

Soirée des doctorants

Thèmes : Pilotage d'un parc éolien, modélisation des alternateurs et gestion active des réseaux de distribution

Le bureau français de l'IEEE PES vous convie à la soirée annuelle des doctorants, au cours de laquelle les trois lauréats du prix de l'année, viendront présenter leurs travaux. Nous leur donnerons la parole sur trois thèmes différents. Les exposés seront introduits par les responsables industriels concernés qui viendront expliciter les enjeux des travaux présentés.

Nicolò Gionfra présentera ses [travaux](#) sur l'optimisation conjointe de la production d'un ensemble d'éoliennes en tenant compte de l'effet de sillage et des contraintes de réseau.

Laurent Montier enchainera sur une présentation de sa [thèse](#) sur les méthodes de construction de modèles plus performants de machines électriques grâce aux techniques de réduction de modèle.

Bhargav Swaminathan conclura par l'exposé de nouvelles [méthodes](#) d'optimisation numérique pour la gestion prévisionnelle du réseau de distribution en environnement incertain.

Nous profiterons de la soirée pour remettre la récompense de « l'outstanding engineer » à José Maneiro pour ses contributions aux technologies DC-DC.

Organisation et Parrainage

- Chapitre français de l'IEEE PES (Power & Energy Society)
- Avec l'appui de la SEE (Société de l'Electricité, de l'Electronique et des Technologies de l'Information et de la Communication) – Club technique « Systèmes électriques »

Lieu

RTE - [Tour Initiale](#)
1, terrasse Bellini, Paris - La Défense
Métro ligne 1– Station : Esplanade de la Défense
Plan : <http://bit.ly/1iZ39Jy>

**Jeudi 3 Mai 2018
de 17h30 à 19h40**

**RTE - Tour Initiale – 1, terrasse Bellini
Paris - La Défense**

17h30 Accueil et introduction

Sébastien Henry, *Président du bureau français de l'IEEE PES, Directeur SI & Télécommunications, RTE*

**17h40 Remise de la plaque de
« l'outstanding engineer » à
José Maneiro (Institut Supergrid)**

**17h50 Optimisation du contrôle d'un
parc éolien**

Nicolò Gionfra (*L2S, CentraleSupélec*), introduction par Philippe Loevenbruck (*EDF R&D*)

**18h25 Des modèles de machines
électriques plus performants
grâce à des techniques
mathématiques de réduction de
modèles**

Laurent Montier (*L2EP, Arts et Métiers ParisTech*), introduction par Stefan Sterpu (*EDF R&D*)

**19h00 Gestion prévisionnelle des
réseaux actifs de distribution –
relaxation convexe sous
incertitude**

Bhargav Swaminathan (*G2ELab, Grenoble INP*), introduction par Olivier Carré (*Enedis*)

19h40 Pot de l'amitié

Inscription et Renseignements

Inscription en ligne gratuite : <http://bit.ly/1gNuQWb>

Après la soirée, les présentations sont disponibles sur
<http://ewh.ieee.org/r8/france/pes/>



- Motivation
- WT Control
- Wind Farm Optimization
- Wind Farm Distributed Control
- Conclusion & Perspectives
- Backup

Distributed Control Strategies for Wind Farm Power Production Optimization

Nicolò Gionfra



Soirée des doctorants
2018 - *French Chapter*

Supervisors
Guillaume Sandou
Houria Siguerdjiane
Salvatore Monaco

EDF actors
Damien Faille
Philippe Loevenbruck





- Motivation
- WT Control
- Wind Farm Optimization
- Wind Farm Distributed Control
- Conclusion & Perspectives
- Backup

Motivation: Context and Challenges

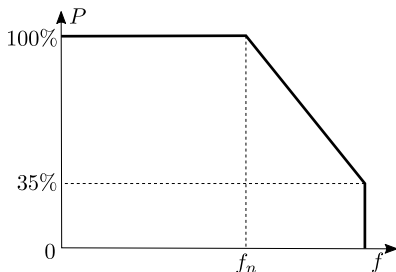


Effect of high wind energy penetration

- Motivation
- WT Control
- Wind Farm Optimization
- Wind Farm Distributed Control
- Conclusion & Perspectives
- Backup

Wind farms could provide services for the system operators

- **Artificial inertia** by means of control
- **Downward** power reserve
- **Grid constraints** resolution, in particular congestion mitigation





Wind farm operation should be optimized

- Motivation
- WT Control
- Wind Farm Optimization
- Wind Farm Distributed Control
- Conclusion & Perspectives
- Backup

- Exploit a better knowledge of aerodynamic phenomena, i.e. the **wake effect**



- Introduce intelligence into the system in order to **maximize** power production



Seek performance and architecture

- Motivation
- WT Control
- Wind Farm Optimization
- Wind Farm Distributed Control
- Conclusion & Perspectives
- Backup

- Control of wind farm (WF) **power generation**: how it is shared and distributed among its WTs
- **Real-time** performance
- Based on a **resilient** and **scalable** control architecture
- Approach from the **WF point of view**



Seek performance and architecture

- Motivation
- WT Control
- Wind Farm Optimization
- Wind Farm Distributed Control
- Conclusion & Perspectives
- Backup

- Control of wind farm (WF) **power generation**: how it is shared and distributed among its WTs
- **Real-time** performance
 - Based on a **resilient** and **scalable** control architecture
 - Approach from the **WF point of view**



Seek performance and architecture

- Motivation
- WT Control
- Wind Farm Optimization
- Wind Farm Distributed Control
- Conclusion & Perspectives
- Backup

- Control of wind farm (WF) **power generation**: how it is shared and distributed among its WTs
- **Real-time** performance
- Based on a **resilient** and **scalable** control architecture
- Approach from the **WF point of view**



Seek performance and architecture

- Motivation
- WT Control
- Wind Farm Optimization
- Wind Farm Distributed Control
- Conclusion & Perspectives
- Backup

- Control of wind farm (WF) **power generation**: how it is shared and distributed among its WTs
- **Real-time** performance
- Based on a **resilient** and **scalable** control architecture
- Approach from the **WF point of view**



A combined action

- Motivation
- WT Control
- Wind Farm Optimization
- Wind Farm Distributed Control
- Conclusion & Perspectives
- Backup

Model-based techniques

- Wake interaction model
- Wind turbine model



Distributed architecture

- Multi-agent framework
- Avoidance of single point of failure
- Scalable and modular architecture
- Reduction of computational and communication burden



Research focus and Outline

- Motivation
- WT Control
- Wind Farm Optimization
- Wind Farm Distributed Control
- Conclusion & Perspectives
- Backup

1 Motivation

2 Wind turbine control

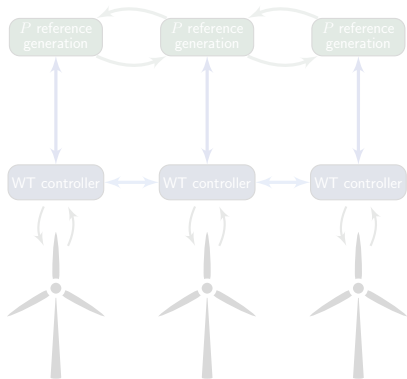
- Feedback linearization
- Model predictive control

3 Wind farm distributed optimization

- Particle swarm optimization

4 WF distributed control

- PID-like consensus protocols

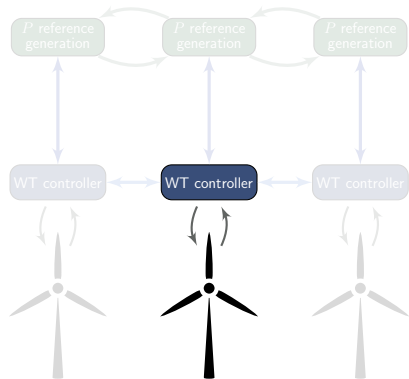




Research focus and Outline

- Motivation
- WT Control
- Wind Farm Optimization
- Wind Farm Distributed Control
- Conclusion & Perspectives
- Backup

- 1 Motivation
- 2 Wind turbine control
 - Feedback linearization
 - Model predictive control
- 3 Wind farm distributed optimization
 - Particle swarm optimization
- 4 WF distributed control
 - PID-like consensus protocols

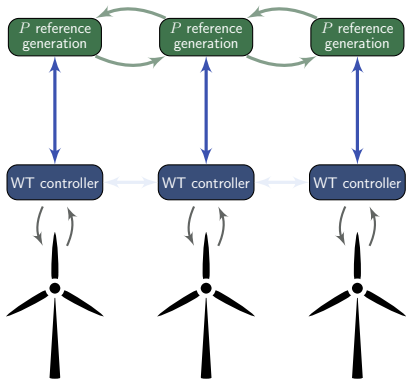




Research focus and Outline

- Motivation
- WT Control
- Wind Farm Optimization
- Wind Farm Distributed Control
- Conclusion & Perspectives
- Backup

- 1 Motivation
- 2 Wind turbine control
 - Feedback linearization
 - Model predictive control
- 3 Wind farm distributed optimization
 - Particle swarm optimization
- 4 WF distributed control
 - PID-like consensus protocols

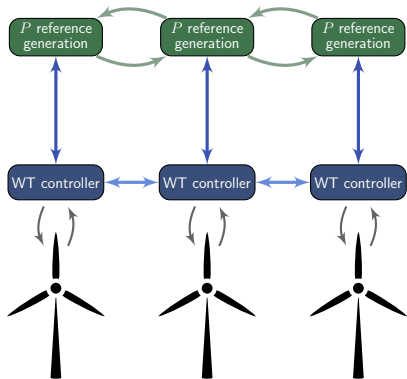




Research focus and Outline

- Motivation
- WT Control
- Wind Farm Optimization
- Wind Farm Distributed Control
- Conclusion & Perspectives
- Backup

- 1 Motivation
- 2 Wind turbine control
 - Feedback linearization
 - Model predictive control
- 3 Wind farm distributed optimization
 - Particle swarm optimization
- 4 WF distributed control
 - PID-like consensus protocols





- Motivation
- **WT Control**
- Wind Farm Optimization
- Wind Farm Distributed Control
- Conclusion & Perspectives
- Backup

Wind Turbine Control for Power Tracking

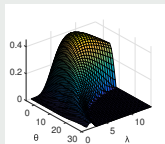


Classic wind turbine functioning

- Motivation
- WT Control
- Wind Farm Optimization
- Wind Farm Distributed Control
- Conclusion & Perspectives
- Backup

Aerodynamic to mechanical power conversion

$$P_r = \frac{1}{2} \rho \pi R^2 v^3 C_p(\lambda, \vartheta)$$
$$\lambda \triangleq \frac{\omega_r R}{v}$$



CART power coefficient C_p

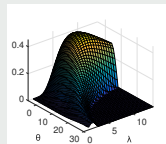


Classic wind turbine functioning

- Motivation
- WT Control
- Wind Farm Optimization
- Wind Farm Distributed Control
- Conclusion & Perspectives
- Backup

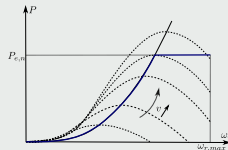
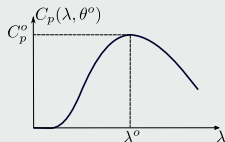
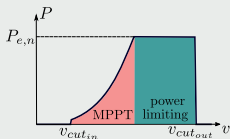
Aerodynamic to mechanical power conversion

$$P_r = \frac{1}{2} \rho \pi R^2 v^3 C_p(\lambda, \vartheta)$$
$$\lambda \triangleq \frac{\omega_r R}{v}$$



CART power coefficient C_p

MPPT and Power limiting





Problem formulation

- Motivation
- **WT Control**
- Wind Farm Optimization
- Wind Farm Distributed Control
- Conclusion & Perspectives
- Backup

Power tracking

Track a general power reference $P_g^*(\cdot)$ satisfying

$$0 \leq P_g^*(t) \leq \min(P^o, P_{e,n}) \quad \forall t \geq 0$$

Main results:

- WT as a MIMO system
- **One** controller that lets the WT work
 - in its **whole operating envelope**
 - in **all modes** of functioning, i.e. classic and deloaded
- While **maximizing** the stored **kinetic energy**

$$(\omega_r^*, \vartheta^*) = \arg \max_{\omega_r, \vartheta} \omega_r$$

subject to

$$P_g^* = P_r(\omega_r, \vartheta, v)$$

$$\omega_{r,min} \leq \omega_r \leq \omega_{r,n}$$

$$\vartheta_{min} \leq \vartheta \leq \vartheta_{max}$$

↓

$$\Delta W_k \simeq \frac{1}{2} J_r (\omega_r^{*2} - \omega_r^{o2})$$



Problem formulation

- Motivation
- **WT Control**
- Wind Farm Optimization
- Wind Farm Distributed Control
- Conclusion & Perspectives
- Backup

Power tracking

Track a general power reference $P_g^*(\cdot)$ satisfying

$$0 \leq P_g^*(t) \leq \min(P^o, P_{e,n}) \quad \forall t \geq 0$$

Main results:

- WT as a MIMO system
- **One** controller that lets the WT work
 - in its **whole operating envelope**
 - in **all modes** of functioning, i.e. classic and deloaded
- While **maximizing** the stored **kinetic energy**

$$(\omega_r^*, \vartheta^*) = \arg \max_{\omega_r, \vartheta} \omega_r$$

subject to

$$P_g^* = P_r(\omega_r, \vartheta, v)$$

$$\omega_{r,min} \leq \omega_r \leq \omega_{r,n}$$

$$\vartheta_{min} \leq \vartheta \leq \vartheta_{max}$$

↓

$$\Delta W_k \simeq \frac{1}{2} J_r (\omega_r^{*2} - \omega_r^o{}^2)$$



Problem formulation

- Motivation
- **WT Control**
- Wind Farm Optimization
- Wind Farm Distributed Control
- Conclusion & Perspectives
- Backup

Power tracking

Track a general power reference $P_g^*(\cdot)$ satisfying

$$0 \leq P_g^*(t) \leq \min(P^o, P_{e,n}) \quad \forall t \geq 0$$

Main results:

- WT as a MIMO system
- **One** controller that lets the WT work
 - in its **whole operating envelope**
 - in **all modes** of functioning, i.e. classic and deloaded
- While **maximizing** the stored **kinetic energy**

$$(\omega_r^*, \vartheta^*) = \arg \max_{\omega_r, \vartheta} \omega_r$$

subject to

$$P_g^* = P_r(\omega_r, \vartheta, v)$$

$$\omega_{r,min} \leq \omega_r \leq \omega_{r,n}$$

$$\vartheta_{min} \leq \vartheta \leq \vartheta_{max}$$

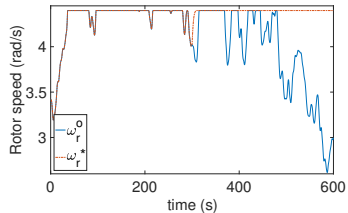
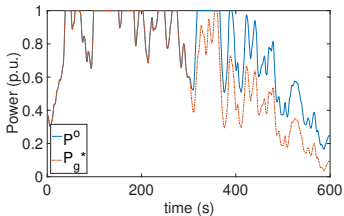
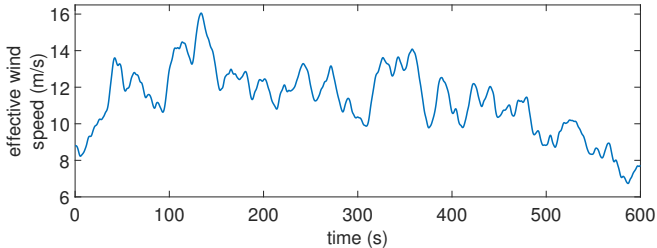
↓

$$\Delta W_k \simeq \frac{1}{2} J_r \left(\omega_r^{*2} - \omega_r^{o2} \right)$$



Mixed MPPT, power limiting and deloading

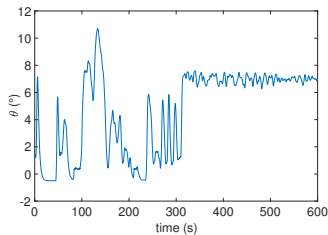
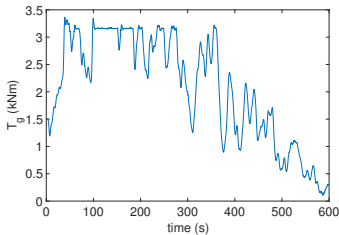
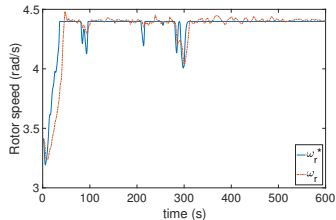
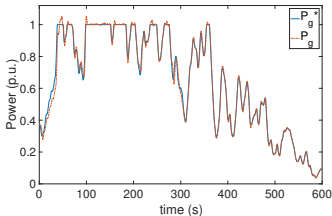
- Motivation
- **WT Control**
- Wind Farm Optimization
- Wind Farm Distributed Control
- Conclusion & Perspectives
- Backup





Mixed MPPT, power limiting and deloading

- Motivation
- WT Control
- Wind Farm Optimization
- Wind Farm Distributed Control
- Conclusion & Perspectives
- Backup





- Motivation
- WT Control
- **Wind Farm Optimization**
- Wind Farm Distributed Control
- Conclusion & Perspectives
- Backup

Wind Farm Distributed Optimization for Power Maximization under Constraints



Wake expansion

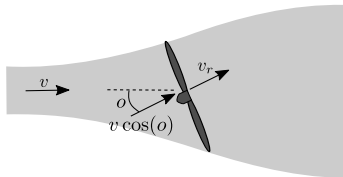
- Motivation
- WT Control
- Wind Farm Optimization
- Wind Farm Distributed Control
- Conclusion & Perspectives
- Backup

- Axial induction factor α

$$v_r = v(\cos(o) - \alpha)$$

$$C_p(\alpha, o) = 4\alpha(\cos(o) - \alpha)^2$$

$\alpha = 1/3$ corresponds to MPPT



(Park et Law 2015), (Gebraad et al. 2016)



Wake expansion

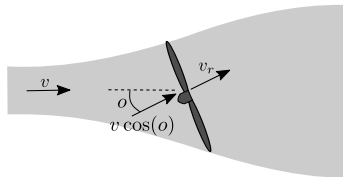
- Motivation
- WT Control
- Wind Farm Optimization
- Wind Farm Distributed Control
- Conclusion & Perspectives
- Backup

- Axial induction factor α

$$v_r = v(\cos(o) - \alpha)$$

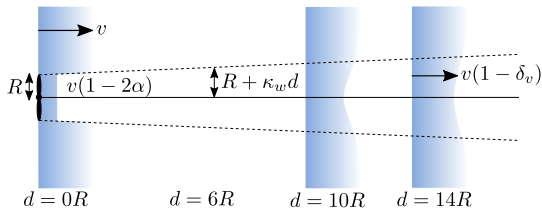
$$C_p(\alpha, o) = 4\alpha(\cos(o) - \alpha)^2$$

$\alpha = 1/3$ corresponds to MPPT



(Park et Law 2015), (Gebraad et al. 2016)

- **Wind deficit:** Park expansion + Gaussian shape





Wake interaction

- Motivation
- WT Control
- Wind Farm Optimization
- Wind Farm Distributed Control
- Conclusion & Perspectives
- Backup

- Wake direction and power function

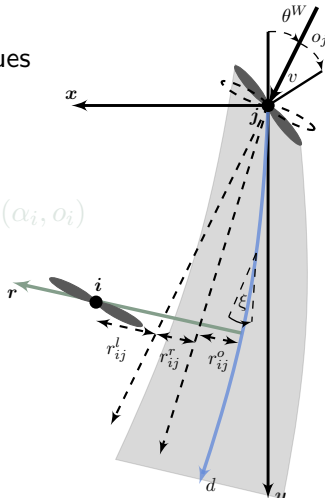
v_∞, θ^W : WF free stream wind values

$$v_i = v_\infty (1 - \bar{\delta}_{v,i}(\alpha_{ij}, \sigma_{ij}, \theta^W))$$

$$P_i = \frac{1}{2} \rho \pi R^2 v_i^3 (\alpha_{ij}, \sigma_{ij}, v_\infty, \theta^W) C_p(\alpha_i, \sigma_i)$$

$$P_{wf} = \sum_{i=1}^N P_i$$

(Park et Law 2015), (Gebraad et al. 2016)





Wake interaction

- Motivation
- WT Control
- Wind Farm Optimization
- Wind Farm Distributed Control
- Conclusion & Perspectives
- Backup

- Wake direction and power function

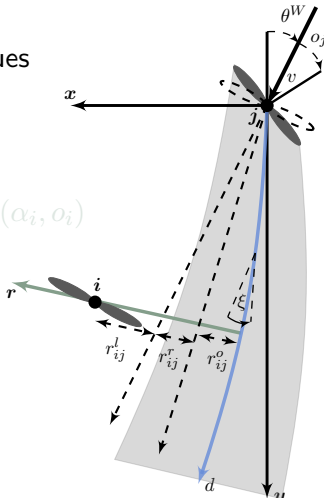
v_∞, θ^W : WF free stream wind values

$$v_i = v_\infty (1 - \bar{\delta}_{v,i}(\alpha_{ij}, \mathbf{o}_{ij}, \theta^W))$$

$$P_i = \frac{1}{2} \rho \pi R^2 v_i^3 (\alpha_{ij}, \mathbf{o}_{ij}, v_\infty, \theta^W) C_p(\alpha_i, \mathbf{o}_i)$$

$$P_{wf} = \sum_{i=1}^N P_i$$

(Park et Law 2015), (Gebraad et al. 2016)





Wake interaction

- Motivation
- WT Control
- Wind Farm Optimization
- Wind Farm Distributed Control
- Conclusion & Perspectives
- Backup

- Wake direction and power function

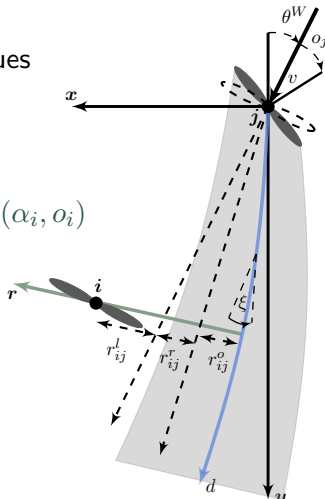
v_∞, θ^W : WF free stream wind values

$$v_i = v_\infty (1 - \bar{\delta}_{v,i}(\alpha_{ij}, \mathbf{o}_{ij}, \theta^W))$$

$$P_i = \frac{1}{2} \rho \pi R^2 v_i^3(\alpha_{ij}, \mathbf{o}_{ij}, v_\infty, \theta^W) C_p(\alpha_i, \mathbf{o}_i)$$

$$P_{wf} = \sum_{i=1}^N P_i$$

(Park et Law 2015), (Gebraad et al. 2016)





Wake interaction

- Motivation
- WT Control
- Wind Farm Optimization
- Wind Farm Distributed Control
- Conclusion & Perspectives
- Backup

- Wake direction and power function

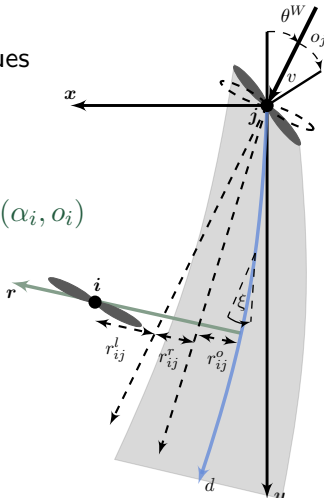
v_∞, θ^W : WF free stream wind values

$$v_i = v_\infty (1 - \bar{\delta}_{v,i}(\alpha_{ij}, \mathbf{o}_{ij}, \theta^W))$$

$$P_i = \frac{1}{2} \rho \pi R^2 v_i^3(\alpha_{ij}, \mathbf{o}_{ij}, v_\infty, \theta^W) C_p(\alpha_i, o_i)$$

$$P_{wf} = \sum_{i=1}^N P_i$$

(Park et Law 2015), (Gebraad et al. 2016)





Wind farm optimization problem

- Motivation
- WT Control
- **Wind Farm Optimization**
- Wind Farm Distributed Control
- Conclusion & Perspectives
- Backup

Power maximization under constraints

$$\begin{aligned} \min_{\alpha} -P_{wf}(\alpha) &= \min_{\{\alpha_i, i=1, \dots, N\}} - \sum_{i=1}^N P_i(\alpha_i, \alpha_{ij}) \\ \text{s.t. } P_i(\alpha, v_{\infty}, \theta^W) &\leq P_{e,n}, \quad i = 1, \dots, N \\ P_{wf}(\alpha, v_{\infty}, \theta^W) &\leq P_{wf}^{max} \end{aligned}$$

Main results:

- Fast convergence
- Model-based + distributed technique
- Metaheuristic optimization algorithms
- Constraints handling within the optimization problem
- Algorithm applicable to a class of distributed problems

Patent: (Gionfra et al. 2017, EDF);

Publications: (Gionfra et al. 2016, IFAC), (Gionfra et al. 2017, IEEE CCTA);

Submitted: (Gionfra et al. 2018, Elsevier);



Wind farm optimization problem

- Motivation
- WT Control
- **Wind Farm Optimization**
- Wind Farm Distributed Control
- Conclusion & Perspectives
- Backup

Power maximization under constraints

$$\begin{aligned} \min_{\alpha} -P_{wf}(\alpha) &= \min_{\{\alpha_i, i=1, \dots, N\}} - \sum_{i=1}^N P_i(\alpha_i, \alpha_{ij}) \\ \text{s.t. } P_i(\alpha, v_{\infty}, \theta^W) &\leq P_{e,n}, \quad i = 1, \dots, N \\ P_{wf}(\alpha, v_{\infty}, \theta^W) &\leq P_{wf}^{max} \end{aligned}$$

Main results:

- Fast convergence
- Model-based + distributed technique
- Metaheuristic optimization algorithms
- Constraints handling within the optimization problem
- Algorithm applicable to a class of distributed problems

Patent: (Gionfra et al. 2017, EDF);

Publications: (Gionfra et al. 2016, IFAC), (Gionfra et al. 2017, IEEE CCTA);

Submitted: (Gionfra et al. 2018, Elsevier);



Wind farm optimization problem

- Motivation
- WT Control
- **Wind Farm Optimization**
- Wind Farm Distributed Control
- Conclusion & Perspectives
- Backup

Power maximization under constraints

$$\begin{aligned} \min_{\alpha} -P_{wf}(\alpha) &= \min_{\{\alpha_i, i=1, \dots, N\}} - \sum_{i=1}^N P_i(\alpha_i, \alpha_{ij}) \\ \text{s.t. } P_i(\alpha, v_{\infty}, \theta^W) &\leq P_{e,n}, \quad i = 1, \dots, N \\ P_{wf}(\alpha, v_{\infty}, \theta^W) &\leq P_{wf}^{max} \end{aligned}$$

Main results:

- Fast convergence
- Model-based + distributed technique
- Metaheuristic optimization algorithms
- Constraints handling within the optimization problem
- Algorithm applicable to a class of distributed problems

Patent: (Gionfra et al. 2017, EDF);

Publications: (Gionfra et al. 2016, IFAC), (Gionfra et al. 2017, IEEE CCTA);

Submitted: (Gionfra et al. 2018, Elsevier);



Wind farm optimization problem

- Motivation
- WT Control
- **Wind Farm Optimization**
- Wind Farm Distributed Control
- Conclusion & Perspectives
- Backup

Power maximization under constraints

$$\begin{aligned} \min_{\alpha} -P_{wf}(\alpha) &= \min_{\{\alpha_i, i=1, \dots, N\}} - \sum_{i=1}^N P_i(\alpha_i, \alpha_{ij}) \\ \text{s.t. } P_i(\alpha, v_{\infty}, \theta^W) &\leq P_{e,n}, \quad i = 1, \dots, N \\ P_{wf}(\alpha, v_{\infty}, \theta^W) &\leq P_{wf}^{max} \end{aligned}$$

Main results:

- Fast convergence
- Model-based + distributed technique
- Metaheuristic optimization algorithms
- Constraints handling within the optimization problem
- Algorithm applicable to a class of distributed problems

Patent: (Gionfra et al. 2017, EDF);

Publications: (Gionfra et al. 2016, IFAC), (Gionfra et al. 2017, IEEE CCTA);

Submitted: (Gionfra et al. 2018, Elsevier);



Wind farm optimization problem

- Motivation
- WT Control
- **Wind Farm Optimization**
- Wind Farm Distributed Control
- Conclusion & Perspectives
- Backup

Power maximization under constraints

$$\begin{aligned} \min_{\boldsymbol{\alpha}} -P_{wf}(\boldsymbol{\alpha}) &= \min_{\{\alpha_i, i=1, \dots, N\}} - \sum_{i=1}^N P_i(\alpha_i, \boldsymbol{\alpha}_{ij}) \\ \text{s.t. } P_i(\boldsymbol{\alpha}, v_{\infty}, \theta^W) &\leq P_{e,n}, \quad i = 1, \dots, N \\ P_{wf}(\boldsymbol{\alpha}, v_{\infty}, \theta^W) &\leq P_{wf}^{max} \end{aligned}$$

Main results:

- Fast convergence
- Model-based + distributed technique
- Metaheuristic optimization algorithms
- Constraints handling within the optimization problem
- Algorithm applicable to a class of distributed problems

Patent: (Gionfra et al. 2017, EDF);

Publications: (Gionfra et al. 2016, IFAC), (Gionfra et al. 2017, IEEE CCTA);

Submitted: (Gionfra et al. 2018, Elsevier);



Wind farm optimization problem

- Motivation
- WT Control
- **Wind Farm Optimization**
- Wind Farm Distributed Control
- Conclusion & Perspectives
- Backup

Power maximization under constraints

$$\begin{aligned} \min_{\alpha} -P_{wf}(\alpha) &= \min_{\{\alpha_i, i=1, \dots, N\}} - \sum_{i=1}^N P_i(\alpha_i, \alpha_{ij}) \\ \text{s.t. } P_i(\alpha, v_{\infty}, \theta^W) &\leq P_{e,n}, \quad i = 1, \dots, N \\ P_{wf}(\alpha, v_{\infty}, \theta^W) &\leq P_{wf}^{max} \end{aligned}$$

Main results:

- Fast convergence
- Model-based + distributed technique
- Metaheuristic optimization algorithms
- Constraints handling within the optimization problem
- Algorithm applicable to a class of distributed problems

Patent: (Gionfra et al. 2017, EDF);

Publications: (Gionfra et al. 2016, IFAC), (Gionfra et al. 2017, IEEE CCTA);

Submitted: (Gionfra et al. 2018, Elsevier);



Wind farm optimization problem

- Motivation
- WT Control
- **Wind Farm Optimization**
- Wind Farm Distributed Control
- Conclusion & Perspectives
- Backup

Power maximization under constraints

$$\begin{aligned} \min_{\alpha} -P_{wf}(\alpha) &= \min_{\{\alpha_i, i=1, \dots, N\}} - \sum_{i=1}^N P_i(\alpha_i, \alpha_{ij}) \\ \text{s.t. } P_i(\alpha, v_{\infty}, \theta^W) &\leq P_{e,n}, \quad i = 1, \dots, N \\ P_{wf}(\alpha, v_{\infty}, \theta^W) &\leq P_{wf}^{max} \end{aligned}$$

Main results:

- Fast convergence
- Model-based + distributed technique
- Metaheuristic optimization algorithms
- Constraints handling within the optimization problem
- Algorithm applicable to a class of distributed problems

Patent: (Gionfra et al. 2017, EDF);

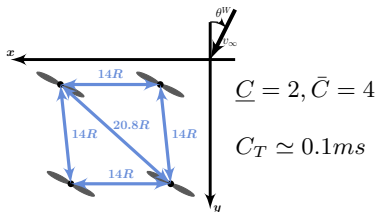
Publications: (Gionfra et al. 2016, IFAC), (Gionfra et al. 2017, IEEE CCTA);

Submitted: (Gionfra et al. 2018, Elsevier);



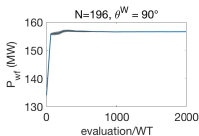
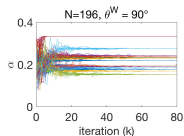
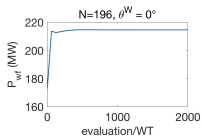
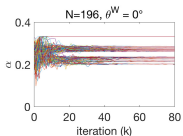
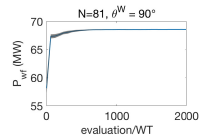
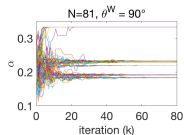
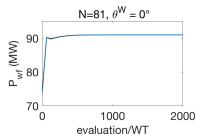
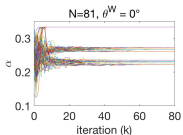
Unconstrained WF optimization

- Motivation
- WT Control
- Wind Farm Optimization
- Wind Farm Distributed Control
- Conclusion & Perspectives
- Backup



WF power gains

N	θ^W ($^\circ$)	P_{wf} (MW)	G (%)	L (%)
81	0	91.02	6.4	0.3
81	90	68.58	20.7	1.7
196	0	214.63	6.8	0.6
196	90	156.65	23.5	2.7

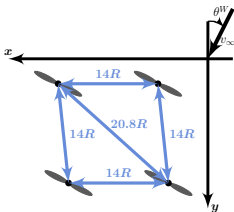




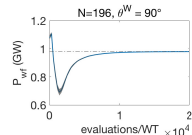
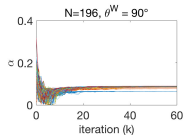
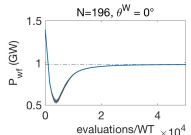
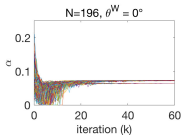
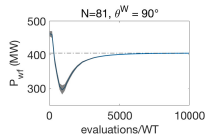
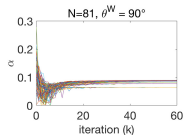
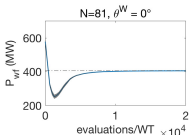
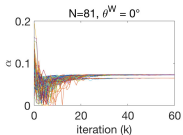
Constrained WF optimization

- Motivation
- WT Control
- Wind Farm Optimization
- Wind Farm Distributed Control
- Conclusion & Perspectives
- Backup

WF required communication and C_T



N	θ^W ($^\circ$)	\underline{C}	\bar{C}	C_T (ms)
81	0	8	15	~ 1.2
81	90	8	8	~ 0.4
196	0	18	40	~ 7.6
196	90	13	13	~ 1.2

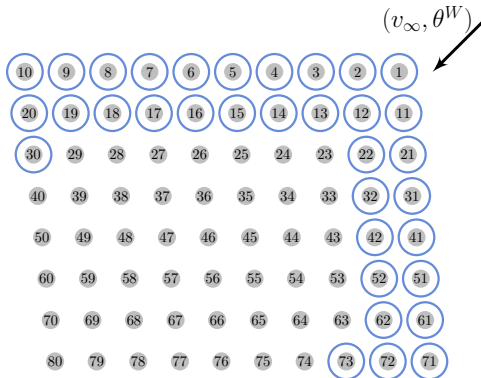




Constrained WF optimization

- Motivation
- WT Control
- Wind Farm Optimization
- Wind Farm Distributed Control
- Conclusion & Perspectives
- Backup

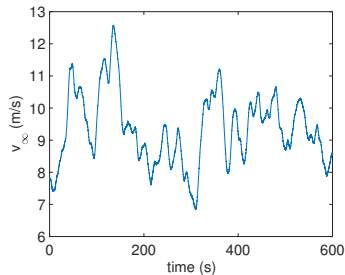
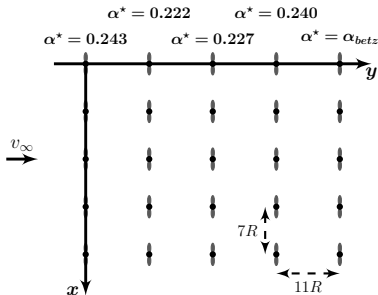
- $P_{wf}^{max} = 63\% P_{wf}^n$
- $(v_\infty, \theta^W) = (10m/s, 45^\circ)$
- Horn Rev 1 wind farm





Hierarchical wind farm control

- Motivation
- WT Control
- Wind Farm Optimization
- Wind Farm Distributed Control
- Conclusion & Perspectives
- Backup

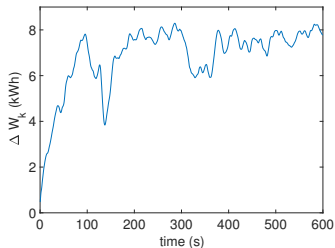
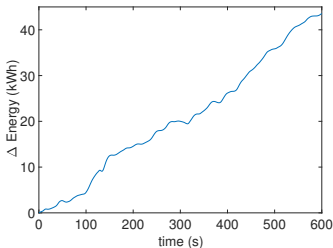
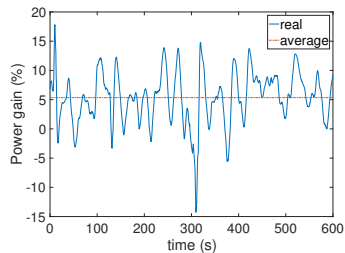
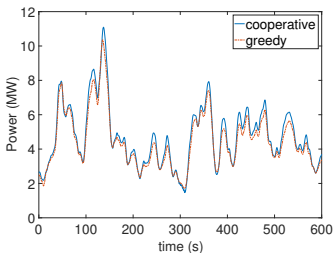


Expected gain $\sim 7\%$



Hierarchical wind farm control

- Motivation
- WT Control
- **Wind Farm Optimization**
- Wind Farm Distributed Control
- Conclusion & Perspectives
- Backup





- Motivation
- WT Control
- Wind Farm Optimization
- **Wind Farm Distributed Control**
- Conclusion & Perspectives
- Backup

Wind Farm Distributed Control



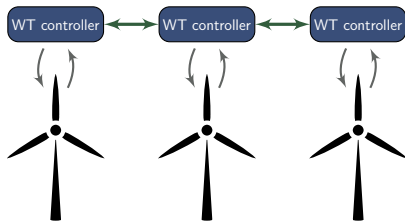
WF *distributed* control

- Motivation
- WT Control
- Wind Farm Optimization
- Wind Farm Distributed Control
- Conclusion & Perspectives
- Backup

Additional information

WTs optimal *relative* distances

$$\frac{P_i}{\chi_i} = \frac{P_k}{\chi_k}, \quad i, k = 1, \dots, N$$



Main results:

- **Leaderless** control to *even out* disturbances
- **Leader-follower** control to *restore* optimal power sharing

Publications: (Gionfra et al. 2017, IEEE CDC), (Gionfra et al. 2017, ICINCO);

Submitted: (Gionfra et al. 2017, Springer);

Literature e.g.: (Boukhezzer et al. 2005, 2007, 2011), (Baros 2017), (Spudic 2015)



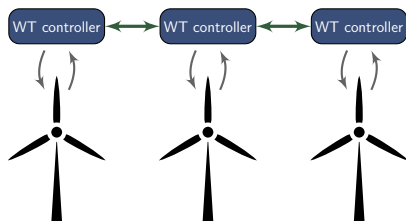
WF *distributed* control

- Motivation
- WT Control
- Wind Farm Optimization
- Wind Farm Distributed Control
- Conclusion & Perspectives
- Backup

Additional information

WTs optimal *relative* distances

$$\frac{P_i}{\chi_i} = \frac{P_k}{\chi_k}, \quad i, k = 1, \dots, N$$



Main results:

- **Leaderless** control to *even out* disturbances
- **Leader-follower** control to *restore* optimal power sharing

Publications: (Gionfra et al. 2017, IEEE CDC), (Gionfra et al. 2017, ICINCO);

Submitted: (Gionfra et al. 2017, Springer);

Literature e.g.: (Boukhezzer et al. 2005, 2007, 2011), (Baros 2017), (Spudic 2015)



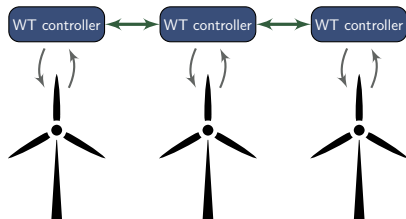
WF *distributed* control

- Motivation
- WT Control
- Wind Farm Optimization
- Wind Farm Distributed Control
- Conclusion & Perspectives
- Backup

Additional information

WTs optimal *relative* distances

$$\frac{P_i}{\chi_i} = \frac{P_k}{\chi_k}, \quad i, k = 1, \dots, N$$



Main results:

- **Leaderless** control to *even out* disturbances
- **Leader-follower** control to *restore* optimal power sharing

Publications: (Gionfra et al. 2017, IEEE CDC), (Gionfra et al. 2017, ICINCO);

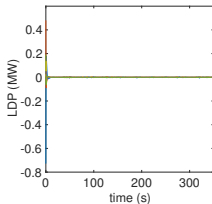
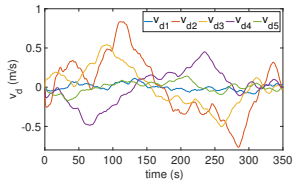
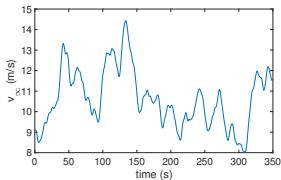
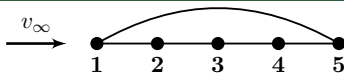
Submitted: (Gionfra et al. 2017, Springer);

Literature e.g.: (Boukhezzer et al. 2005, 2007, 2011), (Baros 2017), (Spudic 2015)

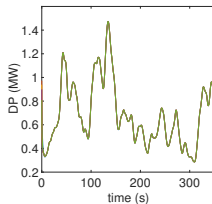


Leaderless control

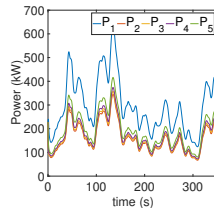
- Motivation
- WT Control
- Wind Farm Optimization
- Wind Farm Distributed Control
- Conclusion & Perspectives
- Backup



\mathcal{LDP}



DP



P

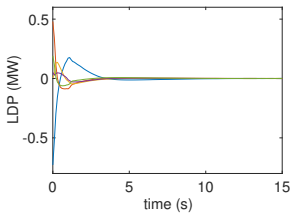
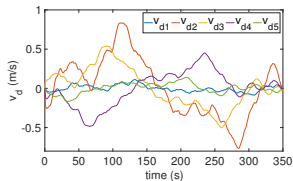
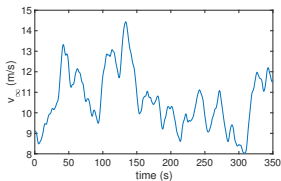
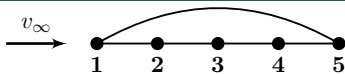
where $P \triangleq \text{col}(P_1, \dots, P_5)$, $D \triangleq \text{diag}(1/\chi_1, \dots, 1/\chi_5)$, and \mathcal{L} the Laplacian matrix



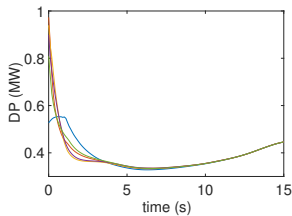


Leaderless control

- Motivation
- WT Control
- Wind Farm Optimization
- Wind Farm Distributed Control
- Conclusion & Perspectives
- Backup



\mathcal{LDP}



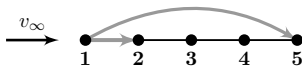
DP

where $P \triangleq \text{col}(P_1, \dots, P_5)$, $D \triangleq \text{diag}(1/\chi_1, \dots, 1/\chi_5)$, and \mathcal{L} the Laplacian matrix

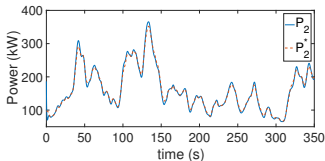


Leader-follower control

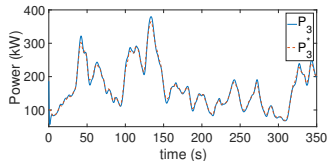
- Motivation
- WT Control
- Wind Farm Optimization
- Wind Farm Distributed Control
- Conclusion & Perspectives
- Backup



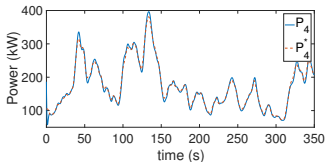
$$P_2^{fw} = 80\%P_2^*, P_3^{fw} = 60\%P_3^*, \\ P_4^{fw} = 30\%P_4^*, P_5^{fw} = 40\%P_5^*$$



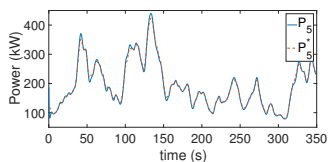
WT 2 restored power.



WT 3 restored power.



WT 4 restored power.



WT 5 restored power.



Conclusion and Further perspectives

- Motivation
- WT Control
- Wind Farm Optimization
- Wind Farm Distributed Control
- **Conclusion & Perspectives**
- Backup

WT control

- Power reference tracking
- Whole operating envelope
- Kinetic energy storage
- Mechanical stress reduction

WF distributed optimization

- Novel DPSO
- Real-time performance
- WF power constraints
- Reduce communication for constrained optimization

WF distributed control

- Reduce disturbance effect
- Consensus for fault-adaptive control
- Distributed estimation for production forecast



- Motivation
- WT Control
- Wind Farm Optimization
- Wind Farm Distributed Control
- **Conclusion & Perspectives**
- Backup



Thank You for Your Attention

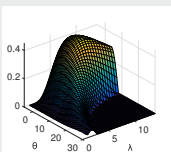


System under analysis

- Motivation
- WT Control
- Wind Farm Optimization
- Wind Farm Distributed Control
- Conclusion & Perspectives
- Backup

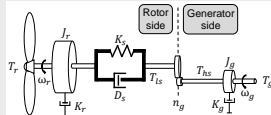
A modular scheme

Aerodynamics



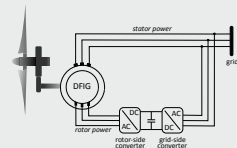
- Wake effect
- Betz theory
- Power coefficient

Mechanical conversion



- Drive train
- Pitch and yaw angle control
- Rotor angular speed control

Electrical conversion



- DFIG/PMSG
- Back-to-back converter
- Faster dynamics

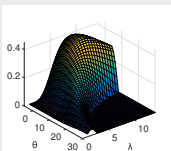


System under analysis

- Motivation
- WT Control
- Wind Farm Optimization
- Wind Farm Distributed Control
- Conclusion & Perspectives
- Backup

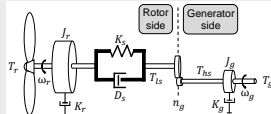
A modular scheme

Aerodynamics



- Wake effect
- Betz theory
- Power coefficient

Mechanical conversion



- Drive train
- Pitch and yaw angle control
- Rotor angular speed control

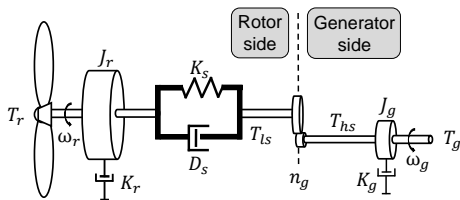
Electrical conversion

- DFIG/PMSG
- Back-to-back converter
- Faster dynamics



Wind turbine two-mass model

- Motivation
- WT Control
- Wind Farm Optimization
- Wind Farm Distributed Control
- Conclusion & Perspectives
- Backup



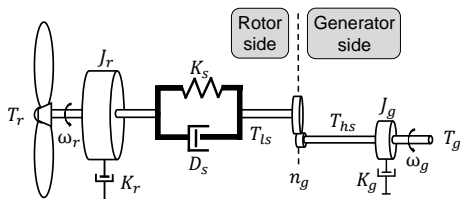
$$\begin{pmatrix} \dot{\omega}_r \\ \dot{\omega}_g \\ \dot{\delta} \\ \dot{\vartheta} \\ \dot{T}_g \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \frac{1}{J_r} \frac{P_r(\omega_r, \vartheta, v)}{\omega_r} - \frac{D_s}{J_r} \omega_r + \frac{D_s}{J_r n_g} \omega_g - \frac{K_s}{J_r} \delta \\ \frac{D_s}{J_g n_g} \omega_r - \frac{D_s}{J_g n_g^2} \omega_g + \frac{K_s}{J_g n_g} \delta - \frac{1}{J_g} T_g \\ \omega_r - \frac{1}{n_g} \omega_g \\ -\frac{1}{\tau_\vartheta} \vartheta + \frac{1}{\tau_\vartheta} \vartheta_r \\ -\frac{1}{\tau_T} T_g + \frac{1}{\tau_T} T_{g,r} \end{pmatrix}$$

$$P_g = T_g \omega_g$$



Wind turbine two-mass model

- Motivation
- WT Control
- Wind Farm Optimization
- Wind Farm Distributed Control
- Conclusion & Perspectives
- Backup



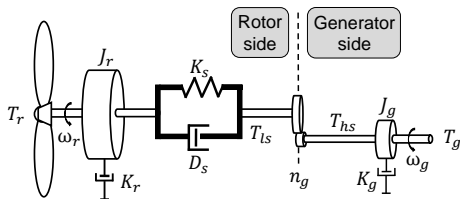
$$\begin{pmatrix} \dot{\omega}_r \\ \dot{\omega}_g \\ \dot{\delta} \\ \dot{\vartheta} \\ \dot{T}_g \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \frac{1}{J_r} \boxed{P_r(\omega_r, \vartheta, v)} - \frac{D_s}{J_r} \omega_r + \frac{D_s}{J_r n_g} \omega_g - \frac{K_s}{J_r} \delta \\ \frac{D_s}{J_g n_g} \omega_r - \frac{D_s}{J_g n_g^2} \omega_g + \frac{K_s}{J_g n_g} \delta - \frac{1}{J_g} T_g \\ \omega_r - \frac{1}{n_g} \omega_g \\ -\frac{1}{\tau_\vartheta} \vartheta + \frac{1}{\tau_\vartheta} \vartheta_r \\ -\frac{1}{\tau_T} T_g + \frac{1}{\tau_T} T_{g,r} \end{pmatrix}$$

$$P_g = T_g \omega_g$$



Wind turbine two-mass model

- Motivation
- WT Control
- Wind Farm Optimization
- Wind Farm Distributed Control
- Conclusion & Perspectives
- Backup



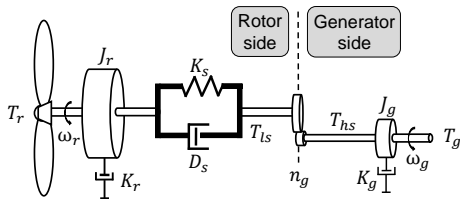
$$\begin{pmatrix} \dot{\omega}_r \\ \dot{\omega}_g \\ \dot{\delta} \\ \dot{\vartheta} \\ \dot{T}_g \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \frac{1}{J_r} \frac{P_r(\omega_r, \vartheta, v)}{\omega_r} - \frac{D_s}{J_r} \omega_r + \frac{D_s}{J_r n_g} \omega_g - \frac{K_s}{J_r} \delta \\ \frac{D_s}{J_g n_g} \omega_r - \frac{D_s}{J_g n_g^2} \omega_g + \frac{K_s}{J_g n_g} \delta - \frac{1}{J_g} T_g \\ \omega_r - \frac{1}{n_g} \omega_g \\ -1/\tau_\vartheta \vartheta + 1/\tau_\vartheta \vartheta_r \\ -\frac{1}{\tau_T} T_g + \frac{1}{\tau_T} T_{g,r} \end{pmatrix}$$

$$P_g = T_g \omega_g$$



Wind turbine two-mass model

- Motivation
- WT Control
- Wind Farm Optimization
- Wind Farm Distributed Control
- Conclusion & Perspectives
- Backup



$$\begin{pmatrix} \dot{\omega}_r \\ \dot{\omega}_g \\ \dot{\delta} \\ \dot{\vartheta} \\ \dot{T}_g \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \frac{1}{J_r} \frac{P_r(\omega_r, \vartheta, v)}{\omega_r} - \frac{D_s}{J_r} \omega_r + \frac{D_s}{J_r n_g} \omega_g - \frac{K_s}{J_r} \delta \\ \frac{D_s}{J_g n_g} \omega_r - \frac{D_s}{J_g n_g^2} \omega_g + \frac{K_s}{J_g n_g} \delta - \frac{1}{J_g} T_g \\ \omega_r - \frac{1}{n_g} \omega_g \\ -1/\tau_\vartheta \vartheta + 1/\tau_\vartheta \vartheta_r \\ -1/\tau_T T_g + 1/\tau_T T_{g,r} \end{pmatrix}$$

$$P_g = T_g \omega_g$$

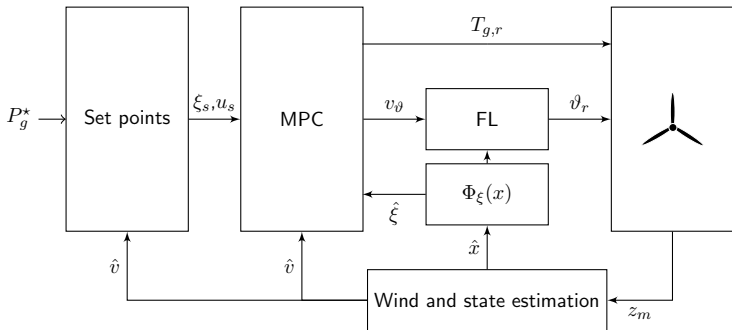


Combined feedback linearization and MPC

- Motivation
- WT Control
- Wind Farm Optimization
- Wind Farm Distributed Control
- Conclusion & Perspectives
- Backup

Why ?

- 1 MPC to explicitly handle system constraints
- 2 FL helps yielding a *quadratic programming* problem

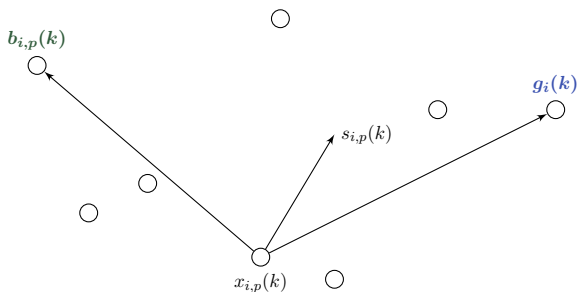




PSO equations

- Motivation
- WT Control
- Wind Farm Optimization
- Wind Farm Distributed Control
- Conclusion & Perspectives
- Backup

- Particles movement in the search space



$$b_{i,p}(k) = \arg \min_{\{x_{i,p}(0), \dots, x_{i,p}(k)\}} F, \quad g_i(k) = \arg \min_{\{b_{i,1}, \dots, b_{i,N_p}\}} F$$

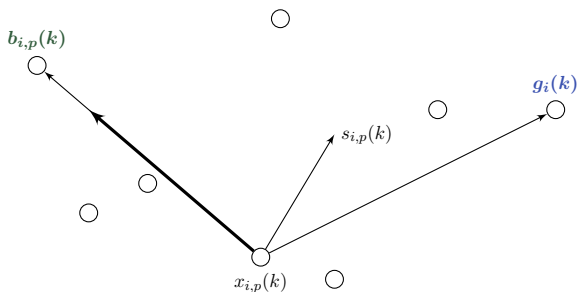
F computed via *Deb's rule*



PSO equations

- Motivation
- WT Control
- Wind Farm Optimization
- Wind Farm Distributed Control
- Conclusion & Perspectives
- Backup

- Particles movement in the search space



$$b_{i,p}(k) = \arg \min_{\{x_{i,p}(0), \dots, x_{i,p}(k)\}} F, \quad g_i(k) = \arg \min_{\{b_{i,1}, \dots, b_{i,N_p}\}} F$$

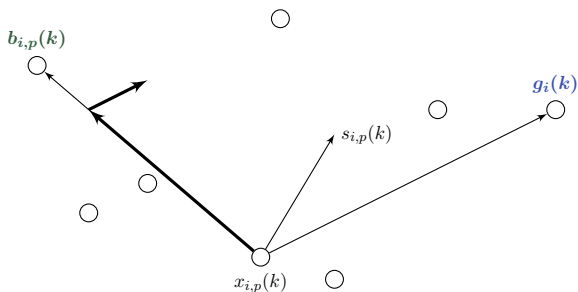
F computed via *Deb's rule*



PSO equations

- Motivation
- WT Control
- Wind Farm Optimization
- Wind Farm Distributed Control
- Conclusion & Perspectives
- Backup

- Particles movement in the search space



$$b_{i,p}(k) = \arg \min_{\{x_{i,p}(0), \dots, x_{i,p}(k)\}} F, \quad g_i(k) = \arg \min_{\{b_{i,1}, \dots, b_{i,N_p}\}} F$$

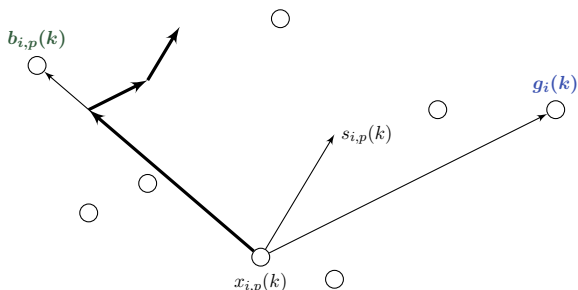
F computed via *Deb's rule*



PSO equations

- Motivation
- WT Control
- Wind Farm Optimization
- Wind Farm Distributed Control
- Conclusion & Perspectives
- Backup

- Particles movement in the search space



$$b_{i,p}(k) = \arg \min_{\{x_{i,p}(0), \dots, x_{i,p}(k)\}} F, \quad g_i(k) = \arg \min_{\{b_{i,1}, \dots, b_{i,N_p}\}} F$$

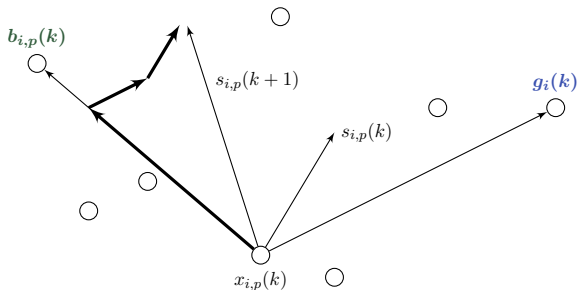
F computed via *Deb's rule*



PSO equations

- Motivation
- WT Control
- Wind Farm Optimization
- Wind Farm Distributed Control
- Conclusion & Perspectives
- Backup

- Particles movement in the search space



$$b_{i,p}(k) = \arg \min_{\{x_{i,p}(0), \dots, x_{i,p}(k)\}} F, \quad g_i(k) = \arg \min_{\{b_{i,1}, \dots, b_{i,N_p}\}} F$$

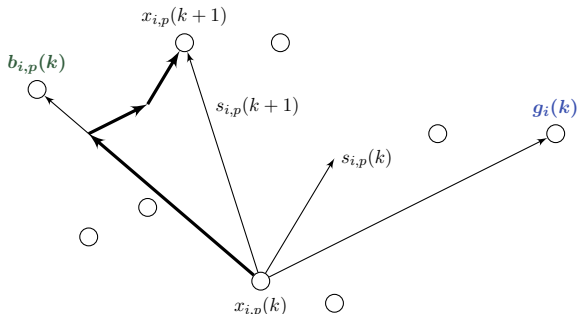
F computed via *Deb's rule*



PSO equations

- Motivation
- WT Control
- Wind Farm Optimization
- Wind Farm Distributed Control
- Conclusion & Perspectives
- Backup

- Particles movement in the search space



$$b_{i,p}(k) = \arg \min_{\{x_{i,p}(0), \dots, x_{i,p}(k)\}} F, \quad g_i(k) = \arg \min_{\{b_{i,1}, \dots, b_{i,N_p}\}} F$$

F computed via *Deb's rule*



DPSO algorithm main features

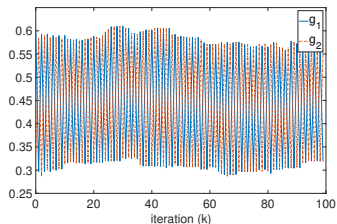
- Adding a *damping factor* $\beta \in]0, 1]$

$$g_i^{new} = g_i + \beta \left(\arg \min_{\{b_{i,p}\}} \{F_{i,p}^b\} - g_i \right)$$

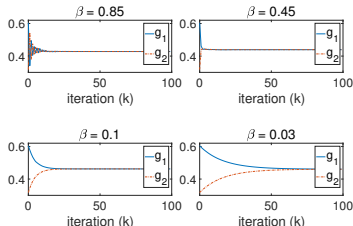
Example

$$F(x_1, x_2) = (x_1 - x_2)^2$$

Without additional damping



With additional damping



- Motivation
- WT Control
- Wind Farm Optimization
- Wind Farm Distributed Control
- Conclusion & Perspectives
- Backup



DPSO algorithm main features

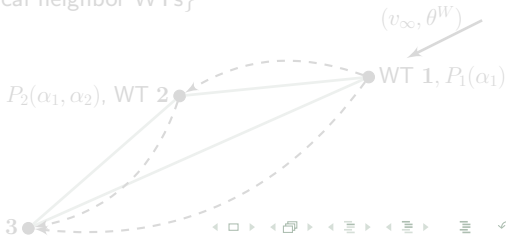
- Motivation
- WT Control
- Wind Farm Optimization
- Wind Farm Distributed Control
- Conclusion & Perspectives
- Backup

- **Context vectors strategy:** $\mathbf{x}_{i,p}^g = (g_1, \dots, x_{i,p}, \dots, g_N)$,
 $p = 1, \dots, N_p$

$$\arg \min_{\{\mathbf{x}_{i,p}^g, p=1, \dots, N_p\}} \left\{ -P_{wf}(\mathbf{x}_{i,p}^g) \right\} =$$

$$\arg \min_{\{\mathbf{x}_{i,p}^g, p=1, \dots, N_p\}} \left\{ - \sum_{\{j: i \in \mathcal{N}_j^p\} \cup \{i\}} P_j(\mathbf{x}_{i,p}^g) \right\}$$

$\mathcal{N}_j^p = \{\text{WT}_j \text{ physical neighbor WTs}\}$





DPSO algorithm main features

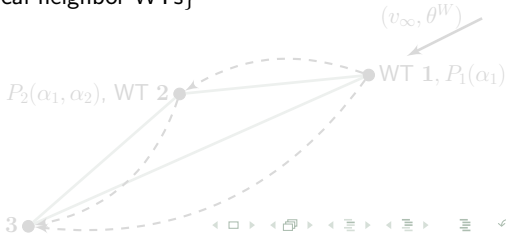
- Motivation
- WT Control
- Wind Farm Optimization
- Wind Farm Distributed Control
- Conclusion & Perspectives
- Backup

- **Context vectors strategy:** $\mathbf{x}_{i,p}^g = (g_1, \dots, x_{i,p}, \dots, g_N)$,
 $p = 1, \dots, N_p$

$$\arg \min_{\{\mathbf{x}_{i,p}^g, p=1, \dots, N_p\}} \left\{ -P_{wf}(\mathbf{x}_{i,p}^g) \right\} =$$

$$\arg \min_{\{\mathbf{x}_{i,p}^g, p=1, \dots, N_p\}} \left\{ - \sum_{\{j: i \in \mathcal{N}_j^p\} \cup \{i\}} P_j(\mathbf{x}_{i,p}^g) \right\}$$

$\mathcal{N}_j^p = \{\text{WT}_j \text{ physical neighbor WTs}\}$





DPSO algorithm main features

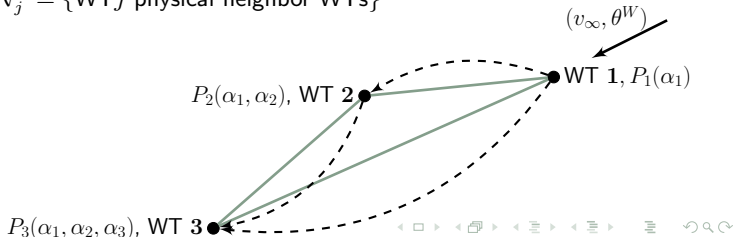
- Motivation
- WT Control
- Wind Farm Optimization
- Wind Farm Distributed Control
- Conclusion & Perspectives
- Backup

- **Context vectors strategy:** $\mathbf{x}_{i,p}^g = (g_1, \dots, x_{i,p}, \dots, g_N)$,
 $p = 1, \dots, N_p$

$$\arg \min_{\{\mathbf{x}_{i,p}^g, p=1, \dots, N_p\}} \left\{ -P_{wf}(\mathbf{x}_{i,p}^g) \right\} =$$

$$\arg \min_{\{\mathbf{x}_{i,p}^g, p=1, \dots, N_p\}} \left\{ - \sum_{\{j: i \in \mathcal{N}_j^p\} \cup \{i\}} P_j(\mathbf{x}_{i,p}^g) \right\}$$

$\mathcal{N}_j^p = \{\text{WT}_j \text{ physical neighbor WTs}\}$



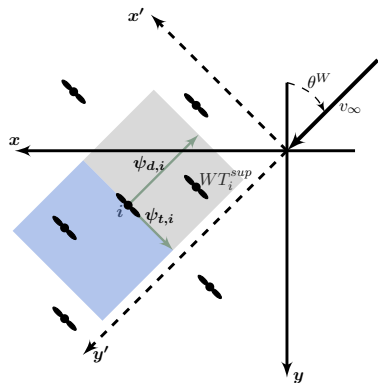


DPSO algorithm main features

- Motivation
- WT Control
- Wind Farm Optimization
- Wind Farm Distributed Control
- Conclusion & Perspectives
- Backup

- **Reduced communication**

- WT i neighbors:
 WT_i^{down} , WT_i^{up}
- WT i uppermost WT:
 WT_i^{sup}
- Wake influence of more upstream WTs is maintained via WT_i^{sup} wind value





Optimal power flow

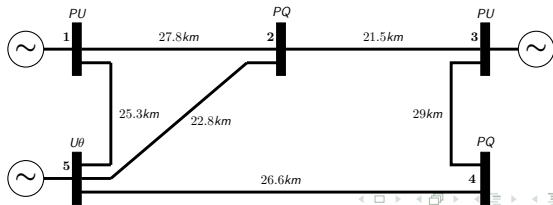
- Motivation
- WT Control
- Wind Farm Optimization
- Wind Farm Distributed Control
- Conclusion & Perspectives
- Backup

$$\min_{\{(U_i, \theta_i), i=1, \dots, N\}} \sum_{i=1}^N (P_{loss}^i + Q_{loss}^i)$$

for $i = 1, \dots, N$

$$0.95 p.u. \leq U_i \leq 1.05 p.u.$$

$$\begin{cases} P_i = \bar{P}_i, Q_i = \bar{Q}_i & \text{if } i \text{ is a PQ bus} \\ P_i = \bar{P}_i, Q_{i_{min}} \leq Q_i \leq Q_{i_{max}} & \text{if } i \text{ is a PU bus} \end{cases}$$





Optimal power flow

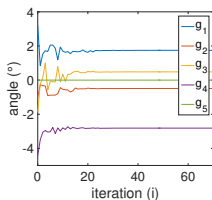
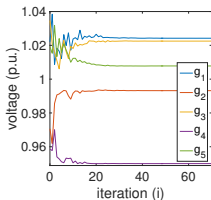
- Motivation
- WT Control
- Wind Farm Optimization
- Wind Farm Distributed Control
- Conclusion & Perspectives
- Backup

$$\min_{\{(U_i, \theta_i), i=1, \dots, N\}} \sum_{i=1}^N (P_{loss}^i + Q_{loss}^i)$$

for $i = 1, \dots, N$

$$0.95 p.u. \leq U_i \leq 1.05 p.u.$$

$$\begin{cases} P_i = \bar{P}_i, Q_i = \bar{Q}_i & \text{if } i \text{ is a } PQ \text{ bus} \\ P_i = \bar{P}_i, Q_{i_{min}} \leq Q_i \leq Q_{i_{max}} & \text{if } i \text{ is a } PU \text{ bus} \end{cases}$$

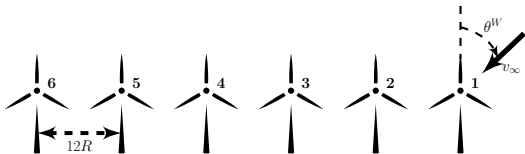




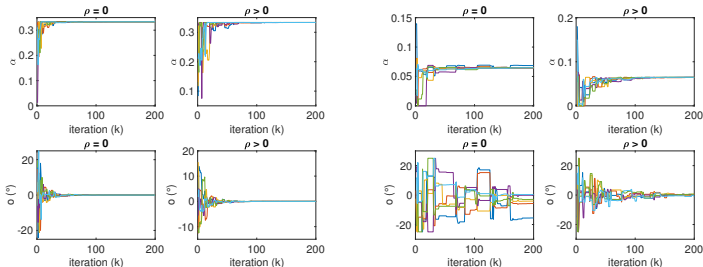
Preliminary yaw effect analysis

- Motivation
- WT Control
- Wind Farm Optimization
- Wind Farm Distributed Control
- Conclusion & Perspectives
- Backup

$$\min -P_{wf} + \rho \sum_{i=1}^N O_i^2$$



- $\theta^W = 0^\circ$: negligible wake effect



$$v_\infty = 7m/s.$$

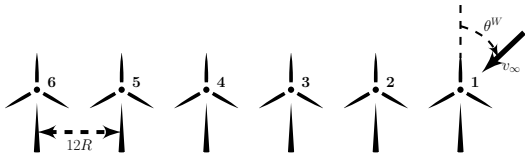
$$v_\infty = 14m/s.$$



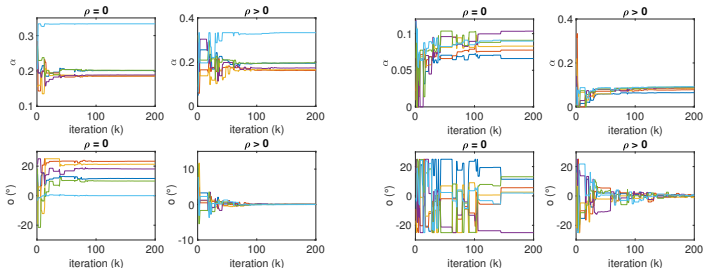
Preliminary yaw effect analysis

- Motivation
- WT Control
- Wind Farm Optimization
- Wind Farm Distributed Control
- Conclusion & Perspectives
- Backup

$$\min -P_{wf} + \rho \sum_{i=1}^N O_i^2$$



- $\theta^W = 90^\circ$: maximum wake effect



$$v_\infty = 7\text{m/s.}$$

$$\leftarrow \square v_\infty = 14\text{m/s.} \rightarrow \equiv \rightarrow \rightarrow \rightarrow$$



Wind disturbance effect

- Motivation
- WT Control
- Wind Farm Optimization
- Wind Farm Distributed Control
- Conclusion & Perspectives
- Backup

- Hierarchical **decentralized** control to let WT i track

$$P_i^*(v_i) = \frac{C_{p,i}(\alpha_i^*)}{C_p^o} P_i^o(v_i)$$

$$v_i = v_{m,i} + v_{d,i}$$

- *Absolute* actual reference

$$P_i^{fw}(v_{m,i}) = \frac{C_{p,i}^*}{C_p^o} P_i^o(v_{m,i}) \neq P_i^*(v_i)$$

- $v_{d,i}$ also affects the WT local controllers

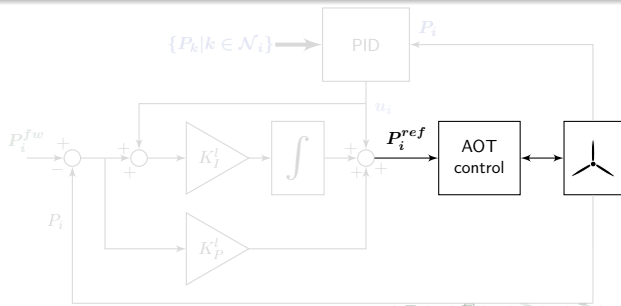


Controller structure

- Motivation
- WT Control
- Wind Farm Optimization
- Wind Farm Distributed Control
- Conclusion & Perspectives
- Backup

Closed-loop discretized system

$$\begin{bmatrix} \xi_i(k+1) \\ P_i(k+1) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & 0 \\ -1 & (1 - T_s b_0) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \xi_i(k) \\ P_i(k) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 1 \\ (1 + T_s b_0) \end{bmatrix} P_i^{ref}(k) + \begin{bmatrix} 0 \\ \mu_1 T_s \end{bmatrix} v_{d,i}(k)$$



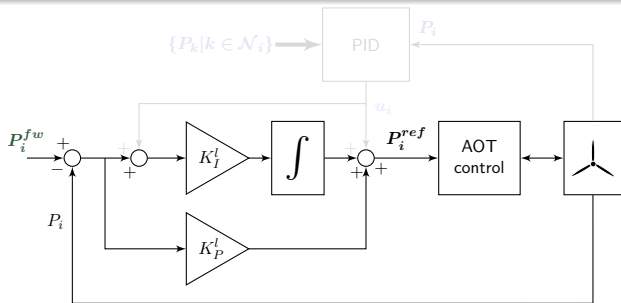


Controller structure

- Motivation
- WT Control
- Wind Farm Optimization
- Wind Farm Distributed Control
- Conclusion & Perspectives
- Backup

Closed-loop discretized system

$$\begin{bmatrix} \xi_i(k+1) \\ P_i(k+1) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & 0 \\ -1 & (1 - T_s b_0) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \xi_i(k) \\ P_i(k) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 1 \\ (1 + T_s b_0) \end{bmatrix} P_i^{ref}(k) + \begin{bmatrix} 0 \\ \mu_1 T_s \end{bmatrix} v_{d,i}(k)$$



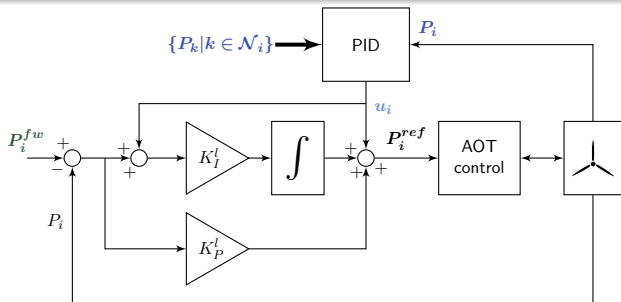


Controller structure

- Motivation
- WT Control
- Wind Farm Optimization
- Wind Farm Distributed Control
- Conclusion & Perspectives
- Backup

Closed-loop discretized system

$$\begin{bmatrix} \xi_i(k+1) \\ P_i(k+1) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & 0 \\ -1 & (1 - T_s b_0) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \xi_i(k) \\ P_i(k) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 1 \\ (1 + T_s b_0) \end{bmatrix} P_i^{ref}(k) + \begin{bmatrix} 0 \\ \mu_1 T_s \end{bmatrix} v_{d,i}(k)$$

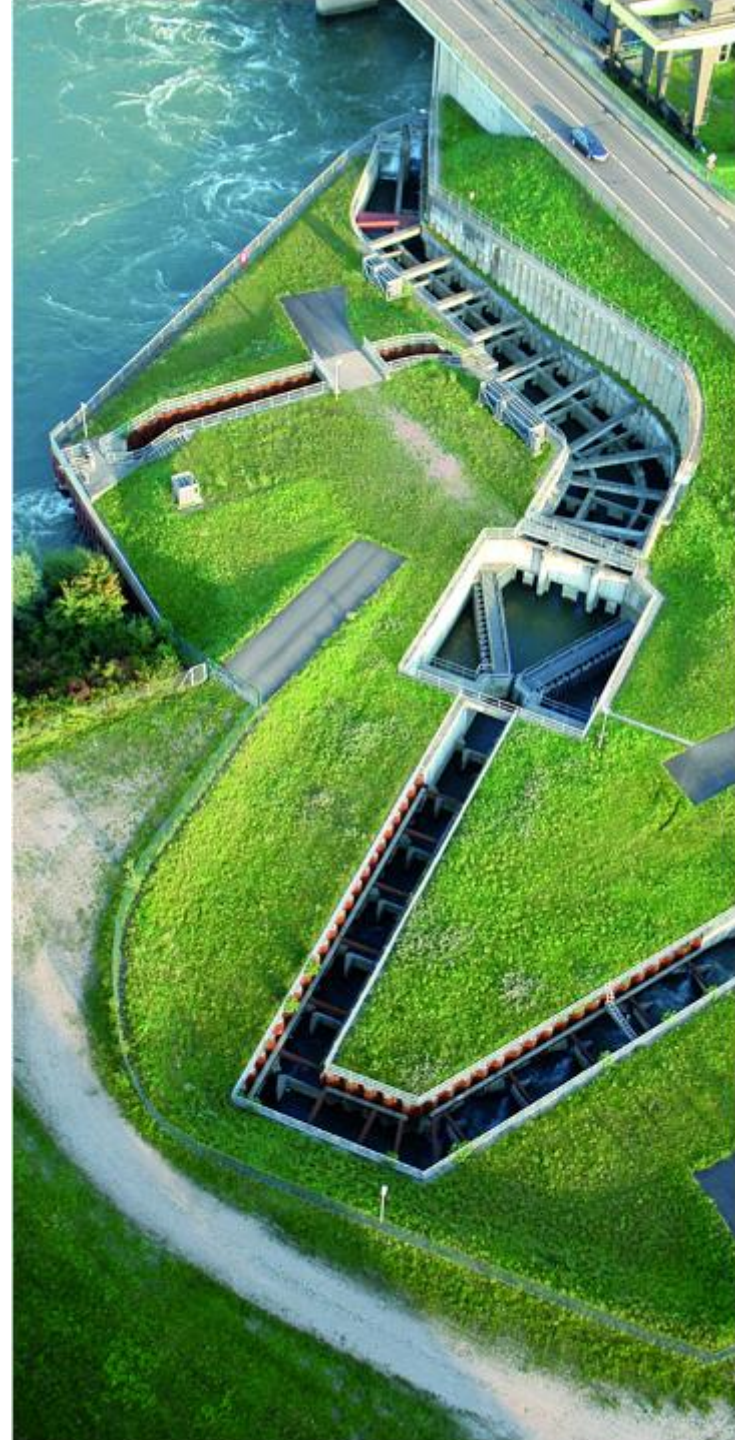




Réduction de modèles en électromagnétisme. Enjeux pour EDF.

Stefan STERPU

03/05/2018



LAMEL – Laboratoire de Modélisation du Matériel ELectrique



~1.2 M€/an

~25 membres

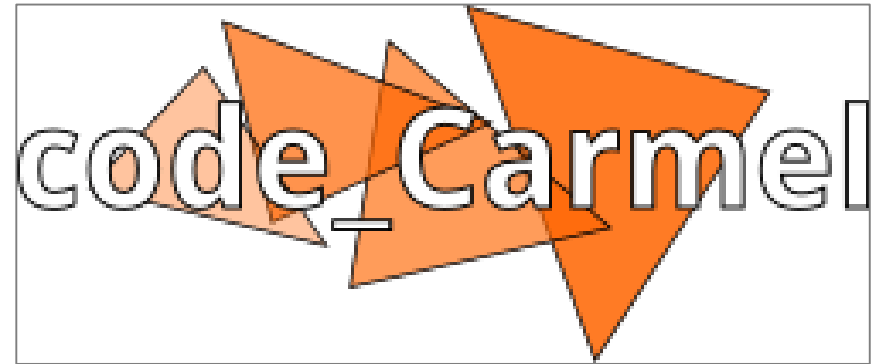
~2 thèses/an

~20 publications/an en revues internationales

LAMEL – Laboratoire de Modélisation du Matériel ELectrique

OBJECTIFS

- Réaliser des recherches dans le calcul de champs
- Développer des méthodes et des modèles
- Développer des logiciels



THEMATIQUES DE RECHERCHE

Caractérisation
et modélisation
de matériaux

Quantification
incertitudes

Réduction de
modèles

Qualification
machines

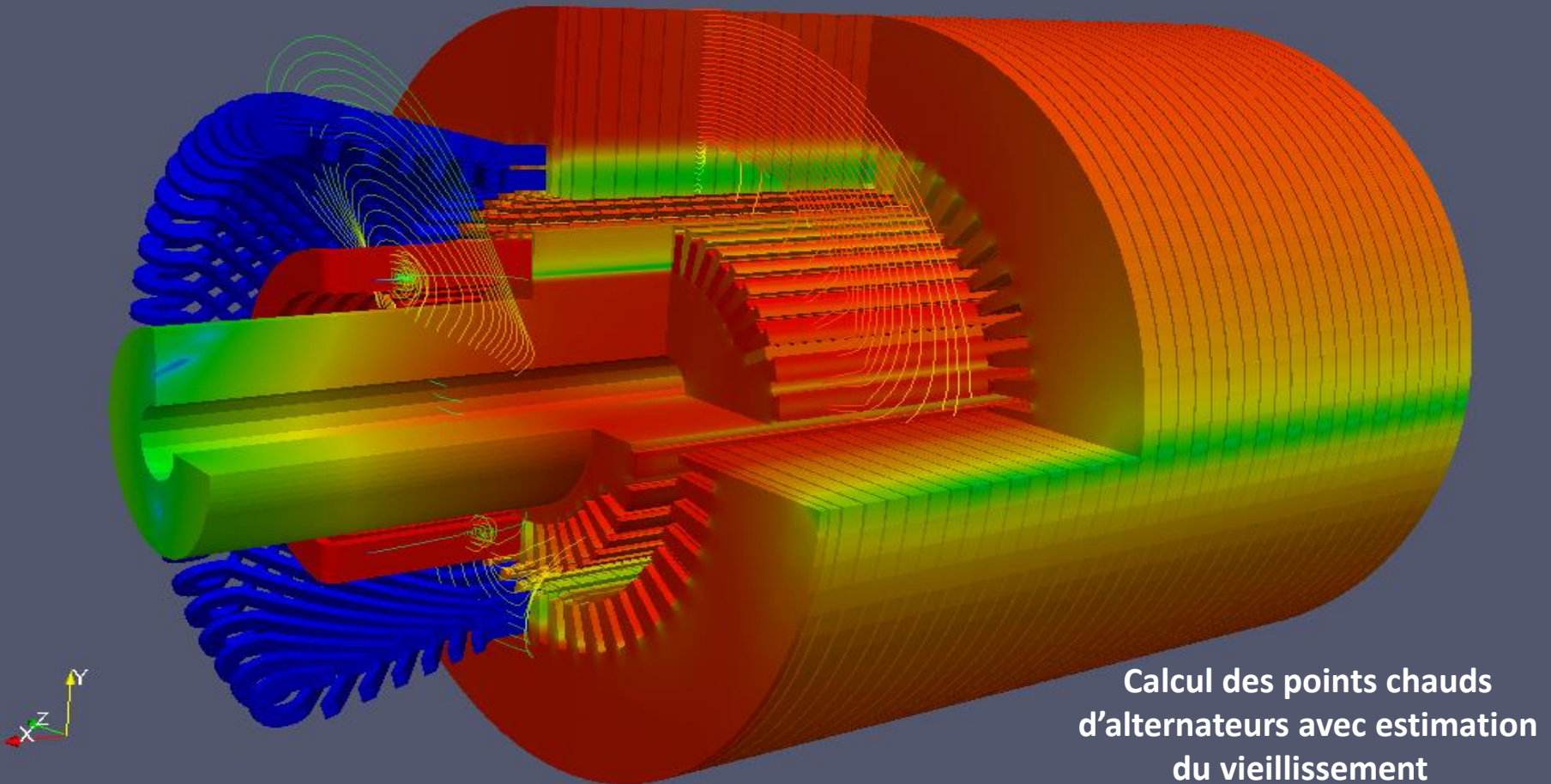
CND-CF

Diagnostic
machines

Estimation
d'erreur
numérique

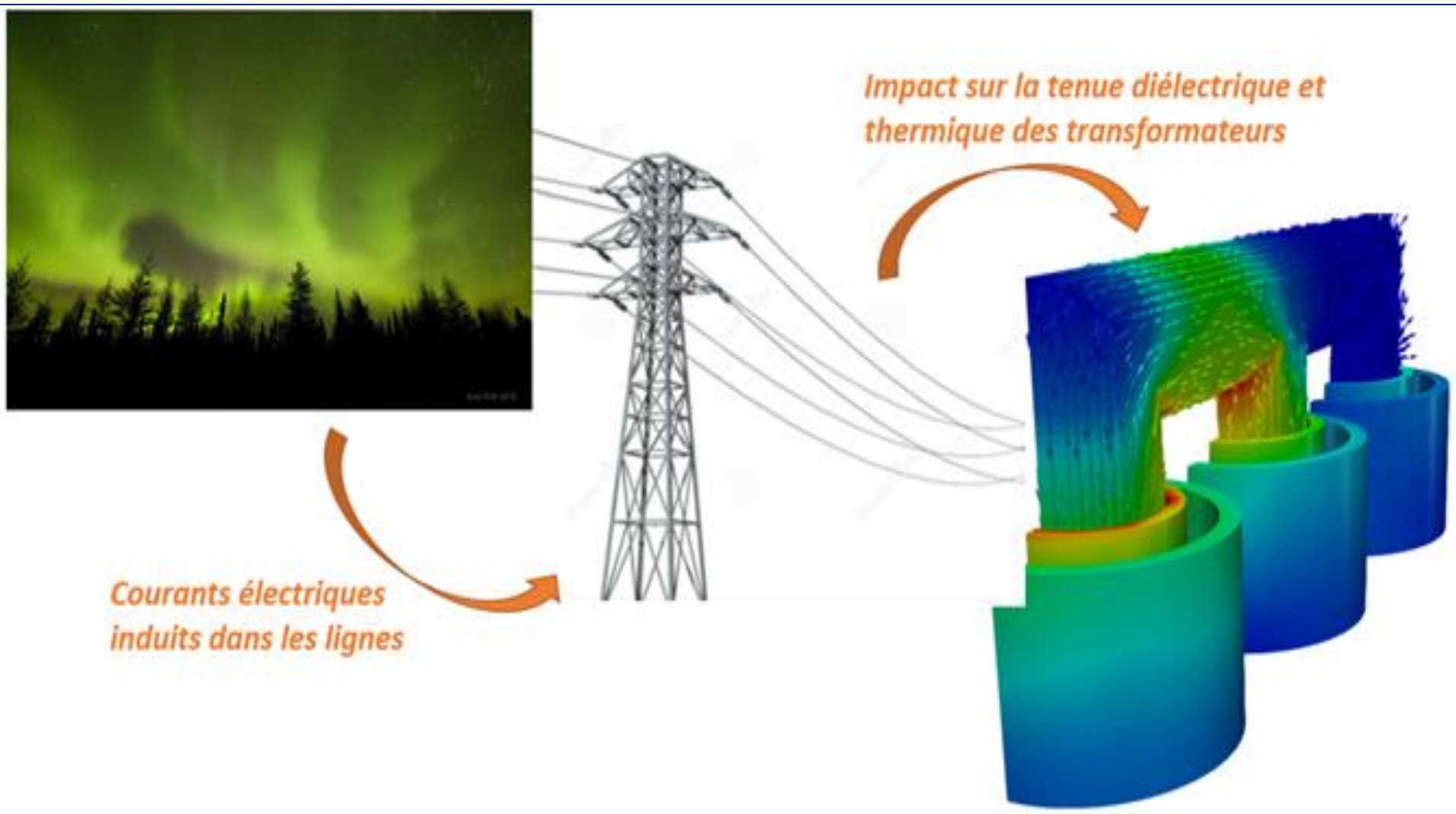
LAMEL – LAboratoire de Modélisation du Matériel ELectrique

EXEMPLE DE RESULTATS

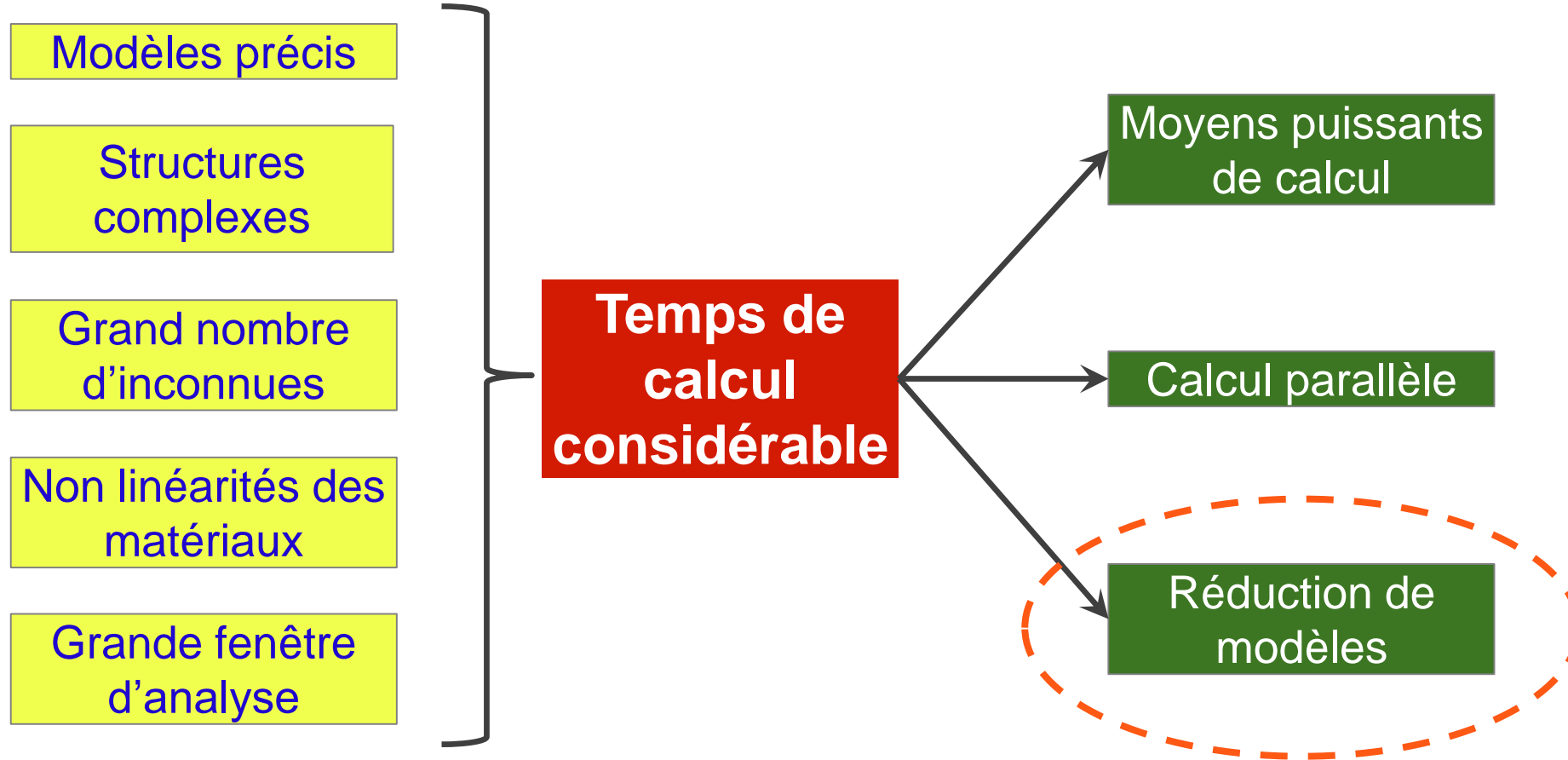


LAMEL – LAboratoire de M odélisation du Matériel E Lectrique

EXEMPLE DE RESULTATS



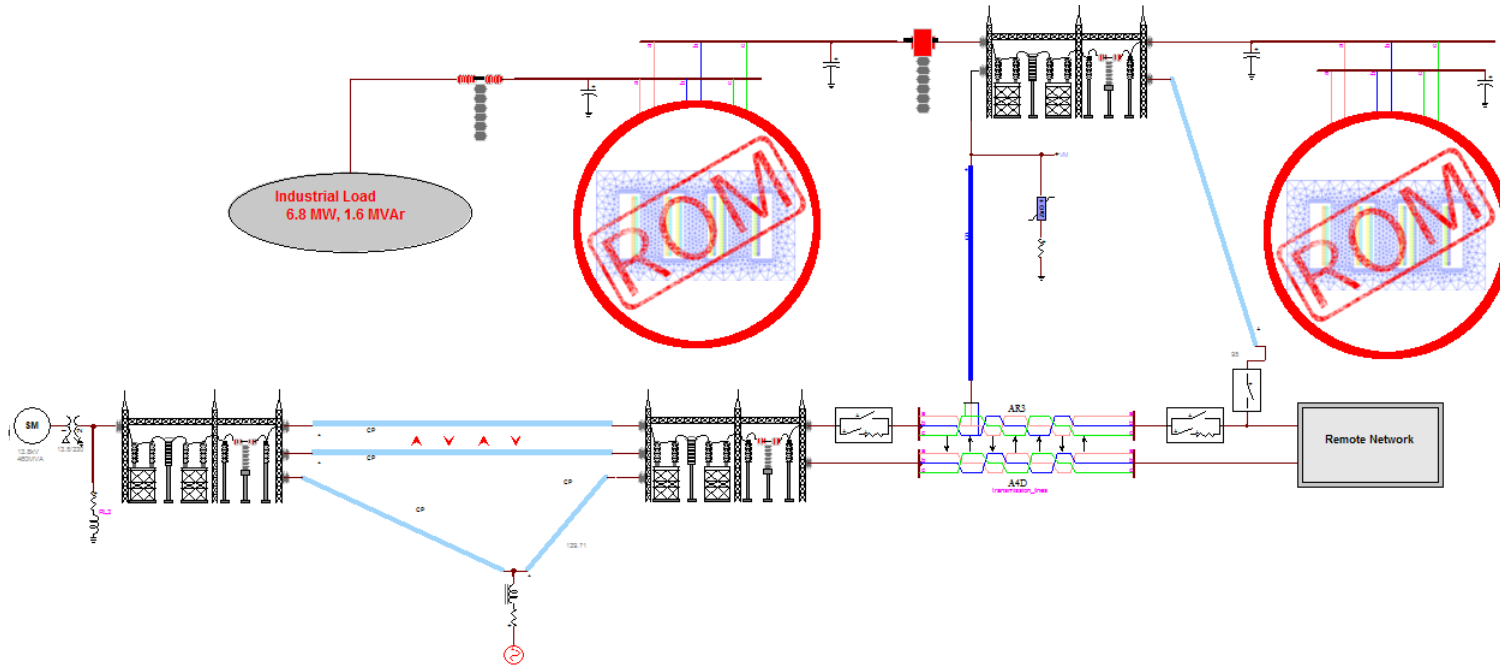
Problématique industrielle



*Travail de thèse avec l'objectif...
...« que les mois deviennent des jours »*

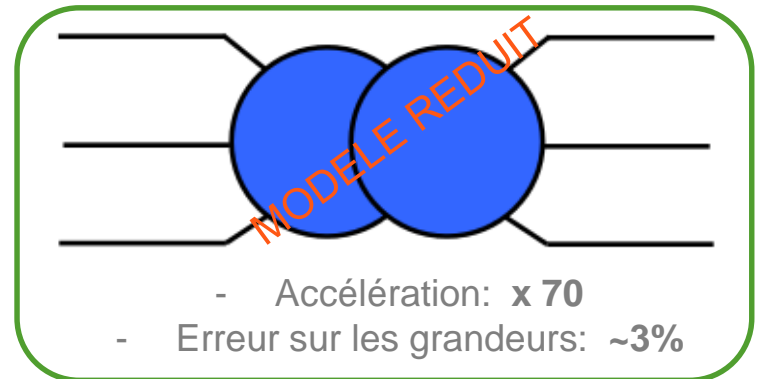
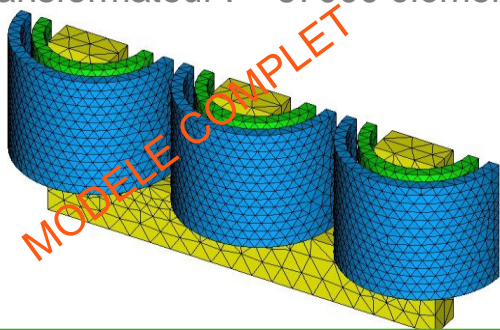
Résultat industriel

- Transformateur : modèle éléments finis + réduction de modèles



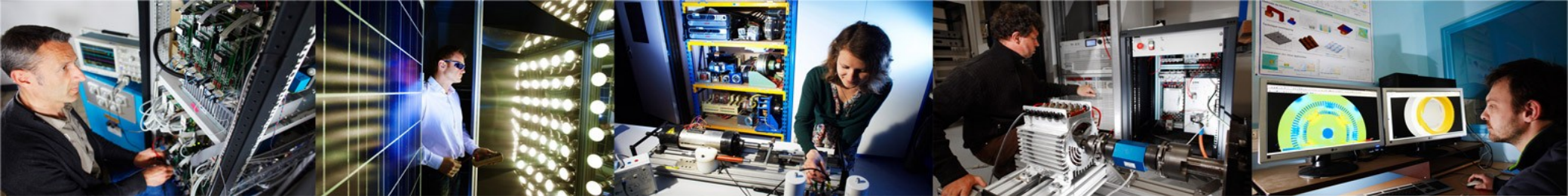
- Démarche générale

¼ transformateur : ≈ 67000 éléments



Laurent MONTIER – 9 articles de journal

- 1) **MONTIER L et al.**, "Proper Generalized Decomposition Applied on a Rotating Electrical Machine", IEEE Transactions on Magnetics, 03/2018
- 2) **MONTIER L et al.**, "Orthogonal Interpolation Method for Order Reduction of a Synchronous Machine Model", IEEE Transactions on Magnetics, Vol.54, N°. 2, pages 1-6, 02/2018
- 3) **MONTIER L et al.**, "POD-based reduced-order model of an eddy-current levitation problem", Scientific Computing in Electrical Engineering SCEE 2016, Mathematics in Industry, 10/2017
- 4) **MONTIER L et al.**, "Robust Model Order Reduction of an Electrical Machine at Startup through Reduction Error Estimation", International Journal of Numerical Modelling, 09/2017
- 5) **MONTIER L et al.**, "Structure Preserving Model Reduction of Low Frequency Electromagnetic Problem based on POD and DEIM", IEEE Transactions on Magnetics, Vol.53, N°. 6, 06/2017
- 6) **MONTIER L et al.**, "Comparison of DEIM and BPIM to Speed up a POD-based Nonlinear Magnetostatic Model", IEEE Transactions on Magnetics, Vol.53, N°. 6, 06/2017
- 7) **MONTIER L et al.**, "Rotation movement based on the Spatial Fourier Interpolation Method (SFIM)", IEEE Transactions on Magnetics, Vol.53, N°. 6, 06/2017
- 8) **MONTIER L et al.**, "Balanced Proper Orthogonal Decomposition Applied to Magnetoquasistatic Problems Through a Stabilization Methodology", IEEE Transactions on Magnetics, 04/2017
- 9) **MONTIER L et al.**, "Transient simulation of an electrical rotating machine achieved through model order reduction", Advanced Modeling and Simulation in Engineering Sciences, Vol.3, N°. 10, 03/2016



Des modèles de machines électriques plus performants grâce à des techniques mathématiques de réduction de modèles

.....

Laurent Montier

Directeur de thèse :

Stéphane Clénet (L2EP, ENSAM Lille)

Encadrant académique :

Thomas Henneron (L2EP, Univ. Lille 1)

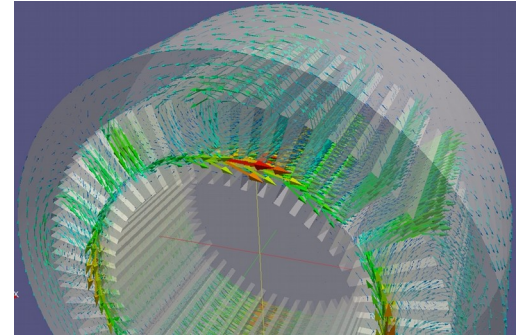
Encadrant industriel :

Benjamin Goursaud (EDF R&D ERMES)



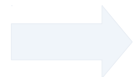
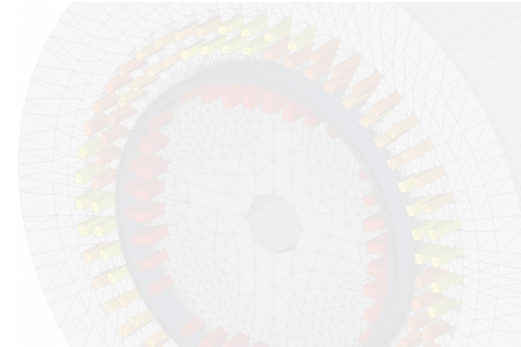
■ Dans le domaine des **dispositifs électriques**, la **simulation numérique** permet d'éviter des essais qui peuvent être:

- Coûteux à réaliser
- Dangereux pour la machine
- Difficiles à mettre en place



■ La **Méthode des Éléments Finis** (MEF) permet de:

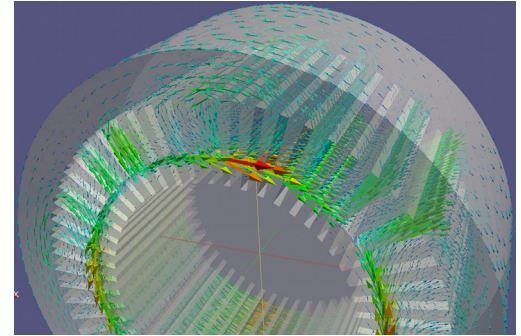
- Modéliser des géométries complexes
- Prendre en compte l'environnement de la machine
- Simuler le mouvement du rotor
- Contrôler l'erreur de discrétisation



Développement du code de calcul code_Carmel au sein du LAMEL

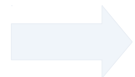
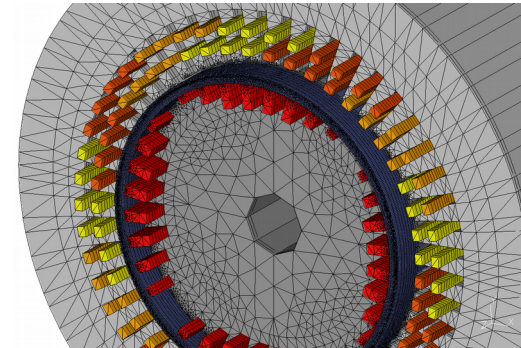
■ Dans le domaine des **dispositifs électriques**, la **simulation numérique** permet d'éviter des essais qui peuvent être:

- Coûteux à réaliser
- Dangereux pour la machine
- Difficiles à mettre en place



■ La **Méthode des Éléments Finis** (MEF) permet de:

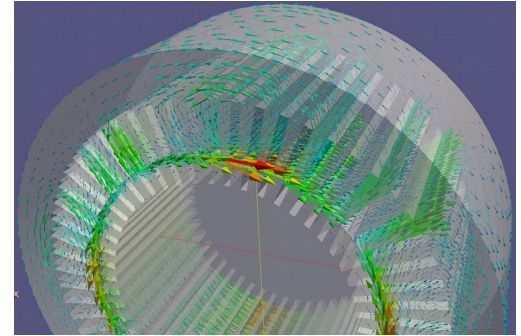
- Modéliser des géométries complexes
- Prendre en compte l'environnement de la machine
- Simuler le mouvement du rotor
- Contrôler l'erreur de discrétisation



Développement du code de calcul code_Carmel au sein du LAMEL

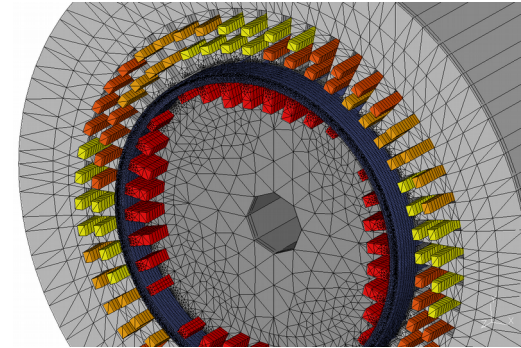
■ Dans le domaine des **dispositifs électriques**, la **simulation numérique** permet d'éviter des essais qui peuvent être:

- Coûteux à réaliser
- Dangereux pour la machine
- Difficiles à mettre en place



■ La **Méthode des Éléments Finis** (MEF) permet de:

- Modéliser des géométries complexes
- Prendre en compte l'environnement de la machine
- Simuler le mouvement du rotor
- Contrôler l'erreur de discrétisation



Développement du code de calcul code_Carmel au sein du LAMEL

Problématiques industrielles auxquelles répond code_Carmel :

- Etude de l'adaptabilité des systèmes à de nouvelles normes / contraintes
 - Etude de l'adaptabilité des alternateurs pour une augmentation de 10% du réactif : **10 semaines de calcul**
 - Rebobinage de machines hydrauliques chez HydroQuebec : **1 mois de calcul**

- Etudes en vue du diagnostic des systèmes électrotechniques
 - Calcul de sensibilité des alternateurs aux défauts géométriques : **400 calculs de 1 mois**
 - Diagnostic des machines électriques par reconnaissance de formes : **Calculs de 1 mois**

- Expertise scientifique / Aide à l'achat
 - Modélisation des pertes dans les moteurs : **série de calculs de 1 mois**

Problématiques industrielles auxquelles répond code_Carmel :

- Etude de l'adaptabilité des systèmes à de nouvelles normes / contraintes
 - Etude de l'adaptabilité des alternateurs pour une augmentation de 10% du réactif : **10 semaines de calcul**
 - Rebobinage de machines hydrauliques chez HydroQuebec : **1 mois de calcul**

- Etudes en vue du diagnostic des systèmes électrotechniques
 - Calcul de sensibilité des alternateurs aux défauts géométriques : **400 calculs de 1 mois**
 - Diagnostic des machines électriques par reconnaissance de formes : **Calculs de 1 mois**

- Expertise scientifique / Aide à l'achat
 - Modélisation des pertes dans les moteurs : **série de calculs de 1 mois**

Problématiques industrielles auxquelles répond code_Carmel :

- Etude de l'adaptabilité des systèmes à de nouvelles normes / contraintes
 - Etude de l'adaptabilité des alternateurs pour une augmentation de 10% du réactif : **10 semaines de calcul**
 - Rebobinage de machines hydrauliques chez HydroQuebec : **1 mois de calcul**

- Etudes en vue du diagnostic des systèmes électrotechniques
 - Calcul de sensibilité des alternateurs aux défauts géométriques : **400 calculs de 1 mois**
 - Diagnostic des machines électriques par reconnaissance de formes : **Calculs de 1 mois**

- Expertise scientifique / Aide à l'achat
 - Modélisation des pertes dans les moteurs : **série de calculs de 1 mois**

- Le lourd **coût de calcul** de la MEF est principalement dû à:
 - Un très grand nombre d'inconnues
 - De fortes non-linéarités à prendre en compte (à travers des méthodes itératives)
 - Un pas de temps petit devant la durée de la simulation

- Afin de résoudre ces problèmes, les méthodes de réduction de modèle (**MOR**) permettent de:
 - Réduire le nombre d'inconnues
 - ⇒ MOR par projection, telle que la **Proper Orthogonal Decomposition** (POD)
 - Traiter efficacement les nonlinéarités
 - ⇒ Interpolation avec la **(Discrete) Empirical Interpolation Method** (DEIM)
 - Contrôler l'erreur de réduction
 - ⇒ **Indicateur d'erreur** pour le modèle réduit.

- Le lourd **coût de calcul** de la MEF est principalement dû à:
 - Un très grand nombre d'inconnues
 - De fortes non-linéarités à prendre en compte (à travers des méthodes itératives)
 - Un pas de temps petit devant la durée de la simulation

- Afin de résoudre ces problèmes, les méthodes de réduction de modèle (**MOR**) permettent de:
 - Réduire le nombre d'inconnues
 - ⇒ MOR par projection, telle que la **Proper Orthogonal Decomposition** (POD)
 - Traiter efficacement les nonlinéarités
 - ⇒ Interpolation avec la **(Discrete) Empirical Interpolation Method** (DEIM)
 - Contrôler l'erreur de réduction
 - ⇒ **Indicateur d'erreur** pour le modèle réduit.

■ Finalités de la thèse:

- Accélération des calculs de champ sur code_Carmel en gardant une bonne précision sur les grandeurs locales et globales.
- Applications : Machine synchrone 3D et machine asynchrone 3D

■ Problèmes scientifiques

- Réduction du nombre d'inconnues
- Prise en compte du mouvement dans le modèle réduit
- Etude de la stabilité des modèles réduits
- Prise en compte de la non-linéarité dans le modèle réduit
- Estimateur d'erreur du modèle réduit
- Couplage du modèle avec des équations électriques et mécaniques

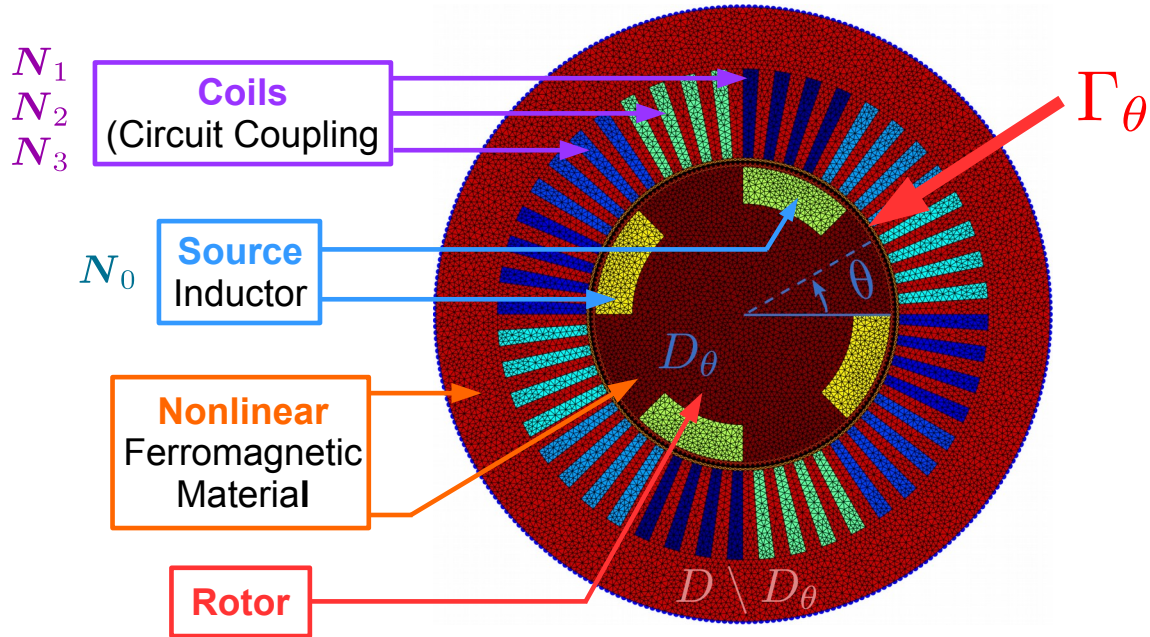
■ Finalités de la thèse:

- Accélération des calculs de champ sur code_Carmel en gardant une bonne précision sur les grandeurs locales et globales.
- Applications : Machine synchrone 3D et machine asynchrone 3D

■ Problèmes scientifiques

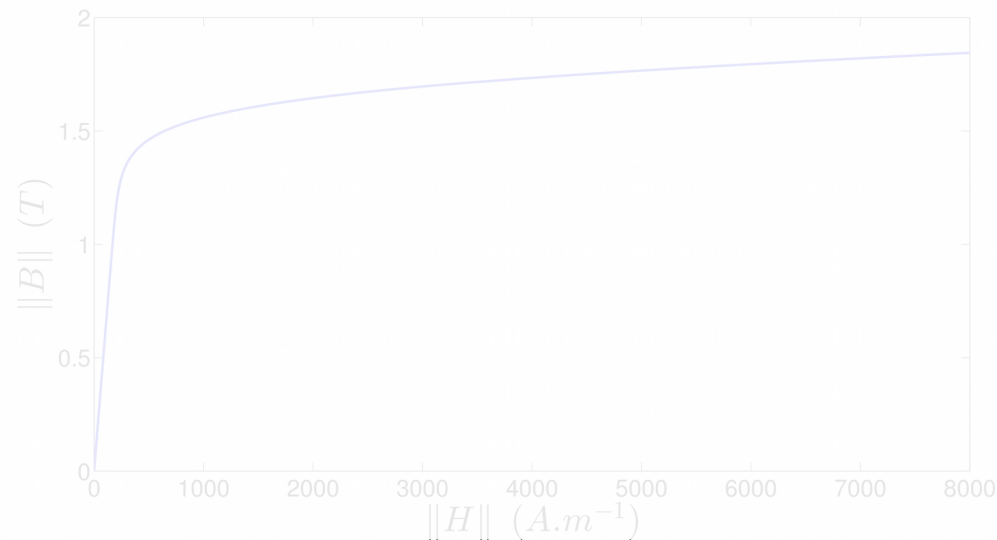
- Réduction du nombre d'inconnues
- Prise en compte du mouvement dans le modèle réduit
- Etude de la stabilité des modèles réduits
- Prise en compte de la non-linéarité dans le modèle réduit
- Estimateur d'erreur du modèle réduit
- Couplage du modèle avec des équations électriques et mécaniques

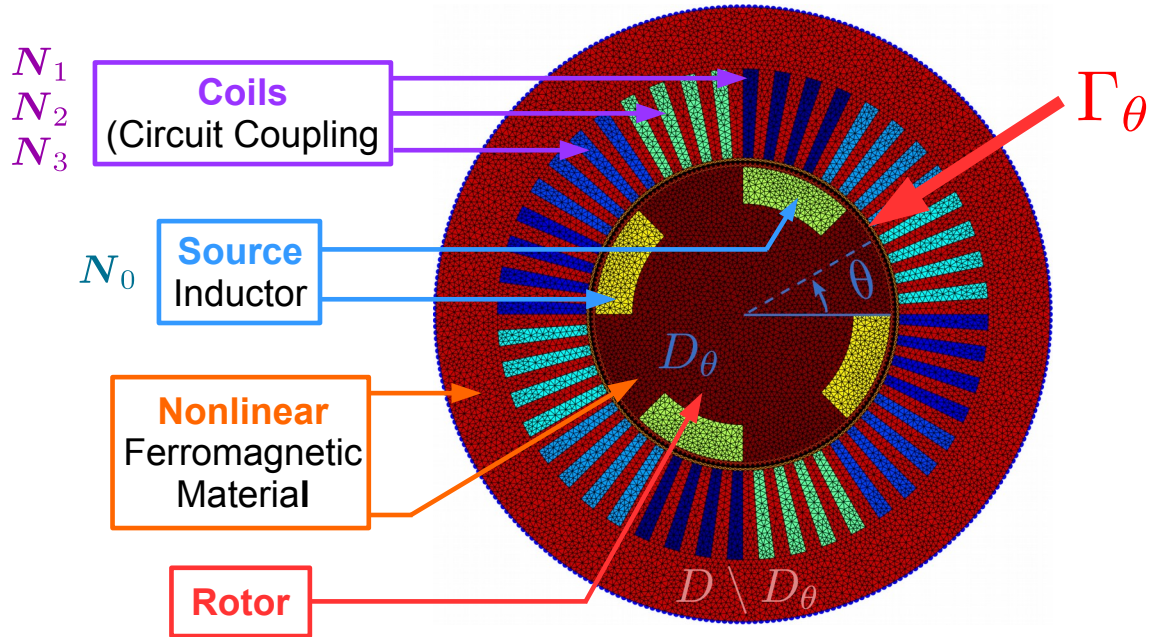
- Modèle non-linéaire d'une machine électrique dans son environnement
- Réduction de Modèle
- Application : Machine Synchrone à Aimants Permanents



Equations de Maxwell

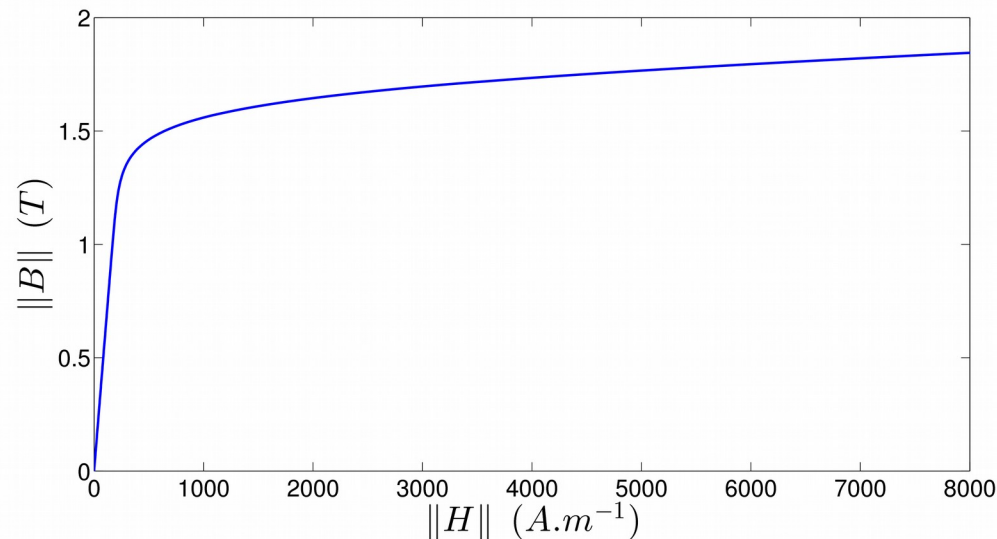
- ➔ Problème Magnetostatique
- ➔ Loi de comportement NL

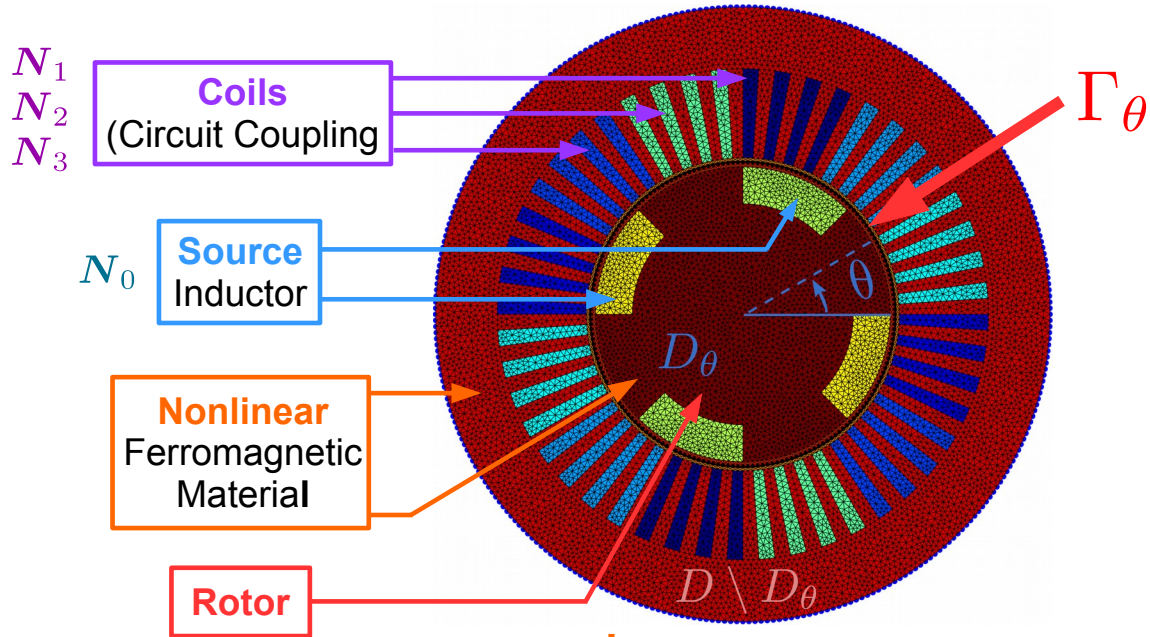




Equations de Maxwell

- ➔ Problème Magnetostatique
- ➔ Loi de comportement NL





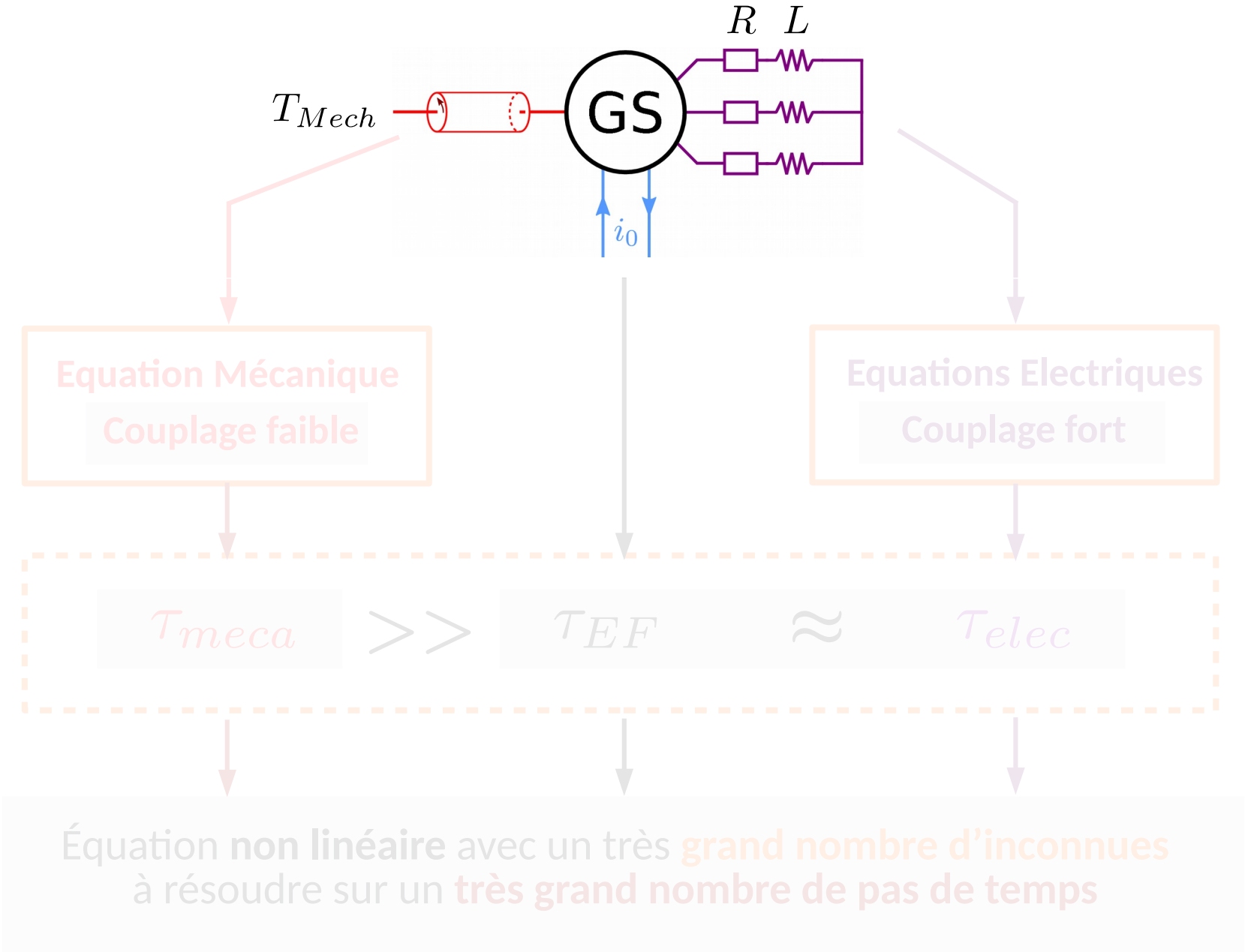
Equations de Maxwell

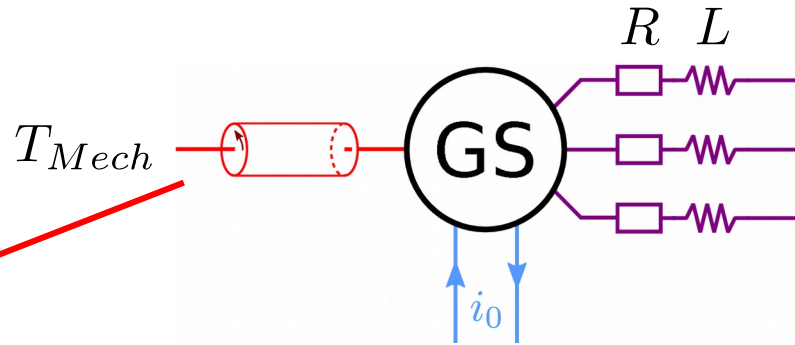
- ➔ Problème Magnetostatique
- ➔ Loi de comportement NL

2D Overlapping⁽¹⁾ + Elements Finis (EF)

Équation non linéaire avec un très **grand nombre d'inconnues**

(1) Tsukermann 1992



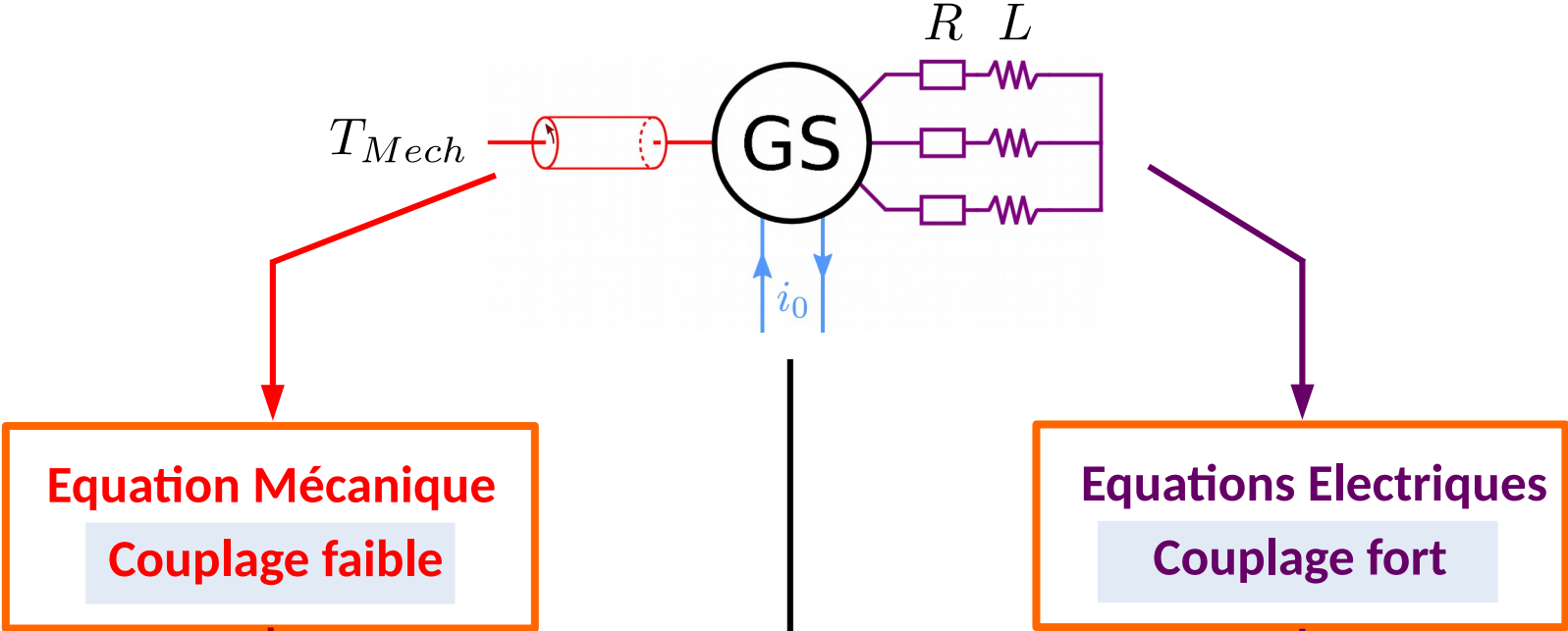


Equation Mécanique
Couplage faible

Equations Electriques
Couplage fort

$$\tau_{meca} \gg \tau_{EF} \approx \tau_{elec}$$

Équation non linéaire avec un très grand nombre d'inconnues à résoudre sur un très grand nombre de pas de temps

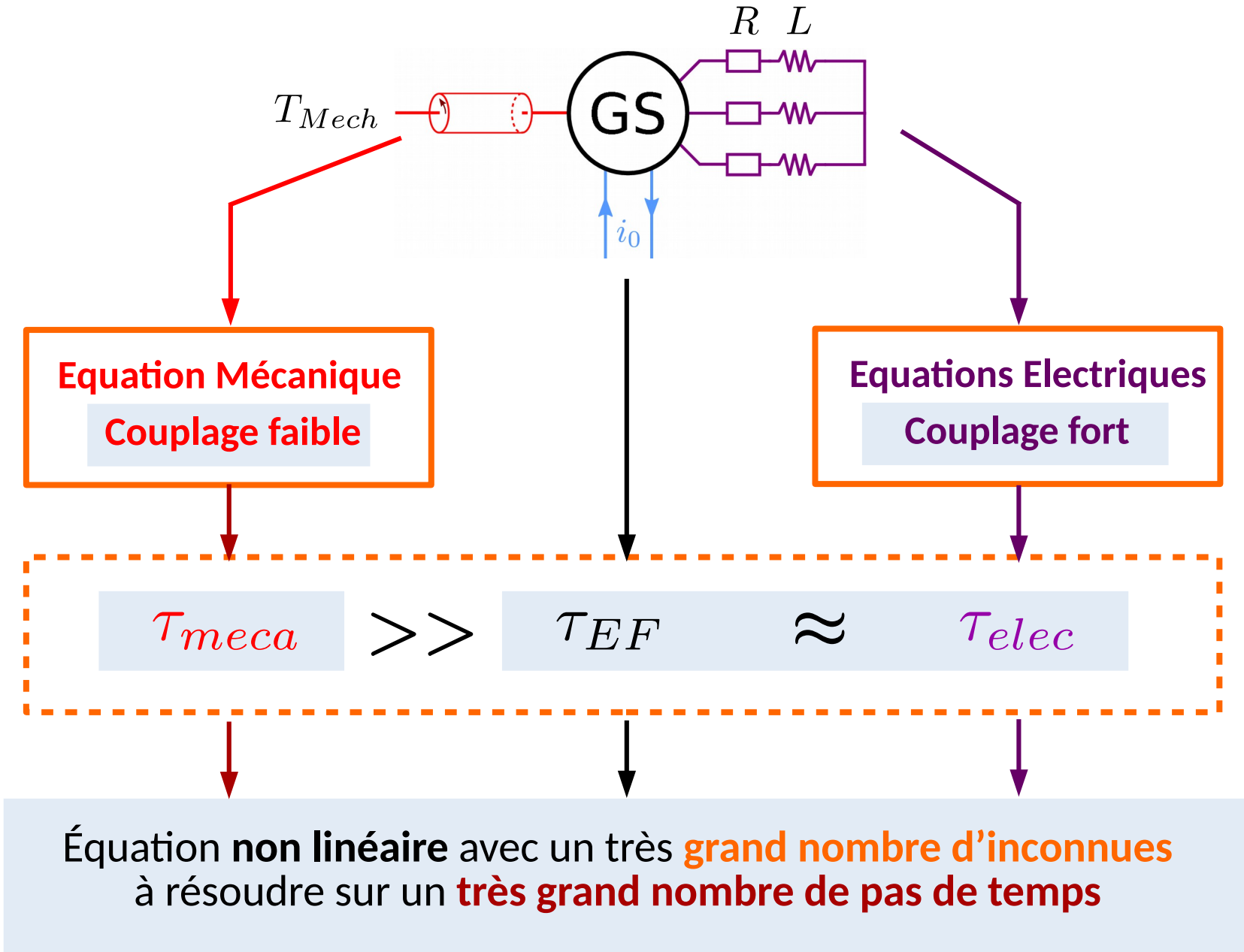


Equation Mécanique
Couplage faible

Equations Electriques
Couplage fort

$\tau_{meca} \gg \tau_{EF} \approx \tau_{elec}$

Équation non linéaire avec un très grand nombre d'inconnues à résoudre sur un très grand nombre de pas de temps



- Modèle non-linéaire d'une machine électrique dans son environnement
- Réduction de Modèle
- Application : Machine Synchrone à Aimants Permanents

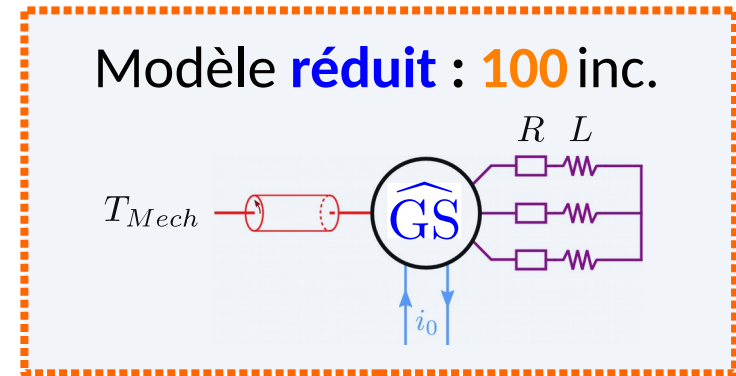
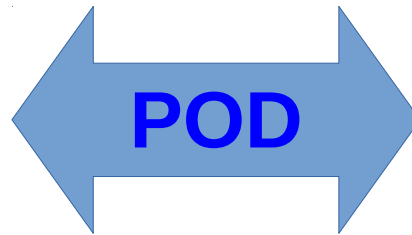
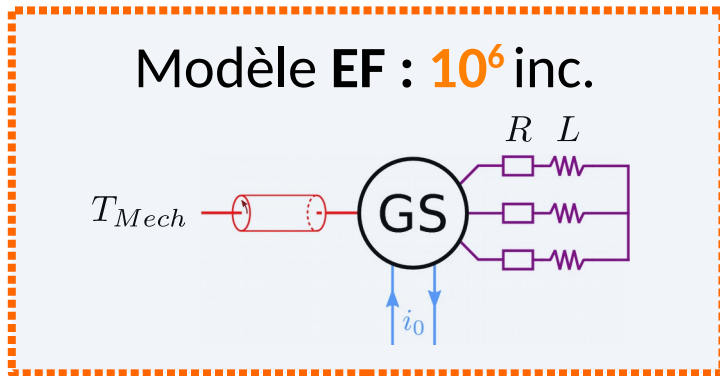
(1) Lumley, 1967

(2) Sirovitch, 1987

(3) Antoulas, 2001

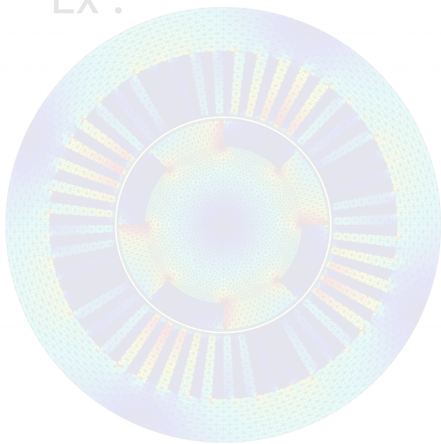
(4) Joliffe, 2002

■ Méthode permettant de **réduire le nombre d'inconnues** :

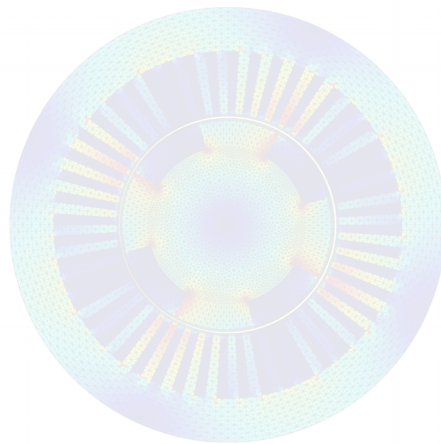


■ Nécessite des **snapshots (quelques solutions EF)** pour réduire le modèle EF

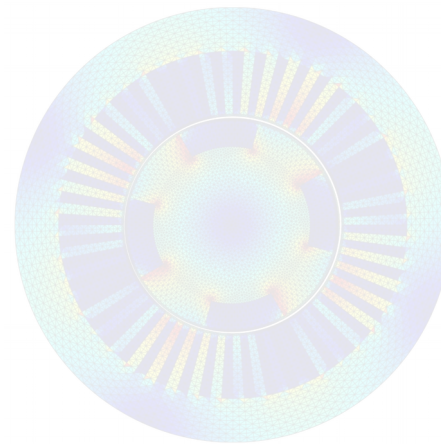
Ex :



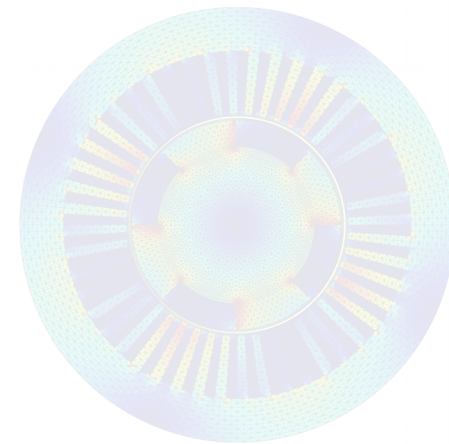
θ_0



θ_1



θ_2



θ_3

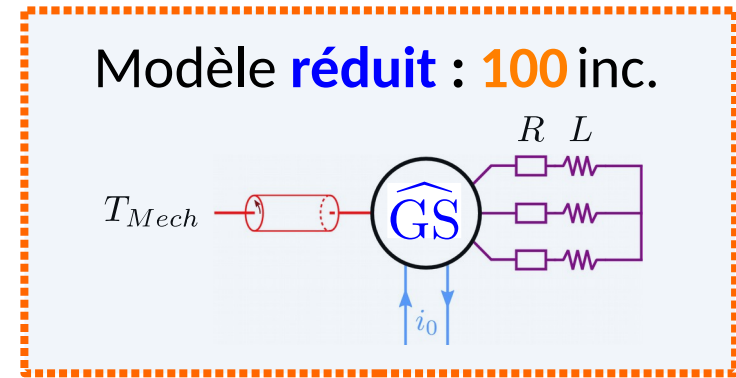
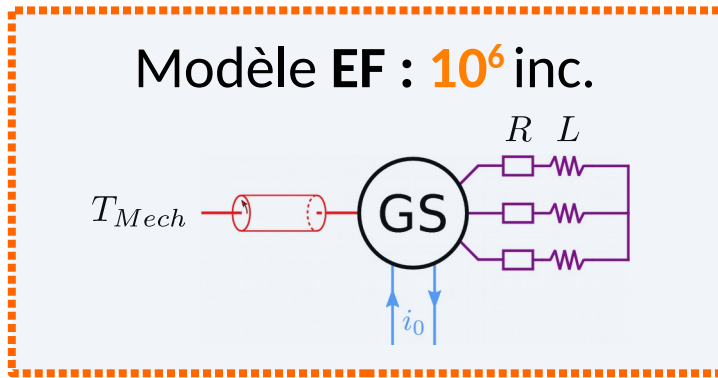
(1) Lumley, 1967

(2) Sirovitch, 1987

(3) Antoulas, 2001

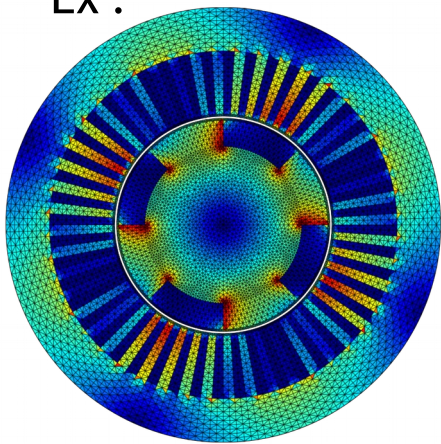
(4) Joliffe, 2002

- Méthode permettant de **réduire le nombre d'inconnues** :

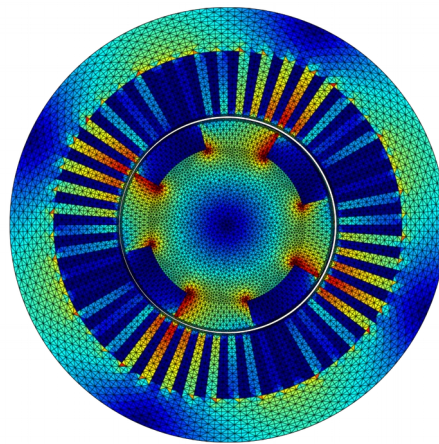


- Nécessite des **snapshots (quelques solutions EF)** pour réduire le modèle EF

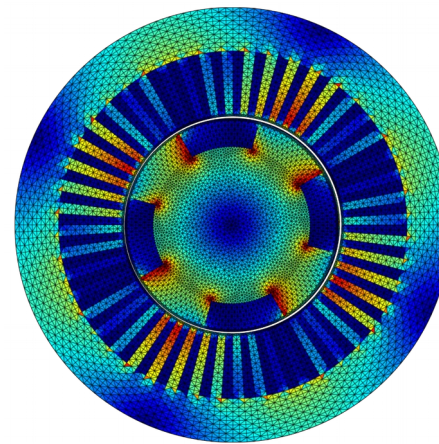
Ex :



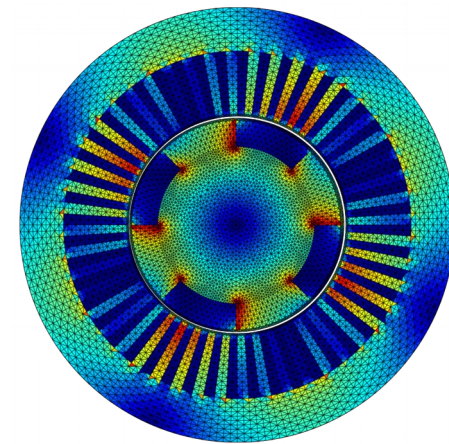
θ_0



θ_1



θ_2



θ_3

(1) Maday, 2004

(2) Chaturantabut, 2009

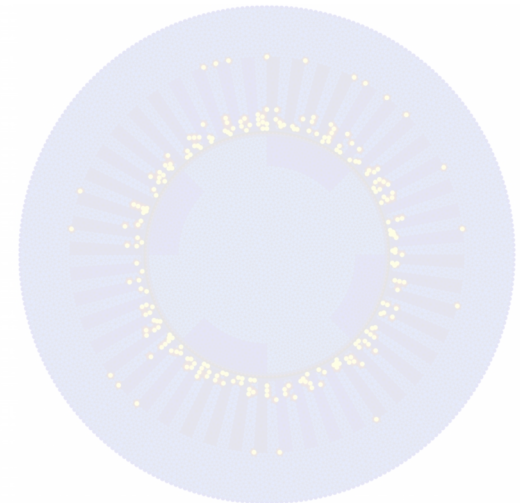
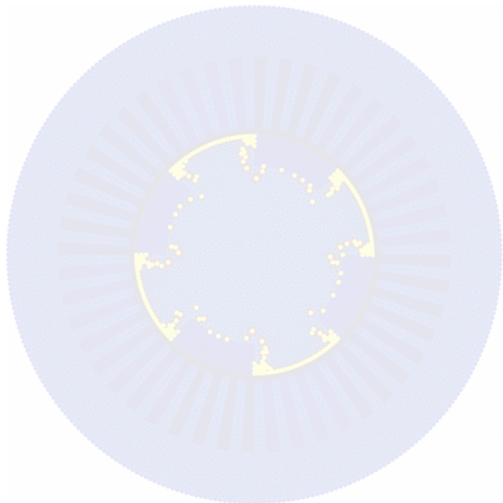
■ Avec la POD, les termes non-linéaires **ne sont pas réduits efficacement**:

- Calcul de tous les termes non linéaires (= inconnues EF) : **10^6 termes ...**
- ... alors que le système réduit **POD** est beaucoup plus petit : **100 inconnues**

■ La Discrete Empirical Interpolation Method (DEIM)

- Est basée sur la méthode des **snapshots** (couplage naturel avec la **POD**)
- Limiter le calcul des termes non linéaires sur **certaines composantes uniquement**
- Interpole le reste des composantes dans le **modèle réduit directement**

Ex :

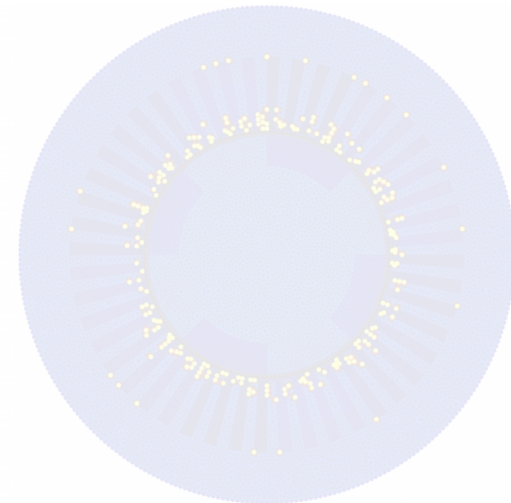
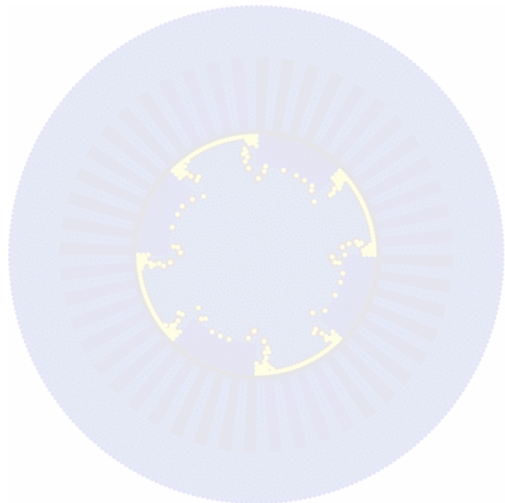


(1) Maday, 2004

(2) Chaturantabut, 2009

- Avec la POD, les termes non-linéaires **ne sont pas réduits efficacement**:
 - Calcul de tous les termes non linéaires (= inconnues EF) : **10^6 termes ...**
 - ... alors que le système réduit **POD** est beaucoup plus petit : **100 inconnues**
- La Discrete Empirical Interpolation Method (DEIM)
 - Est basée sur la méthode des **snapshots** (couplage naturel avec la **POD**)
 - Limiter le calcul des termes non linéaires sur **certaines composantes uniquement**
 - Interpole le reste des composantes dans le **modèle réduit directement**

Ex :

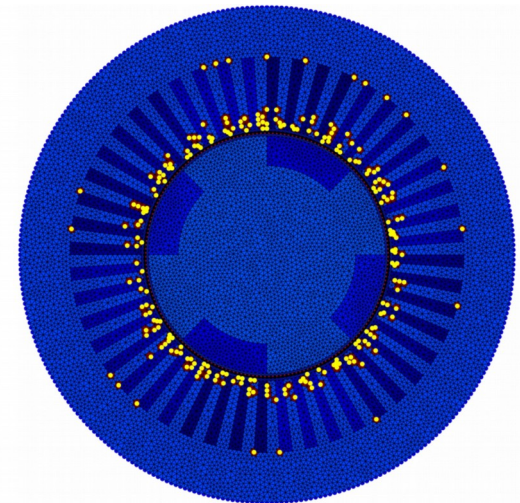
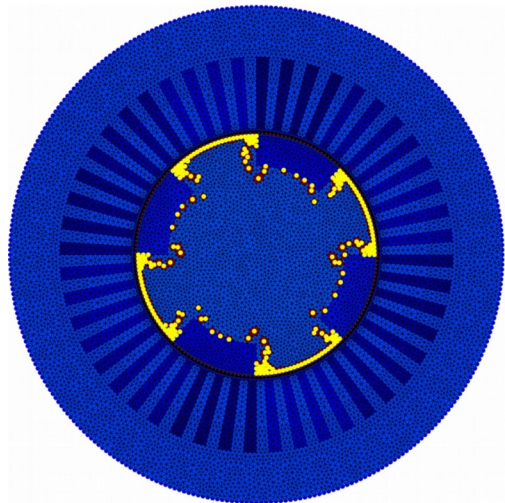


(1) Maday, 2004

(2) Chaturantabut, 2009

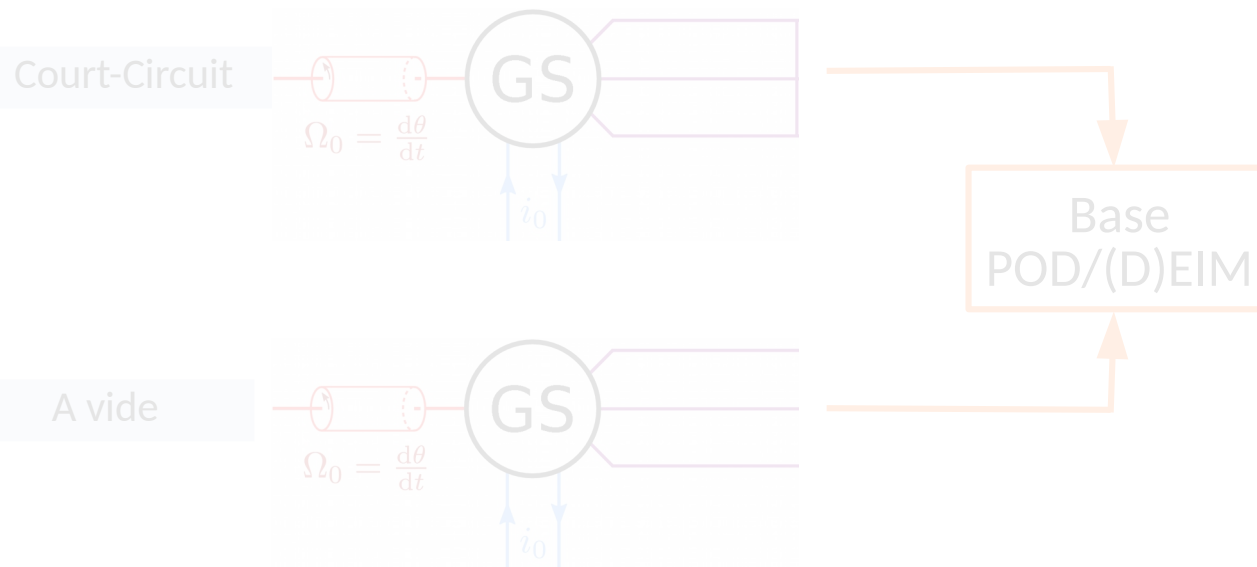
- Avec la POD, les terme non-linéaires **ne sont pas réduits efficacement**:
 - Calcul de tous les termes non linéaires (= inconnues EF) : 10^6 termes ...
 - ... alors que le système réduit **POD** est beaucoup plus petit : **100 inconnues**
- La Discrete Empirical Interpolation Method (DEIM)
 - Est basée sur la méthode des **snapshots** (couplage naturel avec la **POD**)
 - Limiter le calcul des termes non linéaires sur **certaines composantes uniquement**
 - Interpole le reste des composantes dans le **modèle réduit directement**

Ex :

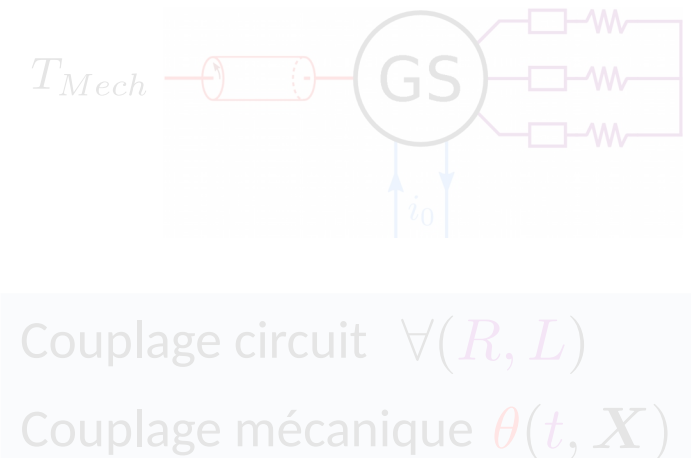


- L'approche POD-DEIM nécessite des **snapshots**. Comment les déterminer?
 - Approche directe: on considère les **premiers pas de temps** d'une simulation
 - ➡ Le modèle réduit peut ne pas être stable
 - Approche *greedy* (*Reduced Basis*): Utilisation d'**algorithmes mathématiques**
 - ➡ Peut demander un coût de calcul important
 - Approche physique: En simulant des **cas tests** utilisés en **Electrotechnique**

Offline (simulé sur 1 période mécanique)



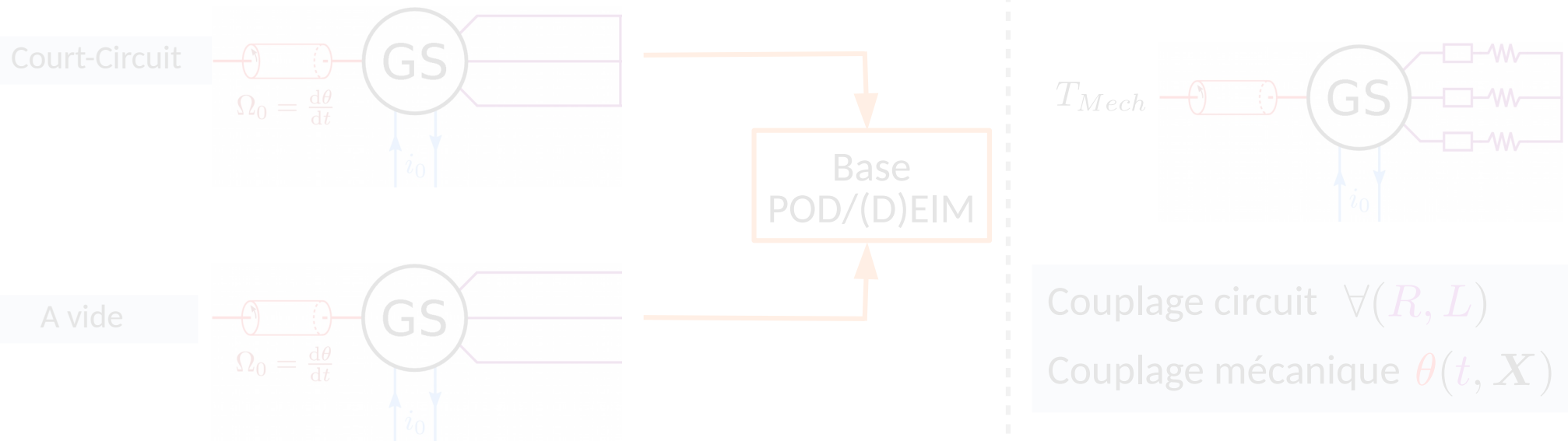
Online



- L'approche POD-DEIM nécessite des **snapshots**. Comment les déterminer?
 - Approche directe: on considère les **premiers pas de temps** d'une simulation
 - ➡ Le modèle réduit peut ne pas être stable
 - Approche *greedy* (*Reduced Basis*): Utilisation d'**algorithmes mathématiques**
 - ➡ Peut demander un coût de calcul important
 - Approche physique: En simulant des **cas tests** utilisés en **Electrotechnique**

Offline (simulé sur 1 période mécanique)

Online



■ L'approche POD-DEIM nécessite des **snapshots**. Comment les déterminer?

- Approche directe: on considère les **premiers pas de temps** d'une simulation

➡ Le modèle réduit peut ne pas être stable

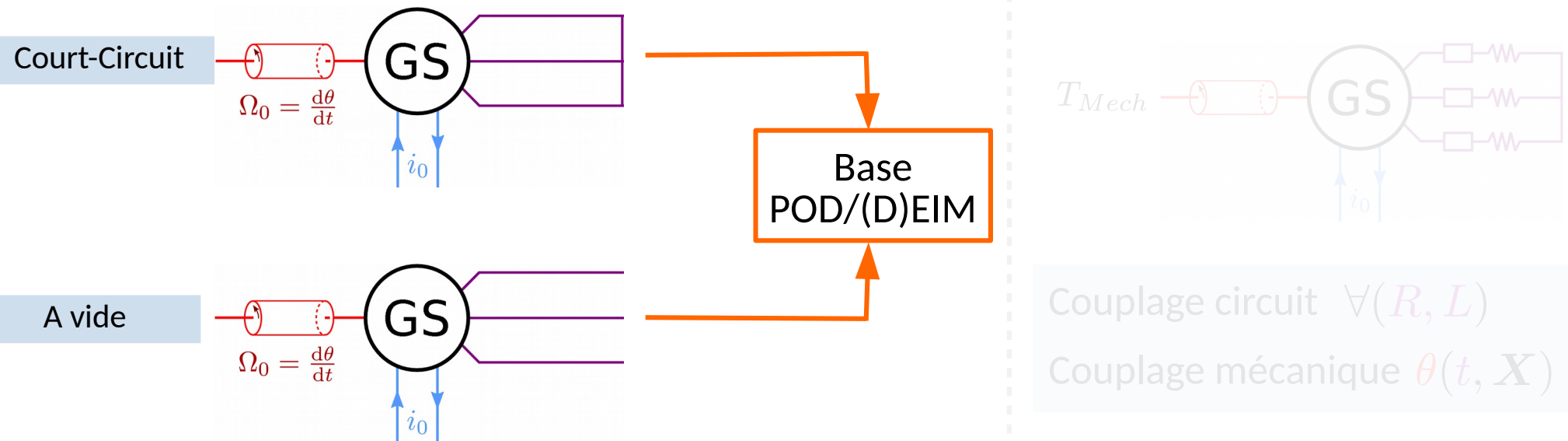
- Approche *greedy* (*Reduced Basis*): Utilisation d'**algorithmes mathématiques**

➡ Peut demander un coût de calcul important

- Approche physique: En simulant des **cas tests** utilisés en **Electrotechnique**

Offline (simulé sur 1 période mécanique)

Online



■ L'approche POD-DEIM nécessite des **snapshots**. Comment les déterminer?

- Approche directe: on considère les **premiers pas de temps** d'une simulation

➡ Le modèle réduit peut ne pas être stable

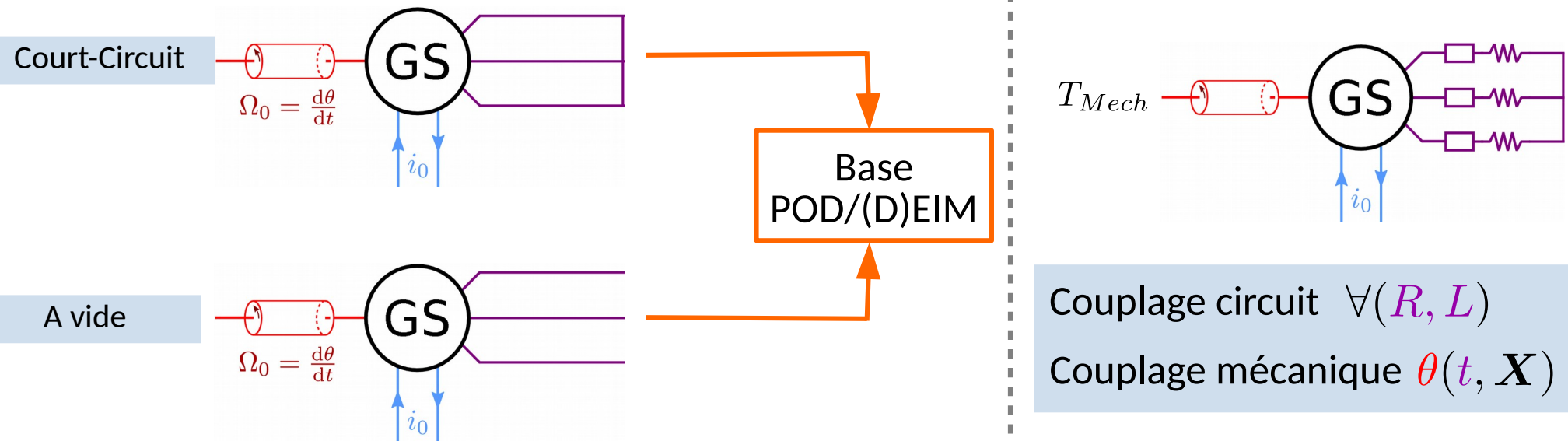
- Approche *greedy* (*Reduced Basis*): Utilisation d'**algorithmes mathématiques**

➡ Peut demander un coût de calcul important

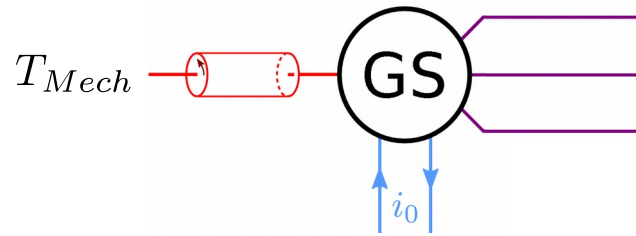
- Approche physique: En simulant des **cas tests** utilisés en **Electrotechnique**

Offline (simulé sur 1 période mécanique)

Online



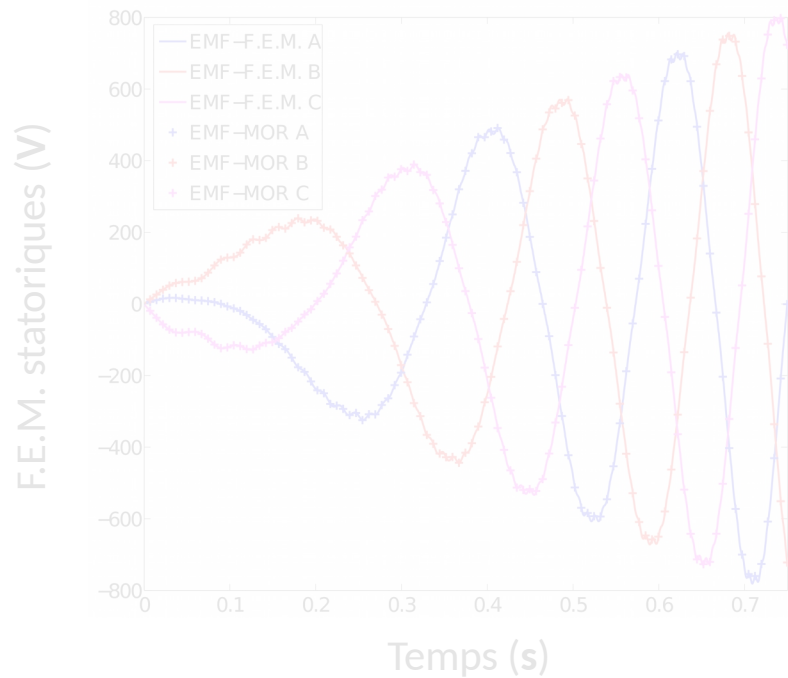
« Essai » à vide



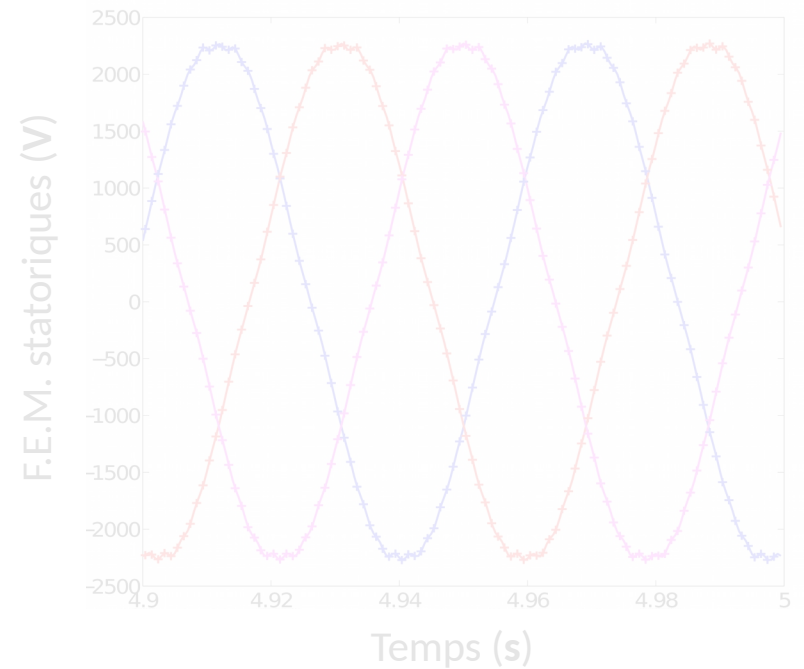
Paramètres

- $T = 5s$
- 10^4 pas de temps
- **X40 speedup**

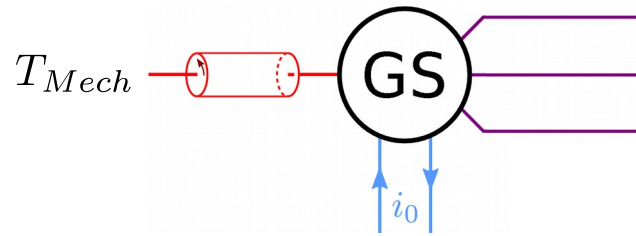
F.E.M. statoriques en régime transitoire



F.E.M. statoriques en régime permanent



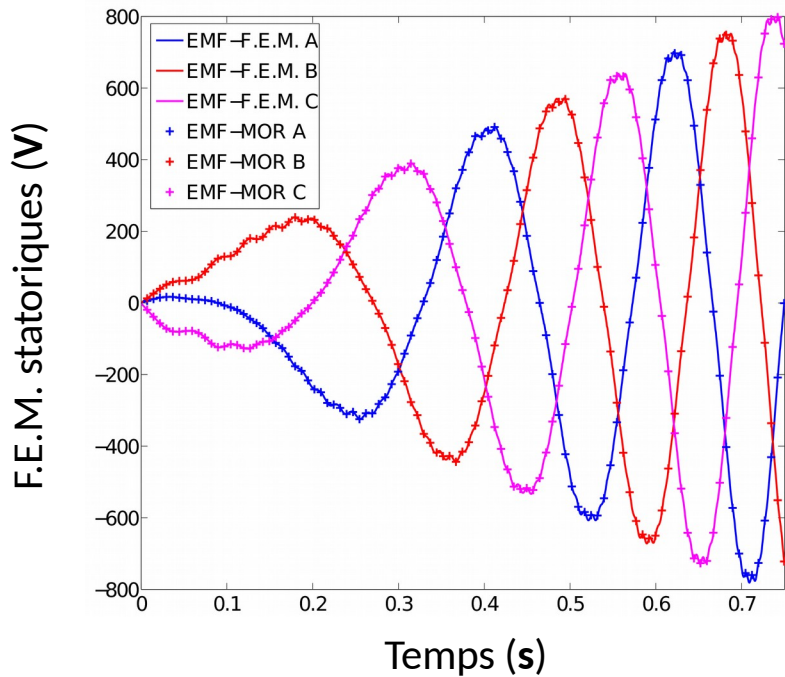
« Essai » à vide



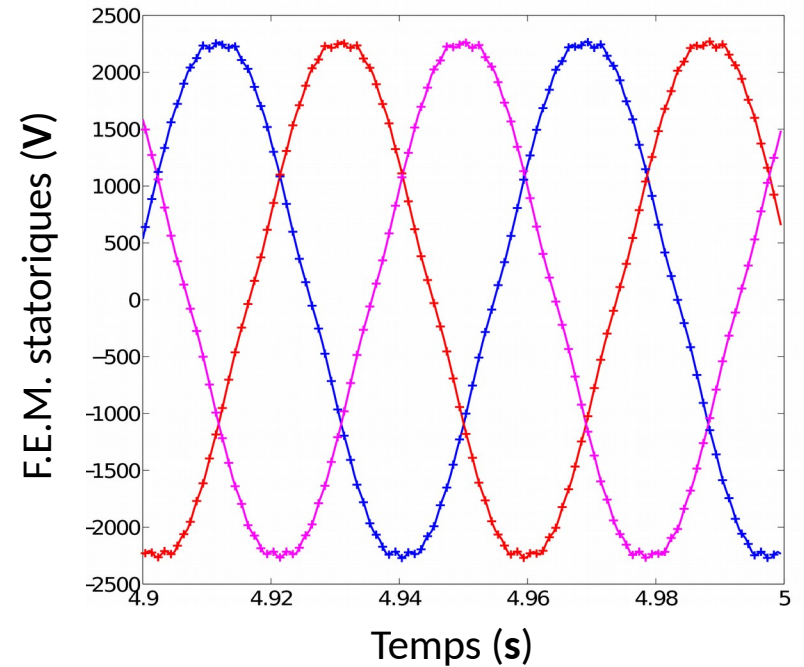
Paramètres

- $T = 5s$
- 10^4 pas de temps
- **X40 speedup**

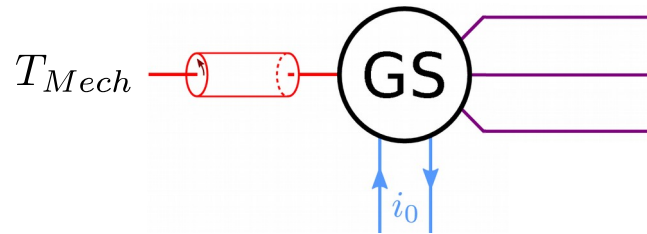
F.E.M. statoriques en régime transitoire



F.E.M. statoriques en régime permanent



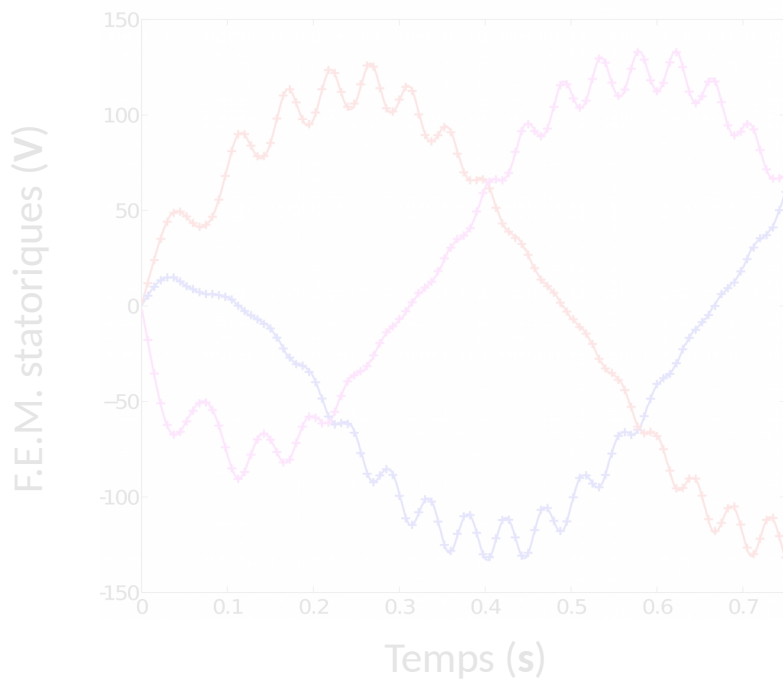
■ « Essai » en court-circuit



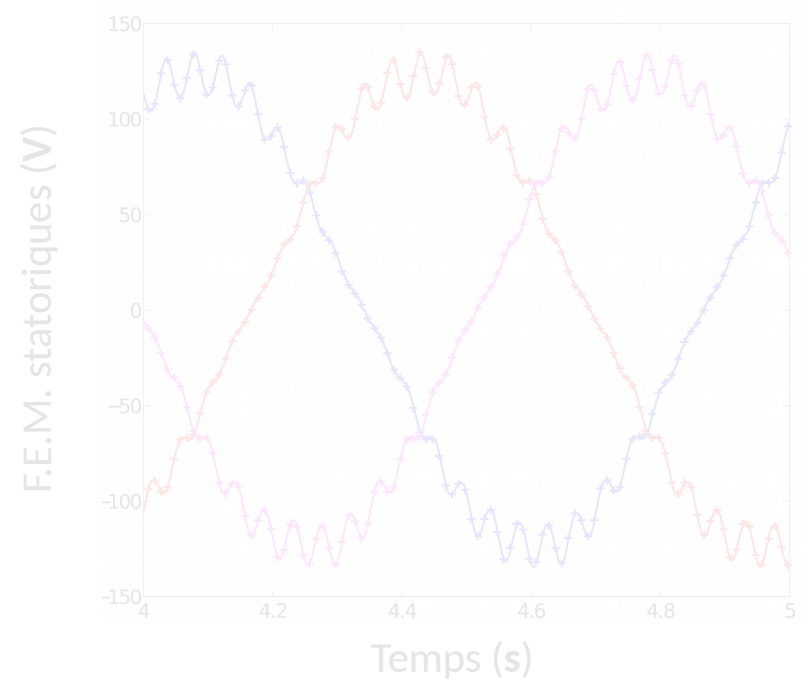
Paramètres

- $T = 5s$
- 10^4 pas de temps
- **X40 speedup**

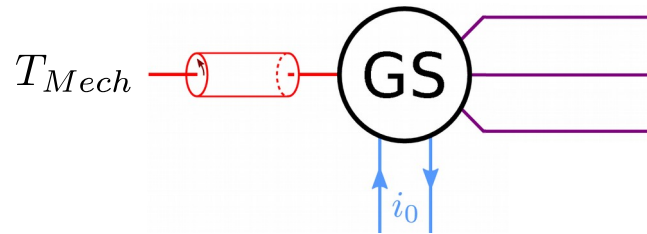
F.E.M. statoriques en régime transitoire



F.E.M. statoriques en régime permanent



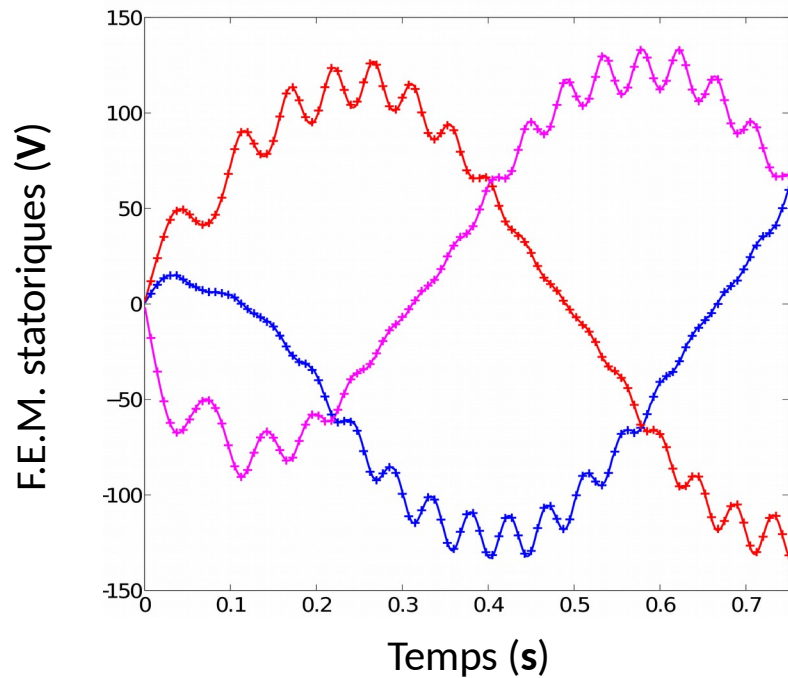
« Essai » en court-circuit



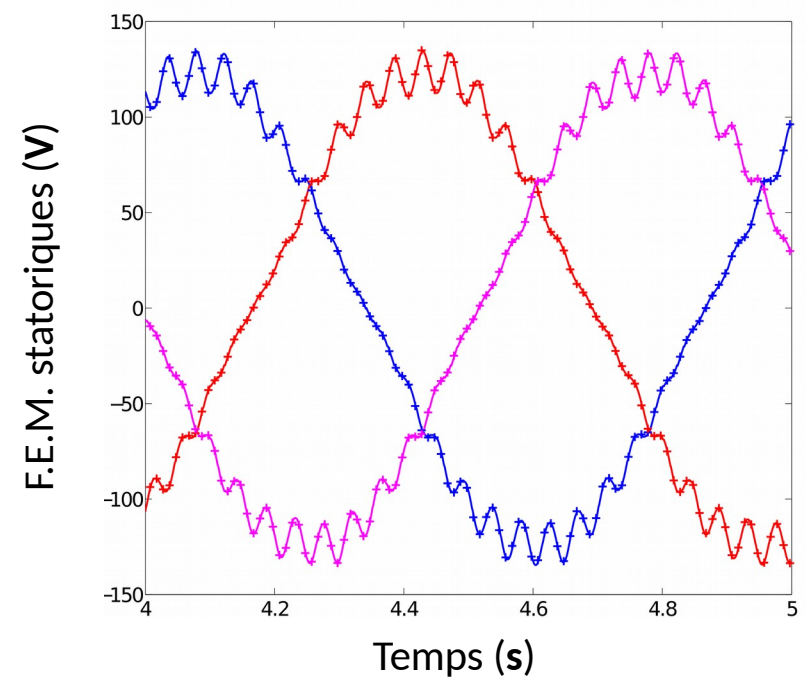
Paramètres

- $T = 5s$
- 10^4 pas de temps
- **X40 speedup**

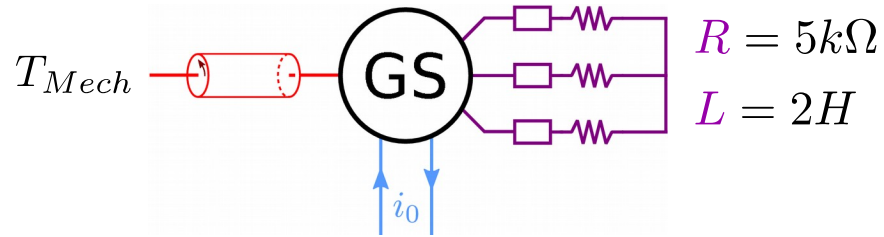
F.E.M. statoriques en **régime transitoire**



F.E.M. statoriques en **régime permanent**



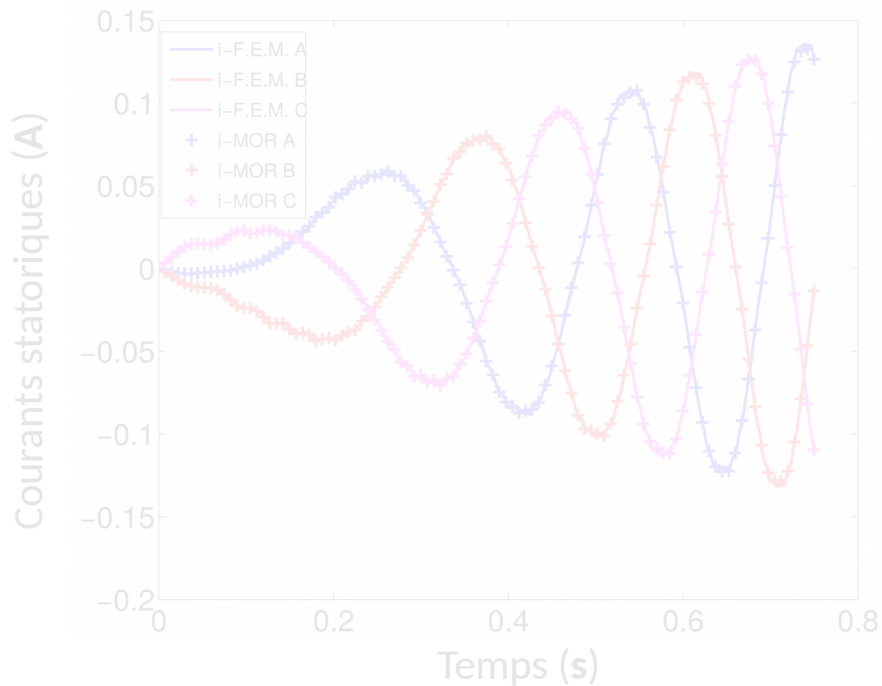
■ Simulation avec un nouveau jeu de paramètres électriques R-L



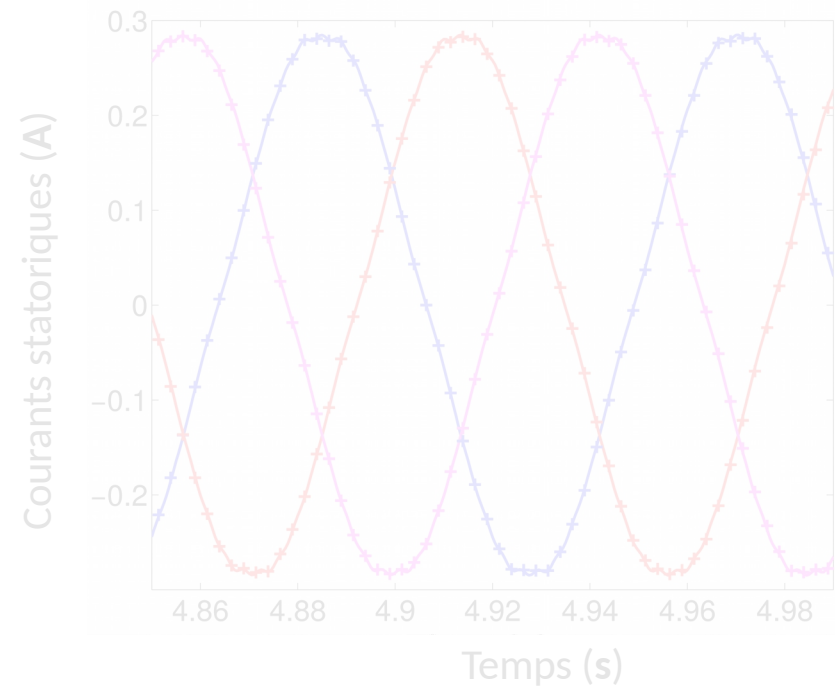
Paramètres

- $T = 5s$
- 10^4 pas de temps
- **X40 speedup**

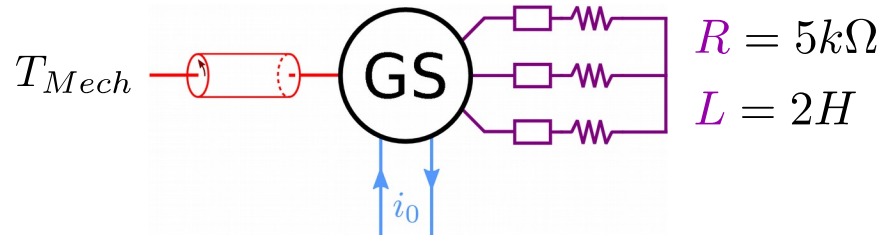
Courants statoriques en régime transitoire



Courants statoriques en régime permanent



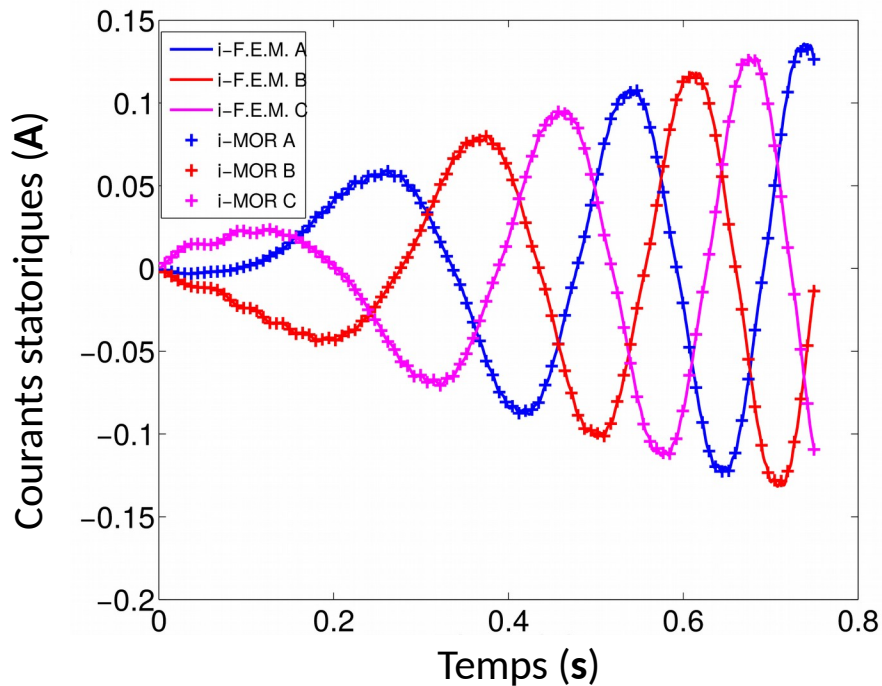
Simulation avec un nouveau jeu de paramètres électriques R-L



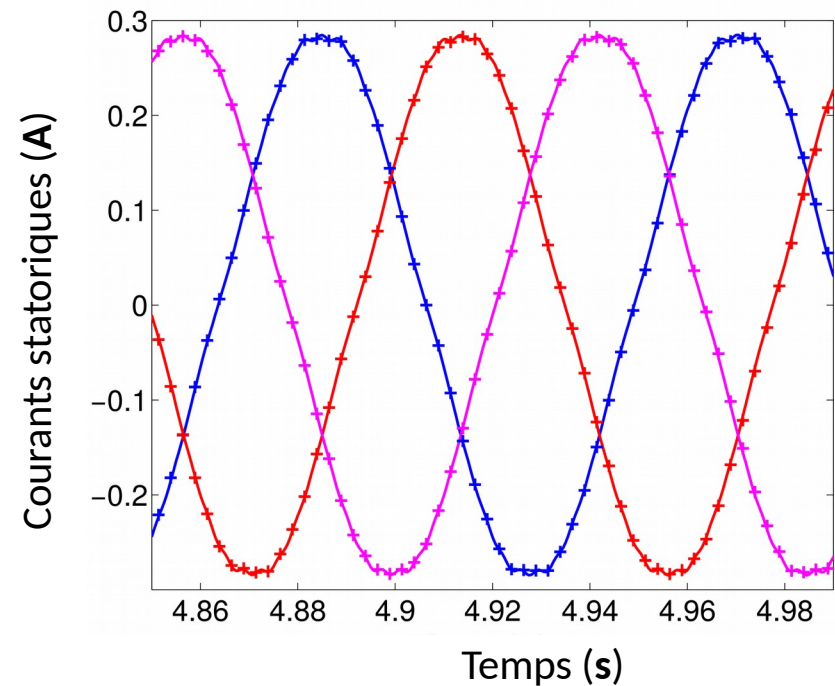
Paramètres

- $T = 5s$
- 10^4 pas de temps
- **X40 speedup**

Courants statoriques en **régime transitoire**

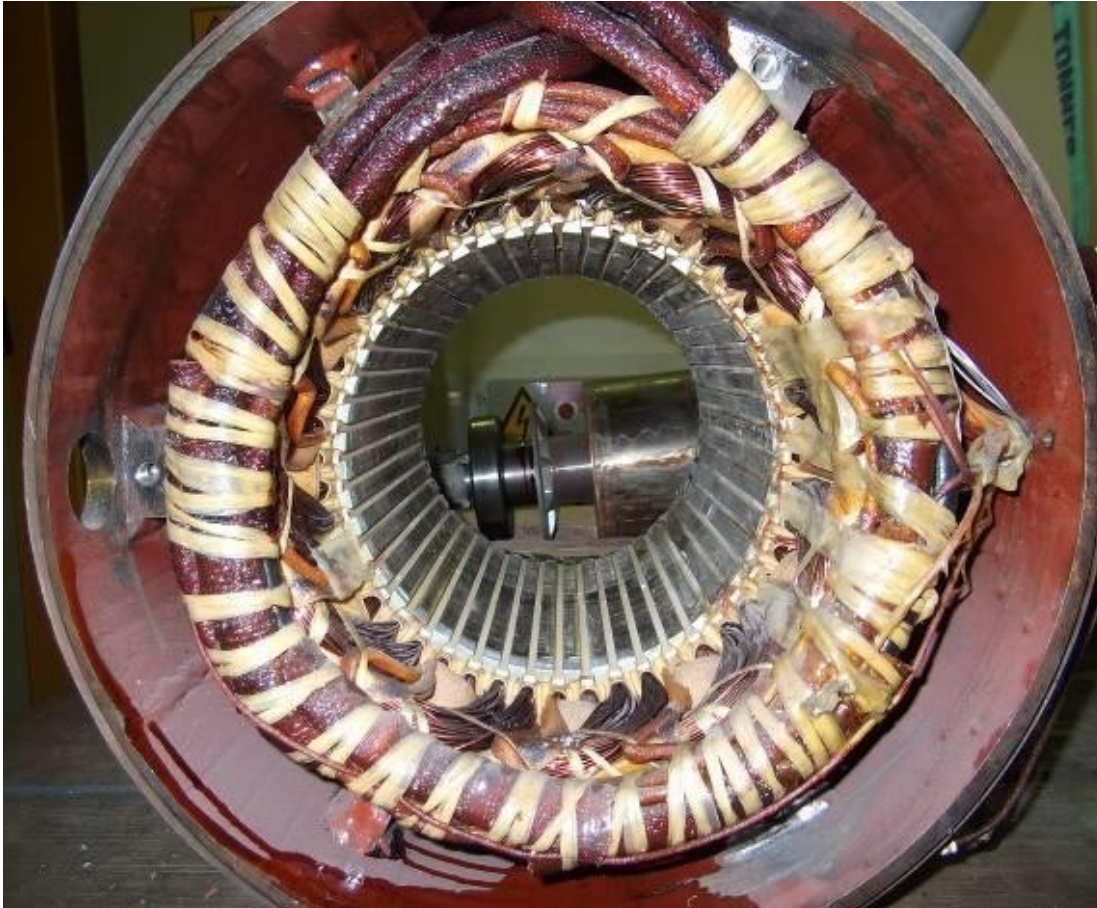


Courants statoriques en **régime permanent**



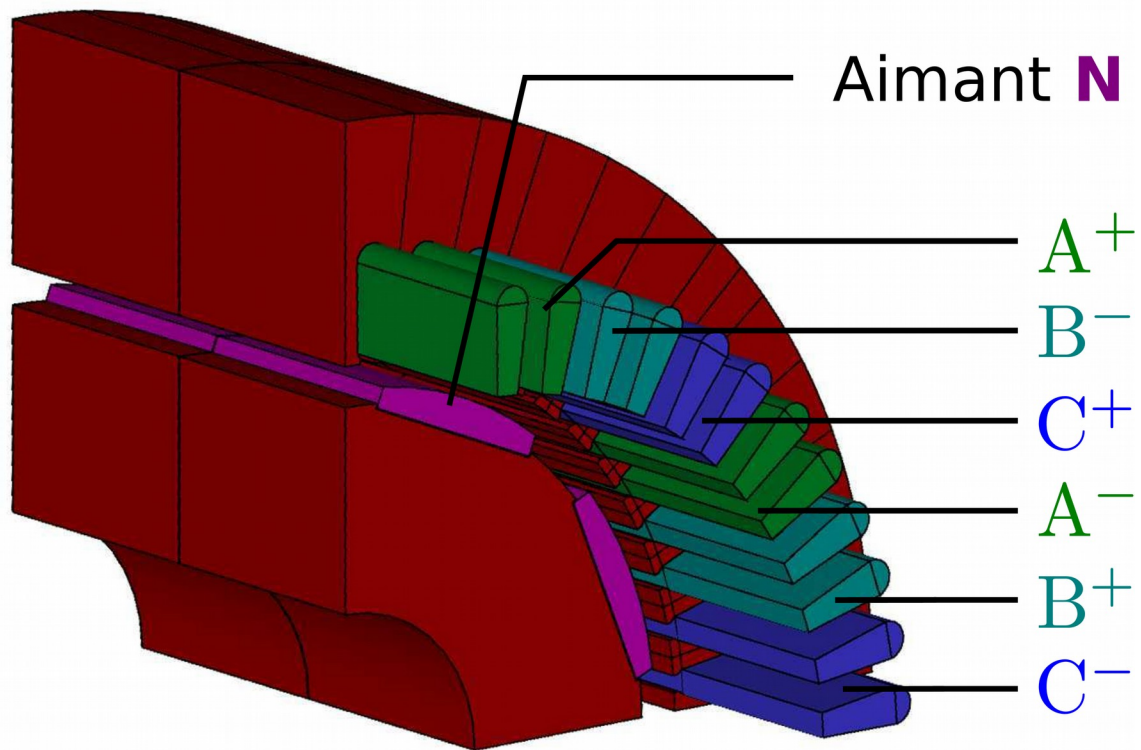
- Modèle non-linéaire d'une machine électrique dans son environnement
- Réduction de Modèle
- **Application : Machine Synchrone à Aimants Permanents**

Maquette moteur : Machine Synchrone à Aimants Permanents (MSAP)

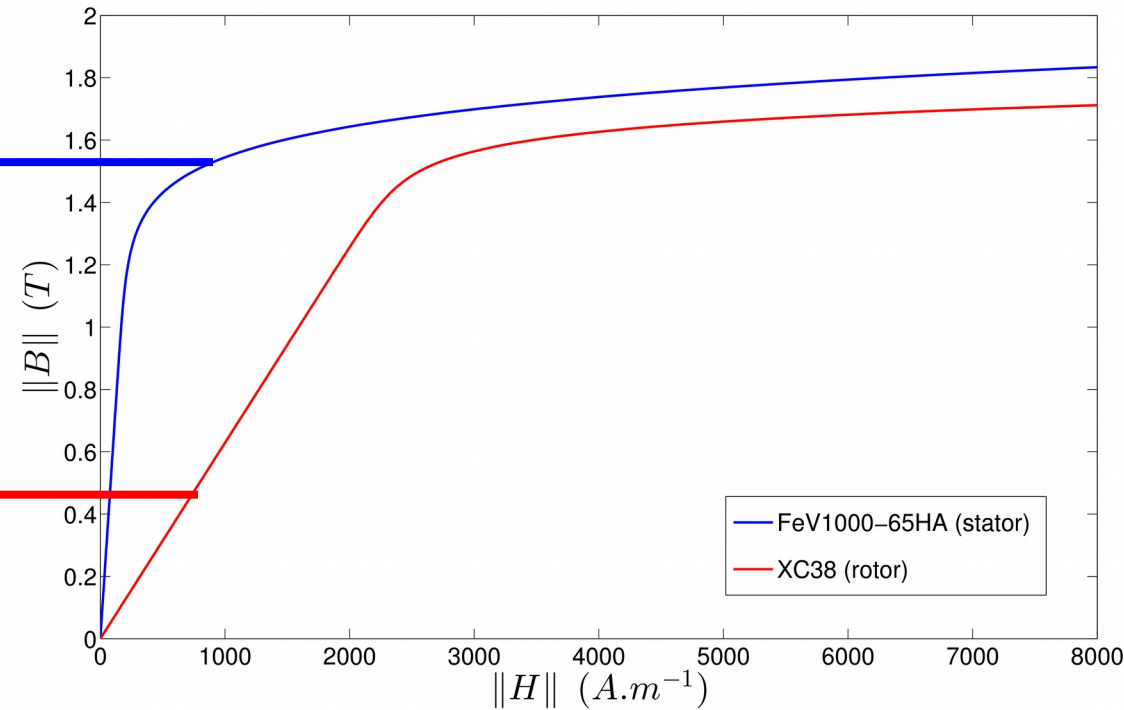
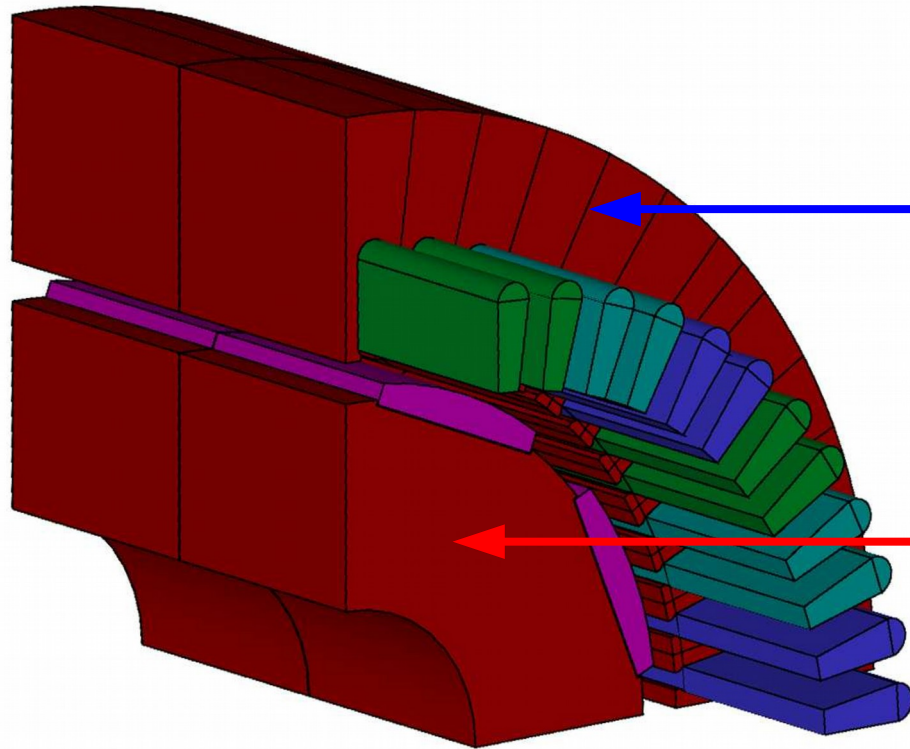


- 4 paires de pôles
- $f_n = 200$ Hz
- $P_n = 15$ kW
- $U_n = 190$ V
- $I_n = 8$ A
- $\Omega_n = 3000$ tr/min
- $B_r = 1.35$ T

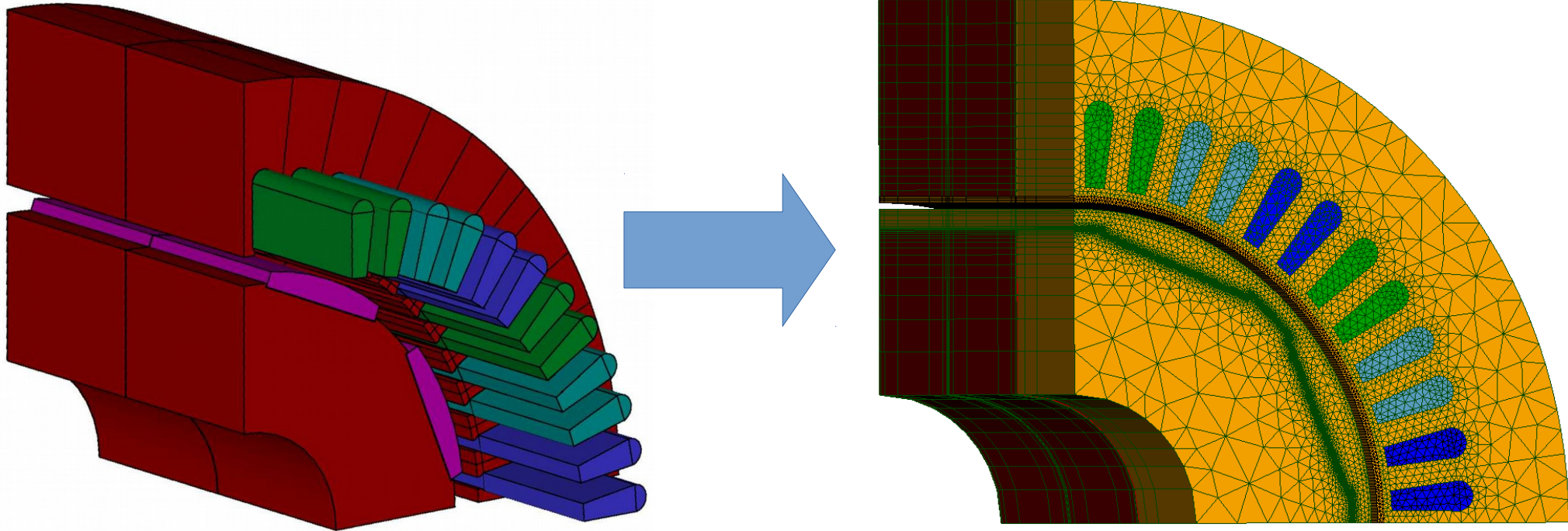
Maquette moteur : Machine Synchrone à Aimants Permanents (MSAP)




Maquette moteur : Machine Synchrone à Aimants Permanents (MSAP)

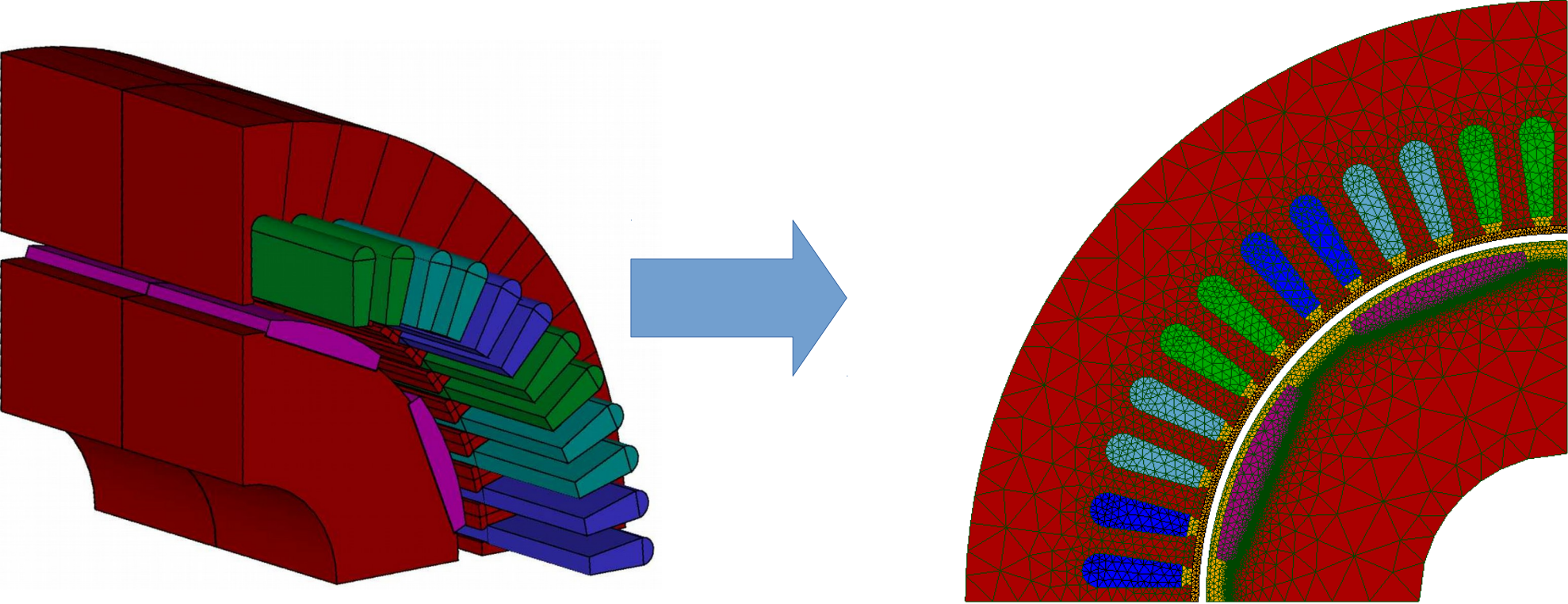


Maquette moteur : Machine Synchrone à Aimants Permanents (MSAP)



plateforme  code_Carmel

Maquette moteur : Machine Synchrone à Aimants Permanents (MSAP)

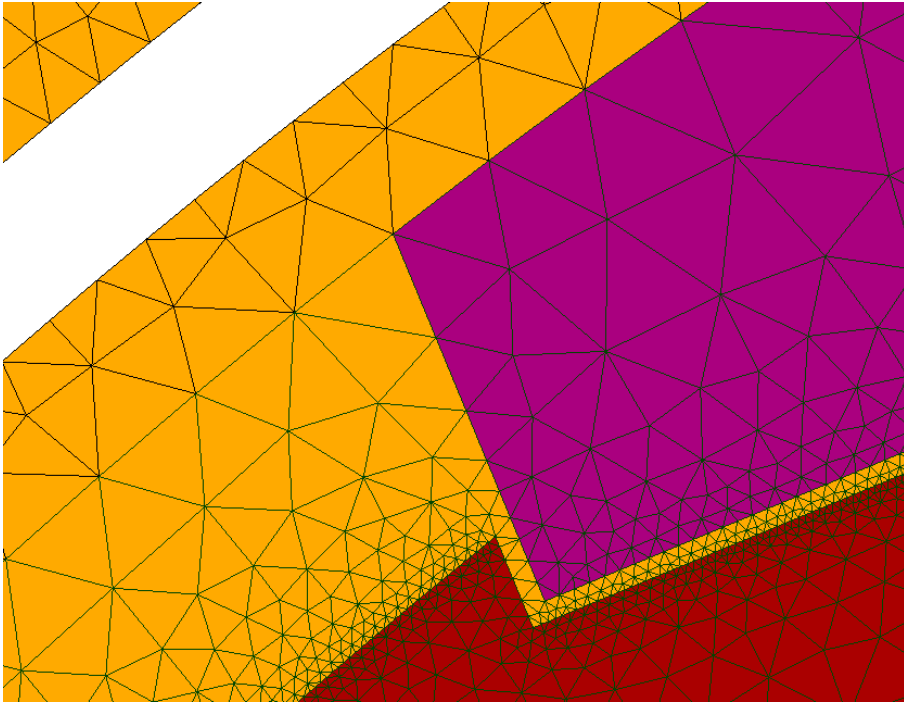
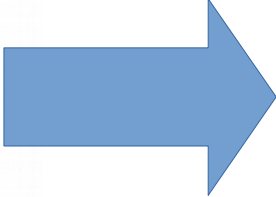
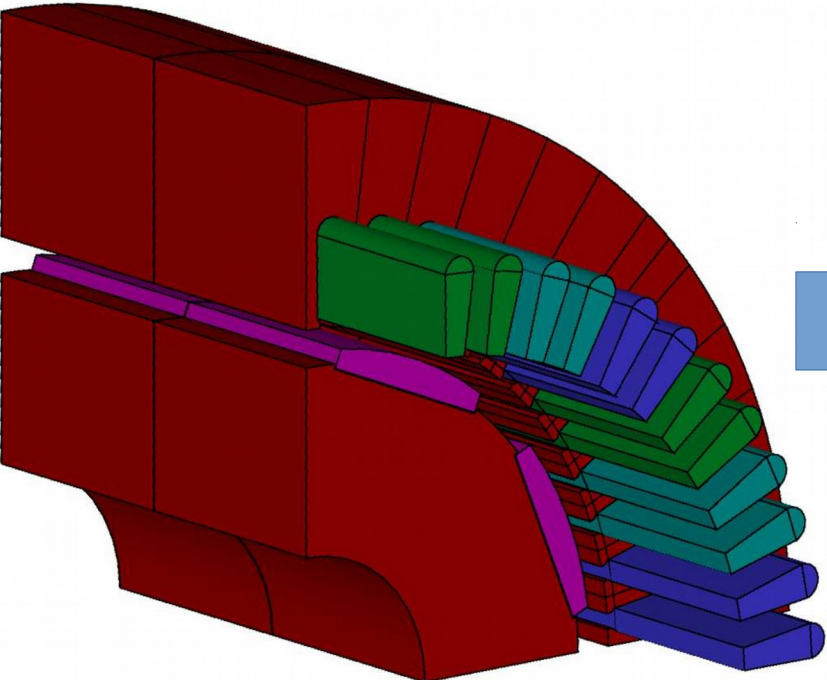


plateforme

code_Carmel



Maquette moteur : Machine Synchrone à Aimants Permanents (MSAP)

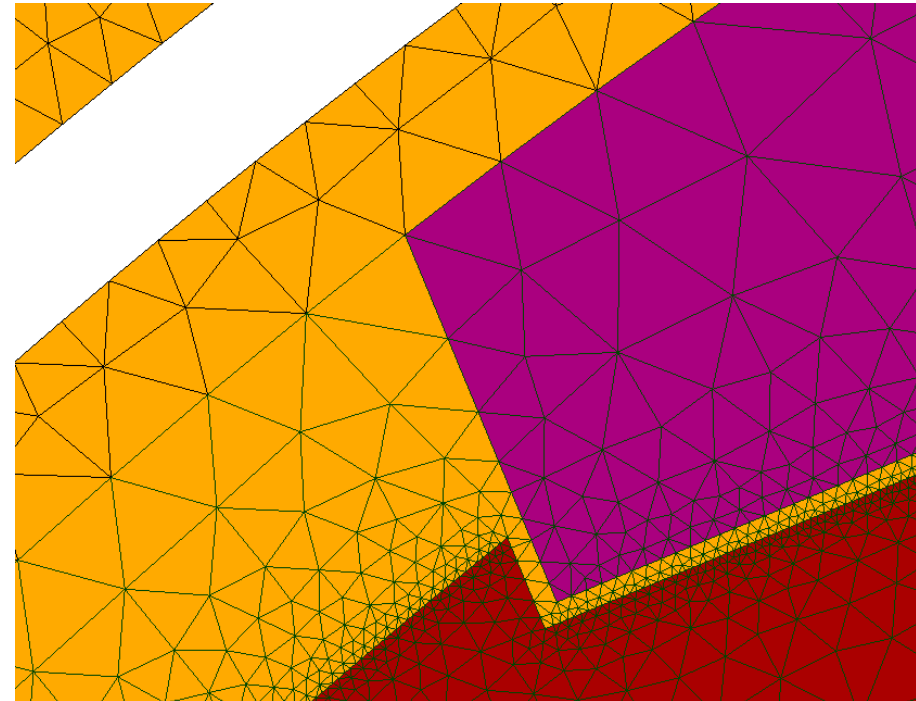
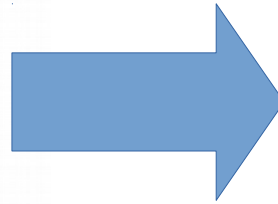
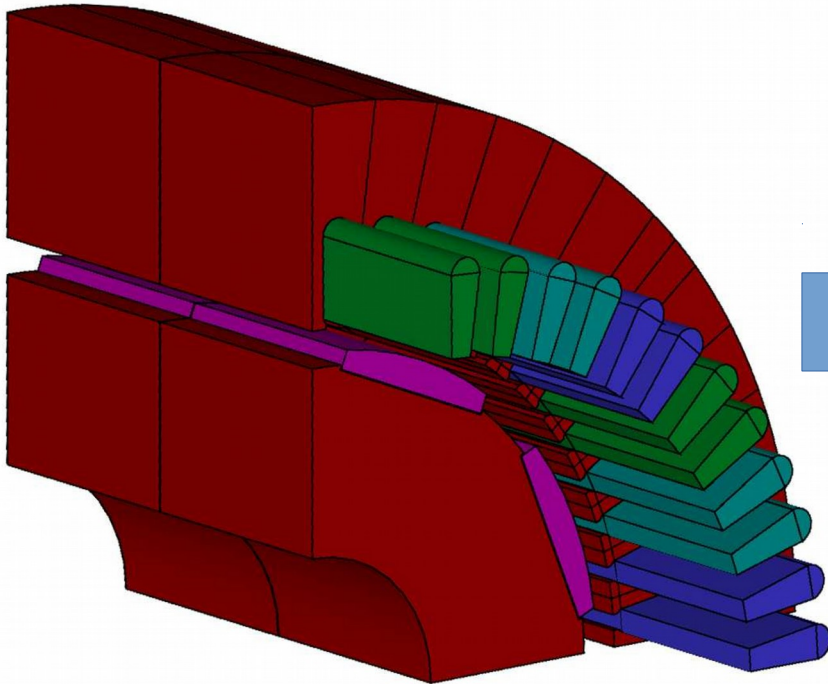


plateforme

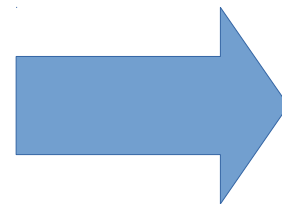
code_Carmel



Maquette moteur : Machine Synchrone à Aimants Permanents (MSAP)

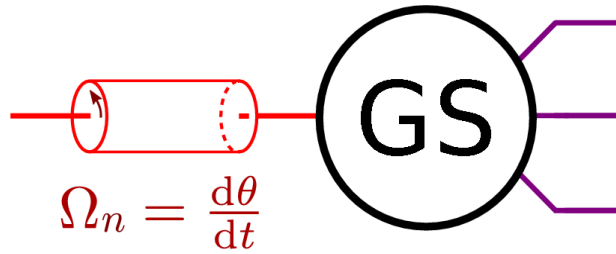


- **Problème Non Linéaire**
- **700 000 inconnues**

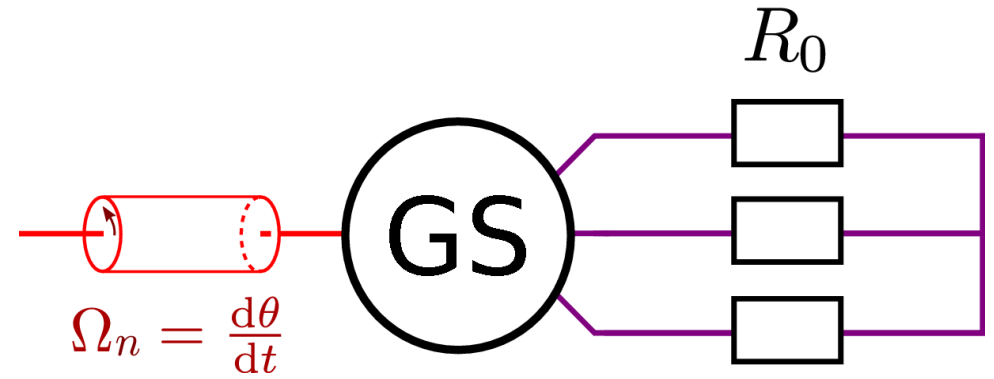


Simulation \approx 4 jours

■ Construction du modèle réduit :

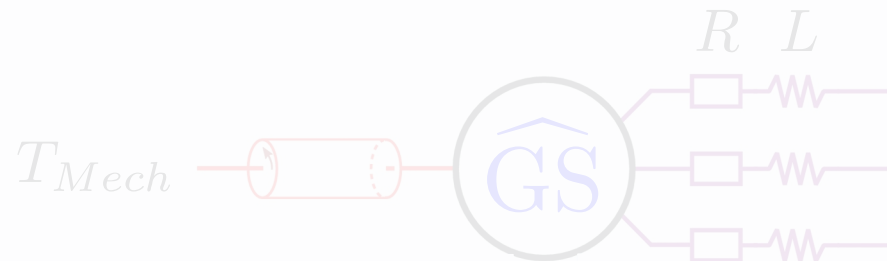


**Simulation à vide
(1/2 periode meca)**

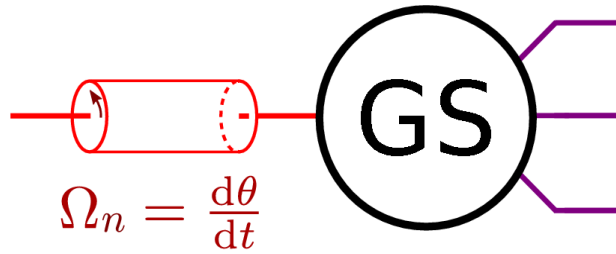


**Simulation en court-circuit
(1/2 periode meca)**

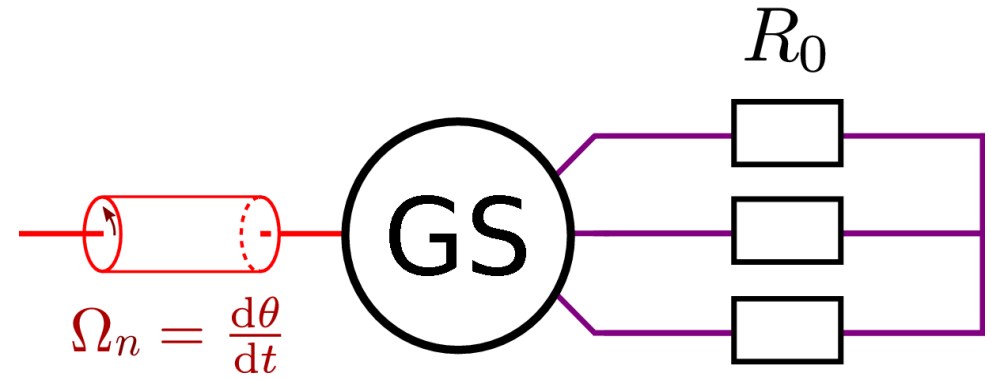
Modèle **réduit** POD-DEIM: 44 inc.



■ Construction du modèle réduit :

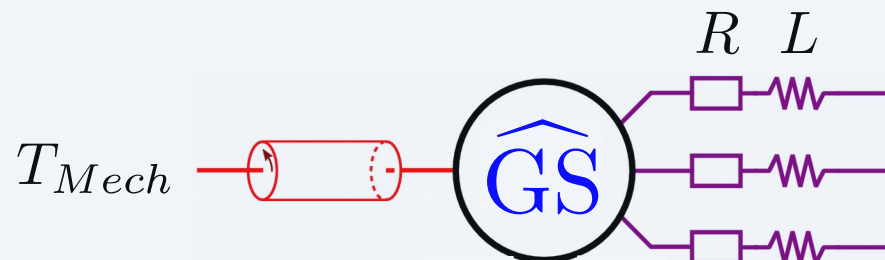


Simulation à vide
(1/2 periode meca)

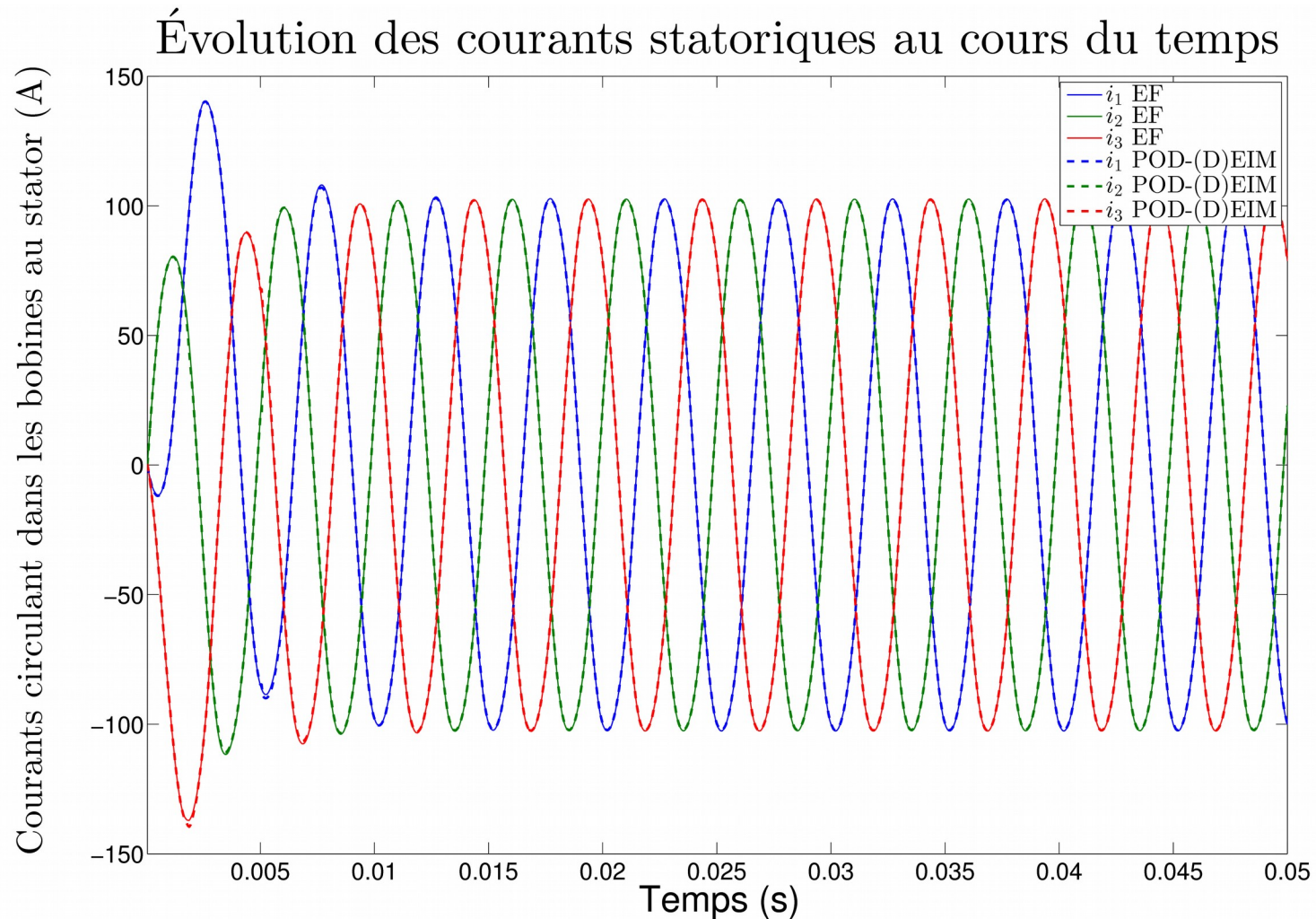


Simulation en court-circuit
(1/2 periode meca)

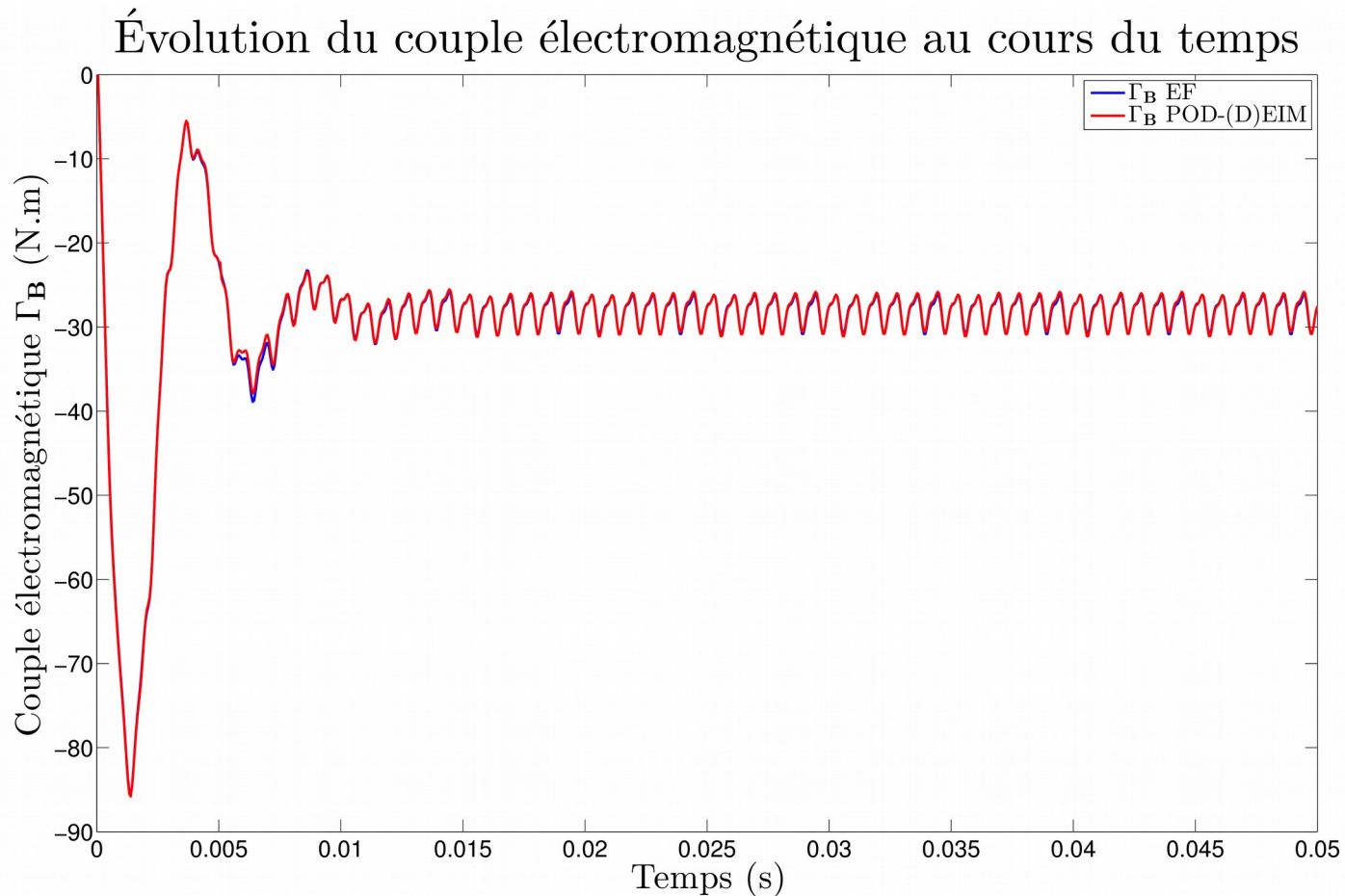
Modèle **réduit** POD-DEIM: **44** inc.



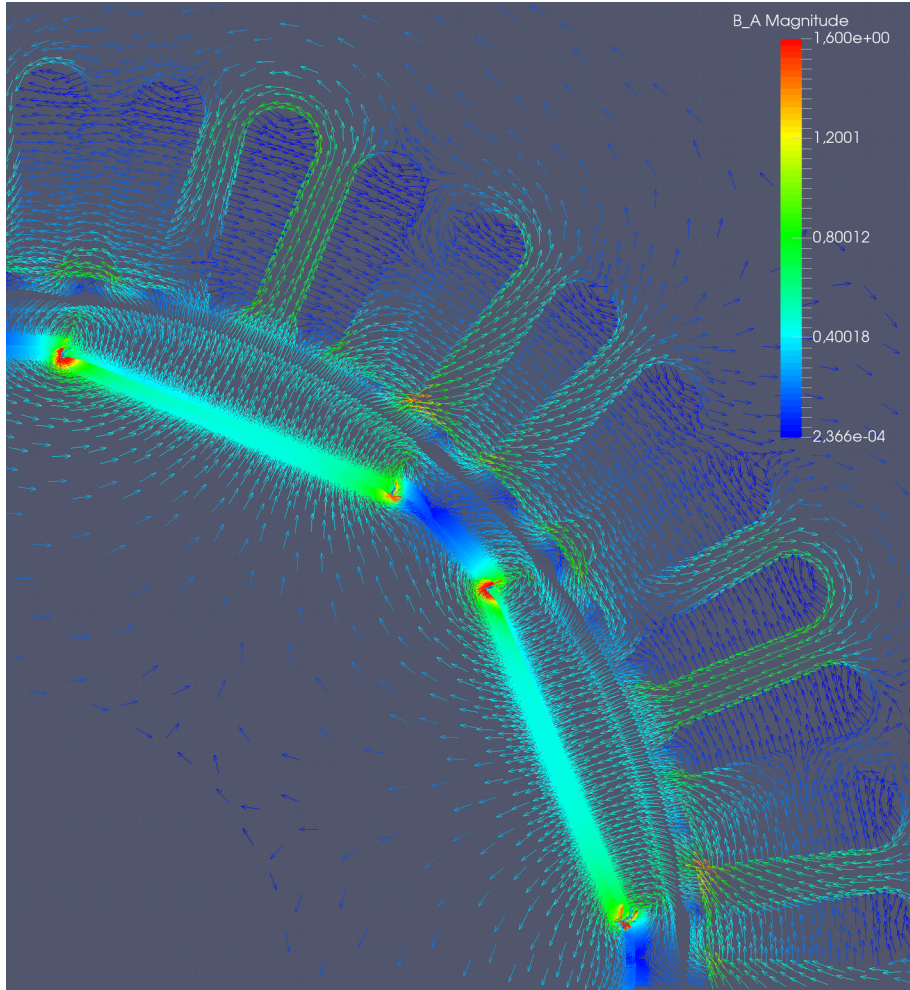
- Vitesse constante : $\Omega_n = 3000$ tr/min
- Charge électrique : $R = 100$ m Ω



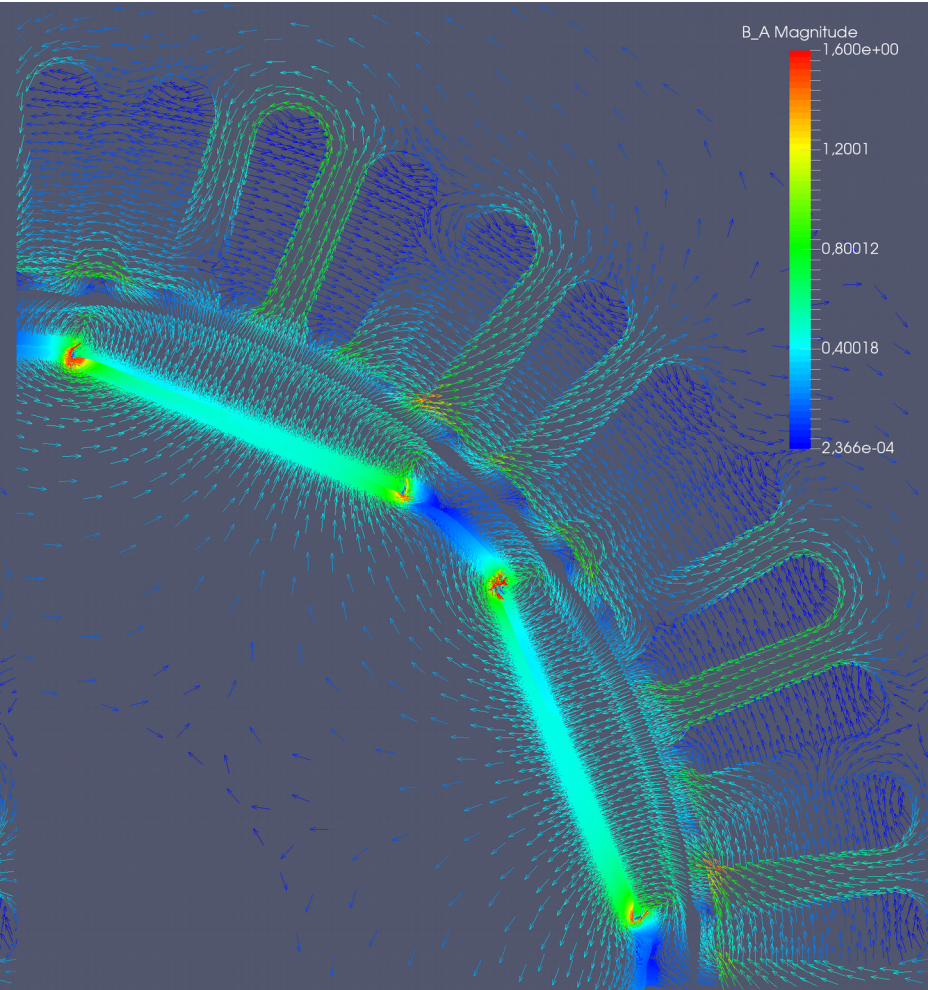
- Vitesse constante : $\Omega_n = 3000 \text{ tr/min}$
- Charge électrique : $R = 100 \text{ m}\Omega$



- Vitesse constante : $\Omega_n = 3000 \text{ tr/min}$
- Charge électrique : $R = 100 \text{ m}\Omega$



Modèle réduit



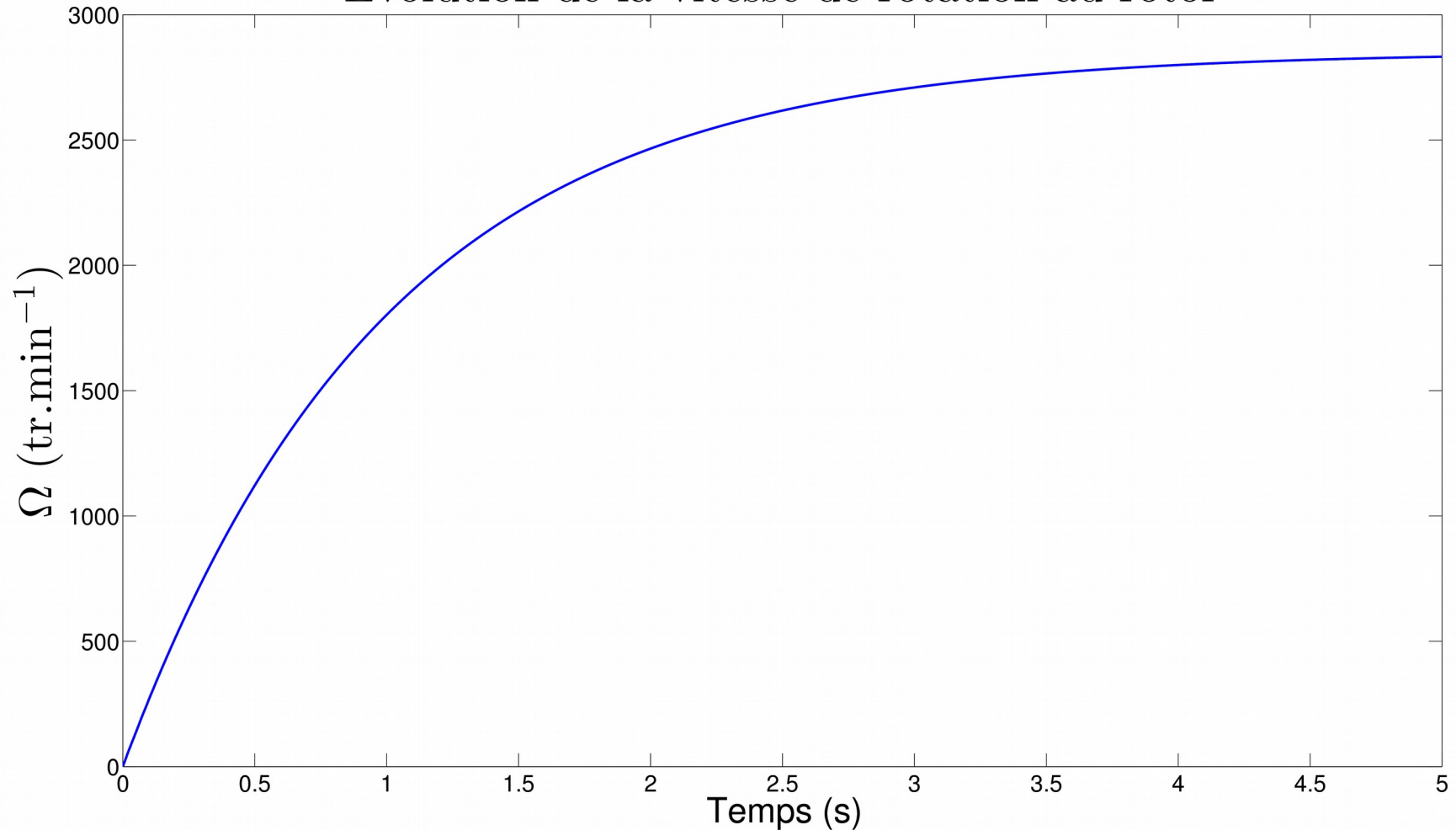
Modèle EF

- Vitesse constante : $\Omega_n = 3000 \text{ tr/min}$
- Charge électrique : $R = 100 \text{ m}\Omega$

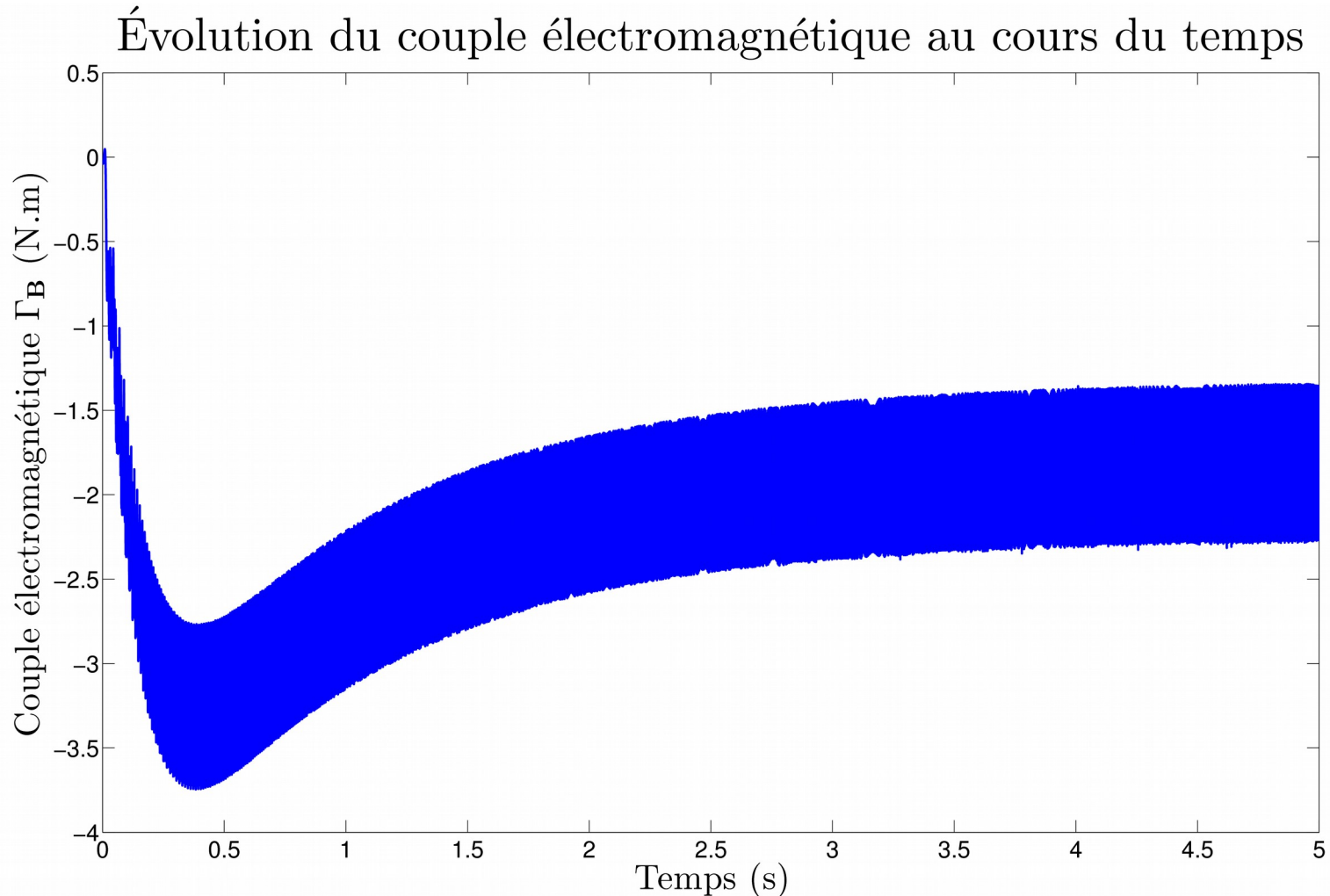
	Modèle EF	Modèle réduit + Snapshots	Modèle réduit
Temps	90 h	24 h	6,8 min
Speedup	x1	X3,75	x790

- Vitesse **variable**, imposée par un couple $\Gamma = 6 \text{ N.m}$
- Charge électrique : $R = 6000 \text{ m}\Omega$, $L = 9 \text{ mH}$

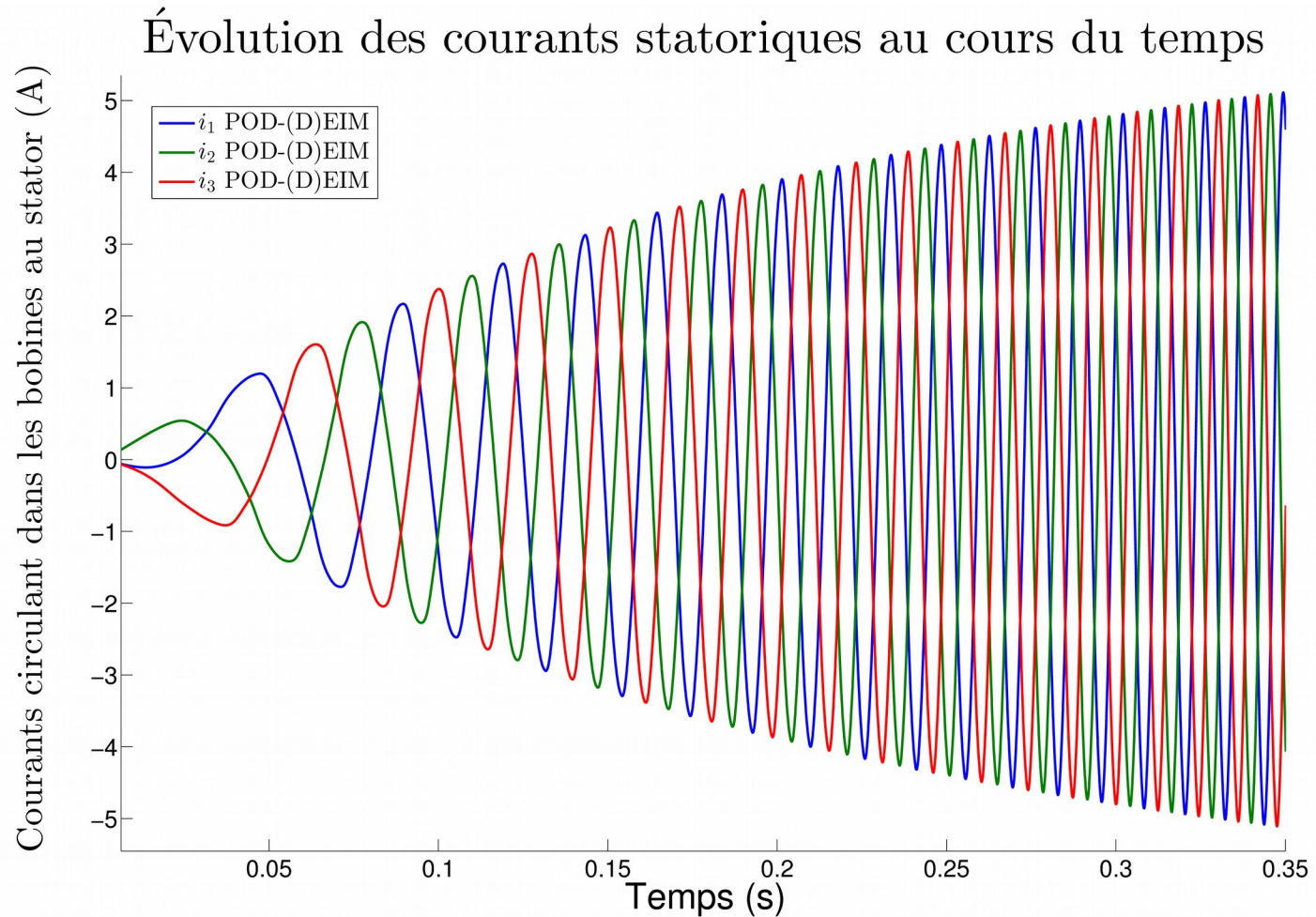
Évolution de la vitesse de rotation au rotor



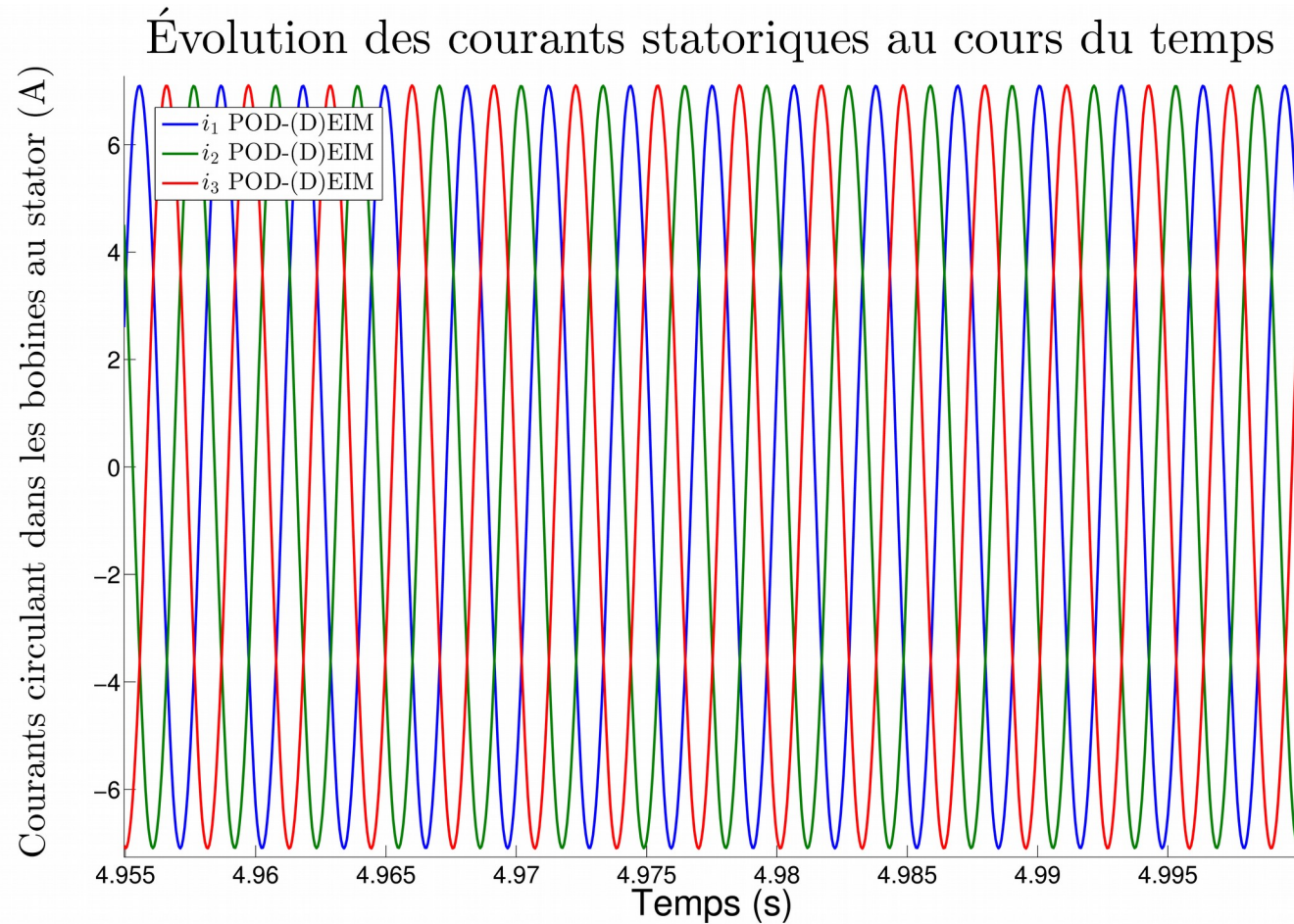
- Vitesse **variable**, imposée par un couple $\Gamma = 6 \text{ N.m}$
- Charge électrique : $R = 6000 \text{ m}\Omega$, $L = 9 \text{ mH}$



- Vitesse **variable**, imposée par un couple $\Gamma = 6 \text{ N.m}$
- Charge électrique : $R = 6000 \text{ m}\Omega$, $L = 9 \text{ mH}$



- Vitesse **variable**, imposée par un couple $\Gamma = 6 \text{ N.m}$
- Charge électrique : $R = 6000 \text{ m}\Omega$, $L = 9 \text{ mH}$



- Vitesse **variable**, imposée par un couple $\Gamma = 6 \text{ N.m}$
- Charge électrique : $R = 6000 \text{ m}\Omega$, $L = 9 \text{ mH}$

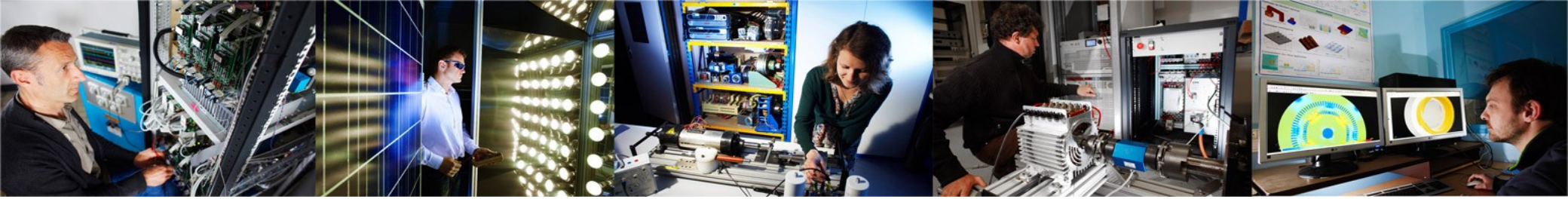
	Modèle EF	Modèle réduit + Snapshots	Modèle réduit
Temps	≈ 375 jours	30,2 h	6,2 h
Speedup	x1	X297	x1440

- **Accélération des temps de calculs** grâce aux méthodes de réduction de modèle :
 - De très nombreuses méthodes dans la littérature...
 - **Réduction du nombre d'inconnues : POD**
 - Gestion de la **non-linéarité : (D)EIM**
 - Permet de simuler des systèmes jusque là trop coûteux : **démarrage d'une machine**
 - Construction du modèle réduit basée sur la **connaissance de l'ingénieur**
- Applications à des **dispositifs électrotechniques** :
 - Transformateur monophasé et triphasé
 - Machine synchrone
 - Machine asynchrone
- Développement d'un **indicateur d'erreur** permettant d'évaluer la **précision et la validité** du modèle réduit
- Couplage des modèles réduits avec des logiciels réseau (EMTP-RV)

- **Accélération des temps de calculs** grâce aux méthodes de réduction de modèle :
 - De très nombreuses méthodes dans la littérature...
 - **Réduction du nombre d'inconnues** : **POD**
 - Gestion de la **non-linéarité** : **(D)EIM**
 - Permet de simuler des systèmes jusque là trop coûteux : **démarrage d'une machine**
 - Construction du modèle réduit basée sur la **connaissance de l'ingénieur**
- Applications à des **dispositifs électrotechniques** :
 - Transformateur monophasé et triphasé
 - **Machine synchrone**
 - Machine asynchrone
- Développement d'un **indicateur d'erreur** permettant d'évaluer la **précision et la validité** du modèle réduit
- **Couplage des modèles réduits avec des logiciels réseau (EMTP-RV)**

- **Accélération des temps de calculs** grâce aux méthodes de réduction de modèle :
 - De très nombreuses méthodes dans la littérature...
 - **Réduction du nombre d'inconnues** : **POD**
 - Gestion de la **non-linéarité** : **(D)EIM**
 - Permet de simuler des systèmes jusque là trop coûteux : **démarrage d'une machine**
 - Construction du modèle réduit basée sur la **connaissance de l'ingénieur**
- Applications à des **dispositifs électrotechniques** :
 - Transformateur monophasé et triphasé
 - **Machine synchrone**
 - Machine asynchrone
- Développement d'un **indicateur d'erreur** permettant d'évaluer la **précision et la validité** du modèle réduit
- Couplage des modèles réduits avec des logiciels réseau (EMTP-RV)

- **Accélération des temps de calculs** grâce aux méthodes de réduction de modèle :
 - De très nombreuses méthodes dans la littérature...
 - **Réduction du nombre d'inconnues** : **POD**
 - Gestion de la **non-linéarité** : **(D)EIM**
 - Permet de simuler des systèmes jusque là trop coûteux : **démarrage d'une machine**
 - Construction du modèle réduit basée sur la **connaissance de l'ingénieur**
- Applications à des **dispositifs électrotechniques** :
 - Transformateur monophasé et triphasé
 - **Machine synchrone**
 - Machine asynchrone
- Développement d'un **indicateur d'erreur** permettant d'évaluer la **précision et la validité** du modèle réduit
- **Couplage des modèles réduits avec des logiciels réseau (EMTP-RV)**



Merci pour votre attention !



Des questions ?



La Gestion Prévisionnelle : l'outil de gestion des Smart Grids

- Libre
- Interne
- Restreinte
- Confidentielle
- Très confidentielle

Le Contexte Smart Grid Français: Complexité accrue, Nouvelles contraintes; Nouvelles opportunités

Des pb d'équilibrage (EOD)
Des contraintes de tension
et de transit provoquées
par les EnR raccordés sur
les réseaux du distributeur

EnR: 95% sur rx Enedis(17GW en 2018 -60GW en 2030)

ENEDIS
L'ELECTRICITE EN RESEAU

Contraintes (U, I)
résolues aujourd'hui par
le dimensionnement (fit
& forget) fortement
capitalistique

**Pb de coordination de
Maintenance avec les
producteurs et RTE**



Agrégateurs

Microgrids

Stockage

Flexibilités
« locales »

marchés Nationaux
de flexibilités

Véhicule
Electrique

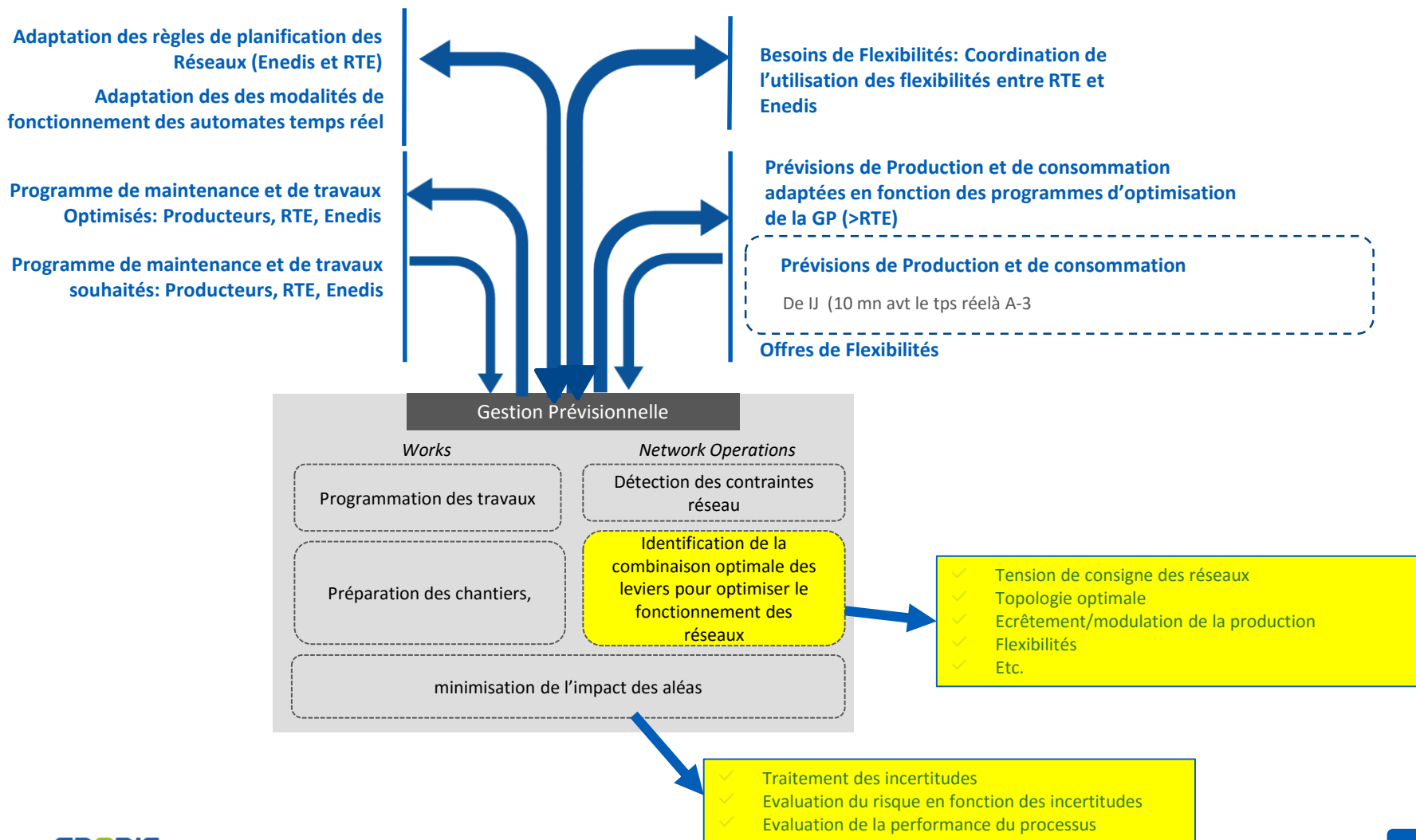
Linky

5 M en 2017;
35 M en 2021
Infrastructure
partagée entre
comptage et
exploitation

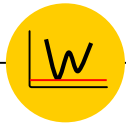
**Un maitre mot pour les exploitants: anticiper pour mieux optimiser
globalement le fonctionnement du système électrique**

les outils de Gestion Prévisionnelle

- ✓ Maximisent la production des EnR
- ✓ Optimisent la maintenance sur les Réseaux
- ✓ Modernisent et améliorent la coordination avec les producteurs
- ✓ permettent:
 - l'utilisation optimale des flexibilités et leur développement
 - l'évaluation de l'impact des marchés de flexibilités



Gestion prévisionnelle des réseaux actifs de distribution - *Relaxation convexe sous incertitude*



Bhargav SWAMINATHAN \ Soirée IEEE PES France \ 03 mai 2018

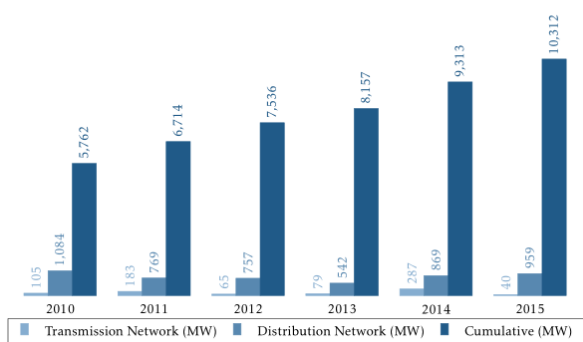
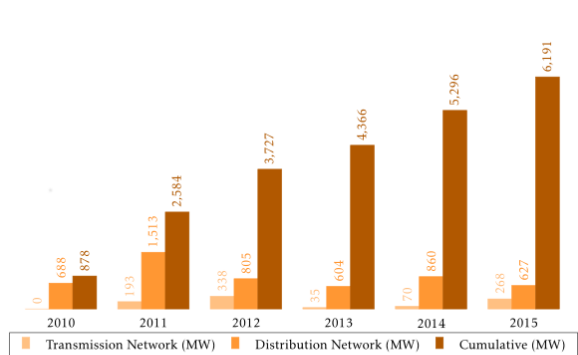
Thèse encadrée par Raphaël CAIRE et Vincent DEBUSSCHERE, Grenoble INP

1

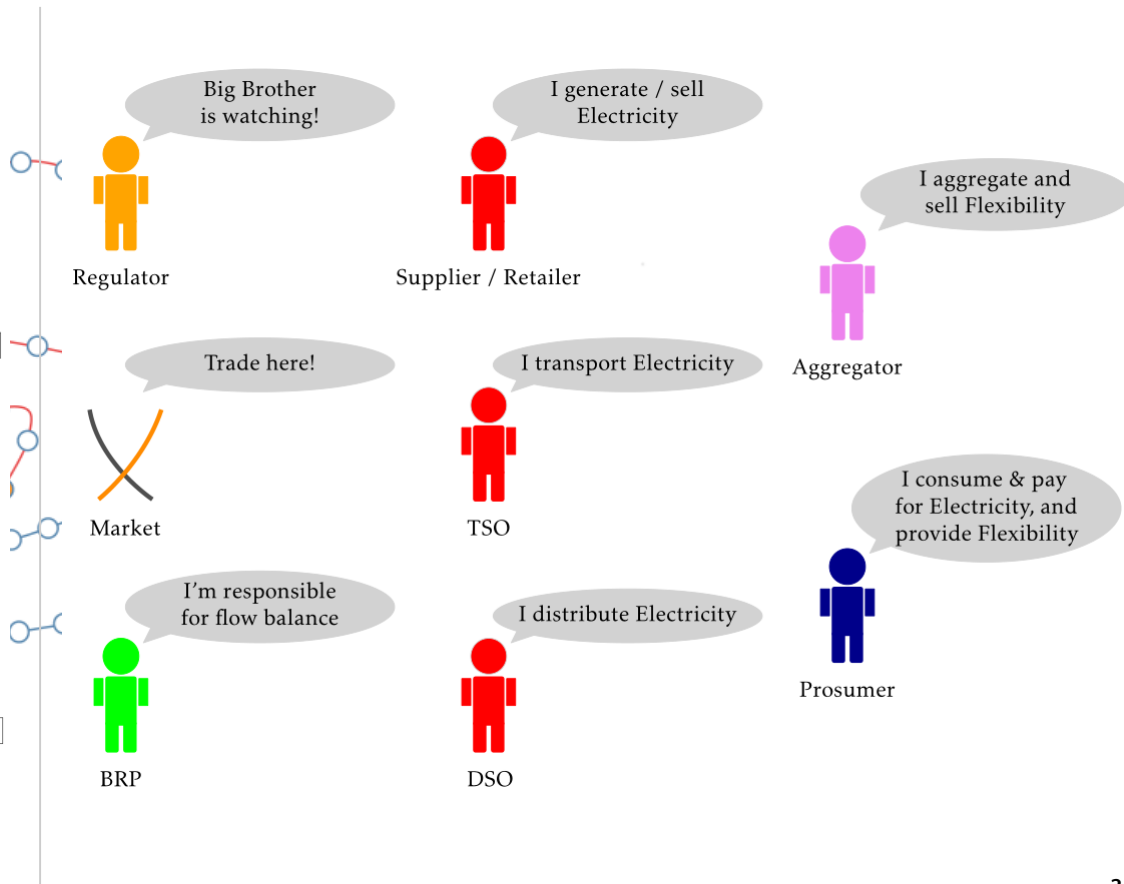
Contexte

Le statut quo et la problématique

Le statut quo et la problématique



Evolution des DRES (France)





Que faire en
tant que **DSO** ?



ADN

Active Distribution Networks | Réseaux actifs de distribution

Faire de la GP – Le framework evolvDSO



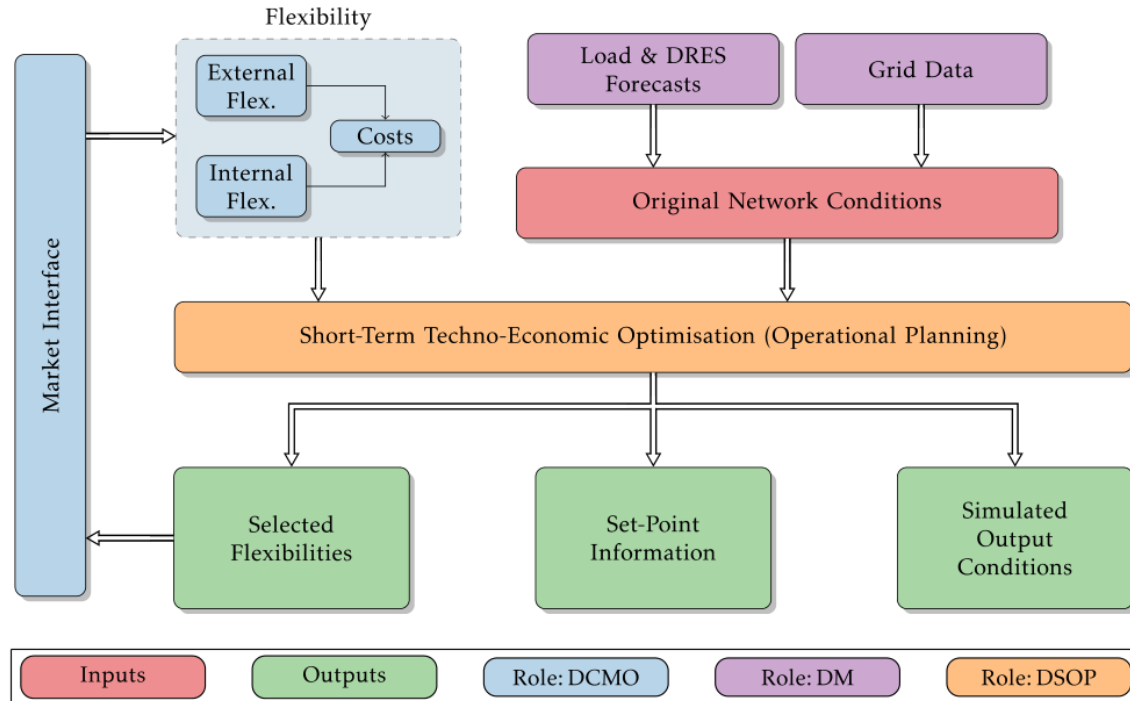
Distribution System Optimiser (DSOP)



Distribution Constraints Market Officer (DCMO)



Data Manager (DM)



4

challenges scientifiques auxquels il faut répondre

1

Spécificité des RPD

- *Eléments discrets*
- *X / R peu élevé*
- ~~*Modélisation linéaire*~~

Modélisation des OPF

2

Flexibilités

- *Utilisation sans biais*
- *Un rôle important*
- *Rentabilité*

Modèles techniques et

économiques

3

Optimalité globale

- *Rentabilité*
- *Modèles linéaires ?*
- *Modèles convexes ?*

Faire des reformulations
mathématiques

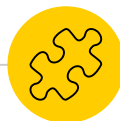
4

L'incertitude

- *Faisabilité*
- *Optimalité*
- *Caractérisation*

Des modèles adaptés

La thèse répond à ces challenges



2

« Novel OP Formulation »

Ou comment répondre aux challenges 1-3

Qu'est-ce que la « **Novel OP Formulation** »

Un modèle d'optimisation (de GP) **MISOCP**

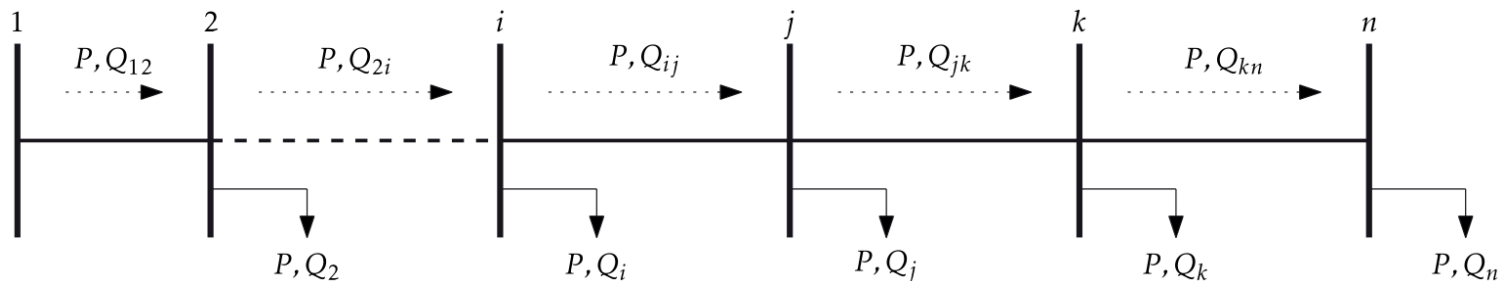
1. MISOCP : *Mixed-Integer Second-Order Cone Programming*
2. MI : *Avec des variables continues et discrètes* → *Specificité des RPD*
3. SOCP : *Un modèle non-linéaire convexe* → *RPD / Exactitude / Optimalité*
4. Basé sur des « *Optimal Power Flow* »
5. Un modèle J-1 intégrant les *flexibilités (modèles techniques et économiques)*

La fonction **objectif**

$$\begin{aligned}
 \min \quad & \sum_{(ij) \in \Omega} \sum_{t=1}^{24} \left[\rho^l \cdot r_{ij} \cdot l_{ijt} \right] + \left[\rho_1^{oltc} + \rho_2^{oltc} \cdot \Delta W \right] + \left[\rho_1^{rec} + \rho_2^{rec} \cdot \Delta e \right] \\
 & + \sum_i \sum_{t=1}^{24} \left[\left[\rho_t^{cur} \cdot P_{it}^{fg} \right] + \left[\rho_t^{ch} \cdot P_{it}^{bat,in} \right] + \left[\rho_t^{dc} \cdot P_{it}^{bat,out} \right] \right] \text{Battery} \\
 & + \left[\rho^{lcup} \cdot P_{it}^{fcup} \right] + \left[\rho^{lcdn} \cdot P_{it}^{fcdn} \right] + \left[\rho^{act} \cdot a_{it}^{act} \cdot \overline{P_{it}^{fctact}} \right] \\
 & \text{Load Modulation - Types 1 \& 2} \quad \text{Load Modulation - Type 3}
 \end{aligned}$$

$\rho \rightarrow$ Cost component, $l \rightarrow$ Square of current, $\Delta \rightarrow$ Register, $P \rightarrow$ Active Power

Le modèle **Branch Flow**



$$l_{ijt} = l_{ijt}^2 \quad ; \quad v_{it} = v_{it}^2$$

$$P_{jt} = \sum_{i \in \Gamma^u(j)} (P_{ijt} - r_{ij} l_{ijt}) - \sum_{k \in \Gamma^d(j)} P_{jkt}$$

$$v_{jt} = v_{it} - 2(r_{ij} \cdot P_{ijt} + x_{ij} \cdot Q_{ijt}) + l_{ijt}(r_{ij}^2 + x_{ij}^2)$$

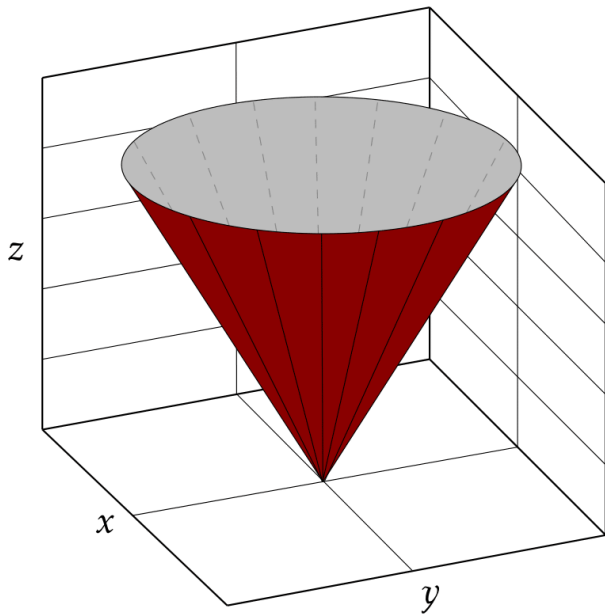
$$Q_{jt} = \sum_{i \in \Gamma^u(j)} (Q_{ijt} - x_{ij} l_{ijt}) - \sum_{k \in \Gamma^d(j)} Q_{jkt}$$

$$l_{ijt} = \frac{P_{ijt}^2 + Q_{ijt}^2}{v_{it}}$$

La relaxation SOCP

$$l_{ijt} = \frac{P_{ijt}^2 + Q_{ijt}^2}{V_{it}}$$

Second-Order Cone ($z^2 \geq x^2 + y^2$)



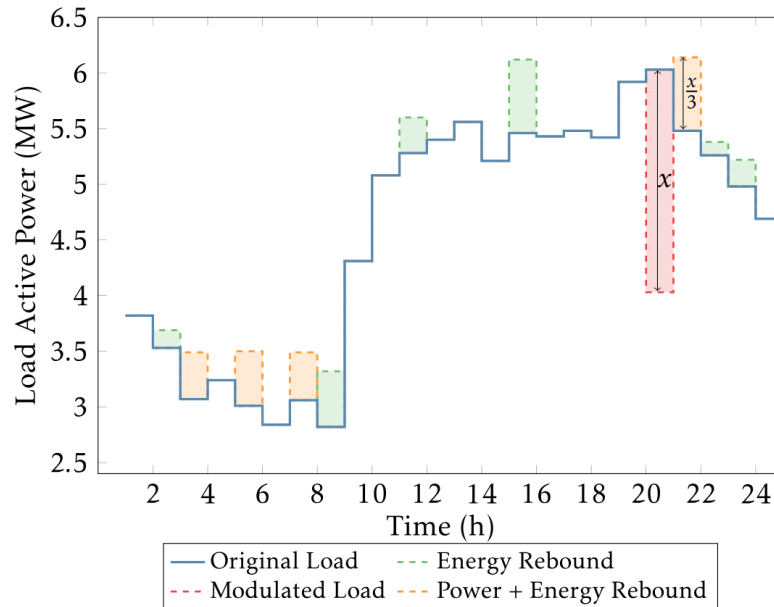
Conditions

1. Graphe du réseau connecté
2. F.O. linéaire / convexe
3. F.O. strictement croissant en l_{ij} , indépendant de la charge et de S
4. OPF sous-jacent faisable

Modèles de *flexibilité*

Flexibilité de *consommation*

- Type 1 (tout ou rien)
- Type 2 (continu)
- Type 3a (contrat de capacité)
- Type 3b (3a + Rebond d'énergie)
- Type 3c (3b + Rebond de puissance)



- Reconfiguration et régleur en charge \rightarrow reformulations exactes linéaires
- Modèles linéaires pour les autres flexibilités
- Modèles économiques d'utilisation dans le cadre d'evolDSO

3

L'incertitude alors ?

Challenge 4 : Des modèles optimaux «sous incertitude»

L'incertitude dans la GP

Etat des ouvrages

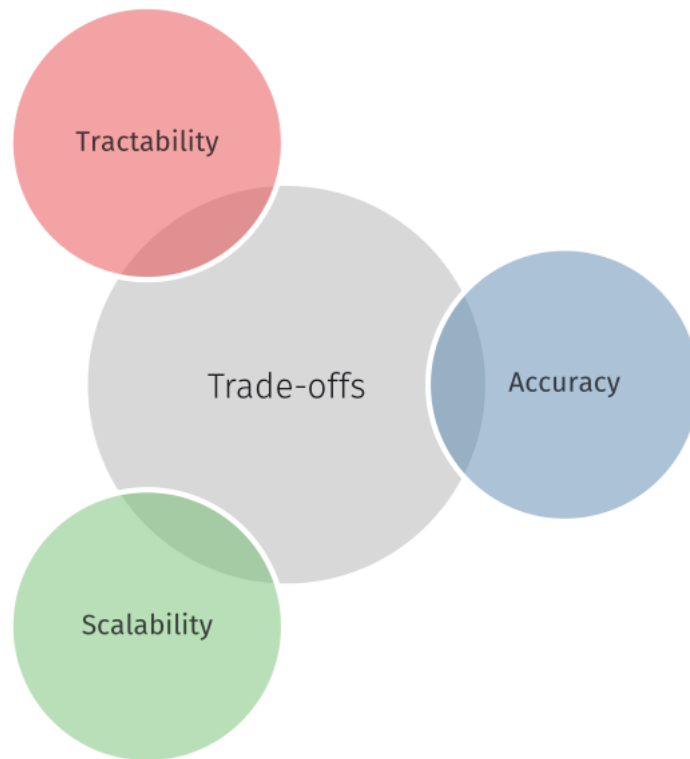
- Etat d'usure, performance
- Paramètres : r , x etc...

SCADA, Estimation d'état, « Asset mgmt. »

Flux de puissance

- Consommations
- Production des « DRES »

Prévisions, **modèles sous incertitude**



3 modèles différents
avec des actions de recours

Flexibilités – Actions de recours

Pourquoi ?

Décisions prises avec des prévisions. Changement de prévisions → décisions invalides ?

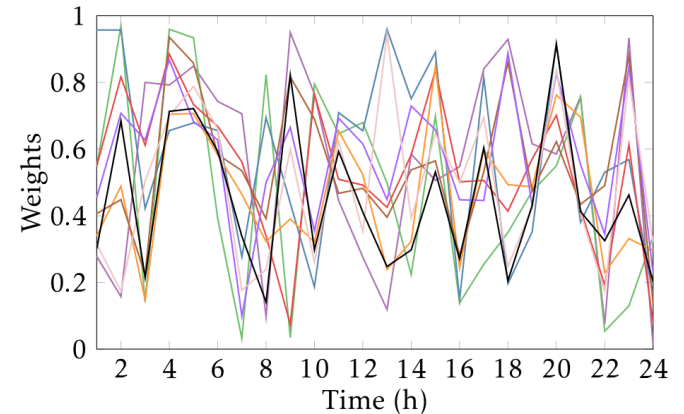
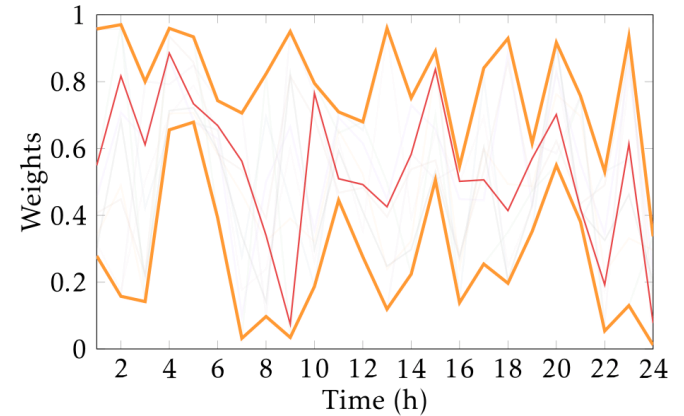
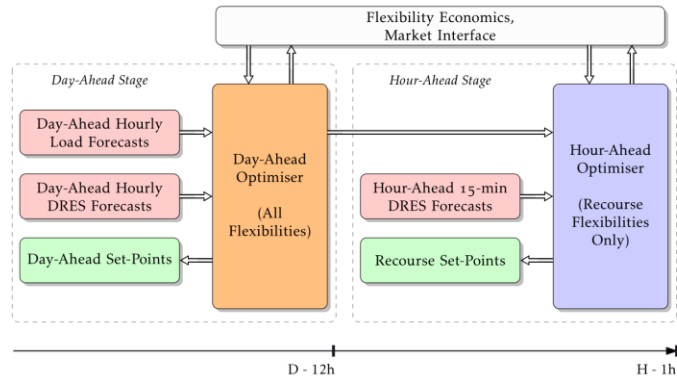
Lesquelles ?

- Unit commitment → analogie ?
- Flexibilités globales vs locales
- Contraintes des marchés
- Effet rebond de type 3 ?

Flexibilité	Actions de recours ?
Régleur en charge	Non
Reconfiguration	
Flex. des charges (types 1 & 2)	
Flex. des charges (type 3)	Oui
Batteries	Oui
Ecretement « DRES »	Oui
Compensation réactive « DRES »	Oui

Les 3 méthodes

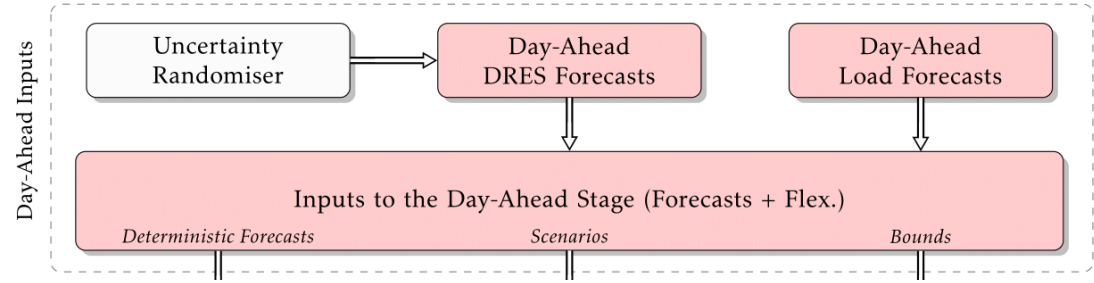
- *Déterministe en boucle*
- *Stochastique en 2 étapes*
- *Programmation par intervalle*



Comparaison des performances

Homogenisation !

- Incertitude aléatorisée
- Homogenisation des flex.
- Exécution J-1 séparée
- Exécution H-1 en commun
- Un certain nombre de tests
- Comparaison des résultats

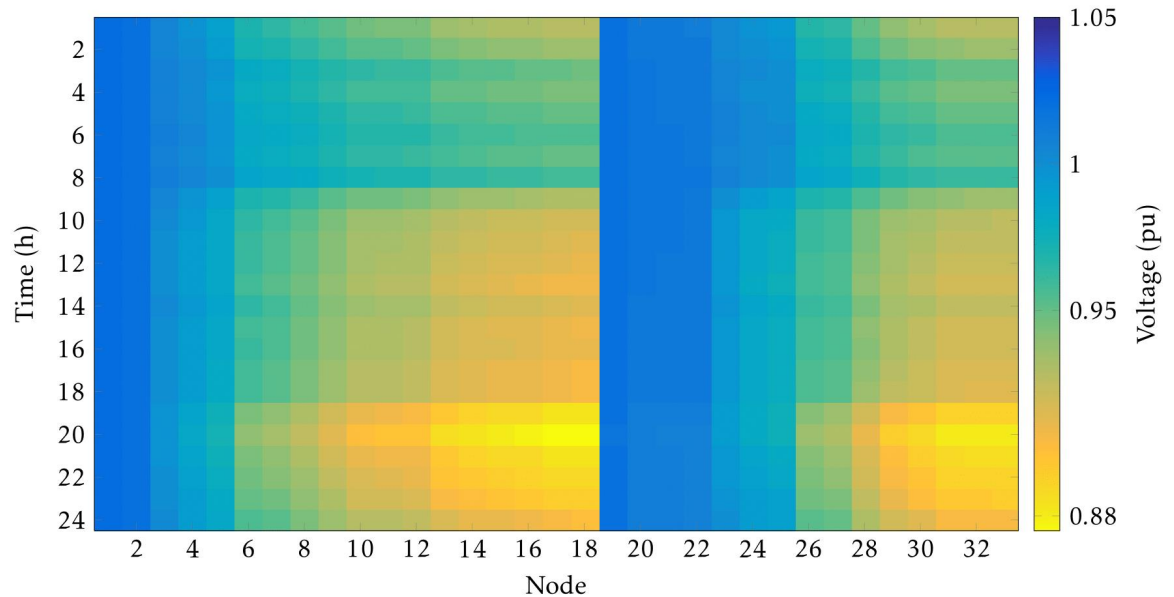
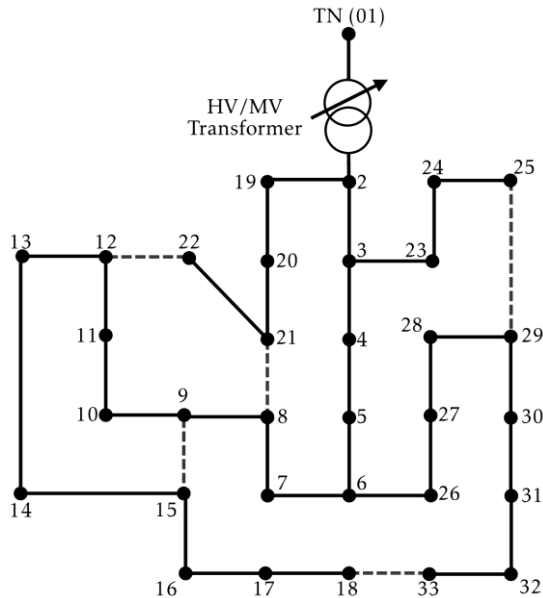


4

Quelques résultats

La performance des modèles

Un réseau de test

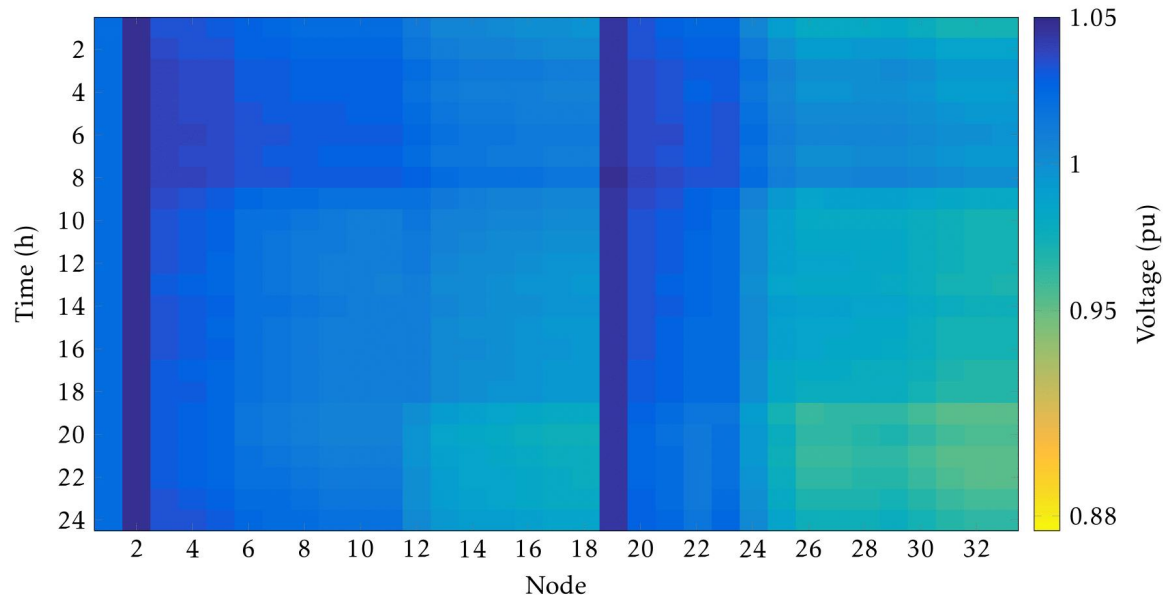
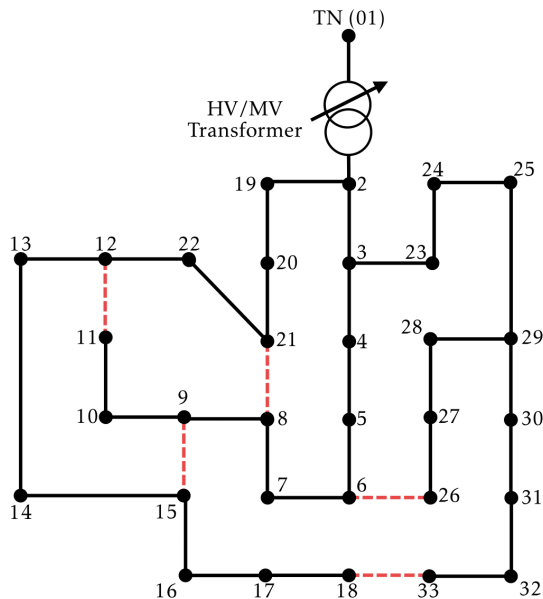


Type	Nœud	W_p (MW)
Eolienne	4	0,423
PV	26	0,417
	27	0,273

Un cas de test bien **difficile**

- Une limite Δe bien élevée ($\Delta e \leq 24$)
- Flex. de consommation de type 3b

Résultats du test – Novel OP en J-1



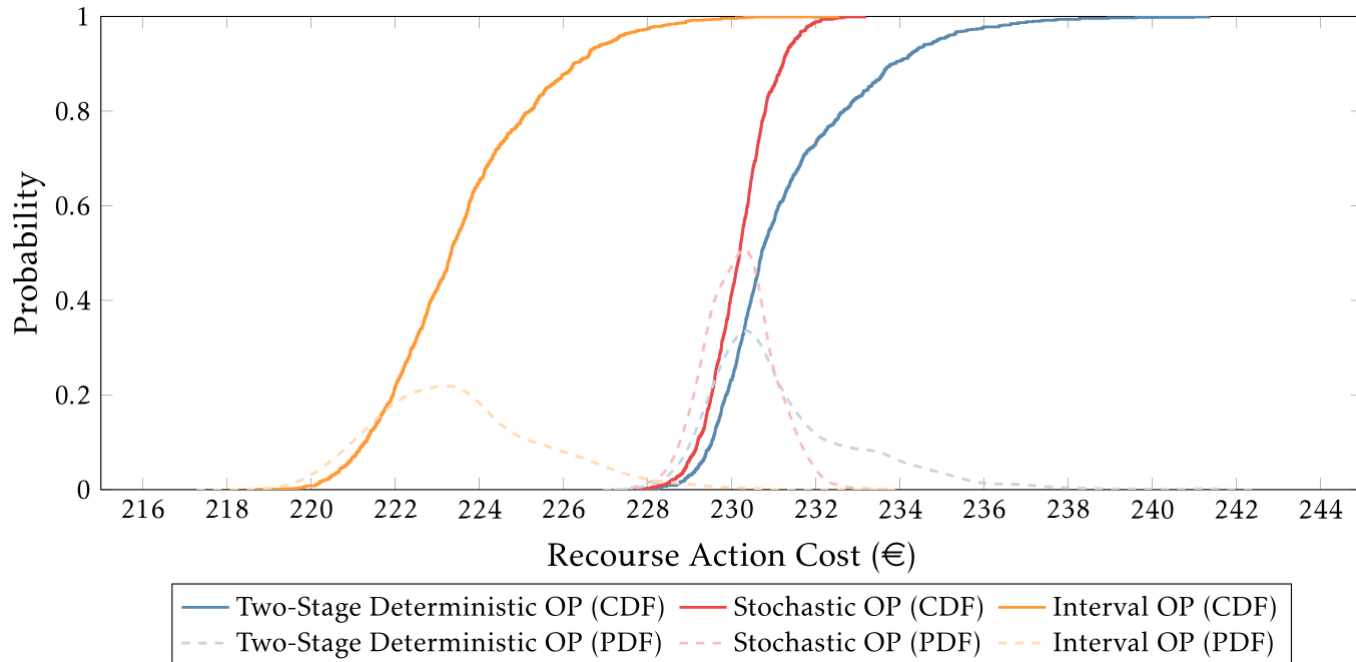
F.O	Temps (sec)	Pertes actives (MWh)	Prise régleur	Flex. consommation (kWh)			Comp. Reactive (MVarh)	Erreur de relaxation (VA ²)
				T1	T2	T3		
315€ ⁹⁵	18 644,2	4,62	4 (1-24 h)	67,6	94,3	185,5	3,775	5,06

Comparaison des performances **sous incertitude**

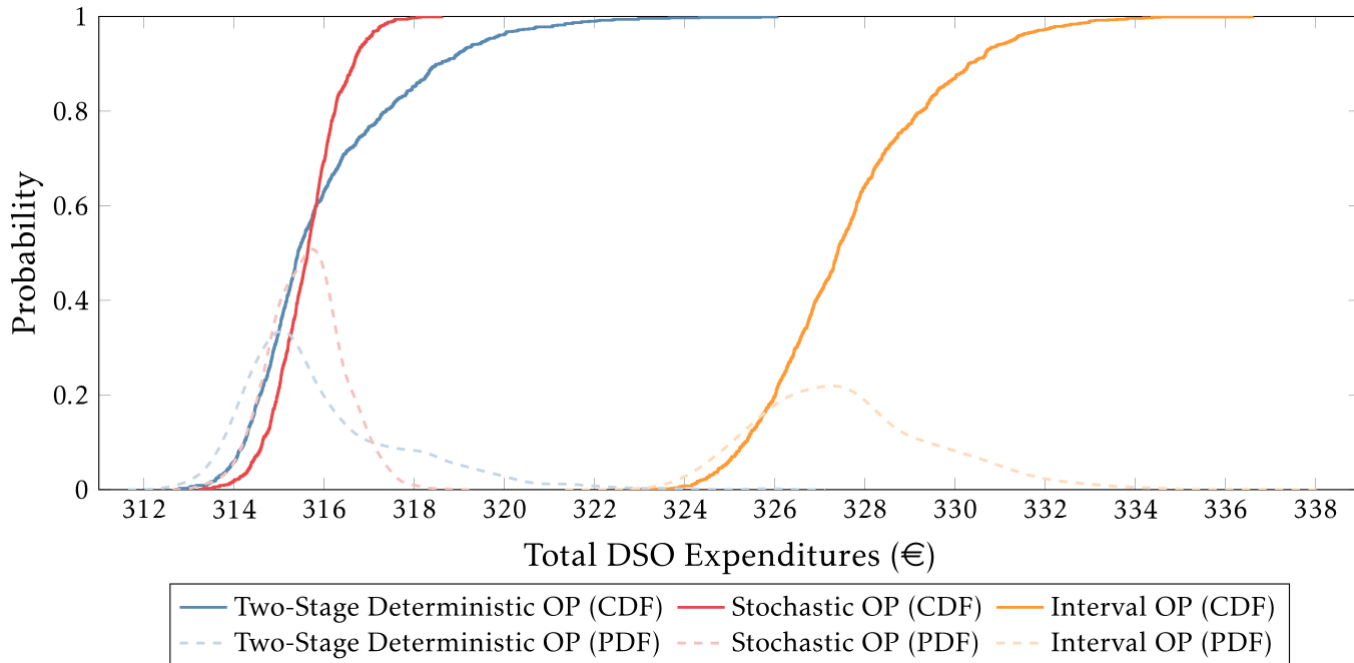
1. Jours typiques \rightarrow J-1
2. 1000 scénarios de prévisions 15' en H-1 \rightarrow 24000 tests / jour / méthode
3. Flex. avec et sans actions de recours
4. Résultats :

Résultat	GP Déterministe	GP Stochastique	GP par Intervalle
F.O. J-1 (moy.)	310€ ⁶⁶	450€ ⁵⁷	453€ ⁶²
F.O. H-1 (moy. 24h)	231€ ²⁹	230€ ¹⁸	223€ ⁵⁷
Pertes Actives (H-1)	230€ ²⁰	230€ ⁰¹	219€ ⁹⁶
Actions de recours	615	394	2578
Ecrêtement « DRES »	1	1	0
Sollicitations batterie	614	394	2578
Faisabilité	Tous les tests		

Comparaison des performances *sous incertitude*



Comparaison des performances *sous incertitude*



Inversion de tendance : plus de flex. coûteuses en J-1

5

Conclusions

Et perspectives d'amélioration

Conclusions

Contexte

1. Taux $\uparrow\uparrow$ des EnR (« DRES »)
2. Dérégulation du système
3. Acteurs, Interactions, Rôles
4. Problématiques et opportunités

Contributions

1. Résolution de 4 challenges scientifiques
2. « Novel OP Formulation »
 - Modèle d'optimisation MISOCP
 - Optimalité garantie des solutions
3. 3 méthodes de traitement d'incertitudes
 - Characterisations différentes
 - Comparaison des performances

Perspectives

Les améliorations techniques

1. Relaxations convexes
2. Rapidité des solutions
 - Décomposition
 - HPC
3. Centralisé vs Décentralisé
 - Multi-agents, cellules, poches
 - Solutions architecturales

Les règles métier

1. Le processus de travaux
2. Des contraintes / classements
3. Vision système
4. Challenges et opportunités



Merci !

Des questions ?

Mon adresse mail : bhargav-prasanna.swaminathan@edf.fr