

Analyse de données multivariées et surveillance des processus industriels par analyse en composantes principales

thèse présentée par

Baligh Mnassri

pour obtenir le grade de Docteur de l'Université d'Aix-Marseille

devant le jury composé de

José Ragot	Rapporteur
Abdessamad Kobi	Rapporteur
Jean-Marc Thiriet	Examineur
Rachid Outbib	Examineur
Mustapha Ouladsine	Directeur de thèse
El Mostafa El Adel	Co-directeur de thèse
Jacques Pinaton	Invité

12 octobre 2012



Contexte

Utilisation de l'ACP pour la détection et le diagnostic de défauts.

Deux aspects :

- 1 Théorique :
 - Démonstration de quelques résultats ;
- 2 Application :
 - Données simulées ;
 - Données réelles (ST Microelectronics).



Plan

- 1 Introduction et motivation
- 2 Analyse en Composantes Principales
- 3 Problématique du choix de modèle optimal
- 4 Etude de l'existant et proposition de notre contribution pour :
 - Le choix du modèle optimal
 - Le diagnostic de défauts
- 5 Conclusion & perspectives

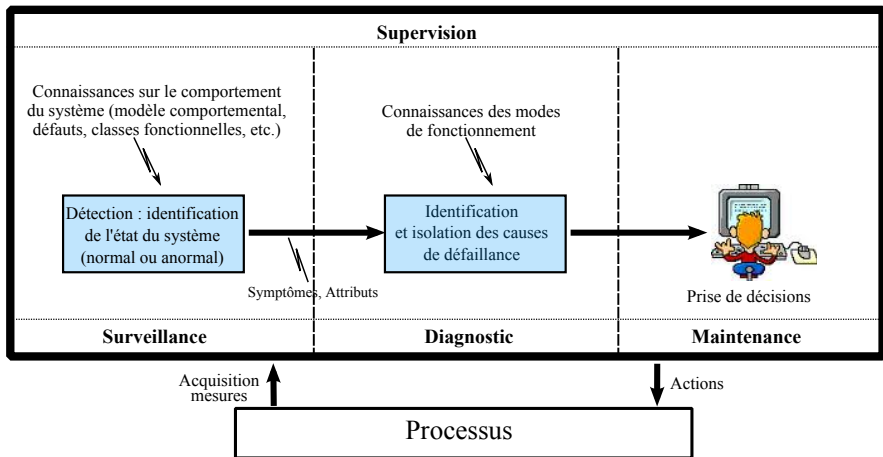


Plan

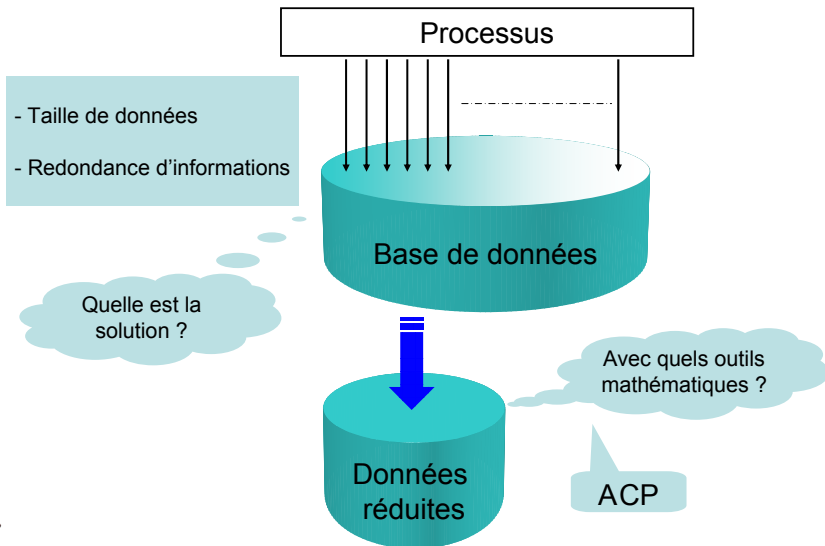
- 1 Introduction et motivation
- 2 Analyse en Composantes Principales
- 3 Problématique du choix de modèle optimal
- 4 Etude de l'existant et proposition de notre contribution pour :
 - Le choix du modèle optimal
 - Le diagnostic de défauts
- 5 Conclusion & perspectives



Introduction



Motivation



Plan

- 1 Introduction et motivation
- 2 Analyse en Composantes Principales
- 3 Problématique du choix de modèle optimal
- 4 Etude de l'existant et proposition de notre contribution pour :
 - Le choix du modèle optimal
 - Le diagnostic de défauts
- 5 Conclusion & perspectives



Principe de l'Analyse en Composantes Principales

- Matrice de données $\mathbf{X} = [\mathbf{x}(1), \dots, \mathbf{x}(k), \dots, \mathbf{x}(N)]^T \in \mathbb{R}^{N \times m}$ collectées sur le système en fonctionnement normal

ACP

$$\mathbf{T} = \mathbf{X}\mathbf{P} \in \mathbb{R}^{N \times m}$$

- $\mathbf{T} \in \mathbb{R}^{N \times m}$ matrice des composantes principales (CPs)
- $\mathbf{P} \in \mathbb{R}^{m \times m}$ matrice de projection

Décomposition en valeurs/vecteurs propres de la matrice de covariance

$$\Sigma = \mathbb{E} \{ \mathbf{x}\mathbf{x}^T \} = \frac{1}{N} \mathbf{X}^T \mathbf{X} = \mathbf{P}\Lambda\mathbf{P}^T$$

Modélisation par ACP

- Le modèle ACP est constitué des ℓ premières CPs :

$$\mathbf{P} = [\hat{\mathbf{P}} \quad \tilde{\mathbf{P}}]$$

où $\hat{\mathbf{P}} \in \mathbb{R}^{m \times \ell}$ et $\tilde{\mathbf{P}} \in \mathbb{R}^{m \times (m-\ell)}$

Décomposition

- Partie principale :

$$\hat{\mathbf{X}} = \mathbf{X}\hat{\mathbf{C}}$$

où $\hat{\mathbf{C}} = \hat{\mathbf{P}}\hat{\mathbf{P}}^T$

- Partie résiduelle :

$$\tilde{\mathbf{X}} = \mathbf{X}\tilde{\mathbf{C}}$$

où $\tilde{\mathbf{C}} = \tilde{\mathbf{P}}\tilde{\mathbf{P}}^T$

Quelle est la valeur de ℓ ?

Plan

- 1 Introduction et motivation
- 2 Analyse en Composantes Principales
- 3 Problématique du choix de modèle optimal**
- 4 Etude de l'existant et proposition de notre contribution pour :
 - Le choix du modèle optimal
 - Le diagnostic de défauts
- 5 Conclusion & perspectives



- q : le nombre théoriquement optimal des CPs qui est inconnu ;
- ℓ_{op} : le nombre optimal des CPs obtenu par un critère donné.

- Si $\ell_{op} > q$: sur-estimation du modèle ACP (plus de CPs qu'il en faut)
- Si $\ell_{op} < q$: sous-estimation du modèle ACP (moins de CPs qu'il en faut)

Conséquences

Problème de détection et isolation de défauts donc un diagnostic incorrect

Quelle est la valeur de ℓ_{op} ? et comment l'obtenir ?

Plan

- 1 Introduction et motivation
- 2 Analyse en Composantes Principales
- 3 Problématique du choix de modèle optimal
- 4 Etude de l'existant et proposition de notre contribution pour :**
 - Le choix du modèle optimal
 - Le diagnostic de défauts
- 5 Conclusion & perspectives



Critères considérés

- ① Critère **AIC** (*Akaike Information Criterion*);
- ② Critère **MDL** (*Minimum Description Length*);
- ③ Critère **IE** (*Imbedded Error*);
- ④ Pourcentage Cumulé de la Variance : **PCV**;
- ⑤ Pourcentage de la Variance Résiduelle (ou *Scree Test*) : **PVR**;
- ⑥ Critère de Kaiser-Guttman : **KG**;
- ⑦ Autocorrélation : **AC**;
- ⑧ Variance Non Reconstituée : **VNR**.

Critère :		AIC	MDL	IE	PCV	PVR	KG	AC	VNR
Choix de ℓ_{op} par :	Minimisation	✓	✓	✓					✓
	Seuil						✓	✓	
	%				✓	✓			
Données non réduites		✓	✓	✓					
Bruit indépendant et identiquement distribué		✓	✓	✓					

Contributions numériques

- 1 Une CP significative peut correspondre à une faible valeur d'autocorrélation (**AC**) ;
- 2 En augmentant la variance de bruit, la décroissance des valeurs propres devient régulière : inexistence du point d'inflexion pour le critère **PVR** ;
- 3 Pour **PCV**, l'augmentation du nombre des variables peut aboutir à de nombreuses CPs qui expliquent +80% de la variabilité totale ;
- 4 **KG** ignore les CPs qui correspondent aux variables quasi-indépendantes.
- 5 **AIC** surestime le nombre nécessaire des CPs ;
- 6 **MDL** dépend du nombre d'observations N .



Contributions théoriques

① Hypothèses / IE :

- Bruit *i.i.d.* de variance σ^2 ;
- m : le nombre des variables considérées ;
- q : le nombre théoriquement optimal des CPs ;
- $\hat{\lambda}_q$: la variance de la $q^{\text{ème}}$ CP en absence de bruit.

IE ne peut pas retenir la $q^{\text{ème}}$ CP si :

$$\hat{\lambda}_q \geq \left(\frac{m - q + 1}{q - 1} \right) \sigma^2$$

- ## ② VNR ne peut pas prendre en compte la présence des variables indépendantes et quasi-indépendantes.



Exemple simulé

$$\hat{x}_1(k) = 3 + \exp(\cos(\frac{k}{15\pi}))$$

$$\hat{x}_2(k) = \cos(\frac{1}{2\pi k}) \sin(\frac{k}{2\pi})$$

$$\hat{x}_3(k) = \arctan(50\pi k) \log(1 + \hat{x}_2(k)^2)$$

$$\hat{x}_4(k) = \hat{x}_1(k) + 3\hat{x}_2(k)$$

$$\hat{x}_5(k) = \hat{x}_1(k) - \hat{x}_2(k)$$

$$\hat{x}_6(k) = \hat{x}_1(k) + \hat{x}_3(k)$$

$$\hat{x}_7(k) = \hat{x}_2(k) + 3\hat{x}_3(k)$$

$$\hat{x}_8(k) = \frac{10}{\pi} \arctan(\tan(\frac{\pi}{200}(k - 100)))$$

$$\hat{x}_9(k) = 10 \cos(7\pi k)$$

$$\hat{x}_{10}(k) = 2\hat{x}_8(k) + \hat{x}_9(k)$$

$$\hat{x}_{11}(k) = -2\hat{x}_8(k) + 3\hat{x}_9(k)$$

$$\hat{x}_{12}(k) = \hat{x}_2(k) + \hat{x}_8(k)$$

$$\hat{x}_{13}(k) = (2 + \cos(0.2\pi k))^{-1}$$

$$\hat{x}_{14}(k) = \frac{40}{\pi} \cos(7\pi k) \arctan(\tan(\frac{9\pi}{200}(k - 900)))$$

$$\hat{x}_{15}(k) = \operatorname{sgn}(\sin(0.007\pi k))$$

- Bruit *i.i.d.* de variance σ^2 ;
- Données centrées non réduites pour **AIC**, **MDL** et **IE** ;
- Données centrées réduites pour le reste des critères.

Démarche

Constitution de 4 ensembles de variables

- Ensemble \mathcal{A} est composé des 12 premières variables (5 CPs) ;
- Ensemble \mathcal{B} est composé des 13 premières variables (6 CPs) ;
- Ensemble \mathcal{C} est composé des 14 premières variables (7 CPs) ;
- Ensemble \mathcal{D} est composé de toutes les variables (8 CPs).

Chaque ensemble est généré selon 3 différentes variances de bruit

- 1^{er} cas : $\sigma^2 = 0.002$;
- 2^{ème} cas : $\sigma^2 = 0.2$;
- 3^{ème} cas : $\sigma^2 = 0.5$.



Le choix du modèle optimal

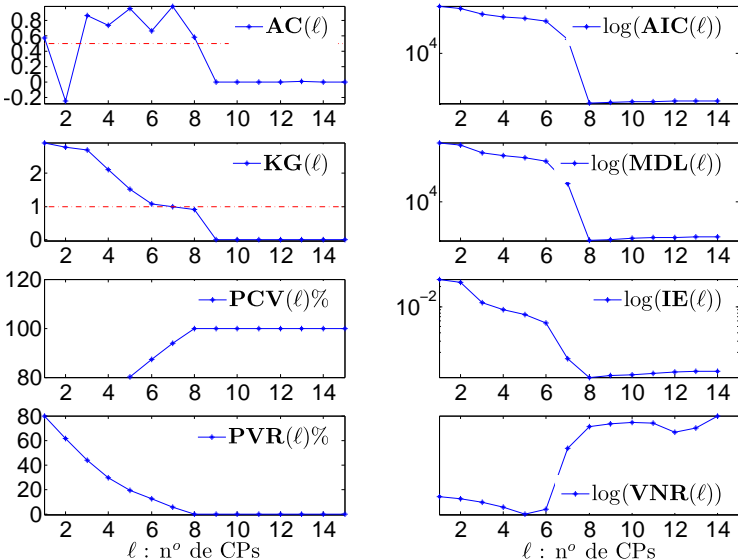


FIGURE: Résultats des critères pour \mathcal{D} ($N = 1500$ et $\sigma^2 = 0.002$)

Le choix du modèle optimal

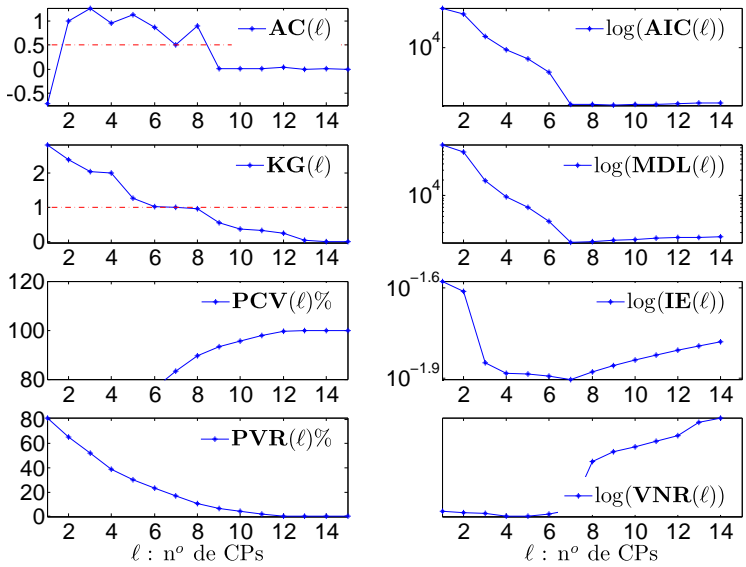


FIGURE: Résultats des critères pour \mathcal{D} ($N = 1500$ et $\sigma^2 = 0.5$)



Nos contributions dans le choix du modèle optimal

Indices de détection connus dans le cadre de l'ACP

Indice de détection	Matrice caractéristique	Limite de contrôle
γ	$\mathcal{M}^{\frac{1}{2}}$	Γ^2
$T2$	$\hat{\mathbf{P}}\hat{\Lambda}^{-\frac{1}{2}}\hat{\mathbf{P}}^T$	τ^2
SPE	$\tilde{\mathbf{P}}\tilde{\mathbf{P}}^T = \tilde{\mathbf{C}}$	δ^2
SWE	$\tilde{\mathbf{P}}\tilde{\Lambda}^{-\frac{1}{2}}\tilde{\mathbf{P}}^T$	ϵ^2
φ	$\delta^{-1}\tilde{\mathbf{C}} + \tau^{-1}\hat{\mathbf{P}}\hat{\Lambda}^{-\frac{1}{2}}\hat{\mathbf{P}}^T$	β^2
D	$\mathbf{P}\Lambda^{-\frac{1}{2}}\mathbf{P}^T = \Sigma^{-\frac{1}{2}}$	ρ^2

Tous les indices de détection ont des formes quadratiques. On peut travailler avec un seul indice généralisé γ :

$$\gamma(k) = \|\mathcal{M}^{\frac{1}{2}} \mathbf{x}(k)\|^2 = \mathbf{x}^T(k) \mathcal{M} \mathbf{x}(k)$$

Nos contributions dans le choix du modèle optimal

- La variance non reconstruite utilisant l'indice γ :

$$\mathbf{VNR}_\gamma(\ell) = \sum_{j=1}^m \frac{\xi_j^T \mathcal{M} \Sigma \mathcal{M} \xi_j}{(\xi_j^T \Sigma \xi_j)(\xi_j^T \mathcal{M} \xi_j)^2}$$

VNR utilisant l'indice combiné : \mathbf{VNR}_φ

$$\ell_{op} = \arg \min_{\ell} \{ \mathbf{VNR}_\varphi(\ell, \alpha) \}$$

VNR utilisant un nouvel indice combiné : \mathbf{VNR}_Ψ

$$\ell_{op} = \arg \min_{\ell} \{ \mathbf{VNR}_\Psi(\ell, \alpha) \}$$



Nos contributions dans le choix du modèle optimal

- Considérons des nouvelles données $\mathbf{Y} = \mathbf{X}\Sigma^{-1}$ dont la matrice de covariance est Σ^{-1} ;
- En utilisant le principe de la variance non reconstruite, les CPs associées aux variables indépendantes et quasi-indépendantes seront considérées dans le sous-espace résiduel des données de \mathbf{Y} .

Un changement de représentation des données : VNRVI

- Le nombre optimal des CPs dans les nouvelles données :

$$\kappa_{op} = \arg \min_{\kappa} \{ \mathbf{VNRVI}(\kappa) \}$$

- Le nombre optimal des CPs dans les données de \mathbf{X} :

$$\ell_{op} = m - \kappa_{op} = m - \arg \min_{\kappa} \{ \mathbf{VNRVI}(\kappa) \}$$

Déductions

- 1 Les critères VNR_{φ} et VNR_{Ψ} sont empiriques ;
- 2 $VNRVI$ montre des résultats plus avantageux que tout le reste des critères ;
- 3 Pour une sélection correcte du nombre optimal des CPs, le nombre d'observations N nécessaire pour $VNRVI$ est largement inférieur à celui pour MDL .



Le choix du modèle optimal

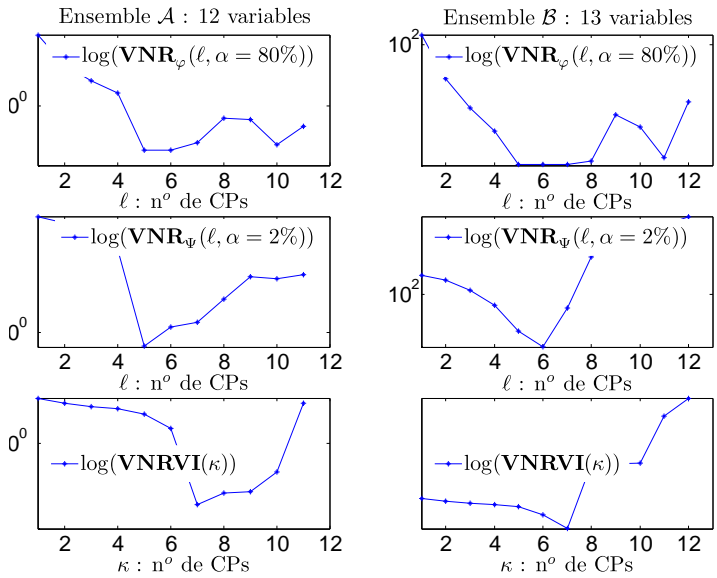


FIGURE: Résultats des nouveaux critères ($N = 1500, \sigma^2 = 0.002$)



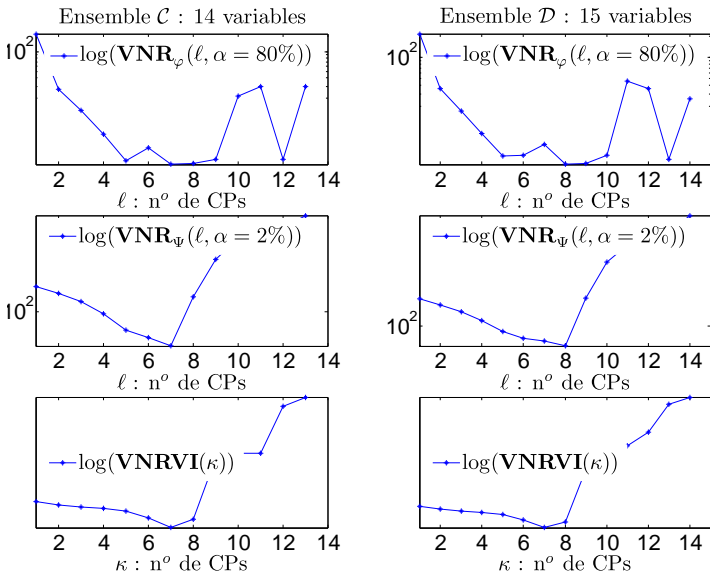


FIGURE: Résultats des nouveaux critères ($N = 1500, \sigma^2 = 0.002$)

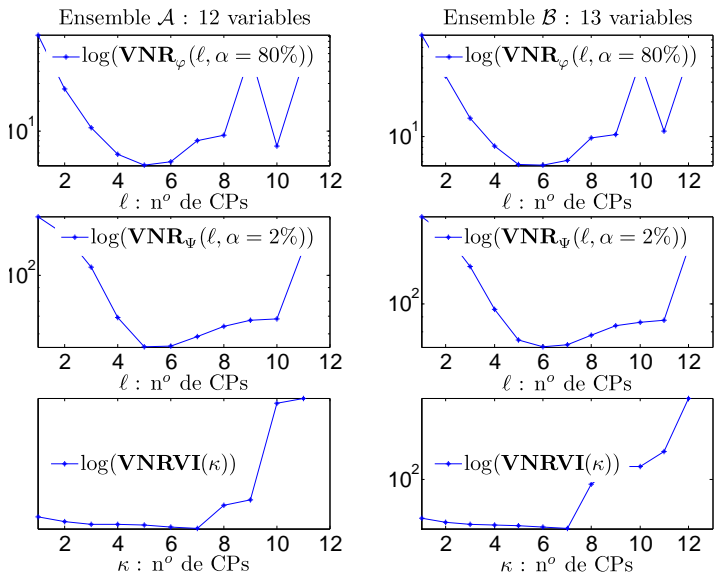


FIGURE: Résultats des nouveaux critères ($N = 1500, \sigma^2 = 0.5$)



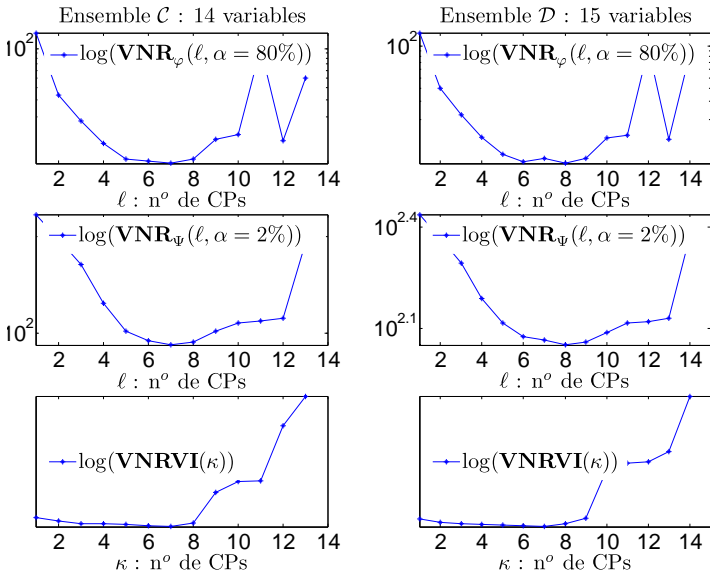


FIGURE: Résultats des nouveaux critères ($N = 1500, \sigma^2 = 0.5$)

Détection et détectabilité de défauts

Détection de défauts

Le processus est considéré en fonctionnement anormal (présence d'un défaut) à l'instant k si :

$$\gamma(k) > \Gamma^2 = g_\gamma \chi^2_{(h_\gamma, \alpha)}$$

En présence d'un défaut \mathcal{F}_J affectant le $J^{\text{ème}}$ ensemble composé de r variables, on a

$$\mathbf{x}(k) = \mathbf{x}^*(k) + \Xi_J \mathbf{f}(k)$$

où $\Xi_J \in \mathbb{R}^{m \times r}$ et $\mathbf{f} \in \mathbb{R}^r$.

Détectabilité de défauts

\mathcal{F}_J est garanti détectable par l'indice γ si :

$$\|\mathcal{M}^{\frac{1}{2}} \Xi_J \mathbf{f}(k)\| > 2\Gamma$$

Isolation et isolabilité de défauts par reconstruction

Reconstruction multidimensionnelle

$$\mathbf{x}_{\mathcal{I}}(k) = \mathbf{x}(k) - \Xi_{\mathcal{I}} \hat{\mathbf{f}}_{\mathcal{I}}(k)$$

Estimation de l'amplitude du défaut

$$\hat{\mathbf{f}}_{\mathcal{I}}(k) = \arg \min_{\mathbf{f}(k)} \{ \gamma_{\mathcal{I}}(k) \}$$

où $\gamma_{\mathcal{I}}(k) = \| \mathcal{M}^{\frac{1}{2}} \mathbf{x}_{\mathcal{I}}(k) \|^2$

- Le vecteur de reconstruction en utilisant l'indice γ :

$$\mathbf{x}_{\mathcal{I}}(k) = (\mathbf{I}_m - \Xi_{\mathcal{I}} (\Xi_{\mathcal{I}}^T \mathcal{M} \Xi_{\mathcal{I}})^{-1} \Xi_{\mathcal{I}}^T \mathcal{M}) \mathbf{x}(k)$$

- Le \mathcal{I} ème ensemble des variables est reconstructible si $\mathcal{M}^{\frac{1}{2}} \Xi_{\mathcal{I}}$ est de rang plein.

Isolation et isolabilité de défauts par reconstruction

Identification de défauts

$$\hat{\mathcal{I}}_\gamma = \arg \left\{ \gamma_{\mathcal{I}}(k) \leq \Gamma_{\mathcal{I}}^2 \right\}$$

- $\Gamma_{\mathcal{I}}^2$: seuil de contrôle de $\gamma_{\mathcal{I}}$;
- \mathcal{J} : ensemble des combinaisons des directions de reconstructions possibles.

Isolabilité de défauts

$\mathcal{F}_{\mathcal{J}}$ est garanti isolable ($\hat{\mathcal{I}}_\gamma = \mathcal{J}$) en utilisant l'indice γ si

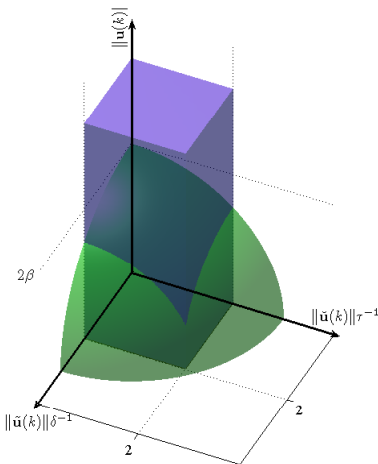
$$\|(\mathbf{I}_m - \Xi_{\mathcal{I}}^o \Xi_{\mathcal{I}}^{oT}) \mathcal{M}^{\frac{1}{2}} \Xi_{\mathcal{J}} \mathbf{f}(k)\| > 2\Gamma$$

avec $\mathcal{M}^{\frac{1}{2}} \Xi_{\mathcal{I}} = \Xi_{\mathcal{I}}^o \mathbf{D}_{\mathcal{I}} \mathbf{V}_{\mathcal{I}}^T$.

Analyse d'isolabilité de défauts

$\mathcal{F}_{\mathcal{J}}$ est garanti isolable par :

- l'indice *SPE* si $\|\tilde{\mathbf{u}}(k)\|^2 > 4\delta^2$
- l'indice *T2* si $\|\check{\mathbf{u}}(k)\|^2 > 4\tau^2$
- l'indice φ si $\|\bar{\mathbf{u}}(k)\|^2 > 4\beta^2$



$$\|\bar{\mathbf{u}}(k)\|^2 = (\delta^{-1}\|\tilde{\mathbf{u}}(k)\|)^2 + (\tau^{-1}\|\check{\mathbf{u}}(k)\|)^2 + \|\mathbf{u}(k)\|^2 > (2\beta)^2$$



Les différentes contributions

Méthode	Indice		
	SPE	$T2$	φ
CDC	[Miller <i>et al.</i> 1998]	[Wise <i>et al.</i> 2006]	[Alcala and Qin2011]
PDC	[Mnassri <i>et al.</i> 2008, Mnassri <i>et al.</i> 2009]	[Nomikos and MacGregor1995]	[Alcala and Qin2011]
DC	[Alcala and Qin2011]	[Qin <i>et al.</i> 2001]	[Cherry and Qin2006]
RBC	[Alcala and Qin2009]		
ABC	[Raich and Çinar1996] et [Yoon and MacGregor2001]		[Alcala and Qin2011]

Les contributions se calculent par rapport aux indices de détection.



Diagnostic de défauts en utilisant les contributions

- Contributions par décomposition complète : *CDC*

$$CDC_i^\gamma(k) = \mathbf{x}^T(k) \mathcal{M}^{\frac{1}{2}} \xi_i \xi_i^T \mathcal{M}^{\frac{1}{2}} \mathbf{x}(k)$$

- Contributions par décomposition partielle : *PDC*

$$PDC_i^\gamma(k) = \mathbf{x}^T(k) \mathcal{M} \xi_i \xi_i^T \mathbf{x}(k)$$

- Contributions diagonales : *DC*

$$DC_i^\gamma(k) = \mathbf{x}^T(k) \xi_i \xi_i^T \mathcal{M} \xi_i \xi_i^T \mathbf{x}(k)$$

- Contributions par reconstruction : *RBC*

$$RBC_i^\gamma(k) = \frac{\mathbf{x}^T(k) \mathcal{M} \xi_i \xi_i^T \mathcal{M} \mathbf{x}(k)}{\xi_i^T \mathcal{M} \xi_i}$$

Nos contributions pour le diagnostic de défauts multiples

RBC multidimensionnelle

$$RBC_{\mathcal{I}}^{\gamma}(k) = \mathbf{x}^T(k) \mathcal{M}^{\frac{1}{2}} \Xi_{\mathcal{I}}^o \Xi_{\mathcal{I}}^{oT} \mathcal{M}^{\frac{1}{2}} \mathbf{x}(k)$$

RBC ratio

$$RBCr_{\mathcal{I}}^{\gamma}(k) = \frac{\gamma(k)}{RBC_{\mathcal{I}}^{\gamma}(k) + \Gamma_{\mathcal{I}}^2}$$

- Identification de défauts par $RBCr$

$$\hat{\mathcal{I}}_{RBCr} = \arg \{ RBCr_{\mathcal{I}}^{\gamma}(k) \leq 1 \}$$

$\mathcal{I} \in \mathcal{J}$



Exemple numérique

- $\mathbf{x}(k) = \hat{\mathbf{x}}(k) + \mathbf{v}(k)$, où $\hat{\mathbf{x}}(k) = [\hat{x}_1(k), \dots, \hat{x}_8(k)]^T$ et $\mathbf{v}(k) \sim \mathcal{N}(\mathbf{0}_8, (0.7)^2 \mathbf{I}_8)$

$$\hat{x}_1(k) = 1 + u(k)^2 + \sin\left(\frac{k}{3}\right)$$

$$\hat{x}_2(k) = 2 \sin\left(\frac{k}{6}\right) \cos\left(\frac{k}{4}\right) \exp\left(-\frac{k}{N}\right)$$

$$\hat{x}_3(k) = \log(\hat{x}_2(k)^2)$$

$$\hat{x}_4(k) = \hat{x}_1(k) + \hat{x}_2(k)$$

$$\hat{x}_5(k) = \hat{x}_1(k) - \hat{x}_2(k)$$

$$\hat{x}_6(k) = 2\hat{x}_1(k) + \hat{x}_2(k)$$

$$\hat{x}_7(k) = \hat{x}_1(k) + \hat{x}_3(k)$$

$$\hat{x}_8(k) \sim \mathcal{N}(0, 1)$$

avec $u(k) \sim \mathcal{N}(0, (0.02)^2)$

- $N = 3000$ observations.
- Un défaut simple ($\mathcal{F}_{\{3\}}$) affectant x_3 dans l'intervalle $[1550, 1800]$;
- Un défaut multiple ($\mathcal{F}_{\{1,7\}}$) affectant simultanément x_1 et x_7 dans l'intervalle $[2000, 2400]$;
- Un défaut multiple ($\mathcal{F}_{\{6,8\}}$) affectant simultanément x_6 et x_8 dans l'intervalle $[2600, 2900]$.



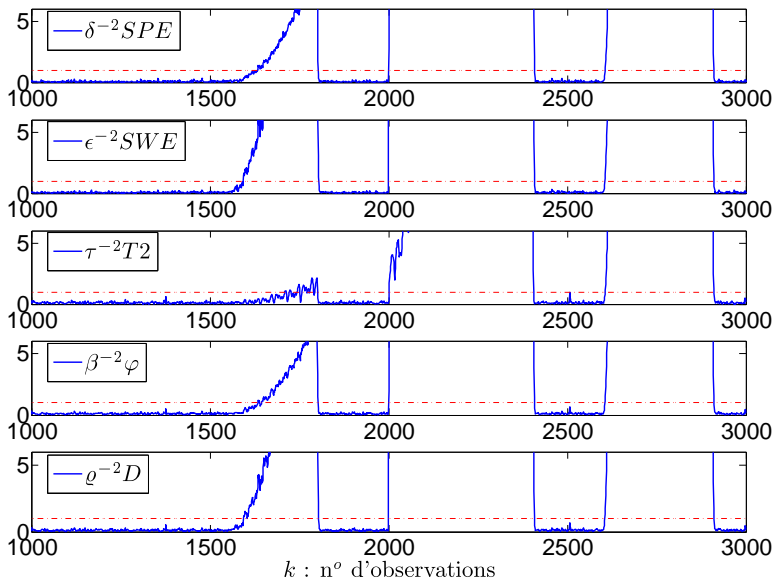


FIGURE: Résultats de la détection

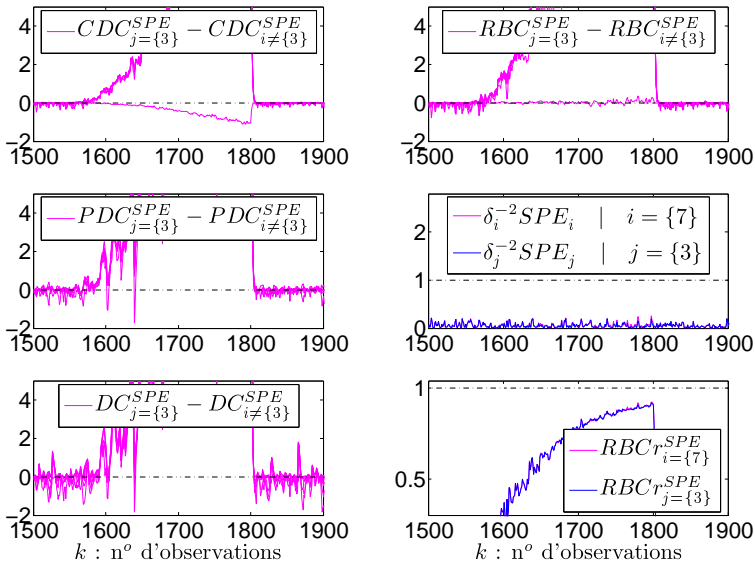


FIGURE: Diagnostic du défaut $\mathcal{F}_{\{3\}}$ par différentes méthodes basées sur l'indice SPE

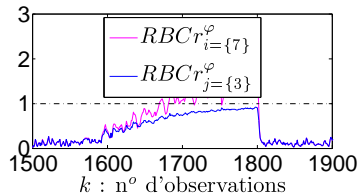
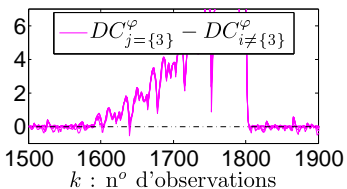
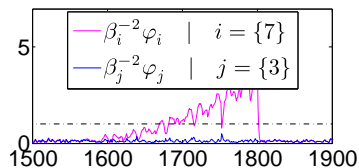
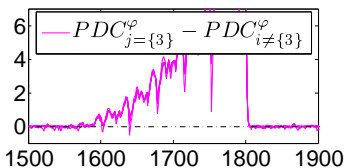
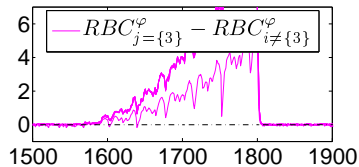
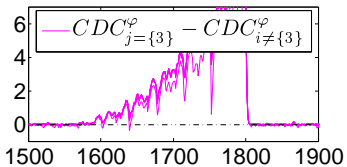


FIGURE: Diagnostic du défaut $\mathcal{F}_{\{3\}}$ par différentes méthodes basées sur l'indice φ

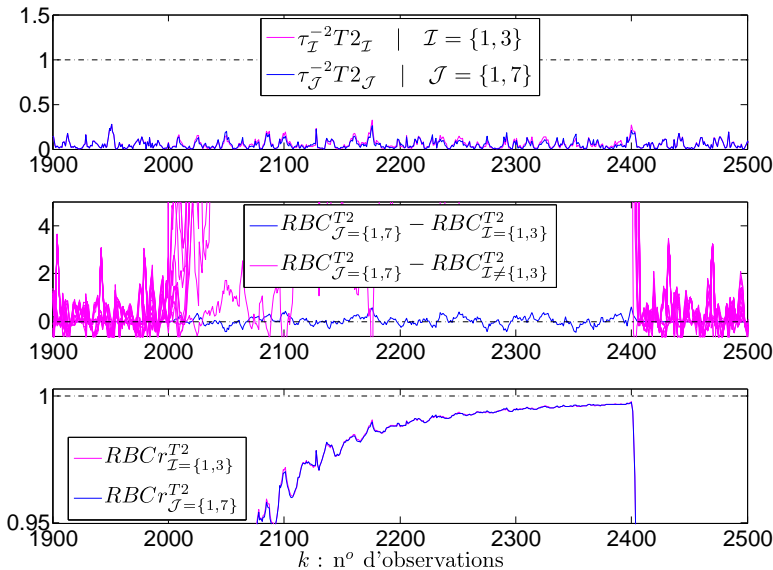


FIGURE: Diagnostic du défaut $\mathcal{F}_{\{1,7\}}$ par différentes méthodes basées sur l'indice $T2$

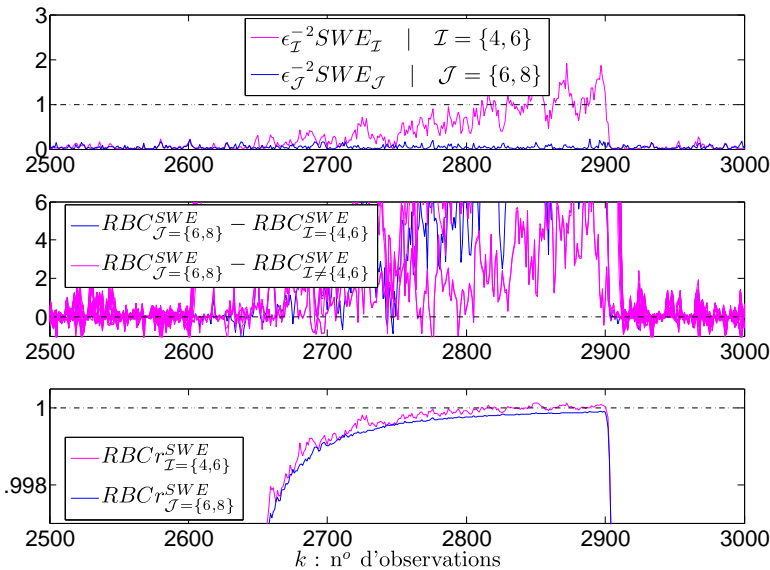


FIGURE: Diagnostic du défaut $\mathcal{F}_{\{6,8\}}$ par différentes méthodes basées sur l'indice SWE

Résultats du diagnostic en utilisant la reconstruction et la $RBCr$

Défaut	Indice				
	SPE	SWE	$T2$	φ	D
$\mathcal{F}_{\{1,7\}}$	$\{1,7\}$ et $\{1,3\}$		$\{1,7\}, \{1,3\}$ et $\{3,7\}$	$\{1,7\}$	$\{1,7\}$
$\mathcal{F}_{\{6,8\}}$	$\{1,6\}, \{2,6\}, \{3,6\}, \{4,6\}, \{5,6\}, \{6,7\}$ et $\{6,8\}$		$\{6,8\}$	$\{6,8\}$	$\{6,8\}$

TABLE: Ensembles des variables identifiés responsables des défauts multiples par la reconstruction et la $RBCr$ en utilisant les différents indices de détection



Résultats du diagnostic en utilisant la RBC

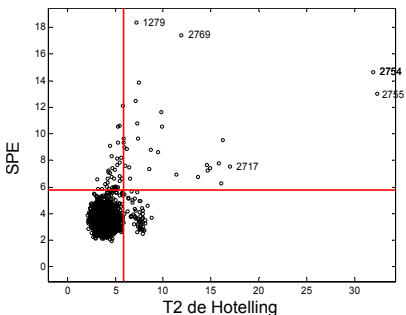
Défaut	Indice				
	<i>SPE</i>	<i>SWE</i>	<i>T2</i>	φ	<i>D</i>
$\mathcal{F}_{\{1,7\}}$	{1,7} et {1,3}		{1,7} et {1,3}	{1,7}	{1,7}
$\mathcal{F}_{\{6,8\}}$	{6,8} dans [2820,2900]		{6,8}	{6,8}	{6,8}

TABLE: Ensembles des variables identifiés responsables des défauts multiples par la RBC en utilisant les différents indices de détection



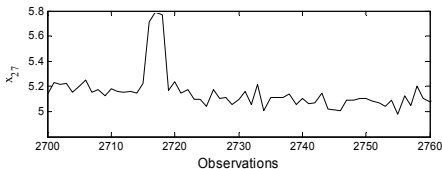
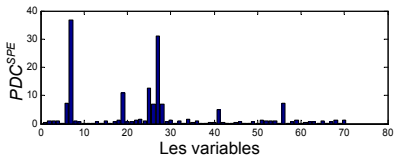
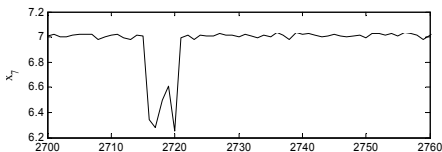
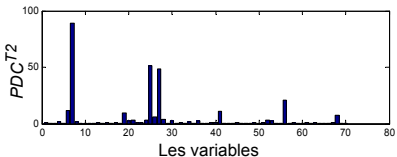
Résultats en utilisant des données réelles

- Une base de données fournie par ST Microelectronics ($m = 70$ variables et $N = 2760$ observations);
- Le modèle ACP est constitué de 18 CPs;
- SPE et $T2$ de Hotelling sont utilisés pour la détection de défauts.



Résultats en utilisant des données réelles

- Considération de PDC^{SPE} et PDC^{T2} pour le diagnostic du défauts lors de la 2717^{ème} observation ;



Plan

- 1 Introduction et motivation
- 2 Analyse en Composantes Principales
- 3 Problématique du choix de modèle optimal
- 4 Etude de l'existant et proposition de notre contribution pour :
 - Le choix du modèle optimal
 - Le diagnostic de défauts
- 5 Conclusion & perspectives



Conclusion & perspectives

Conclusion

- Démonstrations théoriques montrant la limitation dans l'utilisation de deux critères ;
- Trois nouveaux critères de variance non reconstruite basés sur le classique indice combiné, un nouvel indice combiné et un changement de représentation des données ;
- Les contributions et l'approche de reconstruction sont utilisées pour l'isolation de défauts ;
- Analyse de l'isolabilité de défauts par reconstruction de l'indice combiné, *SPE* et *T2* ;
- Une nouvelle contribution à l'indice *SPE* est proposée pour le diagnostic des défauts simples ;
- Deux nouvelles méthodes sont proposées pour le diagnostic des défauts multiples.

Conclusion & perspectives

Perspectives

- Validation sur des données expérimentales (ST Microelectronics) ;
- Extension :
 - ACP dynamique ;
 - ACP robuste ;
 - ACP à noyaux.



Merci pour votre attention





C. F. Alcalá and S. J. Qin.

Reconstruction-based contribution for process monitoring.

Automatica, 45(7) :1593–1600, 2009.



C. F. Alcalá and S. J. Qin.

Analysis and generalization of fault diagnosis methods for process monitoring.

Journal of Process Control, 21(3) :322–330, 2011.



G. A. Cherry and S. J. Qin.

Multiblock principal component analysis based on a combined index for semiconductor fault detection and diagnosis.

IEEE Transactions on Semiconductor Manufacturing, 19(2) :159–172, 2006.



P. Miller, R. E. Swanson, and C. E. Heckler.

Contribution plots : A missing link in multivariate quality control.

Applied Mathematics and Computer Science, 8(4) :775–792, 1998.



B. Mnassri, E.-M. El Adel, and M. Ouladsine.

Fault Localization Using Principal Component Analysis Based on a New Contribution to the Squared Prediction Error.

In *16th Mediterranean Conference on Control and Automation*, pages 65–70, Ajaccio, France, 2008. IEEE.



B. Mnassri, E.-M. El Adel, B. Ananou, and M. Ouladsine.

Fault Detection and Diagnosis Based on PCA and a New Contribution Plots.

In *7th IFAC Symposium on Fault Detection, Supervision and Safety of Technical Processes*, pages 834–839, Barcelona, Spain, 2009.



P. Nomikos and J. F. MacGregor.

Multivariate SPC Charts for Monitoring Batch Processes.

Technometrics, 37(1) :41–59, 1995.



S. J. Qin, S. Valle, and M. J. Piovoso.

On unifying multiblock analysis with application to decentralized process monitoring.

Journal of Chemometrics, 15(9) :715–742, 2001.



A. Raich and A. Çinar.

Statistical Process Monitoring and Disturbance Diagnosis in Multivariable Continuous Processes.



AICHE Journal, 42(4) :995–1009, 1996.



B. M. Wise, N. B. Gallagher, R. Bro, J. M. Shaver, W. Windig, and R. S. Koch.

PLS Toolbox User Manual.

Eigenvector Research, Inc., Wenatchee, USA, 2006.



S. Yoon and J. F. MacGregor.

Fault diagnosis with multivariate statistical models part I : using steady state fault signatures.

Journal of Process Control, 11(4) :387–400, 2001.

