15 juin 2017

Modélisation multidynamique et optimisation multigranularité de systèmes électriques

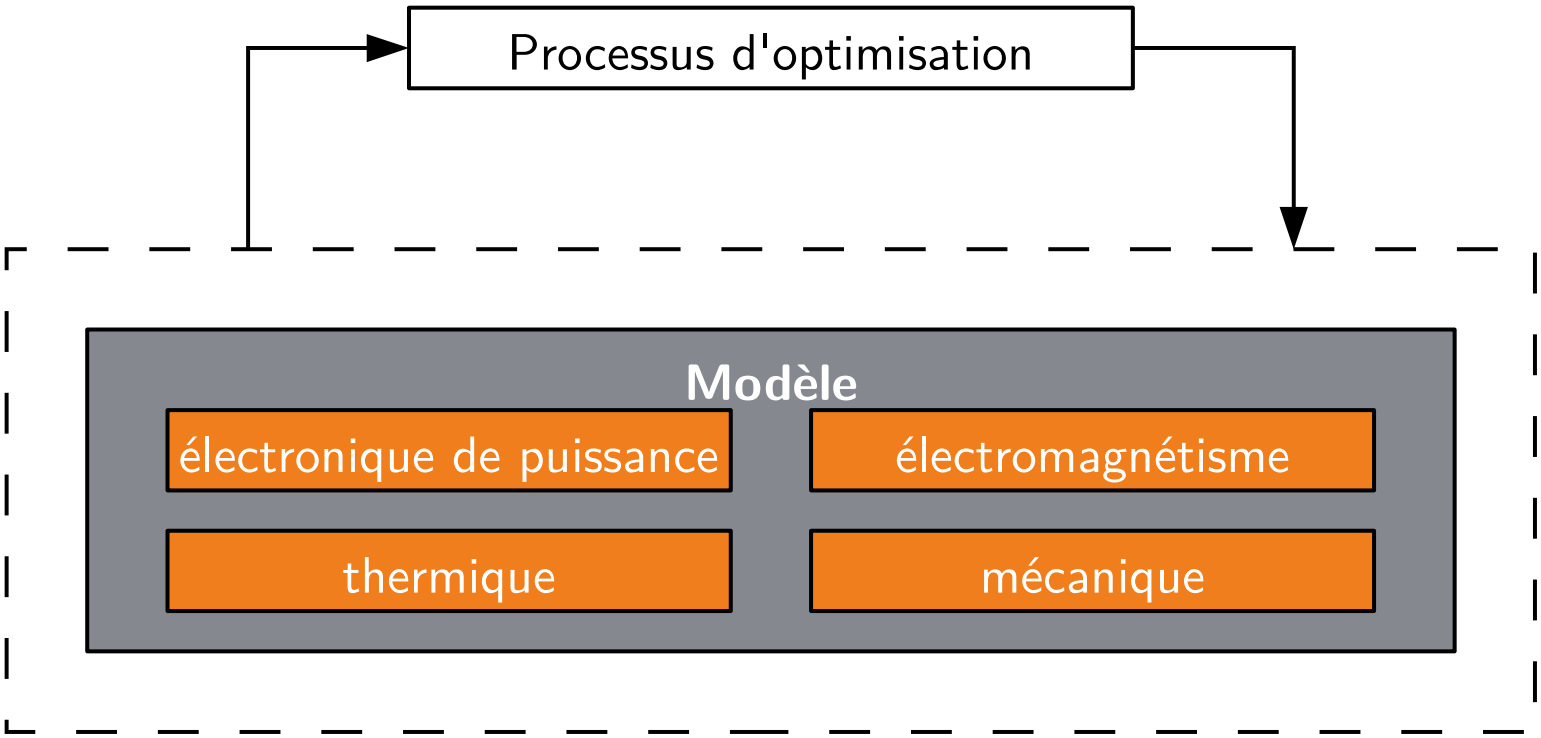
Antoine Pierquin[1], S. Brisset[2], T. Henneron[1], S. Clénet[3]

[1]Université de Lille 1
[2]Centrale Lille
[3]Arts et Métiers Paris Tech Lille

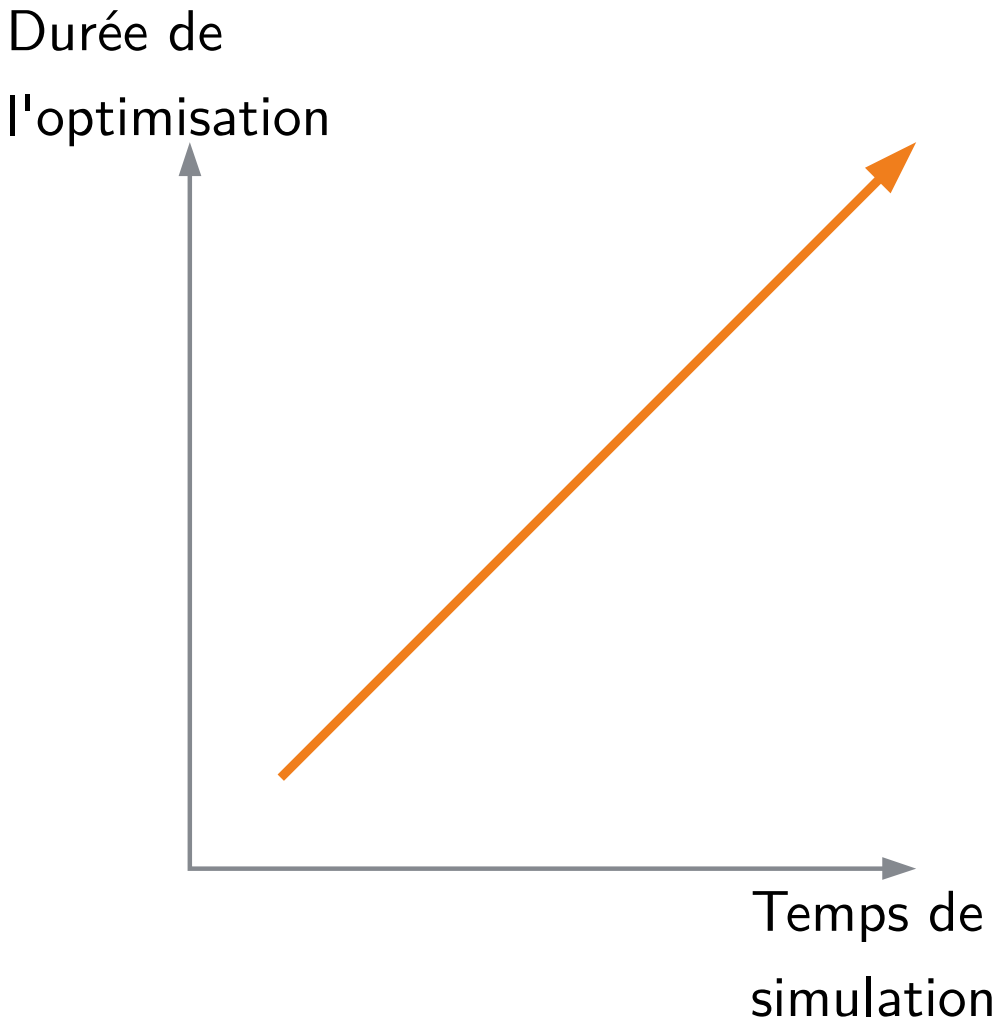
Contexte

Contexte

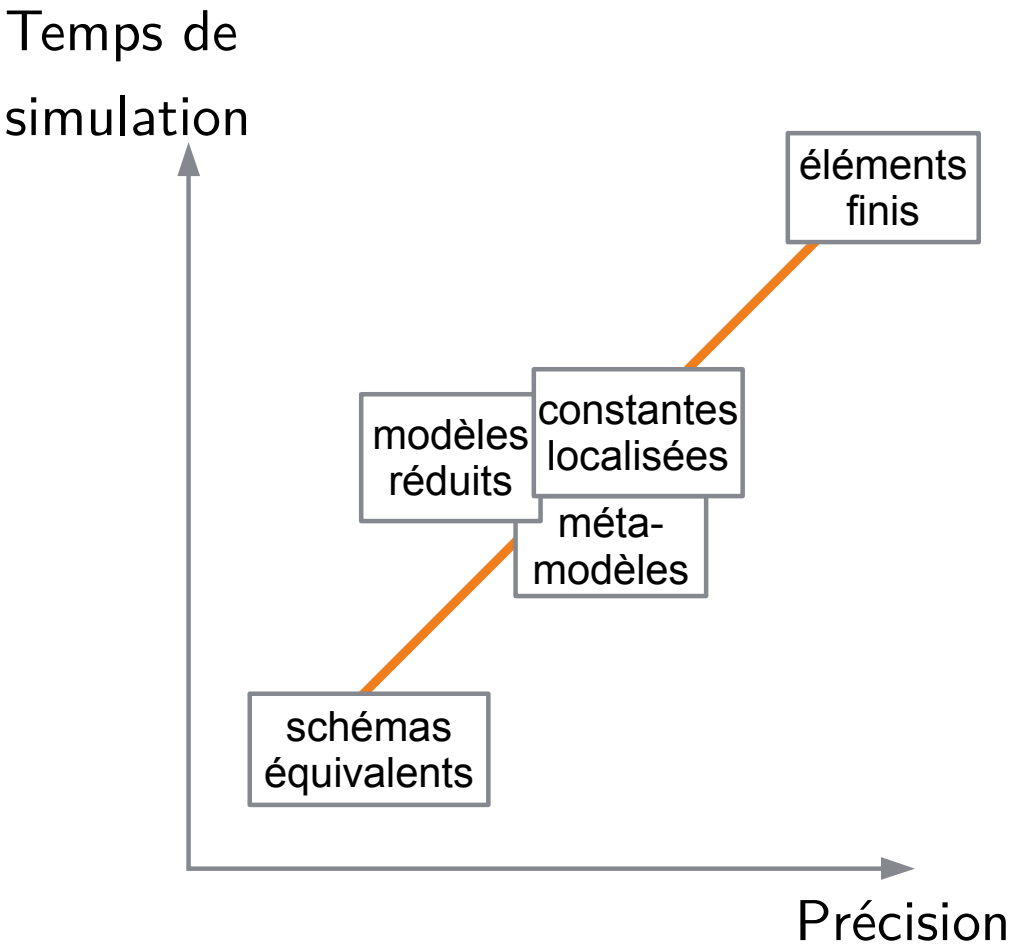
- dimensionnement d'un dispositif dans son environnement

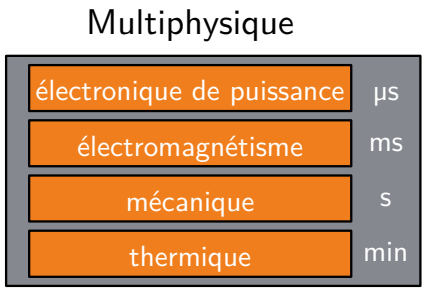


Problématique de l'optimisation

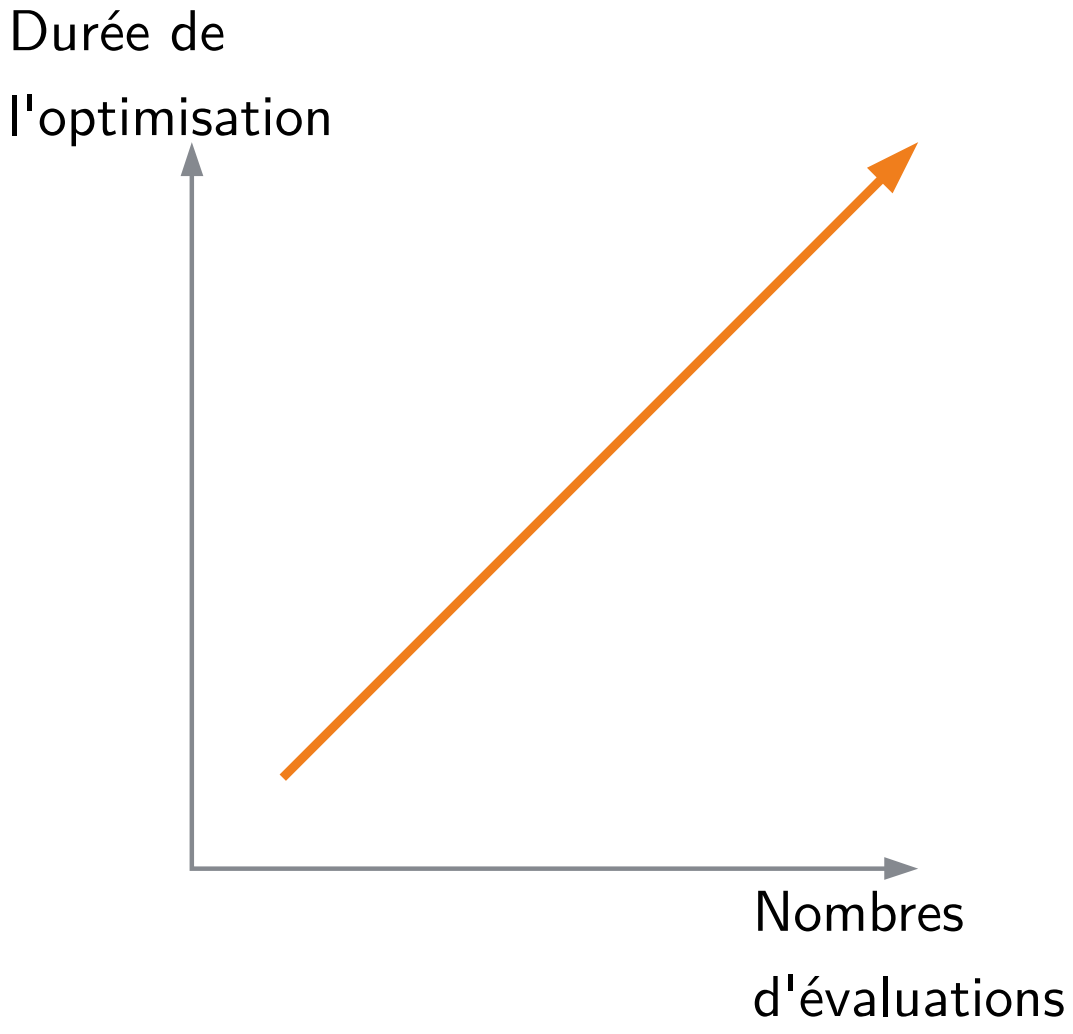


Problématique de la modélisation

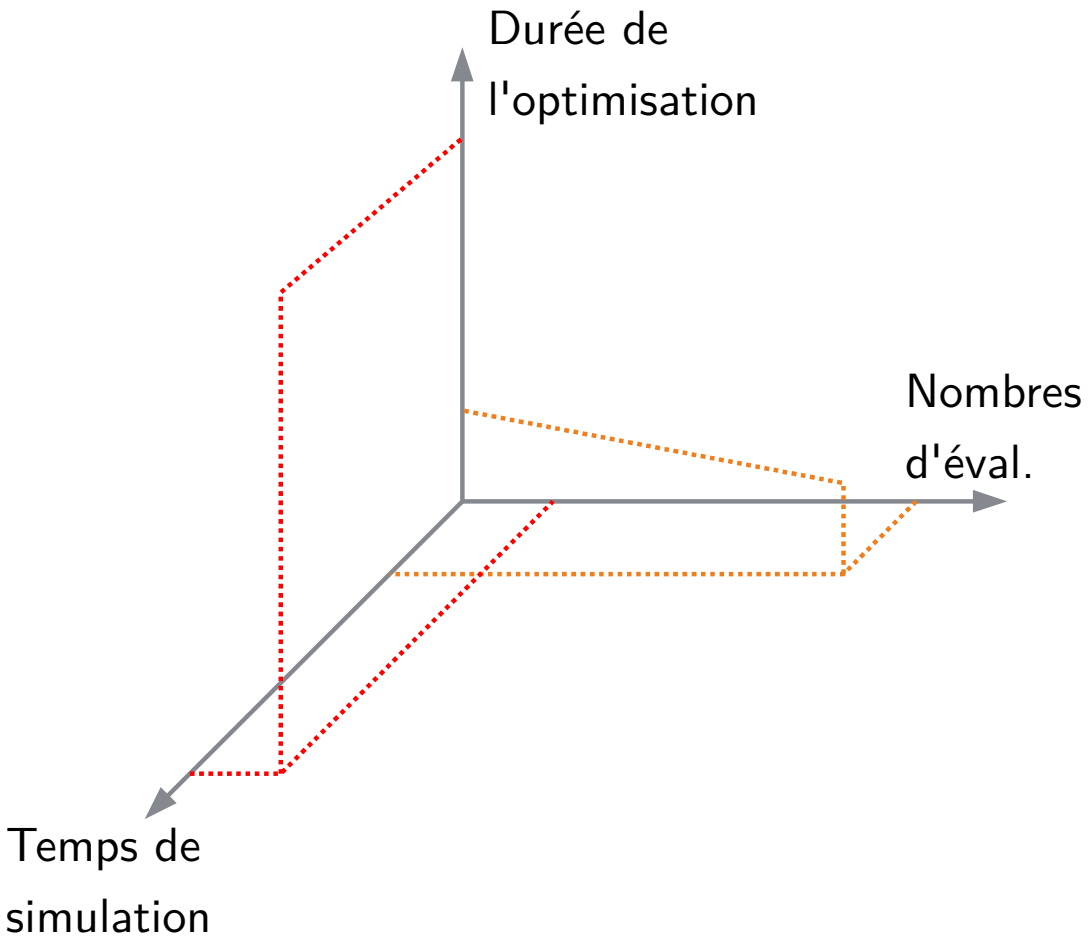




Problématique de l'optimisation



Problématique de l'optimisation



Contexte

Modélisation multidynamique

- méthode de relaxation des formes d'ondes

Optimisation multigranularité

- space mapping
- krigeage
- modèle réduit

1 Introduction

2 Couplage multidynamique

3 Optimisation multigranularité

4 Applications
- Optimisation d'un transformateur
- TEAM 22

5 Conclusion

Couplages

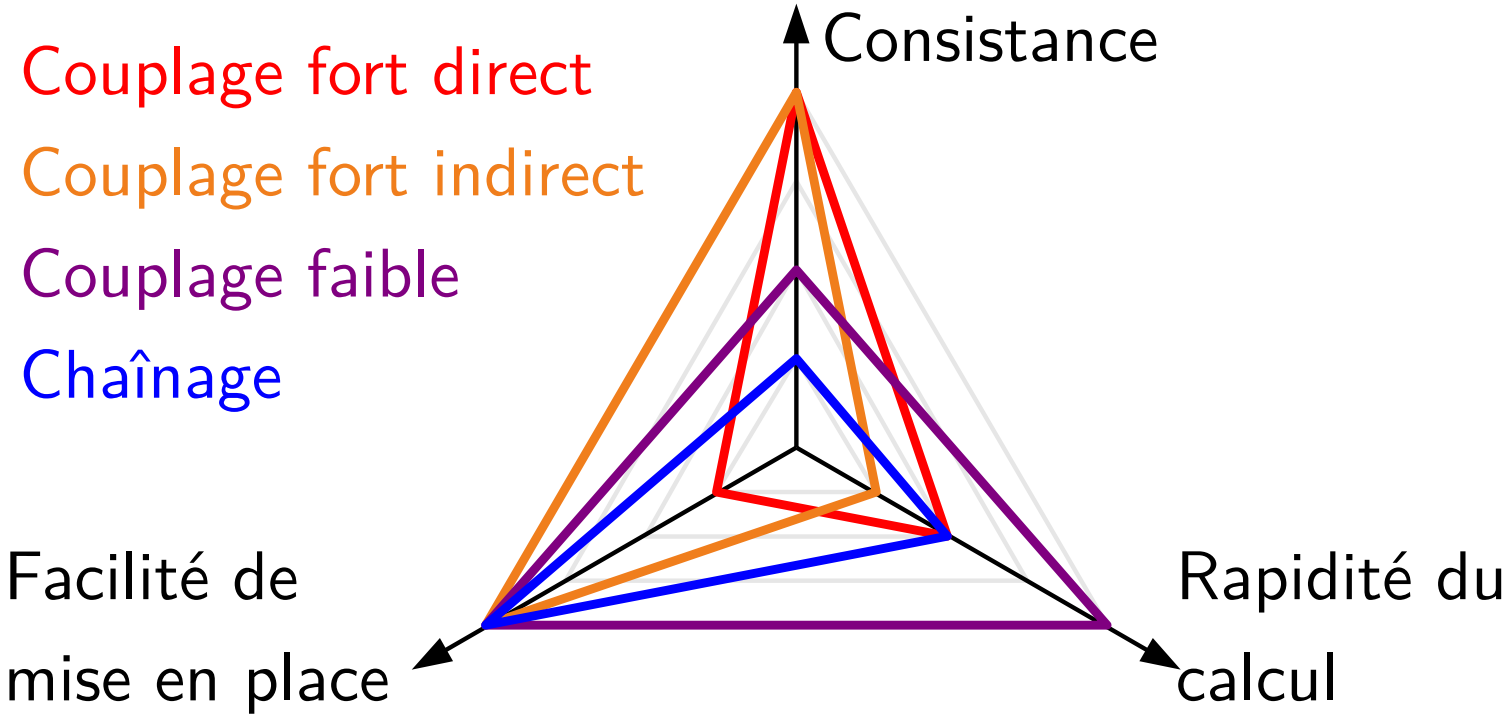
Couplages forts

- direct, un seul système
- indirect, point-fixe à chaque pas de temps

Couplages faibles

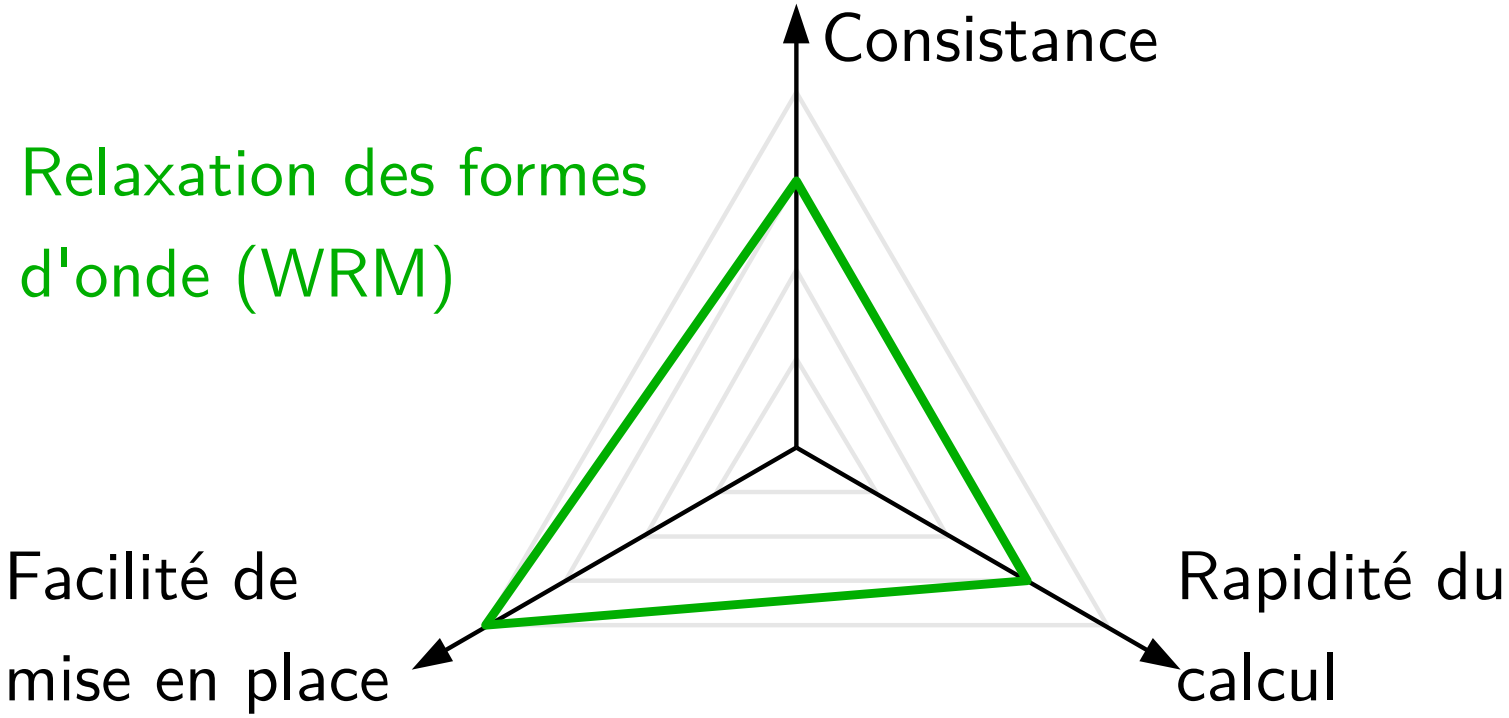
- chaînage, décalage d'un pas de temps
- point-fixe par pallier, discrétisations différentes, point-fixe à des temps fixés

Couplages



- plusieurs sous-systèmes
- plusieurs discrétisations temporelles
- consistance par point-fixe

Couplages



- plusieurs sous-systèmes
- plusieurs discrétisations temporelles
- consistance par point-fixe

Méthode de relaxation des formes d'onde

Principe

- Découpage du système en r sous-systèmes
- Itération sur les formes d'onde sources et solutions des r sous-systèmes
- Couplage par relaxation des formes d'onde : Picard, Jacobi, Gauss-Seidel

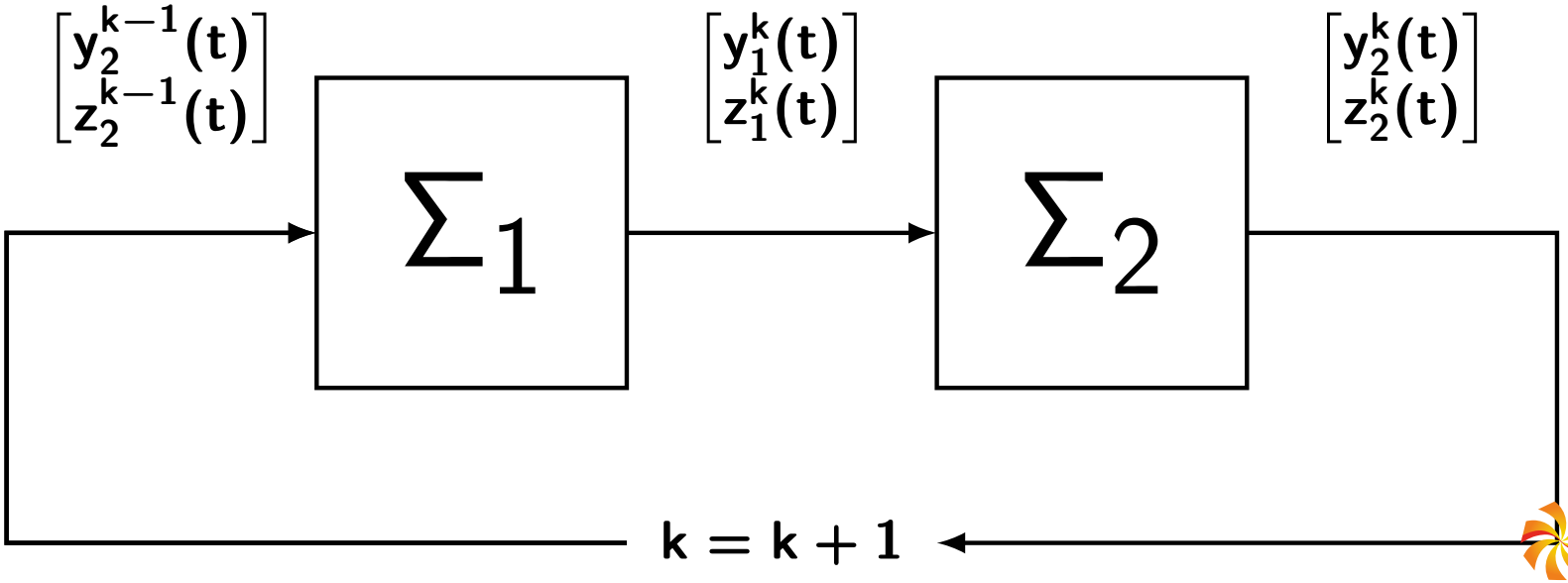
- Modélisation des sous-systèmes selon leurs propres constantes de temps $\Rightarrow$ interpolation ou intégration des formes d'onde pour leur transmission
- Résolution des sous-systèmes avec une méthode adaptée
- Parallélisation des modélisations des sous-systèmes possible
- Convergence vers la solution exacte

Principe

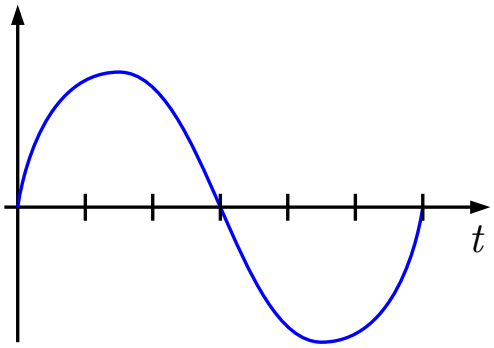
- Le sous-système i vérifie l'équation différentielle algébrique suivante

$$\begin{aligned}\dot{\mathbf{y}}_i(t) &= \mathbf{f}_i\big(\mathbf{y}_1(t),\ldots,\mathbf{y}_r(t),\mathbf{z}_1(t),\ldots,\mathbf{z}_r(t)\big),\\ 0 &= \mathbf{g}_i\big(\mathbf{y}_1(t),\ldots,\mathbf{y}_r(t),\mathbf{z}_1(t),\ldots,\mathbf{z}_r(t)\big),\\ \mathbf{y}_i(t_0) &= \mathbf{y}_{i,0}, \quad \mathbf{z}_i(t_0) = \mathbf{z}_{i,0},\end{aligned}$$

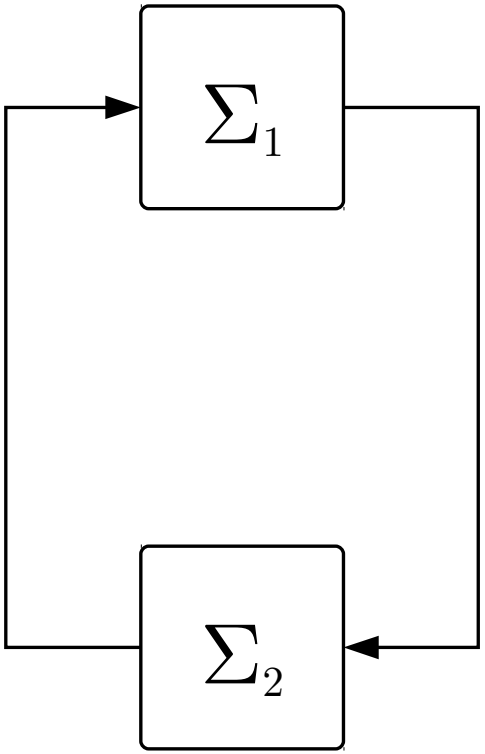
- Procédé itératif sur k avec transfert de formes d'ondes entre les sous-systèmes



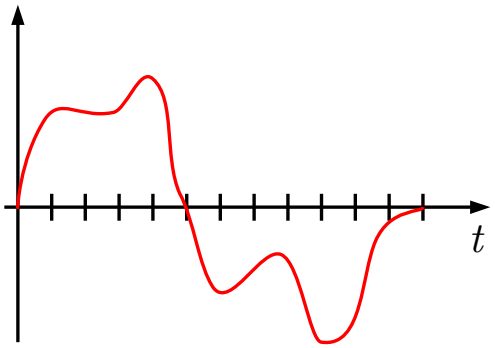
Méthode de relaxation des formes d'onde



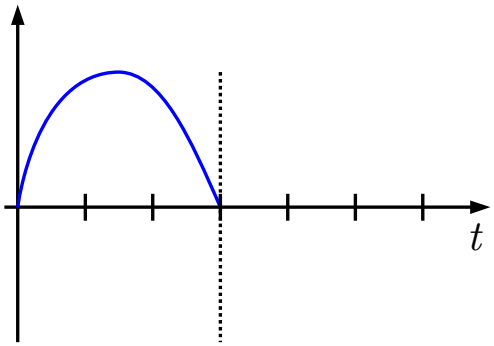
La sortie de Σ_2 sert de source à Σ_1



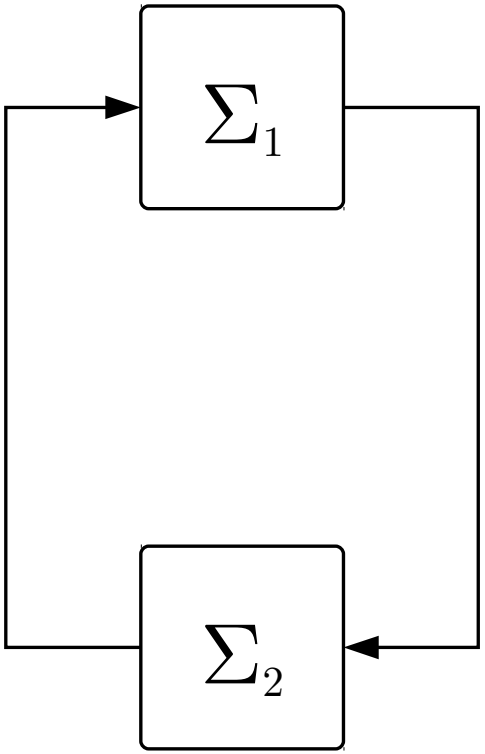
La sortie de Σ_1 sert de source à Σ_2



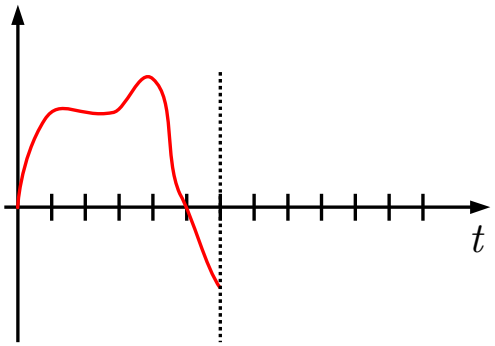
Fenêtrage



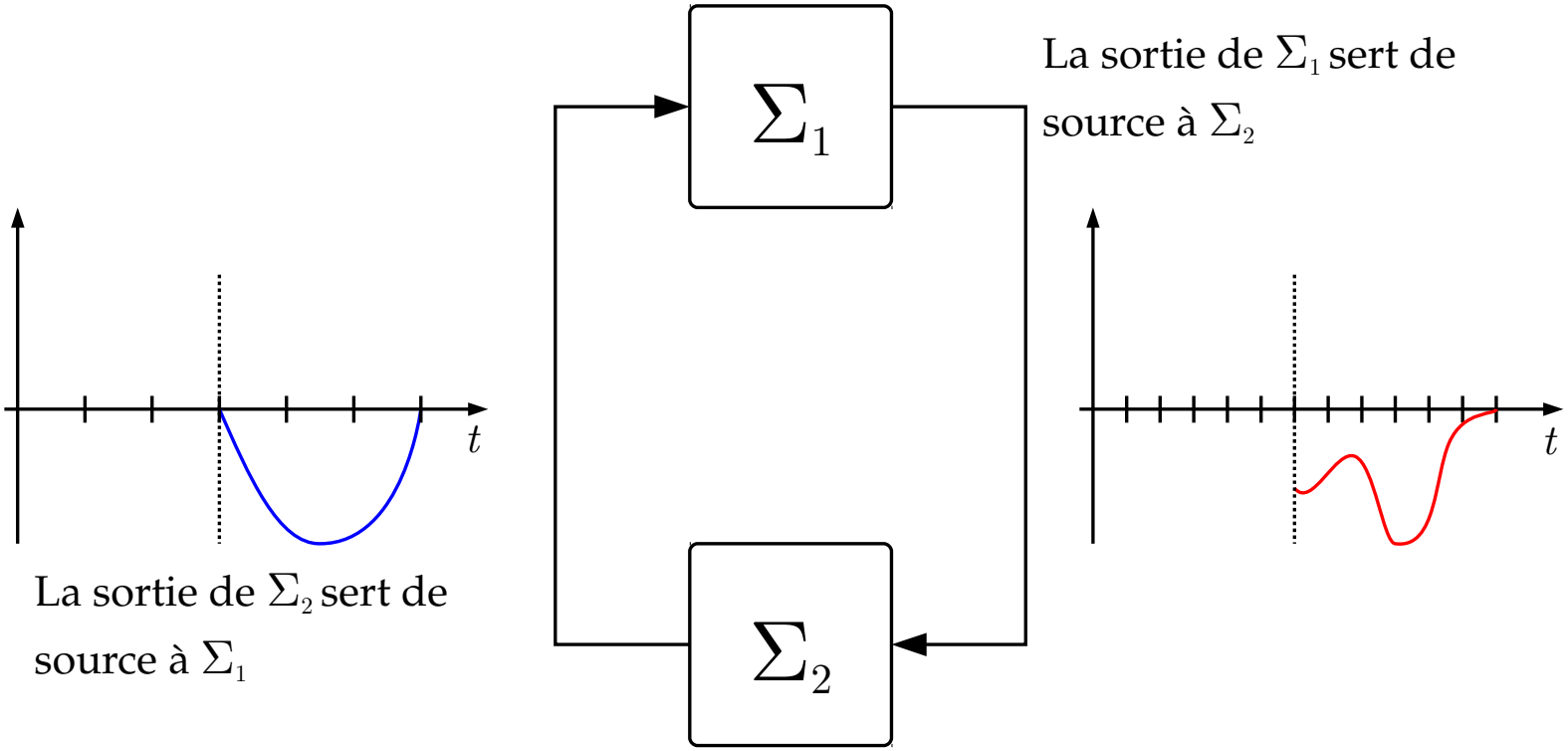
La sortie de Σ_2 sert de source à Σ_1



La sortie de Σ_1 sert de source à Σ_2

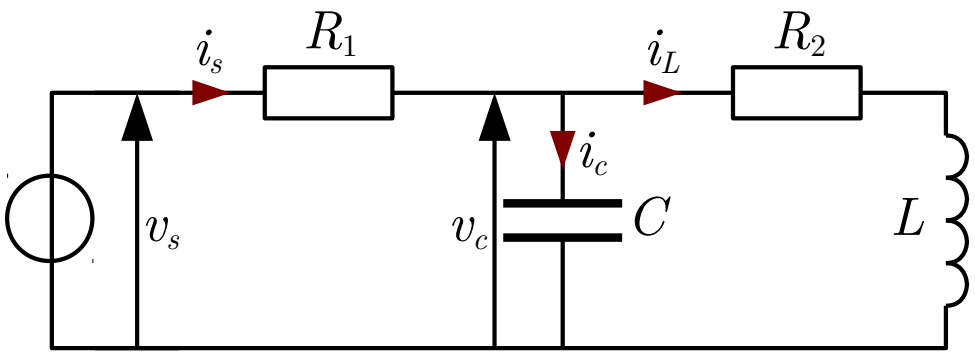


Fenêtrage


Σ_1
Σ_2
t
t
La sortie de Σ_1 sert de source à Σ_2
La sortie de Σ_2 sert de source à Σ_1

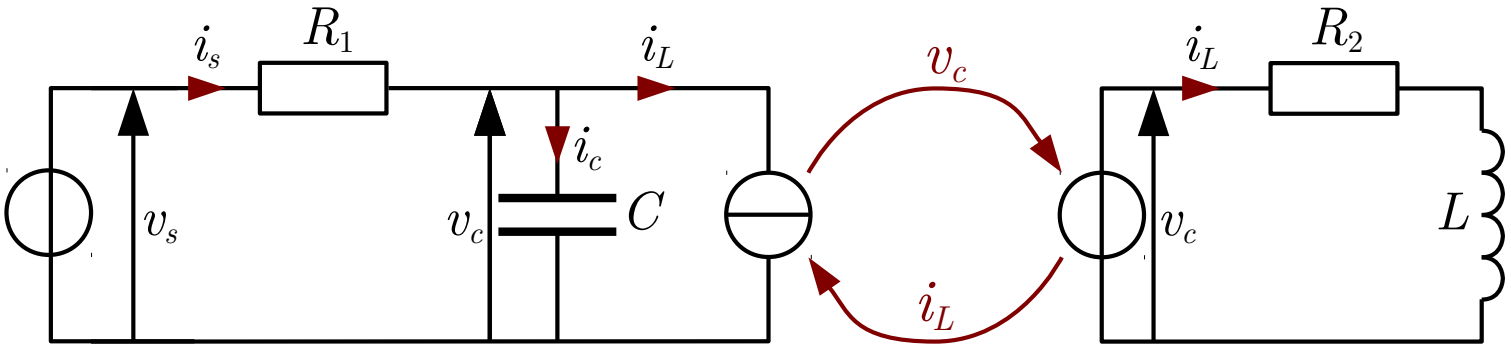
Exemple

- circuit complet

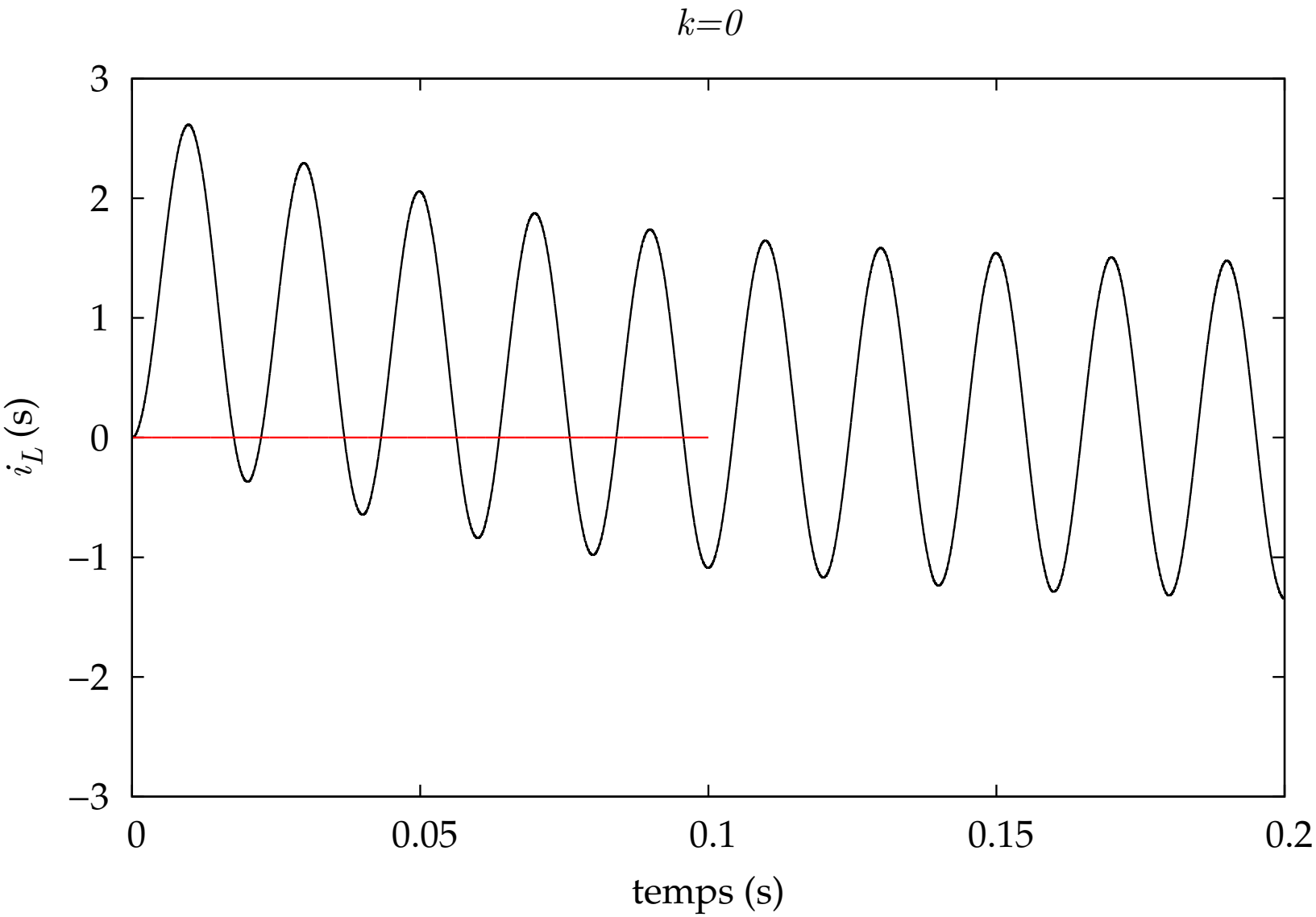


C=0,01 mF
L=0,6549 H
R_1=10 Ω
R_2=0,1 Ω

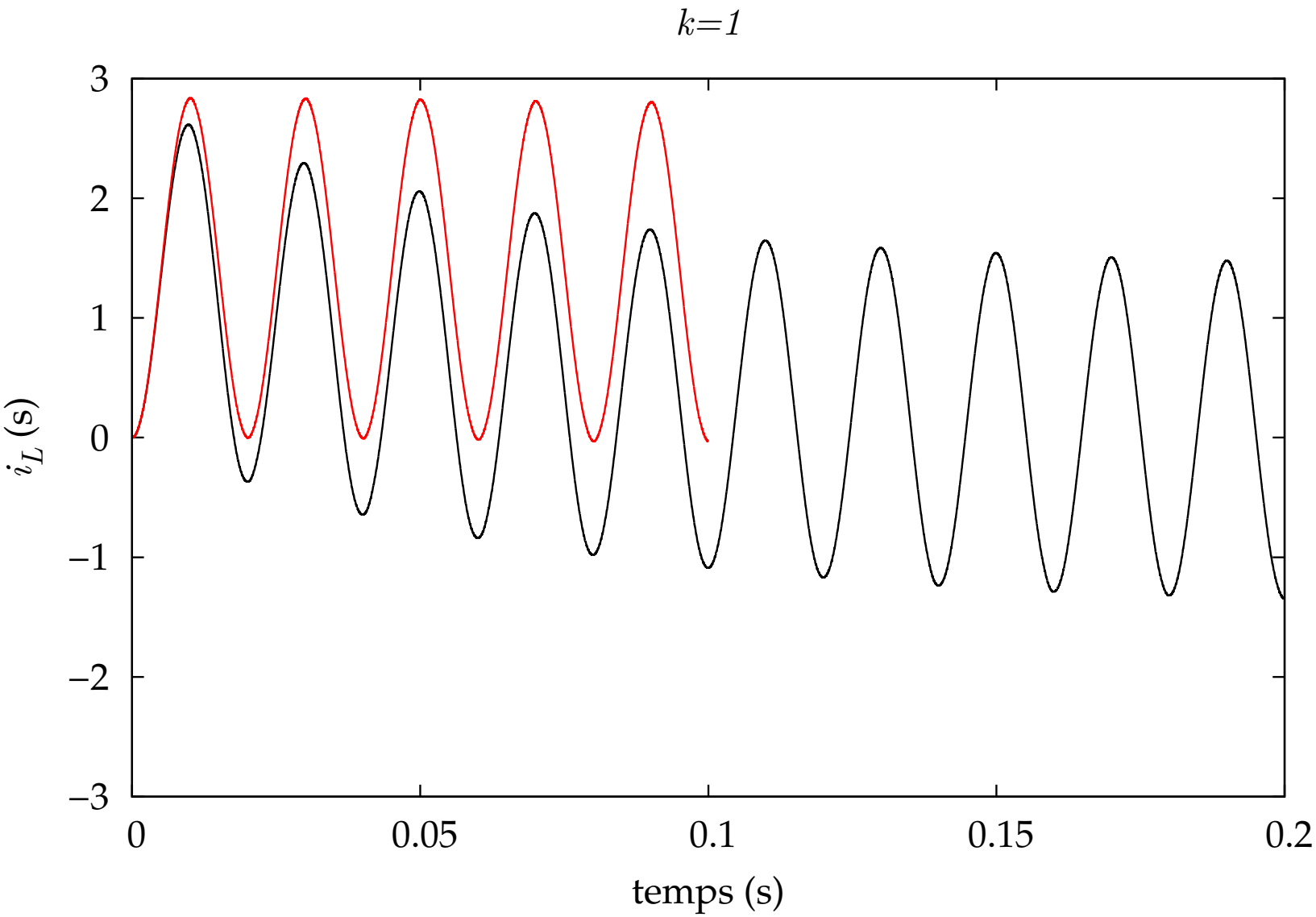
- circuit scindé



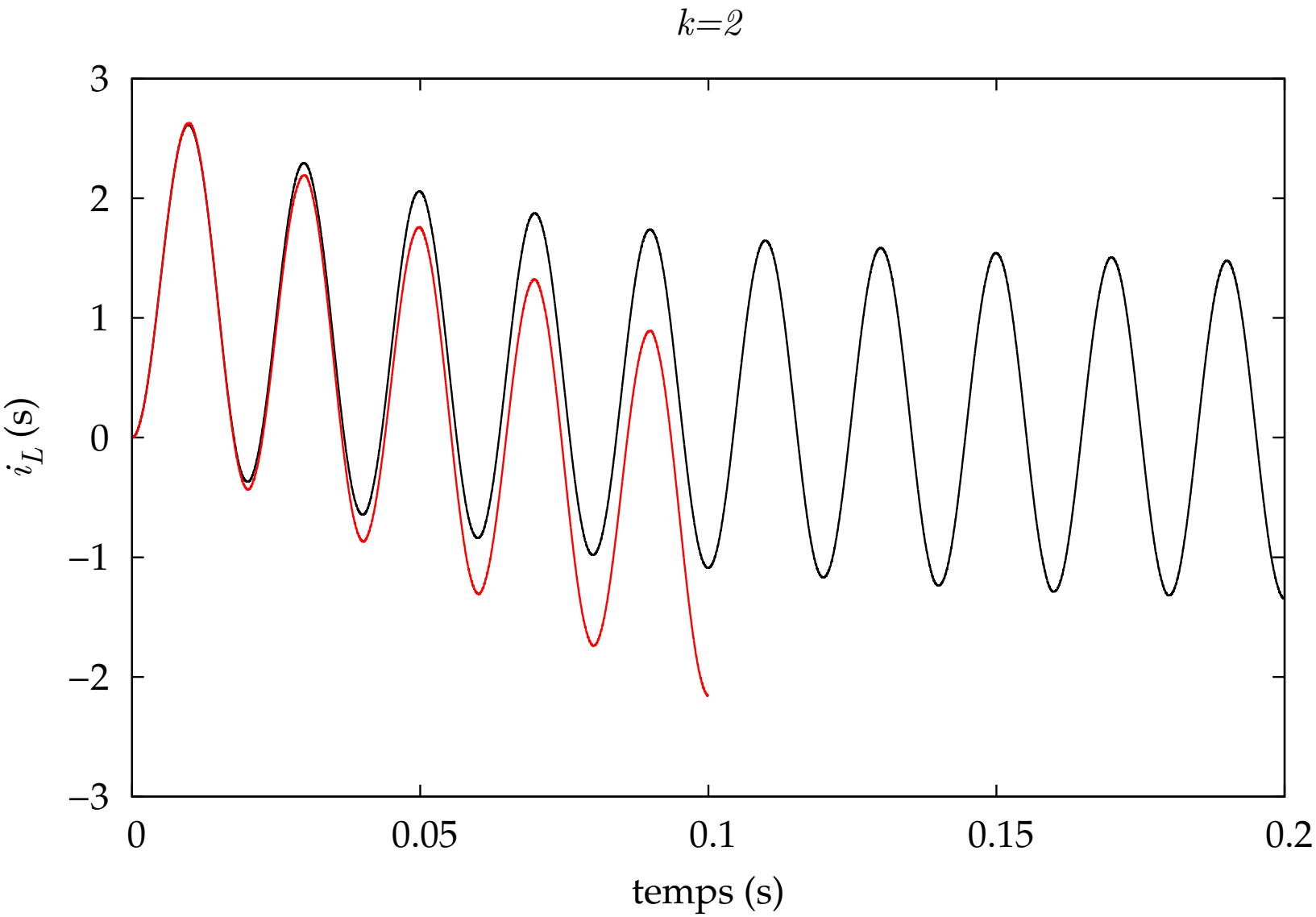
Exemple



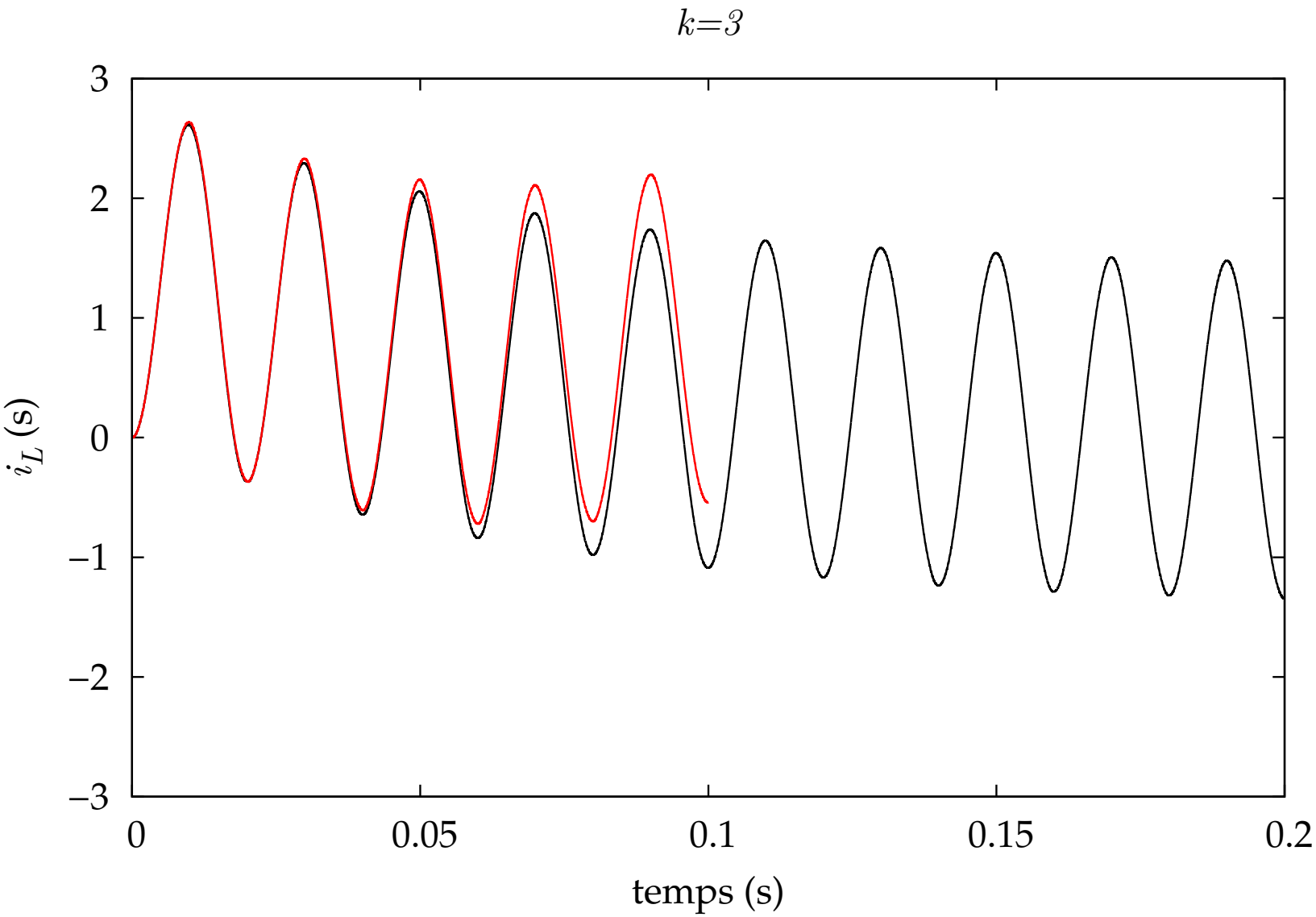
Exemple



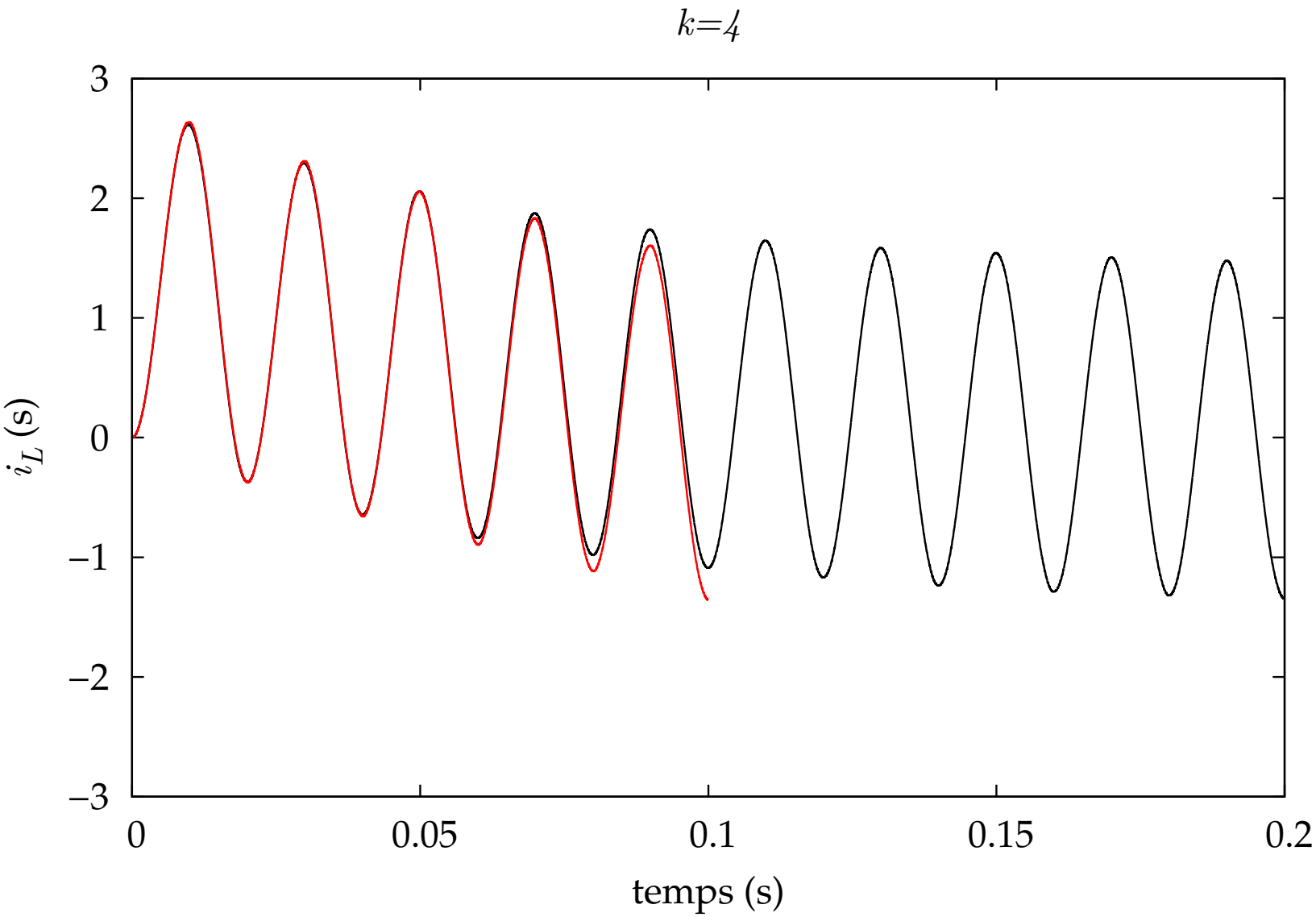
Exemple



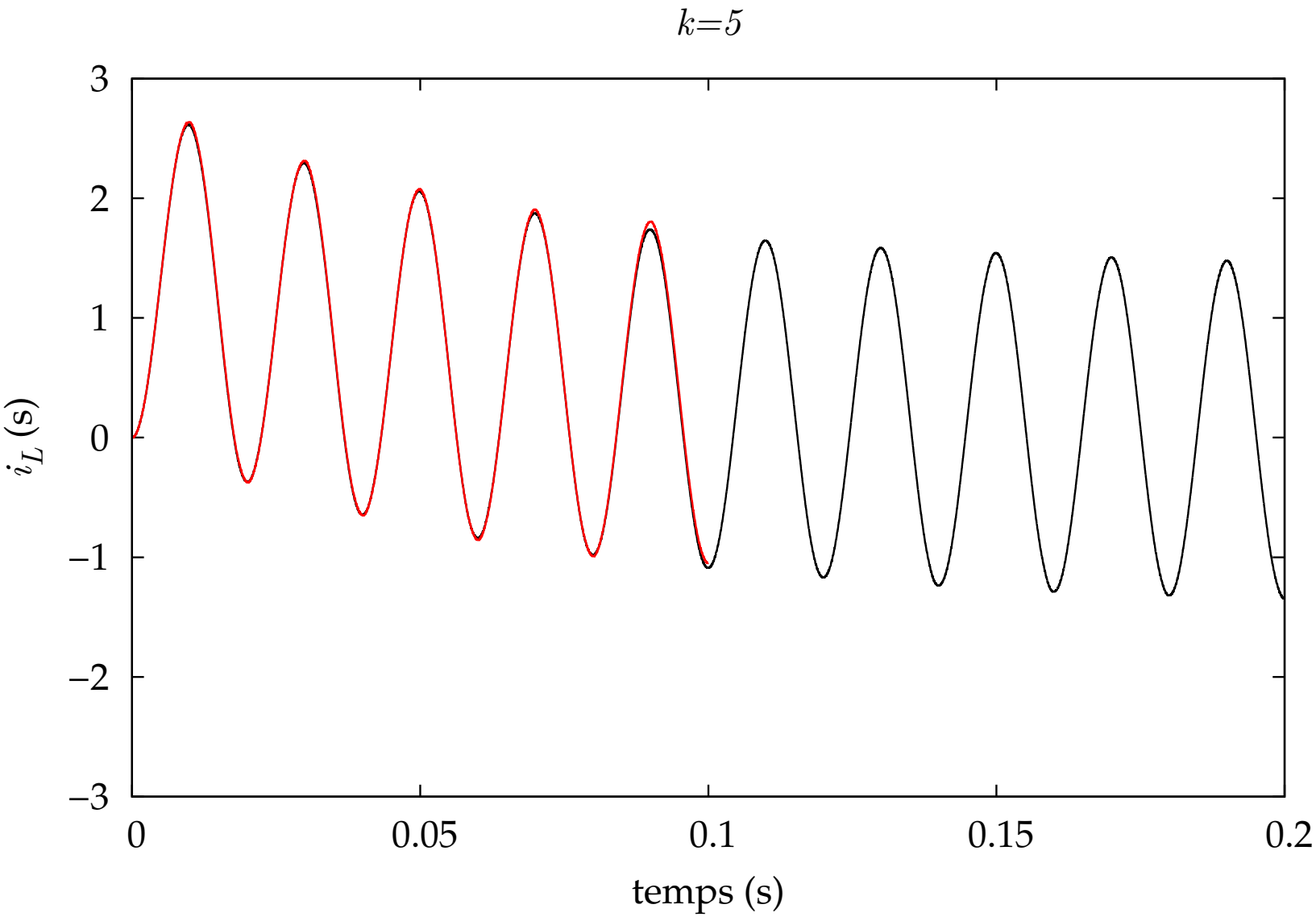
Exemple



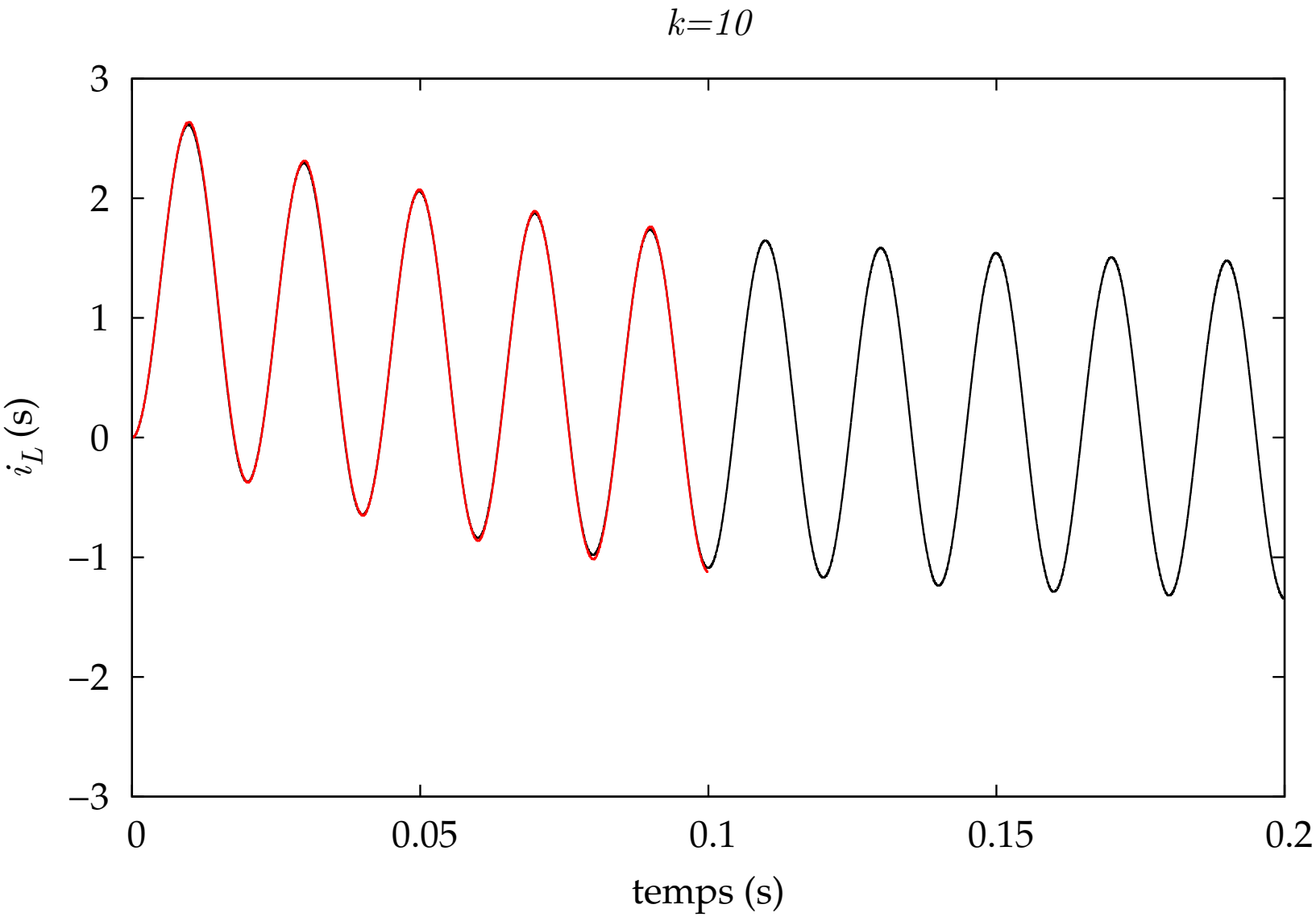
Exemple



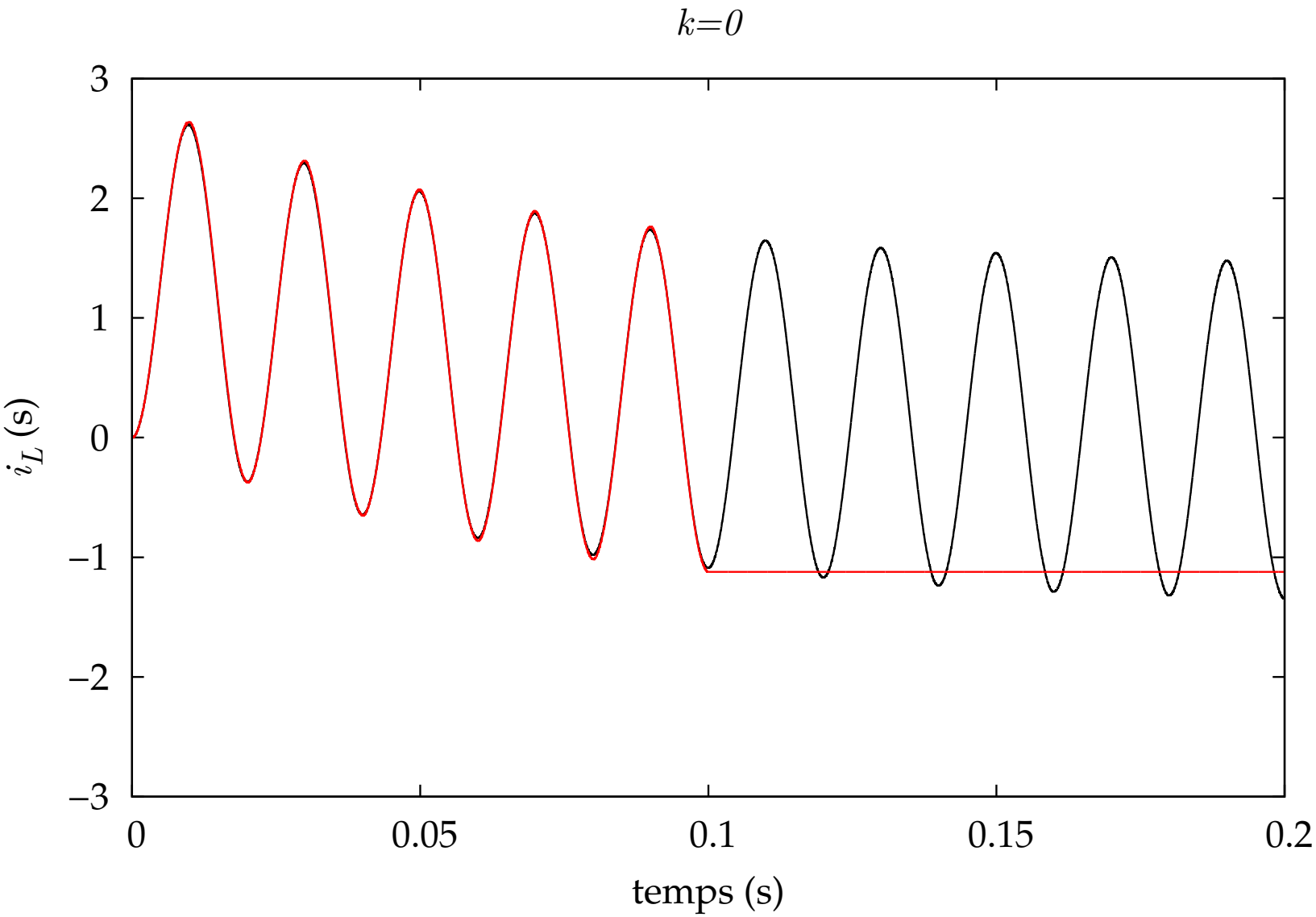
Exemple



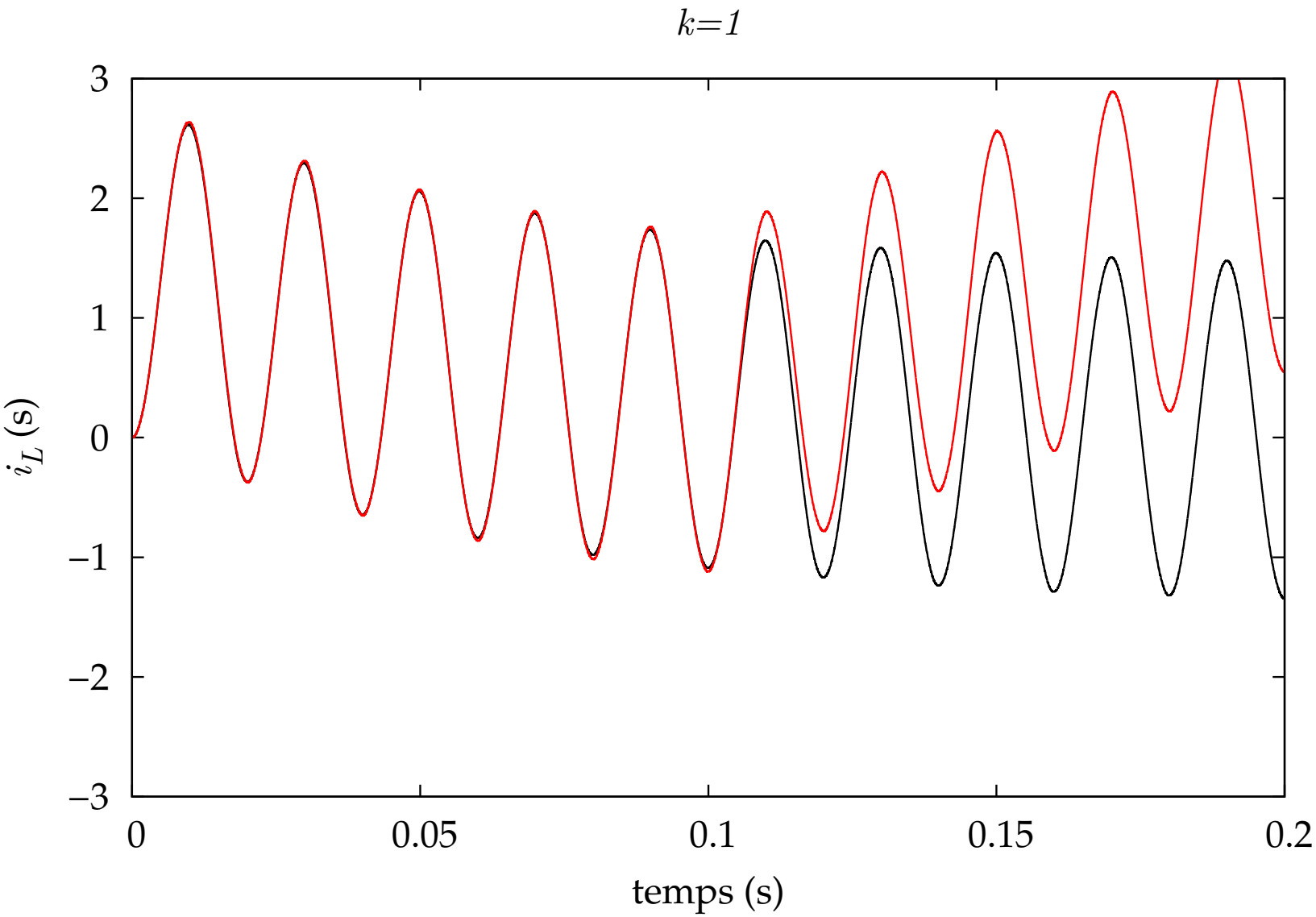
Exemple



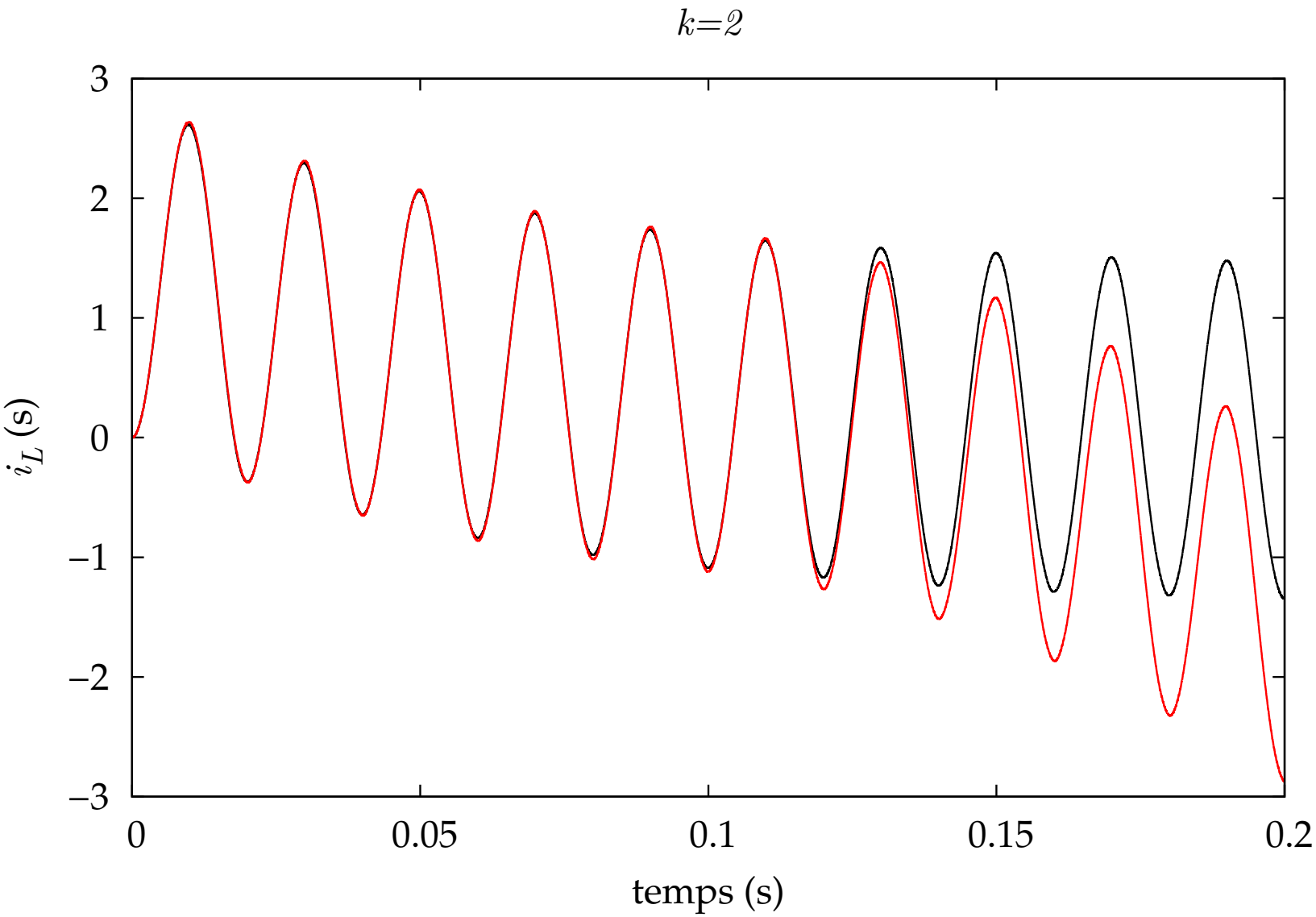
Exemple



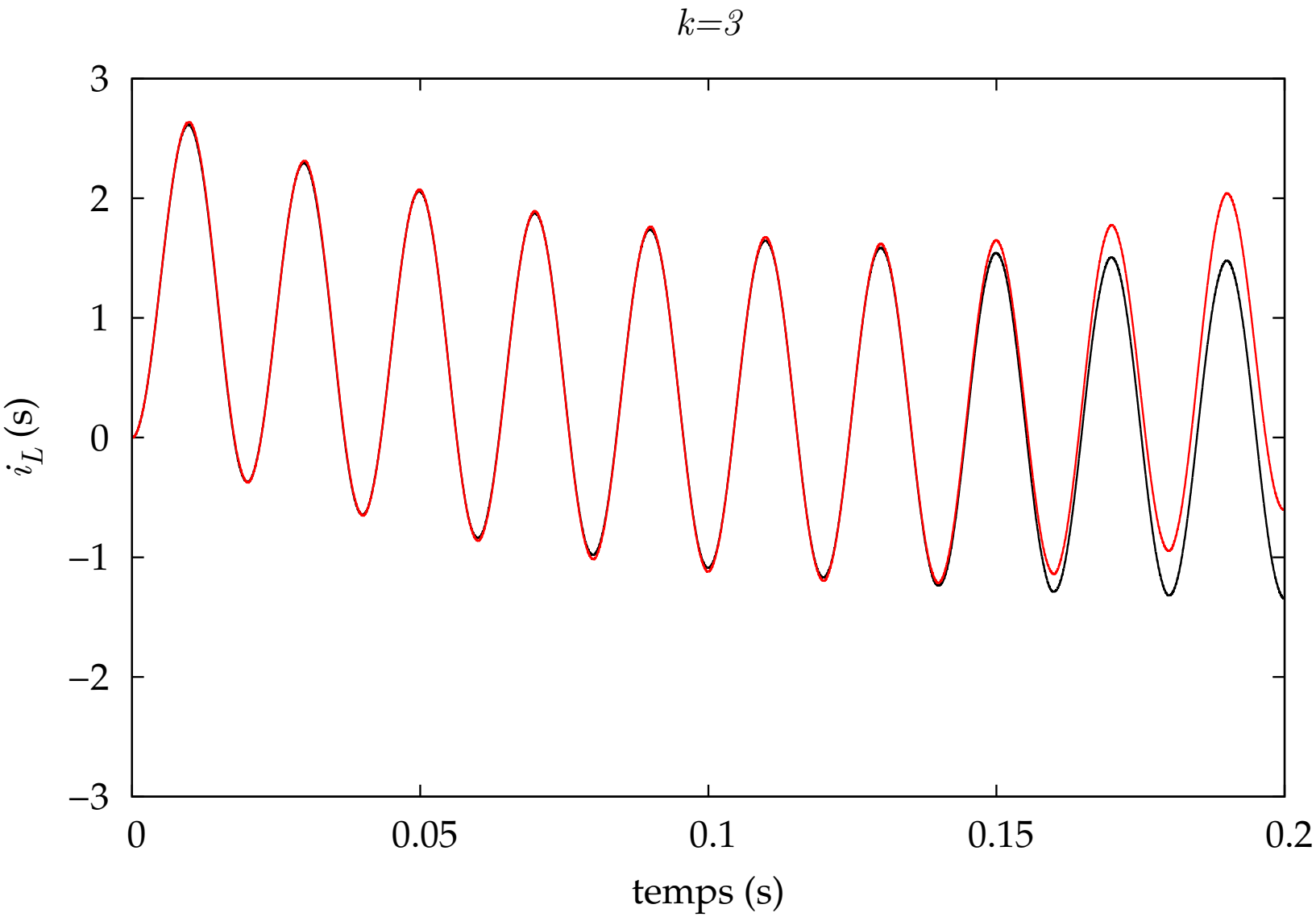
Exemple



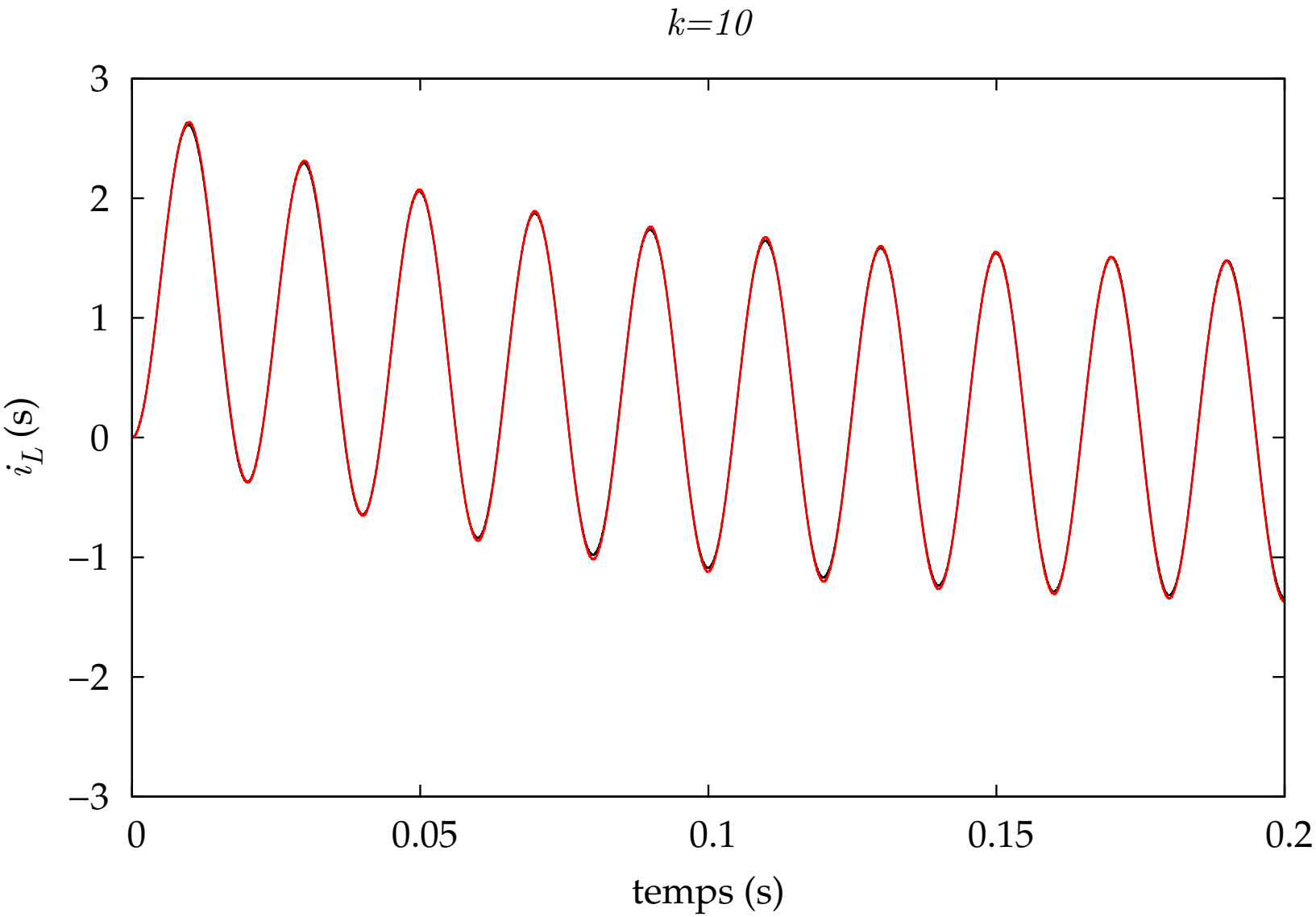
Exemple



Exemple



Exemple



1 Introduction

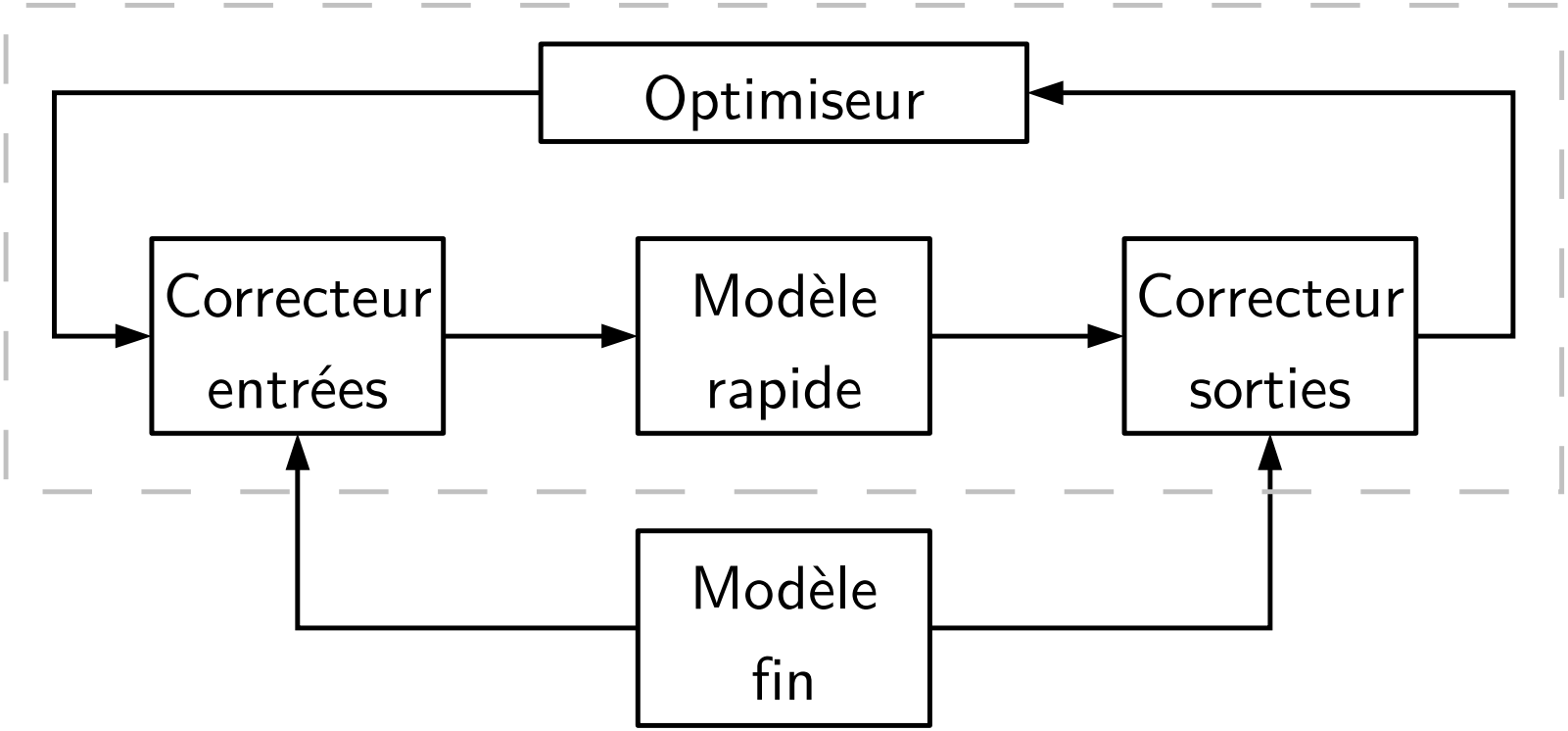
2 Couplage multidynamique

3 Optimisation multigranularité

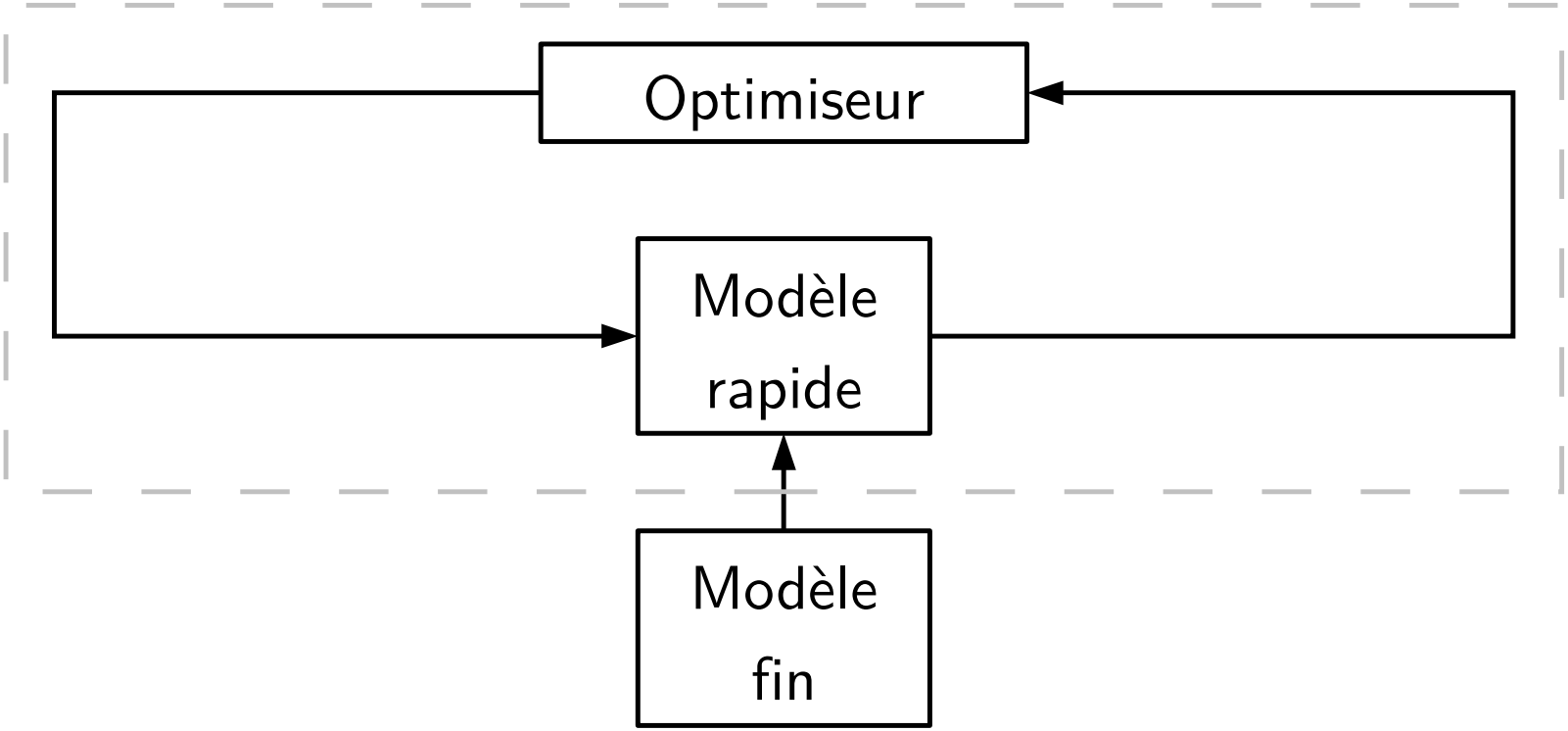
4 Applications
- Optimisation d'un transformateur
- TEAM 22

5 Conclusion

Optimisation multigranularité



Optimisation multigranularité



Multigranularité

- Modèle fin $(\mathbf{f}, \mathbf{k}_f)$
- Problème d'optimisation fin

$$\mathbf{x}_f^\star = \underset{\mathbf{x}_f}{\text{argmin}} \; \|\mathbf{f}(\mathbf{x}_f) - \mathbf{y}\| \text{ tel que } \mathbf{k}_f(\mathbf{x}_f) \leq 0$$

- Modèle grossier $(\mathbf{c}, \mathbf{k}_c)$
- Problème d'optimisation grossier

$$\mathbf{x}_c^\star = \underset{\mathbf{x}_c}{\text{argmin}} \; \|\mathbf{c}(\mathbf{x}_c) - \mathbf{y}\| \text{ tel que } \mathbf{k}_c(\mathbf{x}_c) \leq 0$$

Stratégie

- optimisation du modèle grossier
- correction itérative du modèle grossier en évaluant le modèle fin

Space mapping

- extractions de paramètres telles que

$$(\mathbf{c} \circ \mathbf{p})(\mathbf{x}_f) = \mathbf{c}(\ \mathbf{p}(\mathbf{x}_f)\ ) = \mathbf{f}(\mathbf{x}_f)$$

$$(\mathbf{k}_c \circ \mathbf{p}_k)(\mathbf{x}_f) = \mathbf{k}_c(\ \mathbf{p}_k(\mathbf{x}_f)\ ) = \mathbf{k}_f(\mathbf{x}_f)$$

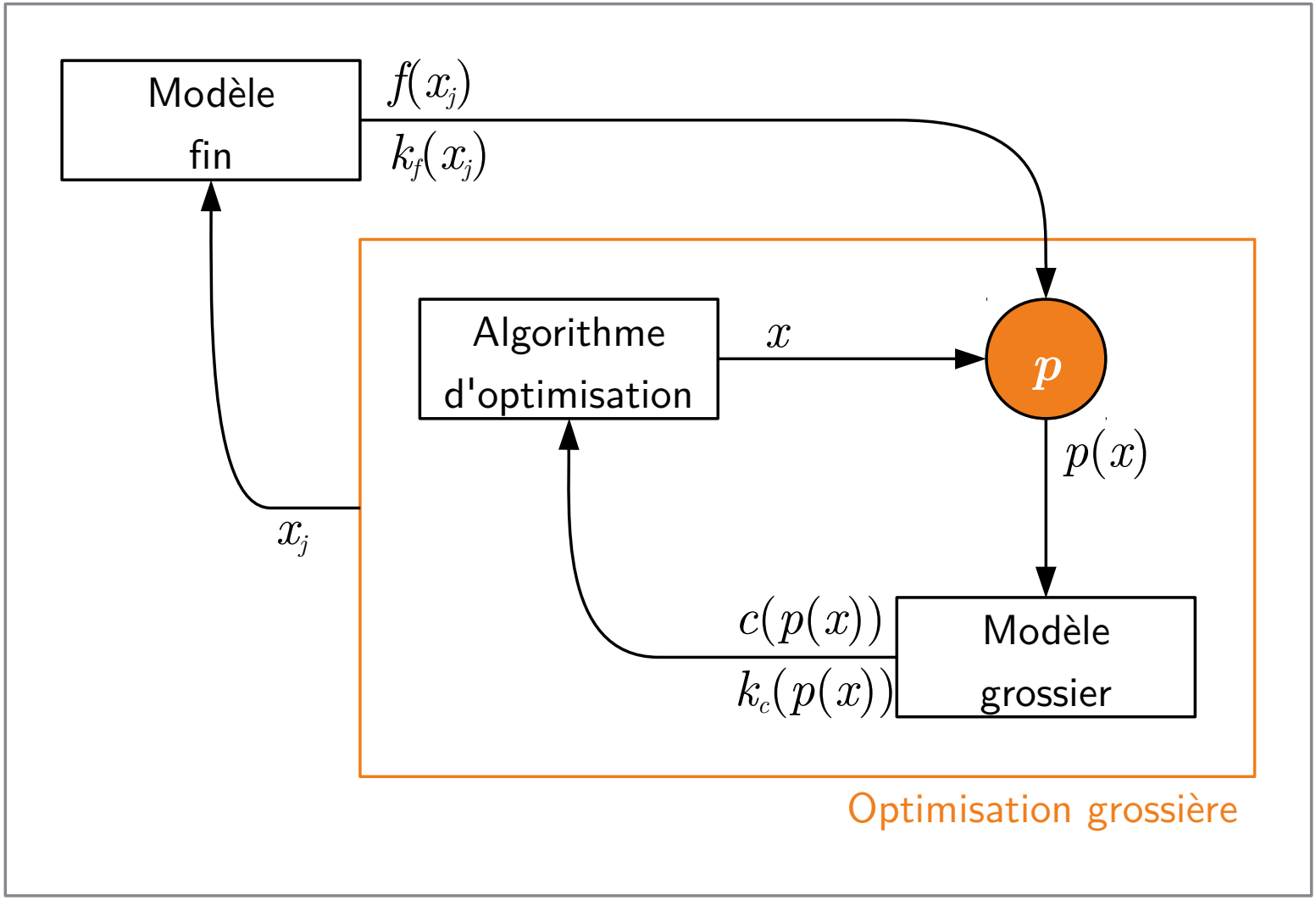
- linéarisation de l'extraction de paramètres

$$\mathbf{p}(\mathbf{x}) \simeq \mathbf{p}(\mathbf{x}_f) + \mathbf{J}_p(\mathbf{x}_f).(\mathbf{x} - \mathbf{x}_f)$$

- $\mathbf{p}(\mathbf{x}_f) = \underset{\mathbf{x}}{\text{argmin}}\ \|\mathbf{c}(\mathbf{x}) - \mathbf{f}(\mathbf{x}_f)\|$
- approximation de la jacobienne par la formule de Broyden

$$\mathbf{B}^{j+1} = \mathbf{B}^j + \frac{\mathbf{p}(\mathbf{x}_f^{j+1}) - \mathbf{p}(\mathbf{x}_f^j) - \mathbf{B}^j.\mathbf{h}_j}{\mathbf{h}_j^T.\mathbf{h}_j}.\mathbf{h}_j^T,\ \ \mathbf{h}_j = \mathbf{x}_f^{j+1} - \mathbf{x}_f^j$$

Space mapping



Optimisation fine

Space mapping par correction des sorties

Output space mapping

$$s(c(x)) = f(x)$$

Facteur de correction

$$s(c(x)) = \frac{f(x^j)}{c(x^j)}.c(x)$$

Manifold mapping

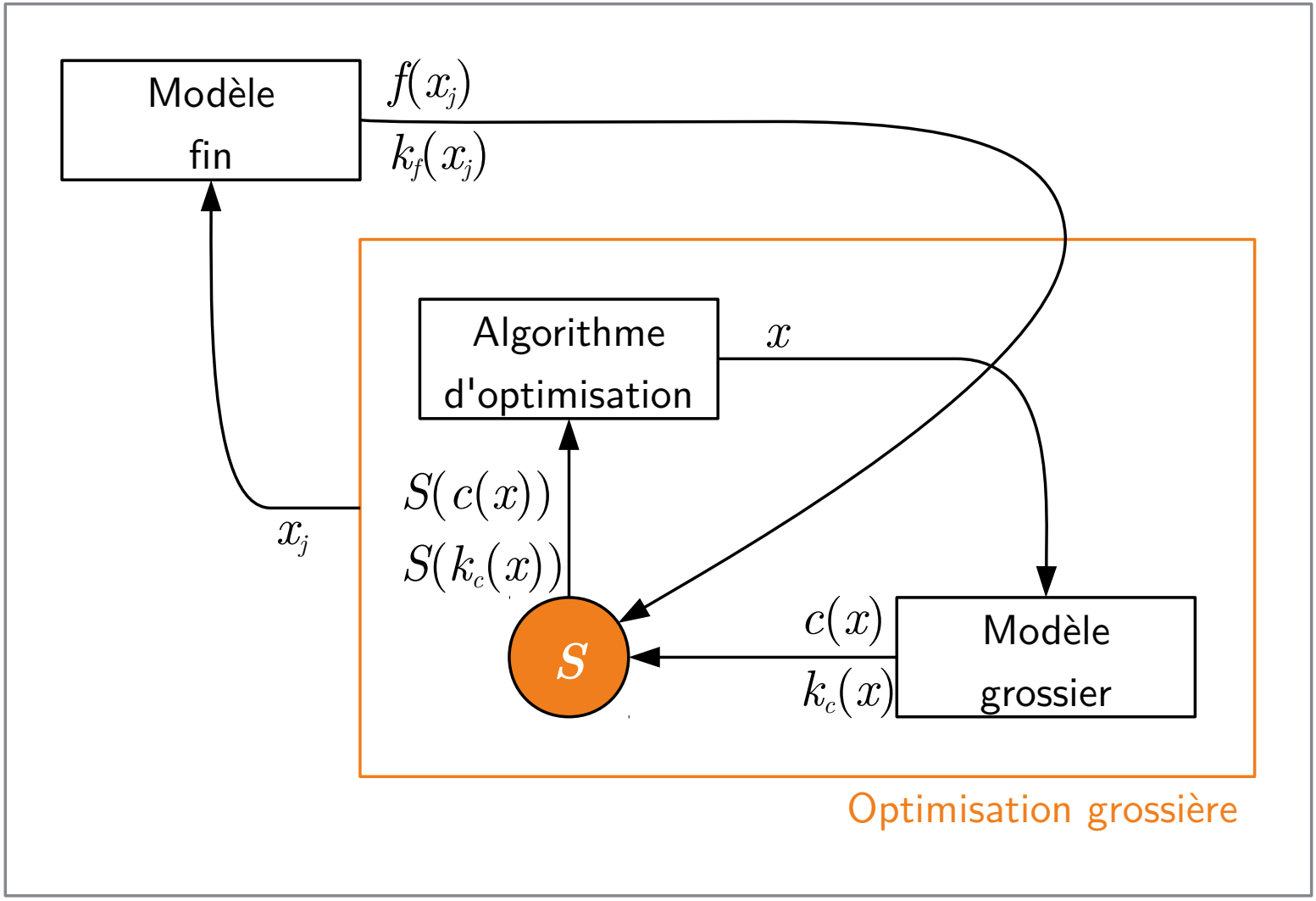
$$s(c(x)) = f(x)$$

$$J_s.J_c = J_f$$

Fonction affine

$$s(c(x)) = f(x^j) + J_s.(c(x) - c(x^j))$$

Space mapping par correction des sorties



Optimisation fine

Krigeage

- $f(x)$ considéré comme une variable aléatoire

$$f(x) = \mu(x) + \delta(x)$$

- estimateur de f en un point x_0 combinaison linéaire des valeurs connues $\mathbf{Z} = [f(x_1), f(x_2), \ldots, f(x_n)]^T$

$$\hat{Z}(x_0) = \boldsymbol{\lambda}^T \mathbf{Z}$$

- estimateur sans biais

$$\mathrm{E}\left(\hat{Z} - Z\right) = 0$$

- estimateur optimal

$$\min \mathrm{Var}\left(\hat{Z} - Z\right)$$

- estimateur de l'erreur

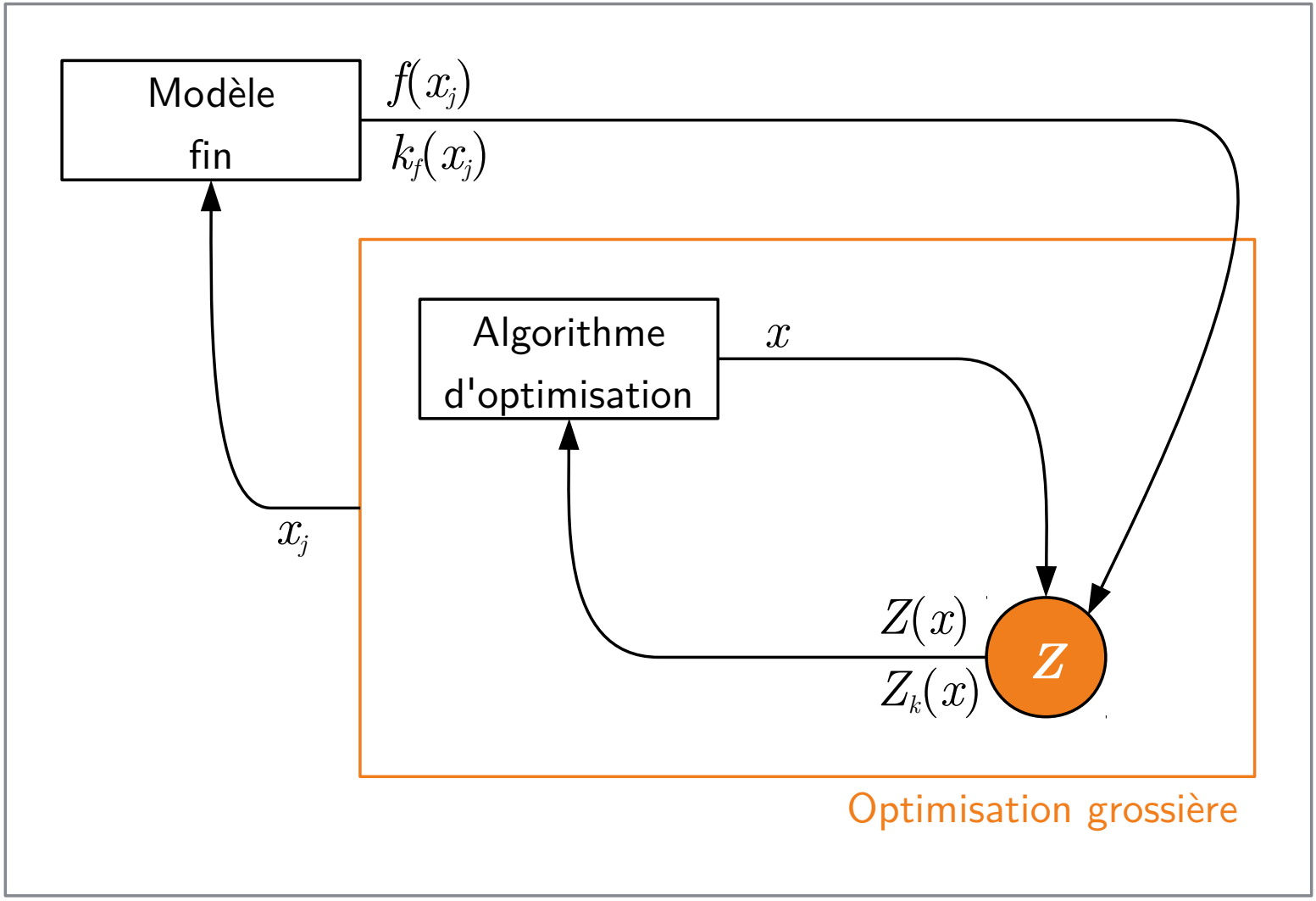
$$\mathrm{Var}[\Delta Z] = \boldsymbol{\lambda}^T \mathbf{C} \boldsymbol{\lambda} - 2\boldsymbol{\lambda}^T \mathbf{c_0} + \sigma^2$$

- l'accroissement de $\delta(x+h) - \delta(x)$ dépend uniquement de la distance h

$$\mathrm{Var}[\delta(x+h) - \delta(x)] = 2\gamma(h)$$

- $\gamma(h)$ semi-variogramme fixé

Krigeage



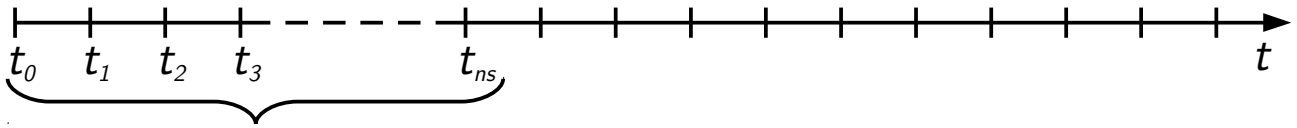
Optimisation fine

Réduction de modèle

- Problème complet

$$M_\mu A = Fi + g_{\text{nl}}(A)$$

- POD



$$X_s = [A(t_1), A(t_2), \ldots, A(t_{n_s})] \Longrightarrow P$$

- Problème réduit

$$P^t M_\mu P A_r = P^t Fi + P^t \underbrace{g_{\text{nl}}(PA_r)}_{\text{EIM}}$$

- EIM

$$g_{\text{nl}}(PA_r) \simeq \Psi \left(S^t \Psi\right)^{-1} S^t g_{\text{nl}}(PA_r)$$

1 Introduction

2 Couplage multidynamique

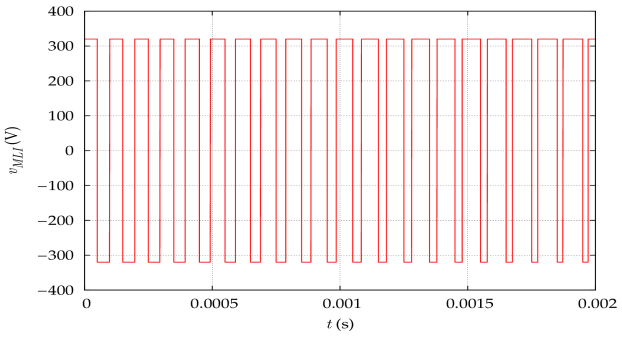
3 Optimisation multigranularité

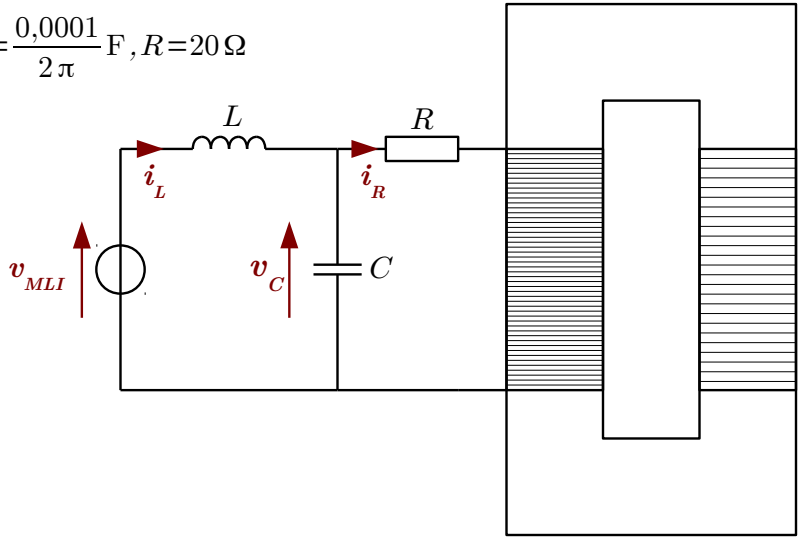
4 Applications
- Optimisation d'un transformateur
- TEAM 22

5 Conclusion

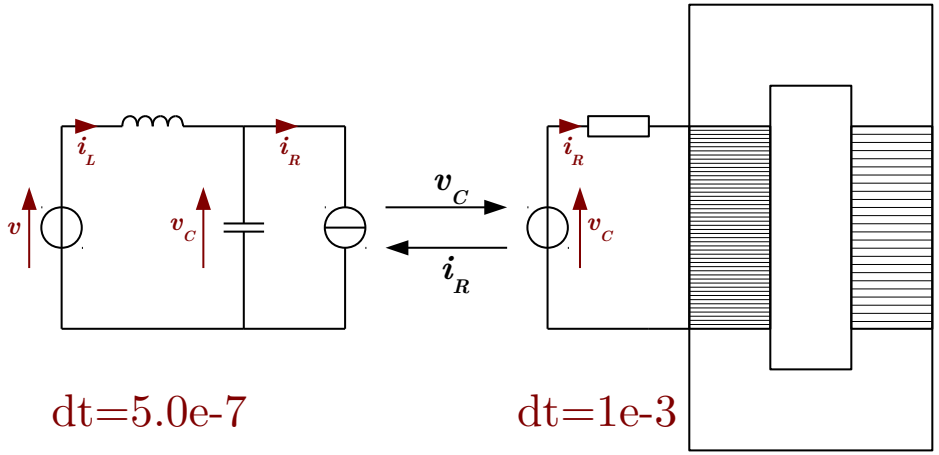
Optimisation d'un transformateur

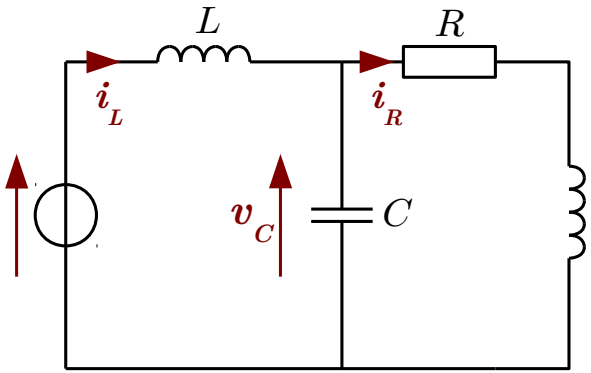
$$L=\frac{0{,}025}{2\pi}\,\mathrm{H}\,,\ C=\frac{0{,}0001}{2\pi}\,\mathrm{F}\,,\ R=20\,\Omega$$

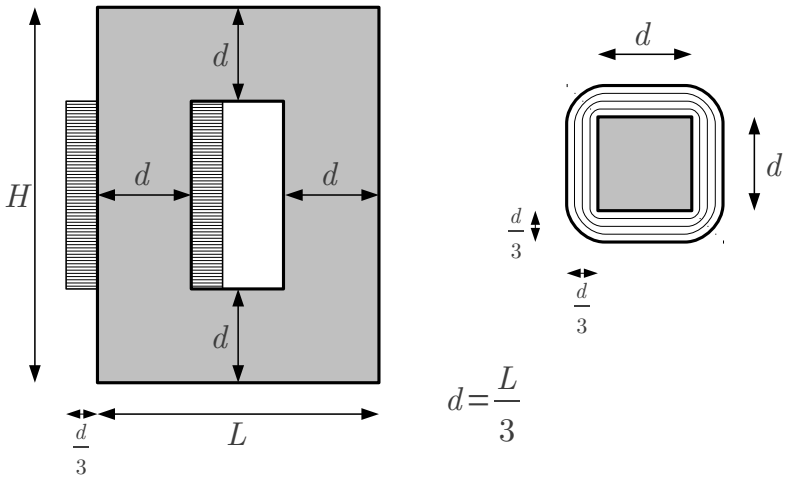




Optimisation d'un transformateur





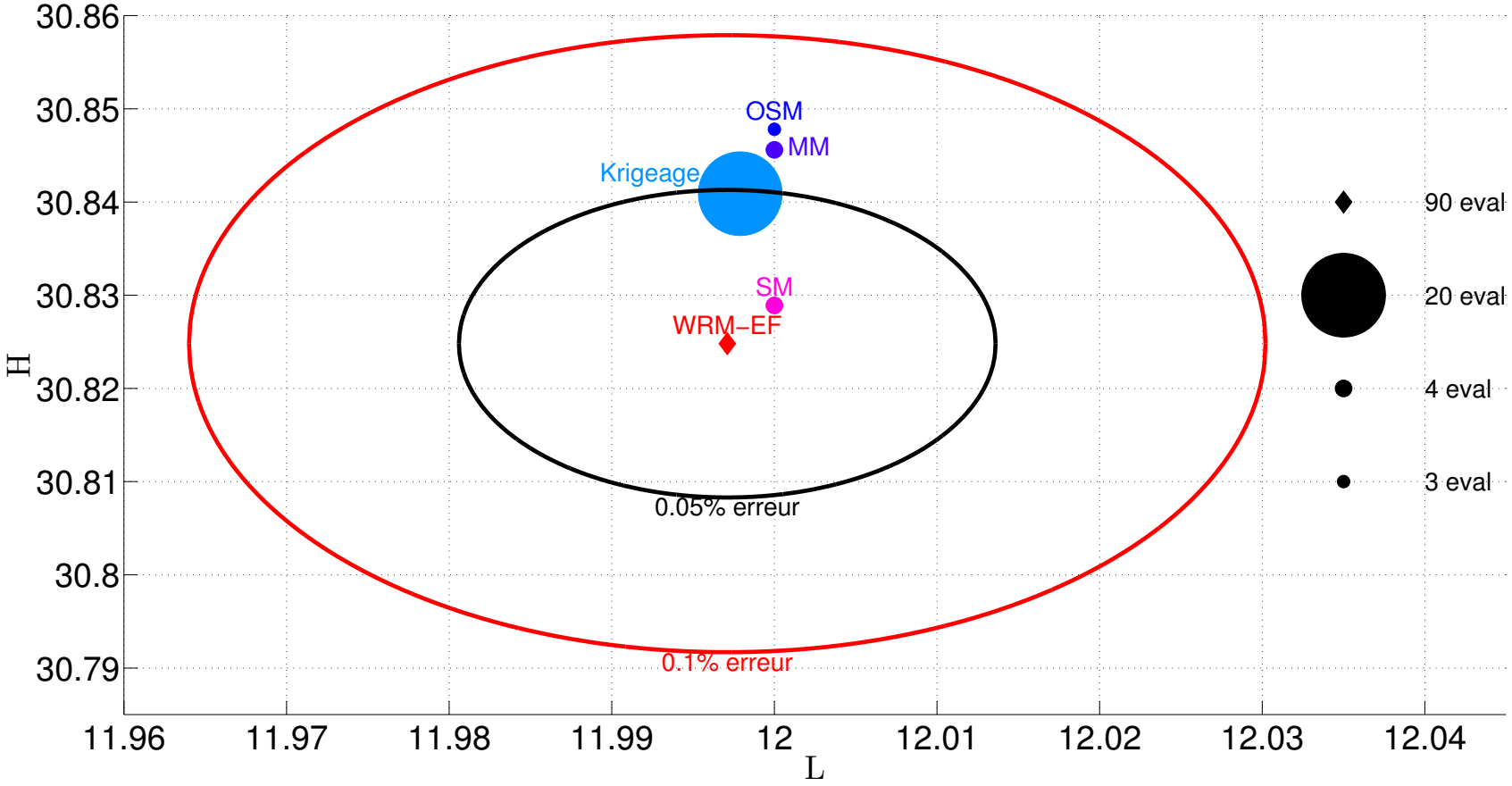


$$\begin{cases} \min\limits_{H,L} m(H,L), \\ 20\text{cm} \leq H \leq 40\text{cm}, \\ 12\text{cm} \leq L \leq 24\text{cm}, \\ H - \frac{2L}{3} > 0, \\ i_{eff} = 3\ A. \end{cases}$$

Optimisation d'un transformateur

	Optimisation directe			Optimisation multigranularité			
	Circuit	WRM-EF	WRM-EF-POD	Krigeage	MM	OSM	SM
H (cm)	27.1054	30.8248	30.8534	30.8409	30.8456	30.8478	30.8289
L (cm)	11.9996	11.9971	12	11.9979	12	12	12
% erreur	11.24	-	0.0869	0.0487	0.0635	0.0701	0.0152
m (kg)	16.9975	19.7113	19.7411	19.7256	19.7353	19.737	19.7232
i_f (A)	2.8051	3.0012	2.9999	3.0022	2.9995	2.9996	2.998
Nb. éval. f (réduit)	0	90	0 (88)	20	4	3	4
Nb. éval. c	29	0	0	474	63	114	49
Temps	47s	8h	1h45min	1h	28min	23min	29min

Optimisation d'un transformateur



1 Introduction

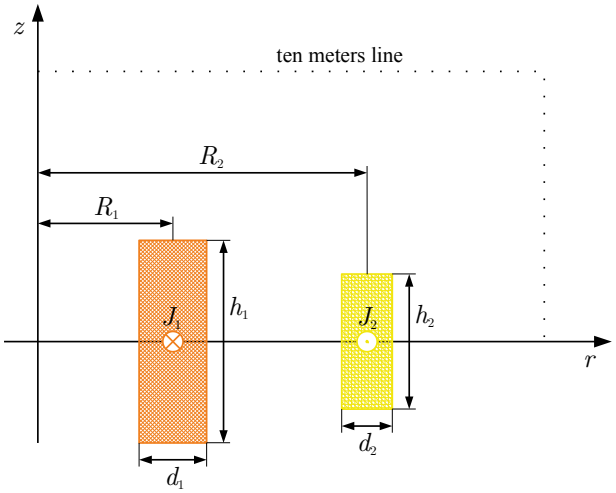
2 Couplage multidynamique

3 Optimisation multigranularité

4 Applications
- Optimisation d'un transformateur
- TEAM 22

5 Conclusion

TEAM workshop 22



$$\min f_{\text{obj}} \quad \text{tel que} \quad R_1 + \frac{d_1}{2} < R_2 - \frac{d_2}{2},$$

$$|J_1| \leq -6.4 \max_{\text{coil 1}}(\|\vec{B}\|) + 54,$$

$$|J_2| \leq -6.4 \max_{\text{coil 2}}(\|\vec{B}\|) + 54.$$

$$f_{\text{obj}} = \frac{B^2_{\text{stray}}}{B^2_{\text{norm}}} + \frac{|E - E_{\text{ref}}|}{E_{\text{ref}}},$$

$$B^2_{\text{stray}} = \frac{\sum_{i=1}^{22} |\vec{B}_i|^2}{22}.$$

TEAM workshop 22

	Error on energy (%)		
	Mean	Std dev	Max
POD-EIM	0.000004	0.000018	0.000252
Kriging	0.679031	1.178706	14.049132

	Error on B^2_{stray} (%)		
	Mean	Std dev	Max
POD-EIM	0.030670	0.225059	5.832414
Kriging	40.875333	158.247477	2529.165699

	Average computation time (s)	Speed-up
full model	49.93	1
POD-EIM	1.04	48
Kriging	0.00081	62951

TEAM workshop 22

- Variables d'optimisation

Variable	min	max	step	# of values
R_2	2.6	3.4	0.01	81
h_2	0.408	1.598	0.014	86
d_2	0.1	0.4	0.003	101

- Résultats d'optimisation

	R_2	h_2	d_2	$100.\frac{\lVert x-x_{\mathrm{ref}}\rVert}{\lVert x_{\mathrm{ref}}\rVert}$
TEAM 22	3.08	0.478	0.394	-
POD-EIM	3.12	0.478	0.376	4.75

	f_{obj}	E (MJ)	B^2_{stray} ($\times 10^{-7}$)
TEAM 22	0.08808	180	7.9138
POD-EIM	0.08636	179.95	7.7493

TEAM workshop 22

	R_2 h_2 d_2	f_{obj}	Number of iter.	Number of eval.
GA	3.12 0.478 0.376	0.0864	53	5300
PSO	3.12 0.478 0.376	0.0864	42	4200
AFSO	3.12 0.478 0.376	0.0864	99	24398
ACO	3.12 0.478 0.376	0.0864	100	10000

1 Introduction

2 Couplage multidynamique

3 Optimisation multigranularité

4 Applications
- Optimisation d'un transformateur
- TEAM 22

5 Conclusion

Conclusion

Méthode de relaxation des formes d'onde

- systèmes complexes
- logiciels dédiés
- pas de temps adaptés
- facilité de mise en place

Optimisation multigranularité

- durée d'optimisation acceptable
- précision accrue
- space mapping
  - deux modèles d'un même système
- krigeage
  - estimation de l'erreur
- modèle réduit
  - valeurs locales