



AVERTISSEMENT

Ce document est le fruit d'un long travail approuvé par le jury de soutenance et mis à disposition de l'ensemble de la communauté universitaire élargie.

Il est soumis à la propriété intellectuelle de l'auteur. Ceci implique une obligation de citation et de référencement lors de l'utilisation de ce document.

D'autre part, toute contrefaçon, plagiat, reproduction illicite encourt une poursuite pénale.

Contact : ddoc-theses-contact@univ-lorraine.fr

LIENS

Code de la Propriété Intellectuelle. articles L 122. 4

Code de la Propriété Intellectuelle. articles L 335.2- L 335.10

http://www.cfcopies.com/V2/leg/leg_droi.php

<http://www.culture.gouv.fr/culture/infos-pratiques/droits/protection.htm>

THESE

présentée pour obtenir le titre de

**DOCTEUR DE L' INSTITUT NATIONAL POLYTECHNIQUE DE
LORRAINE**

Ecole Doctorale : Energie Mécanique Matériaux

Spécialité : Mécanique et Energétique

par

Steve RUDZ

Le 29 Septembre 2011

**CONTRIBUTION A LA METROLOGIE DES FEUX DE FORETS :
COUPLAGE DE DONNEES THERMIQUES ET DE DONNEES OPTIQUES**

Directeur de thèse : Olivier Séro-Guillaume

Co-Directeur de thèse : Khaled Chetehouna

MEMBRES DU JURY :

Alain Degiovanni	Professeur	LEMTA, Nancy	Président
Bernard Porterie	Professeur	IUSTI, Marseille	Rapporteur
Christine Rousselle	Professeur	PRISME, Orléans	Rapporteur
Khaled Chetehouna	Maître de Conférences	PRISME, Bourges	Examineur
Jean-Pierre Garo	Professeur	Institut P', Poitiers	Examineur
Olivier Séro-Guillaume	DR CNRS	LEMTA, Nancy	Examineur

Remerciements

Quelques lignes pour exprimer mes remerciements aux personnes que j'ai côtoyées tout au long de ces trois années.

Tout d'abord je tiens à remercier Olivier Séro-Guillaume, Directeur de Recherche au CNRS, pour avoir dirigé cette thèse. Je tiens également à le remercier pour ses remarques constructives, ainsi que la confiance qu'il m'a témoigné durant ces trois années.

J'exprime également ma gratitude à Khaled Chetehouna, Maître de Conférence à l'ENSI de Bourges, pour avoir co-encadré cette thèse. Sa disponibilité, son implication, ses conseils et ses encouragements furent un élément clé pour mener à bien ce travail.

J'adresse mes sincères remerciements au personnel administratif de l'INPL et plus particulièrement à Irène Léonard et Catherine Denis pour m'avoir suivi personnellement.

Mes pensées vont également à Eulalia Planas et Elsa Pastor, respectivement Professeur et Maître de Conférences à l'Université Polytechnique de Catalogne, pour leur aide précieuse dans le traitement d'image.

De plus, je tiens à remercier Adel Hafiane et Hélène Laurent, tous les deux Maîtres de Conférences à l'ENSI de Bourges, pour leur aide et leurs conseils dans le domaine du traitement d'image.

Enfin, je n'oublie pas les doctorants avec qui j'ai partagé mon bureau et surtout de bons moments : Hélène Demailly, Léo Courty, Julien Pavier, Jérôme Vial et Bastien Durand.

Sommaire

Sommaire

CHAPITRE 1 : INTRODUCTION GENERALE	1
INTRODUCTION	2
1.1. ETAT DE L'ART SUR LA METROLOGIE DES FEUX	3
1.1.1. OBJET MESURE, CARACTERISTIQUE EXTRAITE	3
1.1.2. MODELISATIONS ASSOCIEES	4
1.1.2.1. Modèle empirique de Rothmel [9]	4
1.1.2.2. Modèle géométrique	6
1.1.2.3. Modèle type automate cellulaire	7
1.2. QUESTIONNEMENT SUR LA METROLOGIE DES FEUX	8
1.2.1. CALIBRATION ET VALIDATION D'UN MODELE	8
1.2.2. MESURANDES ET MODELES	9
1.2.2.1. Présentation d'un modèle de propagation	9
1.2.2.2. Présentation d'un modèle de flamme	11
CONCLUSION	13
BIBLIOGRAPHIE	14
CHAPITRE 2 : PRESENTATION DE LA METHODE THERMIQUE	16
INTRODUCTION	17
2.1. PRESENTATION DU CAPTEUR DE FLUX THERMIQUES	18
2.1.1. CAHIER DES CHARGES	18
2.1.2. CONCEPTION TECHNIQUE	19
2.1.3. MODELE REDUIT ET FONCTION DE TRANSFERT	21
2.1.4. CALIBRATION	22
2.2. GRANDEURS MESUREES ET IDENTIFICATION	25
2.2.1. MODELISATION THEORIQUE DU FLUX REÇU PAR LE CAPTEUR	25
2.2.2. METHODE INVERSE	30
2.3. EXPERIENCES ET RESULTATS	31

2.3.1.	COMPARAISON AVEC LES THERMOCOUPLES	32
2.3.2.	COMPARAISON AVEC LES FILS	32
2.3.3.	COMPARAISON AVEC UNE CAMERA THERMIQUE	36
2.4.	CONCLUSION	37
	BIBLIOGRAPHIE	39

CHAPITRE 3 : PRESENTATION DE LA METHODE OPTIQUE — 41

	INTRODUCTION	42
3.1.	ETAT DE L'ART DES METHODES OPTIQUES	43
3.1.1.	PERCEPTION GEOMETRIQUE DE L'ENVIRONNEMENT PAR UNE CAMERA	43
3.1.2.	PRE REQUIS SUR LA COLORIMETRIE	46
3.1.2.1.	L'espace colorimétrique RVB	46
3.1.2.2.	L'espace colorimétrique TSV	47
3.1.2.3.	L'espace colorimétrique YCbCr	51
3.1.3.	ALGORITHMES DE SEGMENTATION DU FEU	52
3.1.3.1.	Méthode 1	53
3.1.3.2.	Méthode 2	53
3.1.3.3.	Méthode 3	54
3.1.3.4.	Méthode 4	55
3.2.	METHODOLOGIE OPTIQUE	55
3.2.1.	CONCEPT DE LA METHODOLOGIE	55
3.2.2.	LES METRIQUES D'EVALUATIONS	56
3.2.3.	LES VERITES TERRAINS	57
3.2.4.	CHOIX DE L'ALGORITHME DE SEGMENTATION	58
3.2.5.	DETAILS DE LA METHODOLOGIE OPTIQUE	60
3.3.	RESULTATS ET COMPARAISON	60
3.4.	CONCLUSION	64
	BIBLIOGRAPHIE	65

CHAPITRE 4 : COMBINAISON DES DEUX METHODOLOGIES — 68

INTRODUCTION ————— 69

4.1. STRATEGIE D'IDENTIFICATION ————— 70

4.2. EXPERIENCES ET RESULTATS ————— 71

4.2.1. DISPOSITIF EXPERIMENTAL ----- 71

4.2.2. RESULTATS ----- 73

4.3. EXTENSION THEORIQUE A DES FRONTS NON-LINEAIRES ————— 76

4.3.1. USAGE DE LA METHODOLOGIE THERMIQUE ----- 76

4.3.2. USAGE DE LA METHODOLOGIE OPTIQUE ----- 77

4.4. CONCLUSION ————— 78

BIBLIOGRAPHIE ————— 80

CHAPITRE 5 : EXTENSION DE LA METHODOLOGIE OPTIQUE : PROPOSITION D'UN NOUVEL ALGORITHME DE SEGMENTATION APPLIQUE A LA METROLOGIE DES FEUX FORETS ————— 82

INTRODUCTION ————— 83

5.1. METRIQUES SUPERVISEES D'EVALUATIONS REGIONS ————— 84

5.1.1. LES CRITERES DE MARTIN : MAR_{GCE} ET MAR_{LCE} ----- 84

5.1.2. LE CRITERE D'HAFIANE: HAF ----- 85

5.2. PRESENTATION DE LA MÉTHODE ————— 86

5.3. EVALUATION ET COMPARAISON DU NOUVEL ALGORITHME ————— 90

5.4. CONCLUSION ————— 94

BIBLIOGRAPHIE ————— 95

CONCLUSION GENERALE ————— 97

ANNEXES ————— 99

Chapitre 1

Introduction générale

Table des matières

INTRODUCTION-----	2
1.1. ETAT DE L'ART SUR LA METROLOGIE DES FEUX-----	3
1.1.1. OBJET MESURE, CARACTERISTIQUE EXTRAITE-----	3
1.1.2. MODELISATIONS ASSOCIEES -----	4
1.1.2.1. Modèle empirique de Rothermel [9]-----	4
1.1.2.2. Modèle géométrique -----	6
1.1.2.3. Modèle type automate cellulaire -----	7
1.2. QUESTIONNEMENT SUR LA METROLOGIE DES FEUX-----	8
1.2.1. CALIBRATION ET VALIDATION D'UN MODELE-----	8
1.2.2. MESURANDES ET MODELES-----	9
1.2.2.1. Présentation d'un modèle de propagation -----	9
1.2.2.2. Présentation d'un modèle de flamme -----	11
CONCLUSION -----	13
BIBLIOGRAPHIE -----	14

Chapitre 1

Introduction générale

Introduction

Les feux de forêts ont toujours existé, mais depuis quelques décennies, à cause des bouleversements climatiques, ces feux deviennent une menace de plus en plus grande pour les pays nord-méditerranéens tels que la France, l'Espagne, le Portugal et la Grèce, mais également dans d'autres régions du monde telles que la Californie et l'Australie par exemple. Pour se représenter les conséquences de cette menace, il faut avoir en tête ces quelques chiffres: en 2009 l'Australie a été victime d'un feu de forêt tuant 200 personnes et brûlant aux alentours de 300 000 hectares, durant l'été 2010 la Russie a payé un lourds tribut avec 50 décès et 800 000 hectares partis en fumées et a frôlé une catastrophe bien plus grave lorsque les flammes se rapprochèrent de la centrale nucléaire de Snejinsk, enfin en Décembre 2010 l'incendie du Mont Carmel, dans le nord d'Israël, a coûté la vie à 40 personnes.

Ces exemples montrent qu'il est indispensable d'accroître les connaissances afin de mieux comprendre le comportement du feu dans le but de mieux le combattre. Ce champ d'investigation nécessite de mettre au point des systèmes de mesures adaptés aux feux de forêt afin de calibrer et de valider les modèles.

1.1. Etat de l'art sur la métrologie des feux

Depuis la fin des années 1960, des moyens expérimentaux pour accéder à différents paramètres caractéristiques du feu sont mis en oeuvre: thermocouples, fils, réseaux de capteurs, caméras infrarouges... Parmi ces outils, il convient de distinguer deux familles: les appareils de mesures continues et les appareils de mesures discrètes. Les outils continus (caméras visuelle ou infrarouge) permettent une mesure à chaque instant, contrairement aux outils discrets (thermocouples, fils) qui ne permettent qu'une mesure à un instant t ou une position donnée.

1.1.1. Objet mesuré, caractéristique extraite

Les moyens de mesures développés jusqu'ici servent essentiellement à déterminer la position du front de flamme.

L'utilisation de fils disposés selon une droite perpendiculaire à la propagation d'un feu est un moyen rudimentaire mais très simple à mettre en oeuvre pour déterminer la position du feu. En mesurant le temps de rupture entre chaque fils, on peut en déduire une vitesse de propagation du front de flamme avant. Cette technique présente l'avantage d'être simple à utiliser et de permettre des mesures fiables de la vitesse de propagation du front de flamme avant. Cependant son utilisation est restreinte à des fronts de flamme linéaires.

Les thermocouples sont couramment utilisés dans la métrologie des feux de forêts (cf. Chetehouna et al. [1], Dupuy et al. [2], Santoni et al. [3]) à des échelles réduites (laboratoire et tunnel à feu). Cet instrument permet une estimation de la température de la flamme à l'endroit où se situe le thermocouple. Le pic de température mesuré par le thermocouple correspond à la position de la flamme. Comme pour l'utilisation des fils, les thermocouples ne sont pas fait pour instrumenter des front de flammes autre que linéaire car sans cette condition la position mesurée n'a pas de sens. De plus, la mesure par thermocouple est perturbée lors d'essais avec vent qui la rend inutilisable (cf. Chetehouna et al [1]).

Les réseaux de capteurs se développent considérablement depuis le milieu des années 2000, particulièrement dans la surveillance et détection des forêts (cf. Lloret et al. [4], Son et al. [5]). Le principe de fonctionnement consiste à placer à différents endroits un

capteur qui peut mesurer des paramètres telles que la températures ambiante, le taux d'humidité... Les réseaux de capteurs présentent l'avantage de pouvoir s'appliquer à l'échelle d'un terrain. Cependant ces capteurs ne permettent de déterminer la position du feu que lorsqu'ils sont détruits par le passage de la flamme. De plus, cette technique implique un nombre important de capteurs pour constituer un réseau suffisamment fin, ce qui entraîne un coût élevé. Enfin, elle ne donne aucune information sur les grandeurs caractéristiques d'un feu telles que sa puissance ou sa taille, ce qui limite son intérêt.

Les caméras thermiques, ou visuelles, connaissent un intérêt certain depuis le début des années 2000 (cf. Pastor et al. [6], Martinez de Dios et al [7], Rossi et al. [8]). L'utilisation de cet outil permet de travailler sur des fronts non rectilignes. Il présente les avantages d'être un outil de mesures continues et de pouvoir déterminer la position de chaque point composant le contour de la flamme. Cependant, le résultat provenant de la caméra est indexé, d'une part à la qualité de la segmentation du feu dans l'image, qui joue un rôle important dans la précision de la mesure, d'autre part à son positionnement par rapport à la zone d'observation.

1.1.2. Modélisations associées

Implicitement, les outils de mesures précédemment décrits supposent que seul la connaissance du contour de la flamme suffit à la caractériser. Cette hypothèse a permis de développer des modèles empiriques (cf. Rothermel [9]), géométriques (cf. Anderson et al. [10]) et des modèles basés sur les automates cellulaires (cf. Alexandris et al. [11])

1.1.2.1. Modèle empirique de Rothermel [9]

En 1971 Frandsen [12] a proposé une solution analytique pour déterminer la vitesse de propagation d'un front de flamme (cf. relation 1.1) :

$$R = \frac{I_{xig} + \int_{-\infty}^0 \frac{\partial I_z}{\partial z} \Big|_{z_c} dx}{\rho_{be} Q_{ig}} \quad (1.1)$$

avec R la vitesse de propagation en m.s^{-1} , I_{xig} la densité de flux de chaleur horizontale absorbée à l'ignition en $\text{W.m}^{-2}.\text{s}^{-1}$, $\left. \frac{\partial I_z}{\partial z} \right|_{z_c}$ le gradient de la densité de flux de chaleur verticale en $\text{W.m}^{-3}.\text{s}^{-1}$, ρ_{be} la charge volumique de combustible brûlée en kg.m^{-3} et Q_{ig} l'apport de chaleur nécessaire à l'ignition du combustible en W.kg^{-1} .

L'inconvénient de la formulation de Frandsen [12] est que les termes qui y sont inclus ne sont pas tous accessibles à la mesure.

Un an plus tard, Rothermel [9] a proposé une solution analytique permettant de déterminer la vitesse de propagation d'un front de flamme en s'appuyant sur la formulation de Frandsen [12]. L'intérêt de la solution analytique de Rothermel [9] est de lier la vitesse de propagation à des termes accessibles à la mesure (cf. relation 1.2).

$$R = \frac{I_R \xi (1 + \phi_w + \phi_s)}{\rho_b \varepsilon Q_{ig}} \quad (1.2)$$

avec R la vitesse de propagation en m.s^{-1} , I_R l'intensité de la réaction par unité de temps en $\text{W.m}^{-2}.\text{s}^{-1}$, ξ un ratio de propagation, (ϕ_w, ϕ_s) respectivement les coefficients du vent et de la pente, ρ_b la charge volumique du combustible en kg.m^{-3} , ε un coefficient de chauffage et Q_{ig} l'apport de chaleur nécessaire à l'ignition du combustible en W.kg^{-1} . Dans ce travail, l'auteur donne des corrélations empiriques pour déterminer tous les coefficients et ratios impliqués dans (1.2).

Certes les paramètres sont maintenant tous accessibles à la mesure, mais les lois empiriques associées sont obtenus à l'échelle du laboratoire, ce qui rend difficile leurs extrapolations pour un cas réel. De plus, leur grand nombre implique un nombre conséquent de mesures dès lors que la nature du combustible change. Notons qu'en 1982, Anderson [13] a proposé des jeux de paramètres pour treize types de combustibles couramment répandus aux Etats-Unis.

1.1.2.2. Modèle géométrique

Le principe de ce modèle repose sur le principe de Huygens en considérant une propagation elliptique en chaque point du front de flamme avant. En se donnant un repère orthonormé (OXY), en supposant un milieu uniforme et l'ignition d'un feu au point O , la forme du front de flamme (cf. figure 1.1) se déduit par la relation suivante :

$$\begin{aligned} x(t, \theta) &= t(f \cos \theta + g) \\ y(t, \theta) &= ht \sin \theta \end{aligned} \quad (1.3)$$

avec f , g et h des paramètres homogènes à des vitesses.

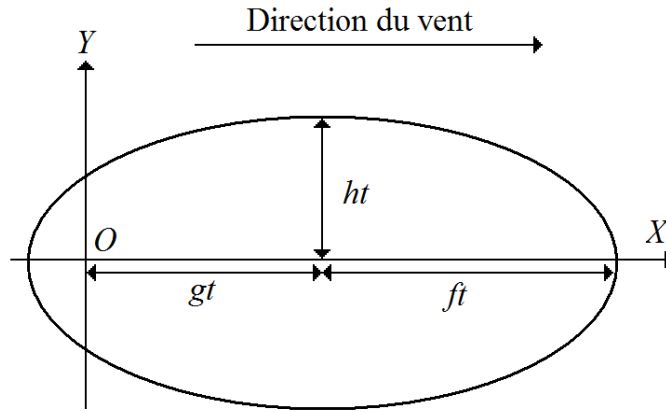


Figure 1.1. Propagation à partir d'un point d'ignition.

Ce modèle a depuis été étendu à des milieux non-uniformes, cf. Anderson et al. [10], Richards [14]. Avec ces auteurs, les paramètres f , g et h deviennent maintenant fonction du temps t , de la position $\mathbf{X}(\theta, t) = (x(\theta, t), y(\theta, t))$ et de la direction $\mathbf{k}$ du vent ou de la pente. Entre un temps t et $t + dt$, tous les points du front de flamme sont des points sources et le front de flamme à $t + dt$ est l'enveloppe de toutes les ellipses. Ces mêmes auteurs ont proposé une formulation équivalente pour déterminer la position du front de flamme. Pour ce faire, on pose le vecteur directeur unitaire de la pente ou du vent $\mathbf{k}(M, t) = \cos(\beta(M, t))\mathbf{i} + \sin(\beta(M, t))\mathbf{j}$ pour un point M du front de flamme, avec $(\mathbf{i}, \mathbf{j})$ la base globale. Richards [14], Séro-Guillaume et al. [22] ont montré qu'un point du front de flamme doit vérifier le système d'équations aux dérivées partielles suivant:

$$\begin{cases} \frac{\partial x}{\partial t}(\theta, t) = r \left(pf(\mathbf{X}, t, \beta)^2 \cos \beta + qh(\mathbf{X}, t, \beta)^2 \sin \beta \right) + g(\mathbf{X}, t, \beta) \cos \beta \\ \frac{\partial y}{\partial t}(\theta, t) = r \left(pf(\mathbf{X}, t, \beta)^2 \sin \beta - qh(\mathbf{X}, t, \beta)^2 \cos \beta \right) + g(\mathbf{X}, t, \beta) \sin \beta \end{cases} \quad (1.3)$$

avec :

$$\begin{cases} p(\theta, t) = -\frac{\partial x}{\partial \theta} \sin \beta + \frac{\partial y}{\partial \theta} \cos \beta \\ q(\theta, t) = \frac{\partial x}{\partial \theta} \cos \beta + \frac{\partial y}{\partial \theta} \sin \beta \\ r(\theta, t) = \left[\left(f(\mathbf{X}, t, \beta) p(\theta, t) \right)^2 + \left(h(\mathbf{X}, t, \beta) q(\theta, t) \right)^2 \right]^{-\frac{1}{2}} \end{cases} \quad (1.4)$$

La difficulté de l'application de ce type de modèle est la détermination empirique des paramètres f , g et h qui ne renvoient pas forcément à des lois physiques. Ce modèle est toujours en cours de développement (cf. Glasa et al. [15]), mais il souffre du manque de données relatives aux paramètres précédemment évoqués pour des cas réels.

1.1.2.3. Modèle type automate cellulaire

Les automates cellulaires ont été introduit dès 1966 par Von Neumann [16] afin de permettre la modélisation de phénomènes complexes à l'aide de règles locales simples. Un automate cellulaire se présente sous la forme d'une grille dans laquelle un état discret est associé à chaque cellule. Pour les automates cellulaires appliqués au feu, ces états se résument généralement à : non-brûlé, en feu, brûlé ou imbrûlable. La modification de l'état d'une cellule dépend de l'état de ses cellules voisines et de règles de transitions. Ces règles de transitions peuvent être de nature stochastique ou déterministe.

Les travaux sont abondants dans la littérature concernant l'application des automates cellulaires aux feux de forêts: Green [17], Karafyllidis et al. [18], Porterie et al. [19]... Cependant, la modélisation de phénomènes complexes par des automates cellulaires masque la physique qui est derrière le problème étudié, ce qui rend périlleux la détermination des règles de transitions. Notons à ce sujet qu'en 2011, Collin et al. [20]

ont proposé un automate cellulaire qui a la particularité d'être obtenu à partir d'un modèle physique, ce qui permet de déterminer des règles de transitions ayant un sens physique et par conséquent la mesure des paramètres impliqués.

1.2. Questionnement sur la métrologie des feux

Les différents types de modélisations présentés jusqu'ici ont uniquement pour but la connaissance de la vitesse de propagation du front de flamme avant. Certes l'accès à ce paramètre est nécessaire pour caractériser un feu, mais il n'est pas suffisant. En effet un feu se caractérise également par sa vitesse arrière de propagation, sa puissance, la quantité de matière brûlée... Ces différentes grandeurs devraient être mesurables. De plus les modèles, associés à leurs essais, présentés jusqu'ici sont possibles à calibrer mais non à valider.

1.2.1. Calibration et validation d'un modèle

Cette question a été soulevée par O. Séro-Guillaume [21]. Un modèle, contrairement à une théorie, a une dimension prédictive. Par conséquent, un modèle fait appel à des paramètres et des variables d'entrées pour renvoyer des paramètres de sorties, cf. figure 1.2.

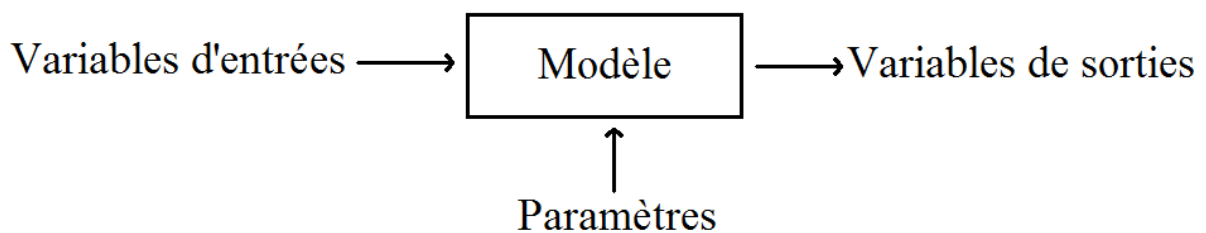


Figure 1.2. Entrants et sortants d'un modèle.

Les paramètres impliqués dans le modèle sont des grandeurs qui doivent être déterminés en laboratoire et fixés ensuite: c'est la calibration. La validation est quand à elle plus difficile à atteindre. Pour ce faire il faudrait être en mesure de reproduire une même expérience après avoir effectué la calibration. On peut admettre que la reproductibilité est faisable en laboratoire ou dans un tunnel à feu, mais à l'échelle d'un terrain cela pose un problème.

1.2.2. Mesurandes et modèles

Les paramètres nécessaires à la calibration et la validation d'un modèle doivent être accessibles à la mesure. Les entrées d'un modèle sont des valeurs moyennes, ce qui implique que les valeurs mesurées soient globales. L'objet de la métrologie est de permettre la mesure du ou des paramètres pertinents qu'il convient de déterminer au préalable.

1.2.2.1. Présentation d'un modèle de propagation

Le modèle de propagation présenté est celui développé par Séro-Guillaume et al. [22]. Ce modèle fait appel à trois hypothèses : l'évaporation se fait à une température constante T_{ev} , la chaleur absorbée par le solide durant la pyrolyse est négligée et le transfert radiatif interne dans la végétation est négligé devant la radiation Φ provenant de la flamme. Le modèle s'écrit :

$$(1 - \chi) \rho_p (C_s + H_u C_l) \frac{\partial T}{\partial t} = \nabla \cdot (\lambda \nabla T) + h(T_a - T) + (1 - \chi) \rho_p \frac{\partial H_u}{\partial t} L_{ev} \delta_{T=T_{ev}} + \Phi \quad (1.5)$$

avec χ la porosité du végétal, ρ_p la charge du végétal, C_s et C_l respectivement les capacités calorifiques massiques de la partie solide du végétal et de l'eau, H_u l'humidité, h le coefficient de perte de chaleur par transfert convectif, T_a la température ambiante loin de la flamme, L_{ev} la chaleur latente d'évaporation et le symbole $\delta_{T=T_{ev}}$ représente la distribution de Dirac de la zone $T = T_{ev}$. Nous avons aussi négligé l'influence des résidus de type cendres. On peut supposer aussi que dans la zone de séchage la chaleur sensible est négligeable devant la chaleur latente. On peut donc distinguer 5 zones dans ce modèle de propagation, cf. figure 1.3, et le modèle s'écrit alors:

(i) Avant le front d'évaporation, donc pour $T < T_{ev}$, $H_{u0} > 0$ et $\rho_p > \rho_{ext}$:

$$(1 - \chi) \rho_p (C_s + H_{u0} C_l) \frac{\partial T}{\partial t} = \nabla \cdot (\lambda \Delta T) + \Phi - h(T - T_a) \quad (1.6)$$

avec ρ_{ext} est la masse volumique résiduelle en fin de pyrolyse et H_{u0} l'humidité initiale.

(ii) Dans la zone de séchage, donc pour $T = T_{ev}$, $H_u > 0$ et $\rho_p \geq \rho_{ext}$:

$$-(1 - \chi)\rho_p L_{ev} \frac{\partial H_u}{\partial t} = \Phi - h(T_{ev} - T_a) \quad (1.7)$$

(iii) Dans la zone entre la zone d'évaporation et la zone en feu, donc pour $T_{ev} \leq T \leq T_i$, $H_u = 0$ et $\rho_p \geq \rho_{ext}$:

$$(1 - \chi)\rho_p C_s \frac{\partial T}{\partial t} = \nabla \cdot (\lambda \nabla T) + \Phi - h(T - T_a) \quad (1.8)$$

(iv) Dans la zone en feu, donc pour $T \geq T_i$, $H_u = 0$ et $\rho_p \geq \rho_{ext}$:

$$(1 - \chi)\rho_p C_s \frac{\partial T}{\partial t} = \nabla \cdot (\lambda \nabla T) + \Phi - h(T - T_a) \quad (1.9)$$

et la variation de densité due à la pyrolyse est :

$$\frac{\partial \rho_p}{\partial t} = -v_r \rho_p \quad (1.10)$$

avec v_r caractérisant la vitesse de la réaction chimique, dont on peut considérer qu'elle suit la loi d'Arrhenius :

$$v_r = A \exp\left(\frac{-E}{RT}\right) \quad (1.11)$$

(v) Dans la zone brûlée, donc pour $H_u = 0$ et $\rho_p = \rho_{ext}$:

$$(1 - \chi)\rho_{ext} C_s \frac{\partial T}{\partial t} = \nabla \cdot (\lambda \nabla T) + \Phi - h(T - T_a) \quad (1.12)$$

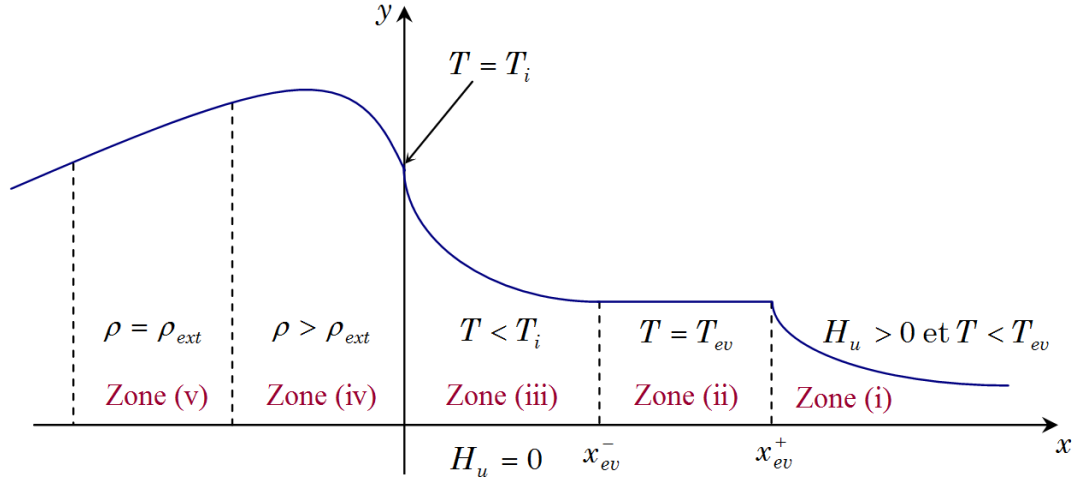


Figure 1.3. Localisation des zones au cours de la propagation.

Les paramètres χ , ρ_p , ρ_{ext} , L_{ev} , H_u , h , T_a , T_{ev} et T_i impliqués dans ce modèle peuvent faire l'objet d'une calibration en laboratoire ou d'un calcul (cf. Lamorlette et al. [23]) et ne sont pas dépendant de l'échelle considérée. Le flux radiatif Φ provenant de la flamme est quant à lui dépendant de l'échelle et doit être mesurable pour valider le modèle de propagation. Sa mesure est donc un élément clé dans la modélisation des feux de forêts.

1.2.2.2. Présentation d'un modèle de flamme

Pour accéder à la mesure de ce terme Φ , le modèle de flamme présenté ici est également développé par Séro-Guillaume et al. [22] et entièrement explicité par Chetehouna et al. [24]. Uniquement les grandes lignes sont présentées ici.

Le modèle de flamme est basé sur une approximation de la résolution de l'équation de transfert radiatif, cf. Siegel et al. [25]. Pour tout point M à l'intérieur ou à la surface de la végétation, une droite $[O_1M]$ traverse la flamme en s_1 et s_2 , puis la végétation en s_3 , cf. figure 1.4.

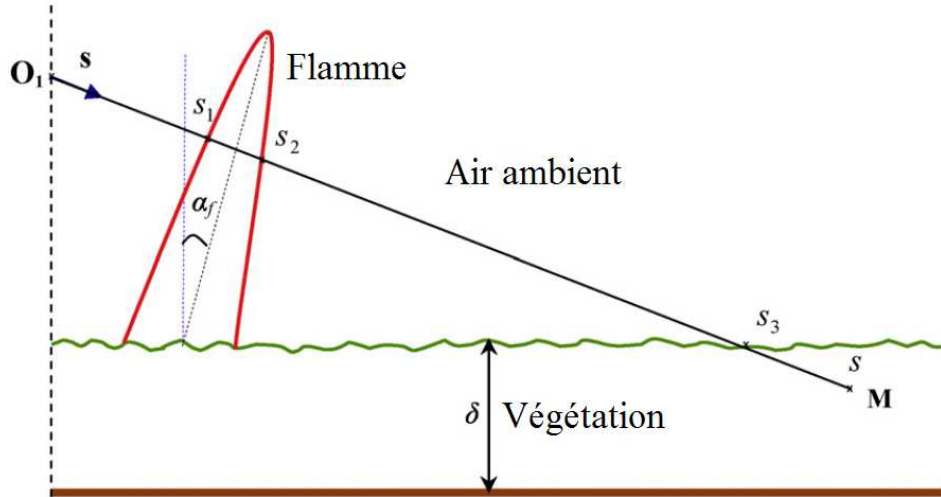


Figure 1.4. Schématisation géométrique du transfert radiatif entre la flamme et une cible placée dans la végétation.

L'équation de transfert radiatif s'écrit alors :

$$\frac{di}{ds} = -K(s)i(s) + a(s)i_b(s) + \frac{\sigma_s(s)}{4\pi} \int_{w_i}^{4\pi} i(s, w_i) \Psi(w, w_i) dw_i \quad (1.13)$$

avec i l'intensité radiative, K , a et σ_s respectivement les coefficients d'extinction, d'absorption et de diffusion, Ψ la fonction de la phase et w_i l'angle solide. Les hypothèses faites pour calculer (1.13) sont les suivantes :

- Dans l'air, la flamme et la végétation, les coefficients K et a sont constants.
- Dans l'air $K = K_{air} = 0$, dans la flamme $K = K_f$ et dans la végétation $K = K_v$.
- La flamme est optiquement mince.
- La flamme a une température constante.
- Le coefficient de diffusion σ_s est nul (valable car la flamme est supposée optiquement mince).

L'intensité radiative reçue en un point M de la végétation après l'intégration de l'équation (1.13) s'écrit sous la forme :

$$i(s) = K_f T_f^4 \frac{B}{\pi} \exp(-K_v(s - s_3)) \int_{s_1}^{s_2} d\bar{s} + K_v \int_{s_3}^s i_b(T_v) \exp(-K_v(s - \bar{s})) d\bar{s} \quad (1.14)$$

avec i_b l'intensité radiative d'un corps noir, B la constante de Stephan-Boltzmann.

On en déduit que le flux radiatif φ_i reçu par la végétation au point M porté par une surface de normale $\mathbf{n}_i$ s'écrit alors :

$$\varphi_i(M) = \int_{w=0}^{4\pi} i(s) \mathbf{s} \cdot \mathbf{n}_i dw \quad (1.15)$$

$$\begin{aligned} \varphi_i(M) = & K_f \frac{B}{\pi} \int_{w=0}^{4\pi} \int_{s_1}^{s_2} T_f^4 \exp(-K_v(s - s_3)) \mathbf{s} \cdot \mathbf{n}_i d\bar{s} dw \\ & + K_v \int_{w=0}^{4\pi} \int_{s_3}^s i_b(T_v) \exp(-K_v(s - \bar{s})) \mathbf{s} \cdot \mathbf{n}_i d\bar{s} dw \end{aligned} \quad (1.16)$$

Le dernier terme de l'équation (1.16) laisse apparaître la contribution de la végétation dans le flux radiatif. Le chapitre 2 détaillera la configuration permettant d'ignorer ce terme dans la mesure du flux.

Conclusion

L'intérêt d'un modèle basé sur la physique réside, d'une part dans la compréhension physique du phénomène abordé, d'autre part dans sa faculté d'être calibré et validé.

La seule grandeur physique nécessaire à mesurer et mesurable pour la validation des modèles de propagation est le flux radiatif Φ provenant de la flamme car c'est un paramètre global.

Le modèle de flamme présenté au paragraphe 1.2.2.2, associé à un capteur de flux thermique développé par Chetehouna [26] servira de base à la métrologie développée dans ce travail.

Bibliographie

- [1] **K. Chetehouna, O. Séro-Guillaume, A. Degiovanni**, Identification of the upward gas flow velocity and of the geometric characteristics of a flame with a specific thermal sensor, *International Journal of Thermal Sciences* **44**, pp. 966-972, 2005.
- [2] **J.L. Dupuy, J. Maréchal, D. Morvan**, Fires from cylindrical forest burner: combustion dynamics and flame properties, *Combustion and Flame* **135**, pp. 65-76, 2003.
- [3] **P.A. Santoni, A. Simeoni, J.L. Rossi, F. Bosseur, F. Morandini, X. Silvani, J.H. Balbi, D. Cancellieri, L. Rossi**, Instrumentation of wildland fire: Characterisation of a fire spreading through a Mediterranean shrub, *Fire Safety Journal* **41**, pp. 171-184, 2006.
- [4] **J. Lloret, M. Garcia, D. Bri, S. Sendra**, A Wireless Sensor Network deployment for rural and forest fire detection and verification, *Sensors* **9**, pp. 8722-8747, 2009.
- [5] **B. Son, Y. Her, J.G. Kim**, A design and implementation of forest-fires surveillance system based on Wireless Sensor Networks for South-Korea Mountains, *International Journal of Computer Science and Network Security* **6(9B)**, pp. 124-130, 2006.
- [6] **E. Pastor, A. Agueda, J. Andrade-Cetto, M. Muñoz, Y. Pérez, E. Planas**, Computing the rate of spread of linear flame fronts by thermal image processing, *Fire Safety Journal* **41**, pp. 569–579, 2006.
- [7] **J.R. Martinez-de Dios, B.C. Arrue, A. Ollero, L. Merino, F. Gomez-Rodriguez**, Computer vision techniques for forest fire perception, *Image Vision Computing* **26**, pp. 550–562, 2008.
- [8] **L. Rossi, M. Akhloufi, Y. Tison**, On the use of stereovision to develop a novel instrumentation system to extract geometric fire fronts characteristics, *Fire Safety Journal* **46**, pp. 9-20, 2011.
- [9] **R.C. Rothermel**, A mathematical model for predicting fire spread in wildland fuels, *USDA Forest Service Research Paper INT-115*, p. 40, 1972.
- [10] **D.H. Anderson, E.A. Catchpole, N.J. de Mestre, T. Parkes**, Modelling the spread of grass fires, *Journal of the Australian Mathematical Society (Series B)* **23**, pp. 451-466, 1982.
- [11] **A. Alexandridis, D. Vakalis, C.I. Siettos, G.V. Bafas**, A cellular automata model for forest fire spread prediction: The case of the wildland fire that swept through Spetses Island in 1990, *Applied Mathematics and Computation* **204**, pp. 191-201, 2008.
- [12] **W.H. Frandsen**, Fire spread through porous fuels from the conservation of energy, *Combustion and Flame* **16**, pp. 9-16, 1971.
- [13] **H.E. Anderson**, Aids to determining fuels models for estimating fire behavior, *USDA Forest Service General Technical Report INT-122*, p. 28, 1982.

- [14] **G.D. Richards**, An elliptical growth model of forest fire fronts and its numerical solution, *International Journal for Numerical Methods in Engineering* **30(6)**, pp. 1163-1179, 1990.
- [15] **J. Glasa, L. Halada**, On elliptical model for forest fire spread modeling and simulation, *Mathematics and Computers in Simulation* **78**, pp. 76-88, 2008.
- [16] **J. Von Neumann**, The theory of self-reproducing automata, *In: University of Illinois Press, Urbana, London*, 1966.
- [17] **D. Green**, Shapes of fires in discrete fuels, *Environmental Modelling* **20**, pp. 21-32, 1983.
- [18] **I. Karafyllidis, A. Thanailakis**, A model for predicting forest fire spreading using cellular automata, *Ecological modelling* **99**, pp. 87-97, 1997.
- [19] **B. Porterie, N. Zekri, J.P. Clerc, J.C. Loraud**, Modeling forest fire spread and spotting process with small world networks, *Combustion and Flame* **149**, pp.63-78, 2007.
- [20] **A. Collin, D. Bernardin, O. Séro-Guillaume**, A physical-based cellular automaton model for forest-fire propagation, *Combustion Science and Technology* **183**, pp. 347-369, 2011.
- [21] **O. Séro-Guillaume**, Quelques réflexions sur la question de la validation des modèles, *6^{èmes} journées du GDR Incendies*, 2007.
- [22] **O. Séro-Guillaume, S. Ramezani, J. Margerit, D. Calogine**, On large scale forest fires propagation models, *International Journal of Thermal Sciences* **47**, pp. 680-694, 2008.
- [23] **A. Lamorlette, A. Collin, P. Boulet, O. Séro-Guillaume**, Characterisation of heat transfer between phase inside a porous media: application to vegetal set representation, *International Journal of Heat and Mass Transfert*, soumis.
- [24] **K. Chetehouna, O. Séro-Guillaume, I. Sochet, A. Degiovanni**, On the experimental determination of flame front positions and of propagation parameters for a fire, *International Journal of Thermal Sciences* **47**, pp. 1148-1157, 2008.
- [25] **R. Siegel, J. Howell**, *Thermal radiation heat transfer*, In : Taylor & Francis (ed), New-York, 2002.
- [26] **K. Chetehouna**, Contribution à la métrologie des feux de végétation, *thèse de l'Institut National Polytechnique de Lorraine*, Nancy, 2002.

Chapitre 2

Présentation de la méthode thermique

Table des matières

INTRODUCTION-----	17
2.1. PRESENTATION DU CAPTEUR DE FLUX THERMIQUES -----	18
2.1.1. CAHIER DES CHARGES -----	18
2.1.2. CONCEPTION TECHNIQUE-----	19
2.1.3. MODELE REDUIT ET FONCTION DE TRANSFERT-----	21
2.1.4. CALIBRATION -----	22
2.2. GRANDEURS MESUREES ET IDENTIFICATION -----	25
2.2.1. MODELISATION THEORIQUE DU FLUX REÇU PAR LE CAPTEUR -----	25
2.2.2. METHODE INVERSE-----	30
2.3. EXPERIENCES ET RESULTATS -----	31
2.3.1. COMPARAISON AVEC LES THERMOCOUPLES-----	32
2.3.2. COMPARAISON AVEC LES FILS -----	32
2.3.3. COMPARAISON AVEC UNE CAMERA THERMIQUE-----	36
2.4. CONCLUSION-----	37
BIBLIOGRAPHIE -----	39

Chapitre 2

Présentation de la méthode thermique

Introduction

La métrologie des feux de forêts relative à l'aspect physique de la flamme s'est historiquement développée avec les mesures de températures de flamme par thermocouples. Cet appareil de mesure est largement utilisé depuis les années 1970, cf. Rothermel [1] et Chetehouna et al. [2], mais les résultats qui en sont issus sont sujets à caution. En effet, cet outil ne permet d'obtenir qu'une mesure ponctuelle de température de flamme en un endroit du feu, ce qui n'est pas représentatif d'une grandeur dite "moyenne" utilisée par les modèles de propagation. Un autre appareillage est couramment utilisé depuis le début des années 2000 : les caméras infrarouges (également appelées caméras thermiques), cf. Pastor et al. [3] et Martinez-de Dios et al. [4]. Ces caméras permettent de mesurer la température en tout point d'une surface de flamme. Cependant ces mesures peuvent être rapidement perturbé par des produits de combustion tels que les suies. De plus cet appareillage est coûteux et fragile. Enfin, comme pour les thermocouples, les données extraites de ces caméras ne permettent pas l'accès à une grandeur moyenne.

Ce constat sur la pertinence de la mesure de la température d'une flamme étant fait, il convient maintenant de proposer une grandeur mesurable qui est globale. Un raisonnement logico-déductif, cf. Séro-Guillaume et al. [5] conduit à prendre le flux de chaleur, et plus particulièrement le flux radiatif, émis par la flamme. En effet, le flux radiatif est considéré comme le moteur de la propagation d'un feu de forêt, cf. Sacadura [6], et il présente de plus l'atout d'être non seulement une grandeur globale mais aussi une grandeur mesurable. Le choix du paramètre pertinent à mesurer ayant été fixé,

nous allons présenter brièvement le capteur thermique conçu au laboratoire. Sa conception, ses fondements technologiques ainsi que sa nouvelle méthode de calibration sont rapportés au paragraphe 2.1.

La mesure du flux de chaleur permet de déduire les paramètres physique (flux volumique thermique) et géométriques (hauteur, inclinaison, positions des fronts de flamme avant et arrière...) à l'aide d'une modélisation spécifique présenté au paragraphe 2.2. La déduction des paramètres à optimiser est faite à l'aide de la méthode inverse dont le principe et l'algorithme utilisé sont explicités également au paragraphe 2.2.

Les résultats des vitesses de propagations et de mesures de flux obtenus sont comparés avec d'autres méthodes thermiques au paragraphe 2.3.

Enfin, les avantages et inconvénients de la méthode thermique sont discutés au paragraphe 2.4.

2.1. Présentation du capteur de flux thermiques

2.1.1. Cahier des charges

Le capteur thermique, développé par Chetehouna et al. [7,8] a été conçu pour instrumenter aussi bien les feux de laboratoire que des feux réels. Nous reprenons ces travaux par souci de cohérence. Cet outil métrologique (cf. figure 2.1) doit respecter le cahier des charges suivant:

- Résistant au feu
- Mise en oeuvre et utilisation non contraignante
- Plus faible coût possible
- Permet d'accéder à l'évaluation des flux thermiques
- Transmettre les données en direct

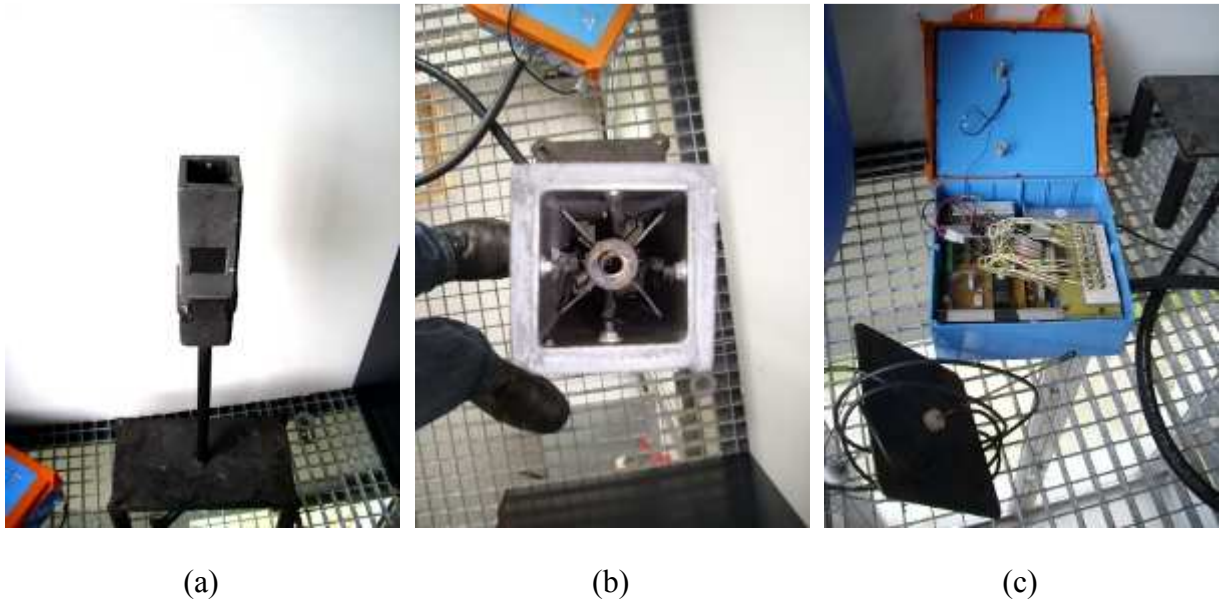


Figure 2.1. (a) Photographies du capteur thermique, (b) Vue de dessus du capteur thermique, (c) Centrale d'acquisition et antenne de transmission des données.

2.1.2. Conception technique

Le système de mesure se compose de trois parties :

- Le capteur de flux
- La centrale d'acquisition
- Le système de transmission sans fils des données

La centrale d'acquisition est alimentée par une batterie possédant une autonomie d'environ 8 heures. Le système de transmission sans fils est opérationnel sur une distance allant jusqu'à 500 mètres.

Techniquement, ce capteur est constitué d'une armature en acier, d'une couche d'isolant thermique haute température, de couches de colle, de 4 plaquettes de cuivre et de 9 thermocouples gainés type K, cf. figure 2.2.

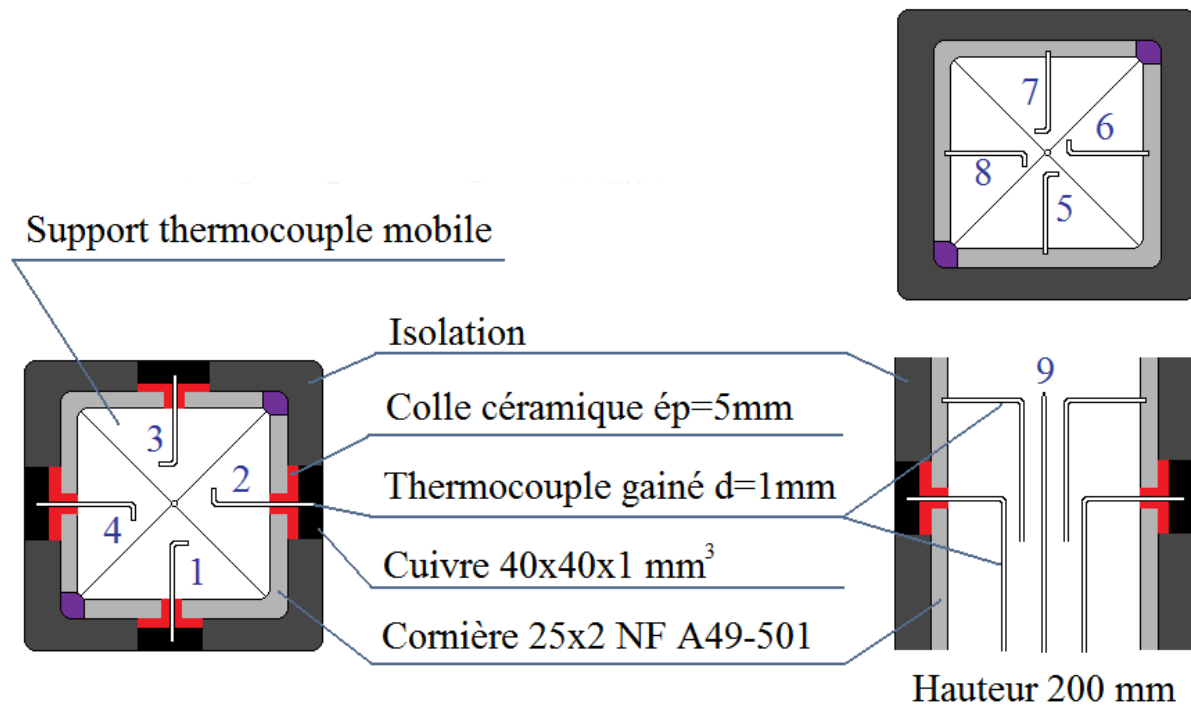


Figure 2.2. Coupes schématiques horizontale et verticale du capteur.

Les caractéristiques physiques et les propriétés thermiques de chaque élément de ce capteur sont données dans le tableau 2.1 ci-dessous :

	Epaisseur	Dimensions	Hauteur	k	ρ	a
	mm	mm ²	cm	W · m ⁻¹ · K ⁻¹	kg · m ⁻³	m ² · s ⁻¹
Acier	2	50 x 50	20	46	7850	0,12 · 10 ⁻⁴
Cuivre	1	40 x 40	/	389	8940	1,14 · 10 ⁻⁴
Isolant	6	62 x 62	20	0,10-0,23	288	/
Colle	5	40 x 40	/	0,29	/	/
Thermocouples Gainés de diamètre 1 mm						

Tableau 2.1. Caractéristiques physiques et thermiques du capteur de flux thermiques, issues de Chetehouna [7].

2.1.3. Modèle réduit et fonction de transfert

Le capteur a été modélisé par le schéma analogique réduit suivant, figure 2.3 :

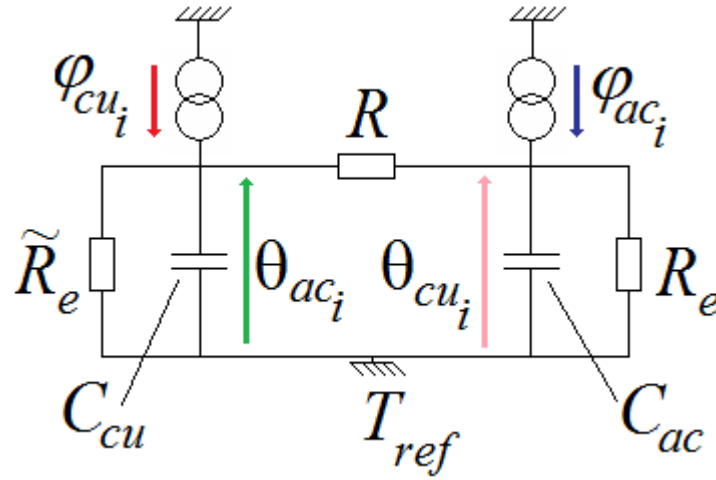


Figure 2.3. Schéma analogique du modèle réduit du capteur.

Dans ce schéma analogique réduit les paramètres $(\varphi_{cu_i}, \varphi_{ac_i})$ et $(\theta_{cu_i}, \theta_{ac_i})$ représentent respectivement les flux de chaleur absorbés et les températures mesurées par le cuivre et l'acier de la $i^{\text{ème}}$ face. Les paramètres $\tilde{R}_e$, R_e et R sont quant à eux des résistances thermiques. Enfin les paramètres (C_{cu}, C_{ac}) représentent des capacités calorifiques. Le flux thermique reçu par la plaque de cuivre se calcule par la fonction de transfert suivante :

$$\varphi_{cu_i}(t) = C_{cu} \frac{d\theta_{cu_i}(t)}{dt} + \left(\frac{1}{R} + \frac{1}{\tilde{R}_e}\right)\theta_{cu_i}(t) - \frac{1}{R}\theta_{ac_i}(t) \quad (2.1)$$

Une étape de calibration permet de déterminer les paramètres $\tilde{R}_e$, R et C_{cu} présentés au tableau 2.2:

$\tilde{R}_e$ [K/W]	R [K/W]	C_{cu} [J/K]
23.7	21.7	10.4

Tableau 2.2. Caractéristiques physiques des paramètres de la fonction de transfert.

2.1.4. Calibration

Au cours de ces travaux un capteur de flux thermique à dû être reconstruit (cf. figure 2.4). Une nouvelle procédure de calibration a été mise en place à partir de mesures provenant d'un capteur de référence et de mesure provenant du capteur reconstruit.

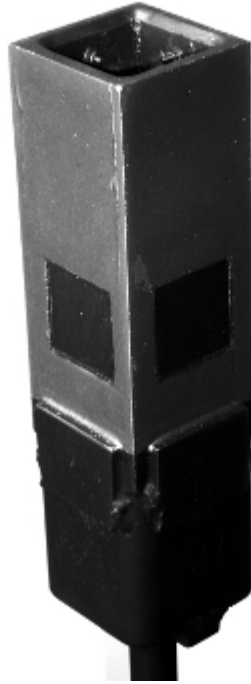


Figure 2.4. Photographie du capteur thermique reconstruit.

Un panneau radiant est placé devant le capteur thermique déjà calibré pendant une durée de quinze minutes puis on le retire et on laisse refroidir le capteur durant les quinze minutes suivantes. Ensuite on effectue la même expérience dans les mêmes conditions avec le capteur à calibrer. Enfin il suffit d'ajuster les paramètres internes $\tilde{R}_e$, R_e , R , C_{cu} et C_{ac} du capteur à calibrer de sorte que les flux thermiques reçus par les deux capteurs soient le plus proche possible.

Les données acquises, relativement bruitées, ont été filtrées par un filtre de Stavitzky-Golay, cf. Staggs [9] (cf. figure 2.5).

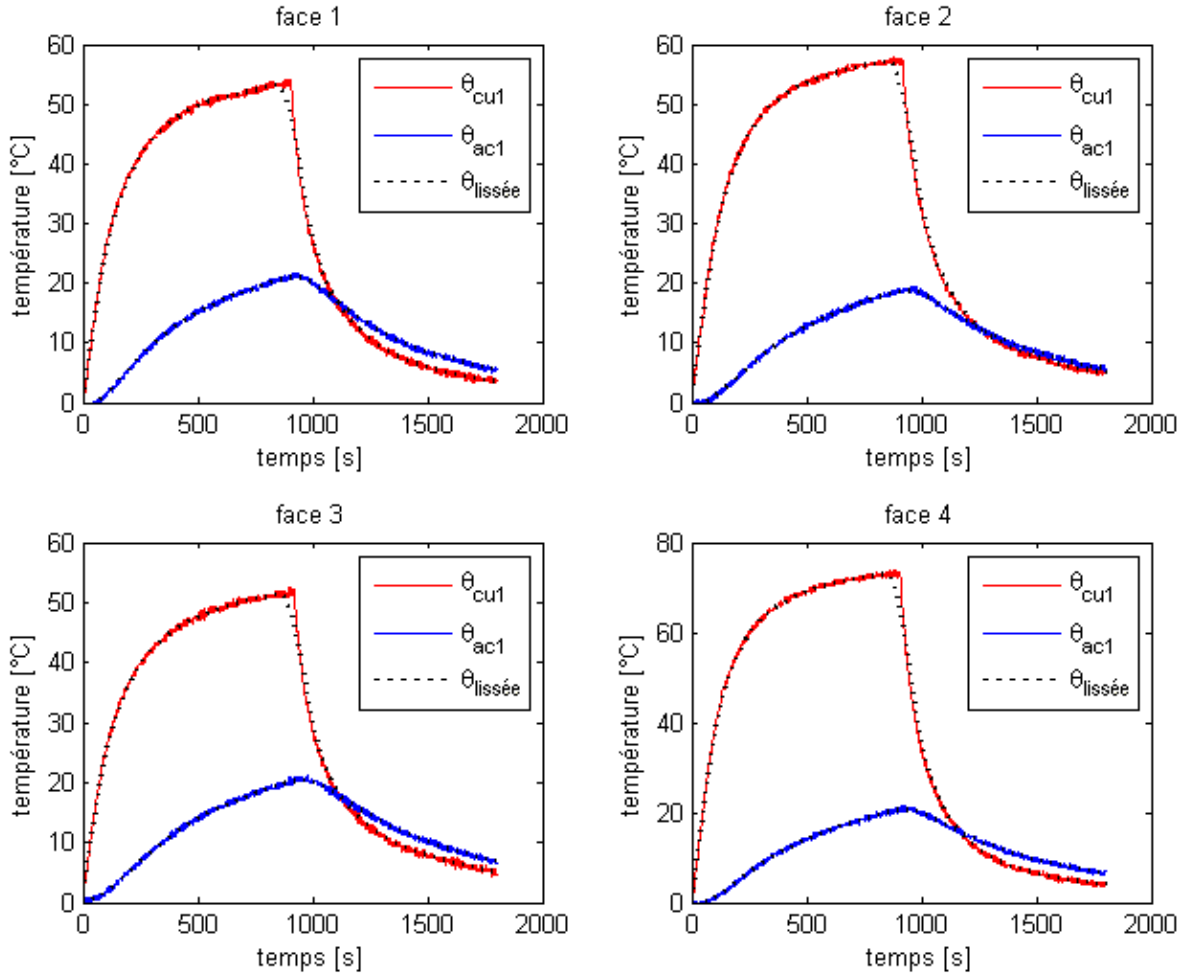


Figure 2.5. Profils lissés des températures obtenus pour le cuivre et l'acier de chaque face du capteur reconstruit.

La méthode de calibration consiste à minimiser la différence entre les flux reçus par le capteur reconstruit et ceux reçus par celui de référence à l'aide d'une régression de type moindres carrés pondérés :

$$Obj = \sum_{i=1}^4 \left\{ \left(\varphi_{cu}^i - \varphi_{cu_{ref}}^i \right)^2 + Coeff \left(\varphi_{ac}^i - \varphi_{ac_{ref}}^i \right)^2 \right\} \quad (2.2)$$

avec *Coeff* une pondération des termes provenant de l'acier dans la fonction *Obj*, donnée par l'équation 2.3 :

$$Coeff = \frac{\theta_{ac_{max}}}{\frac{1}{4} \sum_{i=1}^4 \theta_{cu_{max}}^i} \quad (2.3)$$

Cette régression est effectuée à l'aide d'un algorithme de recherche directe par motifs, dont le détail est donné au paragraphe 2.2.2. Les résultats obtenus sont répertoriés dans le tableau 2.3.

$\tilde{R}_e$ [K/W]	R_e [K/W]	R [K/W]	C_{cu} [J/K]	C_{ac} [J/K]
26.02	63.37	10.58	13.03	364.27

Tableau 2.3. Résultats de calibration des paramètres du capteur reconstruit.

Notons que ces valeurs des paramètres offrent une erreur relative (cf équation 2.4) de 3.35% sur le calcul des flux thermiques par rapport à notre référence (cf figure 2.6).

$$\text{Erreur Relative (\%)} = 100 \times \frac{\sum_{i=1}^4 \left\{ \left(\phi_{cu}^i - \phi_{cu_{ref}}^i \right)^2 + Coeff \left(\phi_{ac}^i - \phi_{ac_{ref}}^i \right)^2 \right\}}{\sum_{i=1}^4 \left\{ \left(\phi_{cu_{ref}}^i \right)^2 + Coeff \left(\phi_{ac_{ref}}^i \right)^2 \right\}} \quad (2.4)$$

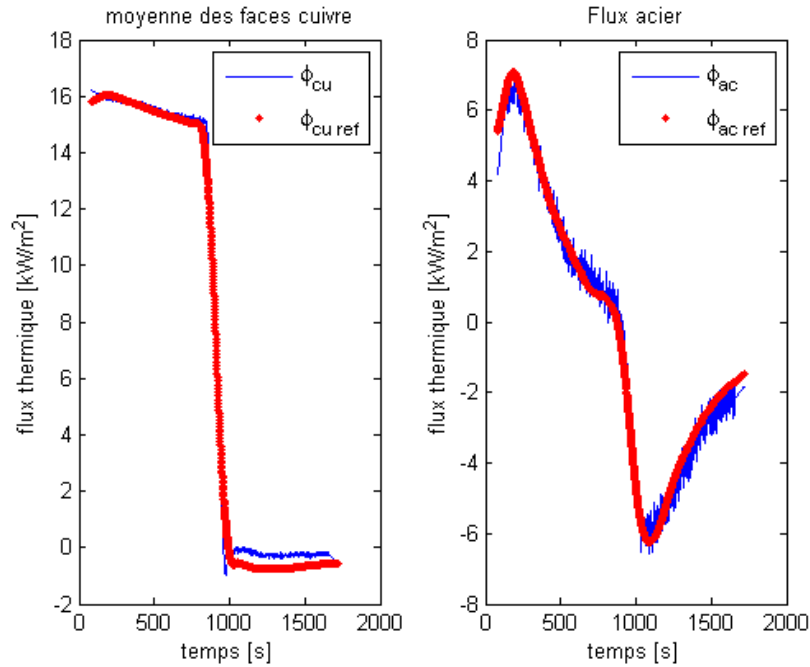


Figure 2.6. Comparaison des flux obtenus avec les paramètres de calibration aux flux de références.

2.2. Grandeurs mesurées et identification

2.2.1. Modélisation théorique du flux reçu par le capteur

Il est admis que la composante radiative du flux thermique provenant d'une flamme est prédominante dans le mécanisme de propagation, cf. Sacadura [6]. La flamme est communément modélisée comme un panneau radiant ayant une température et une émissivité constante, cf. Chetehouna et al. [2], Balbi et al. [13] et Dupuy et al. [14]. Néanmoins nous considérerons une approche volumique de la flamme pour notre modèle radiatif, cf. Chetehouna et al. [11] et Séro-Guillaume et al. [12] en utilisant comme point de départ l'équation de transfert radiatif, cf. Siegel et al. [10], et en s'appuyant sur l'hypothèse de flamme mince pour calculer le flux radiatif théorique émit par la flamme et reçu par les faces du capteur thermique.

Par la suite, ces calculs sont développés, cf. Rudz et al. [15,16], en s'inspirant d'un travail non publié de Didier Bernardin afin de simplifier les expressions des flux.

Dans les calculs, nous considérons que la flamme est un parallélépipède ayant des positions avant y_f^B et y_f^F arrières variables (figure 2.7), caractérisée par sa longueur de flamme l_f , son angle d'inclinaison α_f par rapport au sol (le sol faisant un angle de α_s par rapport à un plan horizontal), sa température T_f et son coefficient d'extinction K_f . Le capteur est placé à un point $\mathbf{M}(x_0, y_0)$ se situant au sommet de la végétation.

- Calcul pour la face 1 : $\mathbf{n}_i = \mathbf{j}$

Dans ce cas on doit calculer :

$$\Phi_1^{th}(\mathbf{M}) = \frac{B}{\pi} \int_{\Sigma_f} K_f T_f^4 dx_f dy_f \frac{\cos \alpha_f}{\cos \alpha_s} \frac{[\cos \beta - \cos(\theta + \beta)] \mathbf{w} \cdot \mathbf{j} - (1 - \cos \theta) \mathbf{f} \cdot \mathbf{j}}{r \sin^2 \beta} \quad (2.6)$$

Remarquons au passage que $\mathbf{w} \cdot \mathbf{j} = \sin \phi$ et $\mathbf{f} \cdot \mathbf{j} = \sin \alpha_w \sin \phi_f$; Le flux thermique théorique reçu par la face frontale (face 1) du capteur thermique peut s'écrire :

$$\Phi_1^{th}(\mathbf{M}) = \frac{B}{\pi} \int_{\Sigma_f} K_f T_f^4 dx_f dy_f \frac{\cos \alpha_f}{r \sin^2 \beta \cos \alpha_s} \times \left[(\sin \phi \cos \beta - \sin \alpha_w \sin \phi_f)(1 - \cos \theta) + \sin \phi \sin \beta \sin \theta \right] \quad (2.7)$$

- Calcul pour la face 4 : $\mathbf{n}_i = \mathbf{i}$

On doit calculer :

$$\Phi_4^{th}(\mathbf{M}) = \frac{B}{\pi} \int_{\Sigma_f^{(4)}} K_f T_f^4 dx_f dy_f \frac{\cos \alpha_f}{\cos \alpha_s} \frac{[\cos \beta - \cos(\theta + \beta)] \mathbf{w} \cdot \mathbf{i} - (1 - \cos \theta) \mathbf{f} \cdot \mathbf{i}}{r \sin^2 \beta} \quad (2.8)$$

En insérant $\mathbf{w} \cdot \mathbf{i} = \cos \phi$ et $\mathbf{f} \cdot \mathbf{i} = \sin \alpha_w \cos \phi_f$ dans cette équation, on obtient :

$$\Phi_4^{th}(\mathbf{M}) = \frac{B}{\pi} \int_{\Sigma_f^{(4)}} K_f T_f^4 dx_f dy_f \frac{\cos \alpha_f}{r \sin^2 \beta \cos \alpha_s} \times \left[(\cos \phi \cos \beta - \sin \alpha_w \cos \phi_f)(1 - \cos \theta) + \cos \phi \sin \beta \sin \theta \right] \quad (2.9)$$

où $\Sigma_f^{(4)}$ est la partie de Σ_f vue par la face numéro 4 du capteur sans fils.

- Calcul pour la face 4 : $\mathbf{n}_i = \mathbf{i}$

On doit calculer :

$$\Phi_2^{th}(\mathbf{M}) = \frac{B}{\pi} \int_{\Sigma_f^{(2)}} K_f T_f^4 dx_f dy_f \frac{\cos \alpha_f}{\cos \alpha_s} \frac{(1 - \cos \theta) \mathbf{f} \cdot \mathbf{i} - [\cos \beta - \cos(\theta + \beta)] \mathbf{w} \cdot \mathbf{i}}{r \sin^2 \beta} \quad (2.10)$$

En insérant de même $\mathbf{w} \cdot \mathbf{i} = \cos \phi$ et $\mathbf{f} \cdot \mathbf{i} = \sin \alpha_w \cos \phi_f$ dans cette équation, on obtient :

$$\Phi_2^{th}(\mathbf{M}) = -\frac{B}{\pi} \int_{\Sigma_f^{(2)}} K_f T_f^4 dx_f dy_f \frac{\cos \alpha_f}{r \sin^2 \beta \cos \alpha_s} \times \left[(\cos \phi \cos \beta - \sin \alpha_w \cos \phi_f)(1 - \cos \theta) + \cos \phi \sin \beta \sin \theta \right] \quad (2.11)$$

où $\Sigma_f^{(2)}$ est la partie de Σ_f vue par la face numéro 2 du capteur sans fils avec

$$\cos \beta = \sin \alpha_w \cos(\phi - \phi_f), \quad \sin^2 \beta = 1 - \sin^2 \alpha_w \cos^2(\phi - \phi_f) \quad \text{et} \quad \cot \theta = \frac{r}{l_f \sin \beta} - \cot \beta.$$

Dans ce travail la flamme se propage vers la face 1, ce qui signifie que les vecteurs unitaires $\mathbf{n}$, $\mathbf{f}$, $\mathbf{s}$, $\mathbf{u}$ et $\mathbf{w}$ sont coplanaires, l'angle $\phi = \phi_f$ et l'angle d'inclinaison de la flamme s'exprime alors $\alpha_f = \alpha_w + \alpha_s$. Il vient également $\cos \beta = \sin \alpha_w$, $\sin \beta = \cos \alpha_w$ et

$$\cot \theta = \frac{r}{l_f \cos \alpha_w} - \tan \alpha_w. \quad \text{De plus on a :} \quad \sin \theta = \frac{l_f \cos \alpha_w}{\sqrt{r^2 - 2l_f r \sin \alpha_w + l_f^2}},$$

$$\cos \theta = \frac{r - l_f \sin \alpha_w}{\sqrt{r^2 - 2l_f r \sin \alpha_w + l_f^2}}, \quad \sin \phi = \frac{Y}{r}, \quad \cos \phi = \frac{X}{r}.$$

Les équations (2.7), (2.9) et (2.11) s'écrivent alors :

$$\Phi_1^{th}(\mathbf{M}) = \frac{B}{\pi} \int_{x_0+W}^{x_0-W} dX \int_{y_0-y_f^B}^{y_0-y_f^F} K_f T_f^4 \frac{\cos(\alpha_w + \alpha_s)}{\cos \alpha_s} \frac{Y l_f}{r^2 \sqrt{r^2 - 2l_f r \sin \alpha_w + l_f^2}} dY \quad (2.12)$$

$$\Phi_4^{th}(\mathbf{M}) = \frac{B}{\pi} \int_{y_0-y_f^B}^{y_0-y_f^F} dY \int_{x_0+W}^{x_0} K_f T_f^4 \frac{\cos(\alpha_w + \alpha_s)}{\cos \alpha_s} \frac{X l_f}{r^2 \sqrt{r^2 - 2l_f r \sin \alpha_w + l_f^2}} dX \quad (2.13)$$

$$\Phi_2^{th}(\mathbf{M}) = -\frac{B}{\pi} \int_{y_0-y_f^B}^{y_0-y_f^F} dY \int_{x_0}^{x_0-W} K_f T_f^4 \frac{\cos(\alpha_w + \alpha_s)}{\cos \alpha_s} \frac{X l_f}{r^2 \sqrt{r^2 - 2l_f r \sin \alpha_w + l_f^2}} dX \quad (2.14)$$

avec $r = \sqrt{X^2 + Y^2}$, $X = x_0 - x_f$ et $Y = y_0 - y_f$ où (x_0, y_0) représentent la position de la cible sur le plan Σ_f mesurant le flux émit par la flamme. W est la demi largeur de la flamme et x_f, y_f sont respectivement les coordonnées du feu sur les axes x et y .

En paramétrant $R(Y) = \sqrt{Y^2 + X^2}$ pour X fixé et $\bar{R}(X) = \sqrt{Y^2 + X^2}$ pour Y fixé, les flux radiatifs théoriquement reçus par le capteur thermique deviennent alors:

$$\Phi_1^{th}(\mathbf{M}) = \frac{B}{\pi} \int_{x_0+W}^{x_0-W} K_f T_f^4 \frac{\cos(\alpha_w + \alpha_s)}{\cos \alpha_s} \times \ln \left(\frac{R_F(X) l_f - R_B(X) \sin \alpha_w + \sqrt{(R_B(X) - l_f \sin \alpha_w)^2 + l_f^2 \cos^2 \alpha_w}}{R_B(X) l_f - R_F(X) \sin \alpha_w + \sqrt{(R_F(X) - l_f \sin \alpha_w)^2 + l_f^2 \cos^2 \alpha_w}} \right) dX \quad (2.15)$$

$$\Phi_4^{th}(\mathbf{M}) = \frac{B}{\pi} \int_{y_0-y_f^B}^{y_0-y_f^F} K_f T_f^4 \frac{\cos(\alpha_w + \alpha_s)}{\cos \alpha_s} \times \ln \left(\frac{\bar{R}_2(Y) l_f - \bar{R}_1(Y) \sin \alpha_w + \sqrt{(\bar{R}_1(Y) - l_f \sin \alpha_w)^2 + l_f^2 \cos^2 \alpha_w}}{\bar{R}_1(Y) l_f - \bar{R}_2(Y) \sin \alpha_w + \sqrt{(\bar{R}_2(Y) - l_f \sin \alpha_w)^2 + l_f^2 \cos^2 \alpha_w}} \right) dY \quad (2.16)$$

$$\Phi_2^{th}(\mathbf{M}) = -\frac{B}{\pi} \int_{y_0-y_f^B}^{y_0-y_f^F} K_f T_f^4 \frac{\cos(\alpha_w + \alpha_s)}{\cos \alpha_s} \times \ln \left(\frac{\tilde{R}_2(Y) l_f - \tilde{R}_1(Y) \sin \alpha_w + \sqrt{(\tilde{R}_1(Y) - l_f \sin \alpha_w)^2 + l_f^2 \cos^2 \alpha_w}}{\tilde{R}_1(Y) l_f - \tilde{R}_2(Y) \sin \alpha_w + \sqrt{(\tilde{R}_2(Y) - l_f \sin \alpha_w)^2 + l_f^2 \cos^2 \alpha_w}} \right) dY \quad (2.17)$$

avec $R_B(X) = \sqrt{(y_0 - y_f^B)^2 + X^2}$, $R_F(X) = \sqrt{(y_0 - y_f^F)^2 + X^2}$, $\bar{R}_1(Y) = \sqrt{Y^2 + (x_0 + W)^2}$,

$\bar{R}_2(Y) = \sqrt{Y^2 + x_0^2}$, $\tilde{R}_1(Y) = \sqrt{Y^2 + x_0^2}$ et $\tilde{R}_2(Y) = \sqrt{Y^2 + (x_0 - W)^2}$.

2.2.2. Méthode inverse

Depuis le début des années 90 la méthode inverse est couramment utilisée dans l'ingénierie et a été discutée par beaucoup d'auteurs, cf. [17-21]. Cependant, dans le domaine des feux de forêts il y a peu de travaux utilisant la méthode inverse. Néanmoins, nous pouvons noter la contribution de Bergmann et al. [19] dans ce domaine : en se basant sur leur modèle de réaction-diffusion, ces auteurs ont déterminé le point d'ignition d'un feu de forêt.

Comme il est mentionné par Beck et al. [17], les problèmes inverses peuvent être classés en deux catégories : les estimations de fonctions et les estimations de paramètres. Si la forme analytique de la modélisation est connue et que les inconnues sont ses paramètres d'entrée, alors c'est une « estimation de paramètres », tandis que si le modèle n'est pas connu mais que les paramètres le sont alors c'est une « estimation de fonction ».

Le problème étudié dans ce manuscrit est un problème d'estimation de paramètres car le modèle de flamme est connu, mais pas les variables impliquées, cf. Beck et al. [17,18].

Cette méthode permet de déterminer des paramètres inaccessibles à la mesure en minimisant l'écart entre une mesure et un modèle. La méthode inverse est une minimisation avec contraintes :

$$\begin{aligned}
 &\text{minimise} \quad J(\xi) \\
 &\text{bornée entre} \quad \xi_l \leq \xi \leq \xi_u \\
 &\text{avec } J(\xi) = \frac{1}{\sum_{k=1,2,4} \|\Phi_k^{\text{exp}}\|} \left(\|\Phi_1^{\text{th}}(\xi) - \Phi_1^{\text{exp}}\| + \|\Phi_2^{\text{th}}(\xi) - \Phi_2^{\text{exp}}\| + \|\Phi_4^{\text{th}}(\xi) - \Phi_4^{\text{exp}}\| \right)
 \end{aligned} \tag{2.18}$$

où $\xi = (y_{f_1}^B, y_{f_2}^B, \dots, y_{f_n}^B, y_{f_1}^F, y_{f_2}^F, \dots, y_{f_n}^F, h_f, \phi_f)$ est le vecteur de paramètres à identifier et (ξ_l, ξ_u) sont respectivement la borne inférieure et la borne supérieure du vecteur de paramètres. $\|\cdot\|$ signifie la norme Euclidienne, $\Phi_k^{\text{exp}} \forall k=1,2,4$ sont les flux radiatifs mesurés par le capteur et Φ_1^{th} , Φ_2^{th} et Φ_4^{th} sont les flux radiatifs théoriques donnés par les équation (2.15), (2.16) et (2.17).

Le processus de minimisation a été effectué à l'aide d'un algorithme de type *Pattern Search*, cf. Liu et al. [20] et Lewis et al. [21,22], qui est une recherche par motifs, appartenant à la famille de recherche direct. Pour ce faire, il faut d'abord se donner une matrice de base $B \in \mathbb{R}^{n \times n}$, une matrice de génération $C_k \in \mathbb{R}^{n \times p}$ et une maille $\Delta_k > 0$. Ensuite l'algorithme de recherche par motifs fonctionne comme suit en se fixant (ξ_0, Δ_0) tel que $\xi_l \leq \xi_0 \leq \xi_u$ et $D_0 > 0$:

pour $k=0,1,\dots$

1. Calcul de $J(\xi_k)$
2. Détermination du pas $s_k^i = \Delta_k B c_k^i$ avec c_k^i la $i^{\text{ème}}$ colonne de C_k et $\xi_l \leq \xi_k + s_k^i \leq \xi_u$
3. Calcul de $\rho_k = \min_i \{J(\xi_k) - J(\xi_k + s_k^i)\}$
4. Si $\rho_k > 0$ alors $\xi_{k+1} = \xi_k + s_k^i$ et $\Delta_{k+1} = \lambda_k \Delta_k$ avec $\lambda_k \geq 1$. Sinon $\xi_{k+1} = \xi_k$ et $\Delta_{k+1} = \theta_k \Delta_k$ avec $0 < \theta_k < 1$
5. Mise à jour de C_k

Contrairement aux méthodes d'optimisation traditionnelles qui utilisent des informations provenant du gradient et/ou de dérivées d'ordre supérieur de la fonction à minimiser, l'algorithme utilisé ici ne requiert pas l'accès à ces informations. En effet, une méthode de type recherche directe par motifs, recherche dans un ensemble de points autour d'un point de départ, le point permettant de diminuer la fonction objectif, ce point devenant un nouveau point de départ. De plus cette méthode assure une convergence globale vers le minimum.

2.3. Expériences et résultats

Dans cette partie nous effectuons une comparaison des vitesses de propagations du front de flamme obtenues à l'aide de la méthodologie thermique et d'autres méthodes. La première et la deuxième comparaison sont effectuées avec des moyens de mesures discrets : thermocouples dans le premier et fils dans le second, tandis que la troisième est réalisée avec une caméra thermique, un moyen de mesure continu.

2.3.1. Comparaison avec les thermocouples

La première campagne d'essais présentée a été menée pendant l'été 2006 dans le tunnel à feu du C.E.R.E.N., cf. Chetahouna [7]. Le combustible utilisé est le *Quercus Coccifera*, un petit arbuste d'environ 90 centimètres de haut, végétation majoritaire dans le sud de la France et plus largement dans les régions Méditerranéennes. La charge est de 3 kg.m^{-2} . Ce végétal repose sur une litière de paille d'une profondeur de 10 centimètres avec un chargement de 1.5 kg.m^{-2} . Cinq thermocouples sont disposés de manière équidistante sur l'axe de propagation dans la zone contenant le végétal et la litière, à une hauteur de 70 centimètres par rapport au sol, tandis que le capteur thermique est placé à 50 centimètres devant la zone de propagation, sur le même axe que les thermocouples, mais à une hauteur de 90 centimètres, soit la cime de la végétation (cf figure 2.8).

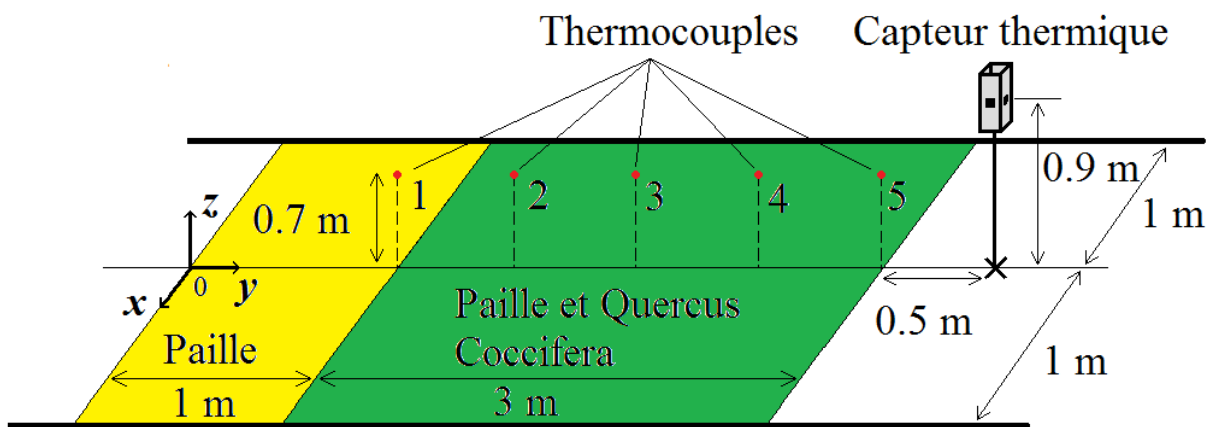


Figure 2.8. Dispositif expérimental monté au C.E.R.E.N.

Les vitesses moyennes mesurées par Chetahouna [7] sur l'ensemble de la zone de propagation sont du même ordre de grandeur: 1.30 cm.s^{-1} pour le capteur et 1.35 m.s^{-1} pour les thermocouples. La comparaison des deux moyens de mesure de la vitesse de propagation valide la méthodologie thermique de notre capteur.

2.3.2. Comparaison avec les fils

La deuxième campagne d'essais a été menée au printemps 2007 sur le site de l'école départementale des sapeurs-pompiers du Cher à Sancoins (en région centre). Les essais se sont déroulés sur une table de combustion en béton cellulaire d'une superficie de 2 m par 1 m avec une profondeur de 20 cm. Des fils de nylon de diamètre 2.5 mm étaient

disposés perpendiculairement à l'axe de propagation et équidistants de 20 cm (cf figure 2.9). Ce moyen rudimentaire de mesure permet une estimation relativement fiable de la vitesse de propagation si le front de flamme est bien rectiligne, ce qui est le cas dans ces essais. En effet il suffit de mesurer le temps écoulé entre deux ruptures de fils consécutives pour estimer une vitesse de propagation moyenne dans la zone comprise entre les deux fils. Le capteur thermique était quand à lui placé devant le front de flamme, à 6 cm de la fin de la zone de propagation et à la hauteur de la table (cf figure 2.10).



Figure 2.9. Placement des fils de nylon.



Figure 2.10. Positionnement du capteur thermique.

Les vitesses de propagation mesurées par le système filaire fluctuent entre 0.65 et 0.69 cm.s^{-1} selon les zones de mesures (soit une vitesse moyenne de 0.67 cm.s^{-1}) tandis que la méthodologie thermique donne des vitesses de propagation comprises entre 0.64 et 0.7 cm.s^{-1} sur l'ensemble de la zone de propagation en fonction du nombre de point de mesures. Un écart relatif de 4.5% est observé pour la vitesse de propagation du feu entre notre méthode continue et la méthode discrète. A titre d'illustration, les positions obtenues par la méthodologie thermique pour 6, 9 et 15 points de mesures sont représentées sur les figures 2.11, 2.12 et 2.13. Ces positions ont permis de déterminer les vitesses de propagation, qui sont respectivement de 0.66 , 0.69 et 0.67 cm.s^{-1} .

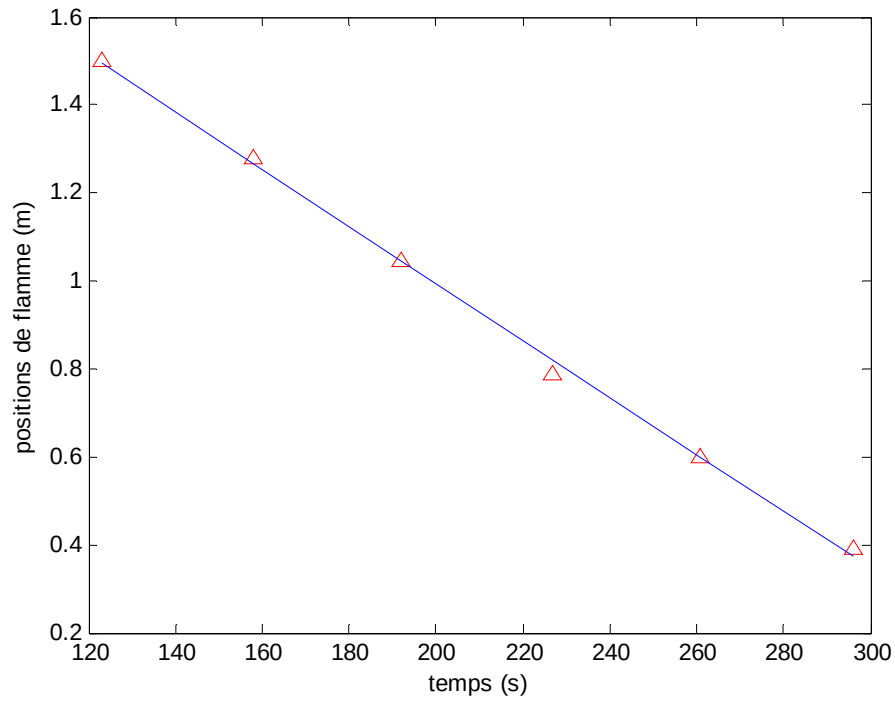


Figure 2.11. Positions déterminées avec six points de mesure par la méthodologie thermique.

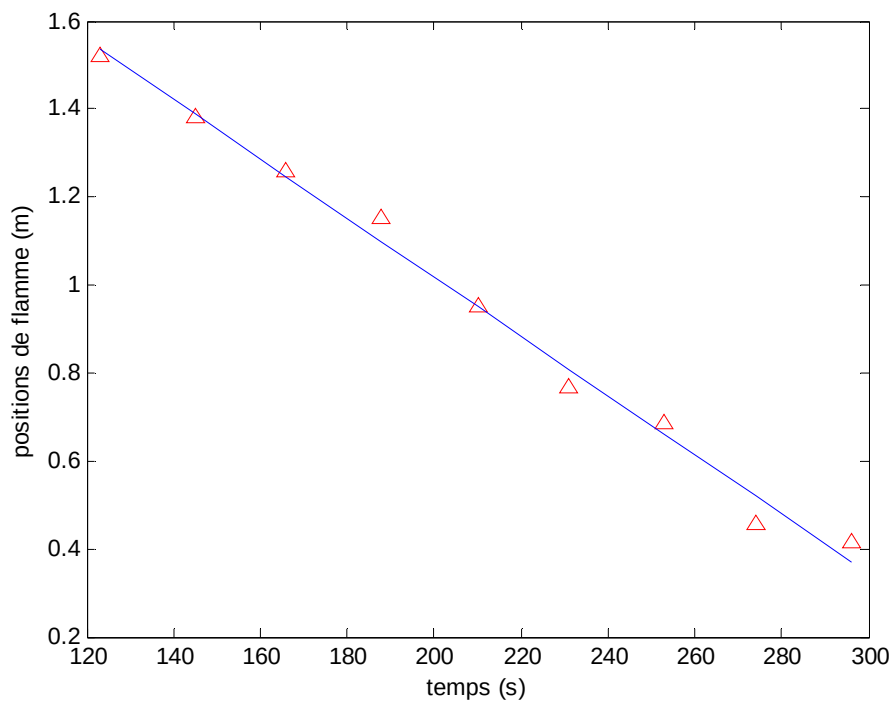


Figure 2.12. Positions déterminées avec neuf points de mesures par la méthodologie thermique.

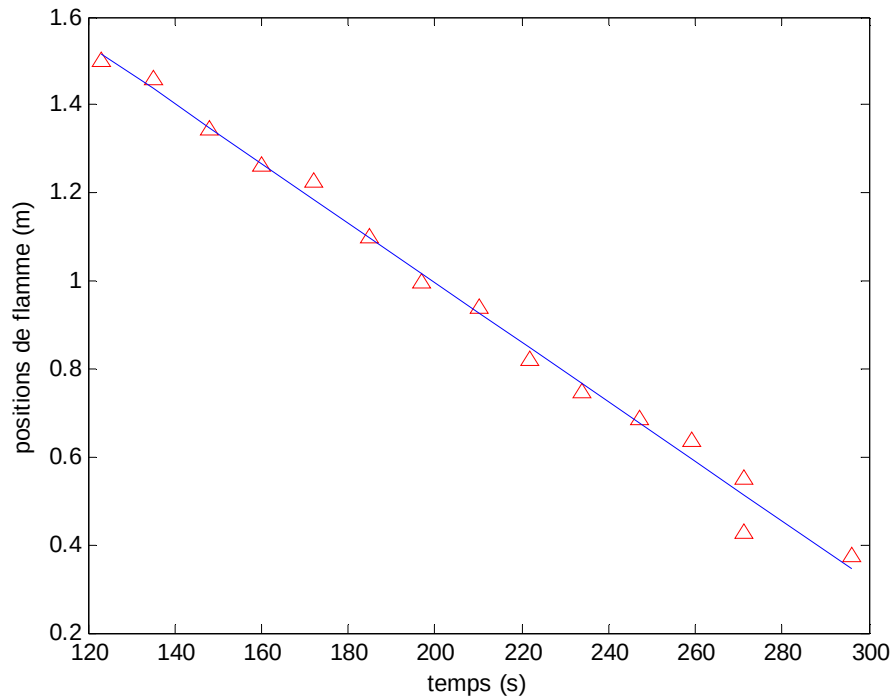


Figure 2.13. Positions calculées avec quinze points de mesure pour la méthodologie thermique.

2.3.3. Comparaison avec une caméra thermique

Il existe à l'heure actuelle peu de résultats dans la littérature concernant les mesures de vitesse de propagations de feux en utilisant la paille comme combustible. Néanmoins Pastor et al. [3] propose une méthodologie optique, détaillée au chapitre 3, avec une caméra thermique qui est comparé à la méthode des fils. Les vitesses de propagations observées sont en bon accord avec la méthode discrète des fils, avec un écart n'excédant pas plus de 6%. Nos résultats provenant des essais menés à Sancoins avaient également permis de constater un bon accord entre notre méthode thermique et la méthode filaire avec un écart relatif n'excédant pas 4.5% sur les mesures de vitesse de propagation. La comparaison des deux méthodes continues avec les mesures discrètes fils est présentée en figure 2.14.

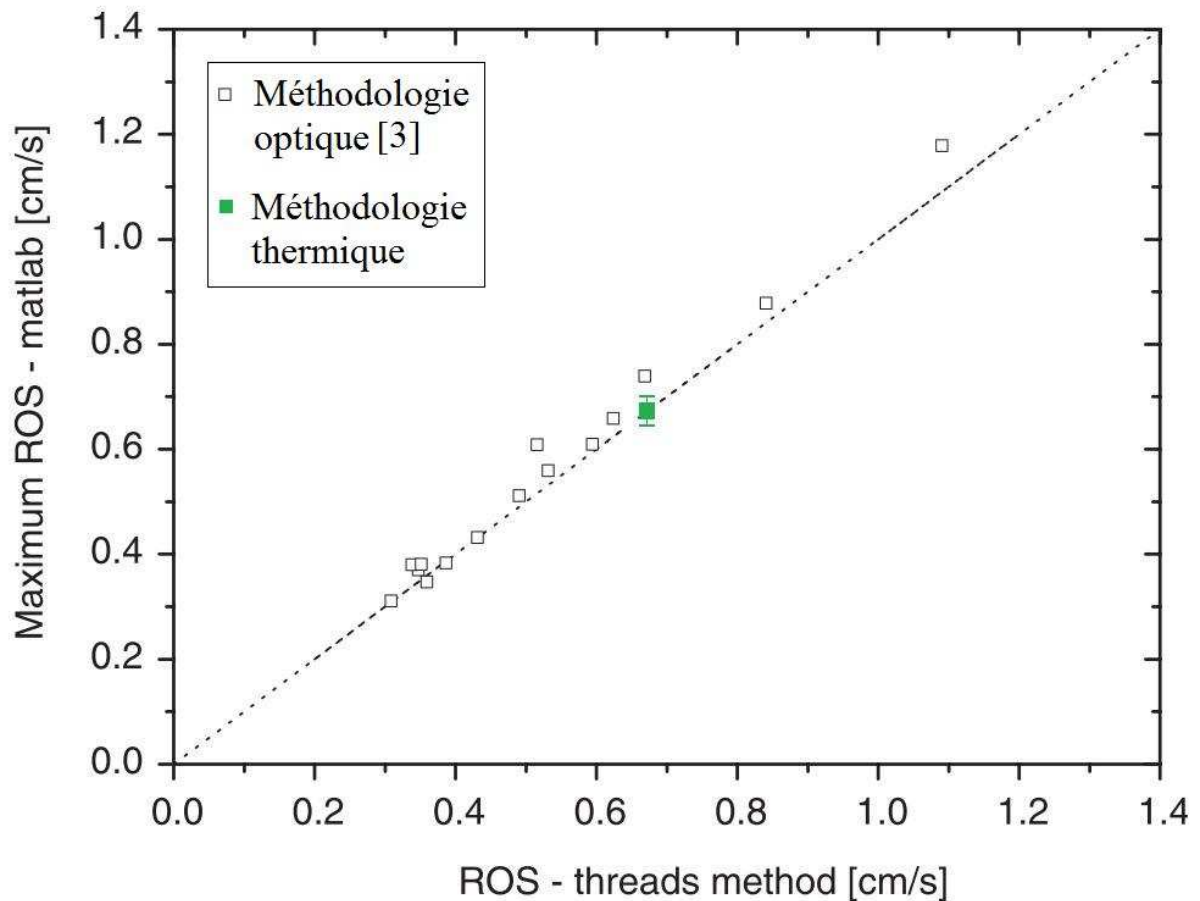


Figure 2.14. Comparaison des deux méthodes continues avec des mesures discrètes.

2.4. Conclusion

Le capteur thermique, et la méthodologie qui lui est associé, présentés dans ce chapitre met en évidence ses intérêts:

- Un outil métrologique à mesures continues.
- Un outil métrologique autonome (transmission sans fils).
- Résistant au passage du feu.
- Mesure d'une grandeur globale : le flux thermique.
- Modélisation fournissant une information riche: positions avant et arrière du front de flamme, longueur de flamme, angle d'inclinaison et flux volumique.
- Peu sensible aux perturbations.
- Une reconstruction 2D du front de flamme envisageable si plusieurs capteurs travaillent ensemble.
- Un coût faible (2000 €) comparé aux caméras thermiques (>10 000 €).

Néanmoins ce capteur possède une limite budgétaire.

- Coût relativement élevé pour une utilisation en feu contrôlé. En effet pour un front de feu non plat plusieurs capteurs sont nécessaires.

Bibliographie

- [1] **R.C. Rothermel**, A mathematical model for predicting fire spread in wildland fuels, *USDA Forest Service Research paper INT-115*, Ogden, Utah, USA, p. 40, 1972.
- [2] **K. Chetehouna, O. Séro-Guillaume, A. Degiovanni**, Identification of the upward gas flow velocity and of the geometric characteristics of a flame with a specific thermal sensor, *International Journal of Thermal Sciences* **44(10)**, pp. 966-972, 2005.
- [3] **E. Pastor, A. Agueda, J. Andrade-Cetto, M. Muñoz, Y. Pérez, E. Planas**, Computing the rate of spread of linear flame fronts by thermal image processing, *Fire Safety Journal* **41**, pp. 569–579, 2006.
- [4] **J.R. Martinez-de Dios, B.C. Arrue, A. Ollero, L. Merino, F. Gomez-Rodriguez**, Computer vision techniques for forest fire perception, *Image Vision Computing* **26**, pp. 550–562, 2008.
- [5] **O. Séro-Guillaume**, Quelques réflexions sur la question de la validation des modèles, *GDR Incendie*, 2007.
- [6] **J.F. Sacadura**, Radiative heat transfer in fire safety science, *Journal of Quantitative Spectroscopy and Radiative Transfer* **93**, pp. 5–24, 2005.
- [7] **K. Chetehouna**, Contribution à la métrologie des feux de végétation, *thèse de l'Institut National Polytechnique de Lorraine*, Nancy, 2002.
- [8] **K. Chetehouna, O. Séro-Guillaume, D. Bernardin**, Detection of the Positions and Computing the Rate of Spread of Fire Fronts Using a Radiative Flame Model and Inverse Method, In: *Eduards Gomez and Kristina Alvarez (ed) Forest Fires: Detection, Suppression, and Prevention*, Nova Science Publishers, Inc, Chapter 8, 2009.
- [9] **J.E.J. Staggs**, Savitzky–Golay smoothing and numerical differentiation of cone calorimeter mass data, *Fire Safety Journal* **40**, pp. 493–505, 2005.
- [10] **R. Siegel, J. Howell**, *Thermal radiation heat transfer*, In: Taylor & Francis (ed), New-York, 2002.
- [11] **K. Chetehouna, O. Séro-Guillaume, I. Sochet, A. Degiovanni**, On the experimental determination of flame front positions and of propagation parameters for a fire, *International Journal of Thermal Sciences* **47**, pp. 1148-1157, 2008.

- [12] **O. Séro-Guillaume, S Ramezani, J. Margerit, D. Calogine**, On large Scale Forest Fires Propagation Models, *International Journal of Thermal Sciences* **47**, pp. 680-694, 2008.
- [13] **J.H. Balbi, J.L. Rossi, T. Marcelli, P.A. Santoni**, A 3D physical real-time model of surface fires across fuel beds, *Combustion Science and Technology* **179 (12)**, pp. 2511-2537, 2007.
- [14] **J.L. Dupuy**, Testing Two Radiative Physical Models for Fire Spread Through Porous Forest Fuel Beds, *Combustion Science and Technology* **155(1)**, pp. 149-180, 2000.
- [15] **S. Rudz, K. Chetehouna, O. Séro-Guillaume**, Metrological tool for the characterization of flame fronts based on the coupling of heat flux approach with image processing data, *Fire Technology* **47(2)**, pp. 491-505, 2011.
- [16] **S. Rudz, K. Chetehouna, O. Séro-Guillaume**, Identification of flame characteristics by coupling of a thermal method and image processing, *Proceeding of the 6th International Seminar on Fire and Explosion Hazards*, p. 12, 2010.
- [17] **J.V. Beck, B. Blackwell, C. St Clair C**, Inverse Heat Conduction, Ill-Posed Problems. In: *John Wiley & Sons (ed), New-York*, 1985.
- [18] **J.V. Beck, K.A. Woodburry**, Inverse problems and parameter estimation: integration of measurements and analysis, *Measurement Science and Technology* **9**, pp. 839-847, 1998.
- [19] **M. Bergmann, O. Séro-Guillaume, S. Ramezani**, Note on the determination of the ignition point in forest fires propagation using a control algorithm. *Communications in Numerical Methods in Engineering* **24(11)**, pp. 879-896, 2008.
- [20] **L. Liu, X. Zhang**, Generalized pattern search methods for linearly equality constrained optimization problems, *Applied Mathematics and Computation* **181**, pp. 527-535, 2006.
- [21] **R.M. Lewis, V. Torczon**, Pattern Search Algorithms for Bound Constrained Minimization, *SIAM Journal on Optimization* **9**, pp. 1082-1099, 1999.
- [22] **R.M. Lewis, V. Torczon, M.W. Trosset**, Direct search Methods: then and now, *Journal of computational and applied mathematics on Optimization* **124**, pp. 191-207, 2000.

Chapitre 3

Présentation de la méthode optique

Table des matières

INTRODUCTION-----	42
3.1. ETAT DE L'ART DES METHODES OPTIQUES-----	43
3.1.1. PERCEPTION GEOMETRIQUE DE L'ENVIRONNEMENT PAR UNE CAMERA -----	43
3.1.2. PRE REQUIS SUR LA COLORIMETRIE -----	46
3.1.2.1. L'espace colorimétrique RVB-----	46
3.1.2.2. L'espace colorimétrique TSV -----	47
3.1.2.3. L'espace colorimétrique YCbCr-----	51
3.1.3. ALGORITHMES DE SEGMENTATION DU FEU-----	52
3.1.3.1. Méthode 1-----	53
3.1.3.2. Méthode 2-----	53
3.1.3.3. Méthode 3-----	54
3.1.3.4. Méthode 4-----	55
3.2. METHODOLOGIE OPTIQUE-----	55
3.2.1. CONCEPT DE LA METHODOLOGIE -----	55
3.2.2. LES METRIQUES D'EVALUATIONS -----	56
3.2.3. LES VERITES TERRAINS-----	57
3.2.4. CHOIX DE L'ALGORITHME DE SEGMENTATION -----	58
3.2.5. DETAILS DE LA METHODOLOGIE OPTIQUE -----	60
3.3. RESULTATS ET COMPARAISON -----	60
3.4. CONCLUSION-----	64
BIBLIOGRAPHIE -----	65

Chapitre 3

Présentation de la méthodologie optique

Introduction

Depuis le début des années 2000, les méthodes optiques pour déterminer les positions du front de flamme se sont considérablement développées, cf. [1-3]. En effet l'utilisation de ces méthodes est relativement simple, facile d'emploi, et l'information portant sur le feu recueillie par traitement d'image est riche. En 2006, Pastor et al. [1] ont développé une méthodologie optique permettant de déterminer le contour géométrique au sol du front de flamme à partir de mesures provenant d'une caméra thermique travaillant dans l'infrarouge. Pour ce faire, une image en 3D a été reconstruite en effectuant une Transformation Linéaire Directe, cf. Hartley et al. [4], sur la mesure 2D provenant de la caméra, puis a ensuite segmenté l'image obtenue à l'aide d'un seuillage sur la température. En 2007, Ononye et al. [2] ont mis au point une technique permettant de déterminer la position du front de flamme ainsi que sa direction de propagation à l'aide d'une caméra multi-spectrale provenant d'un satellite. En 2008, Martinez-de Dios et al. [3] ont élaboré un dispositif combinant une caméra visuelle et une caméra thermique afin de déterminer les paramètres géométriques d'une flamme de feu de forêt comme sa hauteur, son inclinaison par rapport au sol et sa surface au sol.

Le point crucial de toutes méthodes optiques réside dans la qualité de la segmentation employée, afin de différencier les éléments feu et non-feu au sein d'une image. Des algorithmes de segmentation spécialement dédiés au feu apparaissent régulièrement dans la littérature depuis une décennie, cf. Celik et al. [5], Chen et al. [6], Ko et al. [7] et Rossi et al. [8]. Notons que l'espace ou les espaces colorimétriques choisis diffèrent selon les auteurs [5-8] car leurs propriétés sont différentes, cf. Belaroussi [9] et Bellaïche [10].

La question soulevée ici est celle du choix de l'algorithme de segmentation du feu à utiliser. En effet, les algorithmes des auteurs [5-8] laissent entrevoir des performances intéressantes, mais on ne sait pas lequel est le mieux adapté à notre configuration expérimentale. Pour éluder cette question, l'emploi d'évaluateurs, cf. [11-16], est indispensable. Le choix de l'évaluateur, cf. Chabrier et al. [17], dépend de l'objet à évaluer : un contour ou une surface, et du caractère à évaluer : sur-segmentation ou sous-segmentation (notions explicitées au paragraphe 3.2.2.).

L'algorithme de segmentation le mieux adapté à nos essais étant choisi, nous pourrions déterminer et comparer les positions du front de flamme obtenu à l'aide de notre caméra visuelle à celles obtenues par la méthodologie thermique présentée au chapitre 2, cf. Rudz et al. [18].

Le présent chapitre est divisé comme suit. On effectue un état de l'art des méthodes optiques au paragraphe 3.1. Ensuite, le choix de la méthodologie la plus pertinente pour nos essais est discutée en section 3.2. Cette méthode est appliquée à nos expériences dans la section 3.3 et comparée à la méthodologie thermique au paragraphe 3.4. Enfin une conclusion sur la méthodologie optique est apportée au paragraphe 3.5.

3.1. Etat de l'art des méthodes optiques

3.1.1. Perception géométrique de l'environnement par une caméra

La détermination du contour du front de flamme à l'aide d'une caméra, thermique ou visuelle, pose un problème. En effet, l'image renvoyée par la caméra est la projection d'un espace 3D sur un plan 2D (cf. figure 3.1). Connaissant les coordonnées d'un point $M_G(x_G, y_G, z_G)$ dans un repère global (O_G, X_G, Y_G, Z_G) , on peut en déduire sa projection $M_I(u, v)$ en pixel dans le plan image de la caméra à l'aide du modèle sténopé [19] donné par l'équation 3.1 :

$$s \begin{bmatrix} u \\ v \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} s_x F & 0 & u_0 & 0 \\ 0 & s_y F & v_0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} r_1 & r_2 & r_3 & t_x \\ r_4 & r_5 & r_6 & t_y \\ r_7 & r_8 & r_9 & t_z \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_G \\ y_G \\ z_G \\ 1 \end{bmatrix} \quad (3.1)$$

stéréovision et la Transformation Linéaire Directe en considérant une matrice homographique de passage entre deux plans.

La stéréovision, présentée en détail par Forsyth et al. [19], consiste à observer un même point $M_G(x_G, y_G, z_G)$ par deux caméras (C_1, C_2) . Connaissant les paramètres extrinsèques et intrinsèques de chaque caméras, il suffit de déterminer l'intersection des axes portés par les droites $[O_{C_1}M_{I_1}]$ et $[O_{C_2}M_{I_2}]$ à l'aide d'un algorithme de minimisation pour déduire la coordonnée Z_G manquante. Cette technique a notamment été utilisée par Rudz et al. [20] pour déterminer les niveaux dans les cuves de pétroliers, mais aussi pour la reconstruction de flamme par Rossi et al. [8].

La matrice homographique est proposée en supposant que les coordonnées globales peuvent être représentées dans un plan Euclidien, ce qui est le cas pour une table de combustion. L'équation (3.1) devient alors pour un point k :

$$s_k M_{I,k} = H M_{G,k} \quad (3.2)$$

avec $M_{I,k} = \begin{bmatrix} u_k \\ v_k \\ 1 \end{bmatrix}$, $M_{G,k} = \begin{bmatrix} X_G \\ Y_G \\ 1 \end{bmatrix}$ et H la matrice d'homographie, assimilée au produit des

matrices de paramètres intrinsèques et extrinsèques.

Le système d'équations (3.2) présente la particularité d'avoir un coefficient multiplicatif s_k dépendant de k . La résolution de ce système est possible à travers l'utilisation de la Transformation Linéaire Directe. Cette résolution analytique a été introduite au début des années 1970 pour la calibration des caméras par Abdel-Aziz et al. [21, 22]. La TLD est particulièrement appliquée aux projections, cf. Hartley et al. [4]. Notons que Pastor et al. [1] ont utilisé cette solution et ont pu ensuite déterminer des vitesses de propagation de feux de paille à l'aide d'une segmentation par seuillage sur sa température.

3.1.2. Pré requis sur la colorimétrie

La segmentation est une étape cruciale du traitement d'image. En effet, cette technique permet d'extraire l'objet à étudier, ici la flamme, du reste de l'image. Il est donc nécessaire d'effectuer cette étape avec le plus de précision possible. Pour ce faire, plusieurs algorithmes existent [1-3, 5-8], opérant avec des caméras visuelles ou des caméras infra-rouge. Pour des raisons de coûts, nous avons opté pour l'utilisation de caméras visuelles, bien moins onéreuses que les caméras thermiques.

3.1.2.1. L'espace colorimétrique RVB

Cet espace colorimétrique RVB (RGB pour Red-Green-Blue en anglais) est l'espace de prédilection des caméras visuelles. En effet, la conception intrinsèque de la caméra visuelle envoie une information RVB : l'image projetée par l'objectif est elle-même re-projetée sur un séparateur dichroïque afin de décomposer l'image en ses trois composantes primaires RVB et d'envoyer l'information Rouge sur un capteur CCD, l'information Vert sur un second et l'information Bleu sur un dernier, cf. Bellaïche [10]. L'information obtenue est l'addition de trois matrices : une matrice contenant le niveau de rouge de l'image, une autre contenant le niveau de vert et une troisième contenant le niveau de bleu, cf. figure 3.2. Chaque matrice possède des valeurs comprises entre 0 et 255.

Cependant, cet espace couleur présente l'inconvénient de mélanger les informations portant sur la luminance et la chrominance, cf. Belaroussi [9]. En effet, la luminance permet de représenter le niveau de gris dans une image et la chrominance permet de représenter la teinte dans une image. Deux espaces couleurs s'attachent à ces notions de luminance et chrominance : les espaces TSV et YCbCr. Ces espaces couleurs sont obtenus à partir des matrices issues de RVB.



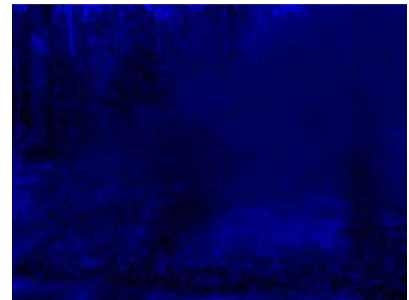
(a)



(b)



(c)



(d)

Figure 3.2. Distributions des composantes R, V et B dans l'espace couleur RVB, (a) Image en trichromie RVB, (b) Distribution du rouge dans l'image, (c) Distribution du vert dans l'image, (d) Distribution du bleu dans l'image.

3.1.2.2. L'espace colorimétrique TSV

L'espace colorimétrique Teinte-Saturation-Valeur (HSV pour Hue-Saturation-Value en anglais) a été conceptualisé dès 1909 par le peintre et professeur d'art américain Albert Henry Munsell. L'idée de A.H. Munsell était de proposer un espace colorimétrique corrélé à nos sensations visuelles. Pour ce faire, la couleur est représentée par trois paramètres : sa teinte T (la nuance de la couleur i.e. rouge, jaune, vert, bleu, violet...), sa saturation S (écart entre la teinte et l'achromie) et la valeur V (écart entre la teinte et le noir). Concrètement, plus S est faible plus la couleur est pale, à l'opposé elle est vive, et plus V est faible plus la couleur est sombre, à l'opposé elle est claire, cf. figure 3.3.

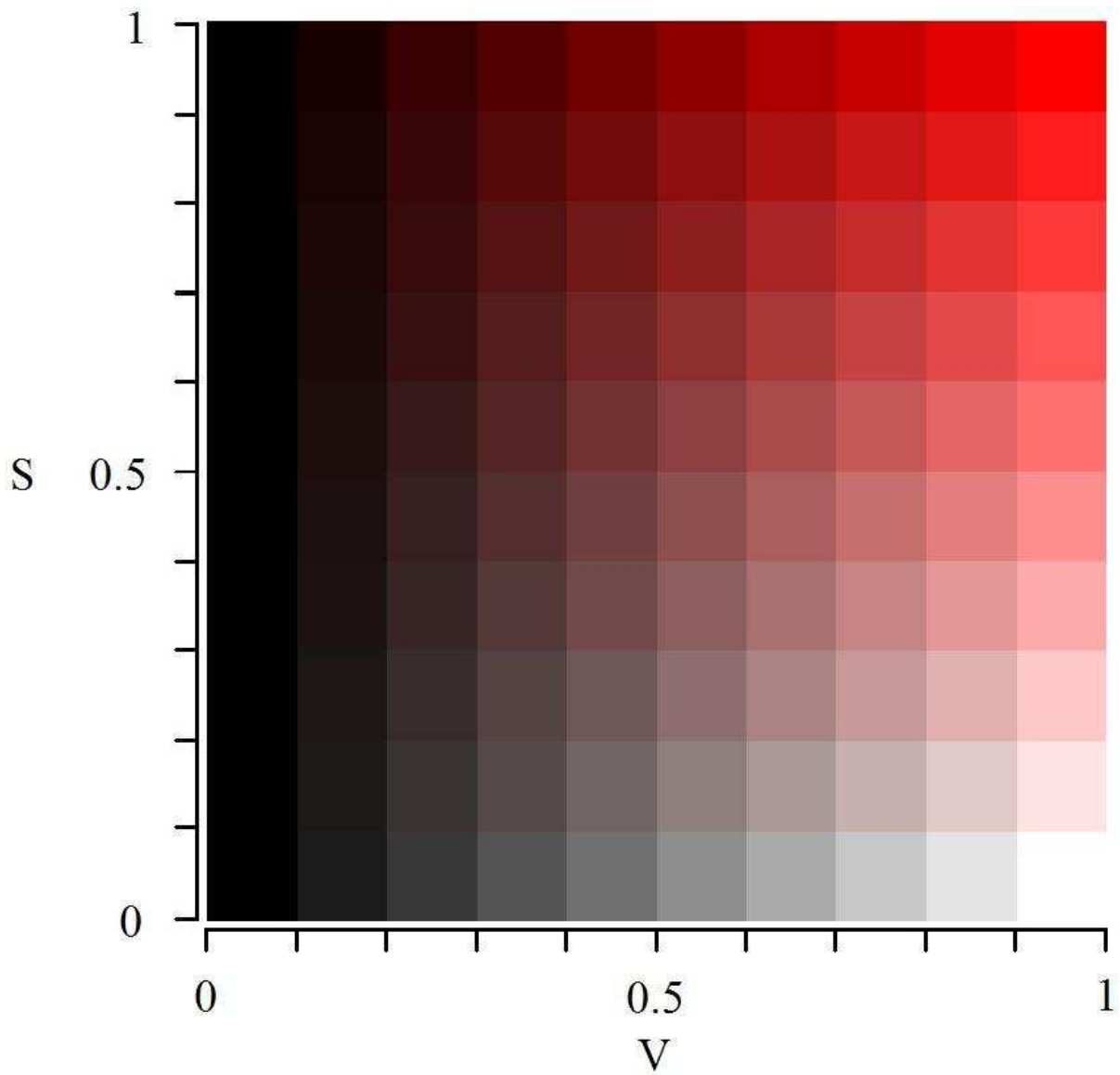


Figure 3.3. Nuancier de valeur V et de saturation S pour une teinte fixée à $T = 0$ représenté dans le plan (V, S) avec un pas de 0.1 sur chaque axe.

Il faudra attendre 1978 pour que la conversion de l'espace RVB à cette colorimétrie TSV soit formalisée par Smith [23], cf. équation 3.3 :

$$V = \max(r, v, b)$$

$$X = \min(r, v, b)$$

$$S = \begin{cases} 0, & \text{si } V=0 \\ \left(1 - \frac{X}{V}\right), & \text{sinon} \end{cases}$$

$$T' = \begin{cases} \text{si } X=V \text{ alors } 0 \\ \text{si } r=V \text{ alors } \begin{cases} \text{si } v=X \text{ alors } 5 + \frac{V \cdot b}{V \cdot X} \\ \text{sinon } 1 - \frac{V \cdot v}{V \cdot X} \end{cases} \\ \text{si } g=V \text{ alors } \begin{cases} \text{si } b=X \text{ alors } 1 + \frac{V \cdot r}{V \cdot X} \\ \text{sinon } 3 - \frac{V \cdot b}{V \cdot X} \end{cases} \\ \text{si } v=V \text{ alors } \begin{cases} \text{si } r=X \text{ alors } 3 + \frac{V \cdot v}{V \cdot X} \\ \text{sinon } 5 - \frac{V \cdot r}{V \cdot X} \end{cases} \end{cases} \quad (3.3)$$

$$T = \frac{T'}{6}$$

avec $r = \frac{R}{255}$, $v = \frac{V}{255}$ et $b = \frac{B}{255}$. Notons que $(T, S, V) \in [0, 1]^3 \subset \mathbb{R}^3$.

La conversion de TSV vers RVB étant donnée par la relation (3.4) :

$$T' = 6 \times T$$

$$I = \lfloor T' \rfloor$$

$$F = T' - I$$

$$M = V \times (1 - S)$$

$$N = V \times (1 - (S \times F))$$

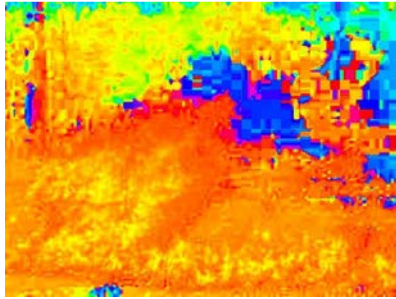
$$K = V \times (1 - (S \times (1 - F)))$$

$$(r, v, b) = \begin{cases} \text{si } I=0 \text{ alors } (V, K, M) \\ \text{si } I=1 \text{ alors } (N, V, M) \\ \text{si } I=2 \text{ alors } (M, V, K) \\ \text{si } I=3 \text{ alors } (M, N, V) \\ \text{si } I=4 \text{ alors } (K, M, V) \\ \text{si } I=5 \text{ alors } (V, M, N) \end{cases} \quad (3.4)$$

Un exemple de la colorimétrie TSV est donné en figure 3.4.



(a)



(b)



(c)



(d)

Figure 3.4. Distributions des composantes T, S et V dans l'espace couleur TSV, (a) Image en colorimétrie RVB, (b) Distribution de la teinte T dans l'image représentée à $(S,V) = (1,1)$, (c) Distribution de la saturation S dans l'image, (d) Distribution de la valeur V dans l'image.

Il existe une variante de ce modèle appelée TSI (Teinte-Saturation-Intensité) dont la différence réside dans le calcul de l'intensité I, cf. Smith [23] (cf. équation 3.5). Cette intensité I ne doit pas être confondue avec la composante valeur V de l'espace TSV car elle représente l'énergie de la couleur et non son écart au noir.

$$I = \frac{R + V + B}{3} \quad (3.5)$$

avec (R,V,B) les composantes issue de l'espace couleur RVB.

3.1.2.3. L'espace colorimétrique YCbCr

L'espace colorimétrique YCbCr [9] a été créé pour la transmission d'image vidéo et est également utilisé pour la compression JPEG. Cet espace couleur sépare la luminance Y des chrominances bleue et rouge, respectivement Cb et Cr. Pour illustrer ce propos, des plans de chrominance (Cb, Cr) à différentes valeurs de luminance sont présentés en figure 3.6. Le passage de la colorimétrie RVB à la colorimétrie YCbCr se fait à l'aide d'une transformation affine détaillée par Poynton [24] et présentée à l'équation (3.5). La décomposition sur chaque canal de l'espace colorimétrique YCbCr est présentée en figure 3.6.

$$\begin{bmatrix} Y \\ Cb \\ Cr \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.2568 & 0.5041 & 0.0979 \\ -0.1482 & -0.2910 & 0.4392 \\ 0.4392 & -0.3678 & -0.0714 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} R \\ G \\ B \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 16 \\ 128 \\ 128 \end{bmatrix} \quad (3.6)$$

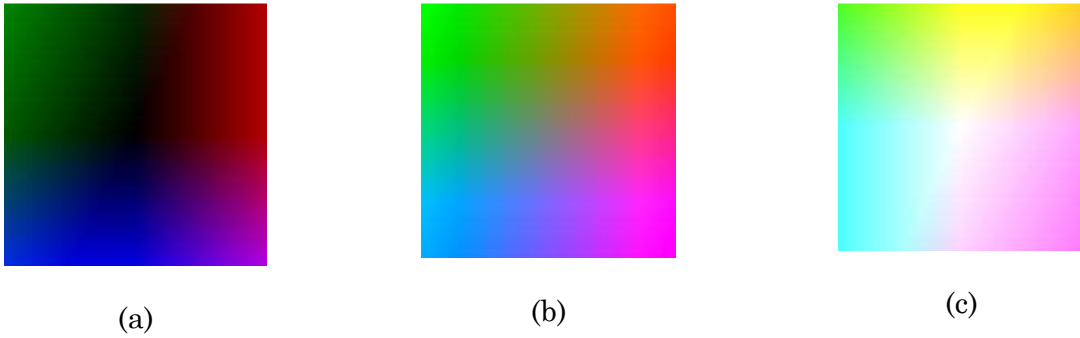


Figure 3.5. Plan (Cb, Cr) à (a) Y=16, (b) Y=118, (c) Y=235.



(a)



(b)



(c)



(d)

Figure 3.6. Distributions des composantes Y, Cr et Cb dans l'espace couleur YCrCb, (a) Image en colorimétrie RVB, (b) Distribution de la luminance Y dans l'image, (c) Distribution de la chrominance bleue Cb dans l'image, (d) Distribution de la chrominance rouge Cr dans l'image.

Notons que les valeurs de Y sont comprises entre 16 et 235 tandis que les valeurs prises par Cb et Cr sont entre 16 et 240. Notons également qu'il existe des espaces dérivés de YCbCr comme YPbPr, YUV..., la différence se situant dans de légères variations des coefficients de la matrice de passage de RVB à YCbCr.

3.1.3. Algorithmes de segmentation appliqués au feu

Sont présentés ici 4 algorithmes récents portant sur la segmentation du feu au sein d'une image.

3.1.3.1. Méthode 1

La première méthode présentée a été élaborée par Ko et al. [7] dans l'espace colorimétrique RVB en considérant une distribution Gaussienne des pixels feu sur chaque composante couleur (cf. relation 3.7) :

$$p_i(x, y) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_i}} \exp\left(-\frac{(I_i(x, y) - \mu_i)^2}{2\sigma_i^2}\right) \quad (3.7)$$

Dans cette équation, $I_i(x, y)$ est la valeur de la couleur pour la $i^{\text{ème}}$ composante couleur ($i \in \{R, V, B\}$), μ_i et σ_i sont respectivement la valeur moyenne et l'écart type de I_i .

Ensuite, pour évaluer la classe (feu ou non-feu) d'un pixel, un seuil τ est utilisé dans la condition suivante (cf. relation 3.8) :

$$\begin{cases} p(I(x, y)) = p_R(I_R(x, y)) \times p_V(I_V(x, y)) \times p_B(I_B(x, y)) \\ \text{si } p(I(x, y)) > \tau \\ \text{alors } I(x, y) \text{ est un pixel feu} \\ \text{sinon } I(x, y) \text{ est un pixel non-feu} \end{cases} \quad (3.8)$$

3.1.3.2. Méthode 2

Le second algorithme de segmentation se compose d'une combinaison de cinq règles présentées par Celik et al. [5] dans l'espace couleur YCbCr, cf. relation 3.9, qui doivent être vérifiées :

$$\begin{cases} I_Y(x, y) > I_{Cb}(x, y) \\ I_{Cr}(x, y) > I_{Cb}(x, y) \\ |I_{Cr}(x, y) - I_{Cb}(x, y)| \geq \tau \\ I_Y(x, y) > \mu_Y \text{ and } I_{Cb}(x, y) < \mu_{Cb} \text{ and } I_{Cr}(x, y) > \mu_{Cr} \\ I_{Cb} \geq fu(I_{Cr}) \cap I_{Cb} \leq fd(I_{Cr}) \cap I_{Cb} \leq fl(I_{Cr}) \end{cases} \quad (3.9)$$

avec $fu(I_{Cr})$, $fd(I_{Cr})$ et $fl(I_{Cr})$ des fonctions polynomiales obtenues empiriquement dans le plan (Cr, Cb), μ_Y , μ_{Cb} et μ_{Cr} respectivement les moyennes des composantes Y, Cb et Cr de l'image considérée.

La valeur de seuil τ est fixée à 40 par Celik et al. [5] pour des feux à l'échelle de terrain.

3.1.3.3. Méthode 3

La troisième méthode de segmentation du feu dans une image a été développée par Rossi et al. [8]. Cet algorithme est d'abord basé sur la classification par k -means [25] des pixels feu et non feu dans la composante V de l'espace couleur YUV (cf. relation 3.10), puis une stratégie d'apprentissage basée sur des Gaussiennes (cf. relation 3.11) est définie sur chaque composante de l'espace RVB afin d'éliminer les erreurs de classifications provenant de la première étape.

$$\arg \min_V \sum_{i=1}^{k=2} \sum_{x_j \in V_i} \|x_j - m_i\| \quad (3.10)$$

avec k le nombre de classe, i la $i^{\text{ème}}$ classe, x_j le $j^{\text{ème}}$ élément de la classe i avec $j = \{1, 2, \dots, i\}$, m_i la moyenne de la classe V_i sur la composante V de YUV.

$$\begin{cases} \mu = (\mu_R, \mu_V, \mu_B) \\ \sigma = \max(\sigma_R, \sigma_V, \sigma_B) \end{cases} \quad (3.11)$$

où μ_i est la valeur moyenne sur la composante i et σ_i l'écart type également sur la composante i , $i \in \{R, V, B\}$ de l'espace RVB.

Chaque pixel est représenté sur sa composante couleur $I = (I_R, I_V, I_B)$ et est déclaré feu s'il respecte la condition suivante (cf. relation 3.12) :

$$\begin{cases} \text{si } \|I(x, y) - \mu\| \leq c \times \sigma \text{ alors pixel feu} \\ \text{sinon pixel non-feu} \end{cases} \quad (3.12)$$

avec $\| \cdot \|$ la norme Euclidienne et c une constante.

3.1.3.4. Méthode 4

La quatrième méthode étudiée provient de Chen et al. [6] et est basée sur trois conditions, dans les espaces couleurs RVB et TSI, à respecter pour déclarer un pixel feu, cf. relation 3.13 :

$$\begin{cases} \text{Condition 1: } I_R(x, y) \geq R_T \\ \text{Condition 2: } I_R(x, y) \geq I_G(x, y) > I_B(x, y) \\ \text{Condition 3: } I_S(x, y) \geq (255 - I_R(x, y)) \times (S_T / R_T) \end{cases} \quad (3.13)$$

avec S_T et R_T des valeurs de seuillages respectivement sur la composante R de RGB et la composante S de TSI. Pour des feux de terrain, les auteurs [6] précisent les valeurs de seuillages à utiliser : $55 \leq S_T \leq 65$ et $115 \leq R_T \leq 135$.

3.2. Méthodologie optique

3.2.1. Concept de la méthodologie

Dans cette thèse une importance particulière est attachée à la facilité de mise en oeuvre de la métrologie proposée ainsi qu'à la contrainte budgétaire. L'aspect financier élimine d'emblée les caméras thermiques. Ensuite, il faut trancher sur la résolution du modèle sténopé (cf. paragraphe 3.1) : utilisation de la matrice d'homographie ou de la stéréovision. La mise en oeuvre plus complexe de la stéréovision à travers l'instrumentation et l'algorithmique plus lourde fait que cette solution n'est pas retenue et qu'il est préférable d'utiliser la matrice d'homographie à l'aide d'une seule caméra visuelle. Enfin, le dernier point à étudier est la segmentation du feu : quel algorithme utiliser? Le paragraphe 3.2.2 répond à cette question.

3.2.2. Les métriques d'évaluations

Les métriques d'évaluations servent à évaluer la qualité d'une segmentation. Deux grandes familles d'évaluations sont à distinguer : supervisée et non-supervisée, cf. Rosenberger [26] et Chabrier [27]. L'évaluation non-supervisée permet d'évaluer la qualité d'une segmentation sans aucune information préalable. L'évaluation supervisée permet d'évaluer un résultat de segmentation en ayant pour référence des connaissances *a priori* sur l'image. Ces connaissances peuvent être des vérités terrains obtenues grâce à des experts ou bien en créant des images synthétiques. Dans le cas de cette étude, nous avons accès à ces informations à travers nos propres vérités terrains (explicitées au paragraphe 3.2.3.), c'est donc un critère d'évaluation supervisée qui est choisi.

Maintenant que le choix de la famille d'évaluateur supervisée est réglé, il convient de distinguer deux classes d'évaluateurs, cf. Rosenberger [26] et Chabrier [27] : détection de frontières (i.e. évaluation contours) et évaluations régions. Dans ce travail, le but est de segmenter la ligne du front de flamme au sol afin d'en déduire sa position. C'est donc l'évaluation contours la plus adaptée à notre étude.

Il existe de nombreux évaluateurs contours [11-16, 28] et la nature de l'information récupérée varie. Les résultats de segmentation sont sujets à des erreurs de sous ou sur-segmentations. Dans une segmentation à deux classes comme la notre, un pixel peut avoir quatre états : vrai-positif, vrai-négatif, faux-positif et faux-négatif. Pour le problème considéré ici cela se traduit par : vrai-pixel feu, vrai-pixel non-feu, faux-pixel feu et faux-pixel non-feu. La sous-segmentation marque la présence de faux-négatifs tandis que la sur-segmentation souligne la présence de faux-positifs. Ces notions sont schématisées en figure 3.7, les schémas sont inspirés de Odet et al. [29].

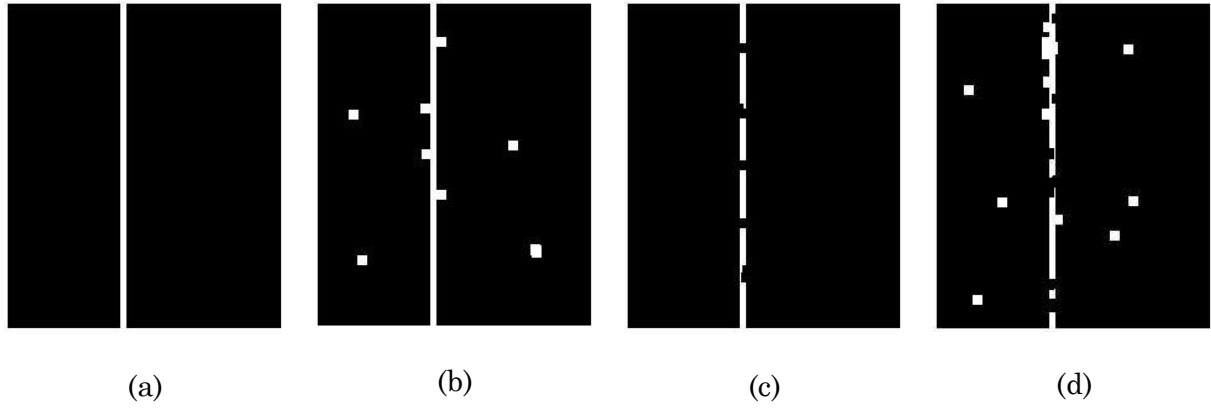


Figure 3.7. Schéma explicitant les différents résultats d'une segmentation (a) Segmentation idéale, (b) Sur-segmentation, (c) Sous-segmentation, (d) Sur et sous-segmentation.

Pour choisir l'évaluateur le plus adapté à notre cas il faut se poser la question de ce que l'on cherche à pénaliser. Ici, il n'y a aucune raison de pénaliser davantage la sous-segmentation que la sur-segmentation et vice-versa. Le critère d'évaluation doit donc refléter ce parti pris. En étudiant les résultats de Chabrier et al. [17] et de Chabrier [27], un critère se détache particulièrement de treize autres comme étant le meilleur compromis pour évaluer à la fois les sous-segmentations et les sur-segmentations : le critère de Pratt, présenté par Pratt et al. [16] et appliqué par Rudz et al. [18], cf. équation 3.14 :

$$\text{PRA}(I_{\text{ref}}, I_{\text{seg}}) = \frac{1}{\max\{\text{card}(I_{\text{ref}}), \text{card}(I_{\text{seg}})\}} \sum_{k=1}^{\text{card}(I_{\text{seg}})} \frac{1}{1 + d^2(k)} \quad (3.14)$$

avec $d(k)$ la distance entre le $k^{\text{ième}}$ pixel du contour segmenté I_{seg} et le pixel le plus proche du contour de référence I_{ref} . Notons que si $I_{\text{ref}} = I_{\text{seg}}$, la valeur du critère de Pratt est égale à 1, ce qui signifie que plus une segmentation est de qualité, plus la valeur du critère de Pratt est proche de l'unité. A l'opposé, une mauvaise segmentation fait tendre le critère de Pratt vers la valeur 0.

3.2.3. Les vérités terrains

Les vérités terrains sont des images segmentées par un expert sachant identifier l'objet à segmenter au sein d'une image. Les images utilisées ici proviennent des essais

menés à Sancoins au printemps 2007 (cf. chapitre 2.3.2). Des exemples de ces vérités terrains sont donnés en figure 3.8.

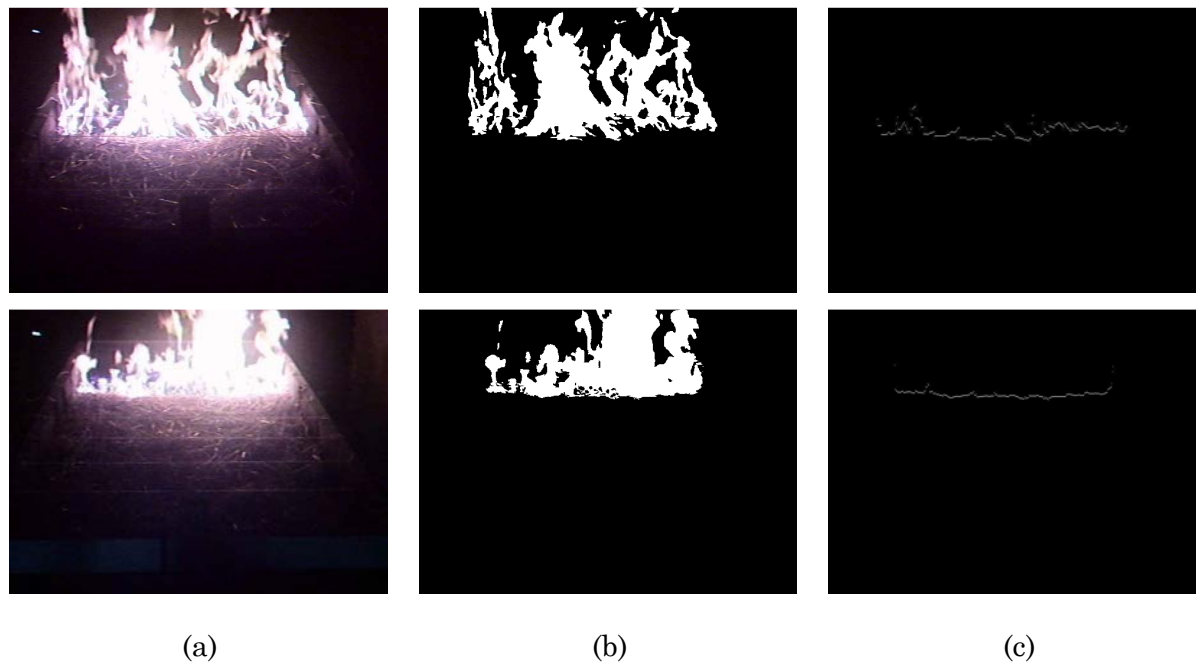


Figure 3.8. Exemples de segmentations d'un expert. (a) Image originale, (b) Feu segmenté par un expert, (c) Contour du front de flamme au sol servant de vérité terrain.

3.2.4. Choix de l'algorithme de segmentation

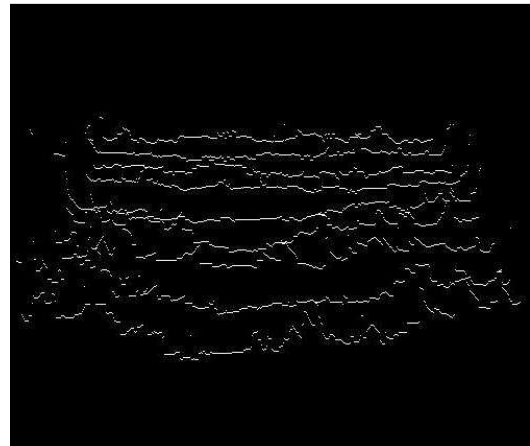
En confrontant les quatre algorithmes [5-8] décrits précédemment au critère de Pratt [16], il apparaît qu'en moyenne la méthode 1, cf. Ko et al. [7], est la plus adaptée, cf. Rudz et al. [18], à notre étude (cf. tableau 3.1). Il est à noter que ces résultats sont en accord avec les constatations visuelles (cf. figure 3.9) sur l'ensemble des points de mesure.

Méthode	Méthode 1 [7]	Méthode 2 [5]	Méthode 3 [8]	Méthode 4 [6]
PRA	0.503	0.373	0.116	0.261

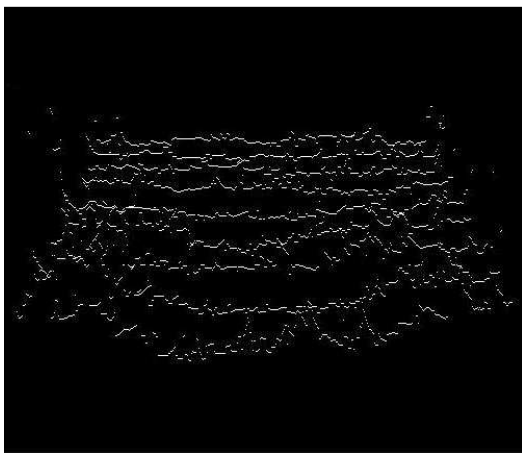
Tableau 3.1. Valeurs moyennes du critère de Pratt.



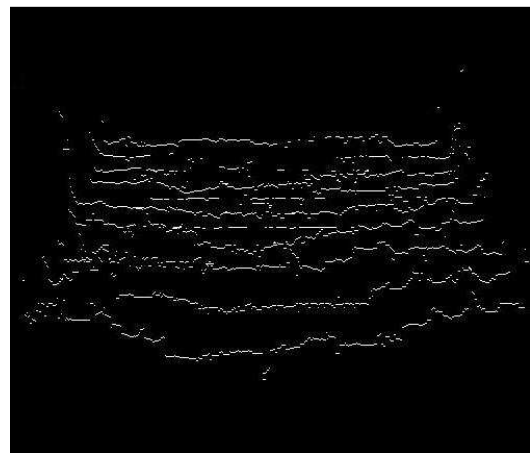
(a)



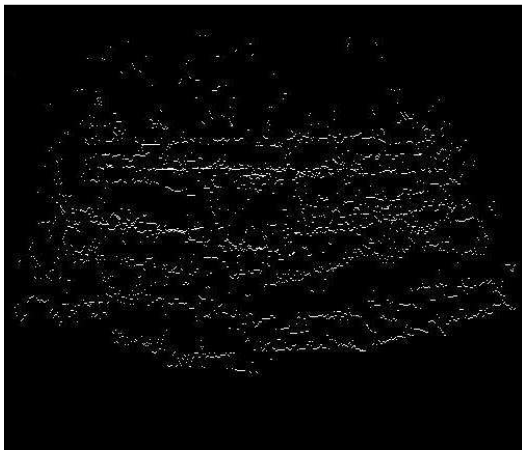
(b)



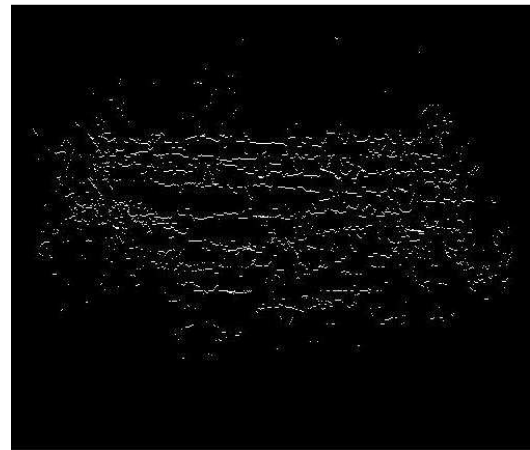
(c)



(d)



(e)



(f)

Figure 3.8. Résultats des segmentations. (a) Une image originale, (b) Ensemble des vérités terrains, (c) Ensemble des résultats de la méthode 1, (d) Ensemble des résultats de la méthode 2, (d) Ensemble des résultats de la méthode 3, (c) Ensemble des résultats de la méthode 4.

3.2.5. Détails de la méthodologie optique

La méthodologie optique se résume à ces quatre étapes :

1. Extraire les images d'une vidéo de propagation de feu dans la zone à étudier
2. Calculer la matrice homographique
3. Segmenter le contour du front de flamme au sol
4. Calculer les positions des lignes de fronts de flammes

La méthodologie optique adoptée est utilisée en paragraphe 3.3 afin de comparer les positions de front de flamme extraites à celles déterminées par la méthodologie thermique, exposée au chapitre 2.

3.3. Résultats et comparaison

Les résultats présentés sont issus des essais menés à Sancoins pendant le printemps 2007 (cf. chapitre 2.3.2). Au cours de ces essais, la caméra visuelle utilisée pour déterminer les lignes de fronts de flammes avait les caractéristiques suivantes : une vitesse d'acquisition de 30 images par seconde et une résolution de 640×480 pixels.

Comme il est mentionné au paragraphe 3.2.5, la dernière étape de la méthodologie optique est le calcul des positions du front de flamme. Malheureusement, les fronts de flamme détectés sont quelque peu bruités à cause des oscillations de la flamme (cf. figure 3.9).

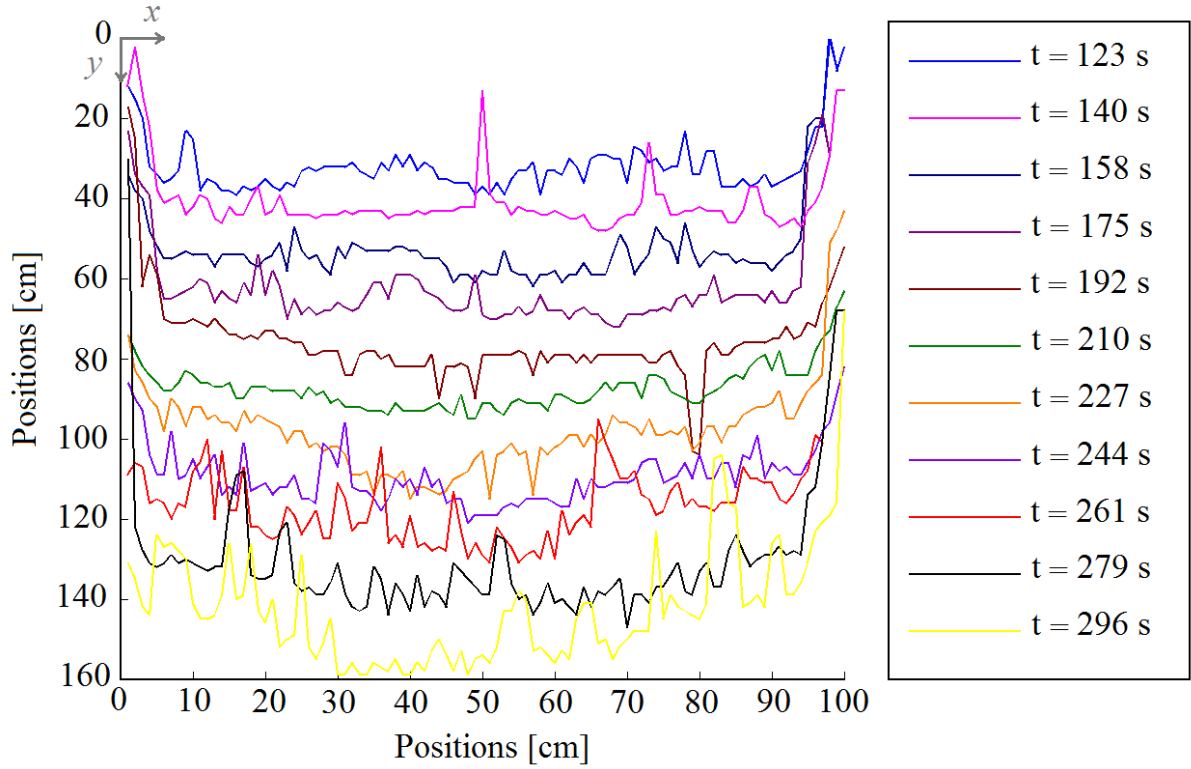


Figure 3.9. Positions brutes du front de flamme à différents temps.

Afin d'éliminer les perturbations, un filtre de Savitzky-Golay, cf. Staggs [30], a été appliqué sur les fronts de flamme calculés (cf. figure 3.10). Le concept de ce filtre est une interpolation polynomiale en chaque point de la courbe : on détermine un polynôme P de degré n en tenant compte de $m_g + m_d + 1$ points, m_g étant le nombre de point à gauche et m_d le nombre de points à droite d'un point (x_i, y_i) . La position filtrée $(x_i, \tilde{y}_i)$ est ensuite déterminée en appliquant le polynôme P en x_i , soit $\tilde{y}_i = P(x_i)$. Les différentes positions filtrées sont présentées en figure 3.10, en ayant fixé pour paramètres $n=1$ et $m_g = m_d = 3$.

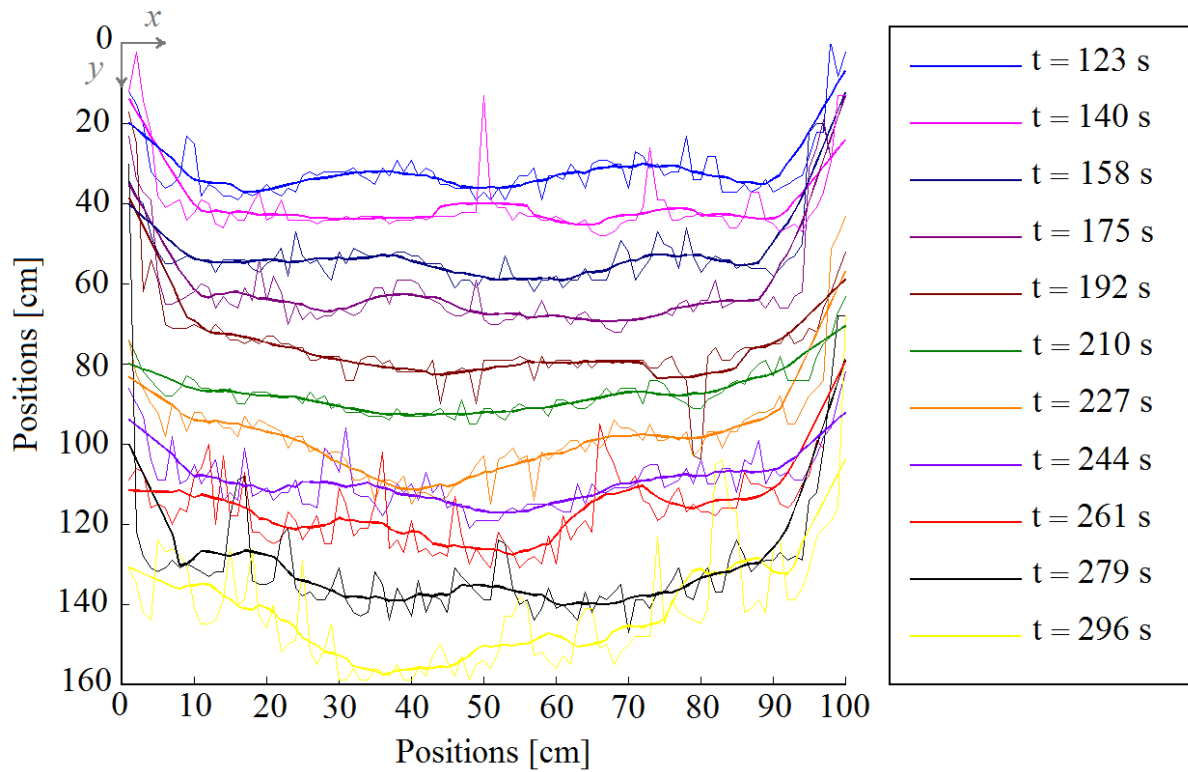


Figure 3.10. Positions filtrées du front de flamme à différents temps.

Afin de comparer les positions obtenues par la méthode thermique et la méthode optique, seules les positions médianes du front de flamme issues de la méthodologie optique sont prises en comptes. La comparaison de ces deux moyens de mesure est présentée sous forme de valeurs dans le tableau 3.2 et sous forme graphique en figure 3.11 pour 11 points de mesures.

Positions par méthode thermique [cm]	Positions par méthode optique [cm]	Ecart absolue [cm]
153,04	149,92	1,56
146,93	146,15	0,39
127,25	127,77	0,26
122,42	118,54	1,94
104,66	104,54	0,06
95,71	93,85	0,93
79,16	78,92	0,12
67,45	69,23	0,89
64,10	59,77	2,17
50,71	50,69	0,01
31,52	35,62	2,05

Tableau 3.2. Comparaison des positions obtenues par les deux méthodologies pour 11 points de mesures.

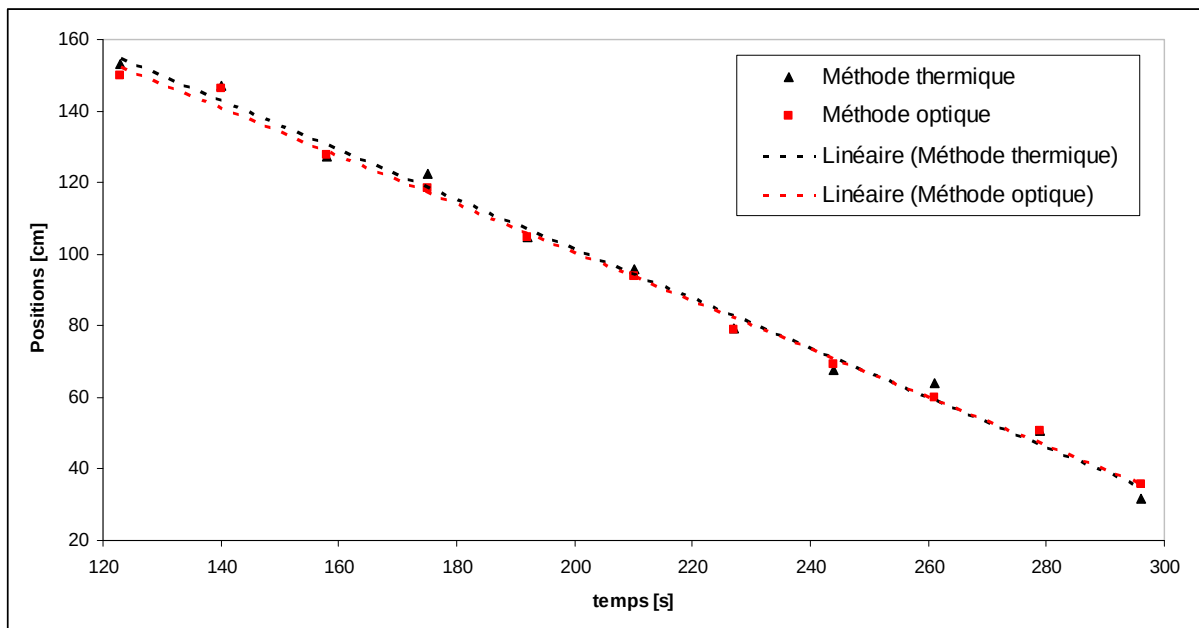


Figure 3.11. Positions filtrées du front de flamme à différents temps pour 11 points de mesures.

La comparaison entre la méthode optique et la méthode thermique montre une perspective intéressante. En effet, les positions obtenues par la méthode optique sont très proches de celles calculées par la méthode thermique : l'écart entre les deux

méthodes est toujours inférieure à 2.2 centimètres et qu'elle vaut en moyenne 0.67 cm. Notons de plus que les vitesses de propagation sont du même ordre de grandeur : 0.69 cm.s⁻¹ mesurée à l'aide du capteur thermique et 0.67 cm.s⁻¹ mesurée par la méthode optique.

3.4. Conclusion

Le choix de la caméra, thermique ou visuelle, a été fait à partir de considérations économiques et de coût de calcul : le coût d'une caméra visuelle est très inférieur à celui d'une caméra thermique, ce qui a son importance si une caméra vient à être détruite lors d'essais. La résolution du problème d'inversion du modèle sténopé a été choisie sur la base des mêmes considérations : la matrice d'homographie ne nécessite qu'une seule caméra et sa détermination ne se fait qu'une fois par configuration, contrairement à la stéréovision qui nécessite un processus de minimisation à chaque front de flamme. Cependant, cette technique n'est applicable que pour un feu se propageant sur un terrain plat.

Le choix de l'algorithme de segmentation du feu a été fait grâce aux métriques d'évaluations. La métrique de Pratt, cf. Pratt et al. [16], soigneusement choisie, a permis de mettre en avant une méthode de segmentation. Cependant le score de la métrique montre clairement que des améliorations peuvent être apportées dans cette configuration expérimentale. Néanmoins, les positions de fronts de flamme déduites par cette méthodologie sont en bon accord avec celles de la méthodologie thermique.

La comparaison des positions obtenues des fronts de flamme par les deux méthodes laisse entrevoir un couplage de ces deux méthodes. En effet, le temps de calcul associé à la méthode inverse de la méthodologie thermique est d'autant plus élevé que le nombre de paramètres à déterminer est important. Or, ces paramètres augmentent d'autant que l'on augmente le nombre de points de mesures à travers les positions avant et arrière des fronts de flamme. L'implémentation de la méthodologie optique permet de s'affranchir de cette augmentation de paramètres. La combinaison de ces deux méthodologies est l'objet du prochain chapitre.

Bibliographie

- [1] **E. Pastor, A. Agueda, J. Andrade-Cetto, M. Muñoz, Y. Pérez, E. Planas,** Computing the rate of spread of linear flame fronts by thermal image processing, *Fire Safety Journal* **41**, pp. 569–579, 2006.
- [2] **A. E. Ononye, A. Vodacek, E. Saber,** Automated extraction of fire line parameters from multispectral infrared images, *Remote Sensing of Environment* **108**, pp. 179–88, 2007.
- [3] **J.R. Martinez-de Dios, B.C. Arrue, A. Ollero, L. Merino, F. Gomez-Rodriguez,** Computer vision techniques for forest fire perception, *Image Vision Computing* **26**, pp. 550–562, 2008.
- [4] **R. Hartley, A. Zisserman,** Multiple View Geometry in Computer Vision, *In : Cambridge : Cambridge University Press*, 2003.
- [5] **T Celik, H Demirel,** Fire detection in video sequences using a generic color model, *Fire Safety Journal* **44**, pp. 147–58, 2009.
- [6] **T. Chen, P. Wu, Y. Chiou,** An early fire-detection method based on image processing, *Proceeding of International Conference on Image Processing*, pp. 1707–1710, 2004.
- [7] **B.C. Ko, K.H. Cheong, J.Y. Nam,** Fire detection based on vision sensor and support vector machines, *Fire Safety Journal* **44**, pp. 322–329, 2009
- [8] **L. Rossi, M. Akhloufi, Y. Tison,** On the use of stereovision to develop a novel instrumentation system to extract geometric fire fronts characteristics, *Fire Safety Journal* **46**, pp. 9-20, 2011.
- [9] **R. Belaroussi,** Traitement de l'image et de la vidéo, *In : Ellipses*, 2010.
- [10] **P. Bellaïche,** Les secrets de l'image vidéo 6ème édition, *In : Eyrolles*, 2006.
- [11] **W.A. Yasnoff, J.K. Mui, J.W. Bacus,** Error measures for scene segmentation, *Pattern Recognition* **9(4)**, pp. 217-231, 1977.
- [12] **Y.J. Zhang,** A survey on evaluation methods for image segmentation, *Pattern Recognition* **29(8)**, pp. 1335-1346, 1996.
- [13] **H. Laurent,** Détection de ruptures spectrales dans le plan temps fréquence, *Thèse de Université de Nantes*, Nantes, 1998.
- [14] **M. Basseville,** Distance measures for signal processing and pattern recognition, *Signal Processing* **18(4)**, pp. 349-369, 1989.

- [15] **M. Beauchemin, K. Thomson, G. Edwards**, On the Hausdorff distance used for the evaluation of segmentation results, *Canadian Journal of Remote Sensing* **24(1)**, pp. 3-8, 1998.
- [16] **W.K. Pratt, O.D. Faugeras, A. Gagalowicz**, Visual discrimination of stochastic texture fields, *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics* **8(11)**, pp. 796-804, 1978.
- [17] **S. Chabrier, H. Laurent, C. Rosenberger, B. Emile**, Comparative study of contour detection evaluation criteria based on dissimilarity measures, *EURASIP Journal of Image and Video Processing*, 2008.
- [18] **S. Rudz, K. Chetehouna, O. Séro-Guillaume, E. Pastor, E. Planas**, Comparison of two methods for estimating fire positions and the rate of spread of linear flame fronts, *Measurement Science and Technology* **20**, p. 10, 2009.
- [19] **D.A. Forsyth, J. Ponce**, Computer vision : a modern approach, *In : Prentice Hall*, 2003.
- [20] **S. Rudz, K. Chetehouna, C. Rosenberger**, De nouveaux capteurs de mesure de niveau et de volume pour les cuves de pétroliers, *Revue Internationale des technologies avancées*, 2011.
- [21] **Y.I. Abdel-Aziz, H.M. Karara**, Direct linear transformation into object space coordinates in close-range photogrammetry, *Proceeding of Close-Range of photogrammetry*, pp. 1-18, 1971.
- [22] **Y.I. Abdel-Aziz, H.M. Karara**, Photogrammetric potential of non-metric cameras, *Civil Engineering Studies, Photogrammetry Series 36, University of Illinois*, 1974.
- [23] **A.R. Smith**, Color gamut transform pairs, *Computer Graphics* **12(3)**, pp. 12-19, 1978.
- [24] **C.A. Poynton**, A technical introduction to digital video, *In : Wiley*, 1996.
- [25] **J. McQueen**, Some methods for classification and analysis of multivariate observations, *In : Proceedings of the Fifth Berkeley Symposium on Mathematical Statistics and Probability*, pp. 281-297, 1967.
- [26] **C. Rosenberger**, Contribution à l'évaluation d'algorithmes de traitement d'images, *Habilitation à Diriger des Recherches*, Orléans, 2006.
- [27] **S. Chabrier**, Contribution à l'évaluation de performances en segmentation d'images, *Thèse de l'Université d'Orléans*, Orléans, 2005.

- [28] **K.C. Strasters, J.J. Gerbrands**, Three-dimensional image segmentation using a split, merge and group approach, *Pattern Recognition Letters* **12(5)**, pp. 307-325, 1991.
- [29] **C. Odet, B. Belaroussi, H. Benoit-Catin**, Scalable discrepancy measures for segmentation evaluation, *in : ICIP*, pp. 785-788, 2002.
- [30] **J.E.J. Staggs**, Savitzky–Golay smoothing and numerical differentiation of cone calorimeter mass data, *Fire Safety Journal* **40**, pp. 493–505, 2005.

Chapitre 4

Combinaison des deux méthodologies

Table des matières

INTRODUCTION-----	69
4.1. STRATEGIE D'IDENTIFICATION-----	70
4.2. EXPERIENCES ET RESULTATS -----	71
4.2.1. DISPOSITIF EXPERIMENTAL -----	71
4.2.2. RESULTATS -----	73
4.3. EXTENSION THEORIQUE A DES FRONTS NON-LINEAIRES-----	76
4.3.1. USAGE DE LA METHODOLOGIE THERMIQUE -----	76
4.3.2. USAGE DE LA METHODOLOGIE OPTIQUE -----	77
4.4. CONCLUSION-----	78
BIBLIOGRAPHIE -----	80

Chapitre 4

Combinaison des deux méthodologies

Introduction

Le présent chapitre s'attache au couplage des deux méthodologies exposées aux chapitres 2 et 3 : la méthode thermique et la méthode optique. De ce couplage, les paramètres géométriques (positions avant et arrière du front de flamme, hauteur de flamme) et physique (la densité de flux volumique émanant de la flamme) sont déterminés par les méthodes exposées aux chapitres 2 et 3 et par Rudz et al. [1,2] à l'aide de la méthode inverse exposée au chapitre 2 et par Beck et al. [3,4] à partir de mesures de flux et de positions de front de flamme, respectivement par le capteur thermique et la caméra visuelle.

L'intérêt de ce couplage réside, d'une part dans la diminution du nombre de paramètres à minimiser, et par la caractérisation plus simple du contour géométrique de fronts de flammes non rectilignes. La combinaison de ces deux méthodes continues, fait de ce nouvel outil métrologique un moyen de mesures également continues.

L'originalité de ce travail réside dans une approche mêlant données thermiques et données optiques, qui n'a aucun antécédent dans la littérature.

4.1. Stratégie d'identification

L'identification des paramètres physiques et géométriques de la flamme se fait à l'aide du couplage entre les deux méthodologies exposées aux chapitres précédents. La méthodologie présentée ici consiste à donner les positions de front de flamme obtenues par la méthode optique comme données pour la méthode thermique afin de réduire le nombre de paramètres à optimiser lors de l'utilisation de la méthode inverse, cf. figure 4.1.

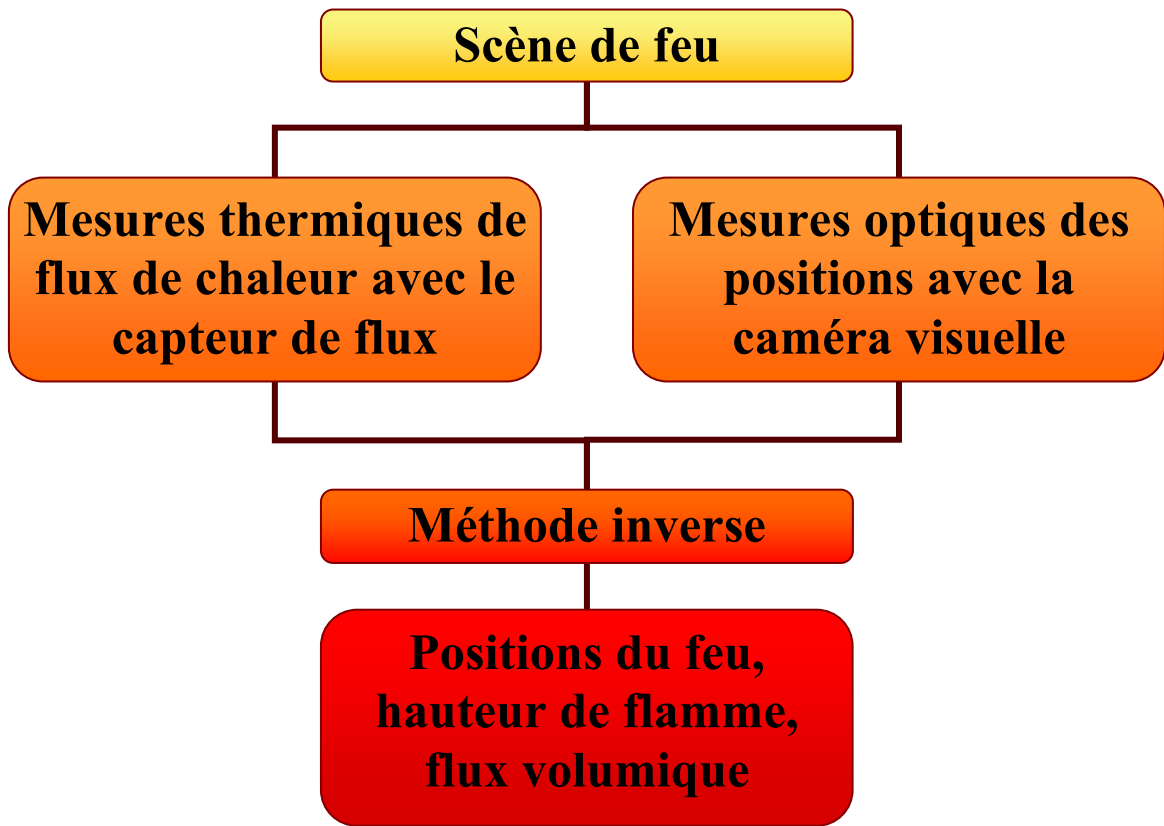


Figure 4.1. Principe de fonctionnement du couplage des deux méthodologies.

L'utilisation de la méthode inverse est toujours considérée comme une minimisation avec contraintes :

$$\begin{aligned}
 &\text{minimiser} \quad J(\xi) \text{ pour } \xi_l \leq \|\xi\| \leq \xi_u \\
 &\text{avec } J(\xi) = \frac{1}{\sum_{k=1,2,4} \|\Phi_k^{\text{exp}}\|} \left(\|\Phi_1^{\text{th}}(\xi) - \Phi_1^{\text{exp}}\| + \|\Phi_2^{\text{th}}(\xi) - \Phi_2^{\text{exp}}\| + \|\Phi_4^{\text{th}}(\xi) - \Phi_4^{\text{exp}}\| \right) \quad (4.1)
 \end{aligned}$$

Dans (4.1) le vecteur de paramètres à identifier devient alors $\xi = (h_f, \phi_f)$ les positions $\{y_{f1}^{pos}, y_{f2}^{pos}, \dots, y_{fn}^{pos}\}$ étant données par la caméra cf. chapitre 3. On distinguera les cas où la caméra est en position avant et ceux où elle est en position arrière. Rappelons que (ξ_l, ξ_u) sont respectivement les borne inférieure et supérieure du vecteur des paramètres, $\|\cdot\|$ signifie la norme Euclidienne, $\Phi_k^{\text{exp}} \forall k=1,2,4$ sont les flux radiatifs mesurés par le capteur et Φ_1^{th} , Φ_2^{th} et Φ_4^{th} sont les flux radiatifs théoriques donnés par les relations (2.15), (2.16) et (2.17) du chapitre 2. Remarquons que dans notre étude il n'y a pas de vent, soit $\alpha_w = 0$, et on considère le capteur idéalement placé en $x_0 = 0$. Les relations (2.15), (2.16) et (2.17) deviennent alors :

$$\Phi_1^{th}(\mathbf{M}) = \phi_f \times \int_{-W}^{+W} \ln \left(\frac{\sqrt{(y_0 - y_f^F)^2 + X^2}}{\sqrt{(y_0 - y_f^B)^2 + X^2}} \times \frac{l_f + \sqrt{(y_0 - y_f^B)^2 + X^2 + l_f^2}}{l_f + \sqrt{(y_0 - y_f^F)^2 + X^2 + l_f^2}} \right) dX \quad (4.2)$$

$$\Phi_4^{th}(\mathbf{M}) = \phi_f \times \int_{y_0 - y_f^B}^{y_0 - y_f^F} \ln \left(\frac{Y}{\sqrt{Y^2 + W^2}} \times \frac{l_f + \sqrt{Y^2 + W^2 + l_f^2}}{l_f + \sqrt{Y^2 + l_f^2}} \right) dY \quad (4.3)$$

$$\Phi_2^{th}(\mathbf{M}) = -\phi_f \times \int_{y_0 - y_f^B}^{y_0 - y_f^F} \ln \left(\frac{\sqrt{Y^2 + W^2}}{Y^2} \times \frac{l_f + \sqrt{Y^2 + l_f^2}}{l_f + \sqrt{Y^2 + W^2 + l_f^2}} \right) dY \quad (4.4)$$

avec $\phi_f = \frac{B}{\pi} K_f T_f^4$ en W.m^{-3} . Dans cette configuration on remarque également que $\Phi_2^{th} = \Phi_4^{th}$.

4.2. Expériences et résultats

4.2.1. Dispositif expérimental

La table de combustion utilisée est en siporex, elle a une superficie de 2m^2 ($2\text{m} \times 1\text{m}$) et une profondeur de 20 cm. Le combustible utilisé est de la paille, avec un chargement

de 1.2 kg.m^{-2} sur la table de combustion. La particularité de cette table est d'être inclinable afin de simuler des pentes de -10° , 0° , $+10^\circ$. Ce banc d'essai inclut également la présence d'une caméra visuelle et d'un capteur thermique (cf. figure 4.2 et 4.3).

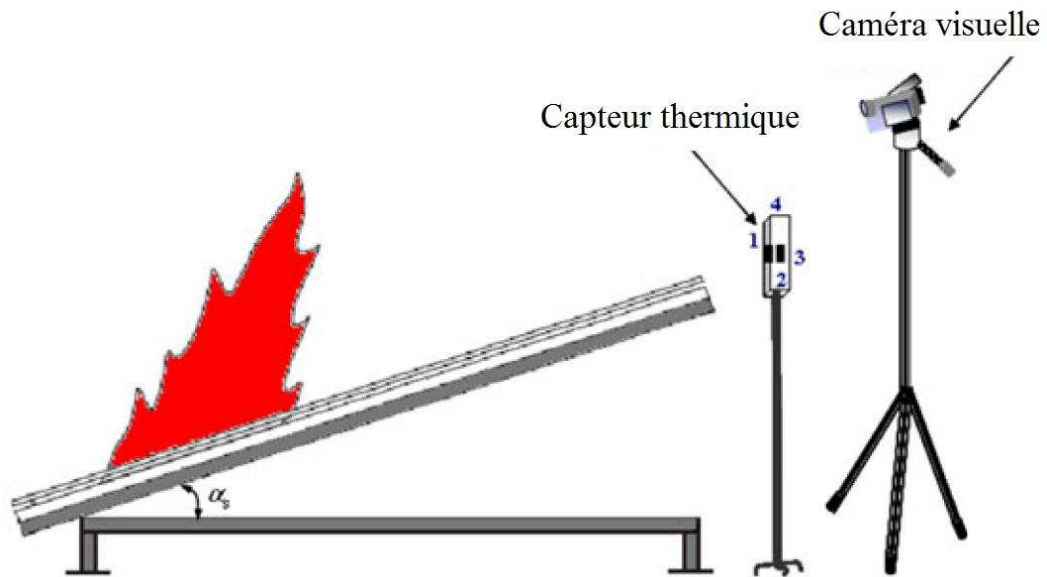


Figure 4.2. Représentation schématique du banc d'essai.

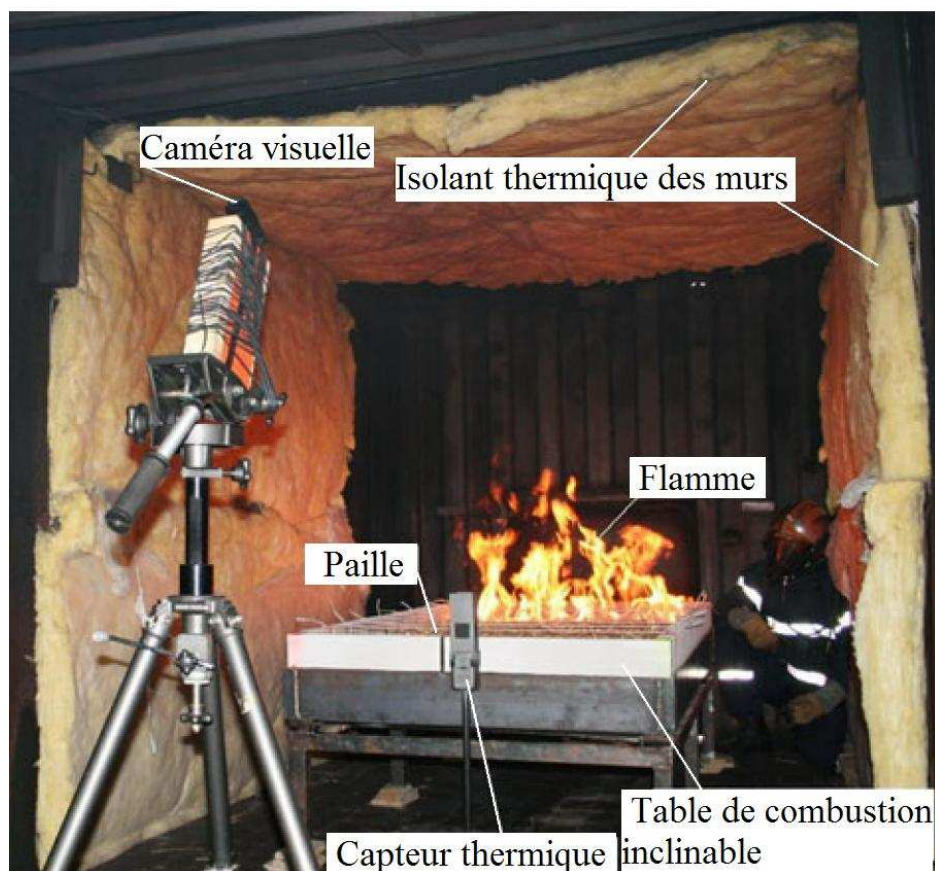


Figure 4.3. Photographie du banc d'essai.

4.2.2. Résultats

Cette section présente les résultats obtenus par le couplage des deux méthodologies. Les 31 positions du front de flamme ont été déterminées par la méthodologie optique, cf. figure 4.4, puis introduites comme paramètres d'entrées dans la fonction de minimisation, cf. équation (4.1). Les figures 4.4, 4.5 et 4.6 présentent, respectivement pour les pentes -10° , 0° et $+10^\circ$, les reconstructions du flux en fonction des positions du front de flamme. Le calcul des caractéristiques de la flamme par méthode inverse donne les résultats présentés au tableau 4.1.

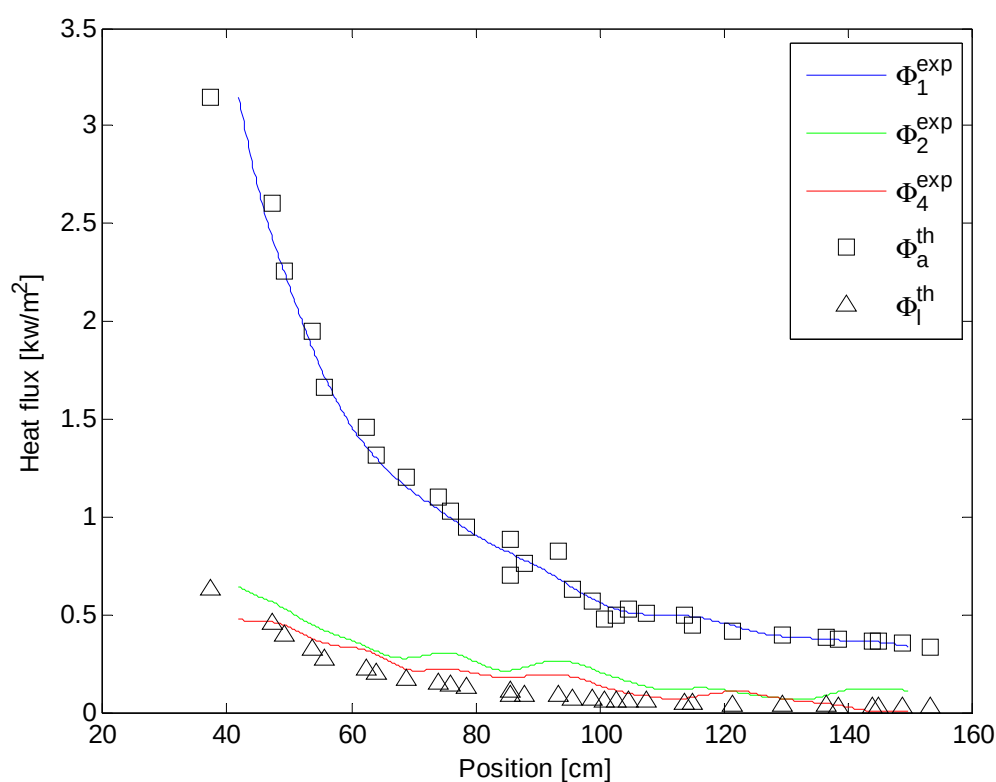


Figure 4.4. Flux radiatif de la flamme en fonction de la position pour une pente de -10° .

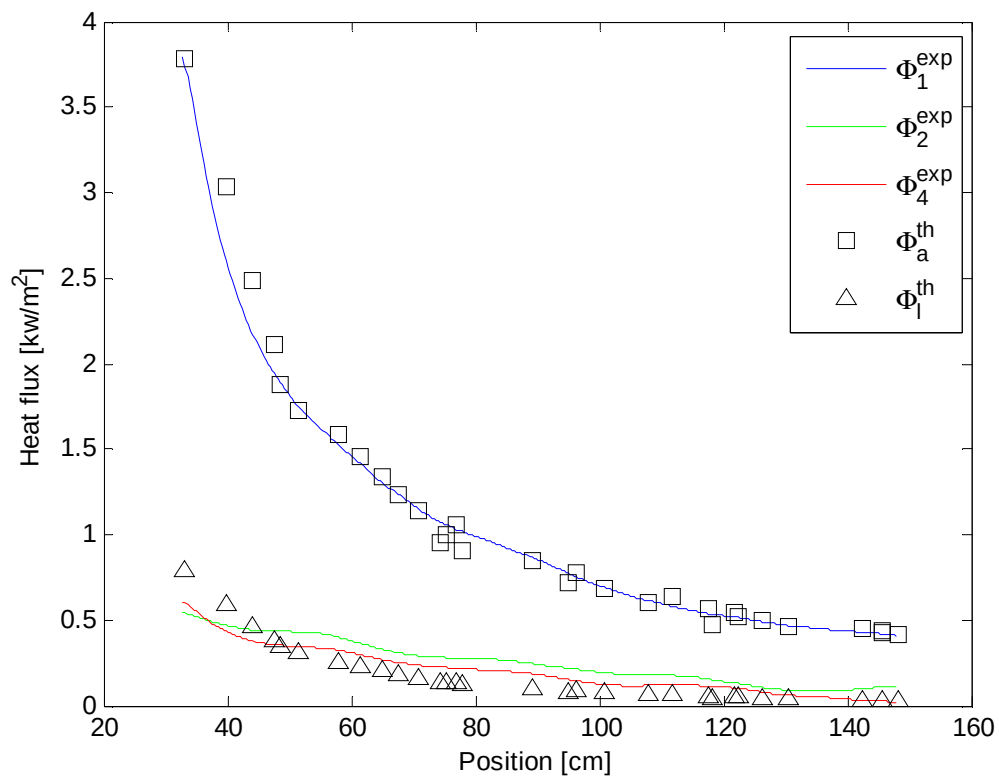


Figure 4.5. Flux radiatif de la flamme en fonction de la position pour une pente de 0° .

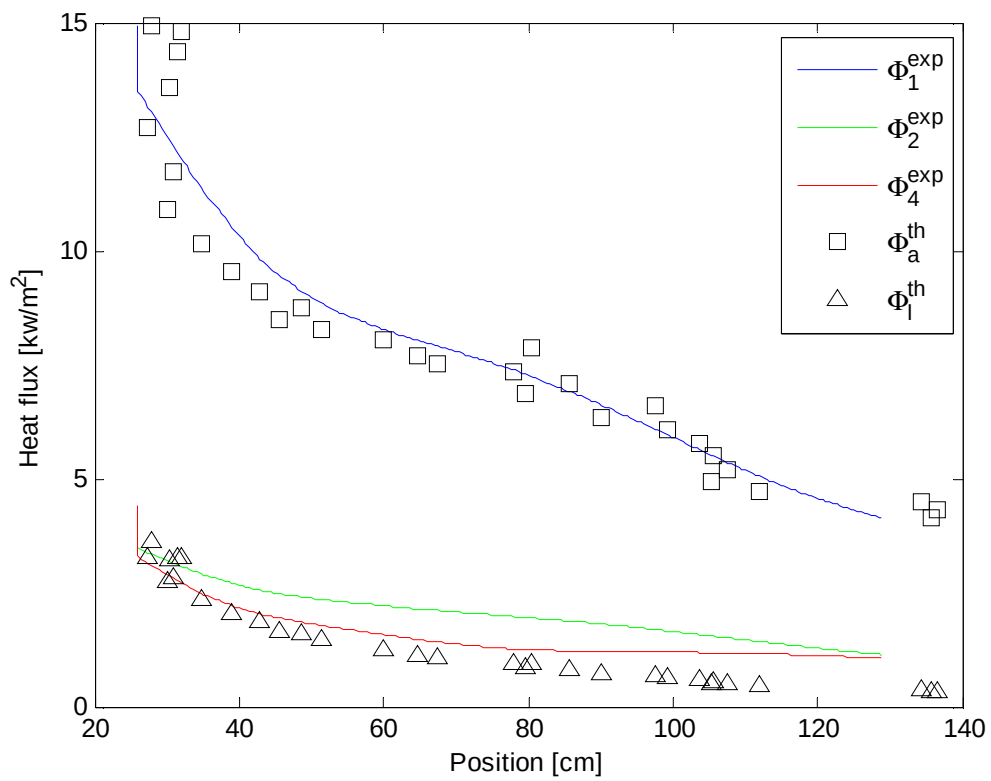


Figure 4.6. Flux radiatif de la flamme en fonction de la position pour une pente de 10° .

Avec F_i^{exp} le flux radiatif mesuré par la $i^{\text{ème}}$ face du capteur, F_a^{th} le flux radiatif théorique reçu par la face 1 et F_l^{th} le flux radiatif théorique reçu par les face 2 et 4.

Pente	-10°	0°	+10°
Flux volumique ϕ_f [kW.m ⁻³]	7.62	7.68	24.01
Longueur de flamme [cm]	53.10	55.44	152.84
Epaisseur moyenne δ_f [cm]	25.91	27.83	35.84
Vitesse de propagation du front de flamme avant [cm.s ⁻¹]	0.44	0.66	1.02
Vitesse de propagation du front de flamme arrière [cm.s ⁻¹]	0.37	0.61	0.97

Tableau 4.1. Caractéristiques de la flamme obtenues par le couplage des deux méthodologies.

A la lecture de ce tableau on constate que le flux volumique de la flamme augmente avec la pente. cela s'explique par le fait que la flamme étant plus inclinée vers le sol à cause de la pente, l'impact du rayonnement sur la végétation est plus élevé, ce qui amène à une accélération de la pyrolyse, et par conséquent à considérer une flamme comme étant plus énergétique. La vitesse de propagation du front de flamme avant augmente avec la pente, ce qui est en adéquation avec les résultats expérimentaux de Morandini et al. [5] et Dupuy et al. [6], qui ont respectivement utilisés du *Pinus pinaster* et du *Pinus halepensis* comme litière.

Rappelons que :

$$\phi_f = \frac{B}{\pi} K_f T_f^4 \quad (4.5)$$

$$T_f = \left(\frac{\phi_f \pi}{K_f B} \right)^{1/4} \quad (4.6)$$

Dont la densité de flux volumique ϕ_f de la flamme est une fonction de sa température T_f et également de son coefficient d'extinction K_f , cf. relation (4.5), et on peut déduire la température de flamme connaissant ϕ_f et K_f , cf. relation (4.6.).

Notons de plus que le coefficient d'extinction K_f peut être relié à l'émissivité ε_f de la flamme par la loi de Beer [7], cf. équation 4.7:

$$K_f = \frac{\ln(1 - \varepsilon_f)}{\delta_f} \quad (4.7)$$

avec δ_f épaisseur moyenne de la flamme, qui se calcule par la différence entre la position avant et la position arrière du front de flamme.

La littérature offre des données expérimentales concernant l'émissivité de la flamme ε_f [8-12]. Cependant, ces mesures posent un problème car elles ne représentent pas une émissivité globale mais uniquement locale. De plus les différentes méthodes utilisées aboutissent à une grande disparité dans les mesures [8-12] de l'émissivité de la flamme ε_f ($0.02 \leq \varepsilon_f \leq 0.94$). On ne peut donc pas en extraire une valeur globale pertinente.

4.3. Extension théorique à des fronts non-linéaires

4.3.1. Usage de la méthodologie thermique

Ici nous considérons toujours une approche volumique de la flamme mais cette dernière n'est plus assimilée à un parallélépipède. On considère donc l'équation suivante dans le calcul du flux reçu par la face i associée au vecteur unitaire $\mathbf{n}_i$ du capteur:

$$\Phi_i^{th}(\mathbf{M}) = \frac{B}{\pi} \int_{\Sigma_f} K_f T_f^4 dx_f dy_f \frac{\cos \alpha_f [\cos \beta - \cos(\theta + \beta)] \mathbf{w} \cdot \mathbf{n}_i - (1 - \cos \theta) \mathbf{f} \cdot \mathbf{n}_i}{\cos \alpha_s r \sin^2 \beta} \quad (4.8)$$

$$\left\{ \begin{array}{l} |\Delta su| \leq \frac{|V_p|}{2 \times f_{obs}} \times |h_{11}| \text{ avec } |\Delta u| = |\Delta X| \times |h_{11}| \\ |\Delta sv| \leq \frac{|V_p|}{2 \times f_{obs}} \times |h_{21}| \text{ avec } |\Delta v| = |\Delta X| \times |h_{21}| \\ |\Delta su| \leq \frac{|V_p|}{2 \times f_{obs}} \times |h_{12}| \text{ avec } |\Delta u| = |\Delta X| \times |h_{12}| \\ |\Delta sv| \leq \frac{|V_p|}{2 \times f_{obs}} \times |h_{22}| \text{ avec } |\Delta v| = |\Delta X| \times |h_{22}| \end{array} \right. \quad (4.10)$$

avec h_{11} , h_{12} , h_{21} et h_{22} les coefficients appartenant à la matrice d'homographie H de la caméra considérée.

Pour qu'un déplacement soit observable par la caméra, il faut s'assurer que $|\Delta u| \geq 1$ et $|\Delta v| \geq 1$.

Concernant le nombre de caméra à utiliser pour un essai à l'échelle d'un terrain, il convient de remarquer qu'en choisissant des caméras de type "grand angle" (i.e focale courte) avec une résolution la plus fine possible (i.e. surface du capteur CCD la plus grande possible) permet d'en diminuer le nombre.

4.4. Conclusion

Le couplage des deux méthodologies offre un nouvel outil métrologique capable de déterminer avec précision les positions du front de flamme, son épaisseur au sol ainsi que son flux volumique.

Le temps de calcul par cette méthode duale est divisé au minimum par deux par rapport à la méthodologie thermique seule. Expérimentalement des temps de calculs jusqu'à douze fois plus petits ont été observés avec cet outil métrologique.

En théorie la caméra permet de déterminer les positions avant et arrière du front de flamme. Cependant, en pratique des ré-embrasements des braises après le passage de la flamme ont été constatés, ce qui perturbe les mesures issues de la méthodologie optique.

Par conséquent la méthodologie optique doit être utilisée avec précaution lorsque la mesure porte sur le front de flamme arrière.

Enfin notons que la caméra doit être placée hors de portée des flammes afin de ne pas être détruite.

Bibliographie

- [1] **S. Rudz, K. Chetehouna, O. Séro-Guillaume**, Metrological tool for the characterization of flame fronts based on the coupling of heat flux approach with image processing data, *Fire Technology* **47(2)**, pp. 491-505, 2011.
- [2] **S. Rudz, K. Chetehouna, O. Séro-Guillaume**, Identification of flame characteristics by coupling of a thermal method and image processing, *Proceeding of the 6th International Seminar on Fire and Explosion Hazards*, p. 12, 2010.
- [3] **J.V. Beck, B. Blackwell, C. St Clair C**, Inverse Heat Conduction, Ill-Posed Problems. In : *John Wiley & Sons (ed), New-York*, 1985.
- [4] **J.V. Beck, K.A. Woodburry**, Inverse problems and parameter estimation : integration of measurements and analysis, *Measurement Science and Technology* **9**, pp. 839-847, 1998.
- [5] **F. Morandini, P.A. Santoni, J.H. Balbi**, The contribution of radiant heat transfer to laboratory-scale fire spread under the influences of wind and slope, *Fire Safety Journal* **36**, pp. 519-543, 2001.
- [6] **J.L. Dupuy, P. Vachet, J. Maréchal**, Fuel bed temperature measurements in laboratory fires spreading over a slope. *V International Conference on Forest Fire Research D.X. Viegas (ed)*, 2006.
- [7] **B. Monod, A. Collin, G. Parent, P. Boulet**, Infrared radiative properties of vegetation involved in forest fires, *Fire Safety Journal* **44**, pp. 88-95, 2009.
- [8] **J.R. Beyreis, H.W. Monsen, A.F. Abbasi**, *Properties of wood crib flames*. *Fire Technology* **7**, pp. 145-155, 1971.
- [9] **B. Häggglund, L.E. Persson**, An Experimental Study of the Radiation from Wood Flames, In: *Försvarets Forskningsanstalt Huvudenhets, FoU-brand, Stockholm*, 1974.
- [10] **J.L. Dupuy, P. Vachet, J. Maréchal**, Emission-transmission measurements in flames using an infrared camera, *Proceeding of the 5th International Conference on Forest Fire Research*, p. 15, 2006.
- [11] **A. Águeda, E Pastor, Y Pérez, E Planas**, Experimental study of the emissivity of flames resulting from the combustion of forest fuels, *International Journal of Thermal Sciences* **49**, pp. 543–554, 2010.
- [12] **J.L. Dupuy, P. Vachet, J. Maréchal, J. Meléndez, A.J. de Castro**, Thermal infrared emission-transmission measurements in flames from a

cylindrical forest fuel burner, *International Journal of Wildland Fire* **16**, pp. 324-340, 2007.

Chapitre 5

**Extension de la méthodologie
optique : proposition d'un nouvel
algorithme de segmentation
appliqué à la métrologie des feux
de forêts**

Table des matières

INTRODUCTION-----	83
5.1. METRIQUES SUPERVISEES D'EVALUATIONS REGIONS-----	84
5.1.1. LES CRITERES DE MARTIN : MAR_{GCE} ET MAR_{LCE} -----	84
5.1.2. LE CRITERE D'HAFIANE: HAF -----	85
5.2. PRESENTATION DE LA MÉTHODE -----	86
5.3. EVALUATION ET COMPARAISON DU NOUVEL ALGORITHME -----	90
5.4. CONCLUSION-----	94
BIBLIOGRAPHIE -----	95

Chapitre 5

Extension de la méthodologie optique : proposition d'un nouvel algorithme de segmentation appliqué à la métrologie des feux forêts

Introduction

Dans la conclusion du chapitre 3 et dans Rudz et al. [1,2] il est établi que la méthode optique doit être améliorée sur un point en particulier : la segmentation de l'image du feu. En effet, les scores de la métrique d'évaluation, qu'elle soit contours comme celle de Pratt et al. [3] ou régions comme celle d'Hafiane et al. [4] appliquée par Rudz et al. [2], ont montré que les algorithmes de segmentation du feu [5-8] proposés dans la littérature ne sont pas optimums.

L'objet de ce chapitre est de proposer un nouvel algorithme de segmentation du feu capable d'extraire avec précision les régions feux d'une image pour n'importe quel image, d'évaluer ses performances et de les comparer à d'autres algorithmes existant [5-8]. La base de données utilisée, annotée par un expert, provient de plusieurs bases de données disponibles sur internet : Forestrypictures.org [9] et WildlandFire.com [10], mais aussi d'essais réalisés en 2007 au Vigan, dans le sud de la France, sur une végétation hétérogène.

La première partie de ce chapitre est consacrée à la présentation des métriques d'évaluations utilisées. Elles diffèrent de celle utilisé au chapitre 3 car l'objet à évaluer ici est une région et non un contour comme précédemment. La deuxième partie est dévolue à la recherche de l'espace colorimétrique le plus pertinent. La troisième partie présente le nouvel algorithme proposé. La quatrième partie se focalise sur l'évaluation de ce nouvel algorithme et de sa comparaison avec d'autres algorithmes [5-8] de la littérature. La conclusion est la cinquième et dernière partie.

5.1. Métriques supervisées d'évaluations régions

Basées sur la comparaison d'une image segmentée I_s à sa vérité terrain I_{ref} , de nombreuses métriques supervisées d'évaluations régions ont été proposées dans la littérature pour quantifier les performances des algorithmes de segmentation [11-16]. Chacun de ces évaluateurs mesure un chevauchement de régions de différentes façons. Hemery et al. [17] ont évalué les performances des métriques les plus couramment utilisées. Contrairement à l'évaluation de métriques contours par Chabrier et al. [18], le résultat est moins tranché pour les métriques supervisées d'évaluations régions. Dans le but de ne pas être influencé par les résultats de la métrique choisie, trois métriques [4,16] parmi les meilleurs dans l'analyse de Hemery et al. [17] ont été utilisées indépendamment pour quantifier les performances des algorithmes de segmentation.

5.1.1. Les critères de Martin : MAR_{gce} et MAR_{lce}

Martin et al. [16] ont défini un calcul d'erreur entre I_{ref} et I_s qui n'est pas symétrique (cf. relation 5.1) :

$$E(I_{ref}, I_s, k) = \frac{card(I_{ref \setminus s}^{r(k)})}{card(I_{ref}^{r(k)})} \quad (5.1)$$

avec $r(k)$ correspondant à la région contenant le pixel k . De cette erreur, qui ne mesure qu'un raffinement de l'image I_{ref} à l'image I_s , les auteurs créent deux mesures d'erreurs symétriques pour l'image entière, l'erreur consistante globale (MAR_{gce}) et l'erreur consistante locale (MAR_{lce}) :

$$MAR_{gce}(I_{ref}, I_s) = 1 - \frac{1}{card(I)} \min \left[\sum_{k \in I} E(I_{ref}, I_s, k), \sum_{k \in I} E(I_s, I_{ref}, k) \right] \quad (5.2)$$

$$MAR_{lce}(I_{ref}, I_s) = 1 - \frac{1}{card(I)} \sum_{k \in I} \min [E(I_{ref}, I_s, k), E(I_s, I_{ref}, k)] \quad (5.3)$$

avec I_{ref} la vérité terrain et I_s l'image segmentée. En forçant tous les raffinages locaux d'être dans la même direction (soit de I_{ref} à I_s ou de I_s à I_{ref}), MAR_{gce} est plus sévère que MAR_{lce} qui autorise des raffinages dans toutes les directions.

5.1.2. Le critère d'Hafiane: *HAF*

Le critère d'Hafiane [4] est défini comme suit :

$$HAF = \frac{M_I + m \times \eta}{1 + m} \quad (5.4)$$

Le coefficient d'indexation M_I est défini comme une moyenne pondérée des taux de chevauchement sur toutes les classes:

$$M_I = \sum_{j=1}^{NC_s} \frac{Card(C_{ref}^{i^*} \cap C_s^j)}{Card(C_{ref}^{i^*} \cup C_s^j)} \times \frac{Card(C_s^j)}{Card(I_s)} \quad (5.5)$$

avec $i^* = \underset{i=1}{\operatorname{argmax}}^{NC_{ref}} (Card(C_{ref}^i \cap C_s^j))$ l'index de la classe C_{ref}^i appartenant à la vérité terrain I_{ref} ayant la plus grande zone de chevauchement avec une classe C_s^j de l'image segmentée I_s . NC_{ref} et NC_s représentent respectivement le nombre de classes dans la vérité terrain I_{ref} et l'image segmentée I_s (dans notre cas $NC_{ref} = NC_s = 2$, classe feu ou non-feu).

Le paramètre η , permettant la pénalisation des sur et sous-segmentations, prend en compte le nombre de régions connectées NR_{ref} dans la vérité terrain et NR_s dans l'image segmentée.

$$\eta = \begin{cases} \frac{NR_{gt}}{NR_s} & \text{si } NR_s \geq NR_{gt} \\ \log \left(1 + \frac{NR_s}{NR_{gt}} \right) & \text{sinon} \end{cases} \quad (5.6)$$

Le coefficient de pondération m , contrôlant l'importance de la sur ou sous-segmentation dans le calcul d'erreur, a été fixé à 0.5.

5.2. Présentation de la méthode

Dans cette application, la segmentation d'image peut être considérée comme un problème de classification de pixels présentant des caractéristiques similaires portant sur la couleur. Pour des images de feux, le but est de regrouper tous les pixels décrivant le feu dans plusieurs régions en une seule et même classe. Pour parvenir à ce résultat, la première étape de la méthode est de faire appel au classificateur k -means, couramment utilisé en traitement d'image, défini par McQueen [19]. Ce classificateur procède en minimisant la fonction suivante, cf. relation (5.7):

$$\sum_{i=1}^k \sum_{x_j \in C_i} \|x_j - m_i\|^2 \quad (5.7)$$

avec k le nombre de classe dans l'image, C_i la $i^{\text{ème}}$ classe, m_i le centre de tous les pixels $x_j \in C_i$ et $\|\cdot\|$ symbole de la norme Euclidienne.

L'algorithme k -means ne nécessite qu'un seul paramètre d'entrée : le nombre k de classes. Cependant ce paramètre est extrêmement sensible car il impose un nombre de classe dans lequel les pixels doivent se répartir. Il convient donc de choisir correctement ce paramètre. De plus, il faut également savoir quel est l'espace colorimétrique le plus approprié à la segmentation du feu dans une image. La littérature offre de nombreux algorithmes de segmentation de feux, mais dans différents espaces colorimétriques : Celik

et al. [5] ont utilisé l'espace colorimétrique YCbCr [5], Chen et al. [6] ont travaillé dans les espaces HSI et RGB, Ko et al. [7] ont construit leur méthode avec l'espace RGB et Rossi et al. [8] ont développé leur algorithme en combinant des données provenant des espaces YUV et RGB. Cependant, le choix de l'espace colorimétrique de travail n'est pas justifié par les auteurs, ou alors basé sur un *a priori*. Rudz et al. [2] ont récemment montré que les composantes de type chrominance comme "a" et "b" de l'espace colorimétrique Lab, "U" et "V" de YUV et "Cr" et "Cb" de YCbCr ont des propriétés discriminatives plus intéressantes que n'importe quelles autres composantes pour extraire le feu du reste de l'image.

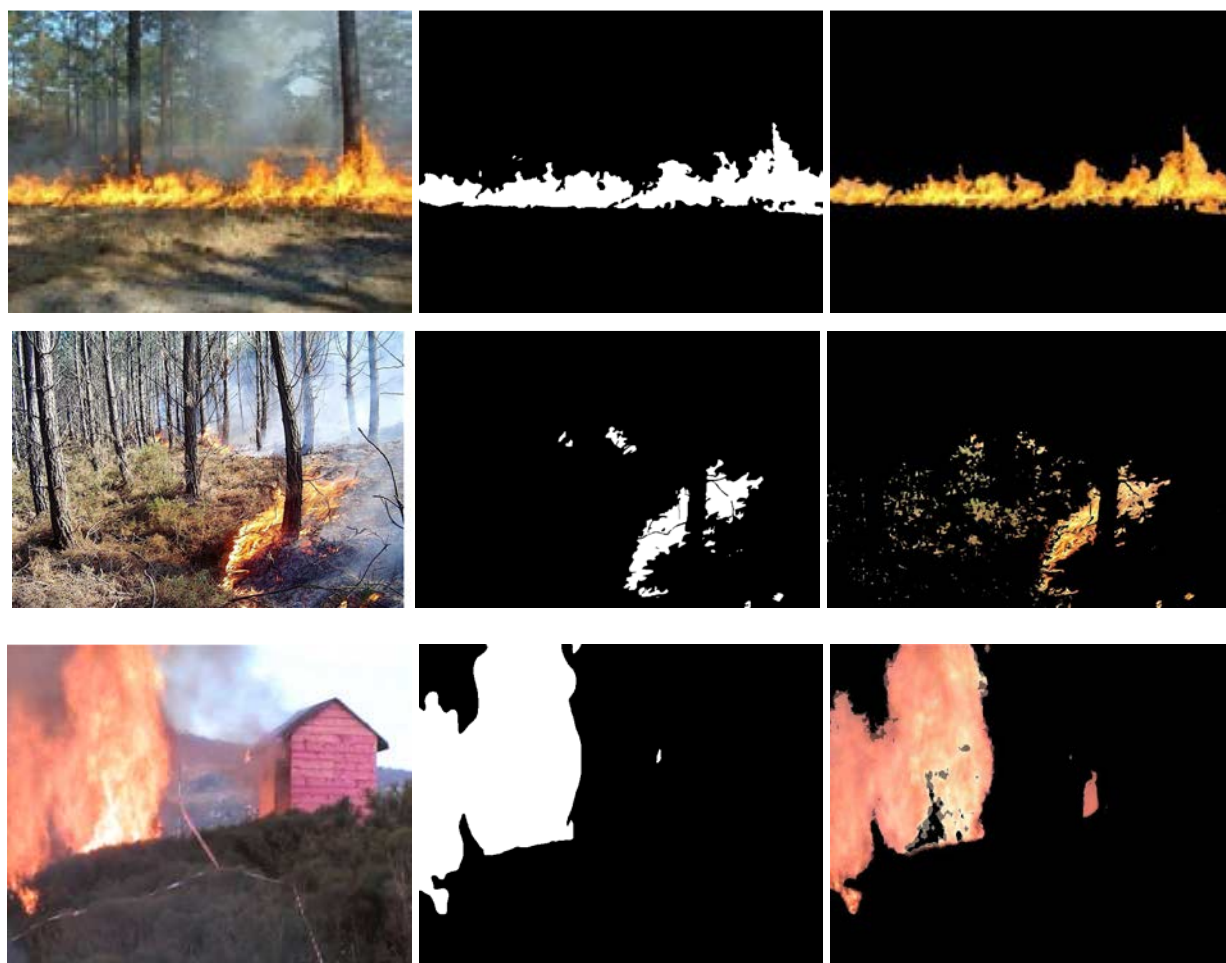
Dans l'idée de résoudre la question du choix de l'espace couleur, mais aussi du nombre de classes k à choisir, une étude a été menée en utilisant le k -means sur l'ensemble de notre base de données avec k allant de 2 à 9 en gardant successivement les n classes les plus proches de nos histogrammes de références (composés de plus de 2×10^6 pixels feu obtenus par une segmentation d'expert), *i.e.* n allant de 1 à $k-1$. Les résultats de l'évaluation du meilleur couple (n, k) dans chaque chrominance sont présentés en tableau 5.1. Cette évaluation a été faite à l'aide des trois critères d'évaluation présentés dans la section précédente.

Chrominance	n	k	$MAR_{ge}(\%)$	n	k	$MAR_{le}(\%)$	n	k	$HAF(\%)$
a	1	9	86.2	1	9	94.1	8	9	58.7
b	1	3	88.3	1	5	95.5	1	9	55.3
Cr	1	4	89.3	2	7	95.1	1	6	58.5
Cb	1	4	94.0	1	4	98.5	1	7	62.3
							1	4	60.9
U	1	8	84.2	1	8	92.4	8	9	54.1
V	1	5	89.9	1	9	96.4	1	9	58.4

Tableau 5.1. Evaluation de la meilleure classification sur chaque chrominance.

Tous les critères utilisés s'accordent pour le choix de la chrominance "Cb" comme la plus appropriée pour l'utilisation du k -means. Néanmoins, on constate un désaccord sur le couple (n, k) . En effet, dans les deux critères de Martin et al. [16] on considère le couple (1,4) comme le meilleur tandis que le critère d'Hafiane et al. [4] renvoie le couple (1,7). Cependant, le score de HAF associé au couple (1,4) vaut 60,9%, ce qui est assez proche

du score renvoyé par le même critère pour le couple (1,7). Par conséquent, suite à cette évaluation, la chrominance "Cb" et l'utilisation du k -means avec le couple (1,4) apparaissent comme étant les paramètres les plus adaptés à l'extraction du feu dans une image. Comme on peut le constater en figure 5.1, cette première étape permet d'obtenir dans quelques cas une segmentation très proche de sa vérité terrain, mais en règle générale une amélioration est à envisager.



(a) Images originales

(b) Vérités terrains

(c) résultats du k -means

Figure 5.1. Quelques exemples de résultats de l'utilisation du k -means dans la chrominance "Cb" avec le couple (1,4).

Le raffinement de la segmentation s'opère après la procédure de k -means. Deux types de régions sont prises en comptes après cette première segmentation: les petites régions et les grandes régions. On considère ici qu'une région est un ensemble de pixels connectés par au moins un côté. Une petite région à moins de 256 pixels connectés, sinon elle est dite grande. La procédure de raffinement se fait de la manière suivante:

Pour une grande région

$$\begin{cases} \text{règle 1 : } \|hist_R^{ref} - hist_R\| < \tau_R \\ \text{règle 2 : } \|hist_G^{ref} - hist_G\| < \tau_G \\ \text{règle 3 : } \|hist_B^{ref} - hist_B\| < \tau_B \end{cases}$$

si (règle 1) et (règle 2) et (règle 3) = vraie (5.8)
 alors : le pixel est feu
 sinon : le pixel n'est pas feu

Pour une petite région

$$\begin{cases} \text{règle 1 : } \|\mu_R^{ref} - \mu_R\| < c_R \times \sigma_R^{ref} \\ \text{règle 2 : } \|\mu_G^{ref} - \mu_G\| < c_G \times \sigma_G^{ref} \\ \text{règle 3 : } \|\mu_B^{ref} - \mu_B\| < c_B \times \sigma_B^{ref} \end{cases}$$

si (règle 1) et (règle 2) et (règle 3) = vraie (5.9)
 alors : le pixel est feu
 sinon : le pixel n'est pas feu

avec $hist_R^{ref}$, $hist_G^{ref}$ et $hist_B^{ref}$ les histogrammes de références provenant de notre bases de données, respectivement sur les composantes R, G et B de l'espace colorimétrique RGB, et $(\mu_R^{ref}, \sigma_R^{ref})$, $(\mu_G^{ref}, \sigma_G^{ref})$ et $(\mu_B^{ref}, \sigma_B^{ref})$ leur moyenne et écart-type associé.

Dans ces essais, $\tau_R, \tau_B, \tau_G, c_R, c_G$ et c_B ont respectivement été fixés à 40.1, 74, 74, 1.4, 9 et 9. Comme le montre la figure 5.2, ce raffinement permet d'éliminer convenablement les mauvais pixels restant après la première étape, tout en préservant les bons.

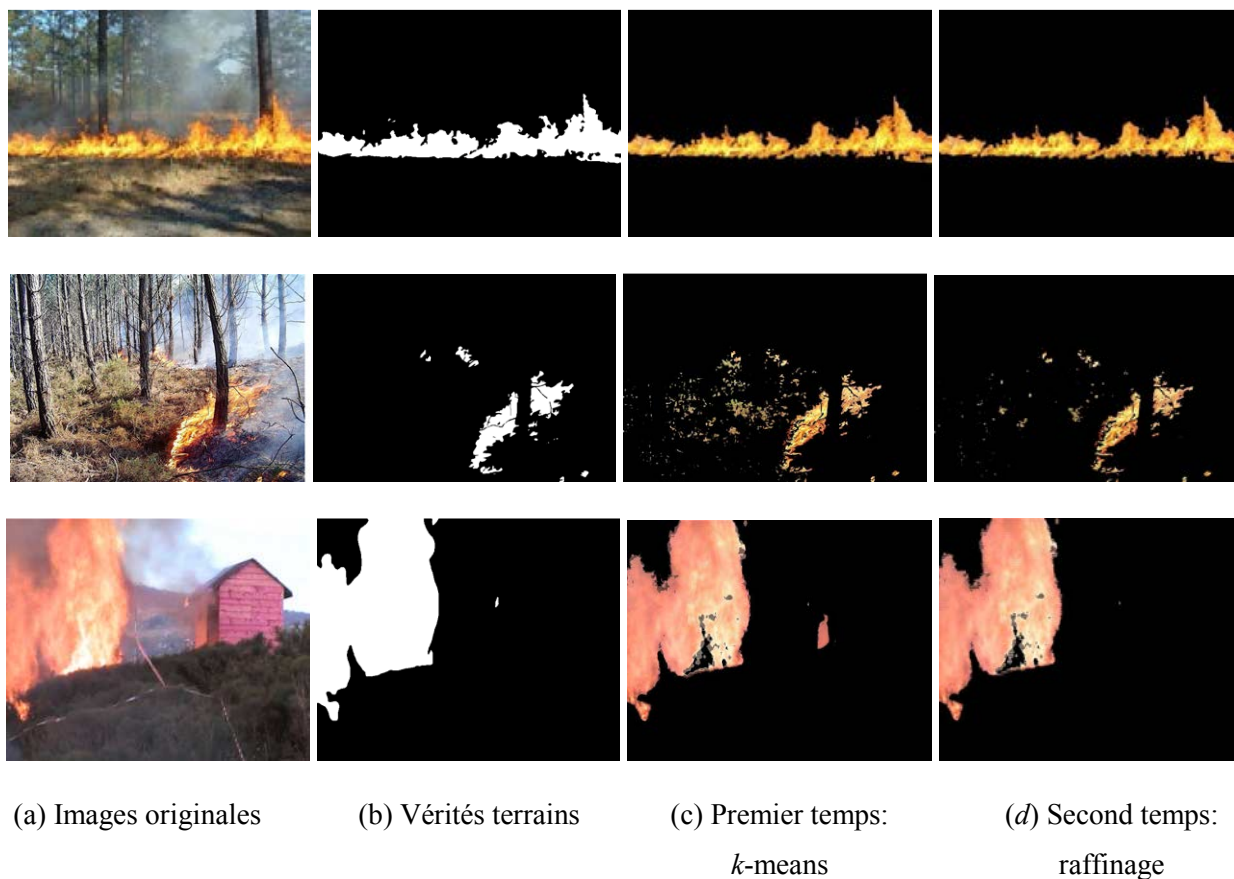


Figure 5.2. Quelques exemples de résultats de l'utilisation du k -means dans la chrominance "Cb" avec le couple (1,4) dans un premier temps, puis du raffinage dans un second temps.

Un raisonnement subjectif laisse penser que les résultats obtenus sont proches des vérités terrains. Il convient donc de vérifier cet *a priori* en évaluant les performances de cet algorithme, mais aussi de les comparer à celles d'autres algorithmes [5-8].

5.3. Evaluation et comparaison du nouvel algorithme

Naturellement un jugement purement subjectif ne peut suffire à quantifier les performances de l'algorithme de segmentation proposé ici. Par conséquent, les critères d'évaluation de Martin et al. [17] et d'Hafiane et al. [12] sont de nouveaux utilisés pour accomplir cette tâche. De plus, ils vont également permettre de situer cette méthode de segmentation par rapport à quelques-unes de la littérature présentées au chapitre 3 : Celik et al. [5], Chen et al. [6], Ko et al. [7] et Rossi et al. [8]. Les résultats des évaluations sont présentés au tableau 5.2 :

Algorithmes	MAR_{gce} (%)	MAR_{lce} (%)	HAF (%)
Nouvel algorithme	94.2	98.6	65.9
Celik et al. [5]	87.6	96.3	57.2
Chen et al. [6]	91.5	98.1	59.7
Ko et al. [7]	69.5	86.2	38.3
Rossi et al. [8]	88.6	94.8	52.8

Tableau 5.2. Evaluation de la meilleure classification sur chaque chrominance.

Tous les critères d'évaluations mettent en avant l'algorithme proposé. Les figures 5.3 et 5.4 présentent quelques-uns des résultats obtenus par les différentes méthodes de segmentations. Pour chaque résultat, les scores correspondant aux évaluateurs MAR_{gce} , MAR_{lce} et HAF sont donnés en pourcentage. Ces figures illustrent la tendance globale du comportement des méthodes testées. De ces résultats, on peut constater que la méthode de Celik et al. [5] est pénalisée par la sous-segmentation : les pixels segmentés sont bien des pixels-feu mais beaucoup de vrai pixels-feu sont ignorés. On remarque également que l'algorithme de Chen et al. [6] est pénalisé par ses règles trop rigides, ce qui amène également à une sous-segmentation. La méthode de Ko et al. [7], quant à elle, a tendance à sur-segmenter les régions feux en y incluant les régions représentant la fumée et le ciel. Enfin, la segmentation de Rossi et al. [8] est pénalisée par les feux dont la couleur tend vers le jaune, probablement due à la classification effectuée sur une chrominance rouge : la composante "V" de l'espace YUV.

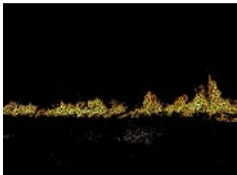
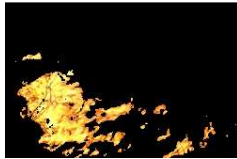
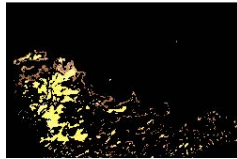
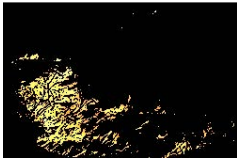
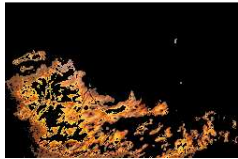
						
		$MAR_{gce} = 98.5$ $MAR_{lce} = 99.6$ $HAF = 72.1$	$MAR_{gce} = 89.7$ $MAR_{lce} = 96.3$ $HAF = 57.3$	$MAR_{gce} = 93.2$ $MAR_{lce} = 99.2$ $HAF = 59.5$	$MAR_{gce} = 66.6$ $MAR_{lce} = 86.6$ $HAF = 33.6$	$MAR_{gce} = 96.4$ $MAR_{lce} = 97.1$ $HAF = 58.5$
						
		$MAR_{gce} = 91.7$ $MAR_{lce} = 99.0$ $HAF = 62.4$	$MAR_{gce} = 81.9$ $MAR_{lce} = 94.0$ $HAF = 50.8$	$MAR_{gce} = 85.2$ $MAR_{lce} = 97.5$ $HAF = 53.6$	$MAR_{gce} = 81.6$ $MAR_{lce} = 90.7$ $HAF = 38.5$	$MAR_{gce} = 86.4$ $MAR_{lce} = 88.6$ $HAF = 50.5$
(a) Images originales	(b) Vérités Terrains	(c) Nouvel algorithme	(d) Méthode de Celik et al. [5]	(e) Méthode de Chen et al. [6]	(f) Méthode de Ko et al. [7]	(g) Méthode de Rossi et al. [8]

Figure 5.3. Quelques exemples de résultats issus de la base de données.

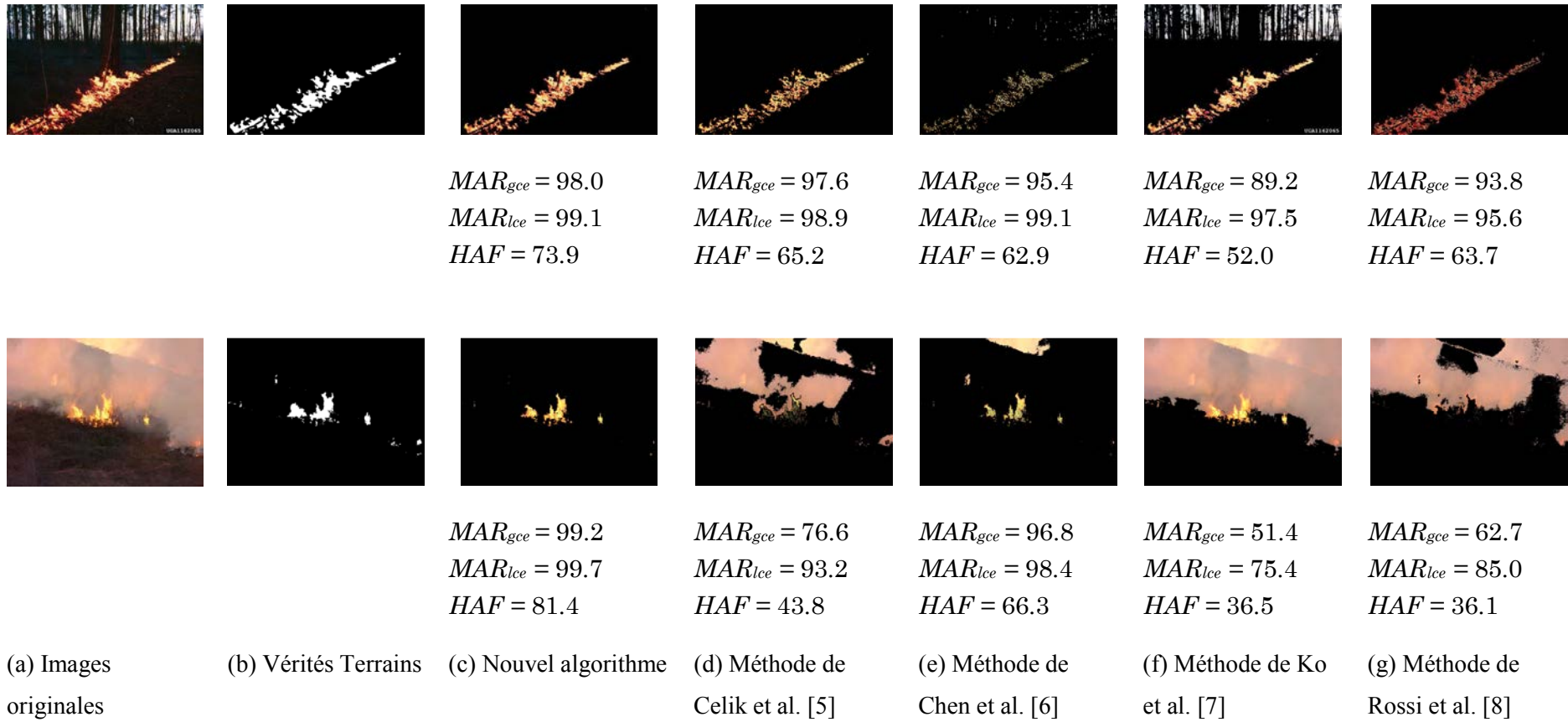


Figure 5.4. Autres exemples de résultats issus de la base de données.

5.4. Conclusion

Depuis une dizaine d'années, plusieurs essais pour segmenter le feu dans une image ont été menés [5-8], conduisant à différentes méthodes appliquées dans différent espaces couleurs. Dans ce chapitre, des métriques d'évaluations, cf. Hafiane et al. [4] et Martin et al. [16], ont été utilisées pour déterminer quel espace couleur est le plus intéressant pour extraire le feu d'une image. Les résultats ont montré que la chrominance bleue "Cb" de l'espace couleur YCbCr est la composante la plus appropriée pour extraire le feu d'une image en utilisant un classifieur de type k -means avec $k = 4$ et en gardant la classe la plus proche de nos histogrammes de références. A partir de cette classification, une méthode de raffinement a été proposée en se basant sur l'utilisation d'histogrammes de références de notre base de données.

La comparaison, à l'aide du protocole d'évaluation, de cette méthode avec celles provenant de la littérature a montré que l'algorithme proposé est le plus performant.

Bibliographie

- [1] **S. Rudz, K. Chetehouna, O. Séro-Guillaume, E. Pastor, E. Planas,** Comparison of two methods for estimating fire positions and the rate of spread of linear flame fronts, *Measurement Science and Technology* **20**, p. 10, 2009.
- [2] **S. Rudz, K. Chetehouna, A. Hafiane, O. Séro-Guillaume, H. Laurent,** On the Evaluation of Segmentation Methods for Wildland Fire, *In: J. Blanc-Talon et al. (Eds.): ACIVS 2009, LNCS 5807, Springer-Verlag Berlin Heidelberg*, pp. 12-23, 2009.
- [3] **W.K. Pratt, O.D. Faugeras, A. Gagalowicz,** Visual discrimination of stochastic texture fields, *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics* **8(11)**, pp. 796-804, 1978.
- [4] **A. Hafiane, S. Chabrier, C. Rosenberger, H. Laurent,** A new supervised evaluation criterion for region based segmentation methods, *In: J. Blanc-Talon et al. (Eds.): ACIVS 2007, LNCS 4678, Springer-Verlag Berlin Heidelberg*, pp. 439-448, 2007.
- [5] **T Celik, H Demirel,** Fire detection in video sequences using a generic color model, *Fire Safety Journal* **44**, pp. 147–58, 2009.
- [6] **T. Chen, P. Wu, Y. Chiou,** An early fire-detection method based on image processing, *Proceeding of International Conference on Image Processing*, pp. 1707–1710, 2004.
- [7] **B.C. Ko, K.H. Cheong, J.Y. Nam,** Fire detection based on vision sensor and support vector machines, *Fire Safety Journal* **44**, pp. 322–329, 2009.
- [8] **L. Rossi, M. Akhloufi, Y. Tison,** On the use of stereovision to develop a novel instrumentation system to extract geometric fire fronts characteristics, *Fire Safety Journal* **46**, pp. 9-20, 2011.
- [9] **ForestryImages, Forest Health, Natural Resources, Fire, Trees, Wildlife, Silviculture Photos,** <http://www.forestryimages.org/>, 2010.
- [10] **Wildland Fire, Home of the Wildland Firefighter,** <http://www.wildlandfire.com/>, 2010.
- [11] **R. Unnikrishnan, C. Pantofaru, M. Hebert,** Toward objective evaluation of image segmentation algorithms, *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence* **29**, pp. 929-944, 2007.
- [12] **S. Chabrier,** Contribution à l'évaluation de performances en segmentation d'images, *Thèse de l'Université d'Orléans, Orléans*, 2005.

- [13] **L. Vinet**, Segmentation et mise en correspondance de régions de paires d'images stéréoscopiques, *Thèse de l'Université de Paris IX Dauphine*, Paris, 1991.
- [14] **Q. Huang, B. Dom**, Quantitative methods of evaluating image segmentation, *In: International Conference on Image Processing, Washington, DC, USA, 3*, pp. 53-56, 1995.
- [15] **W.A. Yasnoff, J.K. Mui, J.W. Bacus**, Error measures for scene segmentation, *Pattern Recognition* **9**, pp. 217-231, 1977.
- [16] **D. Martin, C. Fowlkes, D. Tal, J. Malik**, A database of human segmented natural images and its application to evaluating segmentation algorithms and measuring ecological statistics, *International Conference on Computer Vision*, pp. 416-423, 2001.
- [17] **B. Hemery, H. Laurent, B. Emile, C. Rosenberger**, Comparative study of localization metrics for the evaluation of image interpretation systems, *Journal of Electronic Imaging* **19(2)**, p. 21, 2010.
- [18] **S. Chabrier, H. Laurent, C. Rosenberger, B. Emile**, Comparative study of contour detection evaluation criteria based on dissimilarity measures, *EURASIP Journal of Image and Video Processing*, 2008.
- [19] **J. McQueen**, Some methods for classification and analysis of multivariate observations, *In : Proceedings of the Fifth Berkeley Symposium on Mathematical Statistics and Probability*, pp. 281-297, 1967.

Conclusion générale

Conclusion générale

L'objectif de cette thèse a été de mettre au point un capteur dédié à la métrologie des feux de forêts. Ce capteur mesure le flux thermique émit par la flamme car c'est le seul paramètre global mesurable. Le modèle de flamme mince qui lui est associé permet d'obtenir une information riche (flux volumique, positions avant ou arrière du front de flamme, longueur de flamme). Ce capteur a été prévu pour servir comme un outil de calibration et de validation du modèle de propagation présenté au chapitre 1. Cependant la calibration requiert la minimisation de l'écart entre le flux thermique mesuré et calculé, elle fait donc intervenir la position du front de flamme, ce qui ajoute beaucoup de paramètres à la fonction objectif. Mon travail dans cette thèse a été de remédier à ce problème en ajoutant au système de mesure une partie optique. Les données optiques obtenues à l'aide d'une caméra visuelle ont permis d'extraire le contour au sol de la flamme et d'en déduire sa position.

Récapitulons les principales étapes de ce travail :

- le modèle de flamme mince a été développé sur les bases d'un modèle existant;
- l'équivalence des positions du front de flamme obtenues par la méthode thermique et la méthode optique a été prouvée;
- un protocole d'évaluation des algorithmes de segmentation du feu a été proposé en se basant sur une métrique d'évaluation supervisée;
- le couplage des données thermiques et optique permet de diminuer notablement le temps de calcul pour l'estimation des paramètres;
- un algorithme de segmentation de l'image du feu a été proposé et évalué;

Toutes les données expérimentales dans ce travail ont été obtenues au cours de propagation rectiligne du front de feu, elles ne nécessitaient qu'un capteur et une caméra. La suite évidente de ce travail est l'instrumentation d'un terrain pendant un essai de brûlage contrôlé. Cela nécessitera de :

- déterminer le nombre de capteurs thermiques minimum nécessaire;
- déterminer le nombre de caméras visuelles minimum nécessaire;
- déterminer le positionnement des capteurs et des caméras;
- déterminer les caractéristiques techniques des caméras en fonction de la spécificité du terrain;

En tout cas le système développé dans ce travail est unique et représente l'unité d'un réseau de capteurs pour la métrologie des feux de végétation, ou des feux à grande échelle.

Ce travail a fait l'objet de deux publications internationales, quatre conférences internationales avec comité de lecture et deux présentations au séminaire du GDR Incendie

Annexes

Φ_a^{th}	theoretical heat flux received by the front face of the sensor
Φ_l^{th}	theoretical heat flux received by the lateral faces of the sensor
Φ_1^{exp}	experimental heat flux received by face 1 of the sensor
Φ_2^{exp}	experimental heat flux received by face 2 of the sensor
Φ_4^{exp}	experimental heat flux received by face 4 of the sensor
α_f	flame tilt angle
ξ	vector of flame parameters
ξ_l, ξ_u	lower and upper bounds of the vector of flame parameters
ε	flame emissivity

1. Introduction

Wildland fires have always existed and nowadays, due to climate changes, forest fires are becoming a growing threat for north Mediterranean countries such as France, Spain, Portugal and Greece, but also for other regions around the world such as California and Australia for example. This year (2009) the most devastating wildland fire of all time for Australia, covering 300 000 hectares, caused the death of 200 people and affected the local ecosystem for many years to come. In 2007, Greece suffered the most fatal forest fire of Europe in the last decade killing 78 humans with 200 000 hectares of surface affected. Every year, the average areas of forest destroyed by fire in the world and in Europe are respectively about 28 and 1.6 million hectares. Moreover, in Europe the burnt area increases annually by 4.3%, a trend likely to continue as the World Health Organization identified fire as a growing threat for the coming years because of global warming. This highlights the need to carry out fundamental and applied research to improve our understanding and ability to predict the behaviour of wildland fires, thus enabling advances in forest fire management to be made.

The studies undertaken so far on forest fires have sought to determine the physical and geometrical characteristics of flame, the location of the fire front and to estimate the rate of spread. The last parameter, but not the least in importance, is often used for the validation of a physical model. The experimental devices are classified into two groups: discrete and continuous. The most typical method of the first group consists in using a set of thermocouples where the fire front passage is detected by the peaks of temperature (Iverson *et al* 2004, Zhou *et al* 2005, Chetehouna *et al* 2005). Other discrete measurement systems, historically the first to be used, consist in the equidistant positioning of a set of conducting wires (Santoni *et al* 2006) or cotton or nylon threads perpendicular to the fire spread direction (Pastor *et al* 2006) that break when the fire advances. These systems are relatively simple but provide a reliable calculation of the rate of spread only for a straight line front, which is rarely the case for real fires. In the continuous approach, methods of computer vision based on processing images taken during a fire are becoming widespread. The analysis of images cropped from a fire scene, both from visual and infrared cameras, is very rich in information. Recent studies (Martinez-de Dios *et al* 2008, Ononye *et al* 2007, Pastor

et al 2006) explored different ways and put forward promising possibilities to determine the position, the rate of spread and some flame geometry characteristics using image processing. Martinez-de Dios *et al* (2008) presented a computer vision technique for forest fire perception to measure the fire front positions and geometrical characteristics of the flame such as height, inclination angle and fire base width. Their system processes images from visual and infrared cameras to compute a 3D perception model of the fire. It is applied in fire experiments at a field scale. Ononye *et al* (2007) extracted fire propagation parameters from multispectral infrared images to drive a fire model propagation. This method, used at a field scale, determines the fire perimeter, the 'active' fire line and the fire propagation direction. Pastor *et al* (2006) developed an image processing method based on direct linear transformations (DLT) (Hartley and Zisserman 2003) of IR images, for computing the positions and the rate of spread for a linear flame front propagating on a flat surface. This method has been used for fire experiments on a laboratory scale. The second continuous method used so far in wildland fire experiments involves the measurement of heat flux sensors. A noteworthy example can be found in Chetehouna *et al* (2008) where the geometrical and physical parameters of the flame, the position and the rate of spread of the fire front are deduced by means of a simplified radiative flame model and heat flux measurements, achieved by a specially designed thermal sensor (Chetehouna *et al* 2004). This apparatus is convenient and simple for installation and use, flame resistant and the data acquired can be sent to a laptop by wireless connection. Until now, the measurement of heat fluxes in fire experiments at laboratory or field scales uses commercial flux meters which are destroyed by flames and are difficult to install. In recent work, Silvani and Morandini (2009) developed a heat flux measurement device for wildland fire experiments which needs a water-cooled system with a flow rate of 2 l min⁻¹. It is however difficult to instrument this sensor in real fires and moreover the data acquisition cannot be transmitted to a laptop in real time.

The heat flux method is a physical approach which provides both physical and geometrical parameters of the flame, unlike the image processing method which gives only geometrical parameters. Nevertheless, over the last decade image processing has been widely used with different segmentation methods. Many segmentation algorithms based on various approaches have been developed for wildland and urban fire images (Ko *et al* 2009, Celik and Demirel 2009, Rossi and Akhloufi 2008, Chen *et al* 2004). Most of these methods use the discriminative properties in colour spaces to obtain fire regions in the image. Generally, models are obtained in specified colour spaces to represent fire zones in the image; thresholding is a common technique used to segment the fire regions based on such models. Indeed, Ko *et al* (2009) proposed an RGB probability model built from dynamic fire scenes. Celik and Demirel (2009) presented a generic colour model in a YCbCr colour space for flame pixel classification. Rossi and Akhloufi (2008) used a 3D Gaussian model in the RGB colour space to verify preliminary k-means segmentation in the YUV colour space. Chen *et al* (2004)

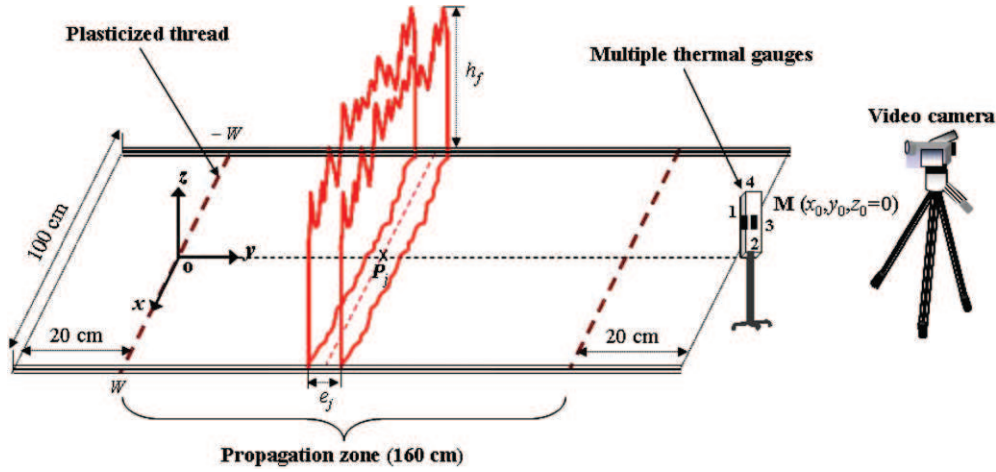


Figure 1. Experimental setting.

combined RGB and saturation to build three decision rules to detect fire regions in images. These different studies of fire image segmentation have shown good performances, but it is unclear which method is more appropriate.

The main purpose of this paper is to compare the positions and the rate of spread of a flame front given by the two continuous methods. The second section is devoted to the description of the experimental setup and the wireless heat flux sensor. For the sake of completeness, the main specifications of the sensor and its transfer function are also presented (a detailed description of this apparatus can be found in Chetehouna *et al* (2008)). In the third section, we will present the method of identification of the fire front positions and the flame characteristics by way of the inverse method, described by Beck and Woodbury (1998). The fourth section is dedicated to the description, evaluation and classification of different image processing methods recently developed in fire applications in order to choose the most suitable one for the experiments of this study. Finally, the results obtained from the two methods of identification are presented and compared in the last section of this paper.

2. Experimental setup and heat fluxes sensor

The experiments, shown in figure 1, were carried out in the laboratory of the Firefighters Training School in Sancoins, France. Different tests were performed on a combustion table made of Siporex with a burning area of 2 m² (2 × 1 m) and a depth of 0.2 m. The experimental devices comprised the fuel bed, a wireless thermal sensor, a video camera and two plasticized threads each placed at a distance of 20 cm from the extremity of the table. The load of the straw fuel bed was 1.2 kg m⁻².

The wireless heat flux sensor in figure 1 consists of a steel body, four copper plates, a thin heat insulating layer, a glue layer and nine type K thermocouples. According to a previous theoretical study (Chetehouna *et al* 2008), the total heat flux received by each gauge is given by the equation

$$\varphi_i^{\text{exp}}(t) = C_{\text{co}} \frac{d\theta_{\text{co}_i}}{dt} + \left(\frac{1}{\hat{R}} + \frac{1}{R_{e1}} \right) \theta_{\text{co}_i} - \frac{1}{\hat{R}} \theta_{\text{st}}, \quad (1)$$

Table 1. Values of the parameters of the transfer function.

R_{e1} (K W ⁻¹)	$\hat{R}$ (K W ⁻¹)	C_{co} (J K ⁻¹)
23.7	21.7	10.4

where $\varphi_i^{\text{exp}}(W)$ ($i = \overline{1, 4}$) is the total heat flux received by the i th face of the multi-element thermal gauge, θ_{co_i} (K) is the i th copper plate temperature and θ_{st} (K) is the sensor body temperature. C_{co} (J K⁻¹) represents a specific heat capacity of each gauge, $\hat{R}$ (K W⁻¹) is a thermal resistance modelling the contact between the copper plate and the steel body and R_{e1} (K W⁻¹) models the heat transfer between the sensor and the surroundings. These physical parameters, associated with equation (1), were obtained by calibration experiments and are given in table 1.

Given the small size of the multiple heat flux gauges, we assume that the convective heat flux is the same on each face. Moreover, as it is generally recognized that radiative heat flux is the main mechanism of fire propagation (Sacadura 2005), we subtract the measure of the rear gauge from the other gauges measures in order to obtain only the radiative contribution, as in these experiments the rear gauge does not see the fire front and thus it measures only the convective heat flux contribution. So the radiative heat fluxes measured by the frontal and lateral gauges can be expressed as

$$\begin{cases} \Phi_i^{\text{exp}}(t) = C_{\text{co}} \frac{d\bar{\theta}_{\text{co}_i}}{dt} + \left(\frac{1}{\hat{R}} + \frac{1}{R_{e1}} \right) \bar{\theta}_{\text{co}_i} \\ \text{with } \Phi_i^{\text{exp}} = \varphi_i^{\text{exp}} - \varphi_3^{\text{exp}} \quad \text{and} \quad \bar{\theta}_{\text{co}_i} = \theta_{\text{co}_i} - \theta_{\text{co}_3}. \end{cases} \quad (2)$$

3. Identification of the fire front by the heat flux method

The experimental radiative heat fluxes measured by the multiple thermal gauges in these laboratory experiments and described previously will be used with mathematical modelling to identify the different modelling parameters for the fire spread zone by means of the inverse method. These geometrical and physical quantities are the flame front

positions P_j , its thickness e_j , the flame height h_f , the temperature T_f and the extinction coefficient K_f of the flame.

3.1. Mathematical modelling of the heat fluxes

The heat flux sensor described above was placed in the middle of the combustion table at a fixed point $\mathbf{M}(x_0, y_0)$ on top of the fuel (figure 1). To calculate the heat flux emitted by the flame and received by the different faces of the sensor, the thermal effects of the lateral walls can be neglected because they are covered by an insulating material.

The flame model considered in this paper is based on an approximate solution of the radiative transfer equation (Siegel and Howell 2002), and was detailed in a previous study (Chetehouna *et al* 2008). In this model, the flame shape is considered to be a parallelepiped with a variable thickness e_j , characterised by a height h_f , a tilt angle α_f , a temperature T_f and an extinction coefficient K_f and is assumed to move at a constant rate of spread (ROS) in the propagation zone. This rate of spread can be obtained by a least-squares regression based on the values of the flame front positions, P_j . Thus, considering no-wind propagation, $\alpha_f = 0$, the heat flux received by the frontal face (face 1) and the lateral faces (faces 2 and 4) of the thermal sensor coming from the flame can be written as follows.

Face 1 (frontal face):

$$\Phi_a^{\text{th}}(P_j, e_j, h_f, \phi_f) = 2\phi_f e_j \times \int_0^1 \int_0^W \frac{P_j + \frac{e_j}{2} - e_j Y}{X^2 + (P_j + \frac{e_j}{2} - e_j Y)^2} \sin \theta_f dX dY, \quad (3)$$

Faces 2 and 4 (lateral faces):

$$\Phi_l^{\text{th}}(P_j, e_j, h_f, \phi_f) = \phi_f e_j \times \int_0^1 \int_0^W \frac{X}{X^2 + (P_j + \frac{e_j}{2} - e_j Y)^2} \sin \theta_f dX dY. \quad (4)$$

In these relations P_j and e_j are respectively the position and the width of the fire front at time t_j , $\theta_f = \arctan(\frac{h_f}{\sqrt{X^2 + Y^2}})$, $X = x_0 - x$ and $Y = y_0 - y$ where x is the ordinate and y the abscissa of the flame and $\phi_f = K_f \frac{BT_f^4}{\pi}$ is a radiative heat flux of the flame per unit volume.

3.2. Inverse method and computation algorithm

Since the 1990s, the inverse method has been used in engineering and has been widely discussed by several authors. Huang and Ozisik (1992) calculated the wall heat flux for laminar flow in a parallel plate duct using temperature data. Li and Yan (2000) determined the time- and space-dependent heat flux distribution on the inner wall by means of temperature measurements for unsteady convection in an annular duct. Lee *et al* (2008) used an inverse radiation analysis to estimate the unknown radiative parameters.

The inverse problem can be stated as the following bound constrained minimization problem:

$$\begin{aligned} & \text{minimize } J(\xi) \\ & \text{subject to } \xi_l \leq \xi \leq \xi_u \\ & \text{with } J(\xi) = \frac{1}{\sum_{k=1,2,4} \|\Phi_k^{\text{exp}}\|} \left(\|\Phi_a^{\text{th}}(\xi) - \Phi_1^{\text{exp}}\| \right. \\ & \quad \left. + \|\Phi_l^{\text{th}}(\xi) - \Phi_2^{\text{exp}}\| + \|\Phi_l^{\text{th}}(\xi) - \Phi_4^{\text{exp}}\| \right), \end{aligned} \quad (5)$$

where $\xi = (P_1, P_2, \dots, P_9, e_1, e_2, \dots, e_9, h_f, T_f, K_f)$ is the parameter vector that will be identified and ξ_l, ξ_u are respectively the lower and upper bounds of these parameters. $\|\cdot\|$ denotes the usual Euclidian norm, $\Phi_k^{\text{exp}} \forall k = 1, 2, 4$ are the experimental radiative heat fluxes measured by the wireless thermal sensor and $\Phi_a^{\text{th}}, \Phi_l^{\text{th}}$ are the theoretical radiative heat fluxes given respectively by expressions (3) and (4).

A generalized pattern search algorithm (Michael and Torczon 1999, Liu and Zhang 2006) is used to solve the bound constrained optimization problem of relation (5). For this, a basis matrix B , a generating matrix C_k and a mesh $\Delta_k > 0$ must be defined. The algorithm works as follows.

Let $\xi_l \leq \xi_0 \leq \xi_u$ and $\Delta_0 > 0$ be given.

For $k = 0, 1, \dots$,

- (i) Compute $J(\xi_k)$.
- (ii) Determine a step $s_k = \Delta_k B C_k$ with c_k a column of C_k and $\xi_l \leq \xi_k + s_k \leq \xi_u$.
- (iii) Compute $\rho_k = J(\xi_k) - J(\xi_k + s_k)$.
- (iv) If $\rho_k > 0$ then $\xi_{k+1} = \xi_k + s_k$ and $\Delta_{k+1} = \lambda_k \Delta_k$ with $\lambda_k \geq 1$. Otherwise $\xi_{k+1} = \xi_k$ and $\Delta_{k+1} = \theta_k \Delta_k$ with $0 < \theta_k < 1$.
- (v) Update C_k .

As opposed to more traditional optimization methods that use information about the gradient or higher derivatives to search for an optimal point, the method used here does not require any information about the gradient of the objective function. In fact, a direct search method is a global algorithm which searches a set of points around the current point, looking for one where the value of the objective function is lower than the value at the current point.

4. Identification of the fire front by the image processing method

The technique of image processing applied in this study was based on that developed by Pastor *et al* (2006). The method of thermal image processing has been used to compute the rate of spread of a flame front. The images obtained with the thermographic camera enabled the temperature corresponding to each pixel of the image to be determined. In the present study, a video camera (30 images s^{-1} , 640×480 pixels) was used, and the images obtained were analysed to determine the fire front positions and the rate of spread. The image processing method involved four steps:

- (i) Cropping images from the video recording in the propagation zone.
- (ii) Computation of the homography matrix (detailed in appendix A).

- (iii) Segmentation of the fire front lines.
- (iv) Computation of the fire front lines positions.

As mentioned in the introduction, segmentation is a key problem for remote sensing of fire scenes by computer vision. It is for this reason that a benchmark of the principal fire segmentation methods will be presented in the next subsection in order to choose the most suitable method for our experiments.

4.1. Segmentation algorithms and evaluation study

Recent segmentation algorithms based on different approaches have shown promising possibilities for fire pixels detection (Ko *et al* 2009, Celik and Demirel 2009, Rossi and Akhloufi 2008, Chen *et al* 2004). Before proceeding to their supervised evaluation, a detailed description of these methods is given.

The first method, designed by Ko *et al* (2009), works in the RGB colour space with a Gaussian probability distribution model given by

$$p_i(x, y) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_i} \exp\left(-\frac{(I_i(x, y) - \mu_i)^2}{2\sigma_i^2}\right). \quad (6)$$

In this expression $I_i(x, y)$ is the colour value for the i th colour channel in a fire image, and μ_i and σ_i are respectively the mean value and the standard deviation of I_i . To declare a pixel as a fire candidate, a threshold τ is used and the following condition is proposed:

$$\begin{cases} p(I(x, y)) = p_R(I_R(x, y)) \times p_G(I_G(x, y)) \\ \quad \times p_B(I_B(x, y)) \\ \text{if } p(I(x, y)) > \tau \\ \text{then } I(x, y) \text{ is a fire pixel} \\ \text{else } I(x, y) \text{ is not a fire pixel.} \end{cases} \quad (7)$$

The second segmentation algorithm is a combination of three decision rules in the YCbCr colour space proposed by Celik and Demirel (2009). These decision rules are given by

$$\begin{cases} I_Y(x, y) > I_{Cb}(x, y) \\ |I_{Cb}(x, y) - I_{Cr}(x, y)| \geq \tau \\ I_{Cb}(x, y) \geq fu(I_{Cr}) \cap I_{Cb}(x, y) \\ \leq fd(I_{Cr}) \cap I_{Cb}(x, y) \leq fl(I_{Cr}). \end{cases} \quad (8)$$

A pixel is declared as a fire pixel only if all decision rules are true.

The third segmentation method, developed by Rossi and Akhloufi (2008), uses a k-means clustering (with two classes for fire and non-fire regions) in YUV colour space to isolate fire in the image. A 3D Gaussian model in RGB colour space is then applied to the cluster in order to classify fire and non-fire pixels. The 3D Gaussian model is defined as follows:

$$\begin{cases} \mu = (\mu_R, \mu_G, \mu_B) \\ \sigma = \max(\sigma_R, \sigma_G, \sigma_B) \end{cases} \quad (9)$$

where μ_i is the mean value for channel i and σ_i its standard deviation, $i \in \{R, G, B\}$. Each pixel is represented by its colour

component $I = (I_R, I_G, I_B)$ and is declared as a fire pixel or not a fire pixel by means of the equation

$$\begin{cases} \|I(x, y) - \mu\| \leq c \times \sigma : \text{is a firepixel} \\ \text{Otherwise it is not a firepixel.} \end{cases} \quad (10)$$

Here $\|\cdot\|$ is the Euclidean norm and c is a constant.

The fourth method studied here has been derived from the algorithm of Chen *et al* (2004) and is based on three decision rules in RGB and HSI colour spaces which must be satisfied to classify a pixel as a fire pixel:

$$\begin{cases} \text{Condition 1 : } I_R(x, y) \geq R_T \\ \text{Condition 2 : } I_R(x, y) \geq I_G(x, y) \text{ and } I_R(x, y) > I_B(x, y) \\ \text{Condition 3 : } I_S(x, y) \geq (255 - I_R(x, y)) \times (S_T/R_T), \end{cases} \quad (11)$$

where $I_R(x, y)$, $I_G(x, y)$, $I_B(x, y)$ and $I_S(x, y)$ represent pixel values in the R, G, B and S channels respectively. R_T and S_T are respectively two thresholds for the R and S channels.

The parameters involved in different segmentation methods have been identified by an optimization process. To evaluate which fire front line obtained is the nearest to a ground truth (i.e. a reference contour), a metric evaluation has to be chosen. Chabrier *et al* (2008) showed that the Pratt criterion (Pratt *et al* 1978) is the most interesting criterion, giving more discriminated results and allowing the most clear-cut decision for real and synthetic segmentation results compared to the 13 other criteria tested. The supervised evaluation has therefore been carried out with the Pratt criterion because it has been evaluated as the best compromise between over and under contour detection. The Pratt criterion is expressed by

$$\begin{aligned} \text{PRA}(I_{\text{ref}}, I_{\text{seg}}) &= \frac{1}{\max\{\text{card}(I_{\text{ref}}), \text{card}(I_{\text{seg}})\}} \\ &\times \sum_{k=1}^{\text{card}(I_{\text{seg}})} \frac{1}{1 + d^2(k)}, \end{aligned} \quad (12)$$

where $d(k)$ is the distance between the k th pixel belonging to the segmented contour I_{seg} and the nearest pixel of the reference contour I_{ref} . It can easily be seen that if $I_{\text{ref}} = I_{\text{seg}}$, the Pratt value is equal to 1, meaning that this criterion value must be as close as possible to 1 for a good segmentation. Otherwise a bad segmentation leads to a Pratt value close to 0.

Figure 2 shows an original fire image, the reference contours of fire front and the different results of the segmentation methods. The mean values of the Pratt criterion calculated for these segmentation algorithms are presented in table 2.

In this benchmark the Pratt criterion shows that the algorithm of Ko *et al* (2009) yields the best performance in our laboratory experiments. The score of the mean Pratt value is 0.503, outperforming the method of Celik and Demirel (2009) ranked 2, Chen *et al* (2004) and Rossi and Akhloufi (2008) respectively ranked 3 and 4. These results show that the ranking obtained by the Pratt evaluation criterion is the closest to human judgment.

Based on the results of this benchmarking, the segmentation algorithm of Ko *et al* (2009) was selected for the image processing method in order to detect the fire lines and compute the rate of spread.

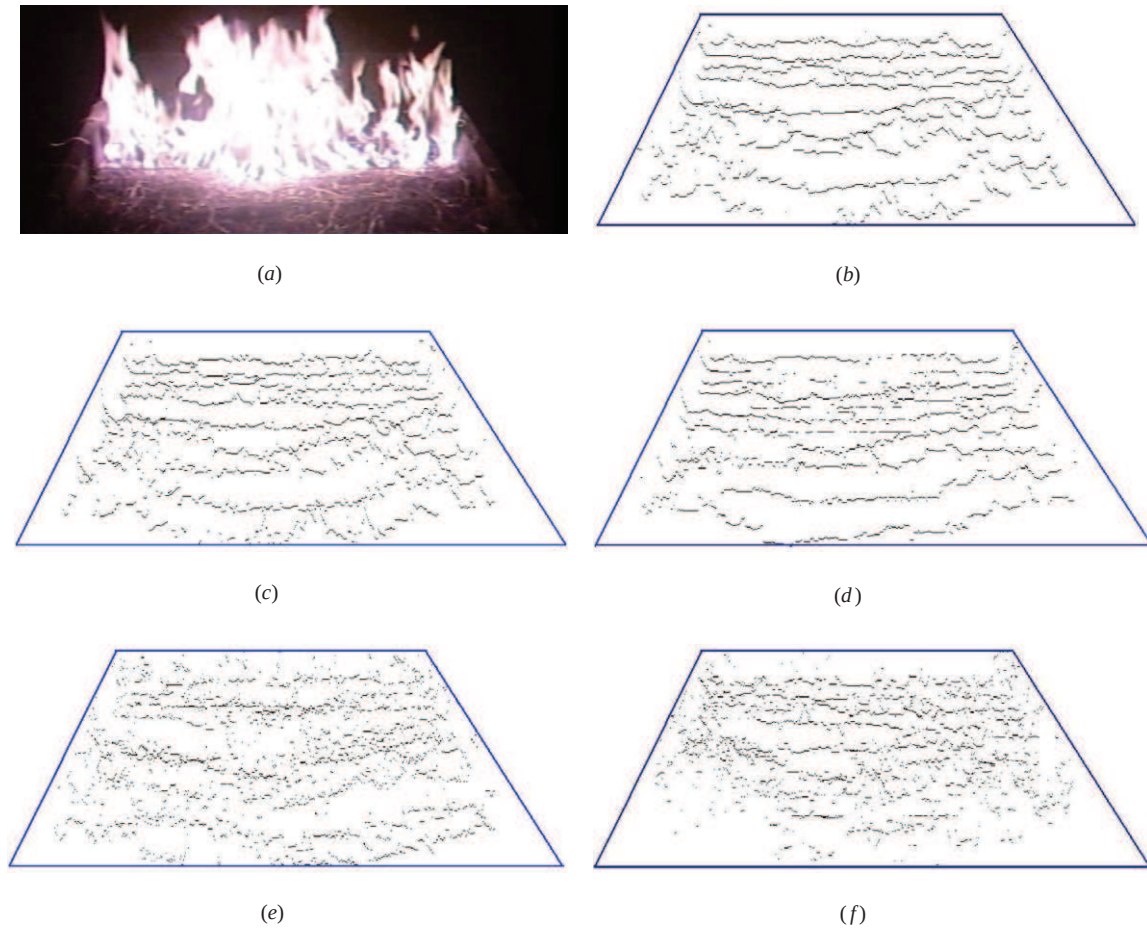


Figure 2. Fire front lines of the reference and different segmentation algorithms in the fire spread zone. (a) An original fire image. (b) Reference segmentation. (c) Method of Ko *et al* (2009). (d) Method of Celik and Demirel (2009). (e) Method of Rossi and Akhloufi (2008). (f) Method of Chen *et al* (2004).

Table 2. Mean values of Pratt criterion for the different segmentation methods tested.

	Method of Ko <i>et al</i> (2009)	Method of Celik and Demirel (2009)	Method of Rossi and Akhloufi (2008)	Method of Chen <i>et al</i> (2004)
PRA	0.503	0.373	0.116	0.261

4.2. Computation of the fire front lines positions

As mentioned above, the last step in the image processing method was to calculate the fire front lines positions in order to compare them with those obtained by the heat flux method. In the simplified radiative flame model, the fire positions can be determined only by their centre positions and the heat flux method gives these positions. For this reason, only those positions are taken into account in the image processing method.

The fire front lines detected are noisy due to the flame oscillations caused by the turbulent flame flow. To eliminate this perturbation, a Savitzky–Golay smoothing filter (Staggs 2005) was applied to the fire front lines in order to obtain the best estimation of the different positions. The basic concept of this filter is to fit a polynomial of degree n to $k_L + k_R + 1$ points obtained from k_L points to the left and k_R points to the right of the position (x_i, y_i) . The smoothed position $(x_i, \tilde{y}_i)$ is then

determined from the value of the polynomial at x_i . Figure 3 shows the application of the Savitzky–Golay smoothing filter to our experimental fire front lines, segmented by the algorithm of Ko *et al* (2009), with $n = 1$ and $k_L = k_R = 3$.

5. Comparison of two methods

As indicated in the introduction, the aim of this work is to compare two continuous approaches for determining the fire front positions and the rates of spread. For the first approach called the heat flux method, minimization of the objective function J provides the fire front positions $(P_1, P_2, \dots, P_9)$. Concerning the image processing approach, the median fire front lines positions are obtained using the most appropriate segmentation method previously selected. Table 3 summarizes the positions of the fire front plotted in figure 4 given by these continuous methods and their associated standard deviations. As shown in this table, these standard deviations are very low

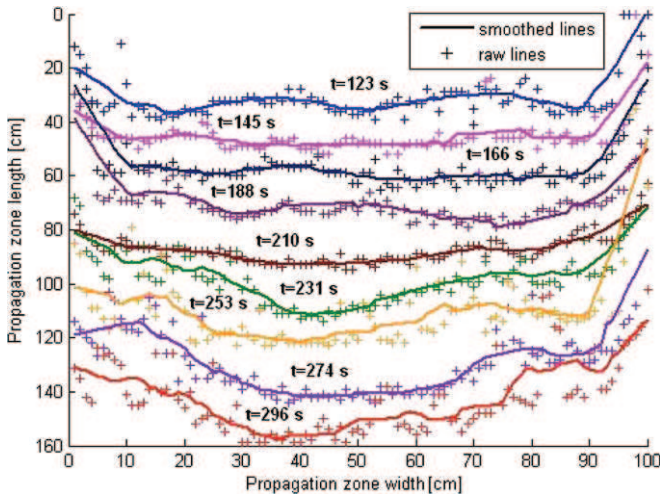


Figure 3. Fire front profile evolution with time.

Table 3. Values of the fire front positions and relative uncertainty.

Positions by the inverse method P_j (cm)	Positions by the image processing method $\hat{P}_j$ (cm)	Standard deviation of each position σ_j (cm)
152.0	150.7	0.65
138.1	137.5	0.30
126.0	125.7	0.15
115.1	114.5	0.30
95.2	93.8	0.70
76.7	77.0	0.15
68.3	68.0	0.15
45.4	45.0	0.20
41.6	35.6	3.00

and do not exceed 3 cm. It is worth noting that this value is only observed at the last fire front position measured. It can be due to the shape of the flame front line, not strictly straight on this measurement, which is not completely seen by the lateral sensor gauges. The results obtained by the two methods are very similar and give almost the same fire positions. The rates of spread are deduced using a linear regression based on the values of the fire positions identified by the two methods (figure 5). The values of the ROS are respectively 0.67 and 0.69 cm s⁻¹ for the heat flux sensor method and image processing technique. The relative uncertainty for the two rates of spread ROS does not exceed 1.5%, showing that these two approaches are robust enough to determine this key element in the validation of forest fire propagation models.

However, the wireless heat flux sensor method also provides information about other geometric characteristics of the flame such as the thicknesses ($e_1, e_2, \dots, e_9$) and its height h_f which are close to the experimental observations and measurement presented in table 3.

Moreover, the physical characteristics of flame such as its temperature T_f and its extinction coefficient, K_f , can be computed by means of the radiative heat flux of flame per unit volume, ϕ_f . The extinction coefficient of flame K_f can

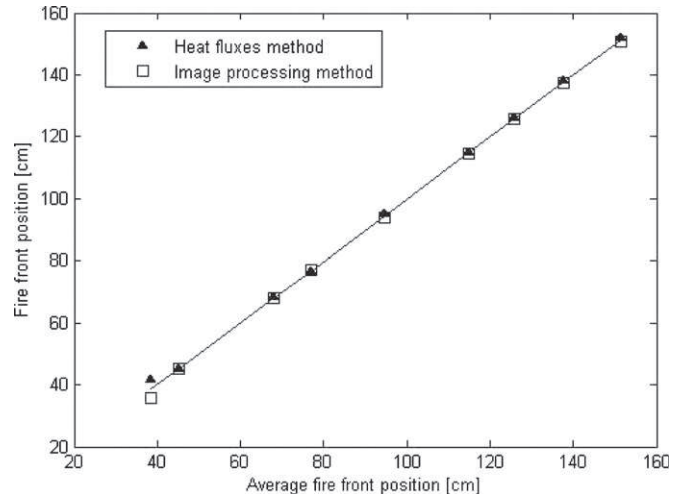


Figure 4. Fire front positions given by the two methods versus average fire front position.

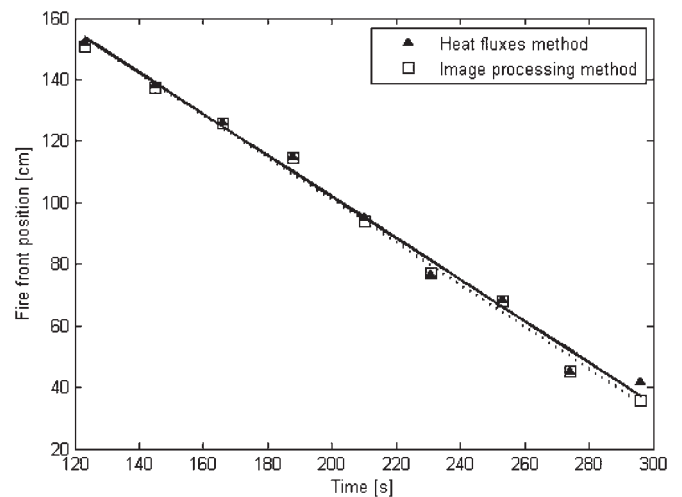


Figure 5. Fire front positions versus time for the two methods.

be estimated thanks to Beer's law (Monod *et al* 2009, Dupuy *et al* 2007):

$$K_f = \frac{\ln(1 - \varepsilon)}{D}, \quad (13)$$

where D is the mean value of the computed flame depths. ε is the flame emissivity value assumed to be equal to 0.1 according to Dupuy *et al* (2003). It should be pointed out that the value of K_f calculated by this relation and reported in table 4 is in the range of values of 0.16 m⁻¹ and 0.3 m⁻¹ given, respectively, by Telisin (1974) and Thomas (1971) using the same approach. The flame temperature T_f is then computed by the following expression:

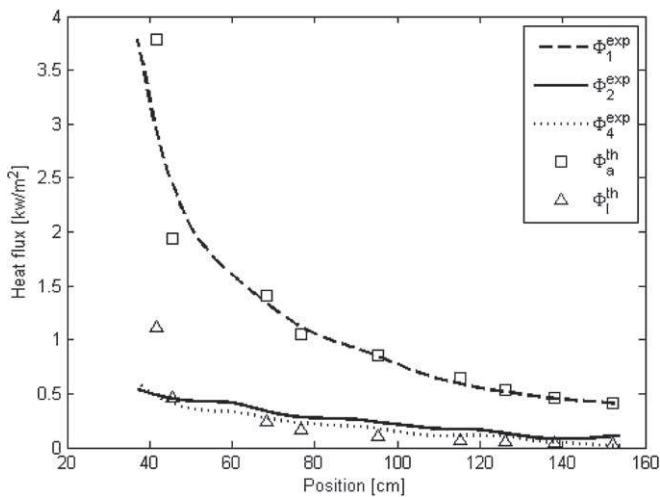
$$T_f = \left(\frac{\phi_f \pi}{K_f B} \right)^{1/4} \quad (14)$$

Its value, 858 °C, is also reported in table 4. This value is in agreement with the measured one and corresponds to a flame temperature in the persistent zone of the flame.

From the different geometrical and physical parameters obtained by the heat flux method, the theoretical radiative

Table 4. Values of thicknesses, height, temperature and extinction coefficient of the flame.

Flame thicknesses e_j (cm)	46.0	43.0	42.0	43.1	40.8	35.0	39.0	30.5	49.9
Times (s)	123	145	166	188	210	231	253	274	296
Flame height h_f (cm)									
Experimental value	28.0								
Estimated value	28.1								
Relative uncertainty (%)	0.4								
Estimated flame temperature T_f (°C)	858								
Estimated value of flame extinction coefficient K_f (m ⁻¹)	0.26								

**Figure 6.** Theoretical and experimental radiative heat fluxes versus fire front position.

heat fluxes given by relations (3) and (4) can be calculated. The theoretical and experimental radiative heat fluxes are plotted in figure 6. This figure shows that these radiative heat fluxes are in good agreement and the approach based on the measurements of the multiple heat flux gauges could help to validate a simplified radiative flame model.

6. Conclusion

In forest fire, the heat flux emitted by a flame and received by a target is the only relevant physical quantity measurable for the validation of physical modelling based on reaction–diffusion equations (Séro-Guillaume *et al* 2008, Ferragut *et al* 2007). There are, however, few studies on the determination of fire front spread using the measurement of this quantity. The approach presented in this paper, based on a specific wireless thermal sensor, is a continuous method and has been compared to another continuous one based on image processing.

Over the last decade, image processing methods have been widely used by the forest fire community. The main problem of these methods is that it still remains unclear which method is the most appropriate. In this paper, a benchmark of the latest fire segmentation techniques has been described, based on a supervised evaluation criterion. The analysis of this benchmark focuses on the ground contour detection of the flame because the aim of this work was to compare positions computed by both continuous methods. The result of this

benchmark has shown that the algorithm of Ko *et al* (2009) is the most interesting.

The comparison of the two continuous methods showed a good agreement on fire front position measurements. Moreover the multi-element thermal gauge can also measure other geometrical variables and some intrinsic physical parameters of the flame. While the heat flux method provides more information than the image processing technique, its computational cost is higher because positions considerably increase the number of parameters to be determined by means of the inverse method.

We plan in a further work to combine the two approaches in order to retain the different advantages and to eliminate the drawbacks of each one. The improvement in our measurement system can help firefighters to optimize the distribution of fighting resources in wildland fires.

Acknowledgments

The authors are grateful to Emmanuel Mennesson for his help in designing the experimental setup. This research is supported by the French National Research Agency (ANR)-‘P.I.F.’ project (Protection contre les Incendies de Forêts) through contract 0264-01 and by the Spanish Ministry of Education and Science under the project AGL2008-01161.

Appendix

Image processing poses the problem of geometrical distortion because the view direction may not be perfectly orthogonal to the flame front and thus the correspondence between pixels and real points is modified by the angle of distortion. To overcome this problem, a homography matrix $\mathbf{H}$ has to be determined which defines the correspondence of each image pixel to its real position in the plane. For plane surfaces, the correspondence of four points A, B, C and D is needed to define the matrix $\mathbf{H}$ (figure A1).

The matrix $\mathbf{H}$ is calculated by applying the simple direct linear transformation (DLT) algorithm as described by Hartley and Zisserman (2003). As in Pastor *et al* (2006):

$\mathbf{X}_i'$ is a homogeneous column vector that contains the coordinates of the vertex i ($i = \overline{1, 4}$) of the real surface ABCD (values given in metres).

$\mathbf{X}_i$ is a column vector that contains the coordinates of the vertex i ($i = \overline{1, 4}$) on the image (values given in pixels), in



Figure A1. Schematic view and dimensions of the study area (propagation zone).

accordance with figure 2, vectors $\mathbf{X}'_i$ and $\mathbf{X}_i$ take the following values:

$$\mathbf{X}'_1 = \begin{pmatrix} 0 \\ 1.6 \\ 1 \end{pmatrix}, \quad \mathbf{X}'_2 = \begin{pmatrix} 0 \\ 0 \\ 1 \end{pmatrix}, \quad \mathbf{X}'_3 = \begin{pmatrix} 1 \\ 0 \\ 1 \end{pmatrix}, \quad \mathbf{X}'_4 = \begin{pmatrix} 1 \\ 1.6 \\ 1 \end{pmatrix} \quad (\text{A.1})$$

$$\mathbf{X}_1 = \begin{pmatrix} 17 \\ 308 \\ 1 \end{pmatrix}, \quad \mathbf{X}_2 = \begin{pmatrix} 129 \\ 69 \\ 1 \end{pmatrix}, \quad \mathbf{X}_3 = \begin{pmatrix} 448 \\ 70 \\ 1 \end{pmatrix}, \quad \mathbf{X}_4 = \begin{pmatrix} 592 \\ 304 \\ 1 \end{pmatrix}. \quad (\text{A.2})$$

For both sets of points, if they are written in a matrix format, expressions (A.1) and (A.2) may be written as

$$\mathbf{X}' = [\mathbf{X}'_1 \quad \mathbf{X}'_2 \quad \mathbf{X}'_3 \quad \mathbf{X}'_4] = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 1 & 1 \\ 1.6 & 0 & 0 & 1.6 \\ 1 & 1 & 1 & 1 \end{bmatrix} \quad (\text{A.3})$$

$$\mathbf{X} = [\mathbf{X}_1 \quad \mathbf{X}_2 \quad \mathbf{X}_3 \quad \mathbf{X}_4] = \begin{bmatrix} 17 & 129 & 448 & 592 \\ 308 & 69 & 70 & 304 \\ 1 & 1 & 1 & 1 \end{bmatrix}. \quad (\text{A.4})$$

As in Pastor *et al* (2006), in order to ensure that the resulting homography matrix does not depend on the coordinate system in which the points are expressed, both the sets of points are normalized separately before the DLT algorithm is applied to compute $\mathbf{H}$. The data normalization method consists in isotropically translating and scaling the coordinates, so as to bring the centroid of the set of all points to the origin and so that the average distance of each point from the origin is equal to $\sqrt{2}$.

The normalization procedure transforms matrices $\mathbf{X}'$ and $\mathbf{X}$ into $\hat{\mathbf{X}}'$ and $\hat{\mathbf{X}}$, respectively. Once the normalization has been applied, the matrix $\mathbf{H}$ can be calculated using the following expression:

$$\hat{\mathbf{X}}' = \hat{\mathbf{H}} \cdot \hat{\mathbf{X}} \quad (\text{A.5})$$

where $\hat{\mathbf{H}}$ is the normalized matrix of the matrix $\mathbf{H}$.

The pixels obtained with the most appropriate segmentation method in the different fire images were then transformed into real coordinates using the matrix $\mathbf{H}$.

References

- Beck J V and Woodbury K A 1998 Inverse problems and parameter estimation: integration of measurements and analysis *Meas. Sci. Technol.* **9** 839–47
- Celik T and Demirel H 2009 Fire detection in video sequences using a generic color model *Fire Safety J.* **44** 147–58
- Chabrier S, Laurent H, Rosenberger C and Emile B 2008 Comparative study of contour detection evaluation criteria based on dissimilarity measures *EURASIP J. Image Video Process.* **2008** 693053
- Chen T, Wu P and Chiou Y 2004 An early fire-detection method based on image processing *Proc. Int. Conf. on Image Processing* pp 1707–10
- Chetehouna K, Séro-Guillaume O and Degiovanni A 2004 Measurement of radiative absorption coefficient for a vegetal medium *Meas. Sci. Technol.* **15** 43–6
- Chetehouna K, Séro-Guillaume O and Degiovanni A 2005 Identification of the upward gas flow velocity and of the geometric characteristics of a flame with a specific thermal sensor *Int. J. Therm. Sci.* **44** 966–72
- Chetehouna K, Séro-Guillaume O, Sochet I and Degiovanni A 2008 On the experimental determination of flame front positions and of propagation parameters for a fire *Int. J. Therm. Sci.* **47** 1148–57
- Dupuy J L, Maréchal J and Morvan D 2003 Fires from a cylindrical forest fuel burner: combustion dynamics and flame properties *Combust. Flame* **135** 65–76
- Dupuy J L, Vachet P, Maréchal J, Meléndez J and de Castro A J 2007 Thermal infrared emission–transmission measurements in flames from a cylindrical forest fuel burner *Int. J. Wildland Fire* **16** 324–40
- Ferragut L, Asensio M I and Monedero S 2007 A numerical method for solving convection–reaction–diffusion multivalued equations in fire spread modelling *Adv. Eng. Softw.* **38** 366–71
- Hartley R and Zisserman A 2003 *Multiple View Geometry in Computer Vision* (Cambridge: Cambridge University Press)
- Huang C H and Ozisik M N 1992 Inverse problem of determining unknown wall heat flux in laminar flow through a parallel plate duct *Numer. Heat Transfer A* **21** 55–70
- Iverson L R, Yaussy D A, Rebeck J, Hutchinson T F, Long R P and Prasad A M 2004 A comparison of thermocouples and temperature paints to monitor spatial and temporal characteristics of landscape-scale prescribed fires *Int. J. Wildland Fire* **13** 311–22
- Ko B C, Cheong K H and Nam J Y 2009 Fire detection based on vision sensor and support vector machines *Fire Safety J.* **44** 322–9
- Lee K H, Baek S W and Kim K W 2008 Inverse radiation analysis using repulsive particle swarm optimization algorithm *Int. J. Heat Mass Transfer* **51** 2772–83
- Li H Y and Yan W M 2000 Inverse convection problem for determining wall heat flux in annular duct flow *J. Heat Transfer* **122** 460–4
- Liu L and Zhang X 2006 Generalized pattern search methods for linearly equality constrained optimization problems *Appl. Math. Comput.* **181** 527–35
- Martínez-de Dios J R, Arrue B C, Ollero A, Merino L and Gomez-Rodriguez F 2008 Computer vision techniques for forest fire perception *Image Vision Comput.* **26** 550–62
- Michael L R and Torczon V 1999 Pattern search algorithms for bound constrained minimization *SIAM J. Optim.* **9** 1082–99

- Monod B, Collin A, Parent G and Boulet P 2009 Infrared radiative properties of vegetation involved in forest fires *Fire Safety J.* **44** 88–95
- Ononye A E, Vodacek A and Saber E 2007 Automated extraction of fire line parameters from multispectral infrared images *Remote Sens. Environ.* **108** 179–88
- Pastor E, Àgueda A, Andrade-Cetto J, Muñoz M, Pérez Y and Planas E 2006 Computing the rate of spread of linear flame fronts by thermal image processing *Fire Safety J.* **41** 569–79
- Pratt W K, Faugeras O D and Gagalowicz A 1978 Visual discrimination of stochastic texture fields *IEEE Trans. Syst. Man Cybern.* **8** 796–804
- Rossi L and Akhloufi M 2008 Dynamic fire 3D modeling using a real-time stereovision system *Int. Joint Conf. on Computer, Information, and Systems Sciences, and Engineering (CIS2E 08)*
- Sacadura J F 2005 Radiative heat transfer in fire safety science *J. Quant. Spectrosc. Radiat. Transfer* **93** 5–24
- Santoni P A, Simeoni A, Rossi J L, Bosseur F, Morandini F, Silvani X, Balbi J H, Cancellieri D and Rossi L 2006 Instrumentation of wildland fire: characterisation of a fire spreading through a Mediterranean shrub *Fire Safety J.* **41** 171–84
- Séro-Guillaume O, Ramezani S, Margerit J and Calogine D 2008 On large scale forest fires propagation models *Int. J. Therm. Sci.* **47** 680–94
- Siegel R and Howell J 2002 *Thermal Radiation Heat Transfer* (New York: Taylor & Francis)
- Silvani X and Morandini F 2009 Fire spread experiments in the field: temperature and heat fluxes measurements *Fire Safety J.* **44** 279–85
- Staggs J E J 2005 Savitzky–Golay smoothing and numerical differentiation of cone calorimeter mass data *Fire Safety J.* **40** 493–505
- Telisin H P 1974 Flame radiation as a mechanism of fire spread in forests *Heat Transfer in Flames* ed N H Afgan and J M Beer (Washington, DC: Scripta Book Company)
- Thomas P H 1971 Rates of spread of some wind-driven fires *Forestry* **44** 155–75 doi:10.1093/FORESTRY/44.2.155
- Zhou X, Weise D and Mahalingam S 2005 Experimental measurements and numerical modeling of marginal burning in live chaparral fuel beds *Proc. Combust. Inst.* **30** 2287–94

Greek symbols

α, β, θ	Interior angles of the triangle OPM
α_s (°)	Slope angle of combustion table from the horizontal plane
α_f (°)	Flame tilt angle
α_w (°)	Flame inclination angle due to wind
δ_f (cm)	Mean flame thickness
Φ_i^{th} (W)	Theoretical radiative heat flux received by the i th target of sensor
Σ_f	Horizontal plane of the burning area
ξ	Decision variables vector
ϕ_i^{exp} (W)	Experimental heat flux received by the i th target of sensor
θ_{co_i} (K)	Temperature of i th copper plate
θ_{st} (K)	Steel frame temperature
Φ_i^{exp} (W)	Experimental radiative heat flux received by the i th target of sensor
ϵ_f	Flame emissivity

1. Introduction

In wildland fires the most advanced line of the fire, orthogonal to the propagation direction, defines the so-called fire front position. From this position the rate of spread, which is an important parameter in fire risk management, can be easily deduced. In several laboratory experiments and controlled fires [1–4] various devices and protocols have been used to detect the fire front position. The following tools are widely used in fire metrology: threads positioned perpendicular to the propagation direction, thermocouples aligned on the fire spreading axis and deployment of wireless sensor networks on the observed field [5]. The drawback with these devices, however, is that they give a discontinuous signal and a limited amount of data. More recently, image processing methods have been used, enabling the front position to be extracted from video (or infrared) recordings by different types of image processing algorithms [6–8]. These methods are simple, cheap, easy to use and give positions all along the fire front contour, unlike threads or thermocouples which only give mean positions. Concurrently, a physical measurement tool has been designed [9] to access both average geometrical (length, tilt angle, depth) and physical (temperature, radiative coefficients) flame characteristics by means of the inverse method and a simplified flame model. This model has been derived using the hypothesis of a thin flame [4, 10] in order to avoid integration of the Radiative Transfer Equation. In the expression of heat fluxes, the above-mentioned parameters are involved and it is relevant to determine these parameters by minimizing the differences (in the Euclidean norm) between calculated and measured heat fluxes during propagation. Unfortunately, the fire front positions are parameters of the radiative heat flux method. This is a weakness of the method because if too many positions are to be identified, the number of variables in the optimisation process increases the difficulty of finding a minimum. Therefore, the key point to improve the radiation heat transfer approach is to reduce the number of parameters. Recently [11], image processing and radiation heat transfer measurement methods have been favourably compared and both give the same positions for the fire front.

The aim of this paper is to combine these two approaches in order to reduce the number of parameters by inputting the fire front positions given by image processing into the radiation heat transfer measurement method. The second section summarizes the formulae required for the optimisation protocol and describes the wireless multiple thermal sensors used. The image processing approach is detailed in section three. In the fourth section, we present the objective function and the optimisation algorithm. The fifth section describes the experimental set-up. The paper concludes with the presentation of some results and discussions.

2. Radiative Heat Fluxes

2.1. Theoretical Modelling

In this section we derive the equations necessary to calculate the theoretical radiative heat flux emitted by the flame and received by a wireless thermal sensor [9]. The sensor is centred at the end of the inclinable combustion table at a point $\mathbf{M}(x_0, y_0)$ on top of the vegetation bed. The flame model proposed in this paper is derived from the radiative transfer equation [12] as explained below. In the model, the thermal effects of the surrounding walls are considered negligible as the walls are covered by a thermal insulator, and the flame is considered as a parallelepiped with variable backward and forward positions respectively y_f^B and y_f^F (see Fig. 1a), characterized by the following average parameters: length l_f , tilt angle α_f , temperature T_f and an extinction coefficient K_f .

The theoretical radiative heat flux Φ_i^{th} coming from the fire front and received by a target with a unit vector $\mathbf{n}_i$ can be written, according to [4, 9], as:

$$\Phi_i^{th}(\mathbf{M}) = \frac{B}{\pi} \int_{\Sigma_f} K_f T_f^4 dx_f dy_f \frac{\cos \alpha_f [\cos \beta - \cos(\theta + \beta)] \mathbf{w} \cdot \mathbf{n}_i - (1 - \cos \theta) \mathbf{f} \cdot \mathbf{n}_i}{\cos \alpha_s r \sin^2 \beta} \quad (1)$$

The convective heat flux is the same on each face given the small size of the gauges (see Fig. 1b). In this study the rear gauge never sees the fire front; it only measures the convective heat flux contribution. The rear gauge measurements are therefore subtracted from the others in order to obtain only the radiative contribution. In this case, the unit vector $\mathbf{n}_i$ has two directions for the wireless thermal sensor (see Fig. 1a and b): $\mathbf{n}_i = \mathbf{j}$ (for the gauge facing the fire) and $\mathbf{n}_i = \mathbf{i}$ or $\mathbf{n}_i = -\mathbf{i}$ (for gauges 2 and 4 oriented obliquely to the flames and perpendicular to the gauge facing the fire). Let us now consider these two configurations:

Gauge facing the fire ($\mathbf{n}_i = \mathbf{j}$).

In this case we must calculate:

$$\Phi_a^{th}(\mathbf{M}) = \frac{B}{\pi} \int_{\Sigma_f} K_f T_f^4 dx_f dy_f \frac{\cos \alpha_f [\cos \beta - \cos(\theta + \beta)] \mathbf{w} \cdot \mathbf{j} - (1 - \cos \theta) \mathbf{f} \cdot \mathbf{j}}{r \sin^2 \beta} \quad (2)$$

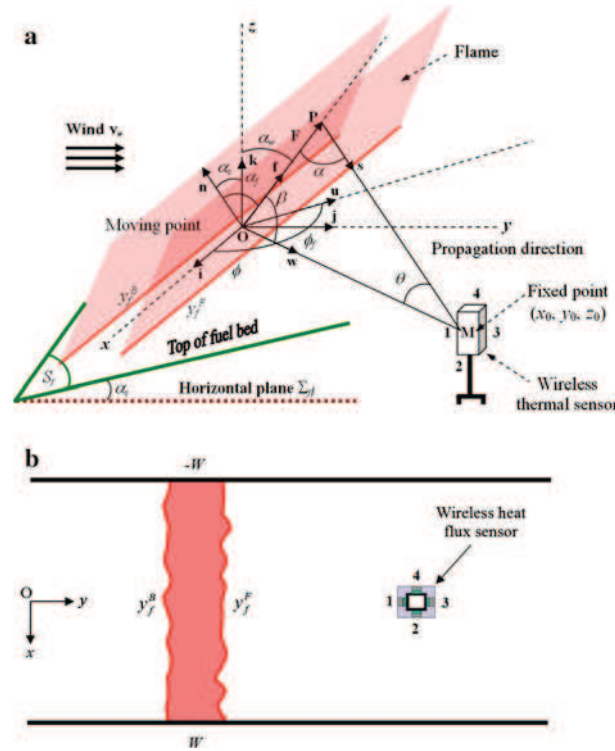


Fig. 1. a Schematic view of flame and heat flux sensor. b Schematic top view of the wireless heat flux sensor and fire spread zone.

Note that $\mathbf{w} \cdot \mathbf{j} = \sin \phi$ and $\mathbf{f} \cdot \mathbf{j} = \sin \alpha_w \sin \phi_f$, so the theoretical heat flux received by the front face of the wireless thermal sensor can be written as:

$$\Phi_a^{th}(\mathbf{M}) = \frac{B}{\pi} \int_{\Sigma_f} K_f T_f^4 dx_f dy_f \frac{\cos \alpha_f}{r \sin^2 \beta \cos \alpha_s} \times [(\sin \phi \cos \beta - \sin \alpha_w \sin \phi_f)(1 - \cos \theta) + \sin \phi \sin \beta \sin \theta] \quad (3)$$

where $\alpha_w = (\mathbf{k}, \mathbf{f})$ is the flame inclination angle due to the competition between buoyancy and wind.

Gauges oriented obliquely to the flames (gauge 4) ($\mathbf{n}_i = \mathbf{i}$).

We must calculate:

$$\Phi_4^{th}(\mathbf{M}) = \frac{B}{\pi} \int_{\Sigma_f^{(4)}} K_f T_f^4 dx_f dy_f \frac{\cos \alpha_f [\cos \beta - \cos(\theta + \beta)] \mathbf{w} \cdot \mathbf{i} - (1 - \cos \theta) \mathbf{f} \cdot \mathbf{i}}{r \sin^2 \beta} \quad (4)$$

Inserting $\mathbf{w} \cdot \mathbf{i} = \cos \phi$ and $\mathbf{f} \cdot \mathbf{i} = \sin \alpha_w \cos \phi_f$ in this equation, we obtain:

$$\Phi_4^{th}(\mathbf{M}) = \frac{B}{\pi} \int_{\Sigma_f^{(4)}} K_f T_f^4 dx_f dy_f \frac{\cos \alpha_f}{r \sin^2 \beta \cos \alpha_s} \times [(\cos \phi \cos \beta - \sin \alpha_w \cos \phi_f)(1 - \cos \theta) + \cos \phi \sin \beta \sin \theta] \quad (5)$$

where $\Sigma_f^{(4)}$ is the part of Σ_f viewed by gauge 4 of the wireless thermal sensor.

Gauges oriented obliquely to the flames (gauge 2) ($\mathbf{n}_i = -\mathbf{i}$).

We must calculate:

$$\Phi_2^{th}(\mathbf{M}) = \frac{B}{\pi} \int_{\Sigma_f^{(2)}} K_f T_f^4 dx_f dy_f \frac{\cos \alpha_f (1 - \cos \theta) \mathbf{f} \cdot \mathbf{i} - [\cos \beta - \cos(\theta + \beta)] \mathbf{w} \cdot \mathbf{i}}{\cos \alpha_s r \sin^2 \beta} \quad (6)$$

Inserting $\mathbf{w} \cdot \mathbf{i} = \cos \phi$ and $\mathbf{f} \cdot \mathbf{i} = \sin \alpha_w \cos \phi_f$ in this equation, we obtain:

$$\Phi_2^{th}(\mathbf{M}) = -\frac{B}{\pi} \int_{\Sigma_f^{(2)}} K_f T_f^4 dx_f dy_f \frac{\cos \alpha_f}{r \sin^2 \beta \cos \alpha_s} \times [(\cos \phi \cos \beta - \sin \alpha_w \cos \phi_f)(1 - \cos \theta) + \cos \phi \sin \beta \sin \theta] \quad (7)$$

where $\Sigma_f^{(2)}$ is the part of Σ_f viewed by gauge 2 of the wireless thermal sensor, $\cos \beta = \sin \alpha_w \cos(\phi - \phi_f)$, $\sin^2 \beta = 1 - \sin^2 \alpha_w \cos^2(\phi - \phi_f)$ and $\cot \theta = \frac{r}{l_f \sin \beta} - \cot \beta$.

In this study, the flame propagates in the direction of the target, meaning that the projection $\mathbf{u}$ of the unit flame vector $\mathbf{f}$ on the plane Σ_f is collinear to the unit vector $\mathbf{w}$. Consequently, the angle $\phi = \phi_f$ and the flame angles are related by $\alpha_f = \alpha_w + \alpha_s$. So, we have $\cos \beta = \sin \alpha_w$, $\sin \beta = \cos \alpha_w$ and $\cot \theta = \frac{r}{l_f \cos \alpha_w} - \tan \alpha_w$. Moreover, we can see that $\sin \theta = \frac{l_f \cos \alpha_w}{\sqrt{r^2 - 2l_f r \sin \alpha_w + l_f^2}}$, $\cos \theta = \frac{r - l_f \sin \alpha_w}{\sqrt{r^2 - 2l_f r \sin \alpha_w + l_f^2}}$, $\sin \phi = \frac{Y}{r}$, $\cos \phi = \frac{X}{r}$; so, we can write:

$$\Phi_a^{th}(\mathbf{M}) = \frac{B}{\pi} \int_{x_0+W}^{x_0-W} dX \int_{y_0-Y_f^B}^{y_0-Y_f^F} K_f T_f^4 \frac{\cos(\alpha_w + \alpha_s)}{\cos \alpha_s} \frac{Y l_f}{r^2 \sqrt{r^2 - 2l_f r \sin \alpha_w + l_f^2}} dY \quad (8)$$

$$\Phi_4^{th}(\mathbf{M}) = \frac{B}{\pi} \int_{y_0-Y_f^B}^{y_0-Y_f^F} dY \int_{x_0+W}^{x_0} K_f T_f^4 \frac{\cos(\alpha_w + \alpha_s)}{\cos \alpha_s} \frac{X l_f}{r^2 \sqrt{r^2 - 2l_f r \sin \alpha_w + l_f^2}} dX \quad (9)$$

$$\Phi_2^{th}(\mathbf{M}) = -\frac{B}{\pi} \int_{y_0-y_f^B}^{y_0-y_f^F} dY \int_{x_0}^{x_0-W} K_f T_f^4 \frac{\cos(\alpha_w + \alpha_s)}{\cos \alpha_s} \frac{X l_f}{r^2 \sqrt{r^2 - 2l_f r \sin \alpha_w + l_f^2}} dX \quad (10)$$

where $r = \sqrt{X^2 + Y^2}$, $X = x_0 - x_f$, $Y = y_0 - y_f$ and (x_0, y_0) is the location on the plane Σ_f of a target measuring the radiative heat flux coming from the flame. W is the half-width of the flame and x_f, y_f are the fire coordinates on the x-axis and y-axis respectively.

By integrating Eq. 8 over the y-axis and Eqs. 9 and 10 over the x-axis, the theoretical radiative heat fluxes received by the multiple thermal gauges become:

$$\begin{aligned} \Phi_a^{th}(\mathbf{M}) = & \frac{B}{\pi} \int_{x_0+W}^{x_0-W} K_f T_f^4 \frac{\cos(\alpha_w + \alpha_s)}{\cos \alpha_s} \\ & \times \ln \left(\frac{R_F(X)}{R_B(X)} \frac{l_f - R_B(X) \sin \alpha_w + \sqrt{(R_B(X) - l_f \sin \alpha_w)^2 + l_f^2 \cos^2 \alpha_w}}{l_f - R_F(X) \sin \alpha_w + \sqrt{(R_F(X) - l_f \sin \alpha_w)^2 + l_f^2 \cos^2 \alpha_w}} \right) dX \end{aligned} \quad (11)$$

$$\begin{aligned} \Phi_4^{th}(\mathbf{M}) = & \frac{B}{\pi} \int_{y_0-y_f^B}^{y_0-y_f^F} K_f T_f^4 \frac{\cos(\alpha_w + \alpha_s)}{\cos \alpha_s} \\ & \times \ln \left(\frac{\bar{R}_2(Y)}{\bar{R}_1(Y)} \frac{l_f - \bar{R}_1(Y) \sin \alpha_w + \sqrt{(\bar{R}_1(Y) - l_f \sin \alpha_w)^2 + l_f^2 \cos^2 \alpha_w}}{l_f - \bar{R}_2(Y) \sin \alpha_w + \sqrt{(\bar{R}_2(Y) - l_f \sin \alpha_w)^2 + l_f^2 \cos^2 \alpha_w}} \right) dY \end{aligned} \quad (12)$$

$$\begin{aligned} \Phi_2^{th}(\mathbf{M}) = & -\frac{B}{\pi} \int_{y_0-y_f^B}^{y_0-y_f^F} K_f T_f^4 \frac{\cos(\alpha_w + \alpha_s)}{\cos \alpha_s} \\ & \times \ln \left(\frac{\tilde{R}_2(Y)}{\tilde{R}_1(Y)} \frac{l_f - \tilde{R}_1(Y) \sin \alpha_w + \sqrt{(\tilde{R}_1(Y) - l_f \sin \alpha_w)^2 + l_f^2 \cos^2 \alpha_w}}{l_f - \tilde{R}_2(Y) \sin \alpha_w + \sqrt{(\tilde{R}_2(Y) - l_f \sin \alpha_w)^2 + l_f^2 \cos^2 \alpha_w}} \right) dY \end{aligned} \quad (13)$$

where $R_B(X) = \sqrt{(y_0 - y_f^B)^2 + X^2}$, $R_F(X) = \sqrt{(y_0 - y_f^F)^2 + X^2}$, $\bar{R}_1(Y) = \sqrt{Y^2 + (x_0 + W)^2}$, $\bar{R}_2(Y) = \sqrt{Y^2 + x_0^2}$, $\tilde{R}_1(Y) = \sqrt{Y^2 + x_0^2}$ and $\tilde{R}_2(Y) = \sqrt{Y^2 + (x_0 - W)^2}$.

In this work the fire propagated through a fuel bed under slope and no-wind conditions, and the heat flux sensor was centred on the x -axis on $x_0 = 0$. According to this experimental configuration, $\Phi_l^{th}(\mathbf{M}) = \Phi_2^{th}(\mathbf{M}) = \Phi_4^{th}(\mathbf{M})$ and Eqs. 11 to 13 can be expressed as:

$$\Phi_a^{th}(\mathbf{M}) = \frac{B}{\pi} \int_{-W}^W K_f T_f^4 \ln \left(\frac{\sqrt{(y_0 - y_f^F)^2 + X^2} l_f + \sqrt{(y_0 - y_f^B)^2 + X^2 + l_f^2}}{\sqrt{(y_0 - y_f^B)^2 + X^2} l_f + \sqrt{(y_0 - y_f^F)^2 + X^2 + l_f^2}} \right) dX \quad (14)$$

$$\Phi_l^{th}(\mathbf{M}) = \frac{B}{\pi} \int_{y_0 - y_f^B}^{y_0 - y_f^F} K_f T_f^4 \ln \left(\frac{Y}{\sqrt{Y^2 + W^2}} \frac{l_f + \sqrt{Y^2 + W^2 + l_f^2}}{l_f + \sqrt{Y^2 + l_f^2}} \right) dY \quad (15)$$

2.2. Experimental Determination

The wireless heat flux sensor used in this paper consists of a steel body, 4 copper plates, a thin heat insulating layer, a glue layer and 9 type K thermocouples (see Fig. 2). From a previous theoretical study conducted by Chetehouna et al. [9], the total heat flux received by each gauge is calculated as follows:

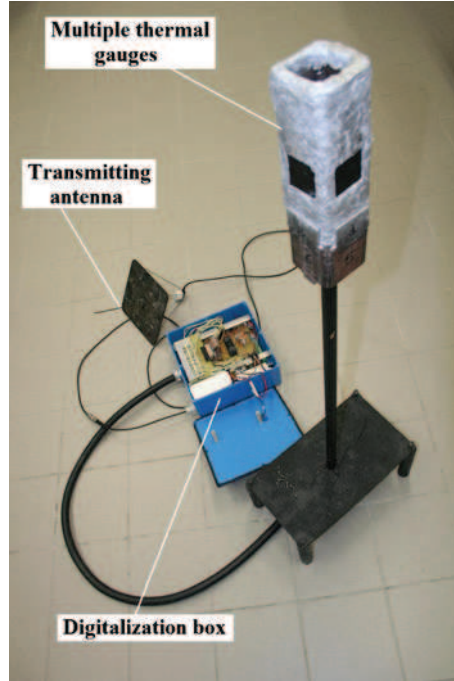


Fig. 2. Photograph of the wireless heat flux sensor.

Table 1
Values of the Sensor Parameters Necessary to
Experimentally Compute the Total Heat Flux
Received by Each Gauge

C_{co}	$\hat{R}$	R_{e1}
10.4	21.7	23.7

$$\varphi_i^{\text{exp}}(t) = C_{co} \frac{d\theta_{co_i}}{dt} + \left(\frac{1}{\hat{R}} + \frac{1}{R_{e1}} \right) \theta_{co_i} - \frac{1}{\hat{R}} \theta_{st} \quad (16)$$

The physical parameters ($C_{co}, \hat{R}, R_{e1}$) included in Eq. 16 were all obtained by calibration experiments and are provided in Table 1.

As mentioned above, in our experiments the rear gauge (gauge 3) never sees the fire front, so it measures only the convective heat flux contribution. Consequently the radiative heat fluxes measured by the frontal and lateral gauges can be expressed as:

$$\begin{cases} \Phi_i^{\text{exp}}(t) = C_{co} \frac{d\bar{\theta}_{co_i}}{dt} + \left(\frac{1}{\hat{R}} + \frac{1}{R_{e1}} \right) \bar{\theta}_{co_i} \\ \text{with } \Phi_i^{\text{exp}} = \varphi_i^{\text{exp}} - \varphi_3^{\text{exp}} \text{ and } \bar{\theta}_{co_i} = \theta_{co_i} - \theta_{co_3} \end{cases} \quad (17)$$

3. Image Processing Methodology

An image processing methodology was established to obtain forward or backward fire front positions. The first step to be done was to acquire images of the fire with a video camera (30 images per second and a resolution of 640×480 pixels). Knowing the dimension of the burning area (the size of the combustion table), a Direct Linear Transformation was then performed in order to obtain real ground coordinates from pixel coordinates. This technique is used in a wide range of applications, including studies of fire behaviour [6]. The Ko et al. fire segmentation algorithm [13] was then applied on the images in order to eliminate non-fire pixels from the fire scene. Note that the choice of this algorithm for these experiments has been discussed in [14] using a supervised evaluation criterion. Lastly, the fire front lines positions can be deduced by taking the ground contour of the remaining fire pixels.

The segmentation algorithm [13] works in the RGB colour space with a Gaussian probability distribution model assuming the independence of the RGB channels for each pixel given by:

$$p_i(x, y) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_i} \exp\left(-\frac{(I_i(x, y) - \mu_i)^2}{2\sigma_i^2}\right) \quad (18)$$

In this expression $I_i(x, y)$ is the colour value for the i th colour channel in a fire image, μ_i and σ_i are respectively the mean value and the standard deviation of I_i .

To declare a pixel as a fire candidate, a threshold τ is used and the following condition is proposed:

$$\begin{cases} p(I(x, y)) = p_R(I_R(x, y)) \times p_G(I_G(x, y)) \times p_B(I_B(x, y)) \\ \text{if } p(I(x, y)) > \tau \\ \text{then } I(x, y) \text{ is a fire-pixel} \\ \text{else } I(x, y) \text{ is not a fire-pixel} \end{cases} \quad (19)$$

The final step in the image processing method was to calculate the fire front positions in order to produce accurate ones as input parameters for the thermal methodology. In the mathematical radiative flame model derived in Sect. 2.1, the fire positions are determined only by their centred positions. Hence, only those positions are taken into account in the image processing approach. In order to compute the best estimation of the different fire front lines positions, a Savitzky-Golay smoothing filter [15] was applied to the fire front lines positions to eliminate the noise due to flame oscillations.

4. Combining the Two Approaches

Recently Rudz et al. [11] showed that the positions obtained after applying the image processing method are as reliable and accurate as those obtained after applying the heat flux approach. These authors highlighted the possibility of coupling the two methods to design a new metrological tool which would calculate average geometrical (fire front positions, tilt angle, flame length) and average physical (temperature, emissivity) parameters of the flame with a lower computational time than without coupling [4, 9]. The main idea is to give fire front positions calculated by image processing as fixed parameters for the radiative heat flux approach in order to reduce the number of unknown parameters which have to be determined by means of the inverse method.

Over the last two decades the inverse method used in engineering has been widely discussed by several authors [16–18]. The problem presented in this paper is one of parameter estimation because the flame model is known, but not the variables involved [19].

The inverse problem considered here can be stated as the following bound constrained minimization problem:

$$\begin{aligned} & \text{minimize } J(\xi) \\ & \text{subject to } \xi_l \leq \xi \leq \xi_u \\ & \text{with } J(\xi) = \frac{1}{\sum_{k=1,2,4} \|\Phi_k^{\text{exp}}\|} (\|\Phi_a^{\text{th}}(\xi) - \Phi_1^{\text{exp}}\| + \|\Phi_l^{\text{th}}(\xi) - \Phi_2^{\text{exp}}\| + \|\Phi_l^{\text{th}}(\xi) - \Phi_4^{\text{exp}}\|) \end{aligned} \quad (20)$$

where $\xi = (y_{f_1}^k, y_{f_2}^k, \dots, y_{f_N}^k, l_f, \phi_f)$ is the decision variables vector that will be identified, ξ_l, ξ_u are respectively the lower and upper bounds of these variables, the vector $(y_{f_1}^k, y_{f_2}^k, \dots, y_{f_N}^k)$ represents, for $k = B$, the backward or, for $k = F$, the forward fire front positions, and $\phi_f = K_f \frac{BT_f^4}{\pi}$ is the radiative heat flux of the flame per unit volume. $\|\cdot\|$ denotes the usual Euclidean norm, Φ_a^{th}, Φ_l^{th} are the theoretical radiative heat fluxes given respectively by expressions (14) and (15) and $\Phi_k^{exp} \forall k = 1, 2, 4$ are the experimental radiative heat fluxes measured by the wireless multiple thermal gauges. Note that we should identify the two functions $y_f^B = y_f^B(t), y_f^F = y_f^F(t)$, but that in order to reduce the computational cost these functions have been considered at discrete time values.

A Generalized Pattern Search algorithm [20], provided by the “Genetic Algorithm and Direct Search” Toolbox of Matlab[®], is used to solve the bound constrained optimization problem of relation (20). The particularity of this optimization algorithm is that it does not require any information about the gradient of the objective function, whereas traditional optimization methods need gradient or higher derivatives information to search for an optimal point. In fact, this method is a global algorithm, named Direct Search Method, which searches a set of points around the current point, looking for one where the value of the objective function is lower than the value at the current point.

5. Experimental Conditions

To validate the presented metrological tool an adapted experimental set-up was used. The fuel bed used for the experiments was straw (1.2 kg m^{-2}) placed on a combustion table. This table is made of cellular concrete and has an effective burning area of 2 m^2 ($2 \text{ m} \times 1 \text{ m}$) with a depth of 0.2 m . The table can be inclined in order to simulate slope conditions. The different slopes simulated were $-10^\circ, 0^\circ, 10^\circ$ and 20° . The complete experimental device also includes the wireless heat flux sensor and a video camera (see Figs. 3 and 4).

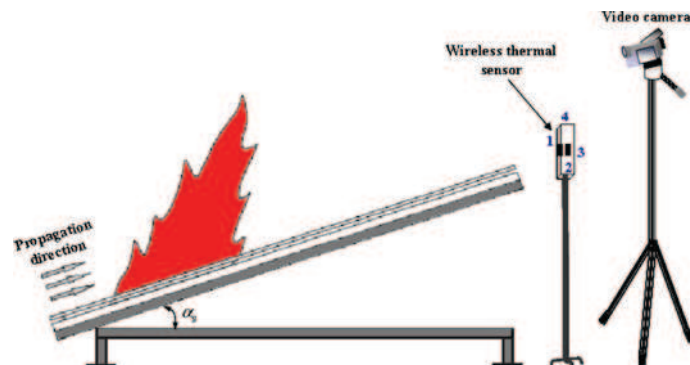


Fig. 3. Schematic overview of the experimental device.

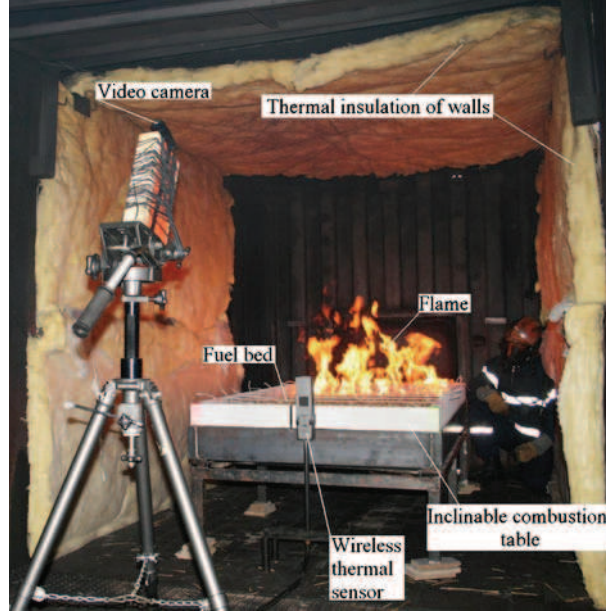


Fig. 4. Photograph of the experimental device.

6. Results and Discussion

This section presents the results obtained from laboratory experimental fires after combining the two methodologies. Fire front positions were determined by image processing (see Fig. 5) and then introduced as inputs in Eq. 20, the objective function which had to be minimized.

The calculation of flame characteristics by the inverse method gave the results presented in Table 2. From this table, one note that the flame length for $+10^\circ$ is close to the one for $+20^\circ$. However, the flame volume increases with the slope, showing that the trend of the fire intensity (obtained using our results) is in accordance with that given by Byram's law. Moreover, when the slope increases the radiative heat flux emitted by the flame and received by the fuel bed increases, leading to an acceleration of the pyrolysis reaction and hence a more energetic flame. About the apparent flame temperature, it should be noted that it was computed according to Eq. 21 and that flame emissivity was obtained thanks to Beer's law [21], given by formula (22), after assuming an extinction coefficient of 0.72 m^{-1} experimentally determined for forest fuels by Agueda et al. [22].

$$T_f = \left(\frac{\phi_f \pi}{K_f B} \right)^{1/4} \quad (21)$$

$$\varepsilon_f = 1 - \exp(-K_f \delta_f) \quad (22)$$

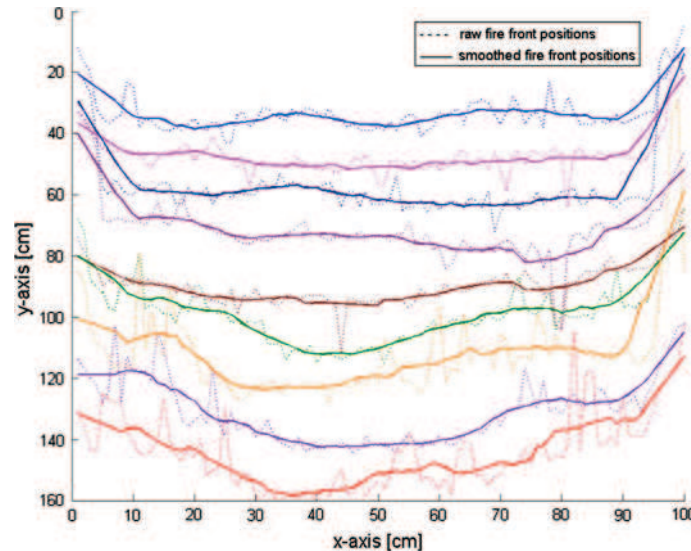


Fig. 5. Example of fire forward front profile at different times for a fire spreading without slope.

Table 2
Average Values of Radiative Heat Flux and Flame Length, Temperature and Emissivity for Tests Carried out Under Different Slopes

Slope (°)	-10	0	+10	+20
Flame length l_f (cm)	53.5	65.2	116.5	112.0
Flame radiative heat flux ϕ_f (kW m ⁻²)	7.630	7.624	24.023	40.552
Apparent flame temperature T_f (K)	875	875	1166	1329
Flame emissivity ϵ_f	0.18	0.18	0.25	0.27
Mean flame thickness δ_f (cm)	28.2	27.0	40.8	42.9

with δ_f the mean flame thickness for each slope value. The flame thicknesses are considered as the differences between the backward and forward fire front positions. It should be pointed out that the values of ϵ_f calculated by this relation and reported in this table are in the range of 0.11 to 0.66 for a flame depth from 0.27 m to 1.88 m and 0.12 to 0.94 for a flame depth from 0.15 m to 2 m given respectively by Beyreis et al. [23] and Hägglund and Persson [24]. The same range of emissivity values was also obtained by Dupuy et al. [25].

The different values of the fire front positions determined by this new metrological tool based on the coupling of two continuous methods (image processing and heat flux sensor) are plotted in Fig. 6 for down and up-slopes. The rates of spread for these slope values are deduced by means of a linear regression using computed values of the fire front positions. The evolution of the rate of spread of the

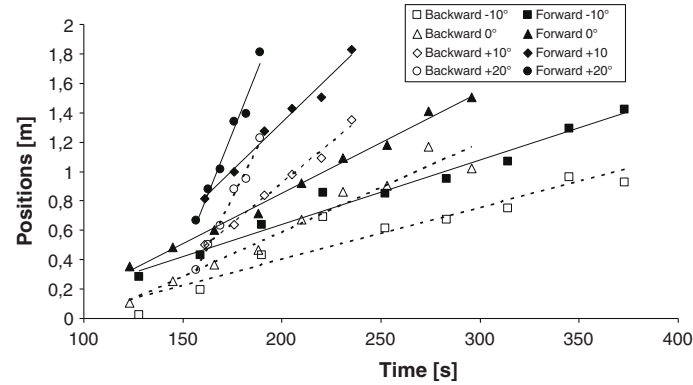


Fig. 6. Centred forward and backward fire front positions versus time for different slopes.

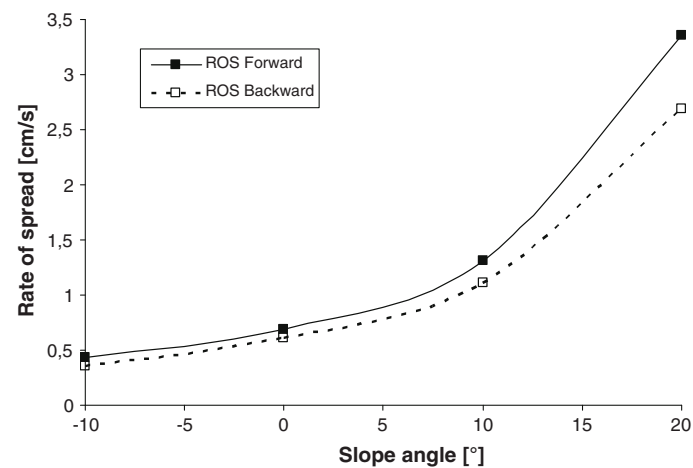


Fig. 7. Computed rate of spread for down-slope and up-slope fires spread across straw bed.

forward and backward fire fronts is illustrated in Fig. 7 as a function of slope. This figure shows that the rates of spread of the forward fire front are higher than those of the backward front and that their difference increase for higher slope values due to flame radiation. The same trend has been observed by Morandini et al. [26] and Dupuy et al. [27] using respectively *Pinus pinaster* and *Pinus halepensis* needles as a fuel bed.

7. Conclusion

Several studies in the forest fires literature have used image processing to provide geometrical characteristics of fire fronts. However, there has been little research

into the determination of these characteristics with physical quantities. In this work, the only relevant physical variable measurable for forest fires flames, the heat flux, has been considered to do this.

In this paper, a flame model with mean thermal and radiative properties has been derived from the radiative transfer equation. The equations obtained give simple relations to minimize the differences, in terms of the usual Euclidean norm, between the theoretical and the experimentally measured radiative heat fluxes. It has been shown that coupling image processing and the wireless heat flux sensor gives results that are in good agreement with those found in the literature and can help to design a new robust metrological tool for forest fires. An important advantage is that the computational time of the metrological tool proposed here is twice as fast as the one without implementation of the image processing method.

References

1. Viegas DX, Palheiro PM, Pita LP, Ribeiro LM, Cruz MG, Ollero A, Arrue B, Dios Ramiro M (2006) Analysis of fire behaviour in Mediterranean shrubs: the Gestosa fire experiments (Portugal). *For Ecol Manage* 234:S101
2. Santoni PA, Simeoni A, Rossi JL, Bosseur F, Morandini F, Silvani X, Balbi JH, Cancellieri D, Rossi L (2006) Instrumentation of wildland fire: characterisation of a fire spreading through a Mediterranean shrub. *Fire Saf J* 41:171–184
3. Sullivan AL (2007) Convective Froude number and Byram's energy criterion of Australian experimental grassland fires. *Proc Combust Inst* 31:2557–2564
4. Chetehouna K, Séro-Guillaume O, Sochet I, Degiovanni A (2008) On the experimental determination of flame front positions and of propagation parameters for a fire. *Int J Therm Sci* 47:1148–1157
5. Lloret J, Garcia M, Bri D, Sendra S (2009) A wireless sensor network deployment for rural and forest fire detection and verification. *Sensors* 9:8722–8747
6. Pastor E, Àgueda A, Andrade-Cetto J, Muñoz M, Pérez Y, Planas E (2006) Computing the rate of spread of linear flame fronts by thermal image processing. *Fire Saf J* 41:569–579
7. Martinez-de Dios JR, Arrue BC, Ollero A, Merino L, Gómez-Rodríguez F (2008) Computer vision techniques for forest fire perception. *Image Vis Comput* 26:550–562
8. Chetehouna K, Zarguili I, Séro-Guillaume O, Giroud F, Picard C (2008) On the two ways for the computing of the fire front positions and the rate of spread. *Modelling, Monitoring and Management of Forest Fires*. WIT Trans Ecol Environ 119:3–12
9. Chetehouna K, Séro-Guillaume O, Bernardin D (2009) Detection of the positions and computing the rate of spread of fire fronts using a radiative flame model and inverse method. In: Gomez E, Alvarez K (eds) *Forest fires: detection, suppression, and prevention*. Nova Science Publishers, Inc, Chapter 8
10. Séro-Guillaume O, Ramezani S, Margerit J, Calogine D (2008) On large Scale Forest Fires Propagation Models. *Int J Therm Sci* 47:680–694
11. Rudz S, Chetehouna K, Séro-Guillaume O, Pastor E, Planas E (2009) Comparison of two methods for estimating fire positions and the rate of spread of linear flame fronts. *Measurement Science and Technology* 20:10 pp
12. Siegel R, Howell J (2002) *Thermal radiation heat transfer*, 4th edn. Taylor & Francis, New York

13. Ko BC, Cheong KH, Nam JY (2009) Fire detection based on vision sensor and support vector machines. *Fire Saf J* 44:322–329
14. Rudz S, Chetehouna K, Hafiane A, Séro-Guillaume O, Laurent H (2009) On the evaluation of segmentation methods for wildland fire. In: Blanc-Talon J et al (ed), LNCS 5807:12–23
15. Orfanidis SJ (1996) Introduction to signal processing. Prentice-Hall, Englewood Cliffs, NJ
16. Huang CH, Ozisik MN (1992) Inverse problem of determining unknown wall heat flux in laminar flow through a parallel plate duct. *Numer Heat Transf, Part A* 21:55–70
17. Li HY, Yan WM (2000) Inverse convection problem for determining wall heat flux in annular duct flow. *J Heat Transf* 122:460–464
18. Lee KH, Baek SW, Kim KW (2008) Inverse radiation analysis using repulsive particle swarm optimization algorithm. *Int J Heat Mass Transf* 51:2772–2783
19. Beck JV, Blackwell B, St Clair C (1985) Inverse heat conduction, ill-posed problems. Wiley, New York
20. Lewis RM, Torczon V (1999) Pattern search algorithms for bound constrained minimization. *SIAM J Optim* 9:1082–1099
21. Monod B, Collin A, Parent G, Boulet P (2009) Infrared radiative properties of vegetation involved in forest fires. *Fire Saf J* 44:88–95
22. Águeda A, Pastor E, Pérez Y, Planas E (2010) Experimental study of the emissivity of flames resulting from the combustion of forest fuels. *Int J Therm Sci* 49:543–554
23. Beyreis JR, Monsen HW, Abbasi AF (1971) Properties of wood crib flames. *Fire Technol* 7:145–155
24. Hägglund B, Persson LE (1974) An experimental study of the radiation from wood flames. *Försvarets Forskningsanstalt Huvudenhets, FoU-brand, Stockholm*
25. Dupuy JL, Vachet P, Maréchal J, Meléndez J, de Castro AJ (2007) Thermal infrared emission-transmission measurements in flames from a cylindrical forest fuel burner. *Int J Wildl Fire* 16:324–340
26. Morandini F, Santoni PA, Balbi JH (2001) The contribution of radiant heat transfer to laboratory-scale fire spread under the influences of wind and slope. *Fire Saf J* 36:519–543
27. Dupuy JL, Vachet P, Maréchal J (2006) Fuel bed temperature measurements in laboratory fires spreading over a slope. V International Conference on Forest Fire Research D.X. Viegas (ed)

Résumé

L'objectif de cette thèse a été de mettre au point un capteur dédié à la métrologie des feux de forêts. Ce capteur mesure le flux thermique émit par la flamme car c'est le seul paramètre global mesurable. Le modèle de flamme mince qui lui est associé permet d'obtenir une information riche (flux volumique, positions avant ou arrière du front de flamme, longueur de flamme). Ce capteur a été prévu pour servir comme un outil de calibration et de validation du modèle de propagation présenté au chapitre 1. Cependant la calibration requiert la minimisation de l'écart entre le flux thermique mesuré et calculé, elle fait donc intervenir la position du front de flamme, ce qui ajoute beaucoup de paramètres à la fonction objectif. Mon travail dans cette thèse a été de remédier à ce problème en ajoutant au système de mesure une partie optique. Les données optiques obtenues à l'aide d'une caméra visuelle ont permis d'extraire le contour au sol de la flamme et d'en déduire sa position. Le système développé dans ce travail est unique et représente l'unité d'un réseau de capteurs pour la métrologie des feux de végétation, ou des feux à grande échelle.

Mots clés : modèle de flamme simplifié, méthodologie thermique, méthodologie optique, couplage, méthode inverse, traitement d'image.

FOREST FIRE METROLOGY: ON THE COUPLING OF A HEAT FLUX APPROACH WITH IMAGE PROCESSING DATA

Abstract

The main purpose of this thesis is to design a sensor for forest fire metrology. This sensor measures the radiative heat flux emitted by the flame because it is the only global accessible. The thin flame model associated provides useful information (volume heat flux, forward and backward fire front positions, flame length...). This sensor has been designed to calibrate and validate a fire propagation model presented in chapter 1. Nevertheless, the calibration process requires the minimization of the gap between the measured and the computed heat flux, so fire front positions are involved which leads to add a lot of parameters to the objective function. My work was to solve this problem by incorporating optical measurements. Optical data obtained through a visual camera allow to extract fire front positions. The sensor developed in this work is unique and is the unit of a sensor network for forest fire metrology.

Keywords: Simplified flame model, Radiative thermal methodology, image processing approach, coupling, inverse method.