

Application des réseaux de neurones à la détermination des transferts convectifs sur plaque plane multiperforée

Thermal flux characterization of multiholed plates using neural networks: application to combustion chamber walls

Bruno Leger^{a,*}, Jean-Baptiste Lopez-Velasco^b, Jean-Manuel Emidio^b

^a Laboratoire Aquitain de recherche en aérothermique, EA 1932, Université de Pau et des Pays de l'Adour, c/o TURBOMECA 64511 Bordes cedex, France

^b Turbomeca, Service Aérothermique, 64511 Bordes cedex, France

Reçu le 27 octobre 2000; accepté le 26 novembre 2001

Résumé

L'accroissement des performances des turbomachines passe irrémédiablement par l'augmentation des pressions et températures de fonctionnement, donc par des contraintes thermiques accrues sur les parties chaudes, en particulier sur la chambre de combustion. Les exigences de tenue thermomécanique et de durée de vie de ces pièces nécessitent d'améliorer l'efficacité des méthodes de refroidissement pariétal actuellement employées en utilisant rationnellement le débit d'air disponible. La technique de refroidissement par multiperforations, ensemble de petits orifices percés sur la paroi et traversés par l'air frais sortant du compresseur, semble présenter de ce point de vue un potentiel d'optimisation important tant sur le plan de la conception que sur celui des moyens de réalisation. Afin d'être capable de prédire localement les évolutions de température le long des parois refroidies d'une chambre en développement, il est nécessaire de connaître les conditions aux limites pariétales mises en jeu au sein du film de refroidissement. Une méthode complète de détermination des coefficients de convection locaux et des températures adiabatiques associées, dans des conditions réelles de fonctionnement, incluant une recherche optimale de corrélations par la méthode du simplexe de Nelder Mead et par réseaux de neurones, a été entreprise au sein du Laboratoire Aquitain de Recherche en Aérothermique.

© 2002 Éditions scientifiques et médicales Elsevier SAS. All rights reserved.

Abstract

The increase of turbomachines' performances goes through the augmentation of pressures and working temperatures, therefore by high thermal stresses on hot parts, particularly on combustion chambers. Thermomechanical behaviour and lifetime of these parts require the improvement of parietal cooling methods' efficiency using optimally the available air flow. The multihole cooling method, a set of little holes in the wall crossed by cool air coming from the compressor, seems to present an important potential of optimisation as well on a conception way than on a realisation way. In order to predict the local temperature evolutions among a new cooled combustion chamber walls, it is necessary to know the wall heat transfer limit conditions in the film cooling. A new method for the calculation of local convective heat transfer coefficient and adiabatic wall temperature operating in real cases, and a modelisation of heat transfer on a multihole plate, including an optimal research by a Nelder Mead simplex method and a neural network has been developed in the "Laboratoire Aquitain de Recherche en Aérothermique".

© 2002 Éditions scientifiques et médicales Elsevier SAS. All rights reserved.

Mots-clés : Refroidissement par multiperforation ; Coefficient de convection ; Efficacité adiabatique ; Thermographie infrarouge ; Traitement du signal et de l'image ; Simplexe de Nelder Mead ; Réseaux de neurones

Keywords : Multihole cooling; Heat transfer coefficient; Adiabatic effectiveness; Infrared thermography; Thermal picture processing; Nelder Mead simplex; Neural network

* Auteur correspondant.

Adresse e-mail : bruno.leger@univ-pau.fr (B. Leger).

Nomenclature

C	capacité thermique massique de la paroi	$\text{J}\cdot\text{kg}^{-1}$
d	diamètre des trous	m
d_H	diamètre hydraulique du module d'essai côté veine froide	m
e	épaisseur de la paroi	m
F_L	facteur de luminosité	
h	coefficient de convection	$\text{W}\cdot\text{m}^2\cdot\text{K}^{-1}$
l	largeur de la zone multiperforée	m
L	longueur de la zone multiperforée	m
l_{opt}	chemin optique du module d'essai côté chaud	
m	taux de soufflage $(\rho_{\text{tr}} V_{\text{tr}})/(\rho_c V_c)$	
n	nombre de trous de la multiperforation	
p	distance interligne (sens transversal)	m
P	pression des gaz	Pa
P_o	Porosité de la paroi	
Pr	nombre de Prandtl	
Q	débit massique	$\text{kg}\cdot\text{s}^{-1}$
r	rapport massique de mélange air/carburant	
s	distance inter rangées (sens longitudinal)	m
S	surface d'échange	m^2
T	température	$^{\circ}\text{C}$ ou K
T_{aw}	température adiabatique côté chaud	$^{\circ}\text{C}$ ou K
U	activation du neurone	
V	vitesse	$\text{m}\cdot\text{s}^{-1}$
UI	flux en unités infrarouges reçu par la caméra	$\text{W}\cdot\text{m}^{-2}$
UI°	flux en unités infrarouges émis par la plaque	$\text{W}\cdot\text{m}^{-2}$

Symboles grecs

α	angle d'inclinaison des trous par rapport à la paroi	
$\frac{\Delta P}{P}$	perte de charge entre le côté froid et le côté chaud	$\%$
Δt	pas de temps du schéma numérique, égal au temps d'acquisition de la caméra	$0,33 \text{ s}$
Δx	espace entre deux pixels du thermogramme suivant l'axe x	m
Δy	espace entre deux pixels du thermogramme suivant l'axe y	m
ε	émissivité	
Φ	densité de flux rayonné	$\text{W}\cdot\text{m}^{-2}$
γ	exposant polytropique	
λ	conductivité thermique	$\text{W}\cdot\text{m}^{-1}\cdot\text{K}^{-1}$
μ	viscosité dynamique	$\text{kg}\cdot\text{m}^{-1}\cdot\text{s}^{-1}$
ρ	masse volumique de la paroi	$\text{kg}\cdot\text{m}^{-3}$
$\rho_{c,f}$	masse volumique des gaz respectivement chauds et froids	$\text{kg}\cdot\text{m}^{-3}$
ρ_{Hb}	facteur de réflexion du hublot	
σ	constante de Stefan	
τ	facteur de transmission	

Indices

atm	atmosphère
c	côté chaud (pression = 1 atm)
ct	carter
ext	extérieur
f	côté froid (température = 300 K)
Hb	hublot
jet	se rapporte à l'écoulement du trou
tr	trou
w	paroi (wall)

1. Introduction

L'augmentation de la température et de la pression dans les turbines à gaz est une tendance générale qui permet d'accroître les performances moteurs. Ces cycles thermodynamiques plus poussés imposent des dispositifs de refroidissement toujours plus performants, mais également plus économes en air. En effet, la combustion pauvre, nécessaire afin de diminuer les Nox produits, consomme de plus en plus d'air, qui est essentiellement prélevé sur celui habituellement dévolu au refroidissement. La diminution de la quantité d'air disponible pour les systèmes de refroidissement et l'augmentation de la température dans la chambre de combustion sont des données contradictoires du problème qui obligent à mieux maîtriser les températures de paroi avec un minimum d'air consommé. La multiperforation des chambres de combustion reste un moyen efficace et peu onéreux d'apporter une réponse satisfaisante.

Nous avons conçu un banc d'essais permettant d'améliorer nos connaissances sur ce type de refroidissement en faisant varier les paramètres aérothermiques et également géométriques [1]. Il existe de nombreuses études sur un trou [2, 3] ou sur une ou deux rangées de trous [3,4]. Ces études assez complètes montrent bien les aspects aérodynamiques (pénétration du jet, analyse de la turbulence) et thermiques (augmentation locale du transfert de chaleur dans et autour du trou), mais sont le plus souvent applicables pour le refroidissement des aubes de turbine où le taux de soufflage reste faible ($m \approx 2$) en comparaison de ceux rencontrés dans les parois de chambres de combustion multiperforées ($m \approx 3$ à 5). Notre étude expérimentale porte sur des géométries de plaques rencontrées dans les chambres de combustion à l'échelle 1 dans un environnement aérodynamique et thermique réaliste. Quelques travaux sur ce type de surface existent mais se distinguent par des échelles différentes [6], par des niveaux de températures plus bas [7] ou également par

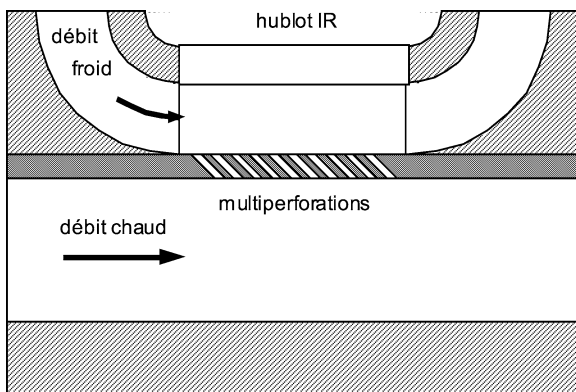


Fig. 1. Module d'essai.

Fig. 1. Test module.

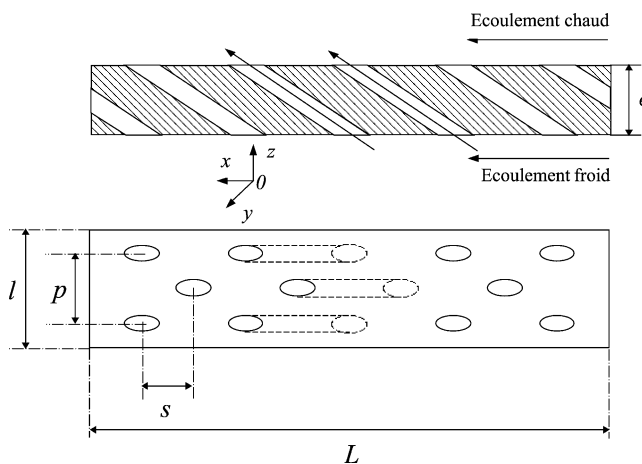


Fig. 2. Paramètres géométriques.

Fig. 2. Geometrical parameters.

Tableau 1

Géométriques	Aérodynamiques
$20 < \alpha < 120^\circ$	$0,5 < \Delta P / P < 12 \%$
$0,3 < d < 0,7 \text{ mm}$	$600 < T_c < 1400 \text{ K}$
$1,025 < p < 1,685 \text{ mm}$	$10 < Q_f < 400 \text{ g}\cdot\text{s}^{-1}$
$0,905 < s < 4,03 \text{ mm}$	$35 < Q_c < 500 \text{ g}\cdot\text{s}^{-1}$

le mode d'alimentation des trous [8]. Dans notre cas, l'air de refroidissement ne passe pas intégralement dans les trous (Fig. 1), ce qui correspond exactement au type d'écoulement rencontré dans les chambres de combustion. Nous avons effectué de nombreux essais afin de déterminer l'influence des paramètres, présentés Fig. 2, sur le refroidissement de la paroi multipercée. Le Tableau 1 présente les paramètres géométriques et aérodynamiques étudiés.

Notre démarche est la suivante : la modélisation de notre système faisant intervenir deux inconnues, h_c et T_{aw} , nous modélisons h_c de façon relativement simple et parvenons à modéliser T_{aw} par l'intermédiaire d'une formulation mathématique de l'efficacité adiabatique introduisant au passage 8 paramètres scalaires. Pour chaque essai nous estimons ces 8 paramètres par une technique de minimisation en compa-

rant le modèle et les résultats expérimentaux. Enfin, pour une plaque donnée, nous devons déterminer la relation entre ces 8 paramètres et des grandeurs caractérisant l'état aérodynamique de notre système. L'utilisation des réseaux de neurones s'est imposée, par rapport à des corrélations classiques qui modéliseraient nos 8 paramètres à partir des grandeurs à prendre en compte, du fait surtout de la multiplicité des essais et du nombre élevé de ces grandeurs. Cela constitue une utilisation particulière des réseaux de neurones habituellement dévolus à des problèmes tels que par exemple le contrôle commande ou la reconnaissance de caractères.

L'étude expérimentale a été menée sur 8 plaques de géométries différentes, choisies pour permettre l'étude isolée de chacun des paramètres géométriques (angle et diamètre des trous, pas transversal et longitudinal). Pour chaque plaque, nous avons étudié 33 conditions aérodynamiques particulières choisies pour balayer les caractéristiques aérodynamiques rencontrées dans les chambres de combustion de turbines à gaz.

Les mesures ont été effectuées par caméra infrarouge à bande spectrale de 2 à 5,6 μm . Nous pouvons schématiser le problème, comme l'indique la Fig. 3, en supposant que nous visions la paroi à la température T_w , dans un milieu environnant, et ceci à travers un hublot IR et une atmosphère gazeuse. Les niveaux UI_w détectés par la caméra, proportionnels à des luminances, peuvent être modélisés par l'équation de transfert radiatif suivante :

$$UI_w = \tau_{atm} \tau_{Hb} \varepsilon_w UI_w^\circ + \tau_{atm} \tau_{Hb} (1 - \varepsilon_w) UI_{ct}^\circ + \tau_{atm} (1 - \tau_{Hb} - \rho_{Hb}) UI_{Hb}^\circ + \tau_{atm}^2 \rho_{Hb} UI_{ext}^\circ$$

Où il faut noter que le facteur de transmission du hublot τ_{Hb} est égal à 94 % et que notre visée s'effectuant à 50 cm du hublot, la valeur du facteur de transmission de l'atmosphère τ_{atm} est de 1 également. Afin d'avoir une émissivité ε_w de paroi multipercée proche de la valeur 1 (*corps noir*), et d'obtenir ainsi, après analyse des flux détectés par la caméra infrarouge, un calcul plus précis de la température de paroi T_w , la paroi est recouverte d'une couche de peinture noire résistant à haute température, et dont l'épaisseur est négligeable du point de vue thermique. L'émissivité totale hémisphérique correspondante, ε_w , a été déterminée par le laboratoire du CESTA (CEA de Bordeaux), suite à des mesures d'émissivités spectrales directionnelles effectuées sur des parois échantillons à des températures différentes.

Les températures brutes de paroi $T_w(x, y, 0, t)$ sont alors déterminées à partir des niveaux UI_w° à partir de l'équation suivante qui modélise le fonctionnement de la caméra :

$$T_w(x, y, 0, t) = \frac{B}{\ln(R/UI_w^\circ + F)}$$

les niveaux UI_w° sont déterminés pour chaque coordonnée $(x, y, 0, t)$;

R, B, F sont les constantes d'étalonnage de la caméra par un corps noir.

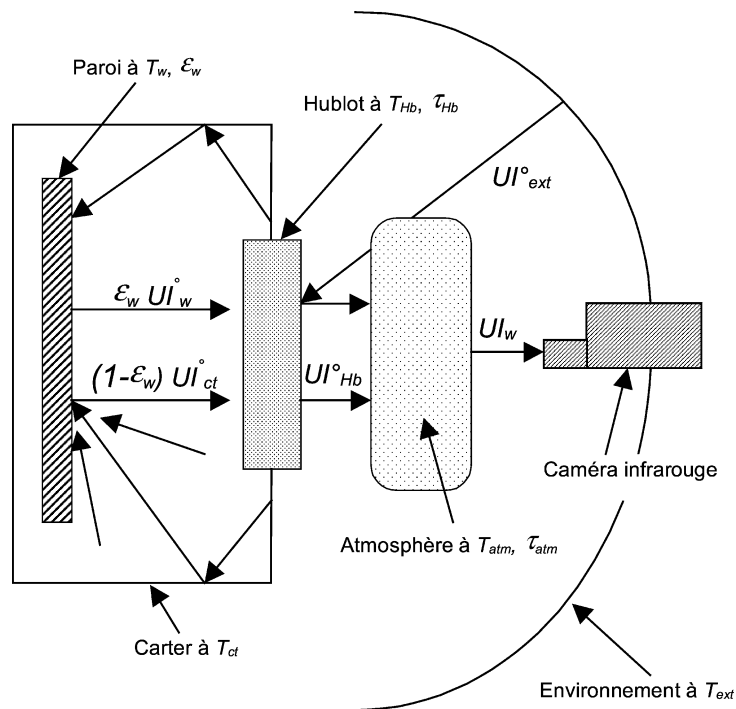


Fig. 3. Schématisation du problème de la mesure IR.

Fig. 3. Scheme of our IR measure problem.

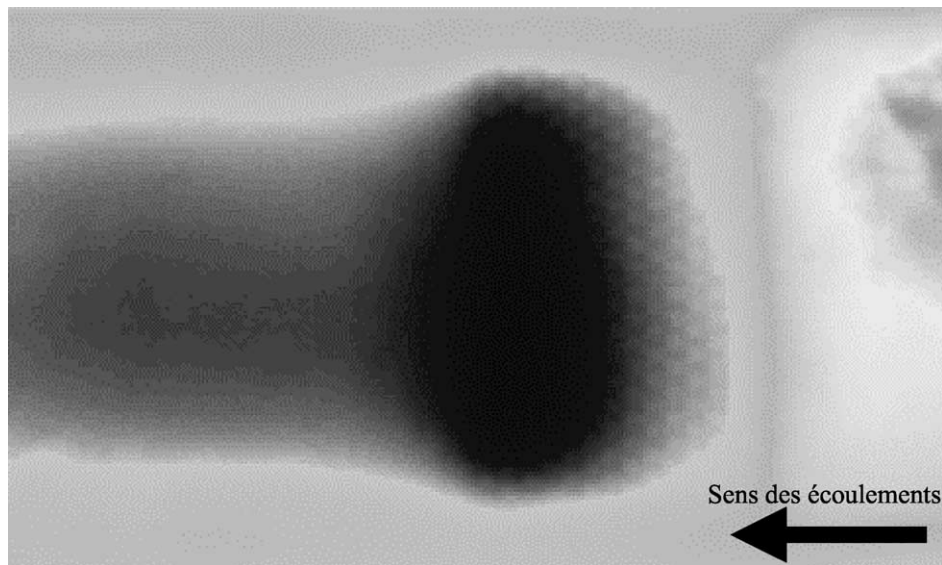


Fig. 4. Exemple de thermogramme mesuré.

Fig. 4. Example of a measured thermogram.

Les thermogrammes d'essai, tel que celui de la Fig. 4, sont convertis en températures réelles de plaques en tenant compte de la scène thermique, traitées et stockées sur fichier informatique.

Notre but étant de définir des corrélations utilisables pour prédimensionner le refroidissement des parois de chambre de combustion, nous avons synthétisé l'ensemble des résultats de mesure par une modélisation globale et générale du système.

2. Modélisation thermique

2.1. Bilan des flux

La Fig. 5 présente les différents flux de conduction, convection et rayonnement intervenant dans l'analyse thermique d'une plaque multiperforée.

Le bilan des flux qui en résulte est écrit à partir de l'équation de l'énergie :

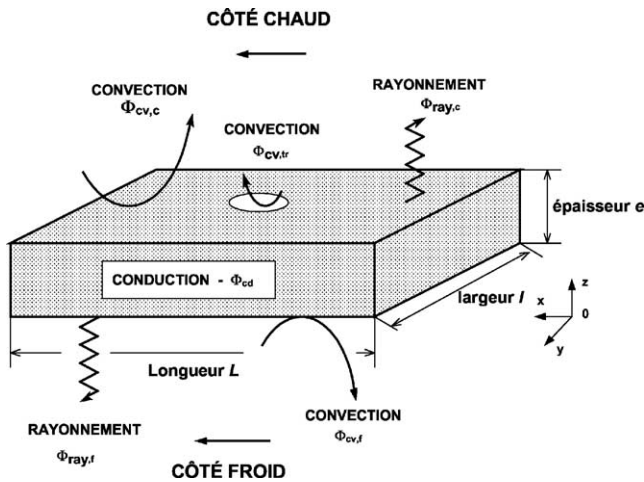


Fig. 5. Flux intervenant dans l'analyse thermique d'une plaque multiperforée.

Fig. 5. Thermal flux encountered in a multiholed plate analysis.

$$\rho_w C_w \frac{\partial T_w(x, y, z, t)}{\partial t} = \lambda_w \left(\frac{\partial^2 T_w(x, y, z, t)}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 T_w(x, y, z, t)}{\partial y^2} + \frac{\partial^2 T_w(x, y, z, t)}{\partial z^2} \right)$$

L'épaisseur de la plaque est de 0,8 mm, son nombre de Biot associé, $Bi = \frac{\Phi_c}{T_c - T_w} \frac{e}{2\lambda_w}$, est inférieur à 0,1 de deux ordres de grandeur au moins. La plaque peut donc être considérée comme mince : son gradient de température suivant z est nul. Et en toute rigueur celui ci est inférieur à 0,5 degré. L'équation de l'énergie peut donc être écrite selon :

$$\rho_w C_w e \frac{\partial T_w(x, y, 0, t)}{\partial t} = \phi_{cd,x} + \phi_{cd,y} + \phi_{cv,c} + \phi_{ray,c} - \phi_{cv,f} - \phi_{ray,f} - \phi_{cv,tr}$$

où :

- $\phi_{cd,x}$: densité de flux de chaleur transmis par conduction suivant x à l'intérieur de la paroi ;
- $\phi_{cd,y}$: densité de flux de chaleur transmis par conduction suivant y à l'intérieur de la paroi ;
- $\phi_{cv,c}$: densité de flux de chaleur transmis par convection des gaz brûlés vers la paroi ;
- $\phi_{ray,c}$: densité de flux de chaleur transmis par rayonnement des gaz brûlés et des carters chauds vers la paroi ;
- $\phi_{cv,f}$: densité de flux de chaleur évacuée par convection de la paroi vers les gaz de refroidissement ;
- $\phi_{ray,f}$: densité de flux de chaleur évacuée par rayonnement de la paroi vers les carters froid et le hublot ;
- $\phi_{cv,tr}$: densité de flux de chaleur évacuée par convection vers les gaz de refroidissement traversant les trous de la multiperforation.

Afin de déterminer la densité de flux de convection côté chaud à la paroi $\phi_{cv,c}$, et ainsi de remonter aux inconnues

du problème, à savoir le coefficient de convection local h_c et la température adiabatique T_{aw} , nous avons modélisé l'ensemble des autres flux de la façon suivante :

- $\rho_w C_w e \frac{\partial T_w(x, y, 0, t)}{\partial t} \approx \rho_w C_w e \frac{T_w(x, y, 0, t + \Delta t) - T_w(x, y, 0, t - \Delta t)}{2\Delta t}$;
- $\Phi_{cd,x} = \lambda_w e \frac{T_w(x + \Delta x, y, 0, t) + T_w(x - \Delta x, y, 0, t) - 2T_w(x, y, 0, t)}{2\Delta x^2}$;
- $\Phi_{cd,y} = \lambda_w e \frac{T_w(x, y + \Delta y, 0, t) + T_w(x, y - \Delta y, 0, t) - 2T_w(x, y, 0, t)}{2\Delta y^2}$;
- $\Phi_{cv,c} = h_c(x, y)[T_{aw}(x, y) - T_w(x, y, 0, t)]$ où h_c et T_{aw} sont nos seules inconnues ;
- $\Phi_{ray,c} = h_{ray,c}(x, y)[T_{ct,c}(x, y) - T_w(x, y, 0, t)]$ avec $h_{ray,c}(x, y) = \frac{\varepsilon_w E_w - \varepsilon_w \sigma T_w^4(x, y, 0, t)}{T_{ct,c}(x, y) - T_w(x, y, 0, t)}$, E_w étant l'éclairement reçu sur la paroi où interviennent radiosités, facteurs de forme, et émissivité des gaz chauds selon Reeves : $\varepsilon_{gc} = 1 - \exp(-0,286 P_c F_L (r l_{opt})^{0,5} T_c^{-1,5})$;
- $\Phi_{cv,f} = h_f(x, y)[T_w(x, y, 0, t) - T_f(x, y)]$, où le coefficient de convection est calculé selon la formule de Colburn :

$$h_f(x, y) = 0,023 \left(\frac{Q_f(x) d_{H,f}}{\mu_f(T_f(x, y)) S_f} \right)^{0,8} P_r^{0,33} \frac{\lambda_f(T_f(x, y))}{d_{H,f}} ;$$

- $\Phi_{ray,f} = h_{ray,f}(x, y)[T_{ct,f}(x, y) - T_w(x, y, 0, t)]$

$$\text{avec } h_{ray,f}(x, y) = \frac{\Phi_w + \Phi_{Hb}}{T_{ct,f}(x, y) - T_w(x, y, 0, t)} ;$$

- $\Phi_{cv,tr} = \xi_{tr} h_{tr}(x, y)[T_w(x, y, 0, t) - T_f(x, y)] \left(\frac{\pi d e}{\sin \alpha} \right) \times \left(\Delta x \Delta y - \frac{\pi d^2}{4 \sin \alpha} \right)^{-1}$ avec :
 (a) $h_{tr}(x, y) = h_f(x, y)$;
 (b) $\xi_{tr} = 0$: le pixel ne comporte pas de trou de multiperforation ;
 (c) $\xi_{tr} = 1$: le pixel comporte un trou de multiperforation.

Nous calculons h_c et T_{aw} suivant ces hypothèses en équilibrant le bilan des flux à partir de la température de paroi. Les simulations de températures de plaque, qui constituent le but de notre travail, seront faites en utilisant notre modèle avec ces hypothèses : les erreurs introduites par nos modélisations des différents flux sont alors compensées par les modélisations de h_c et T_{aw} afin que le bilan global soit respecté.

2.2. Utilisation d'une méthode transitoire passive

La méthode employée pour déterminer les coefficients $h_c(x, y)$ est inspirée de la méthode du « bilan des densités de flux » présentée par Descoins [9]. Elle est basée sur le principe des méthodes transitoires passives : après avoir détruit l'état d'équilibre thermodynamique local de la paroi à tester par accroissement de l'énergie interne (augmentation brusque de la température des gaz chauds), nous enregistrons l'évolution de la température de paroi à chaque instant t ,

jusqu'à atteindre le nouvel état d'équilibre que constitue le retour au régime stationnaire, à l'instant t_{∞} . Nous disposons alors des deux équations suivantes :

- la première équation correspond au régime transitoire obtenu à l'instant t avec l'équation de la densité du flux de convection côté chaud :

$$\Phi_{cv,c}(x, y, t) = h_c(x, y)[T_{aw}(x, y) - T_w(x, y, 0, t)]$$

- la deuxième équation correspond au régime stationnaire obtenu lorsque $T_w(x, y, 0, t) = T_w(x, y, 0, t_{\infty})$:

$$\Phi_{cv,c}(x, y, t_{\infty}) = h_c(x, y)[T_{aw}(x, y) - T_w(x, y, 0, t_{\infty})]$$

Ainsi, les coefficients de convection se calculent à partir des deux équations précédentes :

$$h_c(x, y) = \frac{\Phi_{cv,c}(x, y, t) - \Phi_{cv,c}(x, y, t_{\infty})}{T_w(x, y, 0, t_{\infty}) - T_w(x, y, 0, t)}$$

le terme $\Phi_{cv,c}$ étant déterminé à partir de l'équation de la densité du flux de convection côté chaud aux instants t et t_{∞} .

Après avoir déterminé les coefficients de convection selon la méthode précédente, nous pouvons réinjecter le terme $h_c(x, y)$ dans l'équation de la densité du flux de convection côté chaud et obtenir la température adiabatique $T_{aw}(x, y)$. Cependant, cette méthode reste instable dans les conditions de températures et débits qui sont les nôtres. La solution proposée consiste à utiliser une méthode inverse : une fois la modélisation des flux thermiques réalisée selon les équations données au Section 2.1, nous appliquons un schéma numérique implicite, ce qui permet le calcul par itérations successives des profils de température de paroi. Après une première convergence nous obtenons les températures calculées relatives à l'état stationnaire $T_w^{cn}(x, y, 0, t_{\infty})$. Ces températures sont comparées aux niveaux de températures réelles mesurées par le système de thermographie infrarouge, $T_w^r(x, y, 0, t_{\infty})$. Si l'écart E_r entre ces deux températures est supérieur à une valeur seuil F_r , une correction est apportée aux profils des températures adiabatiques dont les valeurs initiales sont prises à la température des gaz chauds. Ainsi, après un certain nombre de convergences, nous obtenons les températures adiabatiques recherchées, à savoir $T_{aw}(x, y)$.

Cette méthode est appliquée sur l'ensemble de nos cas expérimentaux, en moyennant suivant y , ce qui nous permet de connaître $h_c(x)$ et $T_{aw}(x)$ pour chaque condition aérothermique le long de la plaque multiperforée.

2.3. Modélisation de h_c et T_{aw}

Parmi tous les paramètres physiques de notre problème, seuls sont inconnus h_c et T_{aw} . Nous devons donc les modéliser afin de pouvoir prédire des températures de paroi à l'aide du bilan des flux. Chaque point expérimental, par l'intermédiaire du bilan des flux et de la méthode transitoire-stationnaire précédemment expliqués, nous fournit les profils de h_c et T_{aw} correspondants. L'influence relative de

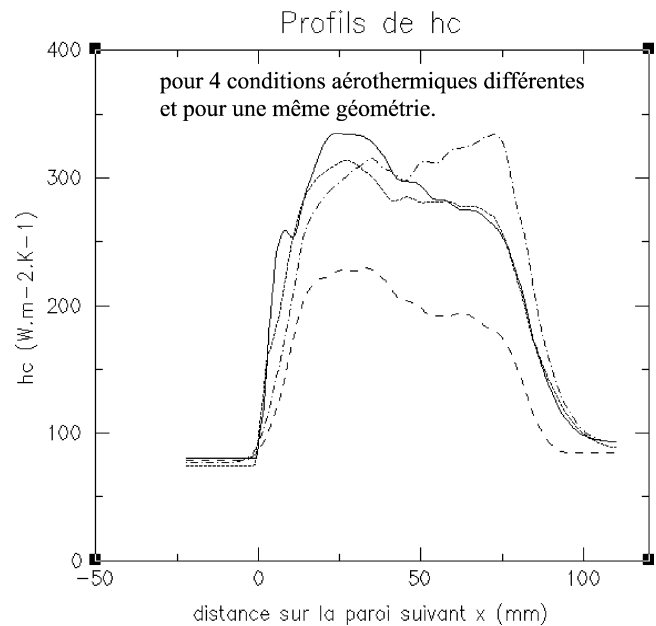


Fig. 6. Profils longitudinaux de h_c .

Fig. 6. Longitudinal profiles of h_c .

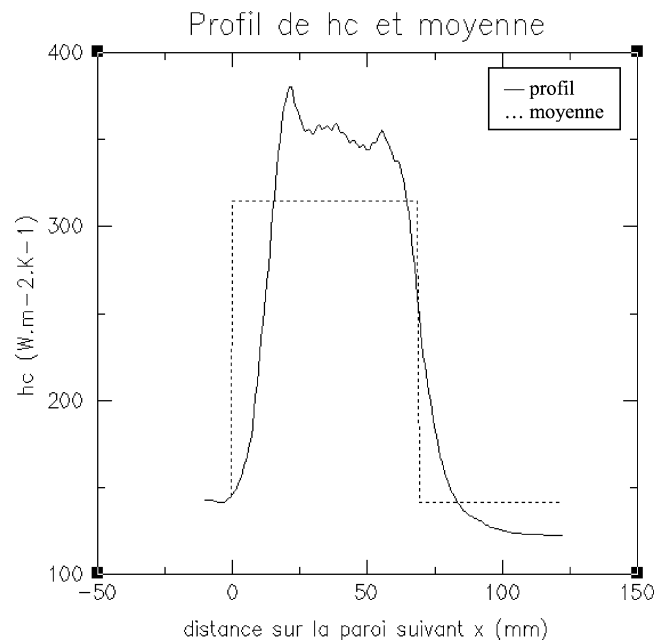
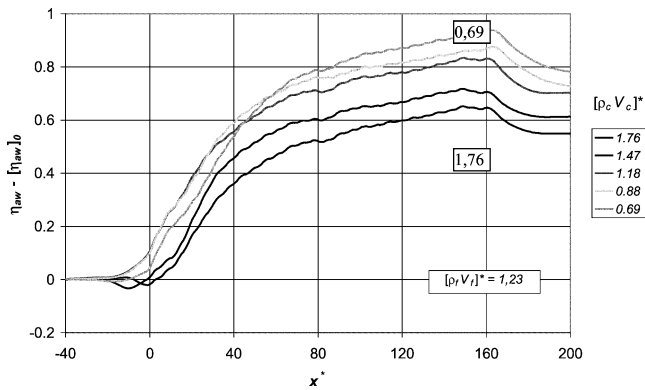
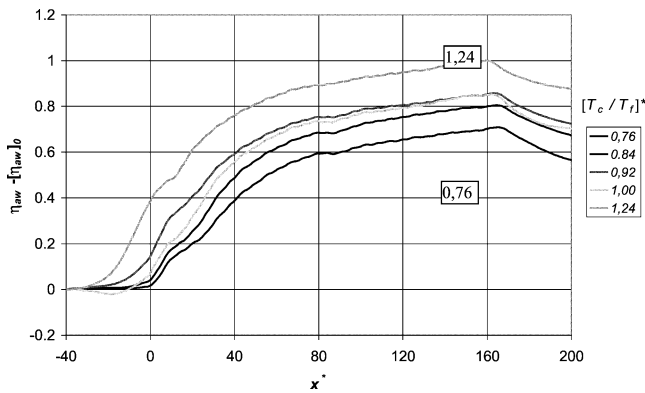


Fig. 7. Profil de h_c et valeur moyenne calculés dans la zone multiperforée.

Fig. 7. h_c profile and its average value in the multiholed area.

h_c sur la valeur de température de paroi calculée est bien moindre que celle de T_{aw} . C'est pourquoi nous avons modélisé h_c de façon simple et avons porté notre attention sur T_{aw} .

La Fig. 6 présente 4 profils longitudinaux de coefficients de convection côté chaud issus des mesures IR et calculés à partir du bilan des flux et de la méthode transitoire-stationnaire. Ces profils proviennent de 4 essais correspondant à 4 conditions aérothermiques différentes sur une même plaque et illustrent la difficulté de modélisation de h_c car

Fig. 8. Effet de $\rho_c V_c$ sur η_{aw} .Fig. 8. Effect of $\rho_c V_c$ to η_{aw} .Fig. 9. Effet de T_c / T_f sur η_{aw} .Fig. 9. Effect of T_c / T_f to η_{aw} .

nous observons une grande variété de profils de coefficients de convection côté chaud.

C'est pourquoi, comme illustré sur la Fig. 7, nous avons choisis de modéliser la différence Δh entre la moyenne arithmétique de h_c calculée dans la zone multiperforée et la valeur du coefficient de convection calculée selon la formulation de Colburn en amont de la zone multiperforée :

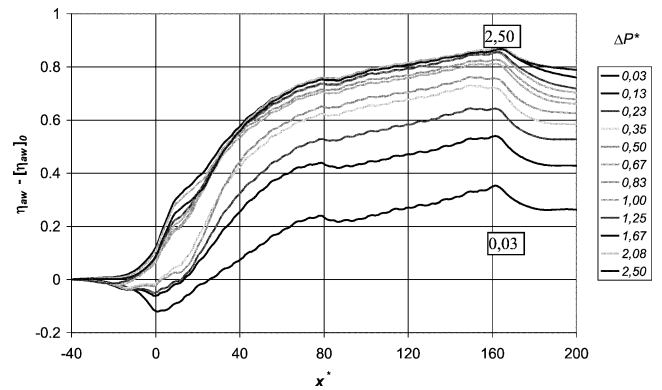
$$\Delta h = 165(1 - e^{-100x^{0,95}})$$

où :

- $x = \rho_{jet} \times V_{jet} \times Po \times L^2$;
- $\rho_{jet} = \rho_f(P_c/P_f)^{1/\gamma}$;
- $V_{jet} = \sqrt{2\Delta P/\rho_{jet}}$;
- $Po = \frac{\eta \times \pi \times d^2}{4} / (L \times l)$.

Chaque température adiabatique calculée est modélisée à partir de l'efficacité adiabatique

$$\eta_{aw} = \frac{T_c - T_{aw}}{T_c - T_f}$$

Fig. 10. Effet de ΔP sur η_{aw} .Fig. 10. Effect of ΔP to η_{aw} .

Les Figs. 8, 9 et 10 présentent, pour une plaque, les effets sur l'efficacité adiabatique de respectivement $\rho_c V_c$, T_c / T_f et ΔP . Tout comme pour h_c précédemment, on peut observer une grande variation des profils d'efficacité adiabatique en fonction des conditions aérothermiques. C'est pourquoi nous avons choisi de modéliser celle ci selon une formulation mathématique où interviennent 8 coefficients. Cette formulation a été écrite en respectant les conditions aux limites de notre système. L'abscisse x et la longueur de la zone multiperforée sont adimensionnées en x^* et L^* à l'aide du diamètre de référence $[d]_{ref} = 0,5$ mm, l'origine x^* étant prise au début de la zone multiperforée.

Formulation mathématique de la modélisation de l'efficacité adiabatique.

- Pour $x^* \leq L^*$ (dans la zone multiperforée)

$$\eta_{aw}(x^*) = (1 - \eta_u)(1 - e^{[-(x^*+44,604)/2000 C_1]})^{C_2} \times \left(1 - \frac{C_4^2}{((x^* + 44,604)/2000)^{C_3} + C_4^2}\right) + \eta_u$$

- Pour $x^* > L^*$ (après la zone multiperforée)

$$\eta_{aw}(x^*) = (\eta_d - \eta_e)(1 - e^{[-(x^*-L^*)/2000 C_5]})^{C_6} + \eta_e$$

Avec :

- η_u : efficacité adiabatique en amont de la zone multiperforée (*upstream zone*). Bien que sa valeur soit nulle en théorie (*nous sommes dans le cas d'une paroi pleine où la température adiabatique est égale à la température des gaz chauds : $T_{aw} = T_c$*), nous admettons une valeur légèrement différente de zéro afin de compenser les erreurs dues aux modèles de transfert convectifs–radiatifs employés.
- η_e : efficacité adiabatique en fin de zone multiperforée (*end zone*), donnée par la relation suivante : $\eta_e = \eta_{aw}(x^* = L^*)$. C'est le maximum de la valeur de l'efficacité adiabatique.

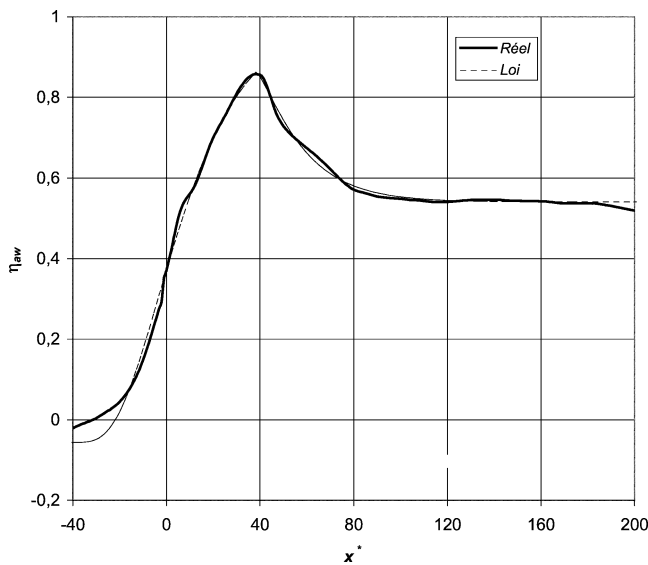


Fig. 11. Efficacités adiabatiques réelle et modélisée.

Fig. 11. Real and modelised adiabatic effectiveness.

- η_d : efficacité adiabatique en aval de la zone multiperforée (*downstream zone*) donnée par la relation suivante : $\eta_d = (1 - |\Delta\eta_d|)\eta_e$.

Pour chaque cas d'essai, les coefficients $C_{i=1\text{ à }6}$ ainsi que les valeurs de η_u et $\Delta\eta_d$ sont déterminés par la méthode du simplex de Nelder Mead qui travaille dans un espace à 8 dimensions. Celui-ci estime les coefficients de la courbe d'efficacité adiabatique en minimisant progressivement l'écart entre le profil de la température de la plaque simulée à partir d'un bilan de flux et le profil issu de la caméra infrarouge. A chaque itération, une simulation est calculée à partir des 8 coefficients correspondants. La Fig. 11 illustre la pertinence de la modélisation mathématique de l'efficacité adiabatique.

A ce stade, il faudrait choisir des fonctions reliant chacun des 8 coefficients aux paramètres géométriques et aérodynamiques pour obtenir un modèle fermé. Ceci permettrait la simulation dans des conditions géométriques et aérodynamiques quelconques. Malheureusement la signification physique des coefficients C_i n'est pas évidente. Ainsi, contrairement au cas de la répartition spatiale de l'efficacité adiabatique où une formulation mathématique était envisageable, il est difficile de choisir a priori la forme mathématique explicite des 8 fonctions. Pour surmonter cette difficulté, on substitue à chaque fonction un réseau de neurones qui relie directement les paramètres aérodynamiques (entrée du réseau) au coefficient (sortie du réseau).

Après une phase dite d'apprentissage, on peut les intégrer dans des modules de logiciels existants (ici celui que nous avons écrit pour le calcul des températures de paroi), ce qui permet de traiter les problèmes où les systèmes classiques de traitement d'information se révèlent trop faibles [10]. Nous utilisons donc 8 réseaux de neurones, un pour chaque coefficient à estimer.

3. Introduction aux réseaux de neurones

Un réseau de neurones est un automate mathématique qui réalise une interpolation non linéaire dans un espace à plusieurs dimensions.

3.1. Le neurone formel

Un neurone se compose de 2 parties ayant des fonctions distinctes :

- évaluation de la stimulation reçue ;
- évaluation de son état interne.

Un neurone, tel que schématisé sur la Fig. 12, est donc caractérisé par :

- son état X ;
- le niveau d'activation reçu en entrée U ;
- sa fonction de transition f continue, réelle, non linéaire, bornée et paramétrée ;
- sa fonction d'entrée E (une somme pondérée en général).

3.2. Les connexions

La topologie des réseaux de neurones peut être très variée. On peut concevoir plusieurs types de réseaux seulement en modifiant les règles de connexion. La particularité de la connexion est d'être pondérée. On simule ainsi la relation entre les neurones, c'est à dire l'influence de l'activation d'un neurone sur un autre.

Dans la majorité des cas, les connexions servent à calculer l'entrée du neurone tandis que les fonctions d'activation détermineront la sortie.

3.3. Le perceptron multicouche

La Fig. 13 présente les entrées et une fonction de sortie d'un neurone.

La fonction d'entrée se calcule selon : $U_i = \sum_{j=1}^n W_{ij} \cdot x_j$ où :

- W_{ij} représente le poids de la connexion entre les n neurones amont j et le neurone aval i ;
- x_j l'activation du neurone amont j ;
- U_i représente l'entrée du neurone considéré.

L'activation du neurone est alors simplement donnée par $x_i = f(U_i)$. Dans notre cas, f n'est pas la fonction de seuillage mais la fonction sigmoïde $f(U_i) = \frac{1}{1+e^{-U_i}}$. La fonction sigmoïde est utilisée pour la classification. En modélisation, ce sont plutôt normalement des fonctions telles que la tangente hyperbolique ou Arctangente qui sont utilisés. La fonction d'activation du neurone de sortie est l'identité.

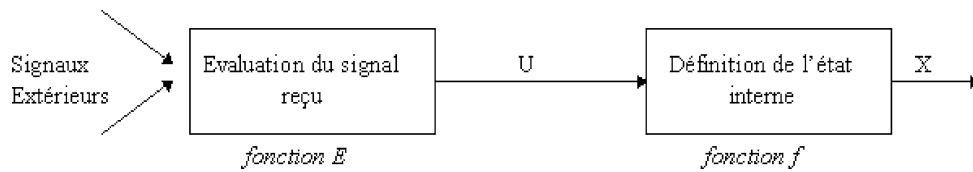


Fig. 12. Schéma d'un neurone.

Fig. 12. Scheme of one neuron.

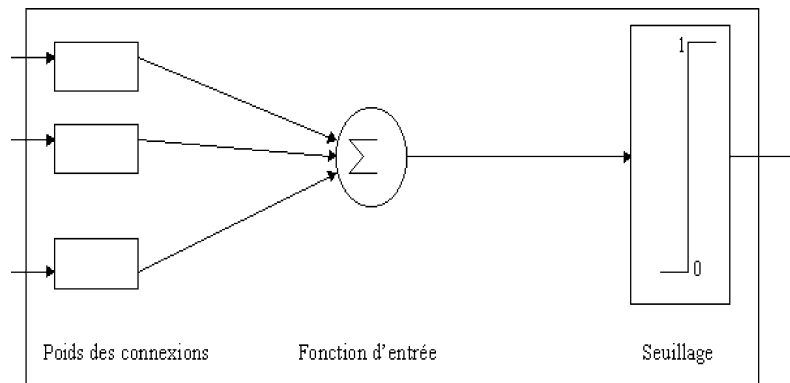


Fig. 13. Connexions en entrée et fonction de sortie d'un neurone.

Fig. 13. Coming connexions and exit function neuron.

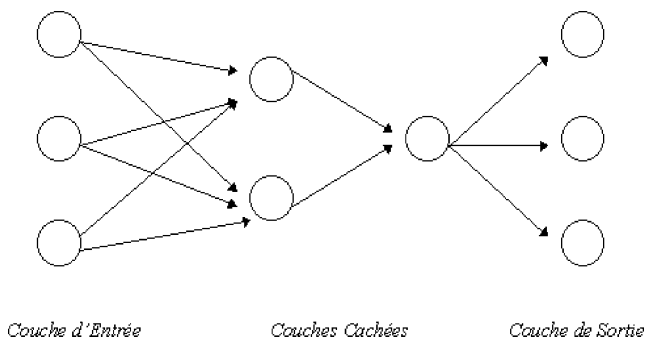


Fig. 14. Exemple de perceptron multicouche.

Fig. 14. Example of a multilayer perceptron.

Le réseau présenté ici, perceptron multicouche (cf. Fig. 14) qui convient le mieux à l'étude de notre problème, comporte les caractéristiques suivantes :

- une seule couche d'entrée ;
- une seule couche de sortie ;
- il peut contenir une ou plusieurs couches cachées ;
- chaque neurone est uniquement relié à tous les neurones de la couche suivante.

La mise en œuvre d'un tel modèle implique de connaître les poids associés aux connexions. On doit donc appliquer au réseau une phase dite d'apprentissage pour fixer ces poids.

3.4. L'apprentissage

Afin que le réseau soit la meilleure régression possible de notre échantillon d'estimations issues du solveur de Nel-

der Mead, on réalise la phase d'apprentissage qui consiste à présenter au réseau des entrées et à modifier sa pondération pour retrouver au mieux les sorties correspondantes. L'algorithme consiste dans un premier temps à calculer la valeur de la fonction non linéaire de sortie du réseau pour un vecteur d'entrée donné. On compare ensuite la sortie calculée à la sortie réelle connue. On modifie alors les poids de telle sorte qu'à la prochaine itération l'erreur commise entre la sortie calculée et la sortie connue soit minimisée (on minimise en fait la fonction de coût qui n'est autre que la somme des carrés des erreurs pour l'échantillon). La modification de ces poids est réalisée par une méthode de gradient. On répète ce processus sur notre échantillon jusqu'à ce que l'on obtienne une valeur de la fonction de coût considérée comme négligeable. Nous avons utilisé le logiciel SNNS de l'Université de Stuttgart. Connu, convivial, il permet de créer une géométrie de réseau, réaliser la phase d'apprentissage (plusieurs méthodes de gradient sont disponibles) puis utiliser le réseau créé [11]. La fonction d'apprentissage que nous avons utilisés est celle dénommée « Std_BackPropagation ».

4. Utilisation des réseaux de neurones

4.1. Entrées

Nos 8 réseaux de neurones comportent chacun 4 entrées correspondant à 4 paramètres aérothermiques, $\Delta P/P$, $\rho_c V_c$, $\rho_f V_f$ et T_c/T_f et une sortie : le coefficient modélisé. Chaque entrée et chaque sortie sont ramenées dans l'intervalle $[0, 1]$ sur lequel travaille SNNS en utilisant les minima et maxima correspondants selon $x_{[0,1]} = \frac{x - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}}$.

On modélise ainsi une plaque de géométrie donnée. On peut envisager de modéliser toutes les géométries et conditions aérothermiques en ajoutant des paramètres géométriques en entrées des réseaux de neurones. Et cela constitue une suite de notre travail : nous souhaitons établir 8 réseaux de neurones qui modélisent l'efficacité adiabatique en fonction de 4 entrées aérothermiques et de trois conditions géométriques constituées par l'espace interligne p , l'espace inter rangée s et le diamètre des trous d .

4.2. Géométrie des couches cachées

Une des inconnues fondamentales des réseaux de neurones est le nombre de couches cachées à utiliser ainsi que le nombre de neurones sur chaque couche. C'est un problème qui reste ouvert parmi les spécialistes des réseaux de neurones. Si le nombre de neurones total est trop faible, la phase d'apprentissage ne convergera pas. Le réseau aura trop de données à apprendre et pas assez de paramètres pour s'ajuster aux données : il s'agit de sous-relaxation. À l'inverse, si le réseau a trop de neurones, il convergera rapidement mais les points en dehors des points appris seront totalement mal estimés : le réseau a trop de paramètres et utilise ses degrés de liberté en excès pour s'ajuster au bruit résultant des mesures : il s'agit de sur-relaxation, ou surajustement. La Fig. 15 illustre le phénomène de surajustement avec un réseau de 18 couches de 12 neurones réalisant une régression autour de points d'apprentissage issus d'une parabole.

On essaie de trouver la meilleure topologie de réseau possible en réalisant des phases dites de propagation qui consistent pour le réseau testé à calculer les sorties pour des

vecteurs d'un ensemble de test, ensemble de mesures qui ne sont pas utilisés pour l'apprentissage, mais qui servent à estimer les performances du réseau une fois que ses paramètres (topologie, apprentissage : réglage des poids) ont été ajustés. Par l'intermédiaire de ce procédé, nous avons opté pour un réseau de 2 couches de 6 neurones.

Sur les 264 essais que nous avons effectués à partir de 8 géométries à 33 conditions aérothermiques différentes, 150 d'entre eux ont servi à l'apprentissage des réseaux de neurones. Les autres ont permis la validation en comparant les résultats expérimentaux et ceux obtenus par estimation des réseaux de neurones.

5. Résultats et conclusions

En utilisant le bilan des flux de façon inverse, c'est à dire en connaissant tous les flux, h_c étant modélisé par la relation $\Delta h = 165(1 - e^{-100x^{0.95}})$ et T_{aw} obtenu par les 8 réseaux de neurones, la seule inconnue restante est la température de plaque : elle peut donc être calculée.

On parvient ainsi à simuler une température de plaque pour un cas aérothermique quelconque, pourvu qu'il soit compris dans le domaine d'étude dans lequel le réseau de neurones est capable de réaliser une « interpolation » de l'efficacité adiabatique à partir de la régression des points d'apprentissage qu'il a établis.

La Fig. 16 présente un tel cas de simulation de température de plaque ainsi que l'efficacité adiabatique correspondante.

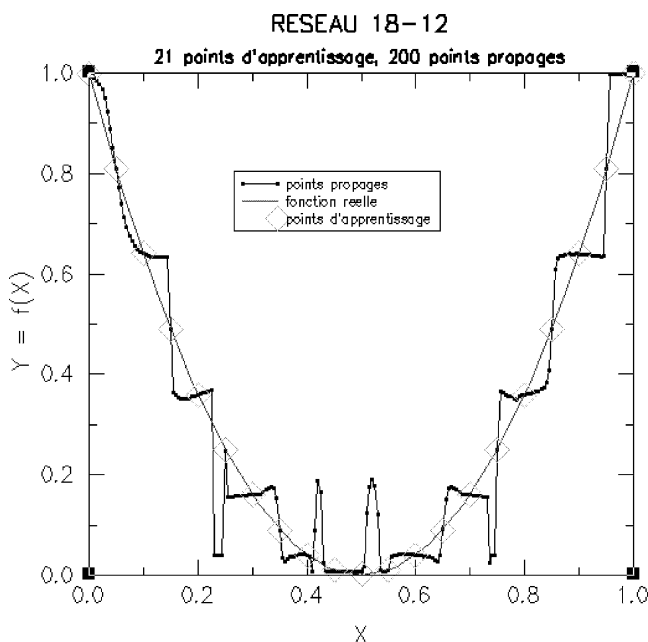


Fig. 15. Illustration du phénomène de sur-relaxation.

Fig. 15. One example of over-fitting phenomenon.

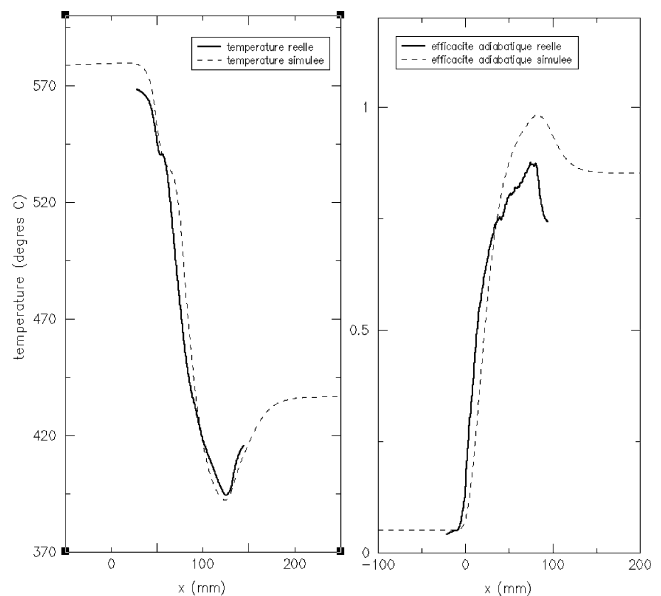


Fig. 16. Simulation d'une température de plaque ne faisant pas partie de l'apprentissage.

Fig. 16. Simulation of a plate temperature which was not used for the learning of the neural nets.

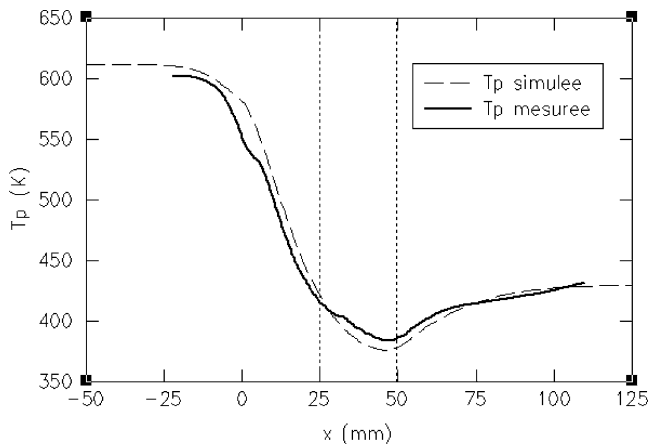


Fig. 17. Écarts mesures/calculs.

Fig. 17. Measurements/calculations differences.

Les deux paramètres importants qui caractérisent le profil de refroidissement d'une paroi de chambre de combustion et qui conditionnent la tenue de son matériau sont la température de paroi atteinte en fin de zone multiperforée et le gradient longitudinal de la température.

L'estimation de la température de paroi est correcte et en tout état de cause suffisante pour orienter les choix technologiques, dans le cadre d'un code de prédimensionnement de paroi de chambres de combustion.

Afin d'estimer l'erreur de notre modèle, nous avons calculé, pour 32 conditions aérothermiques d'essais, les écarts en pourcentage entre les températures mesurées par thermographie infrarouge et celles calculées à l'aide de notre modèle et ceci en milieu et en fin de zone multiperforée (Fig. 17). En milieu de zone multiperforée, la moyenne des écarts est de 3,5 % avec un écart type de 6 %, tandis qu'en fin de zone multiperforée, la moyenne des écarts est de 4 % avec un écart type de 5 %. L'écart le plus important est de 12 % dans les deux cas.

On observe ainsi la capacité de notre modèle à prédire des températures de plaque plane multiperforée placée entre deux écoulements donnés dont les données aérothermiques appartiennent à notre domaine d'étude.

Par la même, on constate l'efficacité de la réponse qu'offrent les réseaux de neurones à un problème tel que le nôtre, lorsqu'une formulation mathématique semble difficile à écrire.

Toutefois, des améliorations de l'utilisation des réseaux de neurones est sûrement possible, cela constitue une suite de notre travail. Le choix de meilleurs fonction d'activation, algorithme d'apprentissage, et topologie du réseau nous conduiront certainement à des résultats encore plus satisfaisants. Cependant, l'outil développé correspond aux objectifs de prédimensionnement des températures de parois de chambre de combustion avec des erreurs inférieures à celles observées par l'utilisation de corrélations.

Abridged English version

Thermal flux characterization of multiholed plates using neural networks: Application to combustion chamber walls

The increase of temperature and pressure in the gas turbines is a general trend that allows the engine performances to be increased. These higher thermodynamic cycles impose cooling systems of increasingly high performance, but also that consumes a lower quantity of air. Multiholed walls in combustion chambers remain a satisfactory, efficient and low-cost solution to the problem. We have designed a test cell which allows us to improve our knowledge of this type of cooling system by varying the aerothermodynamic and geometric parameters [1]. Many studies have been conducted on a single hole [2,3] or on one, two or three rows of holes [4,5]. These fairly complete studies well show the aerodynamic (jet penetration, turbulence analysis) and thermal (localized increase of heat transfer in and around the hole) aspects, but are in most cases applicable to the cooling of turbine vanes where the blowing ratio is low ($m \approx 2$) compared with those found in multiholed combustion chamber walls ($m \approx 3$ to 5). We have carried out a number of tests on plate shapes, see Fig. 1, in a realistic aerodynamic and thermal environment in order to determine the influence of the parameters shown in Fig. 2, on the cooling of the multiholed wall. The geometric and aerothermodynamic parameters for our 18 plates and 33 aerothermodynamic conditions per plate vary as indicated in Table 1. The measurements were made using an infrared camera with radiometric fluxes modelled as shown in Fig. 3. Since our aim is to define correlations that can be used to presize the cooling system of the combustion chamber walls, we synthesized all the measurement results by making a global modelling of the multihole cooling system and, compared with traditional correlation methods, the use of neural networks emerged naturally because of the multiplicity of tests and the large number of parameters considered.

The thermal modelling was written from the equation of energy with the assumption of zero temperature gradient through the thickness of the plate. For the two faces of the plate, all conduction, convection and radiation heat fluxes were modelled using conventional methods: finite differences, radiation according to the usual formulation and convection coefficient according to Colburn on the cold side. Using the equations of the flux balance written in transient mode (the temperature of the hot gases rises briefly, which causes the plate temperature to rise) and in steady-state mode allows us to calculate h_c and T_{aw} , the only unknowns of the problem, related by the following relation $\phi_{cv,c} = h_c(x, y)[T_{aw}(x, y) - T_w(x, y, 0, t)]$, according to a method based on Descoins' one [9]. Knowing h_c and T_{aw} , it remains for us to model them in order to predict wall temperatures using the flux balance. We build this model from all our experimental results. The relative influence

of h_c on the calculated wall temperature value is far less than the T_{aw} value. For this reason, we have modeled h_c using a simple method and have given our attention to T_{aw} . We observe a large variety of profiles of convection coefficients on the hot side and we have therefore chosen to model the difference Δh between the average value of h_c calculated in the multiholed zone (see Fig. 7) and the value of h calculated according to Colburn corresponding to the value in the zone located upstream of the multiholed zone. Each calculated adiabatic temperature is modeled from the adiabatic efficiency $\eta_{aw} = (T_c - T_{aw}) / (T_c - T_f)$ according to a mathematical formulation in which 8 coefficients are used. For each test case, the Nelder Mead's method of the simplex calculates the 8 coefficients of the adiabatic efficiency curve whose corresponding wall temperature curve is the closest to that obtained with the infrared camera. In order to simulate a plate temperature, we have therefore to build a model with the 8 coefficients. Due to the complexity of a mathematical formulation of the 8 coefficients from geometric and aerothermodynamic parameters, we have moved towards the use of neural networks. After a so-called learning phase, we may integrate them into the program we have written for calculating the wall temperatures, which allows the problems to be handled in cases where conventional data processing systems are too weak [10]. We therefore use 8 neural networks, one for each coefficient to be simulated. We studied the topology and the learning phase of the neural networks, the two most important problems to take into consideration about neural networks. We have used the flux balance in a reverse manner: knowing all the fluxes, with h_c and T_{aw} modeled, the only unknown parameter of the problem is the plate temperature: it can therefore be calculated. A plate temperature profile can be simulated for an aerothermodynamic case, provided that they are part of the field of study of the parameters of the problem, the field of study in which the neural

network is capable of making an interpolation of an adiabatic efficiency.

Références

- [1] B. Léger, P. André, G. Grienne, G. Schott, Contrôle thermique de parois de chambre de combustion. Banc d'essai du Laboratoire Aquitain de Recherche en Aérothermique, *Rev. Gén. Therm.* 35 (1996) 625–630.
- [2] E. Le Grives, J.J. Nicolas, J. Genot, Internal Aerodynamics and heat transfer problem associated to film cooling of gaz turbines, *ASME* 79 (GT 57) (1979).
- [3] T.F. Fric, A. Roshko, Vortical structures in the wake of a tranverse jet, *J. Fluid Mech.* 279 (1994) 1–47.
- [4] J.L. Bousgarbies, A. Bernard, L.E. Brizzi, E. Dorignac, J.J. Vullierme, Ecoulement au voisinage d'une paroi plane soumise à l'impact d'un ensemble de jets : Application au refroidissement de paroi, *Rev. Fr. Méc.* 2 (1996) 99–103.
- [5] A. Brown, C.L. Saluja, Film cooling from three rows of holes on adiabatic constant heat flux and isothermal surfaces in the presence of variable freestream velocity gradient and turbulence intensity, *ASME* 79 (GT 24) (1979).
- [6] G.E. Andrews, M. Alikhanizadeh, A.A. Asere, C.I. Hussain, M.S. Khoshkbar Azari, M.C. Mkpadi, Small diameter film cooling holes: Wall convective heat transfer, *ASME* 86 (GT 225) (1986).
- [7] M. Martiny, A. Schulz, S. Wittig, Mathematical model describing the coupled heat transfer in effusion cooled combustor wall, *ASME* 97 (GT 329) (1997).
- [8] J.L. Champion, E. Dorignac, B. Deshaies, Etude expérimentale du processus de refroidissement d'une plaque multiperforée, in: *Congrès sur la Thermique de L'Homme et de Son Proche Environnement*, SFT, 1995, pp. 254–259.
- [9] J. Descoins, Caractérisation de techniques de refroidissement de paroi : Application de la thermographie infrarouge au cas du soufflage pariétal, Thèse de doctorat, Ecole Nationale Supérieure de l'Aéronautique et de l'Espace, 1991.
- [10] G. Dreyfus, Les réseaux de neurones. Les applications des réseaux de neurones à la mécanique, CETIM, 1997.
- [11] Stuttgart University, Logiciel de réseau de neurones SNNS, <ftp://ftp.informatik.uni-stuttgart.de/pub/>.