Moindres Carrés Partiales dans la commande appropriée d'identification pour les bâtiments

CentraleSupélec

Yue Qiao
Rafael Accácio NOGUEIRA
Jonathan FERREIRA PASSONI

18 janvier 2018

Moindres Carrés Partiales dans la commande appropriée d'identification pour les bâtiments
CentraleSupélec
Yue Qiao
Rafael Accácio NOGUEIRA
Jonathan FERREIRA PASSONI
18 janvier 2018

Souvenez Vous : 15 minutes pour chacun ! ! !

Sommaire

2018-01-18

Moindres Carrés Partiales dans la

Sommaire

1 Introduction
2 Le Modèle de Commande Prédictive pour les bâtiments
3 Minimisation d'erreur de prediction
4 Études de Cas
5 Conclusion

Sommaire

2018-01-18

Moindres Carrés Partiales dans la commande appropriée

Sommaire

1 Introduction
- Contexte
- Méthodes
- Modélisation et identification

Introduction——Contexte

- Les bâtiments représentent environ 40% de la consommation d'énergie
- Il y a un très grand potentiel de réduction d'énergie (28%)
- Deux solutions :
  - changer le comportement de l'utilisateur
  - **techniques d'optimisation appliquées aux systèmes d'automatisation du bâtiment (BAS)**

Moindres Carrés Partiales dans la commande appropriée

Introduction——Contexte

- Les bâtiments représentent environ 40% de la consommation d'énergie
- Il y a un très grand potentiel de réduction d'énergie (28%)
- Deux solutions :
  - changer le comportement de l'utilisateur
  - **techniques d'optimisation appliquées aux systèmes d'automatisation du bâtiment (BAS)**

Introduction——Méthodes

- Régulateurs de la courbe de chauffage :
  - dans le plus haut niveau d'une hiérarchie de contrôle
  - régulateurs basés sur des règles (RBC, si-alors-autre)
  - un grand nombre de valeurs de seuil et de paramètres (Inefficace !)

Introduction——Méthodes

- Régulateurs de la courbe de chauffage :
  - dans le plus haut niveau d'une hiérarchie de contrôle
  - régulateurs basés sur des règles (RBC, si-alors-autre)
  - un grand nombre de valeurs de seuil et de paramètres (Inefficace !)

Introduction——Méthodes

- Commande predictive (MPC) :
  - gère les problèmes de commande optimal contraints en temps réel
  - un problème d'optimisation contraint sur un horizon fini est résolu pour l'état actuel
  - anticipe le futur comportement du procédé – bon modèle est essentiel

2018-01-18

Moindres Carrés Partiales dans la commande appropriée

Introduction——Méthodes

- Commande predictive (MPC) :
  - gère les problèmes de commande optimal contraints en temps réel
  - un problème d'optimisation contraint sur un horizon fini est résolu pour l'état actuel
  - anticipe le futur comportement du procédé – bon modèle est essentiel

Modélisation et identification

- Famille de méthodes Subspace
- Modélisation probabiliste semi-physique (PSPM) :
  - Équations différentielles stochastiques + Estimation de vraisemblance maximale
- Modélisation de la boîte grise à l'aide d'une réseau résistif-capacitif
  - système défini + les paramètres estimés

Modélisation et identification

- Famille de méthodes Subspace
- Modélisation probabiliste semi-physique (PSPM) :
  - Équations différentielles stochastiques + Estimation de vraisemblance maximale
- Modélisation de la boîte grise à l'aide d'une réseau résistif-capacitif
  - système défini + les paramètres estimés

Modélisation et identification

- Identification appropriée MPC (MRI)
  - minimisant les erreurs de prédiction multi-étapes
- MRI+PLS (Moindres carrés partiels)
  - combinaison de MRI et la sélection des directions les plus importantes dans les données mesurées

2018-01-18

Moindres Carrés Partiales dans la commande approprié

Modélisation et identification

- Identification appropriée MPC (MRI)
  - minimisant les erreurs de prédiction multi-étapes
- MRI+PLS (Moindres carrés partiels)
  - combinaison de MRI et la sélection des directions les plus importantes dans les données mesurées

Sommaire

Sommaire

2 Le Modèle de Commande Prédictive pour les bâtiments
- Stratégie du modèle
- Formulation mathématique

Modèle de Commande Prédictive pour les bâtiments

Commande dans deux niveaux : bas et haut

Stratégie du modèle

L'Horizon rentrant (Receding horizon) : mise en place d'une boucle fermée dans le système

2018-01-18

Moindres Carrés Partiales dans la commande appropriée

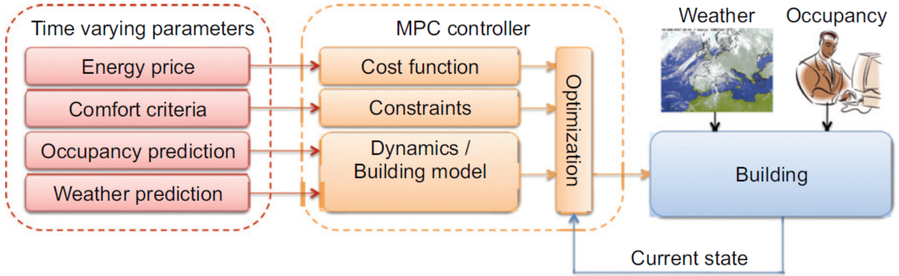
Modèle de Commande Prédictive pour les bâtiments

Commande dans deux niveaux : bas et haut

Stratégie du modèle

L'Horizon rentrant (Receding horizon) : mise en place d'une boucle fermée dans le système

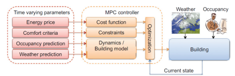
Modèle de Commande Prédictive pour les bâtiments



2018-01-18

Moindres Carrés Partiales dans la commande appropriée

Modèle de Commande Prédictive pour les bâtiments



Formulation mathématique

$$\min_{u_0,\ldots,u_{P-1}} \sum_{k=0}^{P-1} (y_k^r - y_k)^T Q_k (y_k^r - y_k) + R_k u_k$$

Le but de cette formulation est de réduire le coût de l'énergie en respectant les conditions de confort.

2018-01-18

Moindres Carrés Partiales dans la commande appropriée

Modèle de Commande Prédictive pour les bâtiments
Formulation mathématique
$$\min_{u_0,\ldots,u_{P-1}} \sum_{k=0}^{P-1} (y_k^r - y_k)^T Q_k (y_k^r - y_k) + R_k u_k$$
Le but de cette formulation est de réduire le coût de l'énergie en respectant les conditions de confort.

Modèle de Commande Prédictive pour les bâtiments

Formulation mathématique

Système Stochastique Linéaire Invariable dans le temps

$$
\begin{aligned}
x_0 &= x \\
x_{k+1} &= Ax_k + Bu_k + w_k \\
y_k &= Cx_k + Du_k + v_k
\end{aligned}
$$

2018-01-18

Moindres Carrés Partiales dans la commande appropriée

Modèle de Commande Prédictive pour les bâtiments
Formulation mathématique
Système Stochastique Linéaire Invariable dans le temps
$x_0 = x$
$x_{k+1} = Ax_k + Bu_k + w_k$
$y_k = Cx_k + Du_k + v_k$

Sommaire

Sommaire

3 Minimisation d'erreur de prediction
- Identification relevant pour commande prédictive
- Formulation du problème
- Estimation des modèles ARX
- Estimation des modèles d'espace d'état
- PLS
- Combinaison du MRI et du PLS

Commande prédictive appropriée d'identification

- But Principal :

2018-01-18

Moindres Carrés Partiales dans la commande appropriée

Commande prédictive appropriée d'identification

- But Principal :

Commande prédictive appropriée d'identification

- But Principal :
  Minimiser Erreur de prédiction

$$\hat{\theta} = \arg\min_{\theta} \sum_{k=1}^{N} \varepsilon_k^2(\theta)$$

$$\varepsilon_k = y_k - \hat{y}_k$$

2018-01-18

Moindres Carrés Partiales dans la commande appropriée

Commande prédictive appropriée d'identification

- But Principal :
  Minimiser Erreur de prédiction

$$\hat{\theta} = \arg\min_{\theta} \sum_{k=1}^{N} \varepsilon_k^2(\theta)$$

$$\varepsilon_k = y_k - \hat{y}_k$$

Commande prédictive appropriée d'identification

- But Principal :
  Minimiser Erreur de prédiction
  Utilisant la fonction coût

$$J_{MPC} = \frac{1}{(N-P)P}\sum_{k=1}^{N-P}\sum_{i=1}^{P}(y^r_{k+i} - y_{k+i})^2$$

Commande prédictive appropriée d'identification

- But Principal :
  Minimiser Erreur de prédiction
  Utilisant la fonction coût

$$J_{MPC} = \frac{1}{(N-P)P}\sum_{k=1}^{N-P}\sum_{i=1}^{P}(y^r_{k+i} - y_{k+i})^2$$

N is the number of samples and P is the prediction horizon. For buildings, P is typically chosen so that it corresponds to 6–48 h, while N is significantly larger

Formulation du problème

$$
\begin{aligned}
J_{MPC} = & \frac{1}{(N-P)P} \sum_{k=1}^{N-P} \sum_{i=1}^{P} \left(y^r_{k+i} - \hat{y}_{k+i|k} \right)^2 \\
& + \frac{1}{(N-P)P} \sum_{k=1}^{N-P} \sum_{i=1}^{P} \left(y_{k+i} - \hat{y}_{k+i|k} \right)^2 \\
& - \frac{2}{(N-P)P} \sum_{k=1}^{N-P} \sum_{i=1}^{P} \left(y^r_{k+i} - \hat{y}_{k+i|k} \right) \left(y^r_{k+i} - \hat{y}_{k+i|k} \right)
\end{aligned}
$$

Formulation du problème

Formulation du problème

$$J_{MPC} = \text{ Erreur de commande}$$
$$+ \text{ Erreur d'identification } (J_{MRI})$$
$$- \text{ Correlation croisée entre erreurs de commande et identification}$$

Formulation du problème

$J_{MPC} =$ Erreur de commande
$+$ Erreur d'identification (J_{MRI})
$-$ Correlation croisée entre erreurs de commande et identification

The MPC itself minimizes only the first term. However, from the global perspective, to achieve the optimal solution, it is necessary minimize the remaining terms as well.

Formulation du problème

$$J_{MRI} = \frac{1}{(N-P)P} \sum_{k=1}^{N-P} \sum_{i=1}^{P} \|e_{k+i|k}\|^2 = \|E_a\|^2$$

2018-01-18

Moindres Carrés Partiales dans la commande appropriée

Formulation du problème

$$J_{MRI} = \frac{1}{(N-P)P} \sum_{k=1}^{N-P} \sum_{i=1}^{P} \|e_{k+i|k}\|^2 = \|E_a\|^2$$

$$J_{MRI}\left(\Theta\right) = \|E_a\|^2 = \|Y_a - Z_a(\Theta)\Theta\|^2$$

$$E_a = \begin{bmatrix} E_{a_1} \\ \vdots \\ E_{a_P} \end{bmatrix} E_{a_i} = \begin{bmatrix} e_{1+i|1} \\ \vdots \\ e_{N|N-i} \end{bmatrix} \text{i=1,...,P}$$

Moindres Carrés Partiales dans la commande appropriée

$$J_{MRI}\left(\Theta\right) = \|E_a\|^2 = \|Y_a - Z_a(\Theta)\Theta\|^2$$

$$E_a = \begin{bmatrix} E_{a_1} \\ \vdots \\ E_{a_P} \end{bmatrix} E_{a_i} = \begin{bmatrix} e_{1+i|1} \\ \vdots \\ e_{N|N-i} \end{bmatrix} \text{i=1,...,P}$$

Estimation des modèles ARX

$$\hat{y}_{k+1|k} = Z_{k+1}\hat{\Theta},\ \text{i=1,2,...,P}$$

$$\hat{\Theta} = \left[\hat{b}_{n_k}, \ldots, \hat{b}_{n_b}, \hat{a}_1, \ldots, \hat{a}_{n_a}\right]^T$$

$$Z_{k+i} = [u_{k+i-n_k}, \ldots, u_{k+i-n_b}, y_{k+i-1}, \ldots, y_{k+i-n_a}]$$

Estimation des modèles ARX

$$\hat{y}_{k+1|k} = Z_{k+1}\hat{\Theta},\ \text{i=1,2,...,P}$$

$$\hat{\Theta} = \left[\hat{b}_{n_k}, \ldots, \hat{b}_{n_b}, \hat{a}_1, \ldots, \hat{a}_{n_a}\right]^T$$

$$Z_{k+i} = [u_{k+i-n_k}, \ldots, u_{k+i-n_b}, y_{k+i-1}, \ldots, y_{k+i-n_a}]$$

Dans le cas ARX la prediction multi-pas devient

Estimation des modèles d'espace d'état

Avantage : plus pratique pour les systèmes MIMO.

1. Si tous les états sont mesurables et $n_a = n_b = 1$

$$\Theta = \begin{bmatrix} B^T \\ A^T \end{bmatrix}$$

C est une matrice unitaire

2018-01-18

Moindres Carrés Partiales dans la commande appropriée

Estimation des modèles d'espace d'état

Avantage : plus pratique pour les systèmes MIMO.

1. Si tous les états sont mesurables et $n_a = n_b = 1$

$$\Theta = \begin{bmatrix} B^T \\ A^T \end{bmatrix}$$

C est une matrice unitaire

Estimation des modèles d'espace d'état

2. Si tous les états ne sont pas mesurables et $n_b > 1$ pour l'entrée j
   Les sorties artificielles (Aaux et Baux) sont introduites
   $\rightarrow$ Tous les états sont rendus 'mesurables'
   Hypothèses : La sortie qui dépend de l'entrée retardée est la première.

$$\begin{bmatrix} X_{n_0+1,k+1} \\ . \\ . \\ X_{n_0+n_b-1,k+1} \end{bmatrix} = A_{aux} \begin{bmatrix} X_{n_0+1,k} \\ . \\ . \\ X_{n_0+n_b-1,k} \end{bmatrix} + B_{aux} u$$

2018-01-18

Moindres Carrés Partiales dans la commande appropriée

Estimation des modèles d'espace d'état
2. Si tous les états ne sont pas mesurables et $n_b > 1$ pour l'entrée j
Les sorties artificielles (Aaux et Baux) sont introduites
$\rightarrow$ Tous les états sont rendus 'mesurables'
Hypothèses : La sortie qui dépend de l'entrée retardée est la première.

Estimation des modèles d'espace d'état

$$\text{où : } A_{aux} = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & \vdots \\ \vdots & & \ddots & & \vdots \\ 0 & \cdots & & \cdots & 0 \end{bmatrix}, B_{aux} = \begin{bmatrix} 0_{j-1} & \begin{bmatrix} 0 \\ \vdots \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix} & 0_{n_i-j} \end{bmatrix}$$

$$\text{alors, } \overline{A} = \begin{bmatrix} A & \begin{bmatrix} b_{n_b,j} & b_{n_b-1,j} & \cdots & b_{2,j} \\ 0 & 0 & \cdots & \\ \vdots & & \ddots & \vdots \\ 0 & \cdots & & 0 \end{bmatrix} \\ 0 & A_{aux} \end{bmatrix}, \overline{B} = \begin{bmatrix} B \\ B_{aux} \end{bmatrix}$$

Estimation des modèles d'espace d'état

Moindres carrés partiels (PLS)

- Une colinéarité conduit à des problèmes numériques dans une régression
- Méthodes à variable latent (LVMs) :
  - régression linéaire multivariée (MLR) $\beta = 0$
  - analyse en composantes principales (PCA) $\beta = 1$
  - moindres carrés partiels (PLS) $\beta = 0.5$:
    - un grand nombre de variables prédictives
    - les prédicteurs sont fortement colinéaire ou même colinéaire

Moindres Carrés Partiales dans la

Moindres carrés partiels (PLS)

- Une colinéarité conduit à des problèmes numériques dans une régression
- Méthodes à variable latent (LVMs) :
  - régression linéaire multivariée (MLR) $\beta = 0$
  - analyse en composantes principales (PCA) $\beta = 1$
  - moindres carrés partiels (PLS) $\beta = 0.5$:
    - un grand nombre de variables prédictives
    - les prédicteurs sont fortement colinéaire ou même colinéaire

Moindres carrés partiels (PLS)

sorties localisées

régresseur

$$\begin{aligned} Y &= U Q^T + F \\ Z &= T P^T + E \end{aligned}$$

Dans l'espace variable d'origine
Influencer fortement le raccord entre Y et Z

Les scores
Dans l'espace variable latent

les chargements
Orthogonal
Pas influencer le raccord

résiduels

Moindres Carrés Partiales dans la

Moindres carrés partiels (PLS)
sorties localisées
régresseur
Y = U Q^T + F
Z = T P^T + E
résiduels
Dans l'espace variable d'origine
Influencer fortement le raccord entre Y et Z
les chargements
Orthogonal
Pas influencer le raccord
Les scores
Dans l'espace variable latent

Moindres carrés partiels (PLS)–Calcul

- Nombre de colonnes de U et T = Nombre de composantes principales (minimisant l'erreur quadratique moyenne de prédiction)
-

$$\begin{cases} \widehat{Y} = Z\widehat{\Theta} \\ \widehat{U} = T\widehat{B} \\ ZW = TP^TW \end{cases}$$

$$\widehat{Y} = Z\widehat{\Theta} = \widehat{U}Q^T = T\widehat{B}Q^T$$

$$\widehat{\Theta} = W(P^TW)^{-1}\widehat{B}Q^T$$

Moindres carrés partiels (PLS)–Calcul

- Nombre de colonnes de U et T = Nombre de composantes principales (minimisant l'erreur quadratique moyenne de prédiction)
-

$$\begin{cases} \widehat{Y} = Z\widehat{\Theta} \\ \widehat{U} = T\widehat{B} \\ ZW = TP^TW \end{cases}$$

$$\widehat{Y} = Z\widehat{\Theta} = \widehat{U}Q^T = T\widehat{B}Q^T$$

$$\widehat{\Theta} = W(P^TW)^{-1}\widehat{B}Q^T$$

Combinaison du MRI et du PLS

- MRI : modèle MPC ;
- PLS : corrige le problème de la colinéarité.

Solution proposé : Utiliser l'expansion de Taylor afin de réduire la complexité.

$$\hat{J}_{MRI}(\Theta_k + p_k) = J_{MRI}(\Theta_k) + p_k \frac{\partial J_{MRI}(\Theta_k)}{\partial \Theta_k} + \frac{1}{2} p_k^T \frac{\partial J_{MRI}(\Theta_k)}{\partial \Theta_k^2} p_k$$

$$\Theta_{k+1} = \Theta_k + \alpha_k p_k$$

Combinaison du MRI et du PLS

- MRI : modèle MPC ;
- PLS : corrige le problème de la colinéarité.

Solution proposé : Utiliser l'expansion de Taylor afin de réduire la complexité.

$$\hat{J}_{MRI}(\Theta_k + p_k) = J_{MRI}(\Theta_k) + p_k \frac{\partial J_{MRI}(\Theta_k)}{\partial \Theta_k} + \frac{1}{2} p_k^T \frac{\partial J_{MRI}(\Theta_k)}{\partial \Theta_k^2} p_k$$

$$\Theta_{k+1} = \Theta_k + \alpha_k p_k$$

Combinaison du MRI et du PLS

$$\hat{J}_{MRI}(\Theta_k + p_k) = ||Y_a - Z_a(\Theta)(\Theta_k + p_k)||^2$$
$$= tr((Y_a - Z_a(\Theta)(\Theta_k + p_k))^T(Y_a - Z_a(\Theta)(\Theta_k + p_k)))$$

La direction optimale :

$$\frac{\partial \hat{J}_{MRI}(\Theta_k + p_k)}{\partial(\Theta_k + p_k)} = 0$$
$$p_k = (Z^T(\Theta_k)Z(\Theta_k))^{-1}Z^T(\Theta_k)Y_a - \Theta_k$$
$$\alpha_k = \arg\min \hat{J}_{MRI}(\Theta_k + \alpha p_k)$$

Combinaison du MRI et du PLS

$$\hat{J}_{MRI}(\Theta_k + p_k) = ||Y_a - Z_a(\Theta)(\Theta_k + p_k)||^2$$
$$= tr((Y_a - Z_a(\Theta)(\Theta_k + p_k))^T(Y_a - Z_a(\Theta)(\Theta_k + p_k)))$$

La direction optimale :

$$\frac{\partial \hat{J}_{MRI}(\Theta_k + p_k)}{\partial(\Theta_k + p_k)} = 0$$
$$p_k = (Z^T(\Theta_k)Z(\Theta_k))^{-1}Z^T(\Theta_k)Y_a - \Theta_k$$
$$\alpha_k = \arg\min \hat{J}_{MRI}(\Theta_k + \alpha p_k)$$

Sommaire

4 Études de Cas
- TRNSYS
- Université de Prague

2018-01-18

Moindres Carrés Partiales dans la commande appropriée

Sommaire

4 Études de Cas
- TRNSYS
- Université de Prague

Études de Cas

Évaluation de la performance

L'Erreur Moyenne quadratique normalisé :

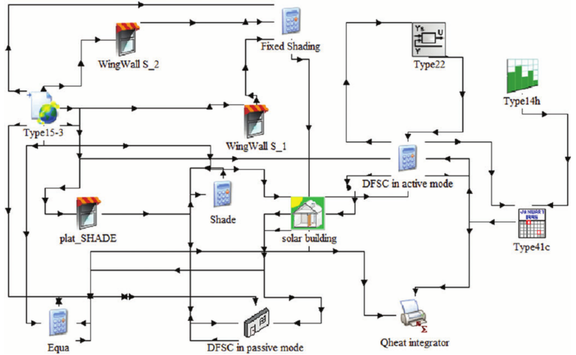
$$NRMSE_{fit} = \left(1 - \frac{1}{N}\sum_{k=1}^{N}\frac{||y_k - \hat{y}_k||_2}{||y_k - E(y_k)||_2}\right)100\%$$

Études de Cas
Évaluation de la performance
L'Erreur Moyenne quadratique normalisé :
$$NRMSE_{fit} = \left(1 - \frac{1}{N}\sum_{k=1}^{N}\frac{||y_k - \hat{y}_k||_2}{||y_k - E(y_k)||_2}\right)100\%$$

TRNSYS

- Simulateur d'un bâtiment réel
- Logiciel utilisé pour la vérification du modèle LTI

Pas du temps :$T_s = 15min$



2018-01-18

Moindres Carrés Partiales dans la commande appropriée

TRNSYS

- Simulateur d'un bâtiment réel
- Logiciel utilisé pour la vérification du modèle LTI

Pas du temps :$T_s = 15min$

TRNSYS - Description du bâtiment

- Circuits de chauffage indépendants
- La température de l'eau de distribution est la seule variable commandée dans la boucle de chauffage

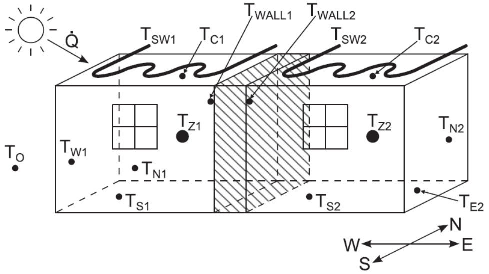
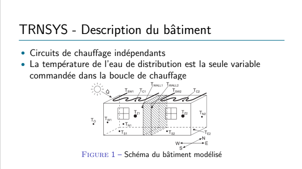


FIGURE 1 – Schéma du bâtiment modélisé

2018-01-18

Moindres Carrés Partiales dans la commande appropriée



TRNSYS - Description des variables

Entrées :

- Les Températures de l'eau de distribution dans les deux zones ;
- La température ambiente ;
- Radiation solaire total dans le plafond et dans chaque côté du paroi (5 variables).

TRNSYS - Description des variables

Entrées :

- Les Températures de l'eau de distribution dans les deux zones ;
- La température ambiente ;
- Radiation solaire total dans le plafond et dans chaque côté du paroi (5 variables).

TRNSYS - Description des variables

États :

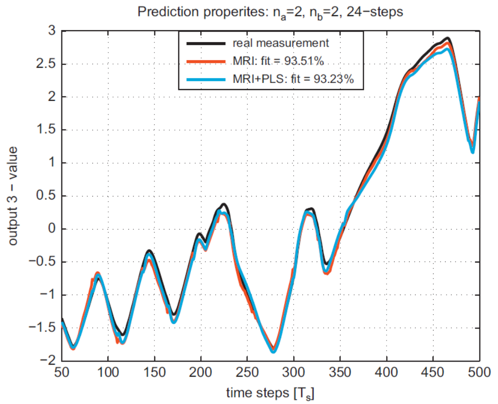
- Les Températures internes du plafond dans les deux zones ;
- Les Températures internes dans chaque côté de chaque zone (8 variables).

TRNSYS - Description des variables

États :

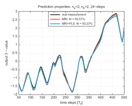
- Les Températures internes du plafond dans les deux zones ;
- Les Températures internes dans chaque côté de chaque zone (8 variables).

TRNSYS - Résultats



Moindres Carrés Partiales dans la commande appropriée

TRNSYS - Résultats



TRNSYS - Résultats

- Dans la présence de la colinéarité, MRI + PLS est supérieur à MRI seule ;
- L'augmentation de l'horizon prévisionnel rend la prévision pire ;
- Choix du chiffre de composants principaux : 30 (optimal)

TRNSYS - Résultats

- Dans la présence de la colinéarité, MRI + PLS est supérieur à MRI seule ;
- L'augmentation de l'horizon prévisionnel rend la prévision pire ;
- Choix du chiffre de composants principaux : 30 (optimal)

TRNSYS - Résultats

TRNSYS - Résultats

MRI: 12-state model, the model quality is evaluated using $MRSE_{fit}$ from Eq. (30), n_a=2, n_b=2.

$Model_{pred}$	P=1	P=24	P=48
MRI_1	99.83	92.59	87.72
MRI_{24}	99.73	93.74	88.41
MRI_{48}	99.70	93.25	88.94

MRI+PLS: 12-state model, the model quality is evaluated using $MRSE_{fit}$ from Eq. (30), n_a=2, n_b=2.

$Model_{pred}$	npc=20			npc=30		
	P=1	P=24	P=48	P=1	P=24	P=48
$MRI+PLS_1$	97.08	78.95	70.8	99.76	94.17	89.55
$MRI+PLS_{24}$	97.02	79.48	70.88	99.78	94.05	89.77
$MRI+PLS_{48}$	96.96	78.04	68.28	99.78	94.56	90.94

Bâtiment de l'Université Technique de Prague

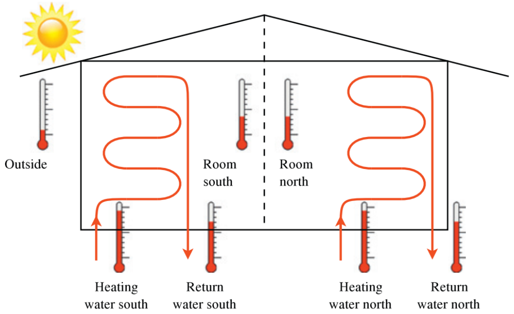


FIGURE 2 – Bâtiment utilisé et le modèle simplifié

2018-01-18

Moindres Carrés Partiales dans la commande appropriée

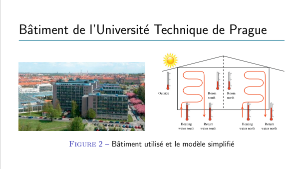


FIGURE 2 – Bâtiment utilisé et le modèle simplifié

Bâtiment de l'Université Technique de Prague

- Vapeur d'eau (plafond)
- Radiation Solaire

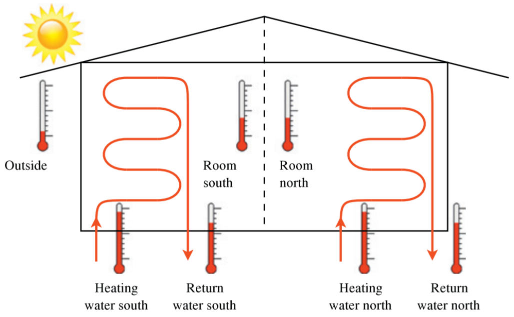


FIGURE 2 – Le modèle simplifié

2018-01-18

Moindres Carrés Partiales dans la commande appropriée

Bâtiment de l'Université Technique de Prague

- Vapeur d'eau (plafond)
- Radiation Solaire

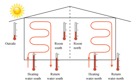


FIGURE 2 – Le modèle simplifié

Bâtiment de l'Université Technique de Prague

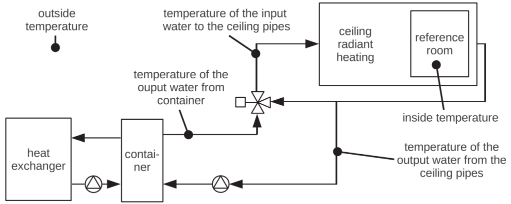


FIGURE 3 – Schéma simplifié du système de chauffage.

2018-01-18

Moindres Carrés Partiales dans la commande appropriée

Bâtiment de l'Université Technique de Prague

FIGURE 3 – Schéma simplifié du système de chauffage.

Variables - $T_s = 30$ min

- Prédiction de température des salles (Nord et Sud)
- Température d'eau chaude (Nord et Sud)
- Température d'eau froide (Nord et Sud)
- Température de la salle (Nord et Sud)
- Radiation Solaire

Variables - $T_s = 30$ min

- Prédiction de température des salles (Nord et Sud)
- Température d'eau chaude (Nord et Sud)
- Température d'eau froide (Nord et Sud)
- Température de la salle (Nord et Sud)
- Radiation Solaire

Variables - $T_s = 30$ min

Entrées

- Température dehors
- Radiation Solaire
- Température d'eau chaude (Nord et Sud)

2018-01-18

Moindres Carrés Partiales dans la commande appropriée

Variables - $T_s = 30$ min

Entrées

- Température dehors
- Radiation Solaire
- Température d'eau chaude (Nord et Sud)

Variables - $T_s = 30$ min

Sorties

- Température d'eau froide (Nord et Sud)
- Température de la salle (Nord et Sud)

Variables - $T_s = 30$ min

Sorties

- Température d'eau froide (Nord et Sud)
- Température de la salle (Nord et Sud)

Résultats

MRI: CTU building, results are computed by Eq. (30).

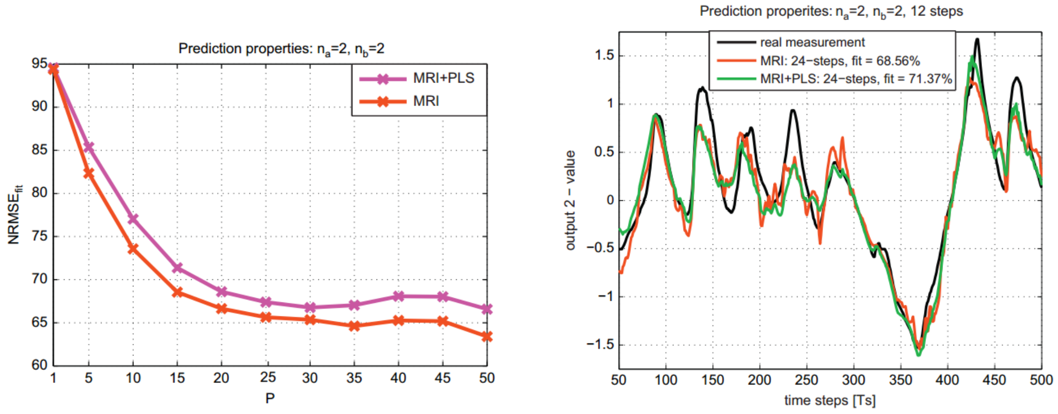
$model_{pred}$	n_a=1, n_b=1			n_a=2, n_b=2		
	P=1	P=12	P=24	P=1	P=12	P=24
MRI_1	95.85	60.22	53.46	97.64	70.31	62.62
MRI_{12}	95.31	60.64	57.82	94.38	68.12	64.63
MRI_{24}	89.39	59.11	55.17	92.00	68.56	65.17

MRI+PLS: CTU building, results are computed by Eq. (30).

$Model_{pred}$	n_a=1, n_b=1			n_a=2, n_b=2		
	P=1	P=12	P=24	P=1	P=12	P=24
$MRI+PLS_1$	95.51	60.55	52.87	94.83	71.96	67.72
$MRI+PLS_{12}$	94.79	59.29	58.15	94.78	71.61	67.9
$MRI+PLS_{24}$	88.01	61.28	55.71	94.57	71.37	68.02

Résultats

Résultats



2018-01-18

Moindres Carrés Partiales dans la commande appropriée

Résultats

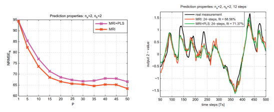


Figure 4 –

Sommaire

2018-01-18

Sommaire

5 Conclusion

Conclusion

- L'optimisation d'un modèle à l'horizon qui correspond à l'horizon de contrôle est meilleur que l'optimisation standard en une étape

Moindres Carrés Partiales dans la commande appropriée

Conclusion

- L'optimisation d'un modèle à l'horizon qui correspond à l'horizon de contrôle est meilleur que l'optimisation standard en une étape

The multiframe model is introduced is to be more amenable to specifying tasks whose execution times of successive instances of specified by a finite array of numbers rather than a single number which is the worst execution time of the Liu and Layand model.

Conclusion

- L'optimisation d'un modèle à l'horizon qui correspond à l'horizon de contrôle est meilleur que l'optimisation standard en une étape
- Nouvel algorithme de modélisation de bâtiment : MRI + PLS

Conclusion

- L'optimisation d'un modèle à l'horizon qui correspond à l'horizon de contrôle est meilleur que l'optimisation standard en une étape
- Nouvel algorithme de modélisation de bâtiment : MRI + PLS

Under the assumption of preemptive fixed priority scheduler, under the assumption that the execution time array of the each task satisfied the the AM(Accumulated Monotonic) property, the significant improvement in the utilization bound of multiframe model over that of the L&L model.

Conclusion

- L'optimisation d'un modèle à l'horizon qui correspond à l'horizon de contrôle est meilleur que l'optimisation standard en une étape
- Nouvel algorithme de modélisation de bâtiment : MRI + PLS
- MRI + PLS a surpassé l'IRM dans les cas où la colinéarité est présente, sinon les résultats sont similaires (deux examples)

Conclusion

- L'optimisation d'un modèle à l'horizon qui correspond à l'horizon de contrôle est meilleur que l'optimisation standard en une étape
- Nouvel algorithme de modélisation de bâtiment : MRI + PLS
- MRI + PLS a surpassé l'IRM dans les cas où la colinéarité est présente, sinon les résultats sont similaires (deux examples)

The multiframe model is useful in dynamic applications where the number of tasks vary and the figure for resource allocation is the number of tasks that the system can admit without causing the failures.

Merci

Merci