



**Du linéaire au non-linéaire, des modèles plus précis  
à base de réseaux de neurones**

**Métamodèle neuronal d'hélices de ventilateur**

**patrice.kiener@inmodelia.com - manuel.henner@valeo.com**

**Tel : +33.9.53.45.07.38**

**Congrès NAFEMS France – Paris – 13 octobre 2010**

# Partenaires industriels

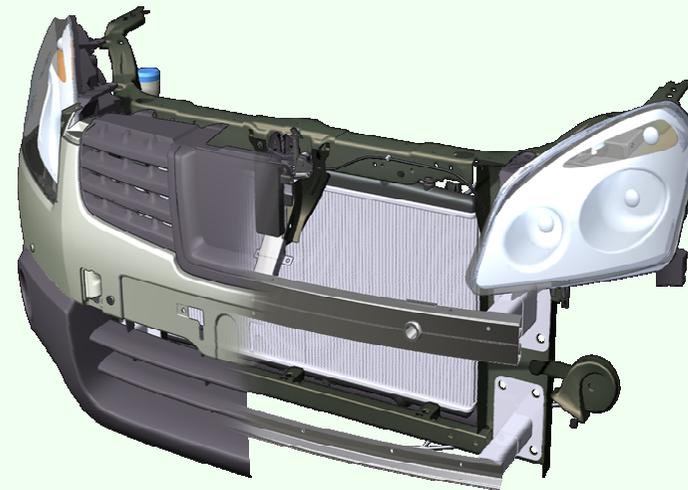


## INMODELIA

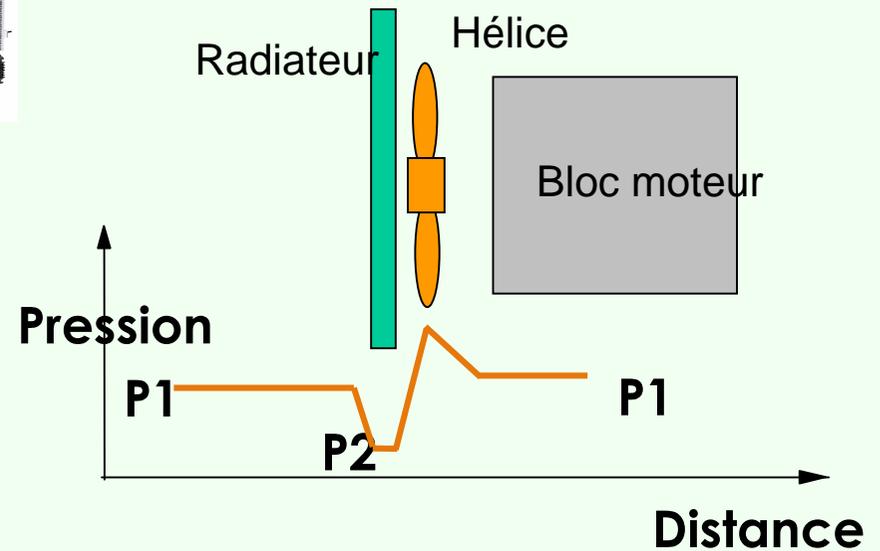
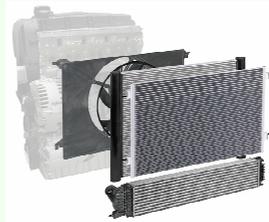
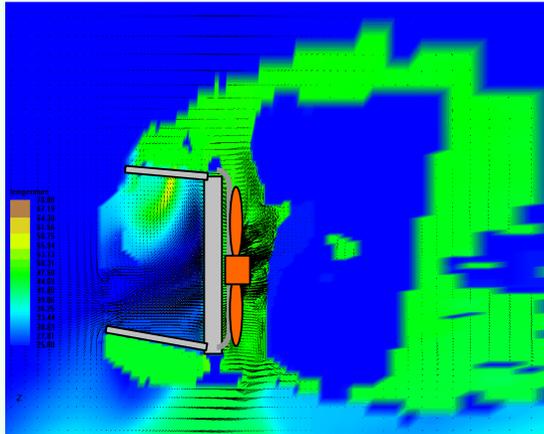
- Editeur et distributeur de logiciels de réseaux de neurones et de plans d'expériences pour modèles non-linéaires
- Conseil en modélisation "boite noire"
- Prestataire de service
- Prestataire de formation en entreprise et à l'université (ESPCI)

## VALEO THERMIQUE MOTEUR

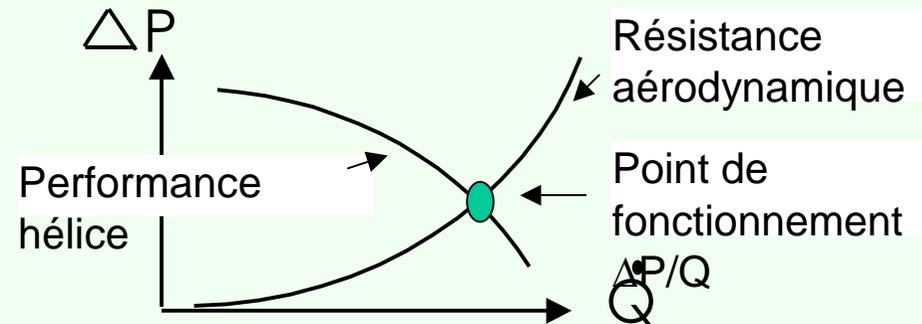
- Fournisseur automobile de modules de refroidissement
  - Faces avant
  - Ventilateurs
  - Echangeurs thermiques
- Systémier en charge des développements



# Objectif : Modélisation de la fonction ventilation



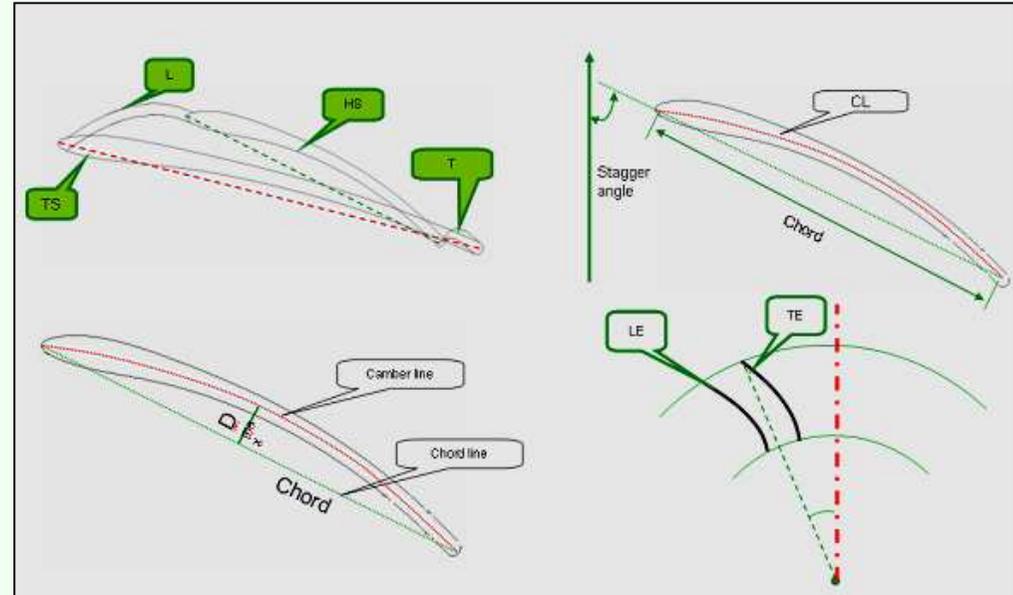
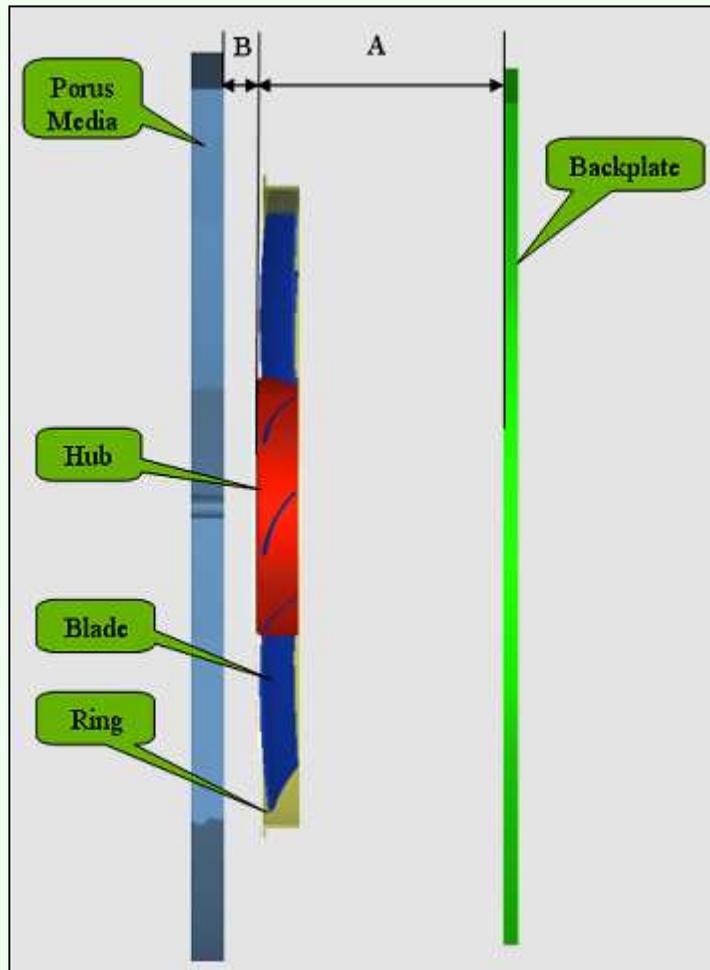
- **Phénomènes aérodynamiques couplés et non-linéaires**
- **Nombreux paramètres géométriques et physiques**



# De 1 à 25 paramètres influents



Paramètres « hélice » →



← Paramètres « module » (distances)

Paramètres physiques  
(débit, vitesse de rotation de l'hélice,  
etc...)

# Approche globale : métamodèles



**METAMODELES (Surrogate model) = Modèle de code numérique**

- “Boite noire”, 100 - 10.000 fois plus rapide que le code original
  - Polynôme d’ordre 2, si phénomène linéaire
  - Réseaux de neurones statiques, si phénomène non-linéaire
  - Autre ? (PLS, composantes curvilignes, krigage, processus gaussiens)

**PLANIFICATION EXPERIMENTALE SEQUENTIELLE**

car expériences chères

- Plan initial indépendant du modèle postulé
- Modélisation
  - Polynôme d’ordre 2
  - Réseaux de neurones statiques
- Approche séquentielle : 2ème plan
  - Plans D-optimaux pour réseaux de neurones
- Modélisation

← Originalités

← Nouveauté

**L’approche séquentielle est la meilleure quand les expériences sont chères**

# Problème de la dimension des plans



Il n'y a pas de plans d'expériences initiaux parfaits. Certains plans sont :

- inexploitable en grande dimension
- indépendants du modèle postulé
- ou complètement dépendants du modèle postulé
- inadaptés aux modèles non-linéaires, etc...

Nombre d'entrées	Plans NOLH	Plans factoriels	poly2	Plans D-optimaux		
				RN-2NC	RN-3NC	RN-4NC
5	17	32	21	15	22	29
8	33	256	45	21	31	41
11	33	2048	78	27	40	53
16	65	65536	153	37	55	73
22	129	4194304	276	49	73	97
29	257	536870912	465	63	94	125

*Taille des modèles (nombre de coefficients)*

En grande dimension, il est nécessaire d'avoir une approche combinée pour le plan initial

- Plans NOLH de Cioppa (2002, 2007) réputés économiques ← nouveau combinés à des plans D-optimaux pour polynômes ou, exceptionnellement en basse dimension, au plan factoriel (milieu des faces, quelques sommets ou tous les sommets)

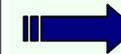
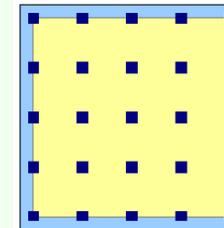


# Plans NOLH (T. Cioppa, 2002 et 2007)

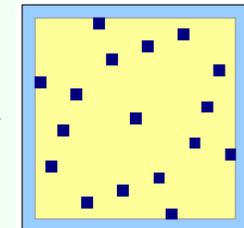
## NOLH : PLANS HYPERCUBES LATINS QUASI-ORTHOGONAUX

	<i>nombre d'essais</i>	<i>nb. max. de facteurs</i>
- NOLH 17 x 7	17	7
- NOLH 33 x 11	33	11
- NOLH 65 x 16	65	16
- NOLH 129 x 22	129	22
- NOLH 257 x 29	257	29

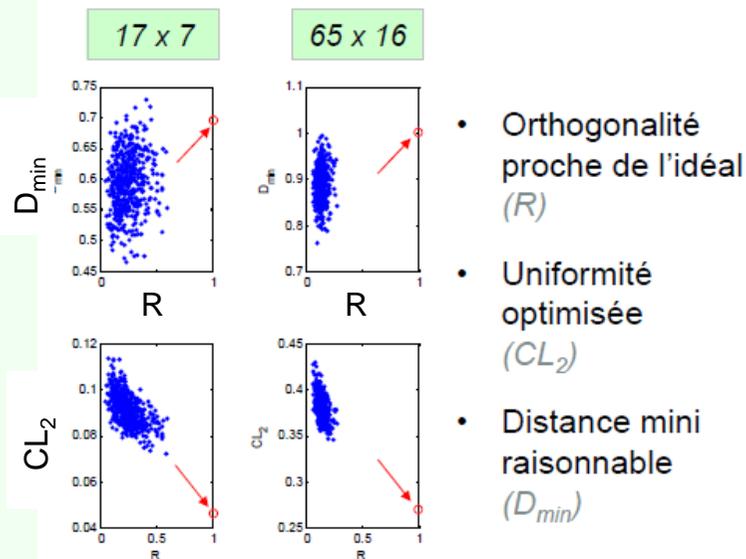
Plan factoriel complet



Plan NOLH



## PROPRIETES DE REMPLISSAGE DE L'ESPACE



Les plans NOLH sont économiques et ont d'excellentes propriétés de remplissage de l'espace.

De tous les plans hypercubes latins possibles, ils sont les meilleurs plans.

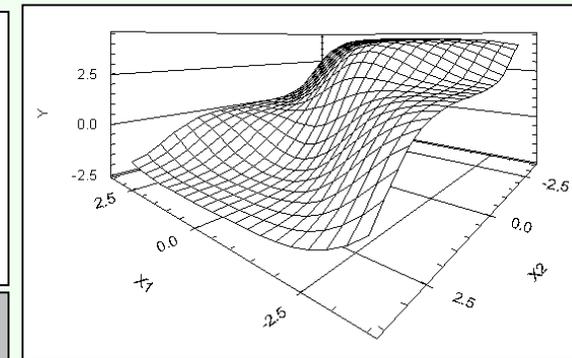
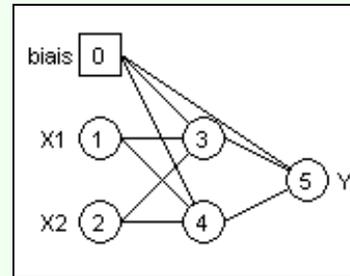
Mais, ils ne sont pas suffisants... (cf. infra)

# Réseaux de neurones statiques



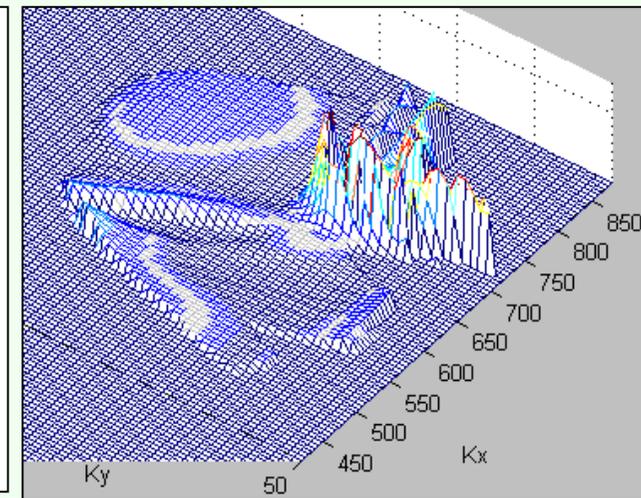
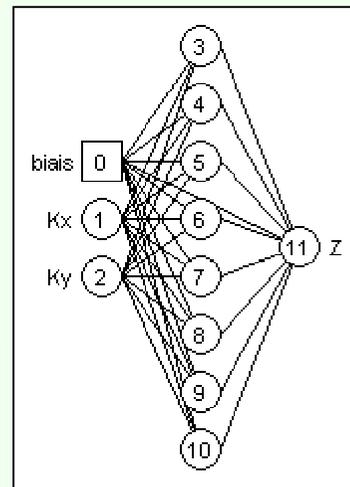
EXEMPLES de réseau de neurones à 2 entrées (permet quelques graphiques)

- 2 neurones cachés :  
(9 coefficients)



$$Y = \theta_1 + \theta_2 \text{th}(\theta_4 + \theta_5 X_1 + \theta_6 X_2) + \theta_3 \text{th}(\theta_7 + \theta_8 X_1 + \theta_9 X_2)$$

- 8 neurones cachés :  
(33 coefficients)  
surapprentissage ?



$$Z = \sum_{i=0}^8 b_i \left( \text{th} \sum_{j=0}^2 a_{ij} X_j \right)$$

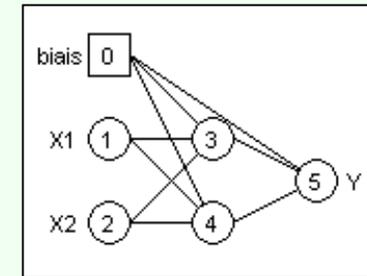
On peut utiliser des RN pour des modèles à 10-25 entrées si indépendance des entrées.  
On construira autant de RN qu'il y a de réponses à modéliser (permet le calcul inverse)

# Plans d'expériences optimaux pour réseaux de neurones

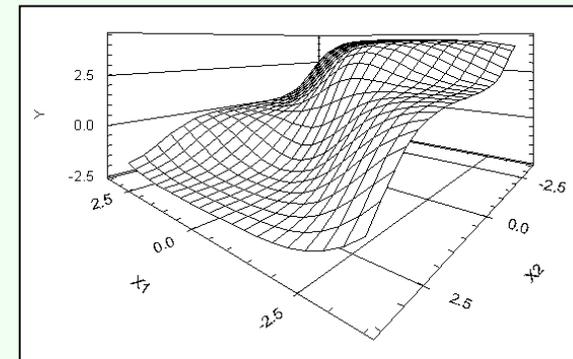


Ils sont un CAS PARTICULIER des plans d'expériences pour modèles non-linéaires

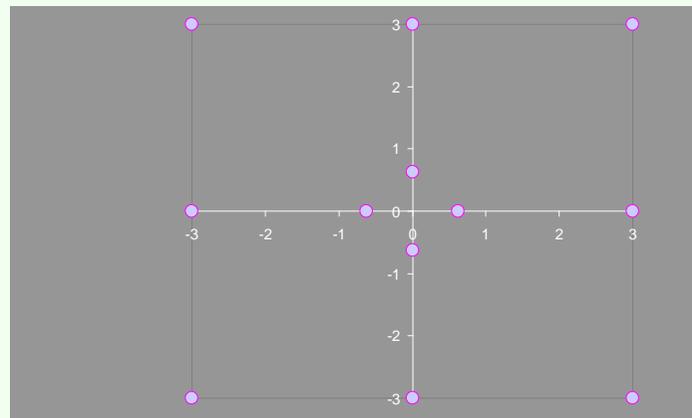
- Logiciel NEURO PEX
- Les points optimaux sont localisés en les points où le modèle est le plus incertain
- D-optimalité, G-optimalité
- Les points sont à la périphérie et dans les zones de grande inflexion



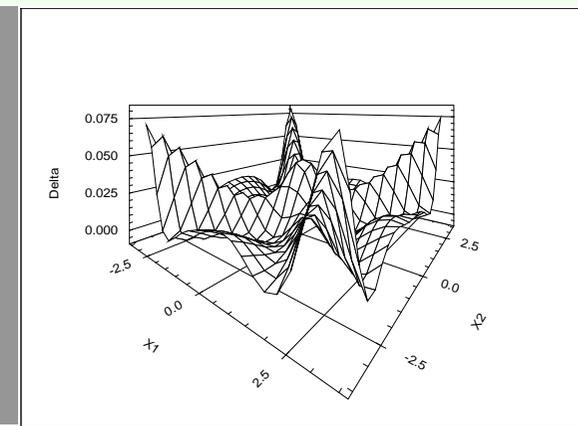
Surface de réponse du RN



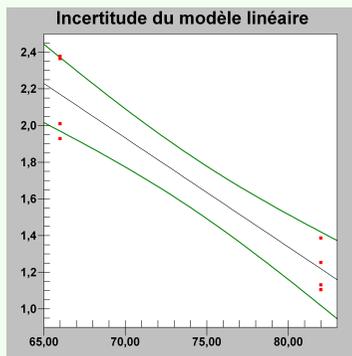
Points D- et G-optimaux du RN



Surface d'incertitude du RN



Rappel : Plan D-optimal et incertitudes du modèle linéaire



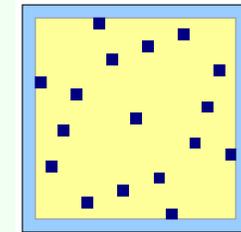
# Stratégies expérimentales



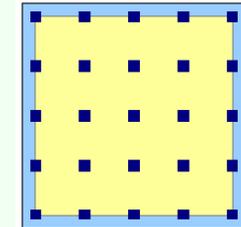
Test de différentes stratégies sur un modèle à 5 paramètres

- PEX-1 à 5 paramètres
  - 1 paramètre échangeur
  - 1 distance module
  - 1 paramètre hélice en pied
  - 1 paramètre hélice en tête
  - le débit

Plan NOLH  
Apprentissage Poly2/RN  
Test plan factoriel



NeuroPex :  
points additionnels  
Apprentissage RN  
Test



Utilisation de la meilleure stratégie  
sur des gros modèles :

- PEX-2 à 11 paramètres
  - Les 5 paramètres ci-dessus
  - 5 paramètres hélice supplémentaires
  - 1 paramètre échangeur
- PEX-3 à 16 paramètres (en cours)
  - Les 11 paramètres précédents
  - 4 paramètres module
  - 1 paramètre physique

Etc...

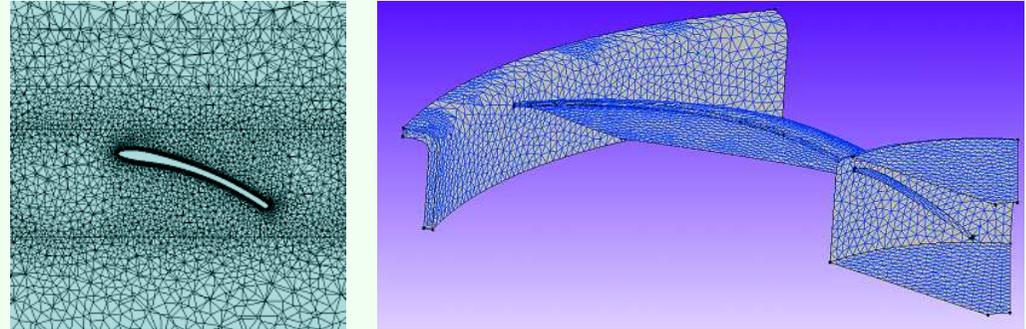
# Calcul ponctuel : simulation numérique



## 1ère étape :

### MAILLAGE HELICE - MODULE

- Géométrie paramétrée
- Maillage automatisé

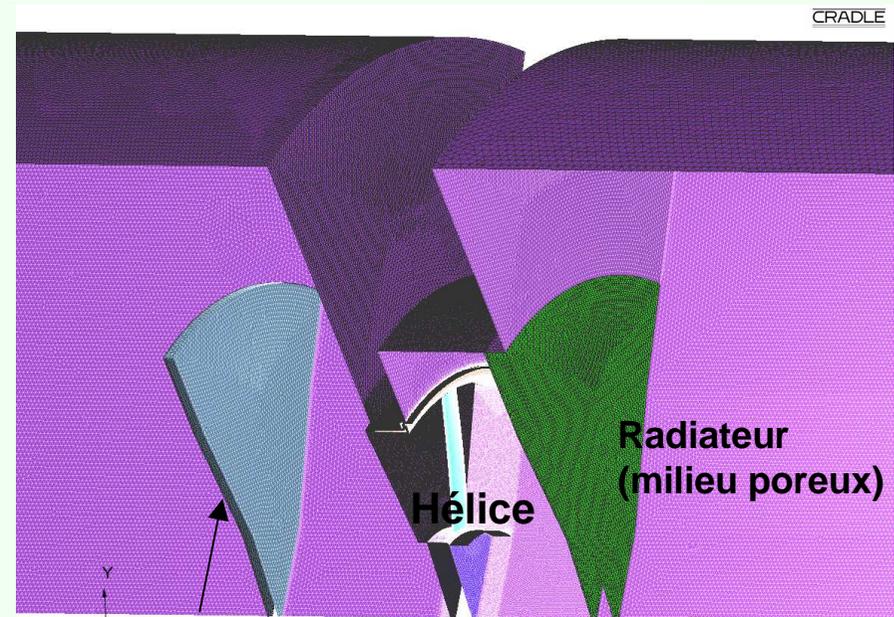


## 2ème étape :

### POUR 1 CONFIGURATION DONNEE

- Simulation RANS (Navier-Stokes)
- Code CFD SC-Tetra
- ~ 100 heures CPU par calcul (~ 6 heures en mode parallèle)
- Coût estimé 50 fois inférieur à un coût maquette + essai

## Domaine de simulation



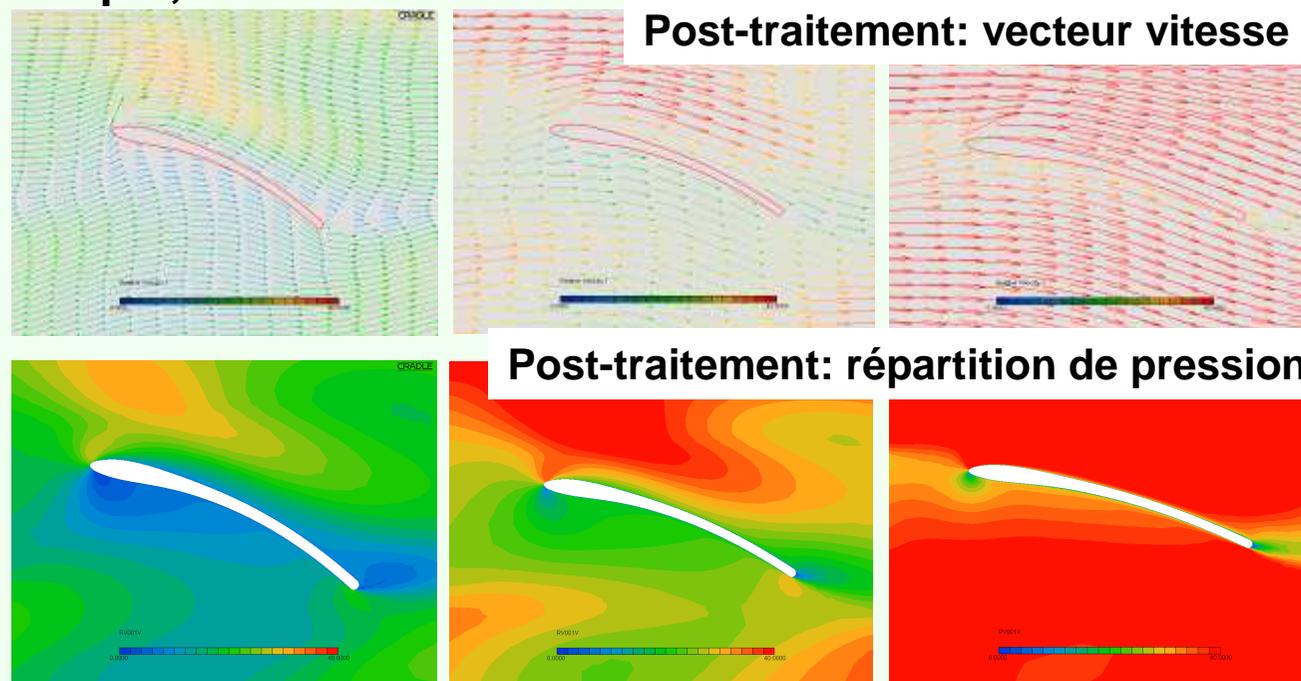
**Blocage aérodynamique  
(perte de charge additionnelle)**

# Grandeurs d'intérêt de la simulation numérique



## CHAMPS AERODYNAMIQUES POUR 1 CONFIGURATION DONNEE

- Ecoulement, Aérodynamique
- Pression, Couple, Rendement



### 3ème étape :

Les grandeurs d'intérêt du calcul numérique sont ensuite intégrées dans :

- Polynômes de degré 2
- Réseaux de neurones à 2 ou 3 neurones cachés

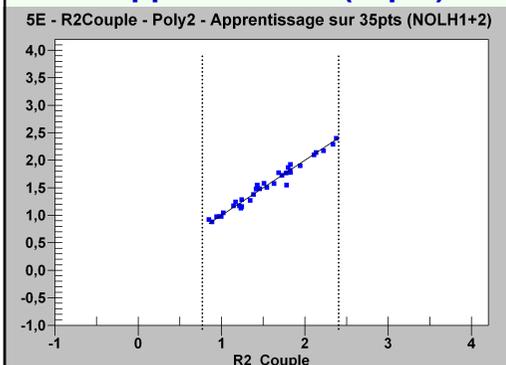


# Les plans NOLH seuls sont insuffisants

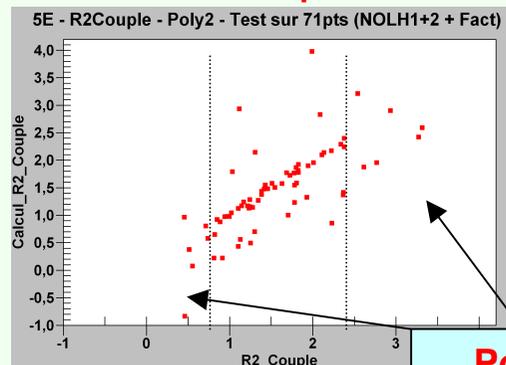
Les plans NOLH sont réputés de bons plans pour caractériser un polynôme.  
En pratique, ce n'est pas tout à fait vrai (condition nécessaire mais pas suffisante)

Couple - 5 entrées - Polynôme d'ordre 2

App. NOLH1+2 (33pts)



Test 71pts

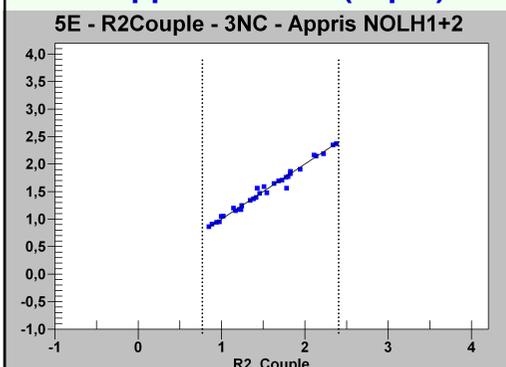


Les modèles construits seulement avec les plans NOLH extrapolent mal :

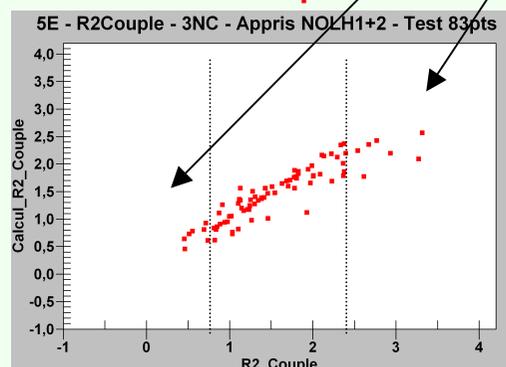
- Distance moyenne du centre du cube aux points du plan NOLH  
 $D_{\text{moy}} = \sim 0,63$
- Distance du centre du cube aux sommets du cube  
 $D = 1$

Couple - 5 entrées - RN à 3 neurones cachés

App. NOLH1+2 (33pts)



Test 83pts

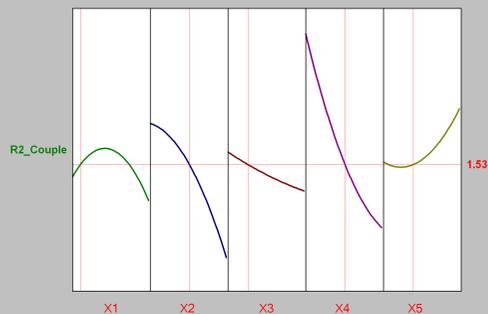


Les plans NOLH sont excellents pour le remplissage du domaine expérimental, mais insuffisants pour couvrir tout le domaine expérimental

# Et peuvent conduire à des erreurs de modèles



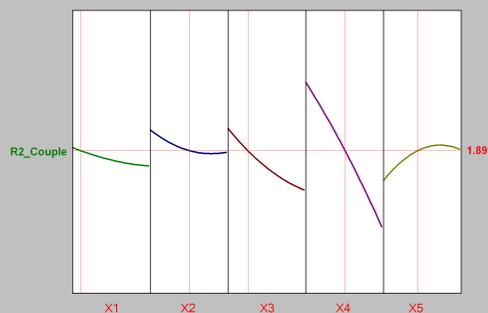
5E - R2Couple - Poly2 - Appris 35pts (NOLH1+2)



**Exemple : Apprentissage sur le plan NOLH  
(+ son complément) : 33 points (+2)**

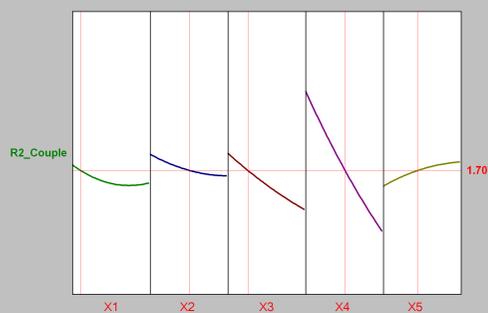
**=> Il y a inversion de 3 entrées sur 5**

5E - R2Couple - Poly2 - Appris sur 32 pts (plan factoriel)



**Exemple : Apprentissage sur le plan factoriel  
(32 points)**

5E - R2Couple - Poly2 - Appris 71pts



**Exemple : Apprentissage sur les plans NOLH + factoriel  
(71 points (33+2+32)), le plus “vrai” des modèles**

**Les plans NOLH doivent être complétés par des points  
à la périphérie du domaine (sommets, arêtes, faces)  
et éventuellement dans le domaine (R. neurones)**

**=> Suggestion : le milieu des faces**

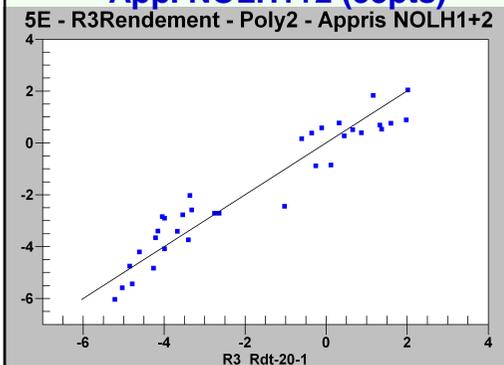


# Modèle neuronal du rendement (1)

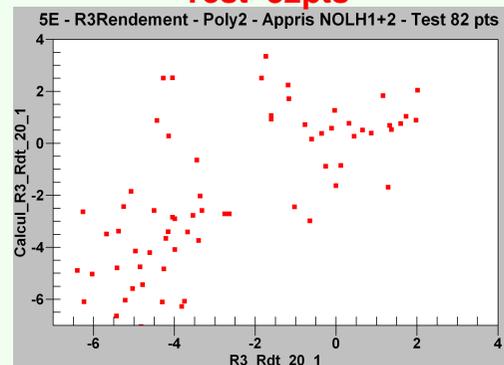
Le rendement est très mal décrit par un polynôme et bien décrit par un RN.

Rendement - 5 entrées - Polynôme d'ordre 2

App. NOLH1+2 (33pts)

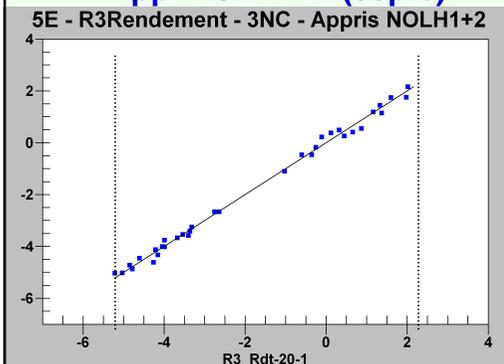


Test 82pts

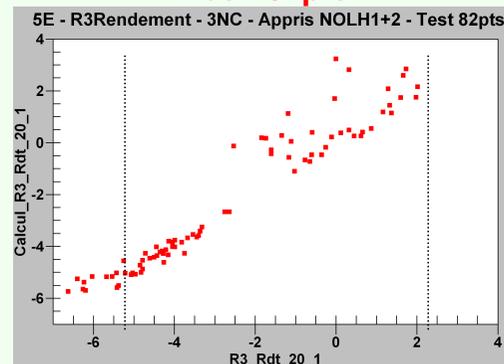


Rendement - 5 entrées - RN à 3 neurones cachés

App. NOLH1+2 (33pts)



Test 82pts



Stratégie expérimentale :

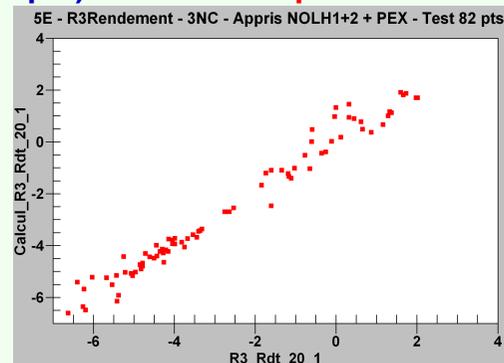
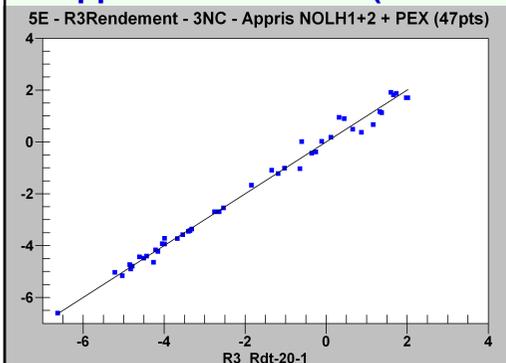
- Apprentissage sur plan NOLH 1+2 (NOLH-1 complémentaire de NOLH-2)
- Modèle polynomial (très mauvais)
- Réseau de neurones à 3 neurones cachés
- Calcul des 12 points D-optimaux à rajouter (NeuroPex)
- Test du réseau de neurones sur les points D-optimaux  
=> résultat très moyen, mais...  
=> NeuroPex a vu les zones critiques



# Modèle neuronal du rendement (2)

Le réseau de neurones est satisfaisant dès la deuxième itération.

Rendement - 5 entrées - RN à 3 neurones cachés – Etape 2  
App. NOLH1+2+PEX (33+2+12=47pts) Test 82pts

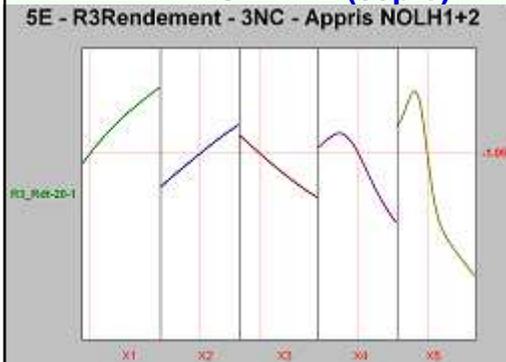


## Stratégie expérimentale :

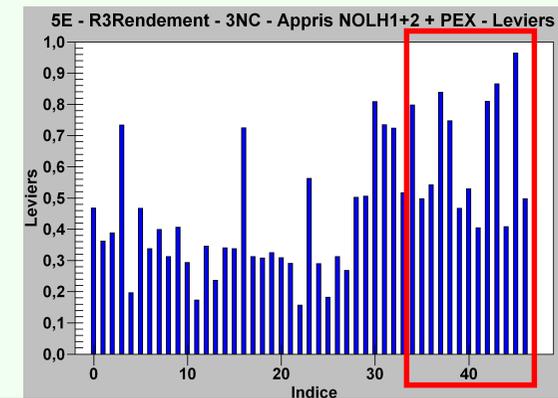
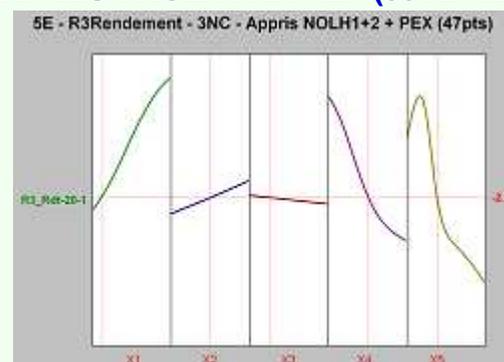
- Apprentissage sur plan NOLH 1+2 + PEX 12pts => 47points
- Test du RN à 3 NC – Etape 2 sur tous les points, y compris le plan factoriel + autres points
- NeuroPex a vu les zones critiques => 12 points à leviers (très) forts

Rendement - Dérivées locales des RN à 3NC

AVANT : NOLH1+2 (33pts)



APRES : NOLH1+2+PEX (33+2+12=47pts)



## Conclusion (1)



- ❑ Des phénomènes aérodynamiques complexes, rattachés au refroidissement automobile, ont été étudiés à travers des plans d'expériences numériques et des métamodèles à base de réseaux de neurones
- ❑ Une bonne stratégie expérimentale est primordiale pour minimiser le nombre d'essais. Le choix du plan initial est essentiel si l'on veut étudier simultanément les polynômes et les réseaux de neurones, qui s'imposent naturellement en grande dimension (Ex : 16 entrées : 55 coeff. vs 153 coeff.)
- ❑ Les plans NOLH et des points à la périphérie du domaine expérimental parmi les milieux des faces et les sommets constituent un bon choix initial.
- ❑ Les points additionnels proposés en nombre raisonnable par Neuro Pex aboutissent à des modèles fiables et justifient la démarche séquentielle.
- ❑ Les réseaux de neurones ont modélisé les phénomènes physiques simulés (pression, couple d'hélice, rendement) avec des intervalles de confiance inférieurs à 5%, validés par des tirs supplémentaires.

## Conclusion (2)



- ❑ Une première approche sur un plan réduit à 5 paramètres a permis de valider les différents choix retenus de notre démarche séquentielle.
- ❑ Le plan à 11 paramètres a produit des résultats équivalents, quoique moins faciles à valider, en raison du coût de la validation ! Nous préparons le plan à 16 paramètres.
- ❑ Les méta-modèles ainsi obtenus peuvent être efficacement employés :
  - pour des évaluations rapides de solutions lors des avant-projets
  - pour des processus d'optimisation
  - pour des couplages avec d'autres applications (modélisation plus complète)
  - pour du calcul embarqué (grâce à la très faible taille du modèle)

**Les avancées récentes en simulation numérique,  
planification expérimentale et réseaux de neurones  
offrent de réelles possibilités industrielles.**



**Merci pour votre attention**

**patrice.kiener@inmodelia.com - manuel.henner@valeo.com**

**Tel : +33.9.53.45.07.38**

**Congrès NAFEMS France – Paris – 13 octobre 2010**