$

Thèse

Toulouse,
21 oct. 2005

Nathalie VILLA

MLP et SVM
pour l'analyse
des données
fonctionnelles

Régression Inverse
Fonctionnelle

MLP fonctionnels :
une approche par
régression inverse

SVM fonctionnels

Application des
MLP à un
problème issu
des sciences
humaines

Bibliographie

Approche par projection

- ① $(\psi_j)_j$ base Hilbertienne de \mathcal{H} : **projection** sur $(\psi_j)_{j=1,\dots,d}$;
- ② **Choix des paramètres** : $a \equiv d \in \mathbb{N}$, $K \in \mathcal{J}_d$, $C \in [0; C_d]$
 - partage des données : $\mathcal{B}_1 = (x_1, y_1), \dots, (x_l, y_l)$ et $\mathcal{B}_2 = (x_{l+1}, y_{l+1}), \dots, (x_N, y_N)$;
 - construction du SVM sur \mathcal{B}_1 : f_a ;
 - choix du paramètre optimal sur \mathcal{B}_2 :

$$a^* = \operatorname{argmin}_a \widehat{L}_{N-l} f_a + \frac{\lambda_d}{\sqrt{N-l}}$$

$$\text{avec } \widehat{L}_{N-l} f_a = \frac{1}{N-l} \sum_{n=l+1}^N \mathbb{I}_{\{f_a(x_n) \neq y_n\}}.$$

⇒ On obtient un SVM f_N .

Thèse

Toulouse,
21 oct. 2005

Nathalie VILLA

Hypothèses sur la distribution de X

(H11) X prend ses valeurs dans un borné de \mathcal{H} .

MLP et SVM
pour l'analyse
des données
fonctionnelles

Régression Inverse
Fonctionnelle

MLP fonctionnels :
une approche par
régression inverse

SVM fonctionnels

Application des
MLP à un
problème issu
des sciences
humaines

Bibliographie

Thèse

Toulouse,
21 oct. 2005

Nathalie VILLA

MLP et SVM
pour l'analyse
des données
fonctionnelles

Régression Inverse
Fonctionnelle

MLP fonctionnels :
une approche par
régression inverse

SVM fonctionnels

Application des
MLP à un
problème issu
des sciences
humaines

Bibliographie

Hypothèses sur la distribution de X

(H11) X prend ses valeurs dans un borné de \mathcal{H} .

Hypothèses sur les paramètres : $\forall d \geq 1$,

(H12) \mathcal{J}_d est un ensemble fini ;

(H13) $\exists K_d \in \mathcal{J}_d$ tel que : K_d est universel et

$\exists \nu_d > 0$: $\mathcal{N}(K_d, \epsilon) = \mathcal{O}(\epsilon^{-\nu_d})$;

(H14) $C_d > 1$;

(H15) $\sum_{d \geq 1} |\mathcal{J}_d| e^{-2\lambda_d^2} < +\infty$.

Thèse

Toulouse,
21 oct. 2005

Nathalie VILLA

MLP et SVM
pour l'analyse
des données
fonctionnelles

Régression Inverse
Fonctionnelle

MLP fonctionnels :
une approche par
régression inverse

SVM fonctionnels

Application des
MLP à un
problème issu
des sciences
humaines

Bibliographie

Hypothèses sur la distribution de X

(H11) X prend ses valeurs dans un borné de \mathcal{H} .

Hypothèses sur les paramètres : $\forall d \geq 1$,

(H12) \mathcal{J}_d est un ensemble fini ;

(H13) $\exists K_d \in \mathcal{J}_d$ tel que : K_d est universel et

$\exists \nu_d > 0$: $\mathcal{N}(K_d, \epsilon) = \mathcal{O}(\epsilon^{-\nu_d})$;

(H14) $C_d > 1$;

(H15) $\sum_{d \geq 1} |\mathcal{J}_d| e^{-2\lambda_d^2} < +\infty$.

Hypothèses sur la validation croisée

(H16) $\lim_{N \rightarrow +\infty} l = +\infty$;

(H17) $\lim_{N \rightarrow +\infty} N - l = +\infty$;

(H18) $\lim_{N \rightarrow +\infty} \frac{l \log(N-l)}{N-l} = 0$.

Thèse

Toulouse,
21 oct. 2005

Nathalie VILLA

MLP et SVM
pour l'analyse
des données
fonctionnelles

Régression Inverse
Fonctionnelle

MLP fonctionnels :
une approche par
régression inverse

SVM fonctionnels

Application des
MLP à un
problème issu
des sciences
humaines

Bibliographie

Théorème 4

Consistance universelle

Sous les hypothèses **(H11)**-**(H18)**, f_N est consistant :

$$Lf_N \xrightarrow{N \rightarrow +\infty} L^*,$$

où $Lf_N = P(f_N(X) \neq Y)$ et $L^* = P(f^*(X) \neq Y)$ avec

$$f^*(x) = \begin{cases} 1 & \text{si } P(Y = 1 | X = x) > 1/2, \\ -1 & \text{sinon.} \end{cases}$$

Thèse

Toulouse,
21 oct. 2005

Nathalie VILLA

MLP et SVM
pour l'analyse
des données
fonctionnelles

Régression Inverse
Fonctionnelle

MLP fonctionnels :
une approche par
régression inverse

SVM fonctionnels

Application des
MLP à un
problème issu
des sciences
humaines

Bibliographie

Description des données et méthodes

- 3 problèmes et pour chaque problème, 100 enregistrements discrétisés en 8 192 points ;

Thèse

Toulouse,
21 oct. 2005

Nathalie VILLA

MLP et SVM
pour l'analyse
des données
fonctionnelles

Régression Inverse
Fonctionnelle

MLP fonctionnels :
une approche par
régression inverse

SVM fonctionnels

Application des
MLP à un
problème issu
des sciences
humaines

Bibliographie

Description des données et méthodes

- 3 problèmes et pour chaque problème, 100 enregistrements discrétisés en 8 192 points ;
- Mise en œuvre de la procédure consistante :
 - Projection sur une base trigonométrique ;
 - Partage de la base de données en 50 spectres (apprentissage) / 49 (validation) ;
 - Performances déterminées par Leave-One-Out.

Thèse

Toulouse,
21 oct. 2005

Nathalie VILLA

MLP et SVM
pour l'analyse
des données
fonctionnelles

Régression Inverse
Fonctionnelle

MLP fonctionnels :
une approche par
régression inverse

SVM fonctionnels

Application des
MLP à un
problème issu
des sciences
humaines

Bibliographie

Description des données et méthodes

- 3 problèmes et pour chaque problème, 100 enregistrements discrétisés en 8 192 points ;
- Mise en œuvre de la procédure consistante :
 - Projection sur une base trigonométrique ;
 - Partage de la base de données en 50 spectres (apprentissage) / 49 (validation) ;
 - Performances déterminées par Leave-One-Out.

Résultats

Prob.	k-nn	QDA	SVM gau. (proj)	SVM lin. (proj)	SVM lin. (direct)
yes/no	10%	7%	10%	19%	58%
boat/goat	21%	35%	8%	29%	46%
sh/ao	16%	19%	12%	25%	47%

Thèse

Toulouse,
21 oct. 2005

Nathalie VILLA

MLP et SVM
pour l'analyse
des données
fonctionnelles

Régression Inverse
Fonctionnelle

MLP fonctionnels :
une approche par
régression inverse

SVM fonctionnels

Application des
MLP à un
problème issu
des sciences
humaines

Bibliographie

Description des données et méthodes

- 215 spectres discrétisés en 100 points ; 2 classes : taux de graisse $>20\%$ et $<20\%$.

Thèse

Toulouse,
21 oct. 2005

Nathalie VILLA

MLP et SVM
pour l'analyse
des données
fonctionnelles

Régression Inverse
Fonctionnelle

MLP fonctionnels :
une approche par
régression inverse

SVM fonctionnels

Application des
MLP à un
problème issu
des sciences
humaines

Bibliographie

Description des données et méthodes

- 215 spectres discrétisés en 100 points ; 2 classes : taux de graisse $>20\%$ et $<20\%$.
- Procédure :
 - Projection sur une base de splines cubiques (déterminée par leave-one-out) ;
 - Partage aléatoire de la base de données en 60 spectres (apprentissage) / 60 spectres (validation) ;
 - Performances déterminées par validation croisée aléatoire sur 95 spectres.

Thèse

Toulouse,
21 oct. 2005

Nathalie VILLA

MLP et SVM
pour l'analyse
des données
fonctionnelles

Régression Inverse
Fonctionnelle

MLP fonctionnels :
une approche par
régression inverse

SVM fonctionnels

Application des
MLP à un
problème issu
des sciences
humaines

Bibliographie

Description des données et méthodes

- 215 spectres discrétisés en 100 points ; 2 classes : taux de graisse >20% et <20%.
- Procédure :
 - Projection sur une base de splines cubiques (déterminée par leave-one-out) ;
 - Partage aléatoire de la base de données en 60 spectres (apprentissage) / 60 spectres (validation) ;
 - Performances déterminées par validation croisée aléatoire sur 95 spectres.

Résultats (Moyenne pour 250 répétitions)

Noyau	Erreur moyenne (test)
Linéaire	3.38%
Linéaire sur D^2X	3.28%
Gaussien	7.5%
Gaussien sur D^2X	2.6%

Thèse

Toulouse,
21 oct. 2005

Nathalie VILLA

MLP et SVM
pour l'analyse
des données
fonctionnelles

Régression Inverse
Fonctionnelle

MLP fonctionnels :
une approche par
régression inverse

SVM fonctionnels

Application des
MLP à un
problème issu
des sciences
humaines

Bibliographie

- 1 MLP et SVM pour l'analyse des données fonctionnelles
 - Régression Inverse Fonctionnelle
 - MLP fonctionnels : une approche par régression inverse
 - SVM fonctionnels
- 2 Application des MLP à un problème issu des sciences humaines

Thèse

Toulouse,
21 oct. 2005

Nathalie VILLA

MLP et SVM
pour l'analyse
des données
fonctionnelles

Régression Inverse
Fonctionnelle

MLP fonctionnels :
une approche par
régression inverse

SVM fonctionnels

Application des
MLP à un
problème issu
des sciences
humaines

Bibliographie

En collaboration avec Martin Paegelow², Laurence Cornez, Frédéric Ferraty, Louis Ferré et Pascal Sarda

- ***Various approaches for predicting land cover in Mediterranean mountain areas*** (2005), soumis à publication.
- ***Modélisations prospectives de données géoréférencées par approches croisées SIG et statistiques. Application à l'occupation du sol en milieu montagnard méditerranéen*** (2004), paru dans *Cybergéo*.

Thèse

Toulouse,
21 oct. 2005

Nathalie VILLA

MLP et SVM
pour l'analyse
des données
fonctionnelles

Régression Inverse
Fonctionnelle

MLP fonctionnels :
une approche par
régression inverse

SVM fonctionnels

Application des
MLP à un
problème issu
des sciences
humaines

Bibliographie

Problématique

Problème issu de la **recherche en géographie** : Etudier l'évolution de l'occupation du sol dans des zones de montagnes en voie de désertification.

Thèse

Toulouse,
21 oct. 2005

Nathalie VILLA

MLP et SVM
pour l'analyse
des données
fonctionnelles

Régression Inverse
Fonctionnelle

MLP fonctionnels :
une approche par
régression inverse

SVM fonctionnels

Application des
MLP à un
problème issu
des sciences
humaines

Bibliographie

Problématique

Problème issu de la **recherche en géographie** : Etudier l'évolution de l'occupation du sol dans des zones de montagnes en voie de désertification.

Comparer des méthodes statistiques classiques avec les méthodes empiriques issues du SIG pour apporter une aide aux géographes. Utilisation de **perceptrons multi-couches**.

Thèse

Toulouse,
21 oct. 2005

Nathalie VILLA

MLP et SVM
pour l'analyse
des données
fonctionnelles

Régression Inverse
Fonctionnelle

MLP fonctionnels :
une approche par
régression inverse

SVM fonctionnels

Application des
MLP à un
problème issu
des sciences
humaines

Bibliographie

Problématique

Problème issu de la **recherche en géographie** : Etudier l'évolution de l'occupation du sol dans des zones de montagnes en voie de désertification.

Comparer des méthodes statistiques classiques avec les méthodes empiriques issues du SIG pour apporter une aide aux géographes. Utilisation de **perceptrons multi-couches**.

Les données

- **Deux régions** : Garrotxes (PO, France : terminé) ; Alta Alpujarra (Sierra Nevada, Espagne ; en cours) ;

Thèse

Toulouse,
21 oct. 2005

Nathalie VILLA

MLP et SVM
pour l'analyse
des données
fonctionnelles

Régression Inverse
Fonctionnelle

MLP fonctionnels :
une approche par
régression inverse

SVM fonctionnels

Application des
MLP à un
problème issu
des sciences
humaines

Bibliographie

Problématique

Problème issu de la **recherche en géographie** : Etudier l'évolution de l'occupation du sol dans des zones de montagnes en voie de désertification.

Comparer des méthodes statistiques classiques avec les méthodes empiriques issues du SIG pour apporter une aide aux géographes. Utilisation de **perceptrons multi-couches**.

Les données

- **Deux régions** : Garrotxes (PO, France : terminé) ; Alta Alpujarra (Sierra Nevada, Espagne ; en cours) ;
- **Données espagnoles** : 1 468 748 pixels, 4 dates \approx équidistantes (1957, 1974, 1987 et 2001), 9/10 catégories d'occupation du sol, 5/7 variables quantitatives, 3/4 variables qualitatives (22 modalités).

Thèse

Toulouse,
21 oct. 2005

Nathalie VILLA

MLP et SVM
pour l'analyse
des données
fonctionnelles

Régression Inverse
Fonctionnelle

MLP fonctionnels :
une approche par
régression inverse

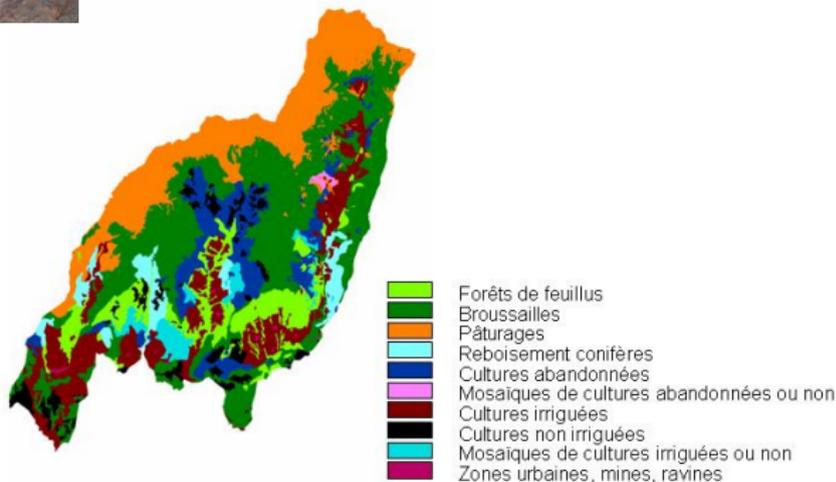
SVM fonctionnels

Application des
MLP à un
problème issu
des sciences
humaines

Bibliographie



Carte 1957



Thèse

Toulouse,
21 oct. 2005

Nathalie VILLA

MLP et SVM
pour l'analyse
des données
fonctionnelles

Régression Inverse
Fonctionnelle

MLP fonctionnels :
une approche par
régression inverse

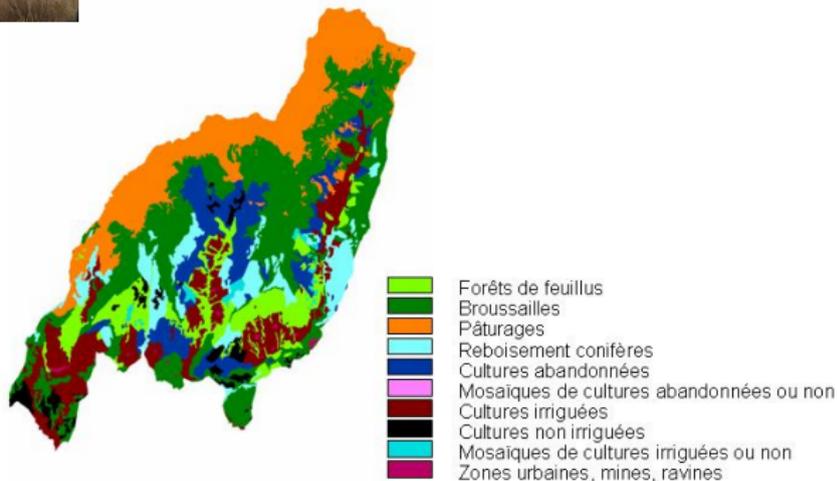
SVM fonctionnels

Application des
MLP à un
problème issu
des sciences
humaines

Bibliographie



Carte 1974



Thèse

Toulouse,
21 oct. 2005

Nathalie VILLA

MLP et SVM
pour l'analyse
des données
fonctionnelles

Régression Inverse
Fonctionnelle

MLP fonctionnels :
une approche par
régression inverse

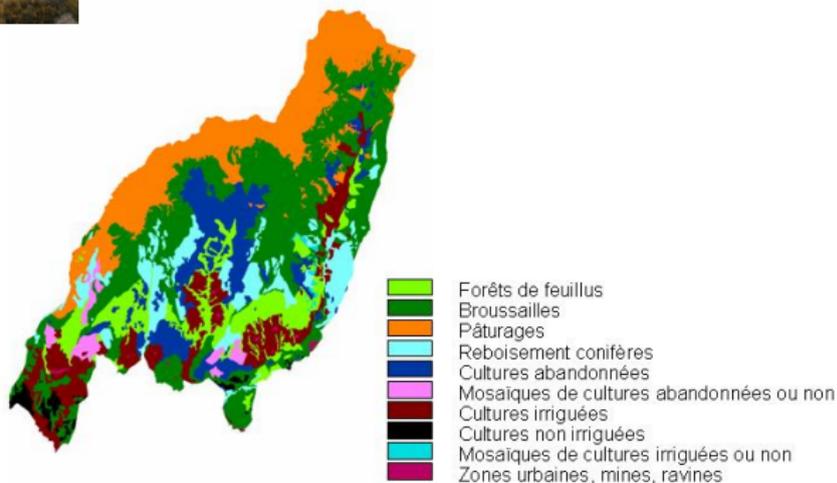
SVM fonctionnels

Application des
MLP à un
problème issu
des sciences
humaines

Bibliographie



Carte 1987



Thèse

Toulouse,
21 oct. 2005

Nathalie VILLA

MLP et SVM
pour l'analyse
des données
fonctionnelles

Régression Inverse
Fonctionnelle

MLP fonctionnels :
une approche par
régression inverse

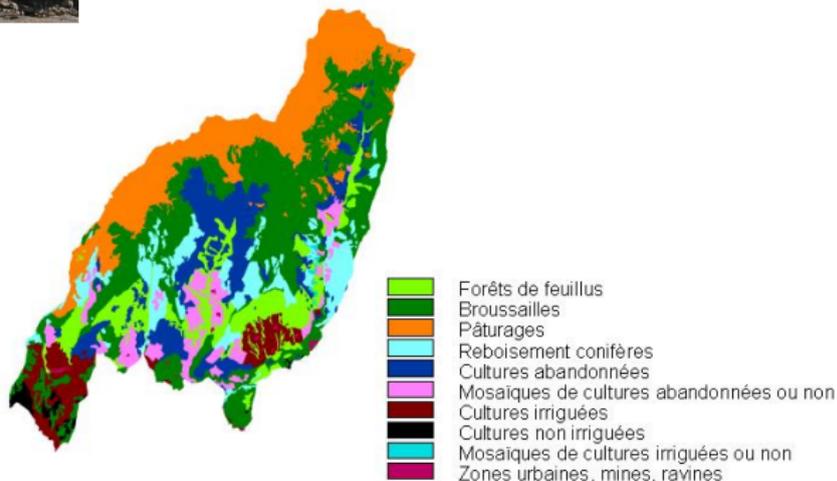
SVM fonctionnels

Application des
MLP à un
problème issu
des sciences
humaines

Bibliographie



Carte 2001



Thèse

Toulouse,
21 oct. 2005

Nathalie VILLA

MLP et SVM
pour l'analyse
des données
fonctionnelles

Régression Inverse
Fonctionnelle

MLP fonctionnels :
une approche par
régression inverse

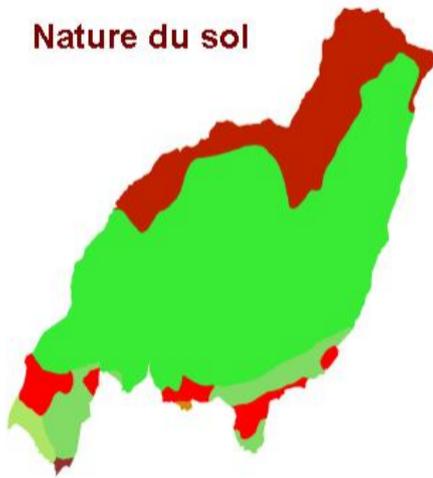
SVM fonctionnels

Application des
MLP à un
problème issu
des sciences
humaines

Bibliographie



Nature du sol



Thèse

Toulouse,
21 oct. 2005

Nathalie VILLA

MLP et SVM
pour l'analyse
des données
fonctionnelles

Régression Inverse
Fonctionnelle

MLP fonctionnels :
une approche par
régression inverse

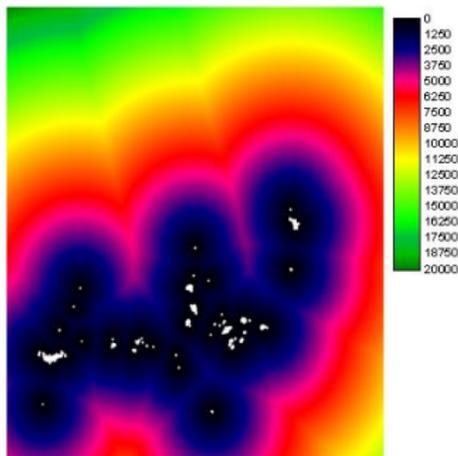
SVM fonctionnels

Application des
MLP à un
problème issu
des sciences
humaines

Bibliographie



Distance aux villages



Thèse

Toulouse,
21 oct. 2005

Nathalie VILLA

MLP et SVM
pour l'analyse
des données
fonctionnelles

Régression Inverse
Fonctionnelle

MLP fonctionnels :
une approche par
régression inverse

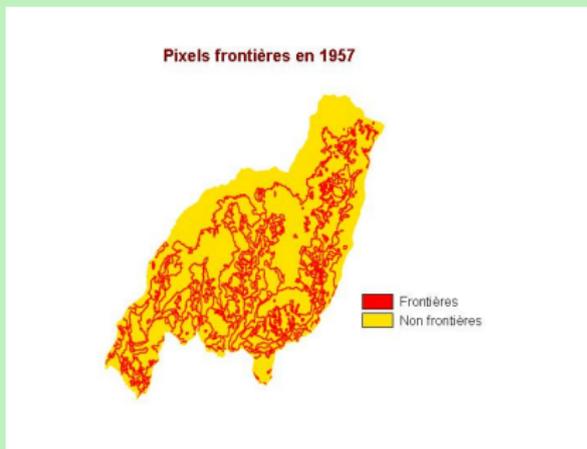
SVM fonctionnels

Application des
MLP à un
problème issu
des sciences
humaines

Bibliographie

Méthodologie

Restriction aux *pixels "frontières"* :



Thèse

Toulouse,
21 oct. 2005

Nathalie VILLA

MLP et SVM
pour l'analyse
des données
fonctionnelles

Régression Inverse
Fonctionnelle

MLP fonctionnels :
une approche par
régression inverse

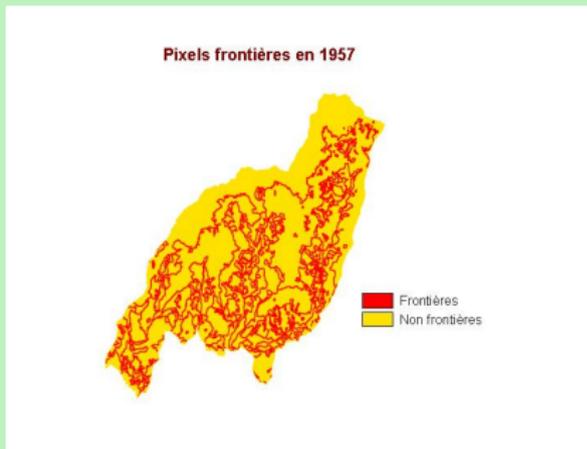
SVM fonctionnels

Application des
MLP à un
problème issu
des sciences
humaines

Bibliographie

Méthodologie

Restriction aux *pixels "frontières"* :



Partage des données (aléatoire) en apprentissage et validation pour le choix du nombre de neurones sur la couche cachée

Thèse

Toulouse,
21 oct. 2005

Nathalie VILLA

MLP et SVM
pour l'analyse
des données
fonctionnelles

Régression Inverse
Fonctionnelle

MLP fonctionnels :
une approche par
régression inverse

SVM fonctionnels

Application des
MLP à un
problème issu
des sciences
humaines

Bibliographie

Modèle optimal

- 20 neurones sur la couche cachée ;
- taille de voisinage : 4.

Thèse

Toulouse,
21 oct. 2005

Nathalie VILLA

MLP et SVM
pour l'analyse
des données
fonctionnelles

Régression Inverse
Fonctionnelle

MLP fonctionnels :
une approche par
régression inverse

SVM fonctionnels

Application des
MLP à un
problème issu
des sciences
humaines

Bibliographie

Modèle optimal

- 20 neurones sur la couche cachée ;
- taille de voisinage : 4.

Taux d'erreur

Taux d'erreur global en 2001 : 10,71 % (23,49 % sur les pixels frontières).

Répartition des occupations du sol réelles / prédites				
<i>Occ. du sol</i>	Feuillus	Brouss.	Pâtur.	Conif.
<i>Réel</i>	10,86 %	32,96 %	20,75 %	9,23 %
<i>Prédit</i>	10,63 %	33,14 %	20,75 %	6,20 %
Cult. aband.	Cult. irri.	Cult. non irri.	Irri. & non irri.	Urbain
19,78 %	5,78 %	1,05 %	0,25 %	0,35 %
17,19 %	10,90 %	0,82 %	0,07 %	0,30 %

Thèse

Toulouse,
21 oct. 2005

Nathalie VILLA

MLP et SVM
pour l'analyse
des données
fonctionnelles

Régression Inverse
Fonctionnelle

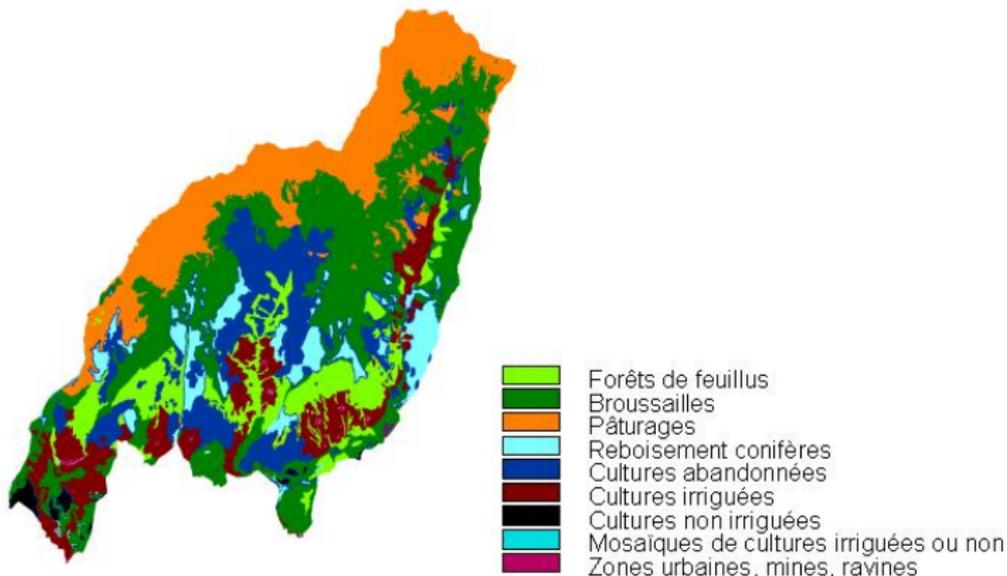
MLP fonctionnels :
une approche par
régression inverse

SVM fonctionnels

Application des
MLP à un
problème issu
des sciences
humaines

Bibliographie

Prévision 2001



Thèse

Toulouse,
21 oct. 2005

Nathalie VILLA

MLP et SVM
pour l'analyse
des données
fonctionnelles

Régression Inverse
Fonctionnelle

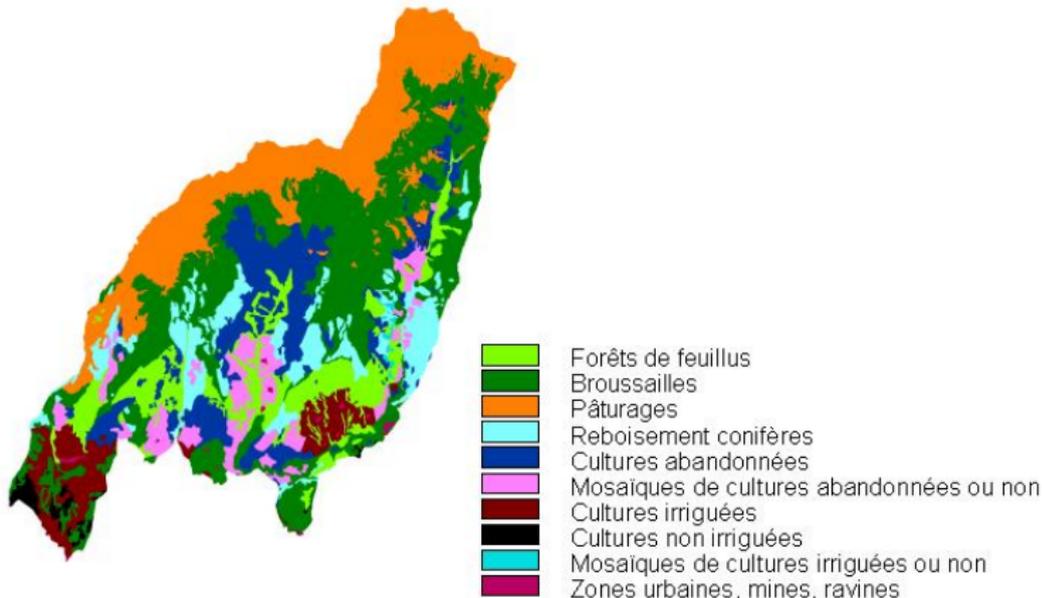
MLP fonctionnels :
une approche par
régression inverse

SVM fonctionnels

Application des
MLP à un
problème issu
des sciences
humaines

Bibliographie

Carte 2001



Thèse

Toulouse,
21 oct. 2005

Nathalie VILLA

MLP et SVM
pour l'analyse
des données
fonctionnelles

Régression Inverse
Fonctionnelle

MLP fonctionnels :
une approche par
régression inverse

SVM fonctionnels

Application des
MLP à un
problème issu
des sciences
humaines

Bibliographie



Besse, P. & Ramsay, J. (1986).
Principal component analysis of sampled curves.
Psychometrika, **51**, 285–311.



Biau, G., Bunea, F., & Wegkamp, M. (2005).
Functional classification in Hilbert spaces.
IEEE Transactions on Information Theory, **51**, 2163–2172.



Cardot, H., Ferraty, F., & Sarda, P. (1999).
Functional Linear Model.
Statistics and Probability Letter, **45**, 11–22.



Dauxois, J., Ferré, L., & Yao, A. (2001).
Un modèle semi-paramétrique pour variable aléatoire hilbertienne.
C.R. Acad. Sci. Paris, **327**(I), 947–952.



Dauxois, J. & Pousse, A. (1976).
Les analyses factorielles en calcul des probabilités et en statistique : essai d'étude synthétique.
Thèse, Université Toulouse III.



Ferraty, F. & Vieu, P. (2002).
The functional nonparametric model and application to spectrometric data.
Computational Statistics, **17**, 515–561.



Ferré, L. & Yao, A. (2003).
Functional sliced inverse regression analysis.
Statistics, **37**, 475–488.



Leurgans, S., Moyeed, R., & Silverman, B. (1993).
Canonical correlation analysis when the data are curves.

Thèse

Toulouse,
21 oct. 2005

Nathalie VILLA

MLP et SVM
pour l'analyse
des données
fonctionnelles

Régression Inverse
Fonctionnelle

MLP fonctionnels :
une approche par
régression inverse

SVM fonctionnels

Application des
MLP à un
problème issu
des sciences
humaines

Bibliographie

Journal of the Royal Statistical Society, Series B, **55**, 725–740.



Preda, C. & Saporta, G. (2002).

Régression PLS sur un processus stochastique.
Revue de statistique appliquée, L(2).



Rossi, F. & Conan-Guez, B. (2005).

Functional multi-layer perceptron : a nonlinear tool for functional data analysis.
Neural Networks, **18**(1), 45–60.



Saporta, G. (1981).

Méthodes exploratoires d'analyses des données temporelles.
Cahiers du BURQ.