



**Università degli Studi di Roma “Tor Vergata”**  
Facoltà di Ingegneria  
Dipartimento di Ingegneria dell’Impresa  
Corso di Dottorato di Ricerca in Elettronica Quantistica e Plasmi

---

Tesi di Dottorato

Messa a punto di un sistema Lidar/Dial  
per l'allerta precoce degli incendi e per  
la minimizzazione dei falsi allarmi  
mediante lo sviluppo di una  
Rete Neurale

Supervisore  
***Prof. Carlo Bellecci***

Candidata  
***Dott.ssa Teresa Lo Feudo***

XIX° Ciclo  
Sessione Invernale  
Anno Accademico 2005/2006

---

.....*Alla mia famiglia*

## Indice generale

<b>Introduzione.....</b>	<b>1</b>
<b>Capitolo 1 - Tecniche di telerilevamento Lidar/Dial applicate allo studio degli incendi boschivi</b>	
1.1 <i>La tecnica Lidar applicata allo studio degli incendi boschivi.....</i>	<i>6</i>
1.2 <i>Descrizione dei parametri ottici per la rivelazione di incendi di foreste.....</i>	<i>8</i>
1.3 <i>La tecnica Dial.....</i>	<i>17</i>
1.4 <i>Analisi della sensibilità della tecnica Dial.....</i>	<i>21</i>
<b>Capitolo 2 - Caratteristiche dei sensori Lidar/Dial e misure di laboratorio</b>	
2.1 <i>La stazione fissa e l'unità mobile dimostrativa nell'IR e nel visibile....</i>	<i>23</i>
2.2 <i>Set-up del sistema sperimentale per la misura dei diversi parametri ottici che caratterizzano un incendio boschivo.....</i>	<i>31</i>
2.3 <i>Metodologia nella scelta del combustibile per le misure preliminari con i sistemi lidar/dial.....</i>	<i>34</i>
2.4 <i>Metodologia di acquisizione del segnale lidar retrodiffuso in presenza di un incendio indotto in laboratorio.....</i>	<i>38</i>
2.5 <i>Misure di trasmissione in cella per il calcolo della trasparenza.....</i>	<i>40</i>
2.6 <i>Strumentazione supplementare: la centralina meteorologica di terra.....</i>	<i>44</i>
<b>Capitolo 3 - Algoritmi di elaborazione dei segnali lidar e risultati sperimentali preliminari</b>	
3.1 <i>Metodologia e progettazione di un algoritmo per il calcolo del coefficiente di retrodiffusione del particolato emesso durante un incendio boschivo.....</i>	<i>46</i>
3.2 <i>Misure del coefficiente di retrodiffusione del fumo e analisi critica dei risultati con le sorgenti nell'infrarosso e nel visibile.....</i>	<i>51</i>
3.3 <i>Calcolo della concentrazione di vapore acqueo presente in cella prodotta dalla combustione indotta e sensibilità del sistema Dial.....</i>	<i>59</i>
3.4 <i>Analisi critica e calcolo degli errori nella valutazione della concentrazione in cella.....</i>	<i>63</i>
3.5 <i>Il modello numerico (FEMlab).....</i>	<i>66</i>
3.6 <i>Confronto dei risultati ottenuti da simulazioni numeriche e valori misurati sperimentalmente.....</i>	<i>72</i>

## **Capitolo 4 – Primi esperimenti in campo per la rivelazione di piccoli incendi boschivi con il sistema prototipale lidar nell’UV-VIS**

<i>4.1 Sperimentazione in campo: Simulazione di un incendio boschivo e metodologia di acquisizione del segnale lidar retrodiffuso.....</i>	<i>78</i>
<i>4.2 Il rumore nei sistemi Lidar/Dial.....</i>	<i>81</i>
<i>4.2.1 Analisi della sensibilità del sistema Dial nelle misure di rivelazione di vapore acqueo ed esame critico delle limitazioni del sistema.....</i>	<i>81</i>
<i>4.2.2 Il rumore nei sistemi Lidar: il rapporto segnale rumore.....</i>	<i>89</i>
<i>4.3 Primi risultati sperimentali.....</i>	<i>95</i>

## **Capitolo 5 - Sviluppo di metodi per il riconoscimento automatico dei segnali lidar incendio per la riduzione dei falsi allarmi: Progettazione di una rete neurale (RN)**

<i>5.1 Sviluppo di metodi per il riconoscimento automatico dei segnali lidar incendio per la riduzione dei falsi allarmi.....</i>	<i>100</i>
<i>5.2 Progettazione della Rete Neurale.....</i>	<i>102</i>
<i>5.3 Algoritmi di pre-processing e scelta dei pattern.....</i>	<i>105</i>
<i>5.4 Dal picco segnale rumore PNR al perceptron.....</i>	<i>112</i>
<i>5.5 Algoritmi di learning.....</i>	<i>115</i>
<i>5.6 Risultati numerici.....</i>	<i>119</i>
<i>5.6.1 Misure lidar in campo: riconoscimento delle piume di fumo sul rumore atmosferico.....</i>	<i>121</i>

<b>Conclusioni.....</b>	<b>131</b>
-------------------------	------------

<b>Appendice A.....</b>	<b>134</b>
-------------------------	------------

<b>Appendice B.....</b>	<b>142</b>
-------------------------	------------

<b>Ringraziamenti.....</b>	<b>154</b>
----------------------------	------------

<b>Bibliografia.....</b>	<b>155</b>
--------------------------	------------

## *Abstract*

The use of a Lidar/Dial based system shows considerable advantages in the early forest fire detection, compared to the widely diffused infrared-cameras based passive detection methods, especially in order to minimize false alarms.

We developed a compact mobile Lidar system based on both a Nd:YAG Q-switched laser source operating at the three wavelengths of 1064, 532 and 355 nm and on a CO<sub>2</sub> laser source operating over about 60 laser lines in spectral range between 9 and 11 nm.

The system is fully equipped for the early forest fire detection. A first evaluation of the atmospheric water vapour concentration increment (compared to the local standard value) has been estimated by numerical simulations. The results have been compared to experimental measurements carried out within a dedicated cell by the Lidar/Dial system, burning up several vegetable fuels. The above-mentioned Lidar/Dial system has been set-up and optimized by in-cell experimental measurements of the known smoke backscattering coefficients. Experiences were not limited to the in-cell measurement: field observations have been carried out, starting controlled fires, to demonstrate the system efficacy. Once the system laser source and data acquisition have been tested and optimized, we worked on the signal processing unit, developing a neural network based algorithm to implement an automatic smoke-plume recognition code. Several networks and learning rules have been compared and tested to obtain both the fire presence and absence

conditions analyzing the Lidar returned signal. The alarm condition is returned with a fire distance information, calculated in the pre-processing stage of raw lidar signal. The pre-processing algorithm selects suspicious backscattering peaks and makes them unbiased and scale-independent. The resulting patterns can be successfully classified as corresponding to alarm or no-alarm conditions.

## *Introduzione*

Gli incendi boschivi costituiscono una delle più gravi emergenze che l'Europa mediterranea e il nostro paese affrontano periodicamente. Soltanto lo scorso anno si sono registrati in Italia quasi 8.000 incendi boschivi, che hanno trasformato in cenere ben 47.574 ettari di territorio, di cui oltre 20.000 ettari di boschi e foreste. Solo nella nostra regione, la Calabria, nel 2005 ha visto ben 818 incendi boschivi che hanno trasformato in cenere quasi 7.000 ettari di territorio, di cui 2.689 di boschi e foreste. Un'ennesima ferita profonda che ogni anno il territorio subisce, con una perdita di ecosistemi e di paesaggi naturali, con un accrescimento della fragilità idrogeologica dei versanti, ma anche un danno sociale ed economico per tutte le comunità locali.

Uno dei punti critici che interessa i sistemi attualmente in funzione è il ritardo che si registra tra l'innesco dell'incendio ed il momento in cui i centri operativi competenti ottengono informazioni sufficienti per disporre le opportune contromisure. Se si riuscisse ad intervenire nelle prime fasi dell'incendio, si otterrebbe una riduzione notevole dei danni ed un risparmio sensibile delle risorse necessarie alla sua estinzione. E' facile comprendere che il telerilevamento può offrire un valido contributo alla risoluzione di questo problema. In particolare, il telerilevamento attivo basato sulle tecniche Lidar/Dial è uno tra gli strumenti più adatti ad individuare l'insorgere di un incendio boschivo, per la possibilità di operare da un punto fisso su una superficie estesa e senza la necessità, per chi esegue la misura, di accedere di

persona al sito in esame. La tecnica LIDAR (Light Detection And Ranging) consiste nell'inviare un impulso laser di cui conosciamo le caratteristiche, elevata potenza, bassa divergenza, corta durata dell'impulso; e nell'analizzare l'interazione di questo con gli eventuali rilasci in atmosfera prodotti durante la combustione. Tale sistema sembrerebbe utile per individuare prontamente i focolai di un incendio e per adempiere al compito di monitorare e diffondere l'allarme ancora prima che la "piuma" del fumo si diffonda in atmosfera.

Per dimostrare la fattibilità e le potenzialità del sistema si è ritenuto opportuno progettare, realizzare e mettere a punto, una Stazione Mobile Lidar/Dial di telerilevamento attivo per la rivelazione precoce degli incendi boschivi e per la riduzione dei falsi allarmi. Il lavoro è oggetto del contratto di ricerca industriale SAI ( Sistema Allerta Incendi) finanziato dal MIUR al CRATI in collaborazione con il Dipartimento di Ingegneria dell'Università di Roma "Tor Vergata",e prevede la realizzazione di una stazione mobile Lidar/Dial, dotata di sorgente laser impulsata a stato solido Nd:Yag. Nel corso del lavoro verrà considerato anche l'uso di laser nel medio infrarosso. Infatti il CRATI dispone anche di due stazioni Lidar/Dial nell'infrarosso che utilizzano come sorgente un laser TEA (Transverse Excited Atmospheric Pressure – Eccitazione Trasversa a Pressione Atmosferica) CO<sub>2</sub>, in configurazione SFUR (Self Filtering Unstable Resonator – Cavità Instabile Autofiltrante), di cui una mobile, funzionanti rispettivamente nei laboratori di Lamezia Terme e dell'Università di Roma "Tor Vergata".

L'idea cardine di questa ricerca è quella di valutare la capacità di queste stazioni Lidar/Dial, utilizzando lunghezze d'onda del visibile e dell'infrarosso, ad eseguire misure di particolato e misure di vapore acqueo durante la fase di smoldering (fase iniziale della combustione quando ancora la fiamma non è visibile) e sviluppo (produzione di una piuma di fumo) di un incendio boschivo, ed inoltre di studiare la possibilità di minimizzare i falsi allarmi utilizzando una tecnica basata sulle Reti Neurali.

Nel primo capitolo dopo una breve introduzione degli aspetti teorici legati alla tecnica Lidar – Dial, si proseguirà con il caratterizzare le proprietà ottiche dei prodotti della combustione.

Nel secondo capitolo caratterizzeremo le sorgenti laser a nostra disposizione e costruiremo una cella ad hoc per le misure preliminari dei parametri ottici significativi di alcuni materiali vegetali tipici delle zone e dei boschi della Calabria.

Nel terzo capitolo, utilizzando entrambe le sorgenti laser, intraprenderemo due strade per la rivelazione precoce di un incendio boschivo: la prima consiste in una misura della variazione della densità di aerosol tramite la tecnica Lidar (Ligth Detection and Ranging – Rivelazione di luce a distanza), e l'altra della stima della variazione di concentrazione di acqua in atmosfera con il sistema Dial (Differential Absorption Lidar – Assorbimento differenziale lidar). In entrambi i casi mostreremo come i risultati della simulazione nella cella sperimentale possano portare ad una rapida e precoce

“*visione*” dell’incendio minimizzando i falsi allarmi. Procederemo con l’ eseguire alcune simulazioni numeriche, sviluppate utilizzando il codice di calcolo numerico Femlab (laboratorio) agli elementi finiti, per valutare l’andamento dei prodotti di combustione nella cella e confronteremo il risultato con i valori sperimentali ottenuti bruciando diversi tipi di materiale vegetale.

Nel quarto capitolo, confortati dai risultati preliminari ottenuti, ci siamo preposti di continuare il lavoro di ricerca effettuando una serie di sperimentazioni in campo, riproducendo incendi boschivi di piccole dimensioni, e, successivamente, di sviluppare un metodo efficace ed innovativo per il riconoscimento dei segnali - incendio.

Nel quinto capitolo progetteremo una Rete Neurale per classificare i segnali lidar quando siamo in presenza di piume di fumo, dovute ad incendi boschivi (caso allarme incendio), e, nel caso di assenza di fumo (non allarme ). L’algoritmo della rete neurale, nella fase preliminare di elaborazione (pre-processing), dovrà essere in grado, nel caso siamo in presenza di una situazione di allarme, di valutare la distanza che intercorre tra la stazione di misura e la piuma di fumo. I set di apprendimento e validazione degli algoritmi che andranno a definire la rete neurale saranno costruiti sulla base delle curve sperimentali, acquisite durante la campagna di misura, che contengono sia picchi dovuti alla presenza effettiva di fumo in atmosfera, sia picchi dovuti al rumore atmosferico.

Infine saranno valutate le reali possibilità del sistema di essere utilizzato nella rivelazione precoce di un incendio boschivo allo scopo di una sua possibile ingegnerizzazione.

## *Capitolo 1*

### *Tecniche di telerilevamento Lidar/Dial per la rivelazione precoce degli incendi boschivi*

#### *1.1 La tecnica Lidar applicata allo studio degli incendi boschivi*

La tecnica Lidar (Light Detection And Ranging- Rivelazione di Luce a Distanza e Misura), come suggerisce l'acronimo, è una tecnica di telerilevamento attivo a distanza ed è una delle metodologie che permettono lo studio dei fenomeni atmosferici naturali ed antropogenici [1,2].

Il telerilevamento si basa sull'interazione di radiazione elettromagnetica prodotta da un laser, con l'atmosfera.

I Lidar funzionano sullo stesso principio base dei Radar, a differenza dei quali utilizzano radiazioni a lunghezza d'onda ottiche, ossia paragonabili alle dimensioni delle molecole e aerosol atmosferici. La tecnica Lidar prevede l'invio in atmosfera, tramite un opportuno sistema ottico, di un breve impulso laser verso il bersaglio di interesse, e la raccolta da parte dell'ottica ricevente, della radiazione retrodiffusa, che viene misurata dal sistema di rivelazione. Uno degli obiettivi di questa ricerca è quello di utilizzare la tecnica lidar per misurare la variazione della densità areosolica del fumo prodotto dalla combustione di materiale boschivo per una rivelazione precoce degli incendi. Alla base della tecnica Lidar c'è l'equazione Lidar [2,3], che nel caso di scattering elastico, ovvero quando è verificata la

condizione che la lunghezza d'onda del segnale ricevuto è uguale a quella del segnale inviato dalla sorgente laser  $\lambda_L$ , è scritta usualmente nella forma:

$$P(\lambda_L, R) = P_L \xi(\lambda_L) \xi(R) \frac{A_0}{R^2} \beta(\lambda_L, R) \frac{c\tau}{2} \exp\left[-2 \int_0^R \alpha(\lambda_L, R) dR\right] \quad (1.1)$$

dove  $P(\lambda_L, R)$  è la potenza ottica ricevuta dal rivelatore alla distanza  $R$ ,  $P_L$  la potenza dell'impulso laser incidente,  $R$  la distanza del bersaglio dal punto di osservazione,  $c$  la velocità della luce,  $\tau_L$  la durata dell'impulso laser,  $A$  l'area attiva del telescopio ricevente,  $\alpha(\lambda_L, R)$  il coefficiente di attenuazione atmosferico totale,  $\xi(R)$  il fattore di forma geometrica  $\xi(\lambda_L)$  il fattore di trasmissione spettrale e  $\beta(\lambda, R)$  il coefficiente volumetrico atmosferico di retrodiffusione.

L'equazione Lidar nasce sulla base delle seguenti approssimazioni :

- La larghezza di riga della radiazione diffusa dal campione in esame è molto piccola rispetto alla finestra spettrale del ricevitore ottico in modo da approssimarla ad una delta di Dirac.
- L'andamento temporale dell'impulso laser è rettangolare di durata  $\tau_L$ , ossia in questo intervallo temporale il bersaglio viene illuminato in modo uniforme dalla radiazione.
- Nella zona di sovrapposizione tra il campo di vista dell'ottica di ricezione ed il fascio laser, il mezzo in esame è omogeneo e la probabilità che la radiazione diffusa da una certa posizione nel piano del bersaglio raggiunga il ricevitore ottico è unitaria.

Come si evince dall'equazione, si mette in relazione la radiazione retrodiffusa dai componenti atmosferici, per effetto della propagazione di un impulso laser, con le proprietà ottiche ( $\beta, \alpha$ ) relative al mezzo che ha prodotto la diffusione. E' dunque possibile ricavare informazioni fisiche sulle specie diffondenti.

### ***1.2 Descrizione dei parametri ottici per la rivelazione di incendi di foreste***

Gli incendi di aree incolte sono fenomeni variabili e il fumo da loro prodotto è una complessa miscela di materiali organici e inorganici. La frazione di particolato del fumo è variabile sia nella composizione chimica sia nelle proprietà fisiche. Molte particelle presenti nel fumo si formano da componenti organici gassosi prodotti durante le fasi di pirolisi e combustione. Attraverso processi di nucleazione, condensazione e coagulazione si formano, invece, particelle solide e liquide. I pennacchi di fumo contengono una grossa quantità di particelle che diffondono fortemente la radiazione incidente. Nell'interazione radiazione-fumo l'intensità della radiazione laser viene attenuata, seguendo la nota legge di Beer-Lambert [2,4].

L'attenuazione è causata dall'assorbimento e dalla diffusione da parte di molecole e particolato presenti in atmosfera durante la propagazione

dell'incendio boschivo, che possiamo tradurre nella formula seguente,

$$\alpha(\lambda) = \sum_i [ \alpha_a(\lambda) + \alpha_R(\lambda) + \alpha_{Ra}(\lambda) ] + \alpha_{Mie}(\lambda) \quad (1.2)$$

dove  $\sum_i$  è estesa a tutti i costituenti atmosferici,  $\alpha_a(\lambda)$  è il coefficiente di attenuazione volumetrico di assorbimento,  $\alpha_{Ra}(\lambda)$  il coefficiente di attenuazione volumetrico dovuto alla sola diffusione Raman, e  $\alpha_R(\lambda)$  è il coefficiente di attenuazione volumetrico dovuto alla sola diffusione Rayleigh, e, infine,  $\alpha_{Mie}$  è il coefficiente di attenuazione volumetrico dovuto alla sola diffusione Mie. Introduciamo così il coefficiente di attenuazione totale atmosferico  $\alpha(\lambda)$ , che racchiude tutti i fenomeni di interazione che avvengono in essa. Nel presente lavoro di tesi siamo interessati ai parametri ottici ( $\beta$ ,  $\alpha$ ).

Se siamo interessati ai soli processi diffusivi possiamo esprimerli in funzione della sezione d'urto totale  $\sigma(\text{cm}^2)$  e, in particolare occorre separare i due contributi, molecolare ed aerosolico, cioè porre  $\beta = \beta_{\text{mol}} + \beta_{\text{aer}}$ . Il primo contributo è dovuto alla retrodiffusione di tipo Mie da parte delle particelle aerosoliche.

Per una densità molecolare uniforme  $N$ , il coefficiente volumetrico di attenuazione è dato da  $\beta = \sigma N$ . Poiché la diffusione della radiazione non è isotropa, si deve considerare, nel processo, la sezione d'urto differenziale che nel caso di diffusione Rayleigh ha la nota formula [2,5]

$$\frac{d\sigma}{d\Omega} = \frac{\pi^2 (n^2 - 1)^2}{3\lambda^4 N^2} (\cos^2 \vartheta \cos^2 \varphi + \sin^2 \vartheta) \quad (1.3)$$

dove  $\varphi$  è l'angolo di polarizzazione,  $\vartheta$  l'angolo di diffusione e  $n$  l'indice di rifrazione. Nel caso specifico di telerilevamento attivo mediante laser, siamo interessati al segnale retrodiffuso, e cioè con angolo  $\vartheta$  pari a  $\pi$ . In questo caso otteniamo

$$\frac{d\sigma(\vartheta = \pi)}{d\Omega} = \frac{\pi^2(n^2 - 1)^2}{\lambda^4 N^2} \quad (1.4)$$

Dalla quale si ottiene che il coefficiente volumetrico di attenuazione è

$$\beta = N\sigma(\pi) = \frac{\pi^2(n^2 - 1)^2}{\lambda^4 N} \quad (1.5)$$

In conclusione il coefficiente volumetrico di attenuazione atmosferica dovuto alla sola diffusione Rayleigh è, [2,6],

$$\alpha_R = (8/3)\pi N\sigma_R(\pi) \quad (1.6).$$

Questa quantità è nota a partire da modelli atmosferici e rappresenta la concentrazione totale di molecole presenti in atmosfera.

Il coefficiente volumetrico di attenuazione atmosferico dovuto alla sola diffusione Raman, con una sezione d'urto dell'ordine di  $10^{-28}$  cm<sup>2</sup>/sr [2], se confrontato con i contributi di Rayleigh e Mie, risulta trascurabile.

L'intensità totale della radiazione diffusa dal particolato emesso durante un incendio boschivo dipende dalla densità e dall'efficienza di diffusione riferita alla distribuzione dimensionale delle particelle.

Le dimensioni e le proprietà degli aerosol sono variabili, così che risulta molto complesso calcolare la sezione d'urto di Mie, la cui diffusione

diviene importante quando le dimensioni delle particelle diffondenti sono confrontabili con la lunghezza d'onda della radiazione incidente, o maggiori.

Introduciamo il parametro  $p$ , sezione di diffusione, definito come il prodotto fra il vettore d'onda  $K$  e le dimensioni del particolato  $a$ ,  $p=Ka=2\pi a/\lambda$ , la sezione d'urto di retrodiffusione è [2]

$$\sigma_M^\pi = a^2 \left( \frac{2\pi a}{\lambda} \right)^4 \left( \frac{n^2 - 1}{n^2 + 1} \right) \quad (1.7)$$

Questa ha una dipendenza proporzionale alla sesta potenza delle dimensioni del particolato e a parità di lunghezza d'onda, la diffusione Mie è di due ordini di grandezza maggiore rispetto a quella di Rayleigh.

Si ricava dalla teoria di Mie sulla diffusione da particelle sferiche il coefficiente volumetrico di attenuazione Mie [4],

$$\beta_\pi = \int Q_\pi(\tilde{m}, Ka) \pi a^2 n(a) da \quad (1.8)$$

con  $Q_\pi$  indichiamo il fattore adimensionale di efficienza di diffusione di Mie, definito come il rapporto fra la sezione d'urto di retrodiffusione e la sezione d'urto geometrica, che in formula diventa  $Q_\pi = \frac{\sigma_M^\pi}{\pi a^2}$ , che è una grandezza in funzione dell'indice di rifrazione complesso, della forma e delle dimensioni degli aerosol, e con  $n(a)$  la distribuzione della taglia del particolato, supposta sferica (numero/cm<sup>2</sup>).

La distribuzione dimensionale dei prodotti di combustione è stata misurata da molti autori, come Stith[7], Hueglin [8] e De Vries [9]; i dati per

le concentrazioni e i diametri medi risultanti dai vari esperimenti sono mostrati in tabella 1.2.1.

Per gli esperimenti (1) e (3) le concentrazioni sono state ottenute assumendo che la concentrazione in peso del particolato avesse un valore pari a quello di riferimento  $C_p \approx 0.3\text{g/m}^3$ , mentre nell'esperimento (2) è stata fatta l'assunzione  $C_p \approx 0.7\text{g/m}^3$ .

<b>Combustibile</b>	<b>Concentrazione <math>\text{cm}^{-3}</math></b>	<b>Diametro Medio <math>\mu\text{m}</math></b>	<b>Coefficiente di diffusione <math>\text{m}^{-1}\text{sr}^{-1}</math></b>
Legno (fase iniziale) (1)	$8.7 \cdot 10^7$	0.12	$6.6 \cdot 10^{-3}$
Legno (fase iniziale) (2a)	$4.4 \cdot 10^7$	0.26	$3.8 \cdot 10^{-2}$
Legno (fase intermedia) (2b)	$3.8 \cdot 10^7$	0.19	$1.3 \cdot 10^{-2}$
Legno (smoldering*) (2c)	$1.9 \cdot 10^9$	0.05	$3.6 \cdot 10^{-4}$
Legno (fase iniziale) (3)	$1.3 \cdot 10^6$	0.53	$4.6 \cdot 10^{-3}$
* <i>smoldering</i> fase in cui la combustione procede senza una fiamma visibile			

**Tabella 1.2.1** Concentrazione, diametro medio e coefficiente di diffusione riportati dai vari autori (1) Stith [7], (2) Hueglin [8], (3) Vries [9]

Dai dati riportati si nota che il diametro medio varia da 0.05 a 0.53  $\mu\text{m}$ .

Il coefficiente di scattering è stato calcolato mediante la relazione:

$$\beta(n, \lambda) = \pi \int_0^{\infty} Q_s(a, \lambda, n) a^2 N(a) da \quad (1.9)$$

dove

- $Q_s$  = efficienza di backscattering
- $a$  = raggio della particella
- $\lambda$  = lunghezza d'onda
- $n = n_1 - in_2$  indice di rifrazione complesso
- $N(a)$  = distribuzione dimensionale delle particelle

La relazione del coefficiente di scattering lega la distribuzione dimensionale delle particelle all'efficienza di scattering delle stesse. In accordo con Benech [10], Patterson e Mc Mahon [11] per l'indice di rifrazione complesso del fumo prodotto dalla combustione del legno si può utilizzare il valore  $n = 1.53 - 0.03i$ . Assumendo per tutte le particelle una forma sferica, si può determinare la sezione d'urto di backscattering sulle basi della teoria di Mie [12, 13] in cui i termini dell'equazione dipendono dal parametro  $2\pi a/\lambda$ .

Dai dati riportati in tabella 1.1, in cui gli autori assumono una lunghezza d'onda pari a  $1.53\mu\text{m}$ , è evidente che il coefficiente di backscattering assume valori molto variabili: per la fase iniziale si ha un valore abbastanza elevato:  $\beta = 3.8 \cdot 10^{-2} \text{ m}^{-1}\text{sr}^{-1}$ , mentre per la fase di smoldering si ha un valore più basso:  $\beta = 3.6 \cdot 10^{-4} \text{ m}^{-1}\text{sr}^{-1}$ .

I pennacchi di fumo contengono una porzione elevata di particelle di cenere che diffondono fortemente la radiazione incidente. Il risultato degli

studi di Stith [7] dimostra che l'intensità totale della radiazione retrodiffusa da questo particolato dipende dalla sua densità e dalla distribuzione riferita alla dimensione delle particelle e che la maggior parte delle particelle nel pennacchio di fumo si forma nel fuoco stesso, mentre le particelle secondarie si formano all'interno del fumo. Inoltre dall'analisi condotta si evince che il particolato prodotto negli incendi è un eccellente diffusore della luce e molta della sua massa è contenuta in particelle di alcune decine di  $\mu\text{m}$  di diametro, dimensione ottimale per la diffusione della luce incidente.

Per quanto riguarda invece l'assorbimento molecolare, questo dipende dalla frequenza della radiazione incidente e dalla forma delle numerose transizioni rotovibrazionali delle molecole atmosferiche [2,4].

Anche in questo caso è necessario considerare separatamente i contributi aerosolici e molecolari ed inoltre bisognerà valutare i diversi fenomeni responsabili dell'attenuazione.

$$\alpha = \alpha_{mol} + \alpha_{mol} = \alpha_{mol,a} + \alpha_{mol,s} + \alpha_{aer,a} + \alpha_{aer,s} \quad (1.10)$$

In questa formula gli indici  $s$  ed  $a$  si riferiscono, rispettivamente, allo scattering e all'assorbimento. Il termine  $\alpha_{mol,s}$  è legato alla sezione d'urto di Rayleigh  $\sigma_R$  dalla relazione:  $\alpha_{mol,s} = N_{mol} \sigma_R$  (1.11)

Il contributo dovuto all'assorbimento da parte di molecole gassose, è funzione di  $\lambda$  e predomina sugli altri in corrispondenza delle righe dell'assorbimento dei componenti atmosferici. Inoltre, ci siamo in precedenza soffermati sul noto legame fra  $\beta_{mol}$  e  $\alpha_{mol}$  ( $\alpha_{mol} = \alpha_{mol,a} + \alpha_{mol,s}$ ),  $\alpha_{mol} = \beta_{mol} / 0.119$ , che si evince

dalla teoria di Rayleigh. Per quanto riguarda il contributo aerosolico nella (1.10), nell'ipotesi che gli aerosol possano essere considerati sferici o come una polidispersione omogenea di sfere, come per il caso del coefficiente di retrodiffusione aerosolico, si ottiene:  $\alpha_{aer}(\lambda) = \int_0^{\infty} \sigma_E(a, \lambda, n) N_{aer}(a) da$  essendo  $\sigma_E$  la sezione d'urto di estinzione per particelle di raggio  $a$  ed indice di rifrazione  $n$ , da considerarsi somma dei due contributi di scattering e di assorbimento, rispettivamente pari a:

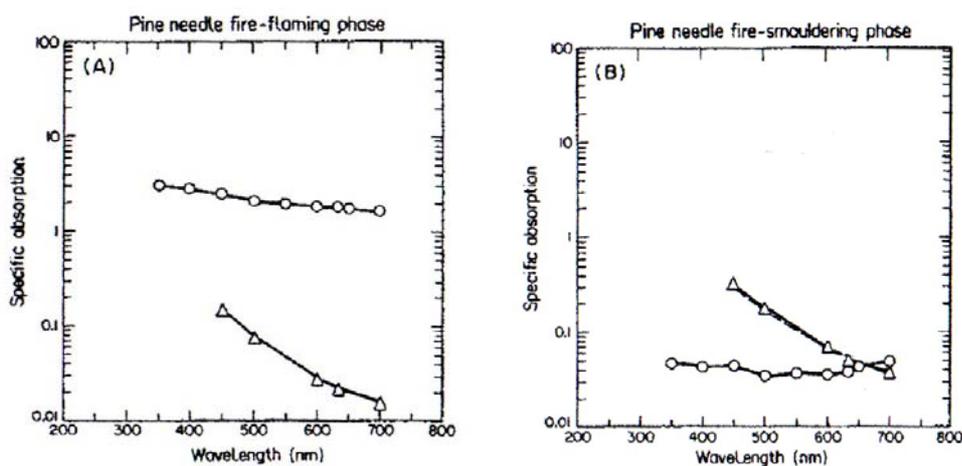
$$\sigma_{aer,s}(a, \lambda, n) = \pi a^2 Q_s(x, n) \quad (1.12)$$

$$\sigma_{aer,a}(a, \lambda, n) = \pi a^2 Q_a(x, n) \quad (1.13)$$

dove  $Q_s$  e  $Q_a$  rappresentano, rispettivamente, l'efficienza di scattering e di assorbimento aerosolico e possono essere determinate con metodi numerici. Quindi, in definitiva, il segnale elastico descritto dall'equazione lidar dipende dai coefficienti di estinzione e di backscattering dovuti alle sole particelle aerosoliche in atmosfera. E' chiaro quindi che, quando le lunghezze d'onda della radiazione incidente coincidono con le righe di assorbimento delle molecole che costituiscono l'atmosfera, il fascio inviato risulta attenuato e il segnale retrodiffuso dal particolato assai debole in corrispondenza del passaggio del fascio attraverso volumi di aria in cui la densità della sostanza in esame è maggiore.

Una diminuzione sostanziale dell'assorbimento gassoso è quindi responsabile della finestra di trasmissione atmosferica. Patterson e Mc Mahon[11] hanno effettuato misure sull'assorbimento, in termini di

assorbimento specifico  $B_s$  espresso in  $m^2/g$ , di particelle solubili e insolubili prodotte nella combustione di aghi di pino al variare della lunghezza d'onda, osservandone il comportamento nelle fasi di fiamma e di smoldering.



**Figura 1.2.1** - Valori di assorbimento specifico nella fase di fiamma(A) e nella fase di smoldering (B) per particelle solubili ( $\Delta$ - $\Delta$ ) e insolubili (o-o) [11].

Come risulta evidente dalla figura 1.2.1, il comportamento delle particelle solubili è simile nelle due fasi, mentre le particelle insolubili hanno mostrato basso assorbimento nella fase di smoldering.

Il particolato emesso nella fase di fiamma presenta quindi elevate proprietà di assorbimento (approssimativamente  $B_s=1m^2g^{-1}$ ) con scarsa dipendenza dalla lunghezza d'onda, mentre quello emesso nella fase di smoldering sono caratterizzati da valori di assorbimento molto più bassi a lunghezze d'onda del medio visibile.

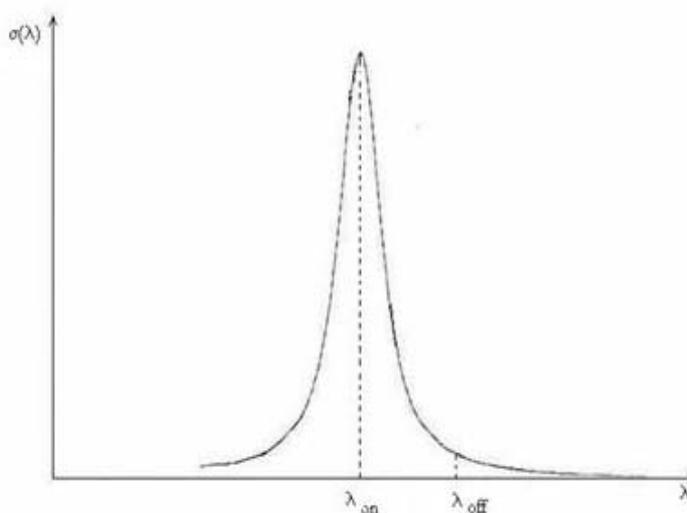
### 1.3 La tecnica Dial

Tra i prodotti emessi durante la combustione si è osservato che nella fase iniziale di un incendio, quando ancora non si è sviluppata la fiamma, la molecola presente in maggiore quantità è quella dell'acqua.

Queste considerazioni ci hanno condotto a valutare per la rivelazione precoce degli incendi la variazione di vapore acqueo presente in atmosfera al momento stesso dell'innesco della combustione.

Un sistema Dial è capace di riconoscere e misurare quantitativamente la concentrazione del vapore acqueo.

La tecnica Dial (Differential Absorption Lidar - Assorbimento Differenziale Lidar) prevede l'invio di due impulsi a frequenza rispettivamente coincidente e non coincidente con una riga di assorbimento della sostanza in studio [14,1], come mostra la figura 1.3.1.



**Figura 1.3.1** – Riga di assorbimento molecolare.

Tale tecnica è utilizzabile con due metodologie diverse in maniera di avere due tipi di informazione:

- la prima utilizza la riflessione di un bersaglio topografico e ci consente di ottenere la concentrazione media del costituente in esame presente nella cella di atmosfera tra sorgente laser e bersaglio;
- La seconda dà informazioni risolte spazialmente sulla concentrazione delle molecole in esame e utilizza la radiazione retrodiffusa dagli aerosol presenti in atmosfera.

Il rivelatore vedrà due echi Lidar rispettivamente di potenza pari a:

$$P(\lambda_{on}, R) = P_{on} \xi(\lambda_{on}) \xi(R) \beta(\lambda_{on}, R) \frac{c\tau_L}{2} \frac{A_0}{R^2} T^2(\lambda_{on}, R) \quad (1.14.a)$$

$$P(\lambda_{off}, R) = P_{off} \xi(\lambda_{off}) \xi(R) \beta(\lambda_{off}, R) \frac{c\tau_L}{2} \frac{A_0}{R^2} T^2(\lambda_{off}, R) \quad (1.14.b)$$

con  $\lambda_{on}$ , che è la lunghezza d'onda corrispondente alla riga di assorbimento del costituente atmosferico, e  $\lambda_{off}$ , quella corrispondente alla riga non assorbita, il significato degli altri termini è già stato chiarito durante l'esposizione dell'equazione Lidar.

Dal rapporto dei due echi Lidar si ottiene:

$$\frac{P(\lambda_{on}, R)}{P(\lambda_{off}, R)} = \frac{\xi(\lambda_{on}) \beta(\lambda_{on}, R)}{\xi(\lambda_{off}) \beta(\lambda_{off}, R)} \frac{\exp - 2 \int_0^R \alpha(\lambda_{on}, R) dR}{\exp - 2 \int_0^R \alpha(\lambda_{off}, R) dR} \quad (1.15)$$

Esplicitiamo il coefficiente di attenuazione atmosferico come

$$\alpha(\lambda, R) = \alpha_a(\lambda, R) + \alpha_s(\lambda, R) + \sigma(\lambda, R)n(R) \quad (1.16)$$

dove  $\alpha_a$  è il coefficiente di assorbimento da parte di altre specie molecolari presenti,  $\alpha_s$  è il contributo della diffusione dovuta a Rayleigh e Mie,  $\sigma(\lambda, R)$  la sezione d'urto d'assorbimento e infine  $n(r)$  la densità numerica della specie assorbente in esame.

Separando l'integrale nei vari termini, passando al logaritmo della funzione, e considerando un intervallo  $\Delta R$  ricaviamo la densità media molecolare della specie assorbente:

$$\bar{N} = \frac{1}{2[\sigma_{on}(\lambda_{on}) - \sigma_{off}(\lambda_{off})]\Delta R} \left\{ \ln \left[ \frac{P_{off} \beta(\lambda_{on}, R) \xi(\lambda_{on})}{P_{on} \beta(\lambda_{off}, R) \xi(\lambda_{off})} \right] - \delta S \right\} \quad (1.17)$$

dove  $\delta S = -2 \left\{ \int_0^{R_T} (\alpha_s(\lambda_{on}, R) - \alpha_s(\lambda_{off}, R)) dR \right\}$  e, nel caso particolare, quando la

differenza fra  $\lambda_{on}$  e  $\lambda_{off}$  è minima, il suo valore sarà uguale a zero, inoltre possiamo assumere uguali i due coefficienti di retrodiffusione e i due fattori di trasmissione spettrale, e scriviamo l'equazione nella forma

$$\bar{N} = \frac{1}{2[\sigma_{on}(\lambda_{on}) - \sigma_{off}(\lambda_{off})]\Delta R} \left\{ \ln \left[ \frac{P_{off}(\lambda_{off}, R_T)}{P_{on}(\lambda_{on}, R_T)} \right] \right\} \quad (1.18)$$

La formula (1.18) ci dà la possibilità di calcolare la concentrazione media molecolare nell'intervallo  $\Delta R$  [14,2], cioè dà il valore della

concentrazione media tra la stazione e il bersaglio topografico, e la sensibilità di tale tecnica è determinata dalla conoscenza delle sezioni d'urto di assorbimento per le righe laser scelte.

Se invece pensiamo di effettuare misure puntuali di densità ed avere misure risolte spazialmente, è necessario differenziare l'equazione (1.18). In questo caso il segnale raccolto dall'ottica di ricezione è quello retrodiffuso dagli aerosol, che, come detto, fungono da bersaglio per la radiazione inviata in atmosfera.

Scriviamo l'espressione per la concentrazione in funzione della distanza R:

$$N(R) = -\frac{1}{2\Delta\sigma} \frac{\partial}{\partial R} \left[ \ln \frac{P_{on}(R)}{P_{off}(R)} \right] \quad (1.19)$$

dove, per semplicità, abbiamo indicato con  $\Delta\sigma = (\sigma_{on} - \sigma_{off})$ .

Con questa equazione si sfruttano a pieno le potenzialità della tecnica di "remote sensing" attivo, poiché dà la possibilità di definire profili di concentrazione di sostanze inquinanti utili nel monitoraggio ambientale.

In questo secondo caso, poiché il segnale retrodiffuso è nettamente più debole rispetto a quello riflesso dal bersaglio topografico, si ha un aumento nella risoluzione spaziale.

#### **1.4 Analisi della sensibilità della tecnica Dial**

Un sistema Dial è in grado di misurare la concentrazione di molecole ed il carico di aerosol contenuti nell'aria in presenza di un incendio.

La sensibilità dell'apparato determina la minima concentrazione della sostanza in esame che il sistema è in grado di rilevare. La minima concentrazione rilevabile  $N_{\min}$ , cambia secondo la distanza, in base alla quale possiamo distinguere due diverse limitazioni del sistema [15,5], che, a distanze maggiori, sono date dal rumore del rivelatore, ed a distanze minori, dall'incapacità del sistema stesso a distinguere la variazione percentuale  $\frac{\Delta P}{P}$ , dove  $\Delta P$  è il minimo cambiamento fra  $P_{\text{on}}$  e  $P_{\text{off}}$ , dovuto a variazioni della composizione atmosferica lungo il percorso, o a fluttuazioni casuali, generate da turbolenze o perturbazioni atmosferiche.

Per valutare la sensibilità del sistema, occorre potere esprimere  $\Delta P$  come[16]:

$$\Delta P = \rho \frac{A \xi P}{\pi R_T^2} T \{1 - \exp(-2\sigma_{\text{on}} R_T N)\} \quad (1.20)$$

dove  $T = \exp(-2\alpha_{\text{off}} R_T)$  è la trasmissione atmosferica. Seguendo le approssimazioni,  $N$  rimane omogeneo lungo il percorso ottico e rimangono trascurabili sia l'assorbimento della specie molecolare in studio alla lunghezza d'onda  $\lambda_{\text{off}}$  che la differenza  $\alpha_{\text{off}} - \alpha_{\text{on}}$ , cioè il contributo all'estinzione del fascio laser su entrambe le lunghezze d'onda è lo stesso. Se il cambiamento minimo della potenza dei segnali di ritorno è limitato dal rumore intrinseco del

rivelatore, possiamo ricavare  $N_{\min}$ , ponendo la NEP (Noise Equivalent Power - Potenza del segnale uguale al rumore) uguale a  $\Delta P$  [2,16] ed ottenere:

$$N_{\min} = \frac{NEP \pi R}{2\xi \rho \Delta \sigma A \exp\{-2\alpha_{\text{off}} R\}} \quad (1.21)$$

assumendo che  $2\Delta\sigma N_{\min} R \ll 1$  otteniamo l'espressione finale per la concentrazione minima rilevabile da un sistema Lidar - Dial:

$$N_{\min} = \frac{\Delta P}{P} \frac{1}{2\Delta\sigma R} \quad (1.22);$$

se invece lo stesso è limitato dall'incapacità di distinguerlo da parte del sistema di misura, la concentrazione minima rilevabile si esprime con la seguente equazione [16]:

$$N_{\min} = \frac{1}{\Delta\sigma} \left[ \frac{5 \times 10^3 (\Delta P / P)}{R} + CR^{-1/12} \right] \quad (1.23)$$

Dove C è una costante determinata sperimentalmente, che per target posti ad una distanza di circa 5km risulta pari a 79, e  $\Delta P / P$  è il valore minimo da dare alla differenza di potenza degli echi Lidar, che risulta essere indipendente dalla distanza.

Come si evince dalle equazioni, progettando un sistema Lidar /Dial, è necessario valutare teoricamente i limiti di concentrazione minima rilevabile di un costituente atmosferico e, conseguentemente, controllare se esso risulta idoneo agli scopi preposti.

## *Capitolo 2*

### *Caratteristiche dei sensori Lidar/Dial e misure di laboratorio*

#### *2.1 La stazione fissa e l'unità mobile dimostrativa nell'IR e nel visibile*

Si è mostrata la possibilità di utilizzare le tecniche Lidar e Dial sia per la valutazione qualitativa della variazione del carico di aerosol in atmosfera della piuma di fumo sia per una valutazione della variazione del contenuto di vapore acqueo presente all'innescò di un incendio. Fattori importanti nella verifica dei falsi allarmi.

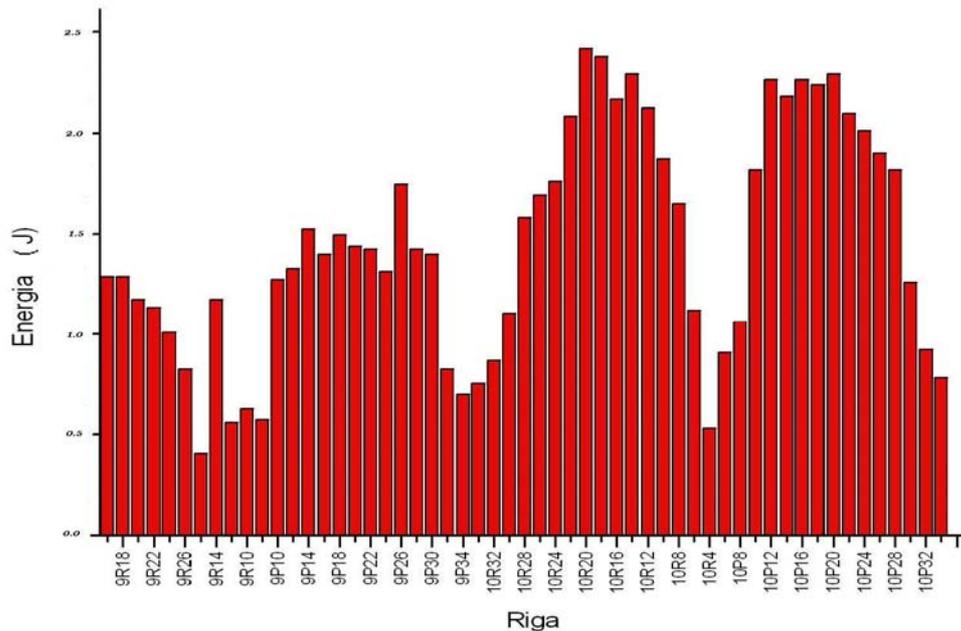
La strumentazione, interamente progettata e assemblata presso i laboratori del Crati s.c.r.l. di Lamezia Terme, nell'ambito del contratto di ricerca industriale SAI (Sistema Allerta Incendi) finanziato dal MIUR, e messa a punto per le applicazioni proposte, consiste in una stazione mobile Lidar/Dial, dotata di sorgente laser impulsata a stato solido Nd:Yag. Il CRATI dispone anche di due stazioni Lidar/Dial nell'infrarosso che utilizzano come sorgente un laser TEA (Transverse Excited Atmospheric Pressure – Eccitazione Trasversa a Pressione Atmosferica) CO<sub>2</sub>, in configurazione SFUR (Self Filtering Unstable Resonator – Cavità Instabile Autofiltrante), di cui una mobile, funzionanti rispettivamente nei laboratori di Lamezia Terme e dell'università di Roma “Tor Vergata”.

Prima di eseguire le misure preliminari con le stazioni Lidar/Dial sono state caratterizzate le sorgenti laser.

Per quanto riguarda la sorgente TEA CO<sub>2</sub> sappiamo avere uno spettro di emissione situato proprio nella finestra di trasmissione spettrale atmosferica tra i 9 ÷ 12  $\mu\text{m}$  [17,18].

Abbiamo proceduto con il misurare i valori di energia delle singole righe spettrali, la larghezza temporale dell'impulso laser e la divergenza del fascio e, spaziando dalla branca R a quella P, tra le righe vibrazionali 9.6  $\mu\text{m}$  e 10.6  $\mu\text{m}$ , siamo riusciti a sintonizzare il laser su 64 righe differenti mediante un reticolo di diffrazione.

L'energia dell'impulso laser è stata valutata utilizzando un rivelatore piroelettrico della Molelectron, mentre la larghezza dell'impulso è stata misurata mediante un rivelatore veloce HgCdTe non raffreddato. Riportiamo di seguito lo spettro di emissione della sorgente laser CO<sub>2</sub>.



**Figura 2.1.1** - Spettro di energia della sorgente laser CO<sub>2</sub>

E' stata successivamente eseguita la misura di divergenza del fascio, acquisendo spot laser a diverse distanze e confrontandola con quella che si ottiene considerando il fascio gaussiano e misurando il diametro minimo del fascio nel waist.

Dalle misure sono stati ricavati i seguenti valori caratterizzanti la sorgente laser TEA CO<sub>2</sub>:

---

**Sorgente**

**Laser TEA CO<sub>2</sub>**

Energia d'uscita	2 J
Ampiezza dell'impulso	100 nsec
Divergenza del fascio	0.77 mrad
Range spettrale	9 ÷ 11 μm
Frequenza di sparo	1 Hz

---

**Tabella 2.1.1** - Caratteristiche principali della sorgente laser a CO<sub>2</sub>

Misure analoghe sono state eseguite per caratterizzare la sorgente laser a stato solido Nd:YAG Q-Switched, modello Brilliant prodotto dalla Quantel. Questa sorgente genera radiazione con lunghezza d'onda pari a 1064nm (armonica fondamentale), utilizzata per il pompaggio di cristalli non lineari che, tramite processi di generazione di seconda e terza armonica, forniscono in uscita radiazione laser con lunghezza d'onda rispettivamente pari a 532nm e 355nm. In entrambi i casi l'energia del fascio laser si distribuisce gaussianamente sui piani perpendicolari alla direzione di propagazione e si ha una polarizzazione del tipo TEM<sub>00</sub>. E' stata misurata

l'energia degli impulsi laser alle diverse lunghezze d'onda, mediante l'uso del calorimetro Scientec, e la misura della larghezza dell'impulso laser mediante il fotodiode veloce Det 210 della Thorlab. Da queste misure sono stati ricavati i valori riportati nella seguente tabella:

---

<b>Sorgente laser</b>	
<b>Laser a stato solido</b>	
<b>Nd:Yag</b>	
Energia d'uscita(1064nm)	360mJ
Energia d'uscita(532nm)	180mJ
Energia d'uscita(355nm)	120mJ
Ampiezza dell'impulso	4ns-per 355nm 5ns-per 1064,532nm
Divergenza del fascio	0.5mrad
Frequenza di sparo	10 Hz

---

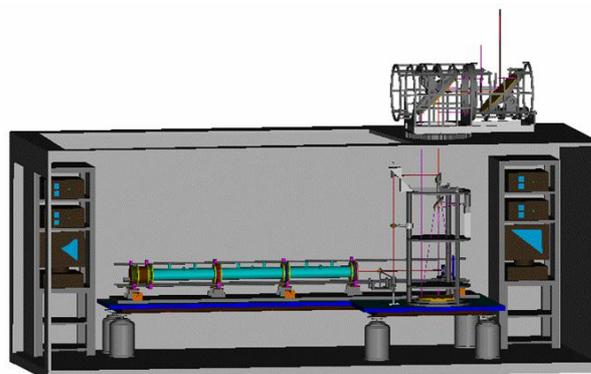
**Tabella 2.1.2 - Caratteristiche sorgente laser Nd:YAG**

In base alle sorgenti utilizzate sono stati realizzati i sistemi di trasmissione e ricezione del segnale. I sistemi ottici di ricezione del segnale per l'unità mobile nel visibile e nell'infrarosso sono stati montati in configurazione biassale.

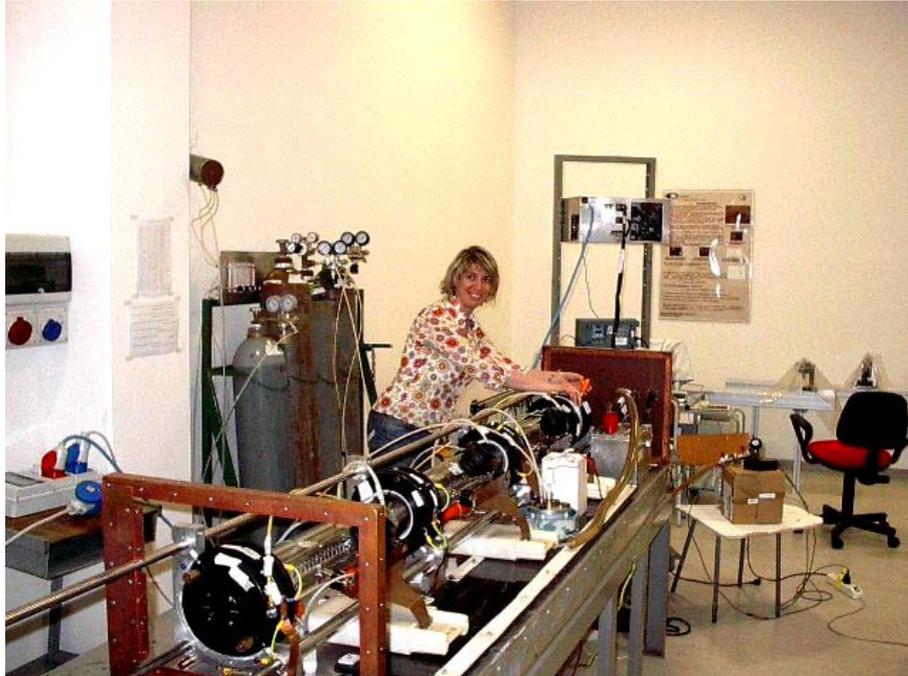
Riportiamo in tabella 2.1.3 le caratteristiche dei sistemi di ricezione per la stazione fissa e mobile nell'infrarosso ed alcune foto esplicative:

<b>Sistema di ricezione mobile nell'IR</b>			
Telescopio in configurazione Newtoniana	ROC Primario	2400 mm	
	Diametro Primario	400 mm	
	Lunghezza focale della lente di ZnSe	50 mm	
	Lunghezza focale del sistema	576.6 mm	
	F.O.V.	0.88 mrad	
	<b>Detector</b>	Detector tipo	HgCdTe
	sensibilità D	$3.38 \cdot 10^{10}$ cmHz <sup>1/2</sup> /W	
	Area della finestra	1 mm <sup>2</sup>	
<b>Sistema di acquisizione</b>			
	GPIB bus -IEEE 488		
	Lecroy 9350c	4 canali, 8 bit 500MS/s	

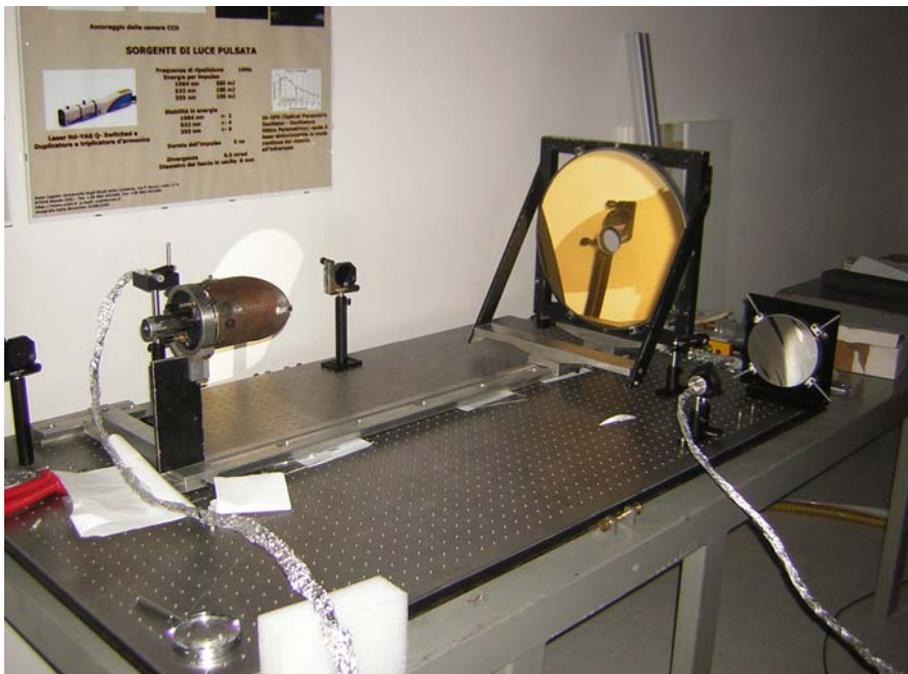
**Tabella 2.1.3** - Caratteristiche sistema di ricezione e acquisizione per l'unità mobile e la stazione fissa nell'Infrarosso.



**Figura 2.1.2** - Laboratorio mobile Lidar/Dial nell'IR



**Figura 2.1.3** - Sorgente laser della stazione fissa nell'IR presso i laboratori di Lamezia Terme- Particolare durante la manutenzione della cavità.



**Figura 2.1.4** - Sono visibili lo specchio primario in oro del telescopio utilizzato per acquisire il segnale IR e quello in alluminio del secondo sistema ottico utilizzato per acquisire il segnale di trasparenza della cella.

Riportiamo in tabella 2.1.4 le caratteristiche dei sistemi di ricezione per il dimostratore mobile nel visibile:

<b>Sistema di ricezione nel visibile</b>		
Telescopio in configurazione Newtoniana	Diametro Primario (parabolico)	210mm
	Diametro Secondario (piano)	30mm
	Lunghezza focale del sistema	1030mm
<b>Fotomoltiplicatore</b>		
Modello 9798B		
	Range spettrale	280-850nm
	Indice di rifrazione	1.49(nd)
	Diametro Area sensibile	25 mm <sup>2</sup>
	Corrente di buio	2-10nA
	Efficienza quantica di picco	21%
	Sensitività	2000(A/lm)
	Guadagno	95*10 <sup>6</sup>
<b>Sistema di acquisizione</b>		
	GPIB bus - IEEE 488	
	Lecroy 9350c 4 canali, 8 bit 500MS/s	

**Tabella 2.1.4** - Caratteristiche del sistema di ricezione mobile per UV- Vis

Riportiamo di seguito una figura esplicativa del sistema di ricezione del dimostratore nel visibile ed una fotografia della stazione dopo l'assemblaggio sull'apposita montatura altazimutale. Questa ne permette le movimentazioni sugli assi orizzontali e verticali.

Tutte le movimentazioni sono pilotabili via software.



**Figura 2.1.5** - Configurazione del sistema di invio e ricezione della stazione mobile dimostrativa nel visibile  
- Telescopio e fotomoltiplicatore solidali con la sorgente laser Nd:YAG



**Figura 2.1.6** - Configurazione finale del sistema mobile dimostrativo nel visibile

L'idea cardine del lavoro di ricerca è quella di valutare la capacità di queste stazioni Lidar/Dial, utilizzando lunghezze d'onda del visibile e dell'infrarosso, ad eseguire misure di particolato e misure di vapore acqueo durante le fasi di inizio e sviluppo di un incendio boschivo, ed inoltre di studiare la possibilità di minimizzare i falsi allarmi.

## ***2.2 Set-up del sistema sperimentale per la misura dei diversi parametri ottici che caratterizzano un incendio boschivo.***

Le stazioni mobili sono state allocate nell'area pianeggiante di fronte i Laboratori di Lamezia Terme del CRATI s.c.r.l. dove è stata montata la cella per le misure preliminari dei parametri ottici significativi di alcuni materiali boschivi tipici delle zone e dei boschi della Calabria.

La cella di misura è stata dimensionata in modo tale che, posta alla distanza di circa di 60m, distanza alla quale è stata posizionata successivamente, possa contenere completamente i fasci delle due sorgenti laser e i campi di vista dei sistemi ottici di ricezione degli echi lidar.

Dalle misure e caratterizzazione delle due sorgenti laser si osserva che per il dimensionamento della cella è necessario tenere conto della divergenza della sorgente laser TEA CO<sub>2</sub> poiché è quella predominante. Essa è pari a 0,77 mrad (mezzo angolo). Questo dato implica che il diametro del

fascio laser a 60 m di distanza della sorgente è di circa 6,5cm di diametro. Questo valore risulta essere minore delle dimensioni del campo di vista dell'ottica di raccolta del segnale alla stessa distanza.

Il telescopio, utilizzato nella stazione Lidar per le misure nella regione spettrale dell'infrarosso, ha un campo di vista di 0.88mrad ed un primario di 40cm di diametro. Partendo da queste considerazioni possiamo calcolare il campo di vista alla distanza di 60m che risulta pari a 50cm.

Nell'ipotesi che si vogliono fare misure pari ad un cella unitaria è necessario tenere conto delle distribuzioni temporali dell'impulso laser. Risulta quindi indispensabile determinare la risoluzione spaziale effettiva del sistema Lidar usato.

La cella di range investigata, cioè l'intervallo minimo di distanza indagata ad un istante  $t$ , è determinata essenzialmente dalla durata dell'impulso laser  $\tau_L$ , che risulta pari a  $\frac{c\tau_L}{2}$  [2]. L'informazione che si ottiene sulla concentrazione della sostanza in esame è relativa all'intera cella di lunghezza  $\frac{c\tau_L}{2}$ . C'è da considerare comunque che la risoluzione spaziale è limitata sia dal tempo di risposta dell'elettronica di ricezione, che dal rivelatore. Sapendo, quindi, che il tempo di integrazione,  $\tau_d$ , del detector utilizzato, è di circa 8ns essa potrebbe considerarsi pari a  $\frac{c\tau_d}{2} = 1.2 \text{ m}$ , che è un valore buono per una prima campagna di misure. In realtà considerando

che l'impulso della sorgente laser è pari a  $100ns$ , la risoluzione spaziale del sistema risulta essere pari a  $15m$ .

A questo punto abbiamo definito le dimensioni della cella di misura pari a circa la metà della cella unitaria per il campo di vista del telescopio, che tradotto in lunghezze risulta pari a  $8m$  con un diametro di circa  $70cm$ . Questo valore è concorde con la dimensioni dell'impulso laser. La cella di misura infatti è attraversata due volte dall'impulso prima di essere rivelata, quindi, il cammino ottico della luce in questo caso risulta essere di circa  $16m$  valore superiore alla cella minima rilevabile pari a  $15m$ . Per la radiazione emessa dalla sorgente laser Nd:Yag siamo sicuramente all'interno di questi valori. L'impulso laser, infatti avendo una larghezza temporale pari a  $5ns$  ha un valore minimo di cella pari a  $0.75m$ .

	<b>cella di misura</b>	<b>Camino di ingresso</b>	<b>camini di uscita</b>
<b>materiale</b>	alluminio	alluminio	Alluminio
<b>diametro</b>	60 cm	29 cm	8 cm
<b>lunghezza</b>	860cm	50 cm distanza centro camino - bordo cella =328 cm	14 cm distanza dal centro all'estremità della cella = 12cm
<b>finestre ottiche</b>	60cm	60cm	

**Tabella 2.2.1** – Caratteristiche della cella sperimentale

In figura 2.2.1(a)-(b) è mostrata la cella di misura montata di fronte ai laboratori di Lamezia Terme.



(a)

(b)

**Figura 2.2.1 - (a)** Cella sperimentale di fronte ai laboratori del CRATI s.c.r.l.  
**(b)** Particolare del camino all'interno del quale vengono bruciati i materiali vegetali sotto indagine.

### ***2.3 Metodologia nella scelta del combustibile per le misure preliminari con i sistemi lidar/dial.***

Per minimizzare gli effetti della propagazione di un incendio boschivo e valutare la migliore metodologia nella misura dei parametri ottici che lo caratterizzano è utile analizzare le proprietà dei gas e del particolato emessi durante la propagazione del fuoco. La combustione di materiale organico è un processo estremamente complicato a causa della complessa composizione fisico chimica dei costituenti in essa coinvolti e a causa dell'ambiente incontrollato in cui avviene. Al fine di ottenere un'utile

semplificazione spesso si ricorre ad un modello che descrive la combustione come un processo in cui un combustibile è ossidato per produrre anidride carbonica e acqua. Va considerato, però, che intercorrono molti altri processi che conducono alla formazione di numerosissime specie chimiche la cui composizione e percentuale dipende strettamente dalla composizione del combustibile [19,20]. Possiamo distinguere i combustibili in:

- *leggeri*: erba, foglie secche, rami di piccole dimensioni, rami morti di diametro inferiore a 5cm; sono molto infiammabili e bruciano rapidamente.
- *pesanti*: tronchi, rami di grosse dimensioni, ceppaie secche che bruciano a lungo e ad alte temperature.

I parametri che definiscono le proprietà di un combustibile sono la composizione, il contenuto di umidità e la quantità di calore prodotta.

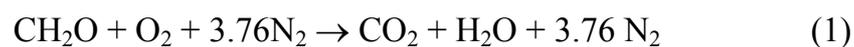
Il materiale vegetale coinvolto nella combustione può essere analizzato considerando i suoi componenti strutturali oppure considerando i suoi componenti chimici. I *componenti strutturali di materiali inorganici* dipendono dal tipo di specie vegetale che si considera e dal tipo di suolo in cui cresce; un legno medio ne contiene circa lo 0.5%, è utile ricordare che la presenza di materiale inorganico favorisce la carbonizzazione. I *componenti strutturali di materiali organici* presenti nel combustibile vegetale sono la cellulosa, l'emicellulosa e la lignina [21]. L'emicellulosa, in particolare, ha un calore di combustione più basso della cellulosa poiché contiene molte

molecole di acqua nella sua composizione chimica:  $[C_6(H_2O)_5]_n$  oppure  $[C_5(H_2O)_4]_n$ . La lignina ha una composizione chimica di  $C_{10}H_{11}O_2$ .

I *componenti chimici* del combustibile vegetale sono *carbonio, idrogeno e ossigeno, azoto, zolfo* e altri componenti come residui non combustibili classificati come *ceneri*. Le composizioni dei combustibili hanno piccole fluttuazioni intorno ad un valore medio preso come riferimento.

Fattore importante per i combustibili è l'umidità, ossia il contenuto d'acqua[19,20]. Infatti quando è superiore al 25% l'accensione è possibile solo con un elevato apporto esterno di calore. La quantità d'umidità presente nei materiali vegetali presenta una larga fluttuazione, dal 15% all'80% del peso del combustibile. Il calore prodotto nella completa combustione di un'unità di massa di combustibile vegetale presenta piccole fluttuazioni intorno al valore medio di  $20.6 \cdot 10^6$  J/kg del combustibile di riferimento.

Il processo di combustione è una reazione chimica di ossidazione fortemente esotermica nella quale il carbonio e l'idrogeno contenuti nel combustibile si combinano con l'ossigeno, per produrre anidride carbonica e acqua. Il processo di combustione di un combustibile vegetale può essere descritto approssimativamente con la reazione:



dove  $CH_2O$  rappresenta la composizione media delle biomasse.

Nel caso in cui la combustione non sia completa si ha la produzione di altre specie del carbonio, quali monossido di carbonio (CO), metano (CH<sub>4</sub>), idrocarburi non-metano (NMHC) e particolato. Inoltre l'azoto e lo zolfo presenti nella composizione delle biomasse generano ossidi di azoto (NO<sub>x</sub>) ammoniacale (NH<sub>3</sub>) ed ossidi di zolfo (SO<sub>x</sub>).

Sulla base di questa analisi il nostro obiettivo è quello di simulare nel nostro laboratorio il processo di combustione di alcuni materiali vegetali e misurare, con i prototipi delle stazioni Lidar nell'IR e nel visibile, alcuni parametri ottici che caratterizzano i fumi generati e la variazione di umidità relativa prodotta nelle varie fasi di combustione. Si è proceduto scegliendo come combustibile da bruciare materiale vegetale di tipo leggero e pesante, in particolare, sono stati scelti quelli di alberi ed arbusti caratterizzanti la zona circostante i laboratori di Lamezia Terme. I materiali vegetali sono stati selezionati con quantitativi di umidità relativa percentuale in peso diversi tra loro, in particolare, con il 70% e il 50%[11,19,20]. Questa scelta è stata dettata per effettuare una valutazione critica dei limiti dei sistemi lidar operanti nell'infrarosso e nel visibile.

I vari materiali vegetali selezionati sono stati pesati, mediante bilancia di precisione, per ogni prova di misura. La quantità di materiale che adoperiamo per la combustione indotta in laboratorio è pari a 10 grammi per ogni sostanza scelta. Questo ha permesso di valutare, con la misura del tempo

impiegato dal materiale nel bruciare completamente (completa combustione), il tasso d'incendio[19,20].

#### ***2.4 Metodologia di acquisizione del segnale lidar retrodiffuso in presenza di un incendio indotto in laboratorio.***

Nota, quindi, la composizione dei fumi prodotti durante la combustione di materiale boschivo, sono state percorse due strade per la rivelazione precoce di un incendio boschivo: la prima consiste in una misura della variazione della densità di aerosol tramite la tecnica Lidar (Light Detection and Ranging – Rivelazione di luce a distanza), e l'altra della stima della variazione di concentrazione di acqua in atmosfera con il sistema Dial (Differential Absorption Lidar – Assorbimento differenziale lidar). In entrambi i casi sarà mostrato come i risultati della simulazione in laboratorio possano portare ad una rapida e precoce “*visione*” dell'incendio minimizzando i falsi allarmi.

Scelto il combustibile da utilizzare nelle misure con i sistemi Lidar/Dial in dotazione si è proceduto con ricercare una metodologia di acquisizione del segnale Lidar. Prima di riempire la cella con il fumo prodotto dal bruciare del materiale vegetale, acquisiamo per ogni misura un insieme di

segnali retrodiffusi a cella vuota utile nella fase di elaborazione per la normalizzazione degli echi lidar.

Acceso il fuoco al di sotto del camino, di cui la cella è fornita, vengono acquisiti una serie di segnali lidar fino al raggiungimento della completa combustione del materiale vegetale ed al completo svuotamento della cella dal fumo prodotto nell'incendio.

Le misure di retrodiffusione con la sorgente laser TEA CO<sub>2</sub> sono state eseguite utilizzando il rivelatore HgCdTe raffreddato ad azoto liquido, e selezionando alcune righe dello spettro a disposizione e precisamente la riga 10P22 (942.418cm<sup>-1</sup>), la 10R18 (974.659cm<sup>-1</sup>) e la 10R20 (975.895cm<sup>-1</sup>). La prima è stata scelta poiché è tra le righe più energetiche di quelle emesse dalla sorgente a CO<sub>2</sub>. Le altre due sono quelle che vengono generalmente utilizzate per eseguire misure di profili di acqua mediante la tecnica Dial in atmosfera [21,22,23]. Questa scelta è stata fatta per proseguire nell'idea già presentata precedentemente di poter eseguire, in caso di un segnale d'incendio, una seconda misura dei profili di acqua per minimizzare i falsi allarmi.

Prima di ogni set di misura è stata eseguita una misura di trasparenza della cella utilizzando la stessa radiazione della sorgente laser TEA CO<sub>2</sub>, procedura, questa, descritta in dettaglio nel prossimo paragrafo. Il numero di impulsi per ciascun insieme di misura è stato fissato pari a trenta, valore che risulta accettabile ai fini statistici della media. La frequenza di ripetizione alla quale facciamo operare il laser è pari ad 1Hz. Mediando il

segnale riusciamo a ridurre il Rapporto Segnale Rumore (SNR) e aumentare la risoluzione spaziale.

Il lidar operante con la sorgente laser a stato solido Nd:YAG è stato utilizzato per acquisire i dati nel canale elastico alle tre lunghezze d'onda emesse dalla sorgente 532nm, 1064nm, 355nm per ogni tipo di materiale vegetale preso in esame. In questo caso, essendo le dimensioni della cella minima di misura inferiore alla lunghezza della cella sperimentale, è possibile avere una risoluzione spaziale e, quindi, un profilo del coefficiente di retrodiffusione del fumo. Per questa sorgente si è acquisita una media di 100 echi lidar e la frequenza di ripetizione alla quale facciamo operare il laser è pari ad 10Hz.

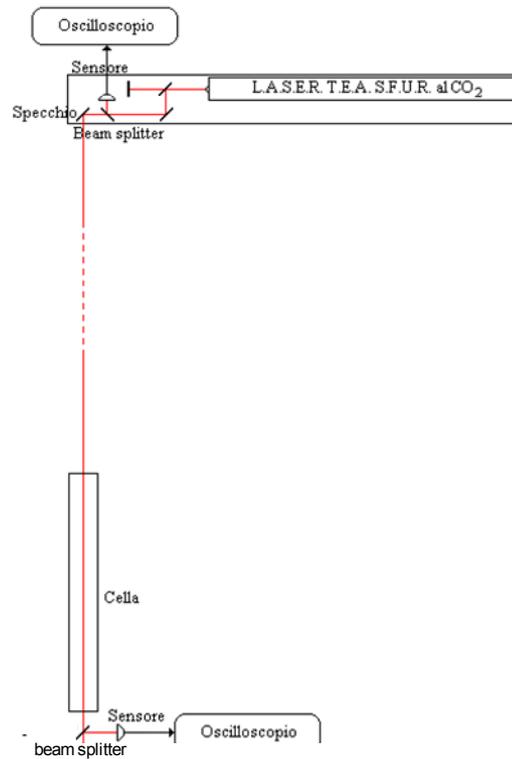
Anche in questo caso, e contemporaneamente alle misure degli echi lidar prodotti, sono state eseguite misure di trasparenza della cella con la sorgente laser Nd:Yag alle tre lunghezze d'onda 355nm, 532nm, 1064nm.

### ***2.5 Misure di trasmissione in cella per il calcolo della trasparenza.***

La configurazione strumentale per le misure di trasmissione in cella della radiazione emessa dalle sorgenti laser TEA CO<sub>2</sub> nell'infrarosso e Nd:Yag(355nm,532nm,1064nm) nel visibile, è stata eseguita applicando la nota legge di Bouguer-Lambert-Beer[2]:

$$E = E_0 T = E_0 e^{-\tau} = E_0 e^{-kL} \quad (1)$$

dove è  $E_0$  l'energia incidente in cella,  $E$  l'energia in uscita,  $T$  la trasmittanza o trasparenza del fumo in cella,  $\tau$  la profondità ottica del fumo nella cella,  $k$  il coefficiente di estinzione del fumo ed  $L$  la lunghezza della cella.



**Figura 2.5.1** - Configurazione delle misure di trasparenza fatte con la sorgente laser CO<sub>2</sub>.

In figura 2.5.1 è mostrato lo schema dell'apparato strumentale utilizzato per le misure con la sorgente laser a CO<sub>2</sub>. Analogo schema è stato adoperato per la sorgente a stato solido Nd:Yag.

Il parametro che è possibile, quindi, determinare in questo caso è la trasmittanza o trasparenza. Utilizzando lo schema di misura mostrato in figura è possibile valutare, misurando l'energia a cella vuota ed a cella piena di fumo, il valore della trasparenza.

Qui di seguito sono mostrate le equazioni utilizzate per il calcolo di  $T$ :

$$\frac{\left(\frac{E_F}{E_R}\right)_{\text{Cella piena}}}{\left(\frac{E_F}{E_R}\right)_{\text{Cella vuota}}} = T \quad (2)$$

dove  $E_F$  l'energia misurata sul detector dopo la cella ed  $E_R$  l'energia misurata sul detector all'uscita del laser.

Il coefficiente  $T$  così valutato, si sostituisce nella (1):

$$T = e^{-kL} \quad (3)$$

e estraendo il logaritmo naturale di entrambi i membri si ricava  $k$ :

$$k = -\frac{\ln T}{L} = \frac{1}{L} \ln\left(\frac{1}{T}\right) \quad (4)$$

Si è proceduto con eseguire un set di misure a cella vuota ed un set di misure a cella piena. La cella è stata riempita bruciando ogni volta 10

grammi di materiale vegetale diverso. Anche in questo caso i set di misura sono stati eseguiti per ogni riga spettrale scelta con le metodologie descritte precedentemente.

Riassumiamo in tabella alcuni risultati delle misure eseguite utilizzando la sorgente CO<sub>2</sub>:

<b>Riga spettrale</b>	<b>Materiale vegetale 10 grammi</b>	<b>T</b>	<b><math>\Delta T</math></b>
10P22	Agrumi	43%	10%
10R18	Agrumi	47%	10%
10R20	Agrumi	38%	10%
10P22	Eucalipto	44%	10%
10R18	Eucalipto	48%	10%
10R20	Eucalipto	39%	10%

**Tabella 2.5.1** - Misure di Trasmissione in presenza del fumo prodotto dalla combustione di 10 grammi di materiale vegetale

La misura di questo parametro risulterà importante nell'analisi ed elaborazione dei risultati per il calcolo del rapporto di mescolamento ed il calcolo del coefficiente di retrodiffusione del fumo in cella.

## **2.6 Strumentazione supplementare: la centralina meteorologica di terra**

In prossimità della stazione lidar è stata predisposta una centralina meteorologica[24]. Il palo con la stazione meteo è stato posto a circa 11m d'altezza e sono stati montati su di esso una serie di sensori di largo utilizzo nella micrometeorologia.

Riportiamo una foto del palo con la stazione meteorologica



**Figura 2.6.1** - Stazione meteorologica di terra

La centralina meteorologica di Lamezia Terme misura i seguenti parametri fisici: Temperatura ( $^{\circ}\text{C}$ ), Umidità relativa (%), Radiazione globale ( $\text{W}/\text{m}^2$ ), Precipitazione (mm), Velocità vento (m/s), Direzione vento ( $^{\circ}$ ).

I sensori relativi al parametro vento sono posti ad una altezza di 10 m mentre gli altri sensori si trovano ad una altezza di 2m. Il campionamento

dei sensori avviene una volta al minuto mentre i dati acquisiti nella memoria interna della centralina, sono immagazzinati con un intervallo temporale di 15 minuti.

Le misure sono state rilevate in corrispondenza di ogni set di acquisizione degli echi lidar durante gli esperimenti effettuati in laboratorio.

L'analisi dei dati meteorologici riferiti alla giornate di misura servirà a stimare il quantitativo di acqua presente in atmosfera, in assenza di fenomeni combustivi, così da potere valutare l'incremento della concentrazione di acqua nella cella sperimentale dovuto esclusivamente alla combustione dei materiali vegetali in fase di smoldering.

## *Capitolo 3*

### *Algoritmi di elaborazione dei segnali lidar e risultati sperimentali preliminari*

#### *3.1 Metodologia e progettazione di un algoritmo per il calcolo del coefficiente di retrodiffusione del particolato emesso durante un incendio boschivo.*

Nelle misure sperimentali in laboratorio, come descritto nel capitolo precedente, sono state utilizzate differenti sorgenti laser ed una cella appositamente realizzata. Siamo interessati ad individuare una metodologia di analisi per la determinazione dei valori del coefficiente di backscattering del particolato emesso durante un incendio boschivo.

Viene di seguito discussa tale metodologia di elaborazione dei segnali lidar in modo indipendente dalla lunghezza d'onda, e dunque dalle sorgenti laser utilizzate.

Consideriamo due echi lidar descritti dall'equazione 1.1 e definiamo  $(P_{off})$  la Potenza rivelata nel caso in cui la cella sperimentale risulta vuota, e indichiamo con  $(P_{on})$  la potenza rivelata nel caso in cui nella cella è stato simulato l'incendio e quindi risulta piena di fumo.

Dal rapporto di due segnali lidar corrispondenti alla potenza rivelata rispettivamente a cella vuota ( $P_{off}$ ) ed a cella piena ( $P_{on}$ ) è possibile determinare il coefficiente di retrodiffusione del fumo prodotto dall'incendio simulato nella cella sperimentale.

Quindi, dal rapporto delle due potenze rivelate, si ha:

$$\frac{P_{off}}{P_{on}} = \frac{\alpha \cdot \beta_{off} \cdot T_{off}^2}{\alpha \cdot \beta_{on} \cdot T_{on}^2} \quad 3.1$$

dove  $\beta_{off}$  rappresenta il coefficiente di backscattering a cella vuota e  $\beta_{on}$  quello a cella piena.

Il coefficiente di retrodiffusione  $\beta_{on}$  è costituito essenzialmente da due termini un coefficiente di backscattering dovuto al solo contributo in condizioni di cella vuota  $\beta_{off}$ , ed un coefficiente di backscattering dovuto alla presenza di fumo nella cella ( $\beta_f$ ) che traduciamo nella relazione

$$\beta_{on} = \beta_{off} + \beta_f \quad 3.2$$

Andando a sostituire questa espressione nell'equazione precedente ed elidendo dalla stessa i parametri costanti che compaiono sia al numeratore che al denominatore, troviamo che:

$$\frac{1}{k} \cdot \frac{P_{off}}{P_{on}} = \frac{\beta_{off}}{\beta_{off} + \beta_f} \quad 3.3$$

con  $k = \frac{T_{off}^2}{T_{on}^2}$  coefficiente di trasmissione. Questo valore è stato calcolato in via sperimentale come ampiamente descritto precedentemente.

Invertendo questa espressione è possibile ricavare l'equazione che consente di conoscere il valore del coefficiente di backscattering del fumo:

$$\beta_f = \beta_{off} \cdot \left( k \cdot \frac{P_{on}}{P_{off}} - 1 \right) \quad 3.4$$

Per quanto riguarda il valore del coefficiente di backscattering a cella vuota ( $\beta_{off}$ ) i valori impiegati sono stati calcolati utilizzando un codice di simulazione standard FASCODE 3P (FAST ATMOSPHERIC SIGNATURE CODE), unito al data base HITRAN 92 di trasmissione e assorbimento molecolare, concordanti con quelli già presenti in letteratura [16,18]. Tale codice simula il propagarsi in atmosfera di una radiazione elettro-magnetica e ci permette di ottenere informazioni sulla sua trasmissione spettrale, la sua radianza e la sua profondità ottica.

La simulazione è stata effettuata cercando di riprodurre al meglio le condizioni reali di misura ed impostando come geometria del percorso un cammino orizzontale. Abbiamo stabilito come lunghezze d'onda per la simulazione quelle rispettivamente della riga assorbita e non assorbita della molecola dell'acqua e della riga 10P22, una visibilità di 23km e scelto come

indice di rifrazione complesso, per il calcolo della teoria di Mie che utilizza il codice, un valore di  $1.7-0.1i$ [2,12]

I valori del coefficiente di backscattering atmosferico ottenuti dalla simulazione sono i seguenti:

<b>Riga Spettrale (cm<sup>-1</sup>) per la sorgente laser CO<sub>2</sub></b>	<b>Coefficiente di backscattering atmosferico: <math>\beta</math>-FASCODE</b>
Riga 10R20 - 975.8950	$1,120 \cdot 10^{-7} \text{ m}^{-1} \text{ sr}^{-1}$
Riga 10R18 - 974.6590	$1,118 \cdot 10^{-7} \text{ m}^{-1} \text{ sr}^{-1}$
Riga 10P22 - 942.4180	$1,081 \cdot 10^{-7} \text{ m}^{-1} \text{ sr}^{-1}$

Procedendo con l'elaborazione dei dati lidar acquisiti con la metodologia indicata è stato necessario sviluppare un dedicato codice di calcolo in ambiente Matlab6.5.

La progettazione dell'algoritmo ha fornito un duplice vantaggio:

- standardizzare la procedura di conversione preliminare dei dati
- standardizzare il processo di calcolo e di elaborazione dei dati
- ridurre i tempi dell'elaborazione stessa visto l'elevato numero di acquisizioni effettuate durante la campagna di misure.

Il programma legge i dati in digit delle due curve corrispondenti all'acquisizione dei due segnali lidar a cella vuota ed a cella piena, ed in base ai valori di set-up della strumentazione adoperata, effettua la conversione da numero di acquisizioni per bit in secondi per volts come segue:

- ❖ sulla scala verticale (con livelli digitali pari a  $2^8$ ) secondo la relazione (curva in digit – offset dV)\*dV, in Volt.
- ❖ sulla scala orizzontale, espressa in campionamenti, questi vengono convertiti in tempi. Considerando, infatti, che il numero di campionamenti è il campione ennesimo in cui il segnale viene discretizzato, se viene moltiplicato per l'incremento temporale  $\Delta t$ , tempo in cui i campioni vengono acquisiti, diventa anch'esso un tempo [25].

Una volta eseguita la conversione il programma calcola la media dei segnali e l'errore che consideriamo essere la deviazione standard.

Terminata la procedura di elaborazione preliminare degli echi lidar, il codice esegue il rapporto dei due segnali lidar, calcola il valore di trasparenza della cella mediante l'elaborazione dei dati rispettivamente con la sorgente CO<sub>2</sub> e quella Nd:Yag a seconda della sorgente a infrarosso e nel visibile utilizzata.

Inserisce il valore del coefficiente di backscattering a cella vuota (valutato tramite il programma FASCODE), e valuta l'andamento del coefficiente di backscattering secondo l'equazione 3.4 dovuto al fumo all'interno della cella. I dati così elaborati vengono salvati in un nuovo file.

Riportiamo in appendice A un estratto del codice numerico scritto in Matlab6.5(program1).

### ***3.2 Misure del coefficiente di retrodiffusione del fumo e analisi critica dei risultati con le sorgenti nell'infrarosso e nel visibile.***

Una volta stabilita una metodologia di acquisizione e, progettato l'algoritmo per il calcolo del coefficiente di retrodiffusione del fumo prodotto nella cella di simulazione da noi assemblata, si è proceduto con l'eseguire una serie di misure adoperando le unità Lidar/Dial a nostra disposizione nei laboratori del CRATI di Lamezia Terme [26,23,22].

I materiali vegetali scelti, secondo le metodologie descritte precedentemente, per simulare gli incendi in laboratorio sono piante di agrumi, foglie e rami di Eucalipto, rami secchi e bouganville.

Gli esperimenti sono stati condotti nei giorni 26, 27,28 Luglio e 2, 3e 4 Agosto 2005.

Consideriamo inizialmente la sorgente laser TEA CO<sub>2</sub>, le righe spettrali scelte, come descritto nel paragrafo 2.4, sono la riga 10P22, 10R18 e 10R20, le misure sono state effettuate utilizzando le tre lunghezze d'onda emesse dalla sorgente per ogni tipo di materiale vegetale preso in esame.

Per eliminare il rumore di fondo, e le fluttuazione legate al sistema stesso, all'algoritmo di elaborazione è stato imposto di effettuare una media su 30 segnali lidar così da poter valutare l'errore statisticamente.

I risultati raggiunti sono descritti nella tabella di seguito:

Sostanza- grammi bruciati data sperimento	$\Delta T$ : Tempo impiegato per la combustione completa (s)	Riga Spettrale ( $\text{cm}^{-1}$ )	$\beta_{\text{fumo}}$ [ $\text{m}^{-1}\text{sr}^{-1}$ ]	$\Delta\beta_{\text{fumo}}$ Errore %
Agrumi 10gr (26/07/05)	122	10R18 (974.6590)	$5.862 \times 10^{-6}$	15%
	142	10R20 (975.8950)	$6.048 \times 10^{-6}$	15%
Agrumi 10gr (02/08/05)	132	10R18 (974.6590)	$5.762 \times 10^{-6}$	16%
	125	10R20 (975.8950)	$6.123 \times 10^{-6}$	15%
Eucalipto 10gr (27/07/05)	61	10R18 (974.6590)	$4.508 \times 10^{-6}$	18%
	60	10R20 (975.8950)	$4.970 \times 10^{-6}$	17%
Eucalipto 10gr (28/07/05)	59	10R18 (974.6590)	$4.108 \times 10^{-6}$	18%
	61	10R20 (975.8950)	$4.670 \times 10^{-6}$	17%
Rami secchi 10gr (02/08/05)	80	10R18 (974.6590)	$5.462 \times 10^{-6}$	15%
	85	10R20 (975.8950)	$5.785 \times 10^{-6}$	16%
Rami secchi 10gr (03/08/05)	88	10R18 (974.6590)	$5.157 \times 10^{-6}$	17%
	84	10R20 (975.8950)	$5.545 \times 10^{-6}$	16%
Agrumi 10gr (27/07/05)	130	10P22 (942.4180)	$4.140 \times 10^{-6}$	15%
Rami secchi 10gr (04/08/05)	85	10P22 (942.4180)	$7.051 \times 10^{-6}$	10%
Eucalipto 10gr (04/08/05)	63	10P22 (942.4180)	$4.700 \times 10^{-6}$	10%

**Tabella 3.2.1** - Coefficiente di retrodiffusione in presenza del fumo in cella prodotto bruciando materiale vegetale utilizzando la sorgente laser a  $\text{CO}_2$

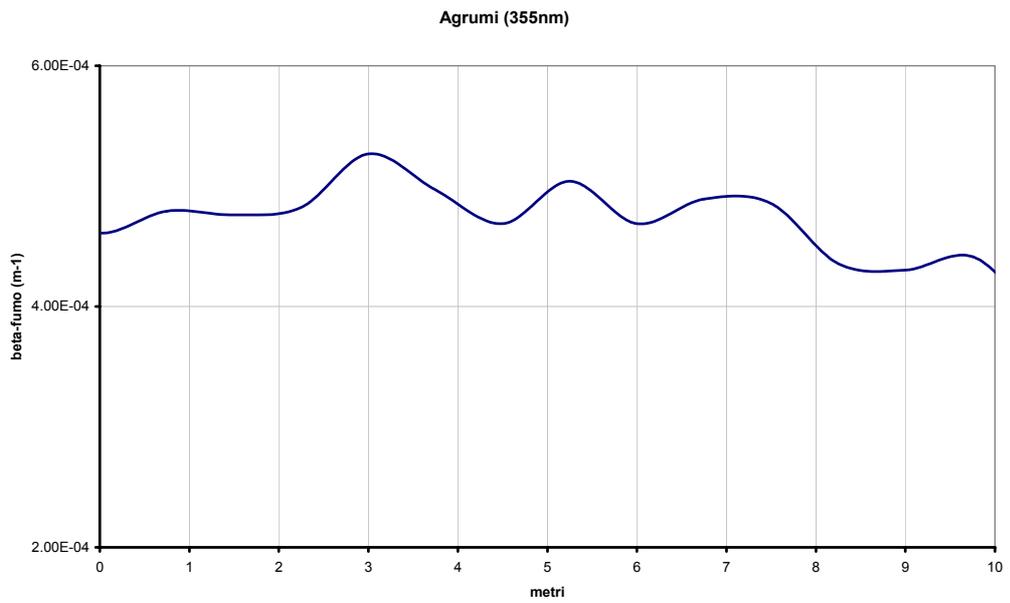
Allo stesso modo procediamo con l'analisi dei dati acquisiti dal sistema del dimostratore mobile nel visibile.

Nel caso della sorgente laser a stato solido Nd:YAG sono state eseguite misure utilizzando le tre lunghezze d'onda 355nm, 532nm, 1064nm per ogni tipo di materiale vegetale preso in esame. La media è stata effettuata su 100 echi lidar così da poter valutare l'errore statisticamente.

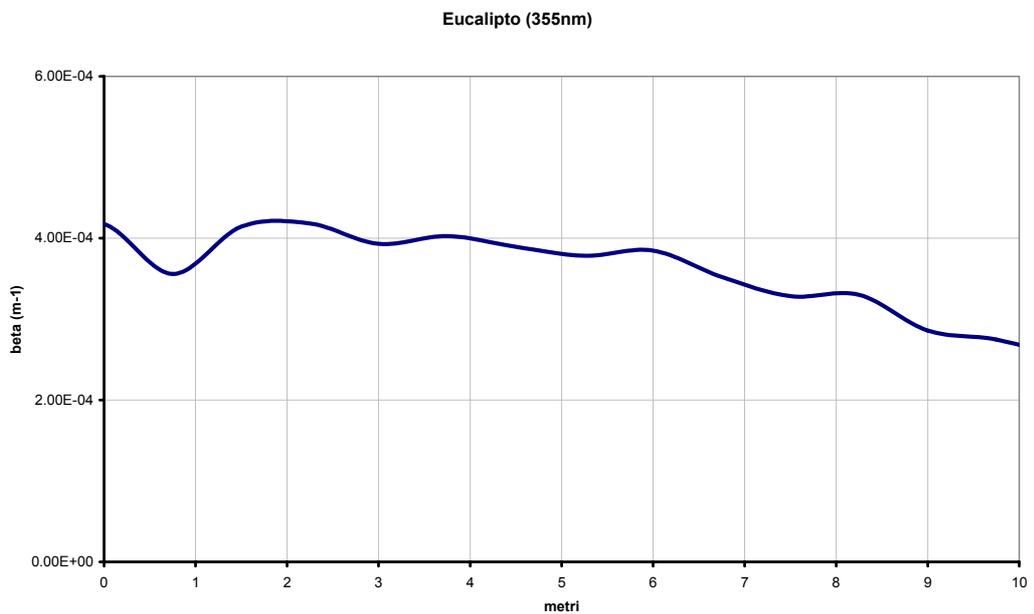
Abbiamo detto che le dimensioni della cella minima di misura sono inferiori alla lunghezza della cella sperimentale, è dunque possibile avere una risoluzione spaziale e, quindi, un profilo del coefficiente di retrodiffusione del fumo.

Le misure sono state eseguite utilizzando come combustibile vegetale tre diverse tipologie di sostanze: agrumi, eucalipto e bounganville. Sono stati bruciati per simulare gli incendi in cella, per ogni set di misura, 10 grammi della sostanza presa in esame.

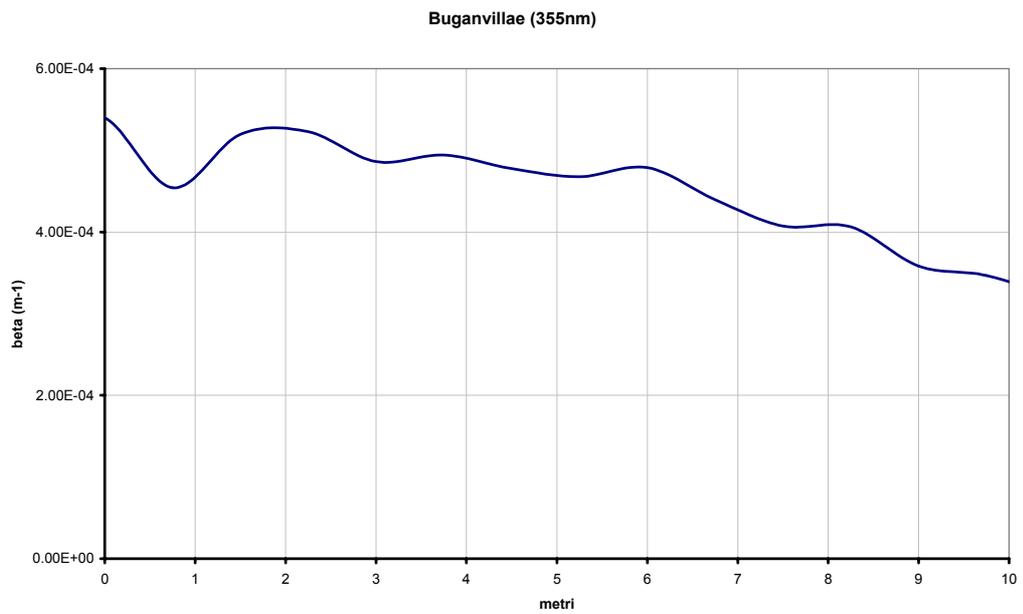
Sono, di seguito, mostrati i risultati più significativi ottenuti per ciascuna delle tre sostanze bruciate, sull'asse delle ordinate è possibile leggere il valore del coefficiente di backscattering in presenza del fumo durante l'esperimento, misurato in  $m^{-1}$ , mentre sulle ascisse è riportata la distanza in  $m$  il cui zero coincide con la finestra d'ingresso della cella sperimentale.



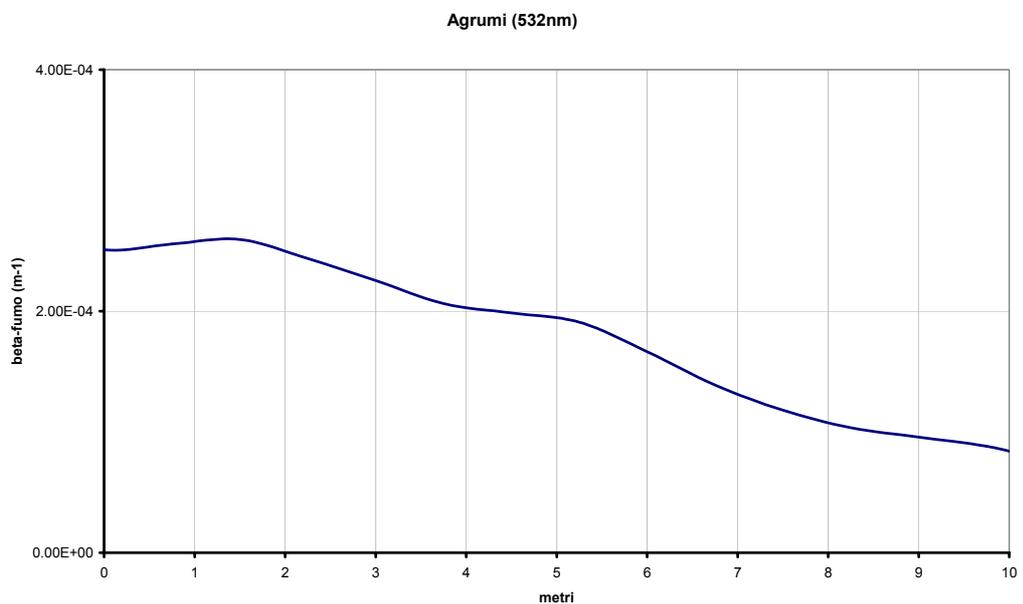
**Figura 3.2.1** - Andamento del coefficiente di retrodiffusione dovuto al fumo all'interno della cella. Materiale bruciato: agrumi, lunghezza d'onda utilizzata 355nm.



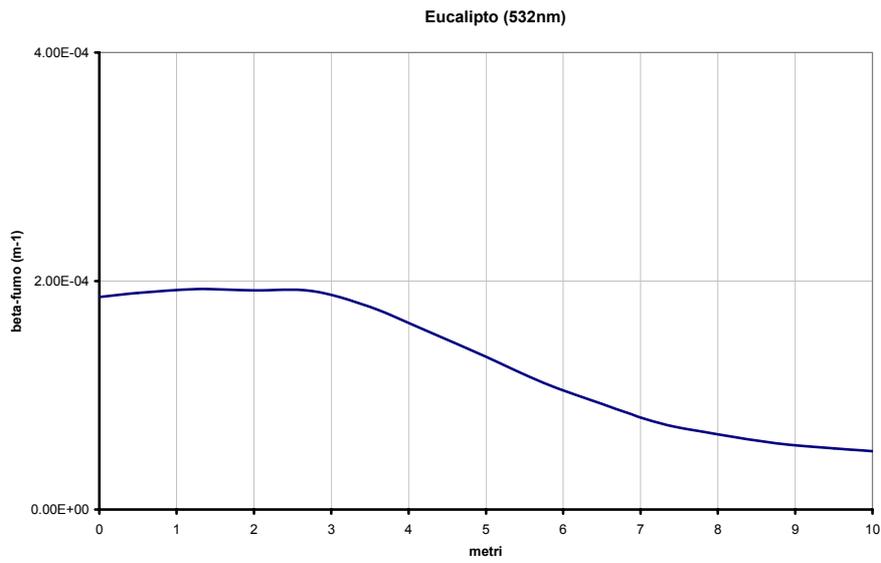
**Figura 3.2.2** - Andamento del coefficiente di retrodiffusione del fumo all'interno della cella. Materiale bruciato: eucalipto, lunghezza d'onda utilizzata 355nm.



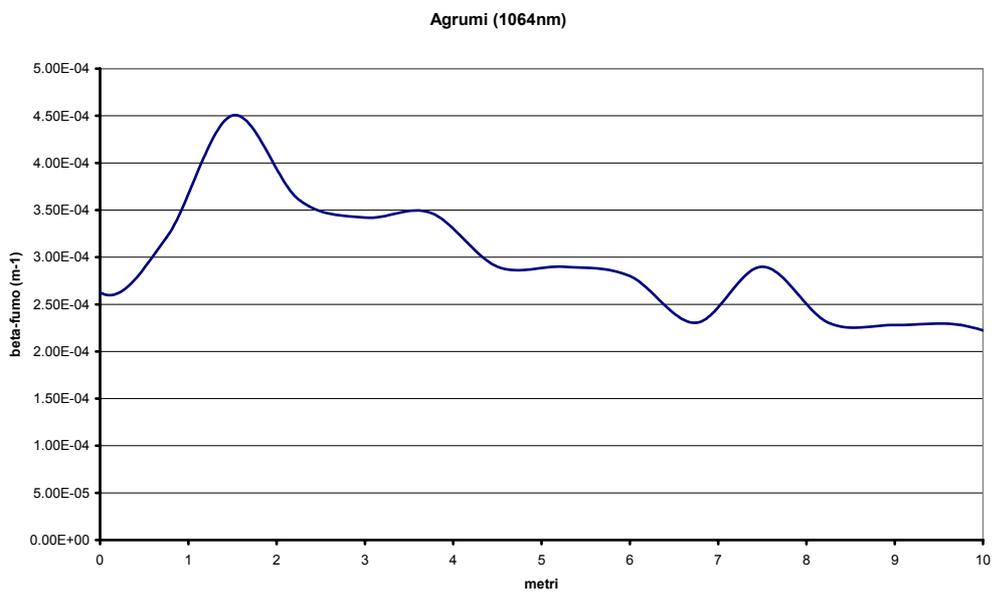
**Figura 3.2.3-** Andamento del coefficiente di retrodiffusione del fumo all'interno della cella. Materiale bruciato: buganvillea, lunghezza d'onda utilizzata 355nm.



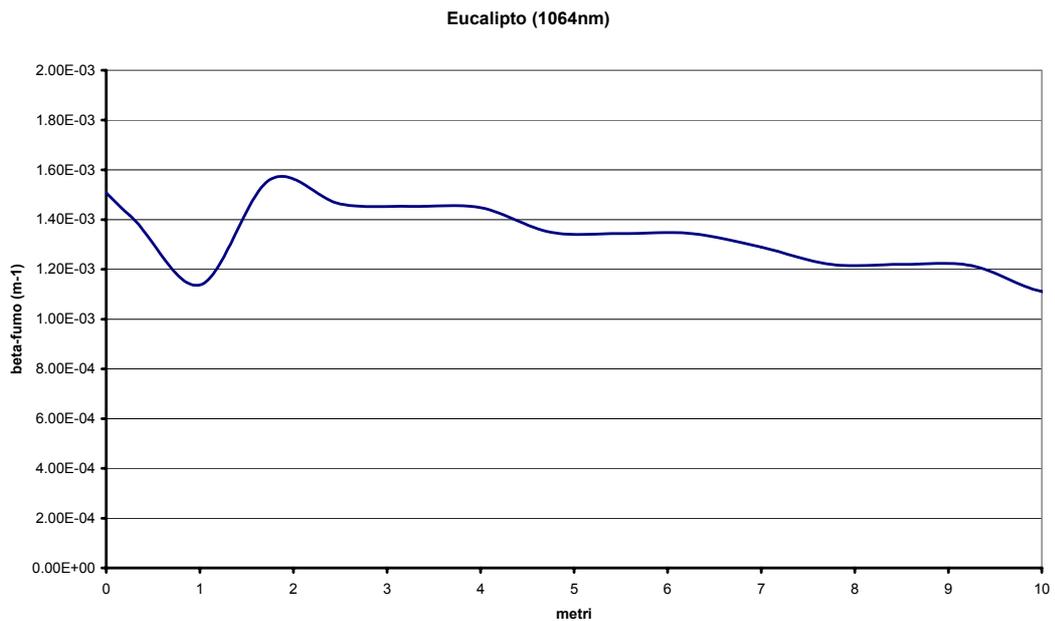
**Figura 3.2.4 -** Andamento del coefficiente di retrodiffusione dovuto al fumo all'interno della cella. Materiale bruciato: agrumi, lunghezza d'onda utilizzata 532nm.



**Figura 3.2.5** - Andamento del coefficiente di retrodiffusione dovuto al fumo all'interno della cella. Materiale bruciato: eucalipto, lunghezza d'onda utilizzata 532nm.



**Figura 3.2.6** - Andamento del coefficiente di retrodiffusione dovuto al fumo all'interno della cella. Materiale bruciato: agrumi, lunghezza d'onda utilizzata 1064nm.



**Figura 3.2.7** - Andamento del coefficiente di retrodiffusione dovuto al fumo all'interno della cella. Materiale bruciato:eucalipto, lunghezza d'onda utilizzata 1064nm.

Analizzando i risultati ottenuti, alle varie lunghezze d'onda laser, notiamo che in corrispondenza dell'intervallo compreso tra i due e i quattro metri sull'asse delle ascisse i valori del coefficiente di backscattering risultano essere sempre maggiori rispetto ai valori che incontriamo nel primo metro e negli ultimi metri della cella. Questo fenomeno è spiegabile se consideriamo che, nelle prime fasi del processo di combustione e precisamente nella fase di *smoldering*, dove la combustione procede senza una fiamma visibile, e in quella finale ardente, dove predomina l'ossidazione delle superfici solide, si ha una maggiore concentrazione di fumo proprio in corrispondenza del camino della cella (circa 3metri dall'origine degli assi). Il propagarsi del fumo è condizionato dalla geometria stessa della cella. Ricordiamo che la cella sperimentale è fornita di due comignoli dai quali il fumo è costretto a

fuoriuscire, e, di conseguenza, lo scattering che si osserva in prossimità delle sue parti terminali, risulta essere minore rispetto a quello proveniente dalla parte in corrispondenza del camino, dove si osserva la massima presenza del fumo durante la simulazione dell'incendio. Inoltre dall'elaborazione dei dati si evince che, subito al di fuori della cella, intorno agli 9m, i valori del coefficiente di retrodiffusione subiscono una diminuzione abbastanza evidente. I valori che ritroviamo al di fuori della cella sperimentale sono quelli dovuti essenzialmente all'aerosol atmosferico.

Volendo esprimere un confronto tra i risultati sperimentali ottenuti utilizzando le sorgenti che abbiamo in dotazione nei nostri laboratori possiamo notare che i valori assoluti dei coefficienti di backscattering relativi alla radiazione emessa dalla sorgente Nd-YAG sono circa di due ordini di grandezza superiori rispetto a quelli misurati mediante l'uso della sorgente laser a CO<sub>2</sub>.

Questo è essenzialmente dovuto ad una miglior efficienza di scattering alle lunghezze d'onda più corte del particolato. Inoltre ricordiamo che i dati della sorgente laser Nd:YAG hanno una risoluzione molto più elevata, poiché la larghezza dell'impulso di questa sorgente laser è di circa 2 ordini di grandezza inferiore rispetto a quella della sorgente CO<sub>2</sub>. I valori dei coefficienti di backscattering misurati con entrambe le sorgenti risultano concordi ai valori degli stessi che si possono ottenere confrontando la letteratura a riguardo[7,8,9,17,18,27,28,29].

Le misure ottenute per le due sorgenti mostrano la capacità di poter rilevare la radiazione retrodiffusa, dovuta alla variazione di particolato emesso, in un fenomeno di incendio boschivo avvalorando il nostro proposito di ricerca.

Utilizzando i nostri sistemi Lidar/Dial abbiamo dimostrato possibile valutare precocemente la presenza di un incendio boschivo simulato in laboratorio andando a determinare la variazione del valore del coefficiente di retrodiffusione dovuto alla presenza del fumo rispetto ai valori standard presenti in atmosfera.

### ***3.3 Calcolo della concentrazione di vapore acqueo presente in cella prodotta dalla combustione indotta e sensibilità del sistema Dial.***

Il secondo obiettivo che ci siamo preposti di seguire in questa fase preliminare del lavoro di ricerca, è quello di riuscire a rivelare la presenza di un incendio boschivo nella fase di pre-ignizione, fase in cui si ha una graduale variazione dell'umidità e l'inizio del processo di pirolisi. L'idea cardine è quella di andare a valutare la variazione di concentrazione di vapore acqueo sia nella fase di pre-ignizione sia nella fase di smoldering quando cioè la combustione è iniziata e procede senza una fiamma visibile.

Sono state, quindi, eseguite misure della variazione di concentrazione del vapore acqueo nella cella sperimentale, per diverse tipologie di combustibile vegetale utilizzando la stazione fissa Lidar/Dial presso i laboratori del CRATI s.c.r.l. con sorgente laser TEA CO<sub>2</sub>.

Gli esperimenti sono stati condotti nei giorni 26, 27, 28 Luglio e 2, 3 e 4 Agosto 2005. Abbiamo scelto le coppie di righe 10R20 e 10R18, rispettivamente di assorbimento(on) e di non assorbimento(off), della molecola dell'acqua, con lunghezze d'onda pari a  $\lambda_{on} = 10.247\mu\text{m}$  e  $\lambda_{off} = 10.260\mu\text{m}$ . Abbiamo quindi effettuato una serie di misure sintonizzando il laser rispettivamente sulla riga on ed off ed acquisito un insieme di 30 impulsi per ogni riga.

Considerando che la distanza tra la sorgente laser CO<sub>2</sub> e la cella sperimentale risulta pari a 70m, è stata calcolata la minima concentrazione media di vapore acqueo rilevabile [15, 16, 17] dal nostro sistema Dial utilizzando l'equazione 1.23. Il valore da dare a  $\frac{\Delta P}{P}$  è stato stimato basandoci sulla risoluzione del convertitore A/D ad 8 bit presente nel sistema di acquisizione. Assumendo che, a distanze brevi, il segnale di ritorno è molto al di sopra del livello di rumore, indipendentemente dal fondo scala prescelto per la digitalizzazione del segnale nei livelli disponibili, si ha un valore pari a 0.01, cioè dell'1% [27]. Il valore minimo rilevabile di concentrazione [2, 15, 16] del vapore acqueo per il sistema Lidar/Dial utilizzato risulta essere pari a 928ppm, molto al di sotto dei valori medi, che in ambiente urbano, ad

esempio, possono variare tra i 4000-30000ppm. La valutazione della concentrazione di vapore acqueo è stata eseguita utilizzando la tecnica DIAL ampiamente descritta nel primo capitolo. Per procedere all'analisi dei dati è necessario conoscere i valori dei coefficienti differenziali di assorbimento delle righe laser on e off scelte.

Per fare ciò è stato utilizzato, anche in questo caso, il codice di simulazione standard FASCODE 3P unito al data base HITRAN 92 di trasmissione e assorbimento molecolare. La simulazione è stata effettuata utilizzando un modello standard previsto dal codice di calcolo che è quello di atmosfera estiva alle medie latitudini. Abbiamo scelto, per la simulazione, la molecola dell'acqua, per la quale si vogliono conoscere i coefficienti volumetrici di assorbimento. Abbiamo poi impostato, come geometria del percorso, un cammino orizzontale, e come lunghezze d'onda quelle rispettivamente della riga assorbita e non assorbita. I valori dei coefficienti di retrodiffusione volumetrici calcolati sono:

riga 10R20  $K_{on} = 8.8 \cdot 10^{-2} \text{ (atm}^{-1}\text{m}^{-1}\text{)}$  alla temperatura di  $T = 298^\circ\text{K}$

riga 10R18  $K_{off} = 1.1 \cdot 10^{-2} \text{ (atm}^{-1}\text{m}^{-1}\text{)}$  a  $T = 298^\circ\text{K}$

Riportiamo nella tabella che segue i valori della concentrazione del vapore acqueo per unità di lunghezza, che abbiamo ottenuto bruciando 10g di eucalipto, 10g di alberi di agrumi e 10g di rami secchi.

Sostanza grammi bruciati data sperimento	Tempo impiegato per la combustione completa (s)	Riga Spettrale (cm <sup>-1</sup> )	$\beta_{\text{fumo}} \pm \Delta\beta_{\text{fumo}}$ (m <sup>-1</sup> sr <sup>-1</sup> )	NR (ppm) Pre-ignizione e smoldering
Agrumi 10gr (26/07/05)	122	10R18 (974.6590)	5.862x10 <sup>-6</sup> ± 15%	36987
	142	10R20 (975.8950)	6.048x10 <sup>-6</sup> ± 15%	
Agrumi 10gr (02/08/05)	120	10R18 (974.6590)	5.762x10 <sup>-6</sup> ± 16%	37087
	144	10R20 (975.8950)	6.123x10 <sup>-6</sup> ± 15%	
Eucalipto 10gr (27/07/05)	61	10R18 (974.6590)	4.508x10 <sup>-6</sup> ± 18%	43432
	60	10R20 (975.8950)	4.970x10 <sup>-6</sup> ± 17%	
Eucalipto 10gr (28/07/05)	59	10R18 (974.6590)	4.108x10 <sup>-6</sup> ± 18%	41765
	62	10R20 (975.8950)	4.670x10 <sup>-6</sup> ± 17%	
Rami secchi 10gr (02/08/05)	80	10R18 (974.6590)	5.462x10 <sup>-6</sup> ± 15%	33566
	85	10R20 (975.8950)	5.785x10 <sup>-6</sup> ± 16%	
Rami secchi 10gr (03/08/05)	88	10R18 (974.6590)	5.157 x10 <sup>-6</sup> ± 17%	30712
	84	10R20 (975.8950)	5.545x10 <sup>-6</sup> ± 16%	

**Tabella 3.3.1** - Concentrazione per unità di lunghezza del vapore acqueo

Come si evince dai risultati ottenuti per ogni sostanza bruciata il sistema è in grado di rilevare la presenza di vapore acqueo durante le prime fasi della combustione prodotta simulando l'incendio boschivo nella cella sperimentale[30].

### 3.4 Analisi critica e calcolo degli errori nella valutazione della concentrazione in cella

Nella prima fase di analisi abbiamo valutato la concentrazione del vapore acqueo nella cella sperimentale, partendo dall'equazione DIAL e assumendo un atmosfera omogenea lungo il cammino orizzontale che percorre il fascio laser, ovvero, per  $R=L$  e  $T(L) = e^{-2\alpha L}$ .

Dati i coefficienti di assorbimento del vapore acqueo  $K^{on}$  e  $K^{off}$  riformuliamo l'equazione DIAL nel modo seguente[31]:

$$NL = \frac{\ln\left(\frac{P_{off}}{P_{on}}\right)}{2(K^{on} - K^{off})} + \frac{\ln\left(\frac{\beta_{on}}{\beta_{off}}\right)}{2(K^{on} - K^{off})} + \frac{(\alpha_a^{off} - \alpha_a^{on})L}{K^{on} - K^{off}} + \frac{\sum_{i>1} (K_i^{off} - K_i^{on})C_i L}{K^{on} - K^{off}} \quad 3.5$$

La sorgente da noi adoperata emette nella regione spettrale del lontano Infrarosso e soddisfa le condizioni di eye-safe (senza che l'energia emessa da questa sorgente venga attenuata.) Solitamente per le lunghezze d'onda dell'IR si assumono essere trascurabili gli effetti dovuti alla retrodiffusione differenziale (II termine dell'equazione), all'attenuazione differenziale (III termine dell'equazione) e quelli relativi alla presenza di altri gas presenti lungo il cammino ottico (ultimo termine dell'equazione). Da queste considerazioni la concentrazione per unità di lunghezza del vapore acqueo risulta dipendere dalla sola differenza delle potenze retrodiffuse dei segnali lidar, rappresentato dal primo termine dell'equazione DIAL[31]. Come evidenziato in precedenti lavori, una variazione di densità atmosferica [17,19],

provoca sul segnale Lidar retrodiffuso la presenza di un picco evidente. In questo caso, utilizzando un laser a CO<sub>2</sub> abbiamo determinato la presenza del picco retrodiffuso e successivamente, essendo il laser a CO<sub>2</sub> facilmente sintonizzabile, eseguito misure di concentrazione Dial di presenza di acqua, bruciando diversi materiali vegetali.

Poiché abbiamo effettuato misure in cella dei coefficienti volumetrici di retrodiffusione, in corrispondenza delle righe utilizzate per eseguire l'analisi Dial (10R18, 10R20) possiamo andare a introdurre gli errori sui valori di concentrazione di vapore acqueo dovuti alla variazione del coefficiente volumetrico di diffusione nella cella sperimentale.

La concentrazione di vapore acqueo sarà calcolata dall'equazione

$$NL = \frac{\ln\left(\frac{P_{off}}{P_{on}}\right)}{2(K^{on} - K^{off})} + \frac{\ln\left(\frac{\beta_{on}}{\beta_{off}}\right)}{2(K^{on} - K^{off})} \quad 3.6$$

L'errore sistematico[2,30], insito nella variazione del coefficiente volumetrico di retrodiffusione, risulta essere:

$$\Delta(NL) = \frac{\ln\left(\frac{\beta_{on}}{\beta_{off}}\right)}{2(K^{on} - K^{off})} \quad 3.7$$

Questo tipo di errore sistematico teoricamente può essere corretto se lo spettro medio di retrodiffusione aerosolica non cambia durante il set di misura[31]. Tuttavia le fluttuazioni nelle misure di retrodiffusione del particolato, dovute alla produzione di fumo dell'incendio durante la sua

propagazione in cella, che traduciamo statisticamente nella variazione standard dalla media  $\sigma$ , risulteranno avere un errore quadratico medio (RMS)

il quale è valutato a partire dall'equazione seguente[30]:

$$\Delta(NL) = \frac{\ln \left( \left( \frac{\sigma_{\beta on}}{\beta_{on}} \right)^2 + \left( \frac{\sigma_{\beta off}}{\beta_{off}} \right)^2 \right)^{1/2}}{2(K^{on} - K^{off})} \quad 3.8$$

Riportiamo nella tabella 3.4.1 i risultati finali ottenuti per la concentrazione di vapore acqueo in cella[30].

Sostanza grammi bruciati data sperimento	$\left( \frac{\beta^{on}}{\beta^{off}} \right) - 1$	$\frac{\ln \left( \frac{\beta_{on}}{\beta_{off}} \right)}{2 \Delta k}$	$\frac{\ln \left( \left( \frac{\sigma_{\beta on}}{\beta_{on}} \right)^2 + \left( \frac{\sigma_{\beta off}}{\beta_{off}} \right)^2 \right)^{1/2}}{2 \Delta k}$	NL dopo correzione (ppm) Pre-ignizione e smoldering
Agrumi 10gr (26/07/05)	20%	0.68 mbar*km	0.5 mbar*km	37658
Agrumi 10gr (02/08/05)	20%	0.67 mbar*km	0.49 mbar*km	37748
Eucalipto 10gr (27/07/05)	19%	0.67 mbar*km	0.43 mbar*km	44100
Eucalipto 10gr (28/07/05)	19%	0.68 mbar*km	0.42 mbar*km	42436
Rami secchi 10gr (02/08/05)	19%	0.69 mbar*km	0.52 mbar*km	34247
Rami secchi 10gr (03/08/05)	19%	0.67 mbar*km	0.52 mbar*km	31373

**Tabella 3.4.1** - Concentrazione totale di vapore acqueo in cella in presenza di combustione di materiali vegetali.

### 3.5 Il modello numerico (FEMlab)

Le simulazioni numeriche per valutare l'andamento dei prodotti di combustione nella cella sono state sviluppate utilizzando il codice di calcolo numerico Femlab (laboratorio) agli elementi finiti [32], usato per risolvere vari tipi di equazioni differenziali parziali (PDEs).

Il nostro problema è descritto dall'equazione seguente[33,34]

$$d_a \frac{\partial \bar{q}}{\partial t} - \nabla(c\nabla\bar{q}) = R - \bar{u}\nabla\bar{q} \quad 3.9$$

dove  $\bar{q}$  rappresenta la concentrazione del fumo,  $c$  è il coefficiente di diffusione,  $R$  è il tasso di reazione, e  $\bar{u}$  il vettore della velocità.

Per eseguire le simulazioni abbiamo utilizzato come composizione dei prodotti della combustione le seguenti percentuali in peso[35]:

- percentuale in peso di Carbonio: 50.5
- percentuale in peso di Idrogeno: 6
- percentuale in peso di Ossigeno : 4.2
- percentuale in peso di Ceneri: 1.5

Definiti i prodotti di combustione e i dati geometrici del problema, viene generata automaticamente una maglia iniziale ad elementi finiti (mesh) per la triangolarizzazione del dominio. Questa maglia viene utilizzata per la discretizzazione del problema delle PDE e può essere modificata per migliorare l'esattezza dei risultati. La geometria, il PDEs e le mesh sono definiti da un insieme dei campi, simile alla struttura nel linguaggio C. Un'interfaccia di utente grafica è usata per facilitare l'input di questi dati. Il

risultato di una buona simulazione dipende da molti fattori, tra i quali troviamo la dimensione del dominio ed il tipo di mesh scelta.

In particolare, in questo lavoro si è visto come la soluzione sia indipendente dal numero di elementi che compongono la mesh, a patto di superare un certo valore di soglia. A questo scopo tutte le simulazione sono state effettuate utilizzando diverse griglie con un numero differente di mesh. In figura 3.5.1 riportiamo la griglia di calcolo utilizzata nelle nostre simulazioni.

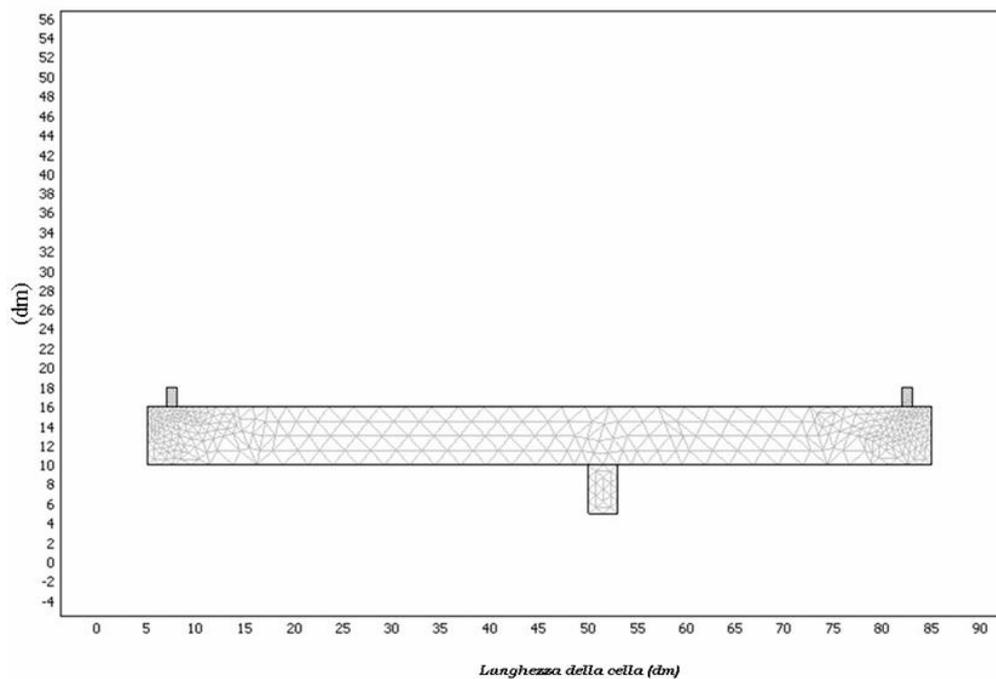
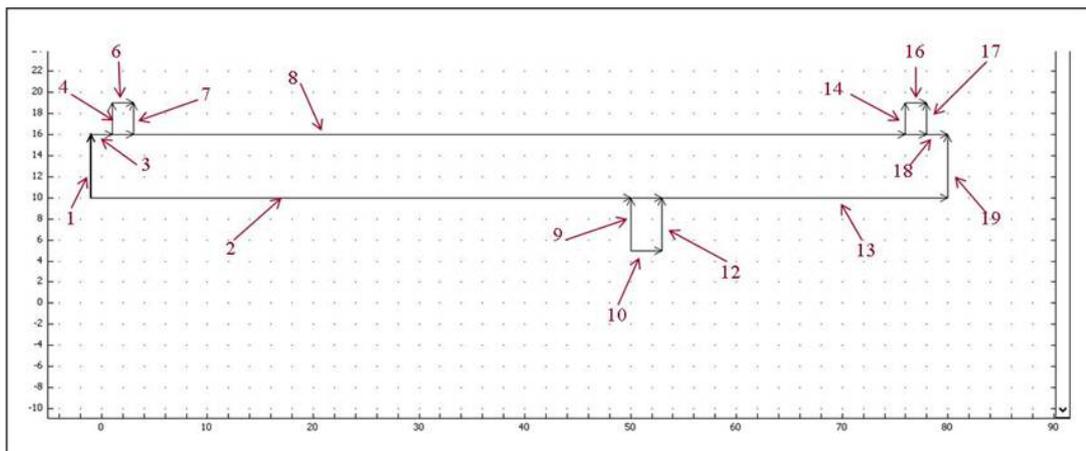


Figura3.5.1 - Griglia di calcolo

Essa rappresenta, in scala, la cella appositamente realizzata per effettuare le misure di assorbimento. E' lunga circa 80dm, è di forma cilindrica con un diametro pari a 60 cm e presenta, all'ascissa di 53dm, un

camino di ingresso per il fumo con diametro pari a 30 cm e due camini più piccoli alle due estremità per consentire il deflusso del fumo (poniamo l'attenzione sulla differenza di orientazione dell'asse x rispetto alla cella di misura sperimentale il cui camino si trova a 30 dm. Per risolvere l'equazione differenziale che descrive il nostro problema è stato necessario fissare delle condizioni al contorno. Nel nostro caso, quindi, sono state settate le condizioni sui 16 contorni che compongono la cella di misura come chiaramente indicato in figura 3.5.2.

I valori impostati sono riportati nelle tabelle che seguono, dalle quali è possibile vedere che le condizioni al contorno che ci consentono di risolvere correttamente la nostra equazione di convezione-diffusione riguardano la condizione di scorrimento sulle pareti della cella ed il valore della concentrazione dei prodotti di combustione in ingresso ed in uscita dalla cella stessa.



**Figura 3.5.2 - Condizioni al contorno**

<b>Condizioni al contorno</b>	<b>Segmenti</b>
Concentrazione $q_0=1$	10
Concentrazione $q_0=0$	6.16
Isolamento/simmetria	Altri segmenti

**Tabella 3.5.1** - Parametri di inizializzazione

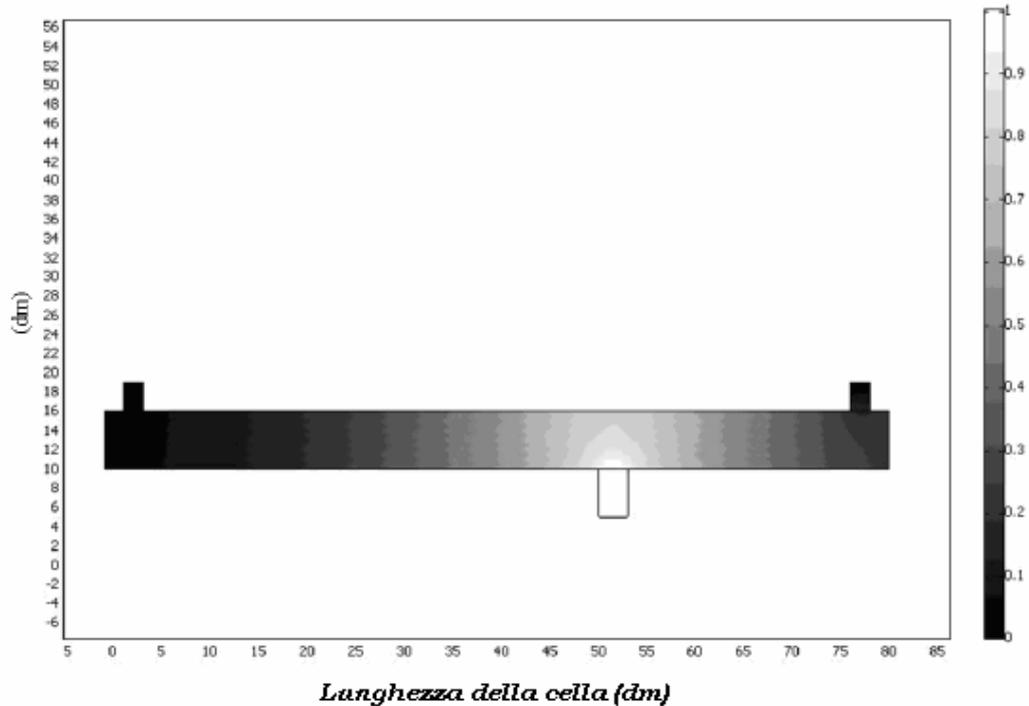
<b>Parametri</b>	<b>Simboli</b>	<b>Valori</b>	
Coefficiente di diffusione	$c$	0.1	
Rate di reazione	$R$	0.0	
velocità	$u$	0.0	1.0

**Tabella 3.5.2** - Parametri di inizializzazione

Per valutare la possibilità e le prestazioni di nostro sistema Dial abbiamo considerato un modello di diffusione del fumo [20].

Il modello ideale del fumo per gli scopi preposti, considererebbe tantissimi variabili e parametri legati al processo di combustione, alla tipologia della vegetazione, all'orografia ed al clima. In queste simulazioni abbiamo utilizzato un modello abbastanza semplificato che da un lato ci ha permesso di ottenere risultati realistici e dall'altro ha reso accettabile il tempo di calcolo necessario al calcolatore per effettuare le simulazioni stesse. Questo modello include alcune funzioni che sono correlate esplicitamente alle proprietà ottiche nell'infrarosso della piuma del fumo [36].

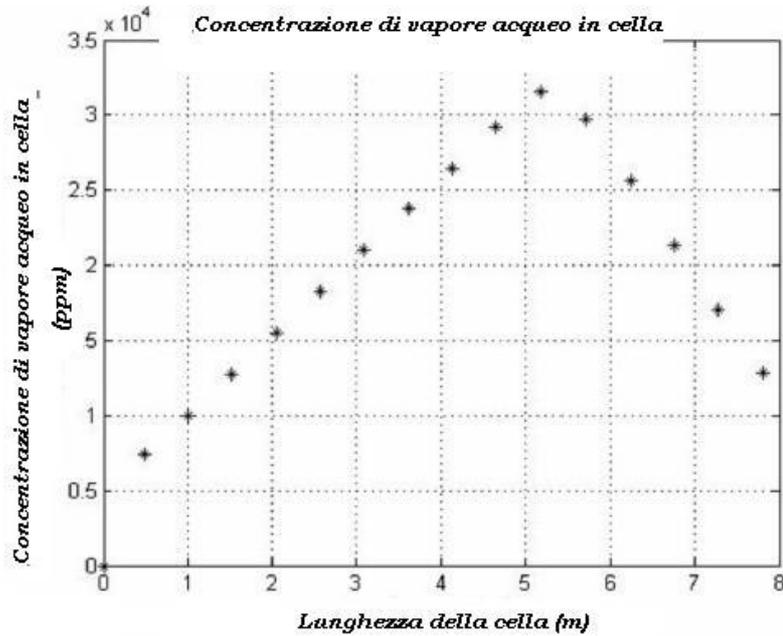
I risultati delle simulazione numeriche sono indicati nelle figure 3.5.3, 3.5.4, 3.5.5.



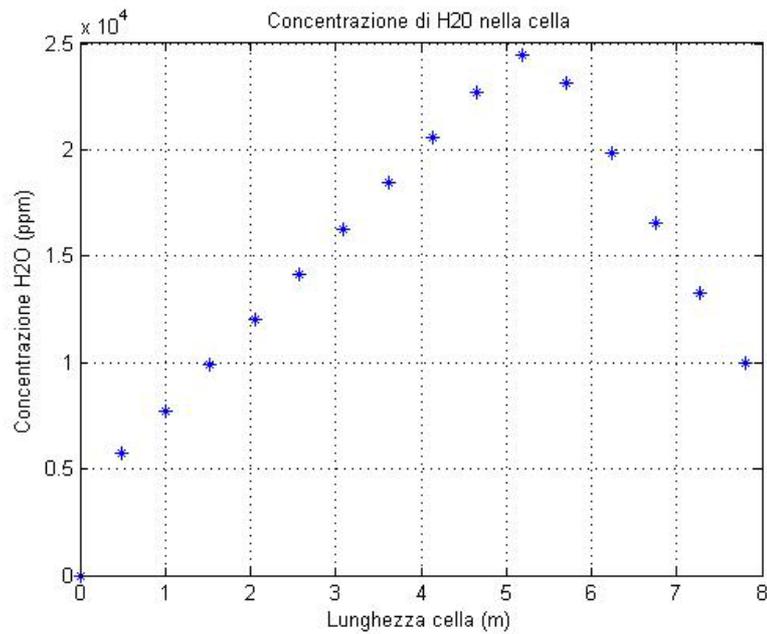
**Figura 3.5.3** - Distribuzione dei prodotti della combustione in cella

Nella figura 3.5.3 possiamo notare i prodotti di combustione scorrere all'interno della cella di misura. Nelle figure 3.5.4 e 3.5.5 riportiamo in grafico la variazione della concentrazione di vapore acqueo prodotta all'interno della cella sperimentale, per due diversi tipi di combustibile vegetale: eucalipto e agrumi. La scelta su questi due tipi di combustibile è stata dettata essenzialmente dal fatto che queste due sostanze contengono una diversa frazione percentuale di umidità relativa. Per i calcoli delle simulazioni numeriche abbiamo considerato una frazione dell'umidità relativa contenuta

nel materiale vegetale di circa 70% per l'eucalipto e di circa il 50% per gli agrumi.



**Figura 3.5.4-** Eucalipto, variazione della concentrazione di vapore acqueo prodotta all'interno della cella.



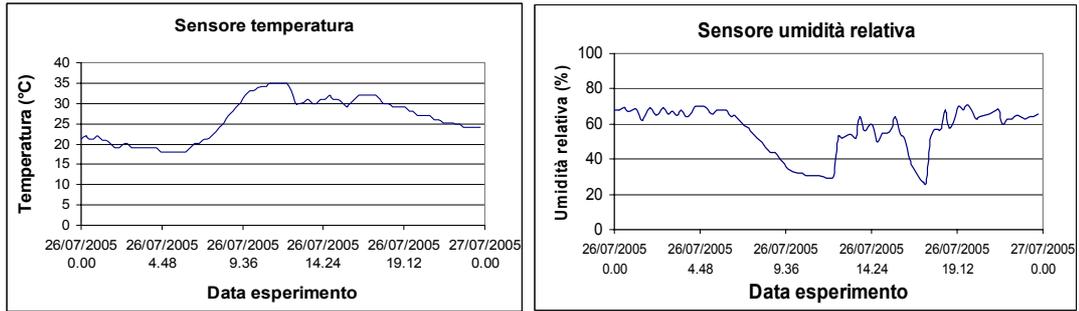
**Figura 3.5.5 –** Agrumi, variazione della concentrazione di vapore acqueo prodotta all'interno della cella.

Dai grafici è chiaramente visibile la presenza di un picco di concentrazione di acqua in corrispondenza del camino d'ingresso del fumo nella nostra cella. Simulando di bruciare come materiale vegetale l'eucalipto, la concentrazione media di vapore acqueo in cella risulta pari a circa 35000ppm, mentre per gli agrumi risulta pari a circa 25000ppm.

### ***3.6 Confronto dei risultati ottenuti da simulazioni numeriche e valori misurati sperimentalmente***

La dipendenza dalla lunghezza d'onda nell'effettuare misure dei coefficienti volumetrici di retrodiffusione, quando siamo in presenza di un incendio boschivo, è di notevole importanza per una esatta valutazione delle tracce del vapore acqueo presenti quando si effettuano misure utilizzando le tecniche Lidar/Dial.

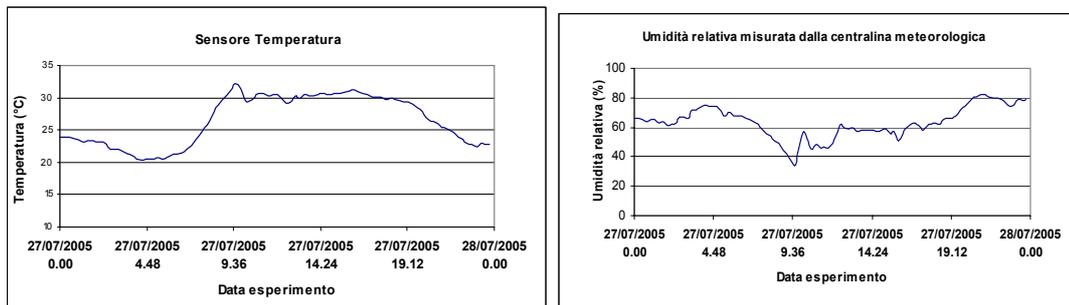
I risultati ottenuti dalle simulazioni numeriche sono stati, quindi, confrontati con le misure sperimentali effettuate con la tecnica Dial utilizzando la sorgente laser CO<sub>2</sub> della stazione fissa del CRATI nei laboratori di Lamezia Terme. Durante l'intero periodo in cui si è effettuata l'acquisizione dei segnali lidar, la centralina meteorologica di terra ha acquisito i valori dei vari parametri meteorologici, fornendo la media ogni 15minuti. I valori ottenuti li riportiamo nei grafici seguenti:



a)

b)

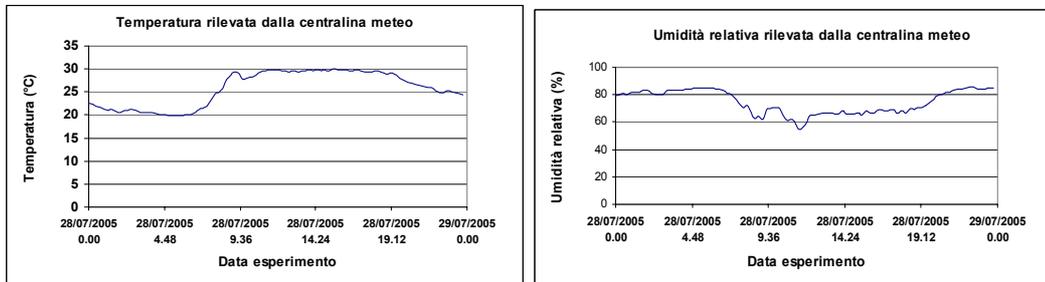
**Figura 3.6.1. a) Temperatura; b) Umidità relativa; Misurate dai sensori della centralina meteo relativi all'esperimento effettuato nel giorno 26/07/05**



a)

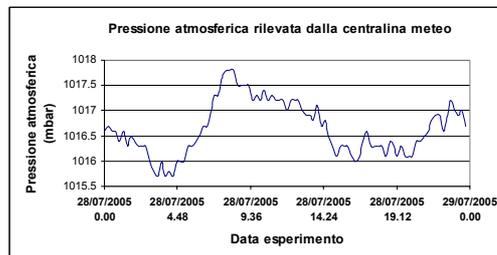
b)

**Figura 3.6.2. a) Temperatura; b) Umidità relativa; Misurate dai sensori della centralina meteo relativi all'esperimento effettuato nel giorno 27/07/05**



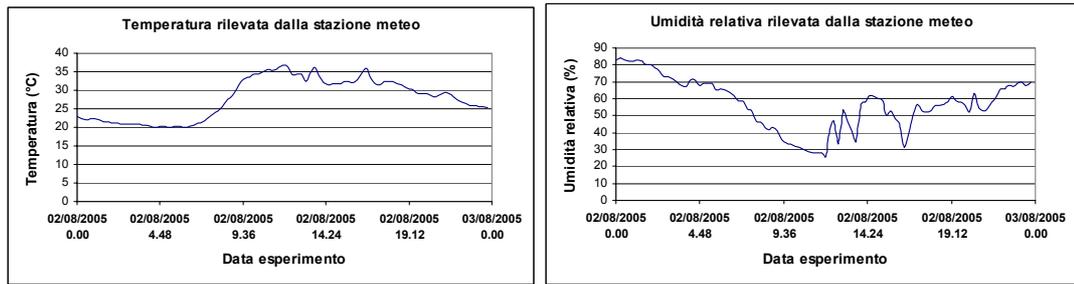
a)

b)



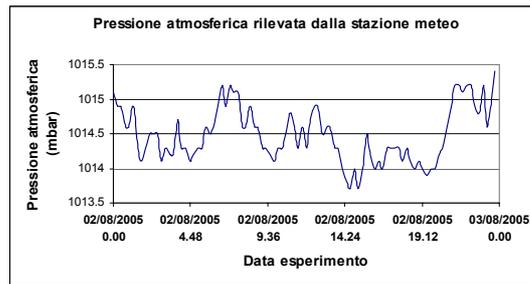
c)

**Figura 3.6.3 a) Temperatura; b) Umidità relativa; c) Pressione atmosferica Misurate dai sensori della centralina meteo relativi all'esperimento effettuato nel giorno 28/07/05**



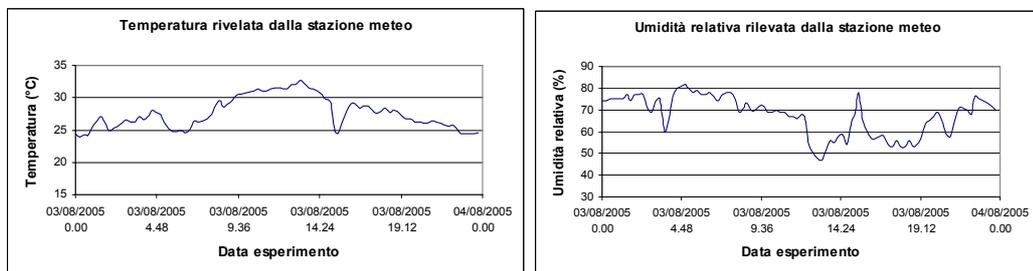
a)

b)



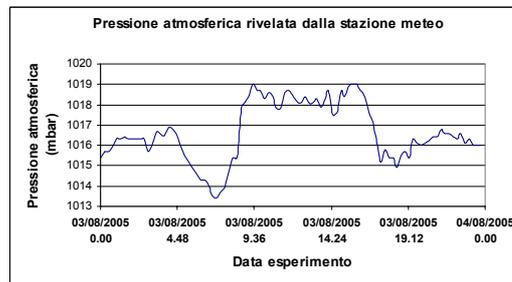
c)

**Figura 3.6.4 a) Temperatura; b) Umidità relativa; c) Pressione atmosferica** Misurate dai sensori della centralina meteo relativi all'esperienza effettuato nel giorno 02/08/05



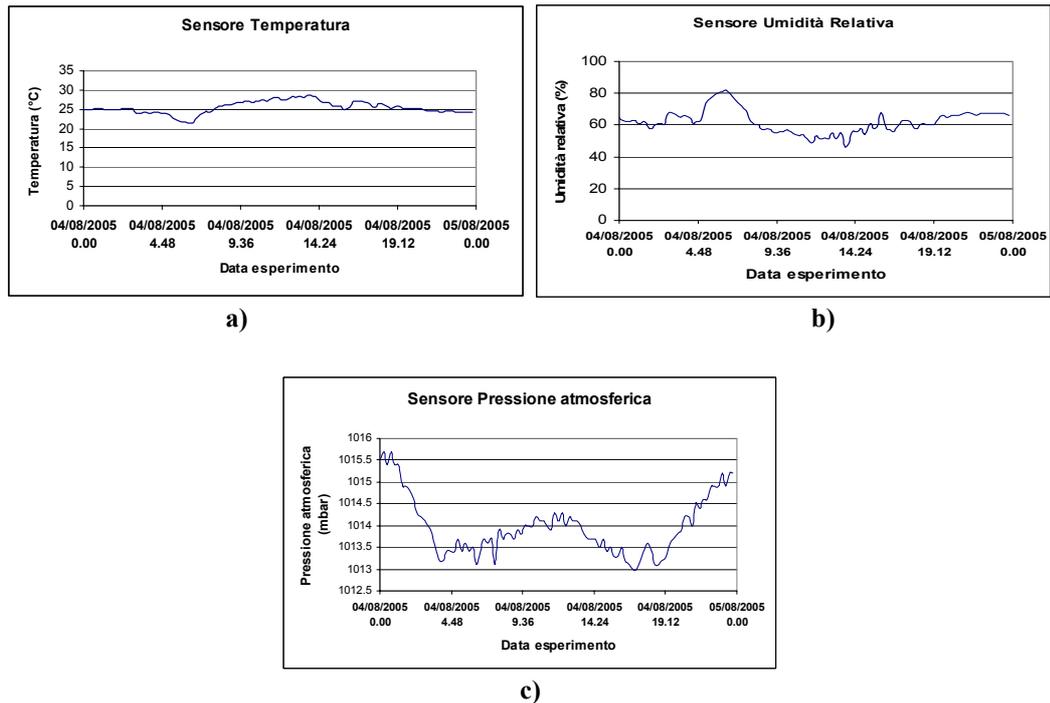
a)

b)



c)

**Figura 3.6.5 a) Temperatura; b) Umidità relativa; c) Pressione atmosferica** Misurate dai sensori della centralina meteo relativi all'esperienza effettuato nel giorno 03/08/05



**Figura 3.6.7 a) Temperatura; b) Umidità relativa; c) Pressione atmosferica**  
 Misurate dai sensori della centralina meteo relativi all'esperienza effettuato nel giorno 04/08/05

Come si evince dai grafici riportati, nei giorni di misura i valori della temperatura massima giornaliera restano sempre al di sopra dei 30°C ed in particolare nella giornata del 02/08/05 la temperatura raggiunge il suo massimo valore intorno ai 38°C.

Notiamo che oltre alle temperature elevate, che comunque rientrano nelle medie stagionali della regione Calabria, nei giorni in cui sono stati condotti gli esperimenti lidar, i valori giornalieri di umidità relativa risultano oscillare tra un minimo del 50% ed un massimo dell'85%.

Per le giornate di misura lidar, da questi dati sono stati calcolati, i valori di concentrazione di vapore acqueo presente in atmosfera ed in assenza di incendio boschivo.

Riportiamo nella tabella 3.6.1 i valori di concentrazione di vapore acqueo ottenuti sia per via sperimentale sia ottenuti dalle simulazioni del modello numerico in condizioni di presenza ed assenza di fumo.

Dall'analisi dei dati meteorologici riferiti alla giornate di misura è stato stimato il quantitativo di acqua presente in atmosfera, in assenza di fenomeni combustivi, così da potere valutare l'incremento della concentrazione di acqua in cella dovuto esclusivamente alla combustione dei materiali vegetali in fase di smoldering.

L'analisi è stata condotta sia per i valori di concentrazione ottenuti sperimentalmente sia per quelli ottenuti con le simulazioni del modello numerico.

Dai valori riportati in tabella si evince che l'incremento della concentrazione di vapore acqueo misurato in cella con il sistema Lidar risulta essere confrontabile, entro l'errore, con i valori ottenuti dalla simulazione numerica.

Probabilmente, la differenza dei valori simulati da quelli sperimentali è dovuta alla frazione di umidità contenuta nei materiali vegetali bruciati, che abbiamo detto essere molto variabile.

<b>Sostanza grammi bruciati data sperimento</b>	<b>Concentrazione di vapore acqueo presente in atmosfera misurata dalla centralina di terra[ppm]</b>	<b>Concentrazione di vapore acqueo in presenza di incendio misurata dalla stazione fissa DIAL [ppm]</b>	<b>Concentrazione di vapore acqueo in presenza di incendio simulata [ppm]</b>
Eucalipto 10gr (27/07/05)	23000	44100±20% ppm	35000 ppm
Eucalipto 10gr (28/07/05)	22000	44056±19% ppm	35000 ppm
Agrumi 10gr (26/07/05)	22000	37458±20% ppm	33000 ppm
Agrumi 10gr (02/08/05)	21000	37658±21% ppm	33000 ppm
Rami secchi 10gr (02/08/05)	21000	34247 ±19% ppm	30000 ppm
Rami secchi 10gr (03/08/05)	19000	34567±18% ppm	30000 ppm

**Tabella 3.6.1 - Confronto tra i valori di concentrazione**

La concordanza dei dati entro l'errore confermano le nostre ipotesi di lavoro ed inoltre i risultati ottenuti validano il modello da noi sviluppato.

## *Capitolo 4*

### *Primi esperimenti in campo per la rivelazione di piccoli incendi boschivi con il sistema prototipale lidar nell'UV-VIS*

#### *4.1 Sperimentazione in campo: Simulazione di un incendio boschivo e metodologia di acquisizione del segnale lidar retrodiffuso*

Utilizzando i nostri sistemi Lidar/Dial, nel lavoro di ricerca preliminare effettuato, abbiamo dimostrato possibile valutare precocemente la presenza di combustione di materiale vegetale in cella andando a determinare la variazione del valore del coefficiente di retrodiffusione dovuto alla presenza del fumo rispetto ai valori standard presenti in atmosfera[30].

Con queste premesse ci siamo preposti di continuare il lavoro di ricerca effettuando una serie di sperimentazioni in campo, riproducendo incendi boschivi, e, successivamente, di sviluppare un metodo efficace ed innovativo per il riconoscimento dei segnali - incendio.

Gli esperimenti in campo sono stati condotti nella piana di lamezia Terme, nelle vicinanze dei laboratori del CRATI s.c.r.l., in un area da noi precedentemente adattata, nei giorni 21, 25, 26, 27 Luglio 2006. Riportiamo una cartina topografica del sito di misura in figura 4.1.1.

Basandoci sull'alta efficienza di dispersione delle particelle presenti nel fumo sviluppatosi conseguentemente alla combustione di materiale

vegetale andiamo ad analizzare gli echi lidar simulando una serie di incendi boschivi di piccole dimensioni.



**Figura 4.1.1** - Sito di misura : Piana di lamezia: Laboratori del CRATI s.c.r.l.

Per la simulazione degli incendi nei test in campo, i materiali vegetali scelti, secondo le metodologie descritte precedentemente, sono piante di agrumi, rami e arbusti di Eucalipto, rami secchi e foglie di bounganville. Per ogni combustibile utilizzato è stato calcolato il rate di combustione, utile in questa fase di misura a capire quanto velocemente il nostro sistema Lidar sia efficiente nella rivelazione della presenza di un incendio.

La sorgente a stato solido Nd:YAG è stata posizionata ad un'altezza da terra di circa 1.5m ed il fascio è stato allineato in direzione dell'incendio con un'inclinazione dalla linea orizzontale fra  $0.4^\circ$  e  $0.6^\circ$ .

Le condizioni di calma sinottica tipica dei giorni estivi della nostra regione, ha facilitato le condizioni di misura, favorendo un'espansione verticale della piuma di fumo, e facilitandone l'intersezione con il fascio laser. Nei giorni in cui si sono effettuati gli esperimenti in campo, la visibilità presente era oltre i 30Km. Questa visibilità è tipica nelle regioni mediterranee durante l'estate ed è quella che si ritrova quando gli incendi boschivi occorrono con maggiore probabilità

I test in campo sono stati condotti, sia in condizioni diurne che notturne, variando il tipo ed il quantitativo di materiale vegetale. I fuochi sono stati accesi ad una distanza di circa 500m e 350m dalla sorgente laser ed il fumo intercettato dal fascio laser ad un'altezza di circa 4.5m da terra, tale distanza è stata calcolata aiutandoci visivamente utilizzando la radiazione verde  $\lambda = 0.532\mu\text{m}$ , ed usando i rapporti trigonometrici. Acceso il fuoco in campo vengono acquisiti una serie di segnali lidar fino al raggiungimento della completa combustione del materiale vegetale ed alla completa dispersione in atmosfera del fumo prodotto durante l'incendio.

Abbiamo operato con la sorgente laser Nd:YAG sintonizzata sulla terza armonica (lunghezza d'onda 355nm) e con frequenza di ripetizione laser pari a 10Hz.

Una volta rilevato il fascio laser di ritorno dall'atmosfera dal sensore PMT, questo viene acquisito da uno oscilloscopio a due canali Lecroy modello 9350c, collegato ad un PC, dotato di scheda IEEE-488 [37], tramite

interfaccia standard BUS GPIB (General Purpose Interface BUS). La scheda ADC di cui è dotato l'oscilloscopio ha una risoluzione verticale di 8 bit e una velocità massima di campionamento pari a 500 MS/sec, con una larghezza di banda pari a 500 MHz. Per la gestione dell'oscilloscopio Lecroy e dell'acquisizione dei dati è stato adattato alle nuove esigenze di calcolo l'algoritmo, precedentemente progettato per le misure preliminari in cella, scritto in Matlab 6.5.

Per la corretta elaborazione dei segnali lidar, e per valutare successivamente la possibilità di ridurre i falsi allarmi introducendo la possibilità di utilizzare una Rete Neurale, è stato necessario eseguire per ogni test in campo diversi set di misura.

## ***4.2 Il rumore nei sistemi Lidar/Dial***

### ***4.2.1 Analisi della sensibilità del sistema Dial nelle misure di rivelazione di vapore acqueo ed esame critico delle limitazioni del sistema.***

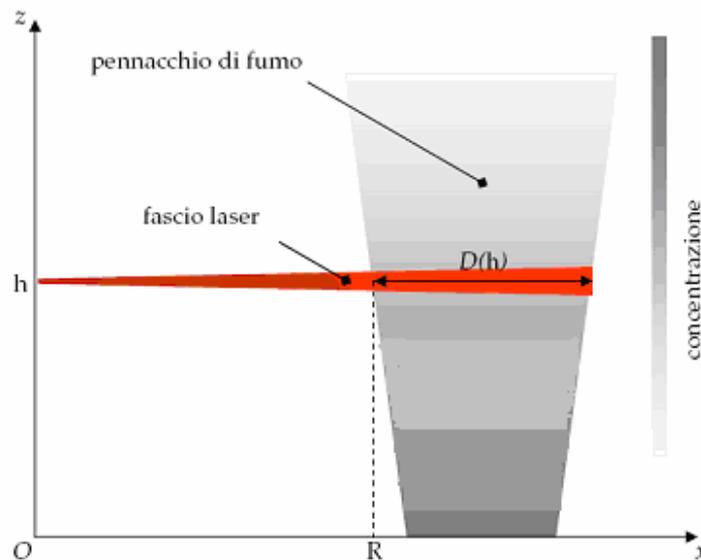
Un sistema Dial è in grado di misurare la concentrazione di molecole ed il carico di aerosol contenuti nell'aria in presenza di un incendio. Come detto in precedenza tra i prodotti emessi durante la combustione si è scelta come molecola da monitorare quella dell'acqua, in quanto nella fase iniziale di un incendio è quella presente in concentrazioni maggiori. Per ovviare al problema

dei falsi allarmi si è pensato di utilizzare il sistema di telesorveglianza nelle due configurazioni Lidar e Dial. Ovvero, viene eseguita prima una misura Lidar del carico di aerosol presente in atmosfera utilizzando la lunghezza d'onda di non-assorbimento dell'acqua, se sul segnale di ritorno è presente un picco di retrodiffusione questo fa supporre la presenza di un incendio, si procede quindi con una misura della concentrazione di acqua emettendo un secondo fascio laser che presenta una lunghezza d'onda pari a quella di assorbimento dell'acqua, e se anche questa presenta un incremento rispetto alla concentrazione normalmente presente in atmosfera allora si procede ad allertare le squadre anti-incendio. Le caratteristiche del sistema di rivelazione precoce DIAL nell'IR utilizzato per la simulazione sono quelle descritte nel capitolo 2.

Per il calcolo della concentrazione di  $H_2O$  è stato necessario realizzare un programma che prenda in input i dati forniti dalle simulazioni realizzate con un modello numerico per la risoluzione delle equazioni differenziali agli elementi finiti Femlab [38,39,40,41,42], ed attraverso varie procedure arrivi a valutare i limiti di concentrazione del Dial. In appendice A riportiamo il listato della procedura principale del programma in Matlab6.5 (program2)

Nella figura 4.2.1 è riportato uno schema che mostra come avviene l'interazione tra il fascio laser, emesso dal Dial, ed il pennacchio di fumo. Si nota come all'aumentare della distanza tra il sistema di rivelamento e l'incendio, la zona investita dal raggio laser cresce, questo è dovuto al fatto

che con la distanza aumenta il volume di area intercettato dal fascio laser. Con la lettera  $h$  è indicata la quota da terra a cui è posto il sistema, questa deve necessariamente essere maggiore dell'altezza della vegetazione presente nella zona da monitorare, in quanto sul cammino del fascio laser non devono presentarsi ostacoli. In questo lavoro è stata posta pari a 30m. Il termine  $D(h)$  indica il raggio medio del pennacchio di fumo ad una quota pari ad  $h$ , mentre  $R$  rappresenta la distanza (espressa in m) alla quale si è verificato l'incendio rispetto alla posizione del sistema di telesorveglianza.



**Figura 4.2.1** - Interazione tra il fascio laser e lo smoke-plume

La prima procedura dell'algoritmo consiste nell'eliminare dai valori della matrice in ingresso quelli rappresentanti il "fondo" dell'immagine proveniente dal solutore; a questa segue una routine per la normalizzazione della matrice precedentemente ottenuta.

La seconda procedura calcola il raggio medio della superficie di interazione tra il fascio laser ed il pennacchio di fumo, in modo tale da poter calcolare il volume totale investigato (supposto di geometria cilindrica). A questo punto, calcolato il numero di molecole di acqua presenti in atmosfera dovute all'incendio ed il volume della piuma di fumo colpita dal fascio laser, con un'altra procedura si determina la concentrazione di H<sub>2</sub>O espressa in parti per milione (ppm). Infine, l'algoritmo per la stima della sensibilità dell'apparato Dial è stato formulato secondo le equazioni 1.22 e 1.23 descritte in modo esaustivo nel capitolo precedente. Nelle simulazioni effettuate si considererà un  $(\Delta P_r/P_r)_{\min}$  pari a 0.01. Il listato completo del programma è consultabile in appendiceA.

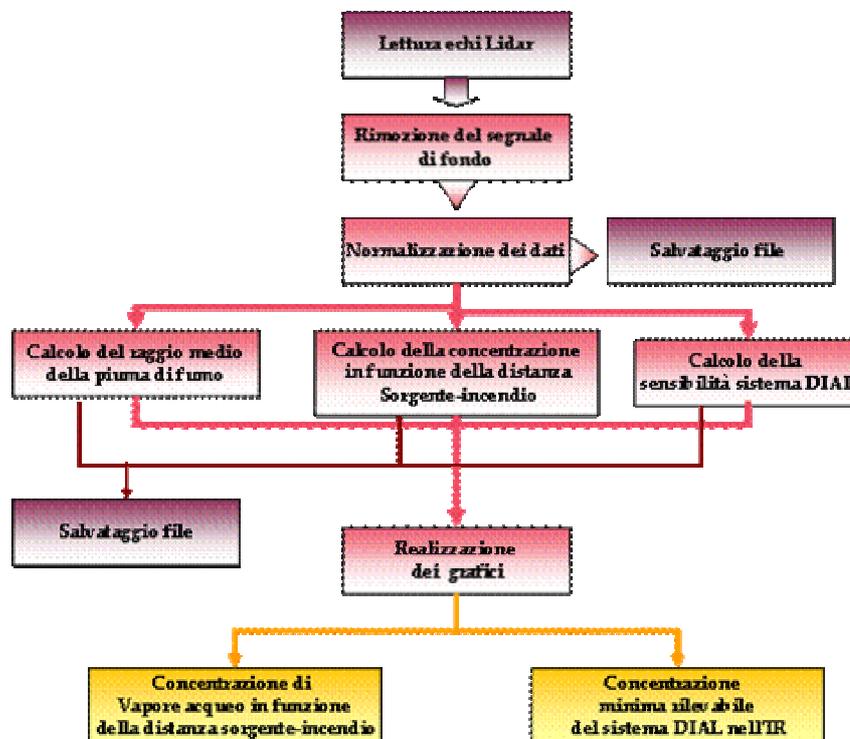


Figura 4.2.2 – Diagramma di flusso programma principale

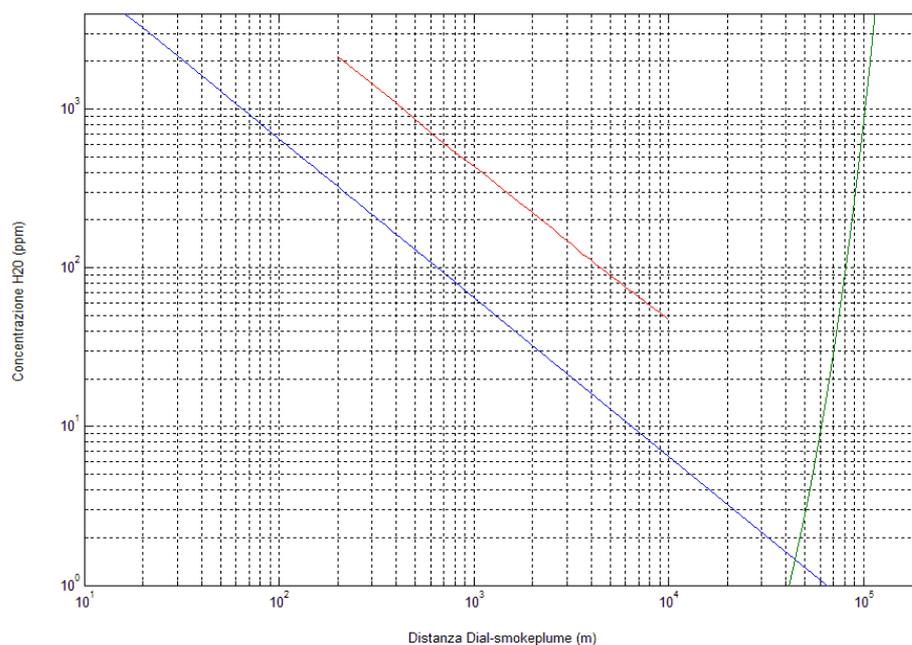
Riportiamo i risultati della simulazione, effettuata per le molecole d'acqua emesse durante la fase di combustione di materiale boschivo, basata su un primo modello di calcolo semplificato che considera l'evoluzione della piuma nel caso stazionario.

Le caratteristiche del sistema Dial utilizzate nella simulazione numerica sono quelle delle stazioni fisse e mobili operanti nell'infrarosso con la sorgente laser a CO<sub>2</sub>, con un valore della NEP del rilevatore pari a circa  $1.87 \cdot 10^{-6}$  W.

La coppia di lunghezze d'onda scelte sono  $\lambda_{on} = 10247$ nm e  $\lambda_{off} = 10260$ nm alle quali corrisponde un  $\Delta\sigma = 7,7 \cdot 10^{-4}$  cm<sup>-1</sup>atm<sup>-1</sup> ed un valore del coefficiente di attenuazione  $\alpha = 0,05$ km<sup>-1</sup> [27,30,44].

Il diagramma riportato in Figura 4.2.3 mostra come, nel caso stazionario, la concentrazione di molecole di acqua rivelata dal sistema a seguito di un incendio boschivo, considerando la combustione di 1kg di materiale, si trova perfettamente all'interno della regione individuata dalle due curve limite del Dial: ciò costituisce una prerogativa per l'ingegnerizzazione del sistema

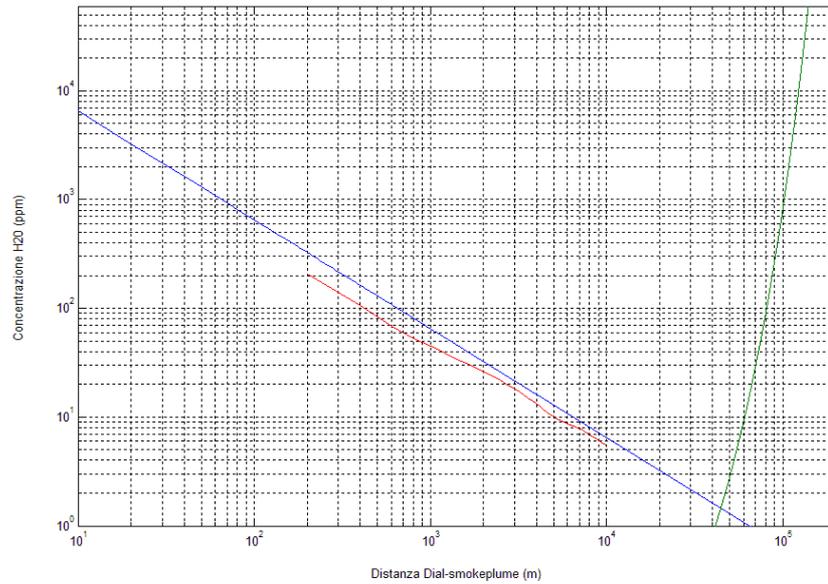
Rispetto allo studio fatto per il caso stazionario, quello che qui si vuole valutare è, fissata la velocità di combustione e di conseguenza il quantitativo di combustibile bruciato, il tempo minimo che deve trascorrere dall'ignizione del fuoco affinché il sistema di telesorveglianza sia in grado di avvistarlo.



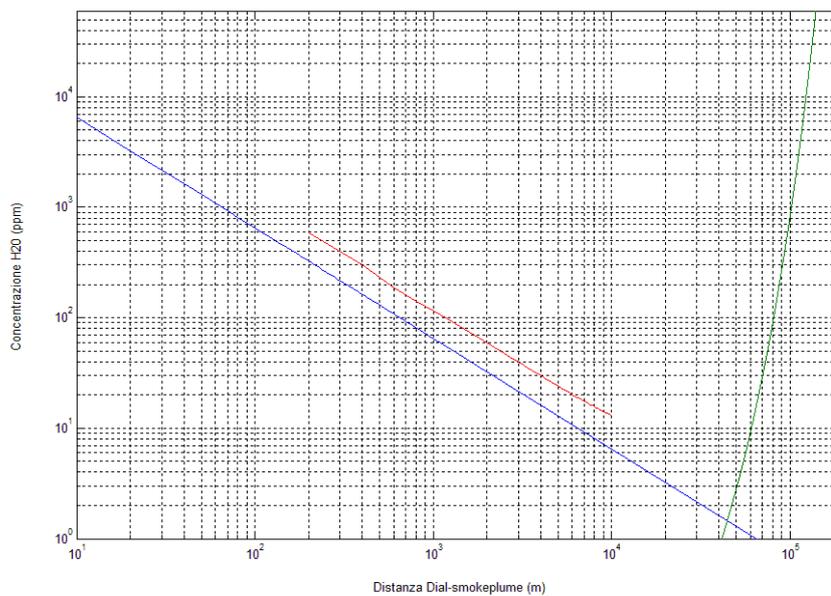
**Figura 4.2.3 - Curve limite di concentrazione del sistema Dial**  
***Caso stazionario***

Dopo varie simulazioni effettuate con Femlab e successivamente elaborate dal programma realizzato appositamente, si è giunti alla conclusione che il tempo di soglia è pari a 54 s, considerando un quantitativo di combustibile di 24 kg ed una velocità di combustione pari a 0.4 kg/min [17,21,34,35]. Nelle figure che seguono, quindi, si riportano a confronto i risultati ottenuti per  $t = 48$  s e  $t = 60$  s. Dalle figure 4.2.4 e 4.2.5 si vede chiaramente come al tempo  $t = 48$  s la curva di concentrazione d'acqua emessa dalla combustione si trovi al di fuori della regione individuata dalle curve limite del sistema Dial e questo implica che non è possibile individuare l'incendio. Tuttavia, trascorsi solo altri 12s che corrispondono ad aver bruciato circa 0.4 kg, il Dial è perfettamente in grado di rivelare l'incendio e di darne l'esatta posizione topografica. Il sistema, quindi,

di telesorveglianza proposto risponde all'esigenza di individuare in modo tempestivo un focolaio facilitando così gli eventuali interventi di spegnimento.



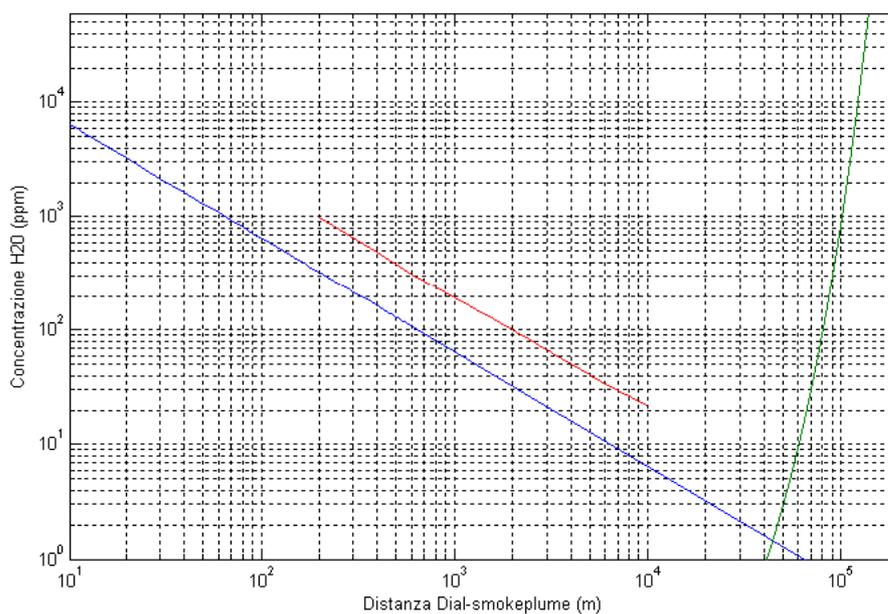
**Figura 4.2.4** - Limite di concentrazione rivelabile a 48 secondi



**Figura 4.2.5** - Limite di concentrazione rivelabile a 60 secondi

Sono state realizzate ulteriori simulazioni considerando una velocità di combustione di 0,9kg/min ed un quantitativo di materiale combustibile pari a 54 kg.

Come si vede dalla figura 4.2.6, in questo caso poichè si brucia una maggior quantità di materiale boschivo, il sistema è in grado di rivelare un incendio per tempi inferiori rispetto al caso appena visto. Infatti già a 54sec dall'inizio della combustione il Dial "vede" perfettamente l'incendio, mentre nella situazione precedente questi secondi costituivano la soglia di tempo limite per la rivelazione[30,43].



**Figura 4.2.6** - Limiti di concentrazione rivelabile a 54 secondi per un quantitativo di combustibile pari a 54 kg.

#### ***4.2.2 Il rumore nei sistemi Lidar: il rapporto segnale rumore***

Considerando il nostro sistema lidar mobile prototipale con sorgente a stato solido Nd:YAG, vogliamo valutare la possibilità reale di riconoscere un segnale-incendio e successivamente di minimizzare i falsi allarmi. Di importanza fondamentale in un'analisi degli echi lidar risulta essere il rapporto segnale-rumore. Nel nostro caso specifico, il rumore raccolto dal sistema di acquisizione potrebbe non solo limitare la precisione delle misure, ma può essere interpretato come un falso segnale che può ridurre il segnale stesso fino ad oscurarlo, inducendo maggiori falsi allarmi nell'algoritmo di classificazione del sistema finale. Per valutare l'entità di questo effetto si definisce come *rapporto segnale-rumore* SNR il rapporto tra il segnale

desiderato e il rumore casuale:  $SNR = \frac{I_s}{I_n}$  dove:

- $I_s$  è la corrente dovuta al segnale incidente sul rivelatore
- $I_n$  è la corrente dovuta al rumore

I meccanismi principali di generazione di rumore in un lidar sono legati essenzialmente al rumore ottico e al rumore elettronico nel circuito di rivelazione. Dunque l'eco lidar acquisito dal sistema mobile prototipale UV-VIS è soggetto a fluttuazioni dovute agli effetti atmosferici, al rumore di buio del rivelatore utilizzato e al rumore generato dal degradarsi del segnale lungo le linee di trasmissione tra il sistema di rivelazione e quello di acquisizione.

La conoscenza delle statistiche di ogni sorgente di rumore ci permette di stimare gli errori e di capire come diminuire il rumore e massimizzare quindi il rapporto segnale/rumore (SNR). La potenza ricevuta dal rivelatore, espressa mediante l'equazione del LIDAR viene convertita in corrente elettrica da un fotomoltiplicatore.

Per studiare l'idoneità a rivelare un piccolo incendio i calcoli sono stati effettuati utilizzando la radiazione di lunghezza d'onda pari a 355nm. Dal punto di vista dell'efficienza di rilevazione, i fotomoltiplicatori (PMT) sono i rivelatori più convenienti per i sistemi lidar che funzionano a  $\lambda = 355\text{nm}$ , valuteremo, dunque, il SNR prendendo in considerazione il rumore generato dal fotomoltiplicatore.

Il segnale in uscita del fotomoltiplicatore è caratterizzato da tre componenti [2,20]:

la corrente dovuta all'energia della radiazione laser retrodiffusa:

$$I_s = P_r R_p$$

la corrente dovuta alla radiazione di fondo (*corrente di background*):

$$I_{\text{bgnd}} = P_{\text{bgnd}} R_p$$

la *corrente di buio*  $I_{\text{dark}}$ , dovuta alla generazione termica di portatori in assenza di segnale ottico.

Nelle espressioni per le correnti sopra scritte  $P_r$  è la potenza che arriva al rivelatore,  $R_p$  la responsività (o sensibilità) del fotocatodo,  $G$  è il guadagno del rivelatore.

La  $P_{\text{bgnd}}$  è la potenza ricevuta dal rivelatore dovuta alla radiazione solare di fondo definita come[45]:

$$P_{\text{bgnd}} = A_r \tau_r B_f \frac{\pi \gamma^2}{4} L_\lambda$$

dove  $A_r$  è l'area effettiva del ricevitore,  $\tau_r$  è l'efficienza del ricevitore,  $\gamma$  è l'angolo che definisce il campo visivo e  $L_\lambda$  è la radianza solare di fondo. Sostituendo i vari termini il rapporto segnale-rumore è definito dall'equazione 4.4 [2] mediata sul numero di impulsi registrati

$$SNR = \frac{P_r R_p G \sqrt{n}}{\sqrt{2eG^2 F B_e (P_r R_p + P_{\text{bgnd}} R_p + I_{\text{dark}}/G)}} \quad 4.4$$

$$SNR = P_r R_p \sqrt{\frac{n}{2e F B_e (P_r R_p + P_{\text{bgnd}} R_p + I_{\text{dark}}/G)}} \quad 4.5$$

dove  $e$  è la carica dell'elettrone,  $B_e=1/2t_p$  è la larghezza di banda effettiva dell'impulso laser,  $n$  è il numero di segnali accumulati, cioè il numero di impulsi laser registrati su cui si è effettuata una media su 10 echi,  $F$  rappresenta un fattore di rumore associato al guadagno del fotomoltiplicatore e poiché il valore è circa pari ad 1 [2] verrà trascurato.

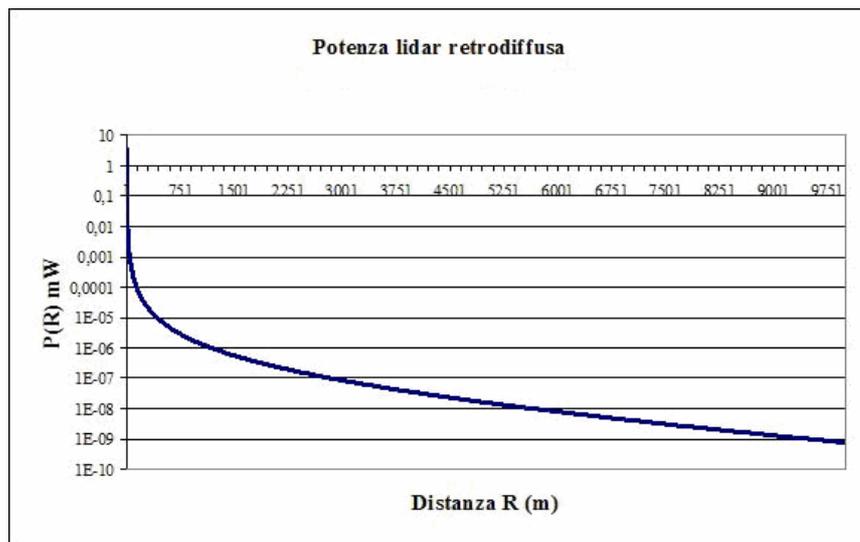
Si vuole simulare numericamente l'interazione di un sistema lidar con il particolato prodotto in un incendio di diametro pari a 3m. Per la valutazione teorica del SNR, procediamo utilizzando il al codice di calcolo progettato in precedenza per il calcolo della sensibilità del

sistema Dial apportando le modifiche necessarie. L'equazione utilizzata per il calcolo del SNR è la 4.5. Le caratteristiche del sistema lidar sono quelle descritte in tabella 2.1 nel capitolo 2. I valori dei coefficienti di retrodiffusione del particolato emesso nell'incendio che verranno utilizzati nella simulazione del segnale lidar e nel calcolo del rapporto SNR sono quelli che si trovano in letteratura[45,46,47,48,49]. Per semplicità riportiamo in tabella 4.2.1 i valori dei parametri caratteristici impiegati nell'algoritmo, per il calcolo del SNR utilizzato nella simulazione.

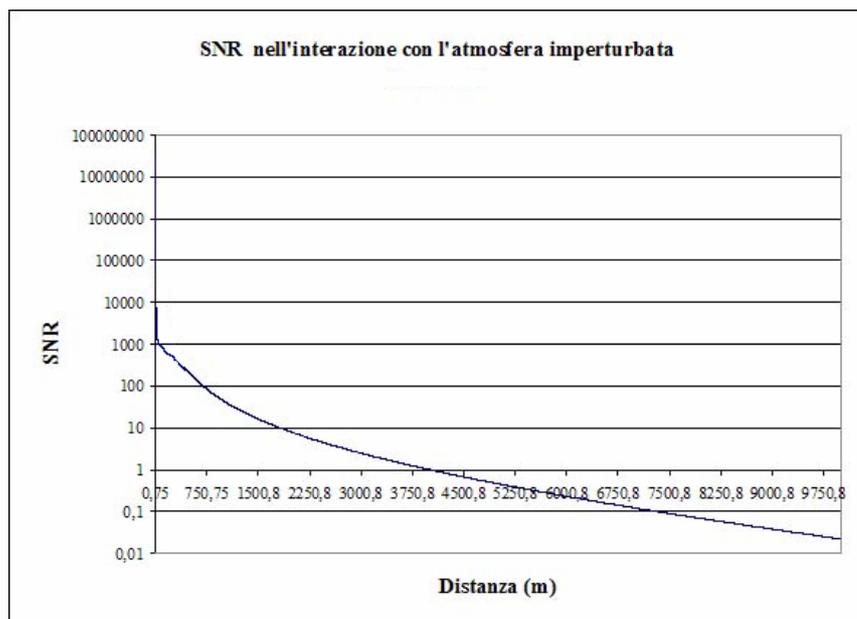
<b>Parametro</b>	<b>Notazione</b>	<b>Unità di misura</b>	<b>Valore</b>
<b>Sorgente laser Nd:YAG</b>			
<b>Lunghezza d'onda</b>	$\lambda$	nm	355
<b>PMT</b>			
<b>Corrente di buio</b>	$I_d$	nA	10
<b>Responsività del fotocatodo</b>	$R_p$	mA/W	0.7
<b>Efficienza quantica</b>	$\eta$	%	21
<b>Guadagno</b>	$G$		$95 \cdot 10^6$
<b>Carica dell'elettrone</b>	$e$	C	$1.6 \cdot 10^{-19}$
<b>Altri parametri</b>			
<b>Radianza solare di fondo per <math>\lambda=355\text{nm}</math></b>	$L_\lambda$	$\text{Wm}^{-2}\text{sr}^{-1}\mu\text{m}^{-1}$	30
<b>Numero di impulsi registrati</b>	$n$		10

**Tabella 4.2.1** – Parametri caratteristici del PMT, utilizzati per  $\lambda = 355\text{nm}$

E' stato scelto  $n = 10$  perché si vuole scansionare un angolo di  $\pi$  rad in 20 minuti. Poiché l'angolo di apertura pari a circa 1 mr, scansionando 2 mr per volta, è necessario accumulare almeno 10 segnali. Le simulazioni numeriche condotte hanno generato i seguenti risultati che traduciamo nei grafici riportati in figura 4.2.7 e 4.2.8 :

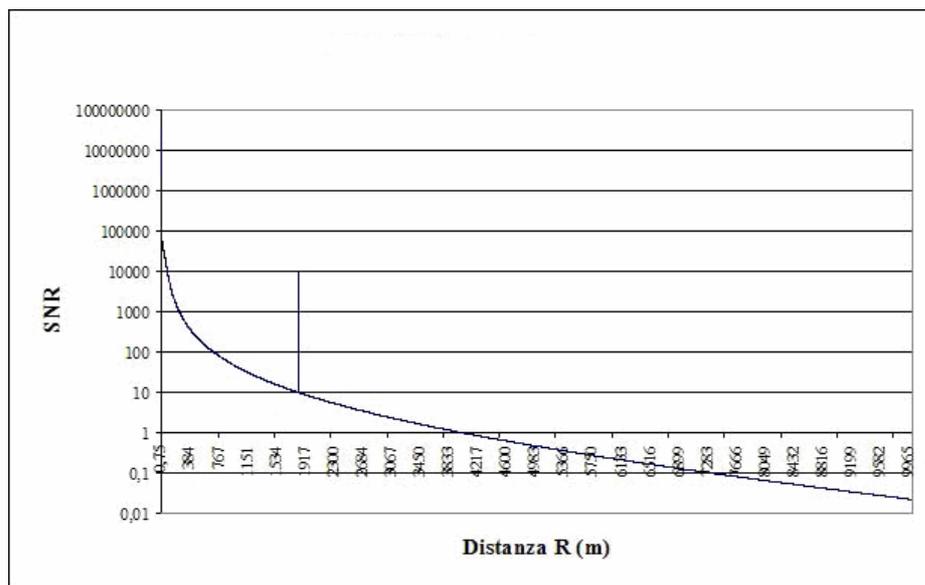


**Figura 4.2.7** - Andamento della potenza lidar retrodiffusa in atmosfera imperturbata a lunghezza d'onda 355nm



**Figura 4.2.8** - Andamento del rapporto segnale rumore (SNR) in funzione della distanza dalla sorgente laser a lunghezza d'onda 355 nm.

Il dimensionamento del sistema verrà fatto imponendo un valore dell'SNR pari a 10, valore molto alto se si considera che normalmente si sceglie per questo parametro un valore pari a 1,5. Questa scelta è stata fatta perché il numero di impulsi laser registrati su cui è stata effettuata la media è basso. In corrispondenza del valore scelto per l'SNR si osserva che la distanza massima indagabile è pari a 1818 m per la lunghezza d'onda 355nm. In corrispondenza di queste distanze è stata introdotta la perturbazione, cioè l'incendio. Di seguito riportiamo l'andamento del nuovo rapporto segnale rumore in presenza di incendio boschivo per la lunghezza d'onda considerata.



**Figura 4.2.9** - Andamento del rapporto segnale rumore (SNR) in funzione della distanza dalla sorgente laser a lunghezza d'onda 355 nm in presenza di incendio.

Come si evince dai grafici, nel range di distanze pari al diametro dell'incendio che è stato ipotizzato di 3m, l'aumento del coefficiente di

retrodiffusione e di attenuazione atmosferico ha prodotto in corrispondenza un picco della funzione SNR.

### **4.3 Primi risultati sperimentali**

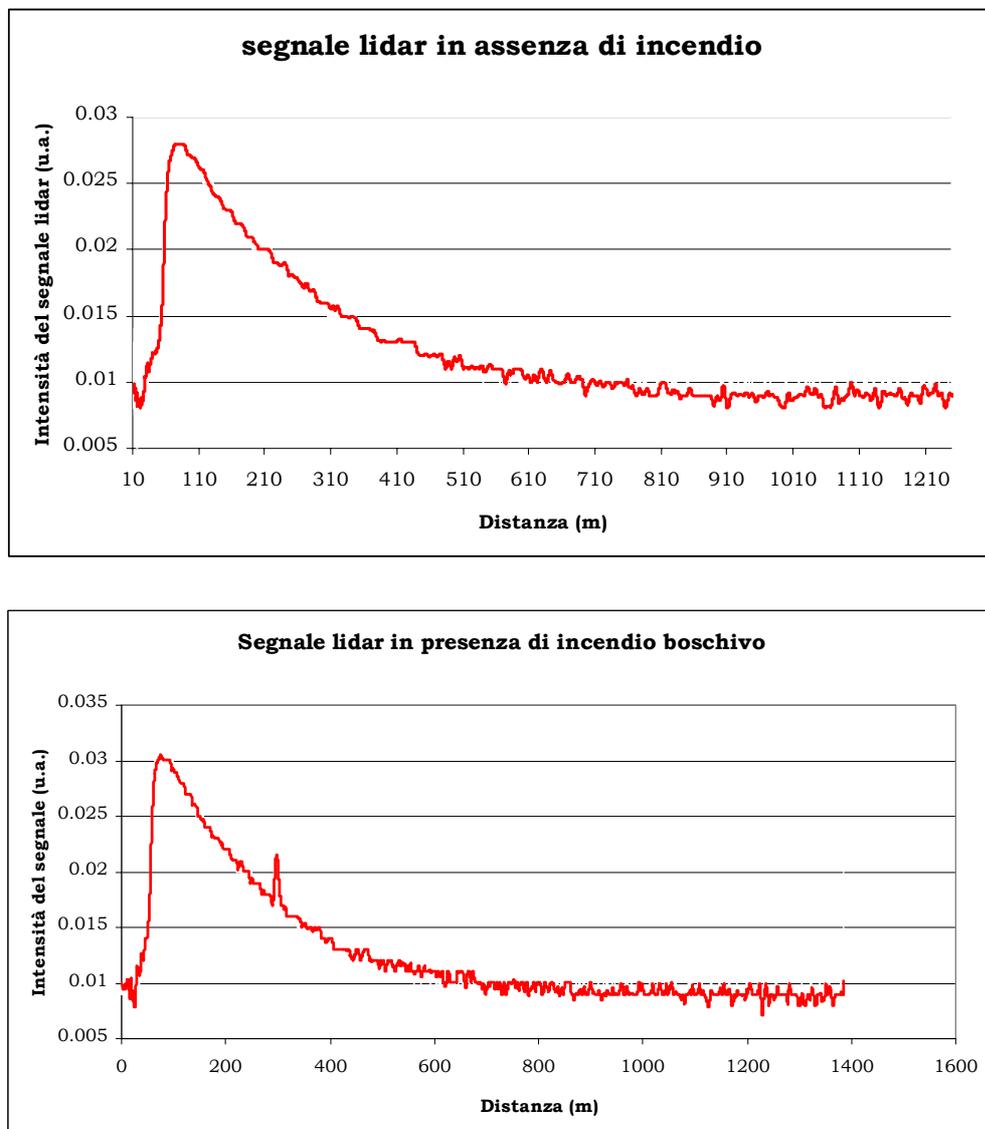
La campagna di misure in campo svoltasi, vuole essere un'ulteriore conferma della capacità dei nostri sistemi lidar nell'UV-VIS e nell'IR di rilevare, anche in atmosfera libera, un incendio boschivo nelle sue prime fasi di sviluppo.

Per semplificare la trattazione riportiamo in tabella 4.3.1 le condizioni tipiche degli esperimenti condotti.

<b>Data</b>	<b>combustibile</b>	<b>Diametro del fuoco</b>	<b>Sorgente laser utilizzata</b>	<b>Media sui segnali lidar</b>	<b>Rate</b>
25/07/06	agrumi	1m	Nd:Yag $\lambda = 355\text{nm}$	10/32/128	0.02Kg/s
25/07/06	eucalipto	1m	Nd:Yag $\lambda = 355\text{nm}$	10/32/128	0.2Kg/s
26/07/06	agrumi	1,5m	Nd:Yag $\lambda = 355\text{nm}$	10/32/128	0.4Kg/s
26/07/06	eucalipto	1,5m	Nd:Yag $\lambda = 355\text{nm}$	10/32/128	0.4Kg/s
27/07/06	agrumi	1m	Nd:Yag $\lambda = 355\text{nm}$	10/32/128	0.02Kg/s

**Tabella 4.3.1 - Caratteristiche dell'esperimento**

Per ogni fuoco acceso, sono state eseguite misure per caratterizzare il territorio circostante al sito di misura, misure della radiazione di fondo del segnale lidar, misure di backscattering di aerosol in assenza di incendio boschivo e misure di backscattering del particolato emesso quando siamo in presenza di un incendio boschivo partendo dalla fase di smoldering. Riportiamo di seguito un esempio di eco lidar retrodiffuso in assenza e in presenza di un incendio boschivo.



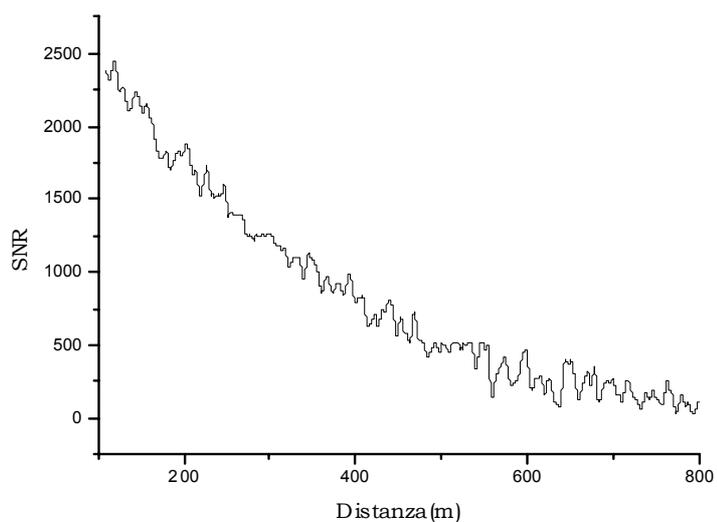
**Figura 4.3.1** - Eco lidar retrodiffuso in presenza ed assenza di incendio boschivo

Una delle caratteristiche basilari che un qualsiasi sistema di sorveglianza per incendi deve possedere risiede nella velocità con la quale il sistema è capace di rilevare l'incendio abilità, questa, strettamente legata alla sensibilità del metodo di rilevazione.

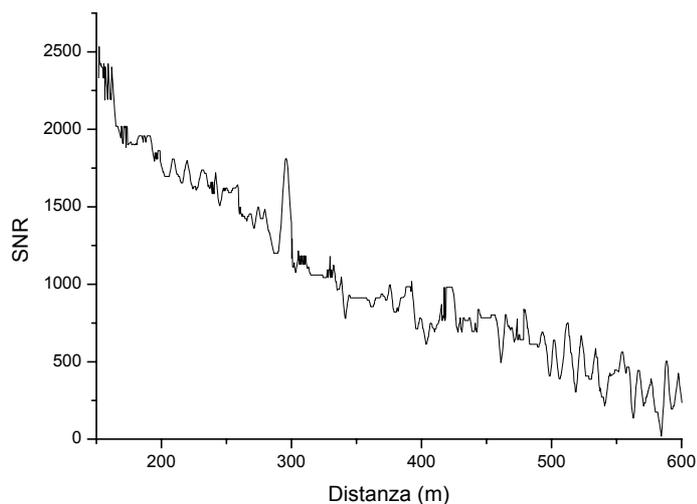
In questa fase di analisi delle misure, al fine di conoscere la distanza massima indagabile, cioè la distanza alla quale si è sicuri che il segnale di ritorno al sistema, in seguito all'interazione con il particolato, sia maggiore del rumore di fondo, è utile esaminare l'andamento del rapporto segnale rumore (SNR) in funzione della distanza dalla sorgente. Calcoliamo l'andamento delle curve sperimentali dell'SNR in assenza di perturbazioni atmosferiche (assenza di incendio boschivo) e ci proponiamo di verificare come tale andamento cambia quando introduciamo una perturbazione (presenza di incendio boschivo).

Per la valutazione del SNR utilizziamo gli echi lidar acquisiti secondo le metodologie descritte precedentemente. Il calcolo del valore dell'SNR mediante l'equazione 4.5, è stato ripetuto per diversi valori della media dei segnali lidar registrati ed in particolare per  $n=10, 32, 128$ . La lunghezza d'onda a cui si opera è  $\lambda = 355\text{nm}$ .

Di seguito, in figura 4.3.2 1a-1b, sono riportate le elaborazioni grafiche che rappresentano gli andamenti del rapporto segnale rumore (SNR) in assenza ed in presenza di perturbazione, cioè in assenza ed in presenza di incendio, per la lunghezza d'onda utilizzata in fase di misura. La media è stata calcolata su 30 echi lidar.



**a)**



**b)**

**Figure 4.3.2 a - b** Andamento del rapporto segnale rumore (SNR) in funzione della distanza dalla sorgente laser a lunghezza d'onda 355nm.  
**a)**-in assenza dell'incendio. **b)**-in presenza dell'incendio

Le piume di fumo che si sviluppano durante gli incendi boschivi di piccole dimensioni risultano avere focolai molto localizzati, così che i fuochi

diventano obiettivi compatti piuttosto che distribuiti su ampi range e, come si evince dai risultati elaborati, il segnale lidar che li rappresenta risulta avere dei picchi molto stretti. Sappiamo che l'estinzione dell'aria diminuisce con l'aumentare della lunghezza d'onda e conseguentemente la pendenza della curva SNR (R) aumenta. Nella elaborazione dei dati sperimentali si evince che la pendenza della curva SNR (R) risulta molto marcata per  $\lambda = 355\text{nm}$ [48]. L'emissione di particolato prodotta durante l'incendio ha provocato un aumento del coefficiente volumetrico di scattering  $\beta_f$ , e del coefficiente di attenuazione atmosferico  $K_{at}$ , nell'intervallo di distanze pari al diametro dell'incendio che, nel nostro specifico caso, è stato posto pari a circa 1m per motivi pratici di sicurezza. L'aumento di questi parametri ha prodotto in corrispondenza di questo intervallo un picco della funzione SNR[48].

## *Capitolo 5*

### *Sviluppo di metodi per il riconoscimento automatico dei segnali lidar incendio per la riduzione dei falsi allarmi: Progettazione di una rete neurale (RN)*

#### *5.1 Sviluppo di metodi per il riconoscimento automatico dei segnali lidar incendio per la riduzione dei falsi allarmi.*

Il segnale Lidar è rappresentato dalla dipendenza dell'intensità della radiazione diffusa alla distanza per il quale il segnale viene diffuso. L'elevata efficienza di scattering delle particelle nel fumo che risulta nello sviluppo di un incendio boschivo, si è dimostrato nel lavoro preliminare di ricerca, essere facilmente rilevabile con le nostre stazioni Lidar/Dial[30,36,43]. Il sistema lidar rilevando con rapidità i segnali provenienti da fumi può essere utilizzato con successo nell'eliminare i falsi allarmi e nella sorveglianza degli incendi.

I falsi allarmi possono essere indotti da fenomeni di vario tipo quali ad esempio:

- ✓ Presenza di fenomeni atmosferici
- ✓ Mancanza di conoscenza della distribuzione aerosolica nell'atmosfera
- ✓ Dipendenza dalle condizioni atmosferiche
- ✓ Cambiamenti repentini dell'indice di rifrazione atmosferico
- ✓ Altri fattori di origine strumentale

Usare modelli parametrici per processare il segnale lidar risulta molto difficoltoso poiché si possono avere variazioni notevoli di alcune variabili fondamentali durante la fase di acquisizione dei segnali.

Con queste finalità ci siamo preposti di continuare il lavoro di ricerca effettuando una serie di test in campo e di valutare un metodo efficace per il riconoscimento dei segnali-incendio. Il metodo più adatto ed innovativo da applicare a questo tipo di problema è la tecnica delle Reti Neurali.

L'idea è quella di utilizzare le Reti neurali per classificare i segnali lidar quando siamo in presenza di piume di fumo, dovute ad incendi boschivi (caso allarme incendio), e, nel caso di assenza di fumo (non allarme ). L'algoritmo della rete neurale, nella fase preliminare di elaborazione (pre-processing), dovrà essere in grado, se siamo in presenza di una situazione di allarme, di valutare la distanza che intercorre tra la stazione di misura e la piuma di fumo.

I set di apprendimento e validazione degli algoritmi che andranno a definire la rete neurale saranno costruiti sulla base delle curve sperimentali, acquisite durante la campagna di misura, che contengono sia picchi dovuti alla presenza effettiva di fumo in atmosfera, sia picchi dovuti al rumore atmosferico.

Nei capitoli successivi sarà progettata la più semplice rete neurale rappresentata da un perceptron per la classificazione dei segnali lidar in presenza di piume di fumo dovute ad incendi boschivi.

## ***5.2 Progettazione della Rete Neurale***

In letteratura[50,51,52,53,54] si trovano applicazioni delle reti neurali principalmente nell'analisi di immagini e vengono adoperati dei classificatori per le scene bidimensionali, mentre nel nostro caso la classificazione dovrà essere riferita ad un segnale uni-dimensionale, ovvero come si distribuisce l'intensità della radiazione retrodiffusa da particolato presente nella piuma di fumo in presenza di un incendio boschivo, lungo il cammino di propagazione del fascio laser.

Sappiamo che il problema della classificazione implica un'elaborazione uni-direzionale delle informazioni; questo ci suggerisce come opzione naturale che la tipologia di rete che meglio si avvicina al nostro problema reale è una rete con una struttura di feedforward, che vede nel Single Layer Perceptron la sua più semplice implementazione[55]. Mentre un multi layer perceptron si compone di più strati di neuroni e di collegamenti sinaptici uni-direzionali collegati tra gli strati dei neuroni vicini, un perceptron semplice si compone di un solo strato di input nodes connessi tramite sinapsi collegate ad un solo neurone di output, come dettagliatamente descritto in appendice B.

Nello studio che segue saranno analizzate le performance della più semplice rete neurale rappresentata da un singolo Perceptron.

Nel nostro caso la funzione di attivazione usata nel neurone di output del perceptron è la tangente iperbolica, la quale mappa gli output in un intervallo limitato  $(-1, 1)$ , e nel contempo, fornisce i valori del gradiente

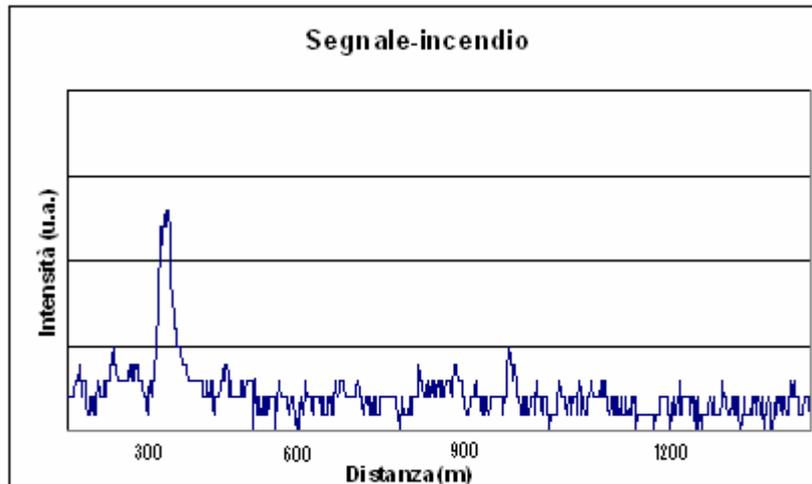
continui e diversi da zero necessari per l'apprendimento (learning) degli algoritmi basati sull'errore di Back-propagation.

Sappiamo che l'elaborazione dell'informazione processata da un singolo neurone è lineare, sebbene la funzione di attivazione applicata al neurone di output non sia lineare[55]. L'utilizzo della funzione di attivazione non lineare non può impedire l'elaborazione dei dati ma può solo aiutare a ridurre al minimo le oscillazioni della funzione d'errore durante la procedura di minimizzazione. Per questo motivo le applicazioni del single layer perceptron sono limitate alle classificazioni di patterns- linearmente separabili.

Tuttavia, la semplicità della struttura del perceptron risulta avere tempi di calcolo molto brevi sia nella fase di classificazione che in quella di apprendimento, e questa risulta essere una caratteristica fondamentale per le applicazioni in tempo reale come nel caso di allerta in presenza di un incendio boschivo.

L'ampiezza del picco del segnale lidar in presenza di una piuma di fumo varia in funzione delle variazioni di densità delle particelle di fumo, della distanza, del vento e da altri parametri atmosferici.

Come si evince in figura 5.2.1 il segnale lidar acquisito è composto da una serie di picchi più o meno intensi dovuti alla retrodiffusione da particolato (picco principale), al rumore elettrico e al rumore atmosferico di fondo[56].



**Figura 5.2.1**-Tipico segnale lidar retrodiffuso e acquisito dal sistema di ricezione in presenza di un incendio boschivo.

Dunque il segnale di fondo può essere rappresentato come una combinazione lineare di picchi non coincidenti; seguendo tale argomentazione ne consegue che la distinzione dei segnali dovuti al fumo da quelli dovuti alla presenza del rumore atmosferico di fondo sembrerebbe impossibile utilizzando una Rete Neurale con un singolo perceptron poiché il segnale lidar risulta linearmente inseparabile.

Tuttavia, abbiamo eseguito alcuni test preliminari che hanno ampiamente dimostrato che i picchi dovuti alla presenza di fumo rispetto ai picchi dovuti al rumore atmosferico possono essere distinti efficientemente se si usano algoritmi “based-perceptron” e se i segmenti usati per il problema della classificazione sono centrati intorno al picco massimo del segnale che si sta analizzando. Inoltre poniamo l’attenzione al concetto che, sebbene il rapporto segnale rumore decresca con la distanza, il segnale lidar acquisito in

presenza della piuma di fumo conserva sempre la sua forma. Così il problema della classificazione resta indipendente dalla distanza nel senso che le condizioni di riconoscimento di segnali lidar in presenza di piume di fumo poco dense osservate ad una certa distanza sono equivalenti a quelli per piume di fumo più dense ad una distanza più grande, a condizione che il rapporto segnale-rumore sia simile. Concludendo, la possibilità di trattare il problema della classificazione come indipendente dalla distanza ci permette, in questa fase preliminare di progettazione, di utilizzare una Rete Neurale costituita da un singolo perceptron.

### ***5.3 Algoritmi di pre-processing del segnale lidar e scelta dei pattern***

Durante la campagna preliminare di misura svoltasi nell'estate 2006 sono stati eseguiti una serie di test in campo per validare sia il sistema mobile LIDAR/DIAL sia la rete neurale. I segnali lidar acquisiti durante detta campagna sperimentale sono stati elaborati e sono state dedotte alcune importanti conclusioni per l'ottimizzazione della rete. Poiché lo scopo del dimostratore mobile lidar è quello di rilevare più rapidamente possibile il fuoco nella sua fase iniziale si è scelto, secondo le metodologie descritte precedentemente, come rate di combustione un quantitativo minimo a partire da 0.02Kg/s[28,43].

Sappiamo che ogni segnale lidar ha una nota risoluzione spaziale: per la sorgente CO<sub>2</sub> che lavora con lunghezze d'onda comprese tra 9-11μm è pari a 15m, per la sorgente laser a stato solido Nd:YAG alla lunghezza d'onda di 355nm è pari a circa 1m. In fase di misura sono stati acquisiti un gran numero di segnali lidar e i segnali salvati sono stati mediati ognuno su 30 echi di ritorno per la sorgente nell'infrarosso e ognuno su 30 e 128 echi lidar di ritorno per la sorgente nel visibile.

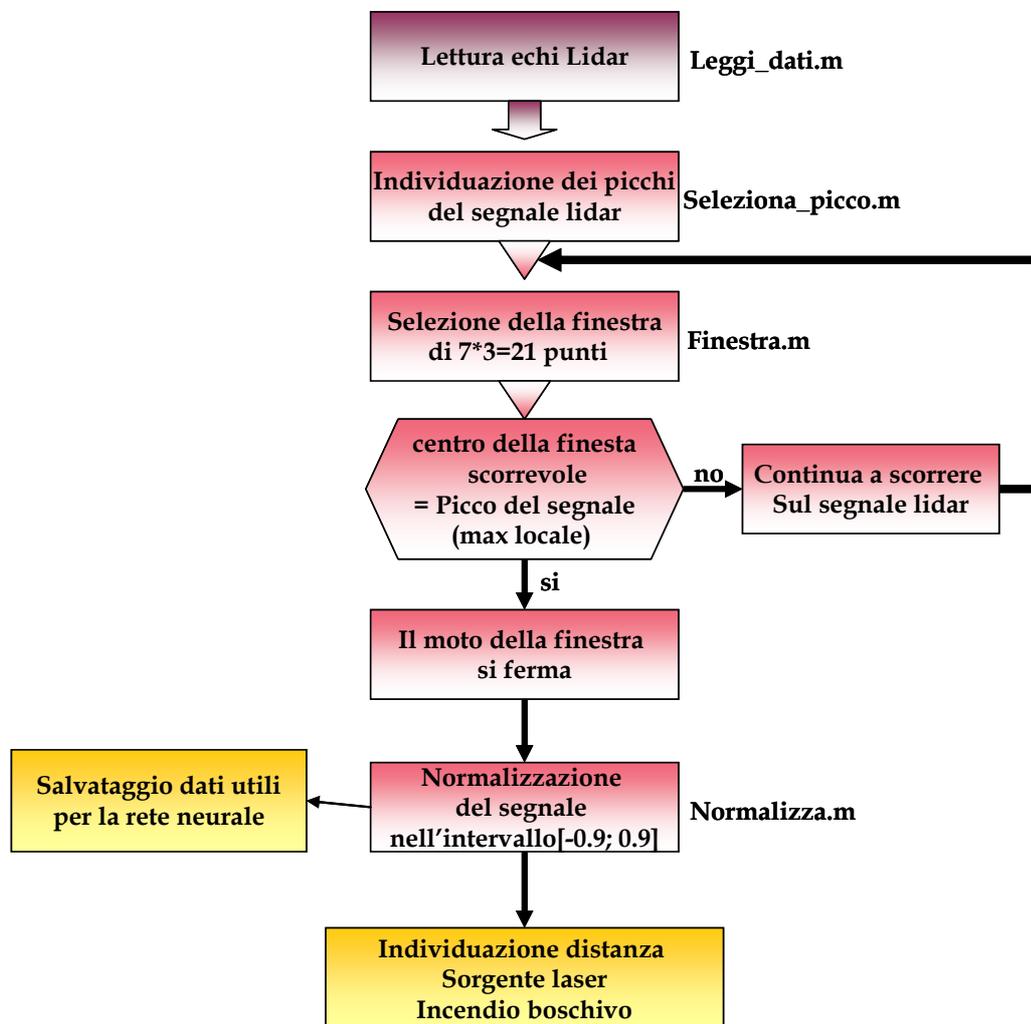
Bisogna sottolineare che la variazione di parametri quali la lunghezza d'onda utilizzata e l'energia dell'impulso laser non producono una sostanziale differenza nelle caratteristiche del segnale lidar retrodiffuso in presenza di un incendio boschivo (fumo unito al rumore atmosferico).

Sotto queste ipotesi la nostra trattazione continuerà valutando la sola sorgente laser Nd:Yag a lunghezza d'onda 355nm.

L'idea cardine per la pre-elaborazione dei segnali lidar è basata sulla possibilità di trattare il problema della classificazione come indipendente dalla distanza che intercorre tra sorgente laser e incendio come spiegato precedentemente. Questa osservazione ci permette di considerare il segnale lidar retrodiffuso, costituito da circa 5000 punti, semplicemente come una finestra, ristretta ad una decina di punti, che si muove lungo la curva del segnale acquisito riducendo il segnale precedentemente analizzato al solo moto algoritmico della finestra considerata. Il moto si ferma solo se un massimo locale coincide con il centro della finestra. Quando ciò avviene il

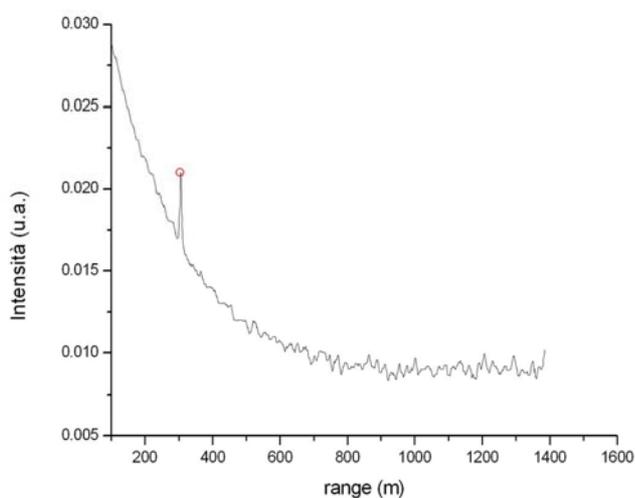
segnale nella regione di interesse viene proporzionato in modo che i valori minimo e massimo siano rispettivamente -0.9 e 0.9; questo sia per eliminare il segnale di fondo sia per evitare la saturazione dei neuroni.

Per il pre-processing dei dati lidar abbiamo progettato un algoritmo ad hoc in codice MATLAB6.5, di cui ne riportiamo il diagramma di flusso per la procedura principale in figura 5.3.1.



**Figura 5.3.1-** Diagramma di flusso della procedura di Pre-processing degli echi lidar

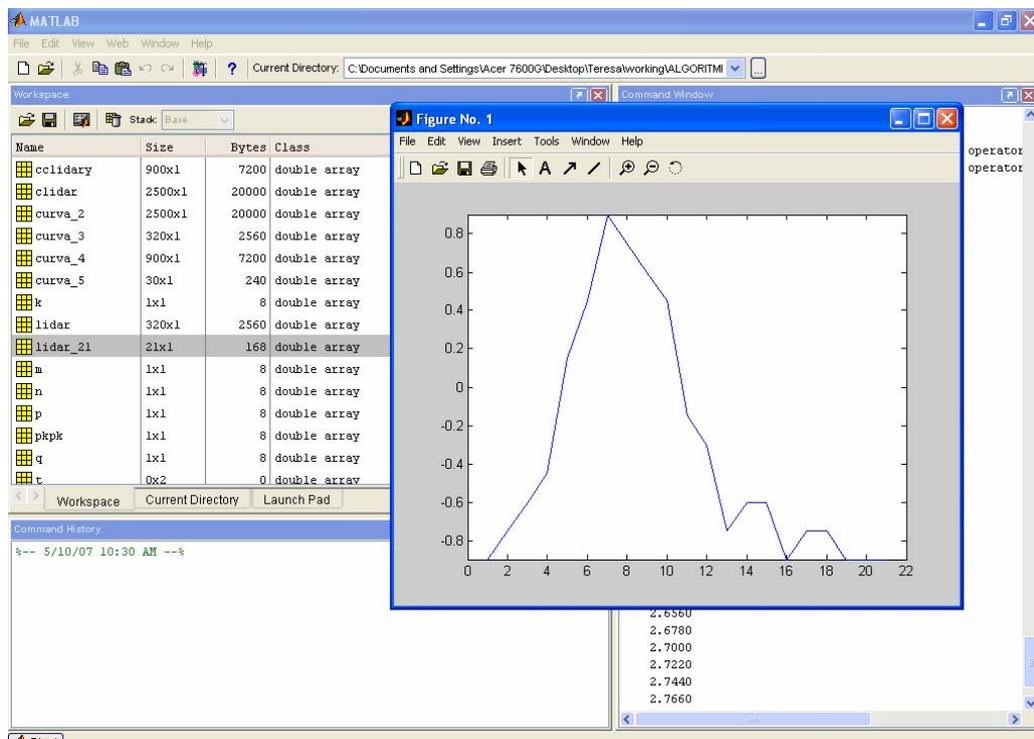
L'algoritmo principale legge i segnali mediati degli echi lidar. La funzione "seleziona\_picco.m" cerca ed individua i picchi presenti sui segnali lidar. Mostriamo un esempio in figura 5.3.2. dove si evince che il picco, che viene individuato dalla procedura, corrisponde al picco dovuto all'incendio che abbiamo indotto artificialmente ad una distanza di circa 300m dalla sorgente laser.



**Figura 5.3.2** - Individuazione picco dell'eco lidar con la procedura "seleziona\_picco.m"

Poiché la risoluzione spaziale dei segnali lidar per la sorgente considerata è di circa 1m, scegliamo come ampiezza della finestra da selezionare nell'intorno del picco, del segnale acquisito, un numero di punti pari a 7, così da avere  $1 \times 7 = 7$  punti (= 7metri). Tale scelta è dettata dalla necessità di selezionare un numero di punti sufficientemente grande della finestra in modo da includere totalmente l'ampiezza del picco del segnale lidar. Dopo alcuni run di prova della funzione "finestra.m" abbiamo scelto 21 punti per l'ampiezza della

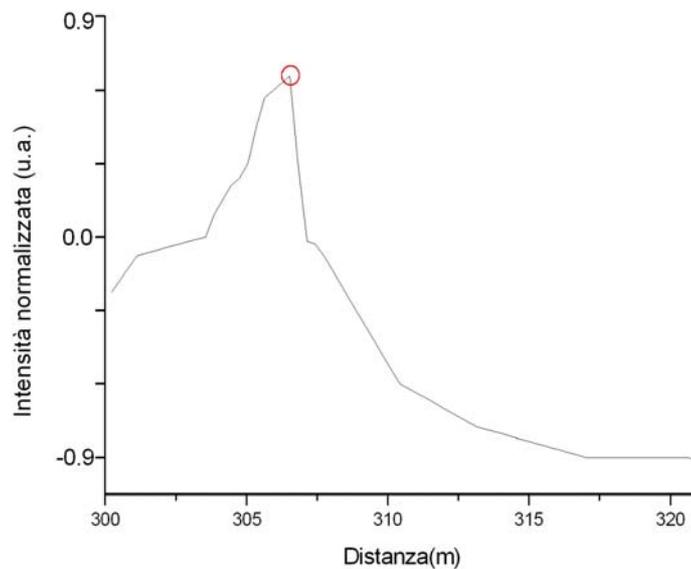
finestra scorrevole, tre volte la larghezza della finestra centrata sul picco del fumo presente negli echi lidar (  $7 \cdot 3 = 21$  metri). Infatti, questo numero di punti (21) soddisfa la necessità di avere a disposizione un numero statisticamente valido per avere informazioni sufficienti sul picco del particolato prodotto dall'incendio sia sul rumore di fondo nel suo intorno. Inoltre è possibile avere sufficienti informazioni per permettere una corretta classificazione dei pattern sulla base della forma e dell'ampiezza dei picchi. In accordo con la procedura di pre-processing, tutti i pattern avranno il massimo coincidente con il massimo della finestra e saranno normalizzati ( "normlizza.m" ) nell'intervallo  $[-0.9; +0.9]$ . Nella figura di seguito è mostrata la finestra del workspace creato per le procedure di pre-processing in Matlab.



**Figura 5.3.3** - Workspace - particolare del segnale lidar ridotto ad una finestra di 21 punti.

La procedura per come è stata progettata è capace di individuare la distanza della sorgente laser rispetto all'incendio che corrisponde alle coordinate del centro della finestra scorrevole selezionata.

Riportiamo in figura 5.3.4 un esempio di segnale lidar al termine della procedura di pre-processing



**Figura 5.3.4** - Segnale lidar pre-processato Le coordinate del picco del segnale lidar individuano la distanza sorgente laser - segnale incendio

Questa tecnica di pre-processing semplifica considerevolmente tutta l'elaborazione dei dati perché:

- (i) il numero di neuroni di input e di collegamenti neurali è ridotto all'ampiezza della finestra facilitando la complessità di calcolo;
- (ii) il riconoscimento del segnale diventa indipendente sia dalla scala che dal segnale di fondo;

(iii) il metodo della separazione lineare permette di applicare procedure base - perceptron semplici;

(iv) la rete neurale è richiesta soltanto per la classificazione, mentre il problema di calcolare la distanza dal target viene eliminato, infatti tale distanza corrisponde alle coordinate del centro della finestra.

Inoltre i segnali lidar retrodiffusi così pre-elaborati ci consentiranno di costruire i pattern che poi caratterizzeranno la rete neurale. Infatti, saranno utilizzati due insiemi per l'apprendimento (learning) supervisionato della Rete neurale

- ✓ un insieme di addestramento (training set) costituito da un insieme di segnali lidar come input e le corrispondenti uscite saranno apprese dalla rete.
- ✓ Un insieme di convalida (validation set) usato per verificare la capacità della rete di generalizzare.

Ricordiamo che i segnali lidar retrodiffusi, che formano gli insiemi di convalida e di addestramento contengono sia picchi dovuti alla presenza di rumore atmosferico sia picchi dovuti alla presenza di particolato generato dagli incendi indotti durante la campagna di misura come meglio sarà spiegato in seguito.

#### 5.4 Dal picco segnale rumore (PNR) al perceptron

Poiché l'abilità di riconoscimento della rete neurale decresce al decrescere del rapporto segnale rumore dell'eco lidar, per caratterizzare quantitativamente i segnali lidar incendio, introduciamo un nuovo e più significativo parametro chiamato PNR (rapporto Picco-Rumore).

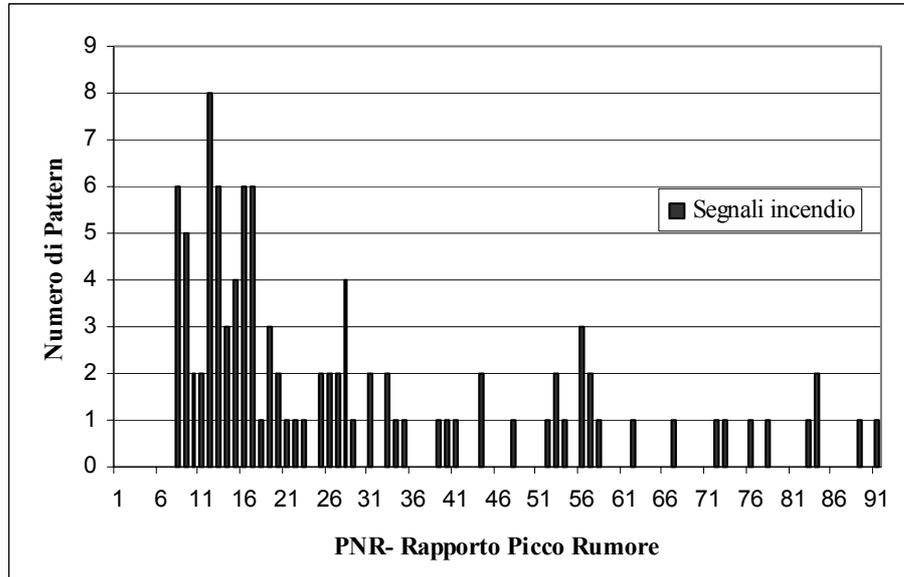
Il PNR è definito come il rapporto tra l'ampiezza massima del picco  $P$  e lo scarto quadratico medio  $\Delta$  (deviazione standard) dei punti del pattern nelle vicinanze del picco .

In questo caso il parametro PNR sembra essere un termine più adatto rispetto al rapporto del segnale-rumore, perché il massimo centrale stesso può corrispondere al rumore[57,58,59].

I valori della deviazione standard e del picco massimo dei segnali sono calcolati riferendoci al segnale di fondo, infatti tali valori sono ottenuti dall'interpolazione lineare mediante il metodo dei minimi quadrati (Root-mean-square) di tutti i punti escluso i sette punti centrali che presumibilmente formano il picco che vogliamo analizzare. Riportiamo nell'istogramma(figura 5.4.1) l'andamento della distribuzione del PNR in funzione del numero di pattern derivanti dai segnali incendio.Come si evince dall'istogramma i pattern di segnali incendio presentano un PNR molto variabile da 7 a 92, anche se la più alta concentrazione di pattern si presenta con valori  $7 < \text{PNR} < 16$ .

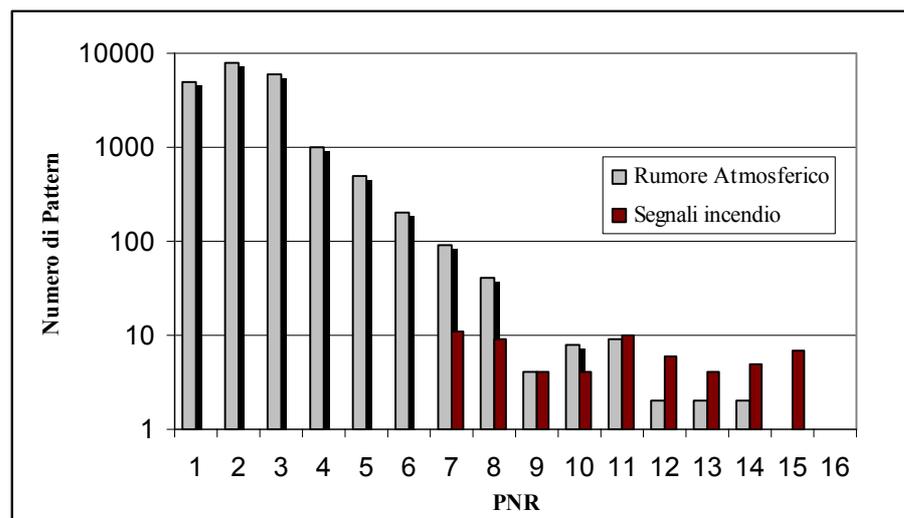
Bisogna considerare in questa valutazione che i pattern costruiti con i segnali dovuti al rumore atmosferico con più alti valori del rapporto PNR

possono condurre a situazioni di falso allarme perchè sono simili ai picchi dovuti alla presenza di aerosol causato dall'incendio.



**Figura 5.4.1**–Distribuzione del PNR in funzione del numero di pattern derivanti dai soli segnali incendio.

Gli istogrammi della distribuzione di PNR per il solo rumore atmosferico e per i segnali di solo fumo sono confrontati nella figura 5.4.2.



**Figura 5.4.2**- Distribuzione del PNR per i segnali di rumore atmosferico e per i segnali di solo fumo

L'istogramma indica che il rumore atmosferico ha una distribuzione non-gaussiana [ 60 ], con una lenta attenuazione all'aumentare del PNR. Malgrado la riduzione del rumore ottenuto immagazzinando almeno 30 echi lidar, le due distribuzioni si sovrappongono considerevolmente.

Ciò rende il riconoscimento dei segnali dovuti alla presenza di fumo quasi impossibile con il semplice riconoscimento del parametro caratteristico quale il PNR e fornisce nel contempo un'ulteriore conferma all'utilizzo di una rete neurale per questi scopi.

Per questo motivo, i metodi basati su test di verifica segnale-rumore, tradizionalmente usati per il riconoscimento automatico dei segnali, non risultano i più appropriati.

La rivelazione di un incendio boschivo con basse probabilità di ottenere falsi allarmi può essere realizzata andando ad analizzare parametri diversi pur sempre caratterizzanti il segnale di picco dovuto alla presenza del fumo.

Questi risultati preliminari ottenuti ci permettono di proseguire sulla strada intrapresa di progettare una rete neurale per la minimizzazione dei falsi allarmi.

### ***5.5 Algoritmi di learning***

Il corretto funzionamento della rete neurale dipende dall'architettura della rete (cioè dal numero di strati e dal numero di neuroni per strato), dalla funzione di attivazione dei neuroni e dai pesi. I primi due parametri sono fissati prima della fase di addestramento. Il compito dell'addestramento è quindi quello di aggiustare i pesi in modo che la rete produca le risposte desiderate.

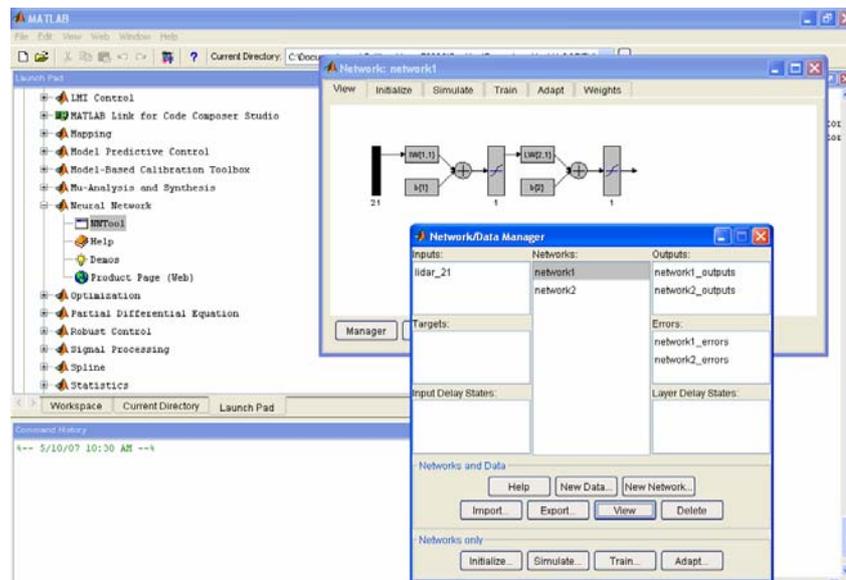
L'algoritmo migliore per il learning supervisionato della rete neurale così come l'abbiamo progettata è la procedura di Back-Propagation (BP), la quale prevede che, per ogni esempio del training set, i segnali viaggino dall'ingresso verso l'uscita al fine di calcolare la risposta della rete. Dopo di che c'è una seconda fase durante la quale i segnali di errore vengono propagati all'indietro, sulle stesse connessioni su cui nella prima fase hanno viaggiato gli ingressi, ma in senso contrario, dall'uscita verso l'ingresso. E' in questa seconda fase che i pesi vengono modificati. I pesi sono inizializzati con valori casuali[55].

A questo punto della progettazione della Rete Neurale abbiamo pensato di esaminare diverse procedure di apprendimento per l'algoritmo di back-propagation, in modo da ricercare quello che meglio soddisfa le esigenze di classificazione dei segnali lidar retrodiffusi dalla piuma del fumo per il riconoscimento dei falsi allarmi, in caso di incendio boschivo.

Nel procedere con l'addestramento abbiamo selezionato alcuni algoritmi presenti in letteratura [61,62,63,64] ed adattati ai nostri scopi. Riportiamo di seguito gli algoritmi con i relativi acronimi (in lingua inglese):

- L'algoritmo di backpropagation  $BP$ [55]
- La procedura backpropagation con rate di apprendimento variabile autodeterminato,  $BPSDLR$ [61,63]
- La procedura di Approssimazione Polinomiale ( $PA$ )[62]
- La procedura che utilizza il Metodo di Newton con ripartenza periodica del Gradiente Coniugato ( $NPRCG$ )[62,64]

Nella progettazione della Rete Neurale ed in particolare per le procedure richieste per l'addestramento della rete abbiamo utilizzato l'interfaccia grafica presente nei toolboxes NNTool del codice di calcolo Matlab6.5



**Figura 5.5.1** - Esempio di NNtools per la creazione di una rete neurale

La riga di comando che crea la rete è

```
Net= newff(pr,([s1,s2,..sn1], [tf1, tf2,..tfn1], btf,blf,pf)
```

Dove

Pr=matrice Rx2 dei valori minimi e massimi per gli R elementi di ingresso

$S_i$  ( $i=1 \dots n_1$ )= numero di neuroni dell'i-mo strato

$Tf_i$  ( $i=1 \dots n_1$ )= funzione di attivazione dell'i-mo strato,

btf=funzione di training

blf=pesi, bias, funzione di learning

pf=funzione di performance

Si è costruita la Rete Neurale e si è proceduto variando ogni volta la funzione di addestramento. Abbiamo iniziato introducendo l'algoritmo BPSDLR, nel codice di "NNTool" di Matlab variando il parametro btf che noi settiamo sulla funzione "traingda".

Utilizzando questo algoritmo si è notato una convergenza più veloce rispetto al metodo del gradiente discendente semplice che sposta i pesi nella direzione del gradiente negativo, cioè nella direzione in cui la funzione di performance "net.performanceFcn" diminuisce più rapidamente.

Con questo algoritmo è possibile, dunque, accelerare la discesa ma è difficile da stabilizzare. Infatti più piccolo scegliamo il learning rate, che indichiamo con  $\gamma$ , più piccoli saranno i cambiamenti ai pesi sinaptici nella rete tra un'iterazione e l'altra, rendendo più preciso l'apprendimento. Ma diminuendo il learning rate rallentiamo l'apprendimento. Se scegliamo un learning rate

troppo grande l'apprendimento è più veloce ma la rete può diventare instabile e non convergere.

Testato l'algoritmo BPSDLR[61], abbiamo proceduto analizzando le prestazioni della rete utilizzando l'algoritmo dell'approssimazione polinomiale PA. Notiamo che l'obiettivo principale è ricercare il più basso rate di learning ( $\gamma = \gamma^*$ ) per cui la funzione di errore presenta un minimo. Poiché  $\nabla E^p$  indica la superficie di errore sulla quale il processo di apprendimento può essere interpretato come la discesa su tale superficie lungo la linea di massima pendenza, il valore della prima derivata dell'errore rispetto al rate di learning è minore di zero per  $\gamma = 0$ . Cominciando da zero,  $\gamma$  è aumentato per passi fino a quando la derivata non diventa positiva. Con due valori del rate di learning, corrispondenti rispettivamente ad un valore positivo e l'altro negativo del primo ordine della derivata dell'errore, è possibile valutare  $\gamma^*$  usando un'interpolazione polinomiale del terzo ordine.

Nell'altra procedura analizzata *NPRCG* detta metodo di Newton con gradiente coniugato [62] si presuppone che la dipendenza della funzione di errore sul rate di learning possa approssimarsi con una parabola convessa.

I risultati che abbiamo ottenuto in questa fase preliminare di progettazione della rete neurale non si discostano in modo significativo da quelli presenti in letteratura[58,59,60,61,62].

A questo punto per meglio classificare i segnali lidar e discernere una condizione di falso allarme da una condizione di allarme quando siamo in

presenza di un incendio l'idea cardine che abbiamo sviluppato in questo lavoro di ricerca consiste nel costruire un algoritmo capace da un lato di convergere molto velocemente, e contemporaneamente, di riuscire ad effettuare delle buone generalizzazioni della rete neurale. In questa nuova procedura il tasso di apprendimento  $\gamma$  sarà ottenuto usando l'interpolazione polinomiale PA al terzo ordine e la discesa verrà realizzata con il metodo della pendenza coniugata.

Il nuovo algoritmo che indicheremo con l'acronimo PARCG[58,59,60] dovrà essere in grado di velocizzare e ridurre i falsi allarmi che occorrono quando siamo in presenza di un incendio utilizzando sistemi di rivelazioni quali un sistema Lidar./Dial

### ***5.6 Risultati numerici***

Abbiamo ampiamente messo in evidenza nei paragrafi precedenti l'importanza dell'architettura della Rete Neurale per un suo corretto funzionamento.

Vogliamo in questo paragrafo descrivere in modo più esplicito il perceptron realizzato per la classificazione degli echi lidar quando siamo in presenza di una variazione della densità aerosolica in atmosfera dovuta all'innesco di un incendio boschivo.

Il perceptron che abbiamo progettato consiste in 22 nodi per il segnale di input di cui un nodo che riceve sempre un segnale +1 (per la rappresentazione del bias ), connessi attraverso i collegamenti sinaptici ad un singolo neurone di uscita.

Per trovare le condizioni che assegnano la capacità migliore di generalizzazione per il perceptron abbiamo variato i seguenti parametri di learning:

- il range dei pesi dei collegamenti sinaptici utilizzati per l'inizializzazione casuale, in particolare abbiamo utilizzato gli intervalli [-0.2;0.2], [-0.5;0.5],[-0.8;0.8]
- il numero dei pattern di addestramento
- il numero di epoche nelle procedure di addestramento

La generazione casuale dei pesi nel processo di inizializzazione introduce un carattere stocastico alle prestazioni del perceptron[55].

Questa condizione rende necessario valutare i risultati ottenuti con proprietà statistiche ripetendo ogni combinazione dei suddetti parametri 10 volte.

### **5.6.1 Misure lidar in campo : riconoscimento delle piume di fumo sul rumore atmosferico**

Durante la campagna di misure effettuata nell'estate del 2006 abbiamo rilevato un gran numero di echi lidar, che utilizzeremo per gli insiemi di convalida e di addestramento. Abbiamo acquisito e pre elaborato, secondo le metodologie descritte in precedenza, una serie di segnali contenenti solo rumore atmosferico ed una serie di segnali contenenti picchi dovuti alla presenza della piuma di fumo in prossimità dell'incendio boschivo.

In particolare abbiamo scelto 95 pattern di echi lidar contenenti i picchi dovuti alla variazione del coefficiente volumetrico areosolico.

I segnali lidar retrodiffusi dalla piuma di fumo utilizzati per il training set hanno un  $PNR > 7$ , questo perchè pattern con più bassi valori del rapporto picco-segnale generano un numero maggiore di falsi allarmi.

Per i nostri scopi abbiamo costruito diversi insiemi per l'addestramento contenenti rispettivamente 37, 62, 78 e 118 pattern. I segnali rimanenti sono stati utilizzati per costruire l'insieme di convalida.

Per tutte le procedure di addestramento esaminate, l'insieme costituito da 78 pattern è quello che ha prodotto una classificazione con il minor numero di falsi allarmi.

Analizziamo nello specifico l'insieme di addestramento: questo è stato costruito utilizzando 41 pattern con segnali lidar retrodiffusi dal fumo e 37 pattern costruiti con segnali lidar contenenti il solo rumore atmosferico.

Per l'insieme di convalida, abbiamo utilizzato 54 pattern costituiti da segnali lidar contenenti i picchi del fumo e 150 pattern contenenti echi lidar di solo rumore atmosferico.

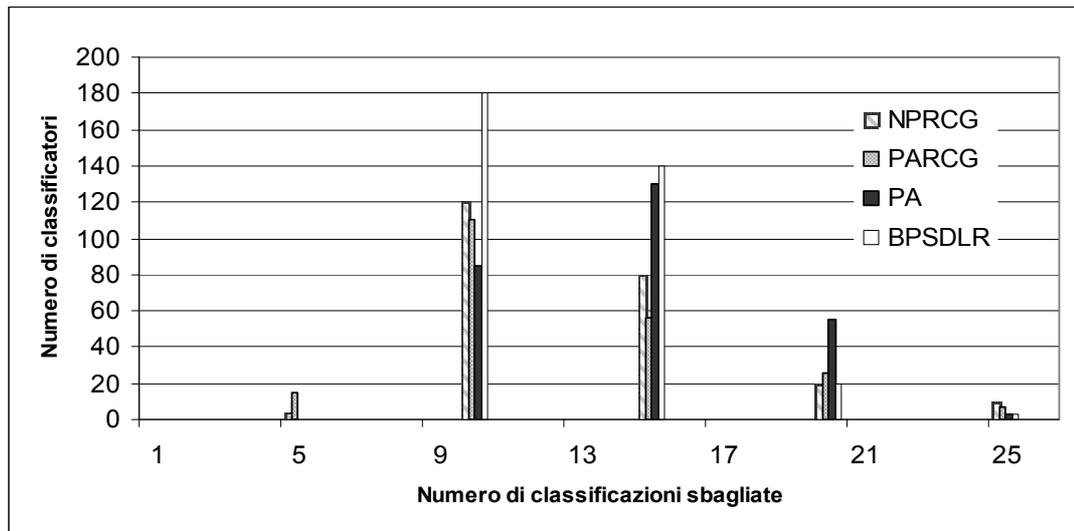
Sottolineamo il fatto che anche variando l'intervallo di inizializzazione dei pesi non si ottengono variazioni significative sulla percentuale dei falsi allarmi. Durante la progettazione della Rete abbiamo visto essere necessario prendere in considerazione diversi tipi di procedure di BP per l'ottimizzazione dell'addestramento del classificatore.

Si è pensato di procedere cercando la procedura capace di generare classificatori che producono il numero più basso di falsi allarmi. Per questo scopo abbiamo realizzato 300 perceptron (neuroni), per ognuno dei quattro algoritmi di Back-propagation analizzati tra quelli presenti in letteratura, con l'insieme di addestramento pari a 78 pattern e abbiamo testato la rete con un insieme di convalida. costruito con 204 pattern.

Riportiamo in figura 5.6.1 un istogramma che mostra il numero di classificatori che hanno generato un numero particolare di classificazioni sbagliate e conseguentemente dei falsi allarmi.

Nessuna tra le procedure analizzate ha condotto ad un classificatore che realizza meno di 5 errori di classificazione, e soltanto le procedure di addestramento realizzate per gli algoritmi PARCG e NPRCG hanno prodotto i classificatori che conducono ad un numero di circa 10 classificazioni sbagliate.

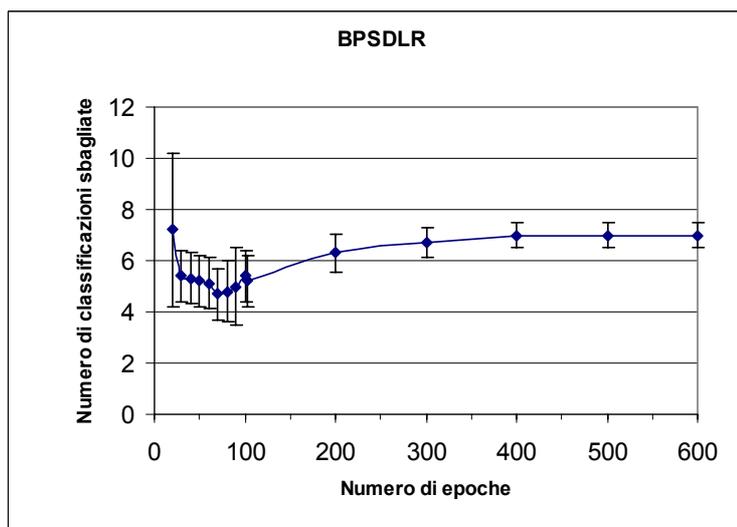
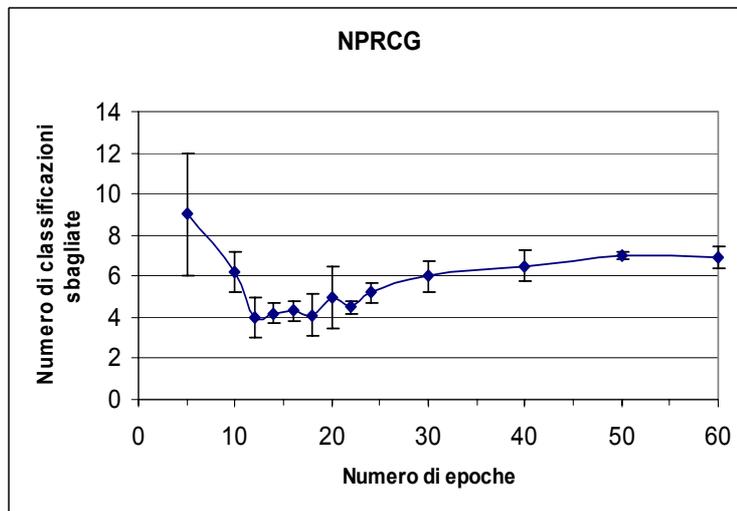
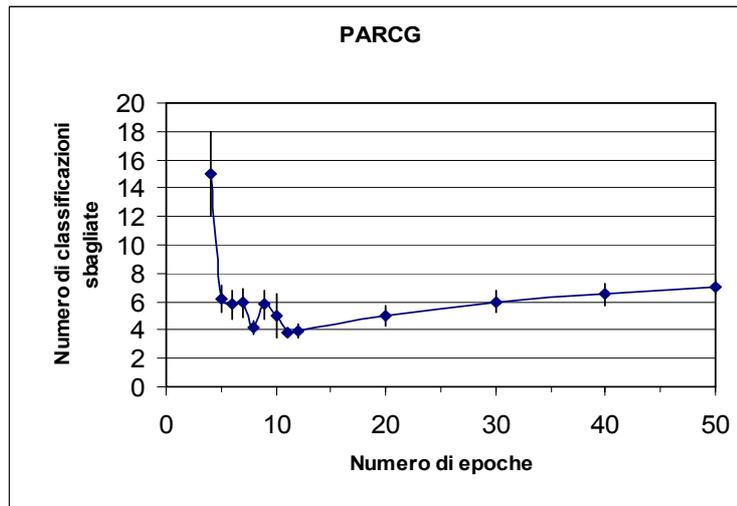
La procedura PARCG predomina nel gruppo dei classificatori migliori (5-9 classificazioni sbagliate e falsi allarmi) ma produce un relativo numero massimo di classificatori nel gruppo successivo (10-13).



**Figura 5.6.1** Distribuzione del numero totale di classificatori in funzione del numero classificazioni sbagliate con 78 modelli dell'insieme di addestramento e 204 modelli dell'insieme di convalida.

In figura 5.6.2 vogliamo mostrare il numero totale di classificazioni sbagliate in funzione del numero di epoche per ogni procedura di addestramento dell'algoritmo di back-propagation che abbiamo scelto per il test della rete neurale.

Anche in questo caso, come si evince dalla figura, le due procedure PARCG e NPRCG risultano le uniche capaci di raggiungere una percentuale di classificazioni sbagliate minori del 4,5%.



**Figura 5.6.2** Dinamica dei processi di learning per gli algoritmi testati

I risultati migliori che si sono raggiunti, rispettivamente per le procedure di PARCG e NPRCG, sono quelli per cui la percentuale minima di classificazioni sbagliate risulta essere del  $3,7 \pm 0,3\%$  e del  $4,2 \pm 0,4\%$

Dall'analisi intrapresa in questo studio per il problema che ci siamo preposti di risolvere, la procedura PARCG risulta quella migliore per l'addestramento della Rete perché esibisce la percentuale più bassa di classificazione sbagliate.

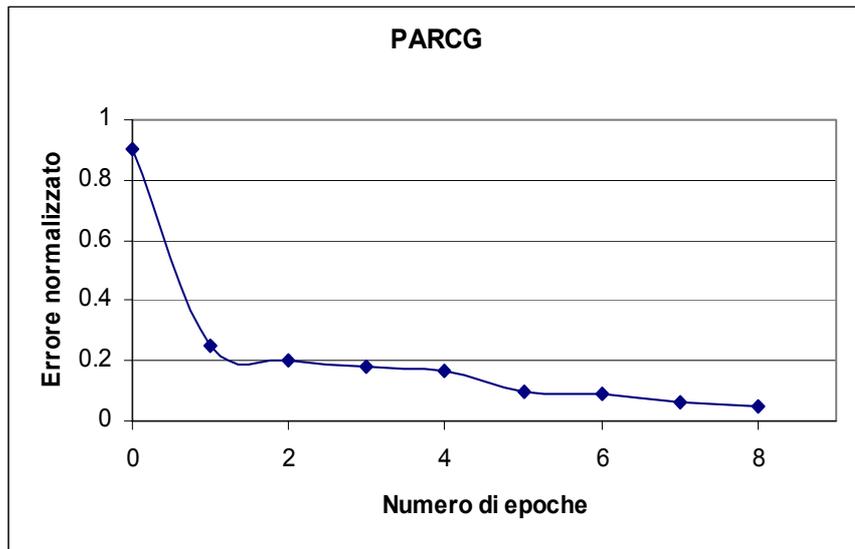
Inoltre abbiamo notato che le differenti procedure di learning presentano una percentuale minima di classificazioni sbagliate per differenti valori del numero di epoche utilizzate. Le procedure PARCG e NPRCG raggiungono le prestazioni migliori, in media, rispettivamente in 11 e 18 epoche di addestramento, mentre le altre procedure di learning hanno bisogno di 100 o più epoche di addestramento per ottenere dei buoni risultati, risultato questo che conferma ancora di più la scelta effettuata.

Per i calcoli specifici abbiamo utilizzato un processore tipo Pentium IV ad 1,7 GHz e una memoria Ram da 1GHz. I tempi di calcolo nell'eseguire la procedura PARCG con 11 epoche per 78 pattern di addestramento è risultato essere di circa 4 s.

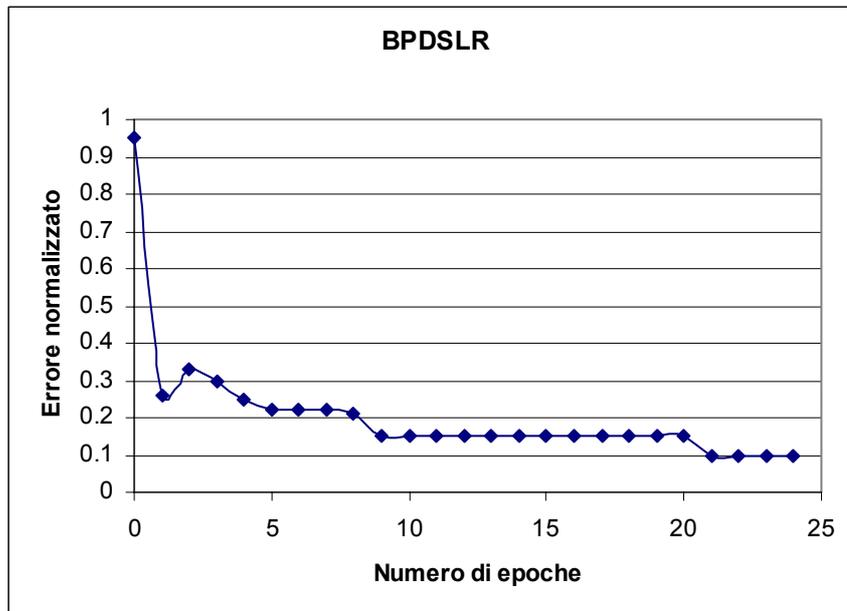
Nell'analisi condotta la procedura che ha realizzato un minore tempo di calcolo con 18 epoche è stata quella di NPRCG.

In figura 5.6.3 riportiamo l'andamento dell'errore totale di classificazione, calcolato come la somma del quadrato della distanza euclidea tra l'uscita

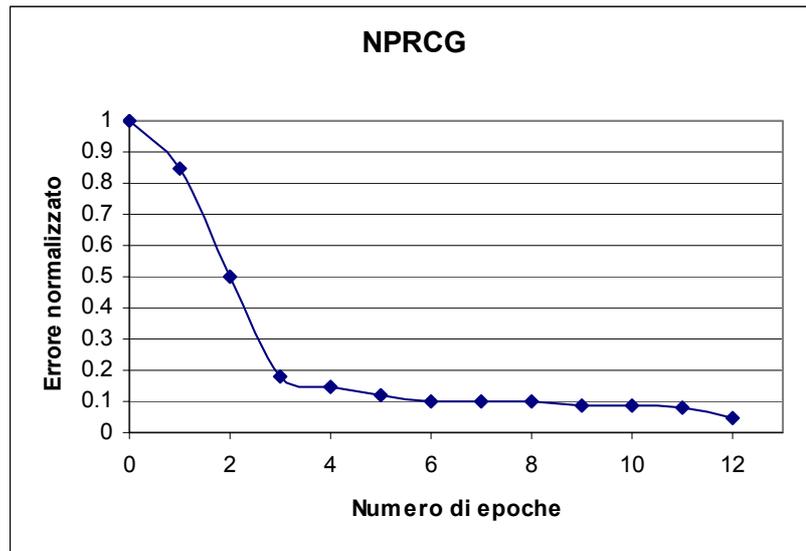
desiderata e l'uscita reale della rete neurale per tutti i pattern del training set [55] in funzione del numero di epoche di addestramento (con i pesi aggiornati[58,59]).



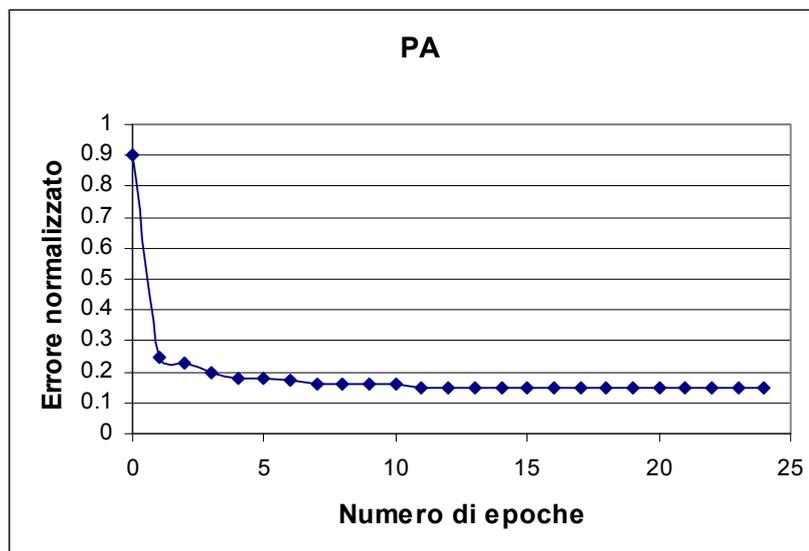
a)



b)



c)



d)

**Figura 5.6.3** - Andamento dell'errore di classificazione normalizzato rispettivamente per gli algoritmi a) PARCG; b)BPDSLR; c) NPRCG; d) PA

Come si evince dal grafico, per ogni procedura, il classificatore che presenta i risultati migliori è quello che presenta la decrescita più veloce dell'errore (PARCG), infatti è proprio quello costruito considerando le caratteristiche

migliori di ciascuna delle procedure che lo compongono (NPRCG, PA, BPDSLRL).

Considerando che siamo interessati alla minimizzazione dei falsi allarmi per questa applicazione della rete, l'efficienza della procedura è stata valutata considerando il numero di classificazioni sbagliate e di falsi allarmi, piuttosto che usando il valore dell'errore euclideo di classificazione per l'insieme di convalida. Infatti, è noto che la procedura migliore non è quella che conduce all'errore più basso per un dato addestramento della rete, perché, dopo avere raggiunto un certo valore, ulteriori riduzioni dell'errore diminuiscono la possibilità di generalizzazione del classificatore [55].

Il punto fondamentale è quanto velocemente una procedura può raggiungere il livello di errore di classificazione, che corrisponde al numero minimo di classificazioni sbagliate, sia per gli insiemi di convalida che di addestramento. Sulla base di tale argomentazione, analizziamo i risultati ottenuti.

Per le prime due epoche di addestramento la decrescita dell'errore relativa alla procedura PARCG è simile a quella che si ottiene addestrando la rete con la procedura di PA.

Questa procedura (PA) presenta una diminuzione più veloce degli errori per le prime due epoche, mentre per le altre epoche presenta una convergenza più veloce rispetto alla procedura NPRCG ma più lenta rispetto a quella di PARCG.

Le procedure di NPRCG e di PARCG, realizzano un livello del 5% dell'errore iniziale, rispettivamente dopo 8 e 12 epoche. Le altre procedure hanno bisogno di più di 25 epoche per raggiungere lo stesso risultato.

Il migliore classificatore risulta essere la procedura di PARCG. L'efficienza del classificatore risulta del 99% per l'insieme di convalida (nessuna classificazione sbagliata e tre falsi allarmi) e del 98% (tre falsi allarmi e tre classificazioni sbagliate) per entrambi gli insiemi. In conclusione l'efficienza del classificatore risulta pari al 97% nel caso specifico di classificazione dei picchi dovuti alla presenza di aerosol quando siamo in presenza di una piuma di fumo.

L'insieme di convalida è composto da 204 modelli, 54 contenenti il fumo sviluppatosi in seguito all'incendio boschivo e 150 contenenti rumore atmosferico.

Dai risultati ottenuti in via preliminare si evince la possibilità di applicare le reti neurali al riconoscimento dei picchi presenti nei segnali lidar quando siamo in presenza di un incendio boschivo. La Rete oltre a fornire la semplice decisione allarme non allarme nel minore tempo possibile, fornisce le coordinate della piuma di fumo e dunque la posizione dell'incendio.

Questi studi preliminari ci inducono a proseguire nel lavoro di ricerca e quindi di realizzare una rete neurale ancora più sofisticata, capace di discriminare i falsi allarmi generati dalla presenza di oggetti di origine antropica e topografica specifici nell'area da sorvegliare.

In conclusione il prototipo mobile LIDAR/DIAL dotato di Rete Neurale risulta dai risultati preliminari ottenuti in questo lavoro di ricerca un valido ed innovativo sistema nella sorveglianza degli incendi boschivi nella nostra regione.

## ***Conclusioni***

L'obiettivo principale del lavoro è stato quello di dimostrare come l'impiego del prototipo di unità mobile LIDAR/DIAL per il telerilevamento offra notevoli vantaggi per la rivelazione degli incendi, soprattutto per quel che riguarda il fattore *prontezza*.

Infatti, si è mostrato come il sistema, misurato la variazione di concentrazione di molecole di acqua contenute nell'aria nella fase iniziale di un incendio, sia in grado di generare un allarme.

L'acqua, tra i prodotti di combustione, è la sostanza rilasciata in maggiore quantità nella fase che precede la comparsa della fiamma e la produzione di particolato. Essendo questa rilevabile dalla strumentazione proposta consente la generazione di allarmi prima che l'incendio sia segnalato da altri sistemi.

Per la taratura del sistema, sono state eseguite misure di assorbimento in una cella costruita ad hoc ed i risultati confrontati con i valori ottenuti mediante simulazioni numeriche per i fumi in cella integrati con i valori registrati da una centralina meteorologica di terra.

Parallelamente sono state eseguite misure in cella della variazione della densità di aerosol tramite la tecnica Lidar (Ligth Detection and Ranging – Rivelazione di luce a distanza), ed anche in questo caso confrontate con i risultati di diverse simulazioni numeriche.

Le simulazioni hanno consentito di determinare, fissata la velocità di combustione, il tempo minimo dall'innesco della combustione affinché il quantitativo di acqua emesso in atmosfera potesse essere rivelato dal nostro sistema.

Dall'analisi del Rapporto Segnale Rumore si è ricavato ad esempio che, nell'ipotesi di un rate di combustione di 24 chilogrammi di materiale organico che bruci completamente in un'ora, già dopo 60 secondi dall'inizio della combustione il sistema Dial è in grado di misurare la concentrazione di H<sub>2</sub>O in un range di 5km.

Per minimizzare i falsi allarmi è stata progettata una Rete Neurale per la classificazione dei segnali lidar quando siamo in presenza di piume di fumo, dovute ad incendi boschivi (caso allarme incendio), e, nel caso di assenza di fumo (non allarme). I set di apprendimento e validazione degli algoritmi che andranno a definire la rete neurale saranno costruiti sulla base delle curve sperimentali, acquisite durante la campagna di misura, che contengono sia picchi dovuti alla presenza effettiva di fumo in atmosfera, sia picchi dovuti al rumore atmosferico. L'obiettivo è stato raggiunto riuscendo a realizzare un classificatore capace di discriminare i segnali contenenti picchi dovuti al fumo con una efficienza del 97%.

Ulteriori passi avanti nell'analisi di questo fenomeno potrebbero essere compiuti sviluppando algoritmi che tengano conto della topografia del luogo e dei possibili falsi allarmi che possono essere generati dalla presenza di

ostacoli solidi, che sappiamo produrre segnali lidar con retrodiffusione intensa e dunque simili a quelli del fumo.

Il lavoro svolto e i risultati presentati consentono di affermare la validità della strada intrapresa, che pur necessitando ancora di affinamento sia teorico sia sperimentale, per ottimizzarne l'uso, rimane senza dubbio, foriera di risultati indispensabili per le attività di monitoraggio nella rivelazione precoce degli incendi boschivi.

## Appendice A

### Listati Matlab 6.5

#### Program 1

```
%segnali-lidar.m
%calcola il rapporto tra due segnali lidar acquisiti rispettivamente a%
%cella piena (CP) ed a cella vuota (CV)%
%
%
%---cancellazione variabili presenti in memoria---%
clc
disp('*** fumo.m ***')
disp('___[01] - Cancellazione variabili...')
clear
disp('___Ok.')
```

%---importazione dati esterni (xls file)---%

```
fprintf('\n')
disp('___ - Lettura file xls da c:\mainfem\C_91_1.xls')
CV = xlsread('C_91_1');
disp('___ - Lettura file xls da c:\mainfem\C_112_1.xls')
CP = xlsread('C_112_1');
disp('___dimensione struttura dati:')
disp(size(CV))
fprintf('\n')
disp(size (CP))
%conversione dei segnali acquisiti
[m n]=size(CV);
[i j]=size (CP);
fprintf('\n')
ns = input('inserire il valore fondo scala dei tempi in ns:');
ch_CV = input ('inserire il valore fondo scala dei volts CV in mV:');
ch_CP = input ('inserire il valore fondo scala dei volts CP in mV:');
lambda= input ('lunghezza d_onda in nm:');
beta_CV= input('inserire il valore di beta cella vuota (m-1):');
DV_CV=((ch_CV*10)*(10^-3))/256
DV_CP=((ch_CP*10)*(10^-3))/256 %CH2 espresso in mV%
DT=(((ns*10)/m))*0.15

for z = 1: m
    CVx(z,1)=DT*CV(z,1);
    CVx(z,2)=10*DV_CV*CV(z,2);
    CP2(z,1)=DT*CP(z,1);
    CP2(z,2)=DV_CP*CP(z,2);
    x(z)=CVx(z,1);
    x1(z)=- (CVx(1,2))+CVx(z,2);
```

```

    %x1(z)=9*CVx(z,2);%
    y(z)=CP2(z,1);
    y1(z)=-CP2(1,2)+CP2(z,2);
    %y1(z)=(x1(1)-CP2(1,2))+CP2(z,2);%
end

```

```

figure (1)
plot(x,x1,y,y1)
title ('Segnali Lidar');
xlabel('metri');
ylabel('volts');
legend('cella vuota','cella piena');
axis([0 75 0 0.04])
grid

```

```

figure (2)
plot(y,y1,'.')
title('Segnale Lidar a cella piena');
xlabel('metri');
ylabel('volts');
axis([0 75 0 0.05])
grid

```

```

%calcolo dell'andamento del coefficiente
% volumetrico dovuto alla presenza di fumo
x_corr=x1((x1>0)|(x1<0));

```

```

[p q]= size (x_corr);
k=124;
for c = 1: q
    rapporto(c)=(y1(c)/x_corr(c));
    x_rapp(c)=x(c);
end

```

```

figure (3)
plot (x_rapp,rapporto, '-')
title('Rapporto CP/CV');
axis([0 75 0 0.5])
grid

```

```
clear x
```

```
delta=0.75;
```

```

count=0;
for x = 1:90
    h(x)=x_rapp(1)+(x*delta);
    %disp(h);%
    for c = 1:q;
        if x_rapp(c) < h;
            count=count+1;
            g(x,1)=count;

        else
            count=0;
            x=x+1;
        end

    end

end

clear x

d(1,1)=g(1,1);

for x = 2 :90
    d(x,1)=(g(x,1)-g(x-1,1));
end
disp('__ numero di elementi presenti in ogni intervallo: ')
disp(d(1,1));
clear x
clear c

di=0;
for x = 1:90
    int (x) = d(1,1);
    for i = 1:int(x)
        b(i,x)= beta_CV*((k*rapporto(i+di))-1);

    end

    di=di+d(1,1);

end

clear i
clear x
somma = sum(b);

```

```
media = mean(b);
media_2=media';
```

```
z(1,1)=x_rapp(1,1)
i=d(1,1);
for x= 2: 90
z(x,1)=x_rapp(i);
i=i+d(1,1);
end
clear x
```

```
figure (4)
plot (z,media, '*')
title('Andamento del coefficiente di backscattering');
xlabel('metri');
ylabel('beta fumo (m-1)');
axis([0 70 0 0.001]);
grid
```

### **Program2**

```
% MAINFEM.M %
% Calcola il numero di molecole rivelate da un sistema dial con sorgente%
% CO2 in funzione della distanza LIDAR-INCENDIO%
%% DESCRIZIONE VARIABILI %
% noise_matrix -> matrice delle concentrazioni importata senza rimozione %
% del fondo %
% c_matrix -> matrice delle concentrazioni senza il fondo %
% m, n -> dimensioni della matrice noise_matrix %
% noise -> il valore limite per la rimozione del fondo (tra 0 e 1) %
% n_matrix -> matrice normalizzata %
% ref_norm -> valore di riferimento normalizzazione %
% d_min, d_max -> distanze risp. minima e massima dall'incendio (m)%
% step -> dimensione in metri del salto tra d_min e d_max %
% s -> diametro di divergenza del fascio laser %
% y_min, y_max -> delta quota dovuto all'apertura del fascio %
% result_matrix > matrice delle concentrazioni: ogni riga riporta i valori relativi ad una distanza d
compresa fra d_min e d_max tra sorgente laser e incendio. Ogni valore colonna è una concentrazione
rivelata all'interno della regione definita da y_min e y_max %
% result_array -> è un vettore con numero di elementi pari al numero delle righe di result_matrix;

%---cancellazione variabili presenti in memoria---%
clc
disp('*** MAINFEM.M ***')
disp('___[01] - Cancellazione variabili...')
clear
disp('___Ok.')
```

```
%---importazione dati esterni (ASCII file)---%
fprintf('\n')
```

```

disp('___[02] - Lettura file ascii da c:\mainfem\feqlabm.txt')
load c:\mainfem\feqlabm.txt -ascii % crea la variabile feqlabm (matrice) dal file
dati feqlabm.txt %
noise_matrix=feqlabm;
c_matrix=feqlabm;
disp('___dimensione struttura dati:')
disp(size(c_matrix))
clear feqlabm

%---rimozione fondo---%
fprintf('\n')
disp('___[03] Rimozione fondo dalla matrice dati')
fprintf('\n')
[m n]=size(noise_matrix);
noise = input('___inserire il valore limite di concentrazione per il fondo: ');
for c = 1:m;
if noise_matrix(c,3) < noise;
c_matrix(c,3) = 0;
end
end
clear c
n_subst=0;
for c = 1:m
if c_matrix(c,3) == 0
n_subst=n_subst+1;
end
end
disp('___sono stati sostituiti')
disp(n_subst)
disp('___valori.')
fprintf('\n')

%---normalizzazione valori---%
disp('___[04] Normalizzazione della matrice delle concentrazioni')
fprintf('\n')
n_matrix=c_matrix;
ref_norm=sum(c_matrix(:,3));
disp('___valore di riferimento per la normalizzazione:')
disp(ref_norm)
for a = 1:size(c_matrix,1)
n_matrix(a,3)=n_matrix(a,3)/ref_norm;
end
clear a
disp('___test di controllo')
disp(sum(n_matrix(:,3)))
n_matrix; %elimina il ; per controllare i calcoli %

%---registro i dati su un file .MAT---%
disp('___[05] Memorizzazione dati su disco')
fprintf('\n')
disp('___registrazione della matrice e delle variabili associate su
c:\mainfem\normtest.mat per usi futuri...')
save c:\mainfem\normtest.mat noise_matrix c_matrix ref_norm n_matrix
disp('___Ok.')

```

```

%---prove di cicli FOR sulle strutture dati---%

%---somma di valori in un range Y specificato---%
disp('___[06] Calcolo del raggio medio del pennacchio di fumo')
fprintf('\n')
d_counter = 0;
for r = 1:size(n_matrix,1)
if n_matrix(r,2) >= (30-1)
if n_matrix(r,2) <= (30+1)
if n_matrix(r,3) > 0
d_counter = d_counter+1;
r_array(d_counter) = n_matrix(r,1);
fprintf('.')
end
end
end
end
r_mesh = round(d_counter/2);
fprintf('\n')
fprintf('___ calcolo il numero di nodi: ')
disp(r_mesh)
fprintf('___ corrispondente ad un diametro medio di (m): ')
d_plume = max(r_array) - min(r_array);
disp(d_plume)
fprintf('\n')
disp('___[07] Calcolo del numero di molecole in funzione della distanza LIDAR
-INCENDIO')
fprintf('\n')
d = 0;
d_min = 200;
d_max = 10000;
bd = (2*0.77)/1000;
step = 200;
m_water = 40.22;%moli H2O emesse dalla comb. di 1kg %
n_avog = 6.022*(10^23);
fprintf('___elaborazione in corso: ')
for d = d_min:step:d_max
s((d/step)) = bd*d;
% disp(s) %
y_min((d/step))=30-((s(d/step))/2);
y_max((d/step))=30+((s(d/step))/2);
% disp(y_min) %
% disp(y_max) %
count_yminymax_c=0;
for a = 1:size(n_matrix,1)
if (n_matrix(a,2) >= y_min((d/step)))
if (n_matrix(a,2) <= y_max((d/step)))
count_yminymax_c=count_yminymax_c+1;
result_matrix((d/step),count_yminymax_c)=(n_matrix(a,3)*m_water*n_avog);
end
end
end
s_max((d/step))=bd*(d+d_plume);

```

```

r_medio((d/step))=((s(d/step))/2)+(s_max((d/step))/2)/2;
vol_inv((d/step)) = pi*((r_medio(d/step))^2)*d_plume; % volume del cilindro%
vol_norm((d/step)) = vol_inv((d/step)) * (2.69) * (10^19);
vol_ref = 15000;%concentrazione H2O presente in atm (ppb)%
% disp('___ho trovato') %
% disp(count_yminymax_c) %
% disp('___occorrenze durante lo step:') %
% disp(d/step) %
fprintf('.')
result_array((d/step)) =sum(result_matrix((d/step),:));
result_array_ppm((d/step))=(result_array((d/step))/vol_norm((d/step)));
end
fprintf('\n')
disp('___scrittura dati in corso, attendere...')
%dlmwrite('c:\mainfem\result_matrix.txt',result_matrix,' ')
dlmwrite('c:\mainfem\result_array.txt',result_array,' ')
disp('___Ok.')
fprintf('\n')
disp('___[08] Generazione curva ...')
fprintf('\n')
disp('___[09] Curve di sensibilità del sistema Dial...')
sez_urto=(7.7)*(10^(-4));
zeta=0.1;
rho=0.1;
power=10^9;
area=1260;
nep=1.87*(10^-6);
alpha=0.05;
step_2=10;
for r_dist_min=10:step_2:200000
c_dist_min((r_dist_min/step_2))=(50/((sez_urto)*(r_dist_min/1000)))/1000;
end
for r_dist_max=10:step_2:200000
expo((r_dist_max/step_2))=exp(-2*alpha*(r_dist_max/1000));
c_dist_max((r_dist_max/step_2)) =
((nep*pi*(r_dist_max/1000))/(2*zeta*rho*power*sez_urto*expo((r_dist_max/step_2))))*(10^6);
end
x=d_min:step:d_max;
figure(1)
semilogy(x,result_array_ppm,'-r')
grid
title('Concentrazione di H2O al variare della distanza LIDAR-smokeplume')
xlabel('Distanza LIDAR-smokeplume (m)')
ylabel('Concentrazione H2O (ppm)')
input('___premere un tasto per uscire.')
figure(2)
plot(x,vol_inv,'-m')
title('Variazione del volume investigato in funzione della distanza Lidar-smokeplume')
xlabel('Distanza Lidar-smokeplume (m)')
ylabel('Volume investigato (m3)')
grid
figure(3)
plot(x,result_array,'-b')
title('Molecole H2O rivelate al variare della distanza Lidar-smokeplume')

```

```
xlabel('Distanza Lidar-smokeplume (m)')
ylabel('Numero di molecole rivelate')
grid
y=10:step_2:200000;
figure(4)
loglog(y,c_dist_min,y,c_dist_max,x,result_array_ppm,'-r')
title('Limiti sulla concentrazione minima rivelabile dal Dial')
xlabel('Distanza Dial-smokeplume (m)')
ylabel('Concentrazione H2O (ppm)')
axis([10 200000 1 4000])
grid
```

## Appendice B

### *Introduzione alle Reti Neurali*

Le reti neurali artificiali sono nate per riprodurre attività tipiche del cervello umano come la percezione di immagini, il riconoscimento di forme, la comprensione del linguaggio, il coordinamento senso-motorio. A tale scopo si sono studiate le caratteristiche del cervello umano. Una Rete Neurale (RN) è costituita da un numero di neuroni collegati tra loro da diverse connessioni sinaptiche. La funzione di un neurone biologico è quella di sommare i suoi input e produrre un output nel caso in cui tale somma sia maggiore di un dato valore di soglia. Per riprodurre artificialmente il cervello umano occorre realizzare una rete di elementi molto semplici che sia una struttura distribuita, massicciamente parallela, capace di apprendere e quindi di generalizzare (cioè produrre uscite in corrispondenza di ingressi non incontrati durante l'addestramento). Tipicamente, il neurone artificiale ha molti ingressi ed una sola uscita. Ogni ingresso ha associato un peso, che determina la conducibilità del canale di ingresso. L'attivazione del neurone è una funzione della somma pesata degli ingressi. Il metodo più usato per addestrare una rete neurale consiste nel presentare in ingresso alla rete un insieme di esempi (*training set*). La risposta fornita dalla rete per ogni esempio viene confrontata con la risposta desiderata, si valuta la differenza (errore) fra le due e, in base a tale differenza, si aggiustano i pesi. Questo processo viene ripetuto sull'intero training set finchè le uscite della rete producono un errore al di sotto di una

soglia prestabilita. Anche se di recente introduzione, le reti neurali trovano valida applicazione in settori quali predizione, classificazione, riconoscimento e controllo, portando spesso contributi significativi alla soluzione di problemi difficilmente trattabili con metodologie classiche.

Le RN possono essere utilizzate principalmente per due scopi:

- Il Pattern Recognition (riconoscimento di regolarità)
- L'approssimazione di funzioni  $\mathbb{R}^{M_0} \rightarrow \mathbb{R}^{M_{in}}$

Nella Pattern Recognition lo scopo principale è la classificazione, cioè dato un input alla rete, essa è in grado di analizzarlo e di elaborare in uscita un sua specifica classificazione tenendo conto della distanza nello spazio geometrico dei pattern di ingresso. In base al modo di misurare tale distanza, i classificatori di patterns si dividono in due grandi categorie: i numerici e i non numerici. Le tecniche numeriche misurano la distanza in modo deterministico mentre quelle non numeriche sono invece legate ai processi simbolici come i fuzzy sets. L'utilizzo delle reti neurali come approssimatori permette di modellare funzioni  $\mathbb{R}^{M_0} \rightarrow \mathbb{R}^{M_{in}}$  continue e differenziabili la cui relazione in/out viene modellata attraverso un training della rete stessa su di un set di dati forniti come "esempio". Questa caratteristica viene utilizzata nell'ambito della caratterizzazione di processi complessi, e come strumenti per la loro predizione ed analisi. I vari tipi di reti neurali proposti differiscono nel

modello di neurone utilizzato e nell'architettura, cioè nel modo di connettere i neuroni, in particolare vengono individuate le seguenti classi:

1. Reti feedforward;
2. Reti ricorrenti.

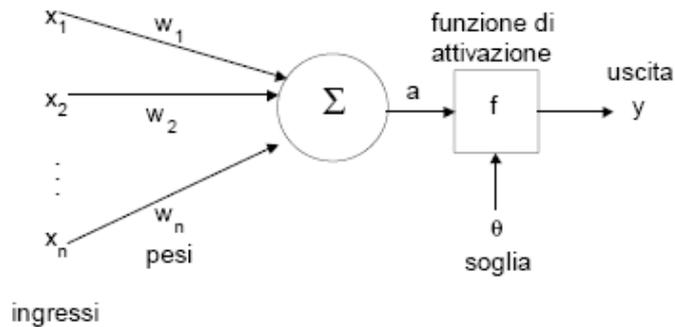
Nelle reti di tipo feedforward i neuroni sono organizzati in strati ed esistono connessioni esclusivamente da uno strato al successivo. Possono perciò essere interpretate come sistemi non lineari statici. Nelle reti ricorrenti l'ingresso di un neurone dipende anche dall'uscita dello stesso neurone. Possono quindi essere rappresentate come *sistemi non lineari dinamici*.

Partiremo dal modello più semplice di neurone artificiale (il *Perceptrone*). Il loro largo impiego trae principalmente origine dalle proprietà di approssimazione che presentano.

### **1.1 Modello di Neurone singolo (Perceptron)**

La rete neurale *Single Layer Network* (S.L.N.), indicata anche con il termine ***Perceptron***, è fondamentale per poter iniziare a comprendere la struttura e le caratteristiche dei modelli matematici neurali che vanno sotto il nome di *Supervised Artificial Neural Networks*.

Per capire meglio la struttura di queste reti neurali facciamo riferimento allo schema rappresentato in figura 1.1.



**Figura 1.1** Single Layer Network

Notiamo che una rete neurale di questo tipo è formata da:

- **n neuroni di input**  $x_1, \dots, x_n$ ;
- **n connessioni** dette anche *sinapsi*;
- un singolo **neurone di output**:

è proprio perché esiste solo uno strato (*layer*) di connessioni tra i neuroni di input e quelli di output che questo tipo di reti neurali è detto S.L.N.

Dalla figura 1.1 si può notare che la comunicazione, quindi lo scambio di informazioni, sia unidirezionale, dai neuroni di input verso quelli di output, grazie alle connessioni rappresentate da archi orientati.

Ad ogni connessione è associato un **peso**  $w$  ( $w_i$  sono numeri reali che riproducono le sinapsi), il cui valore determina l'influenza che ciascun neurone di input fornisce, in modo indipendente, al neurone di output. Se  $w_i > 0$ , il canale è detto *eccitatorio*, se  $w_i < 0$ , il canale è *inibitorio*. Il valore

assoluto di un peso rappresenta la forza della connessione. È importante notare, inoltre, che i neuroni di input non possono comunicare tra loro.

Al neurone di output è associata una opportuna funzione che determina il valore di uscita, detta **Funzione di Attivazione** o anche **di Trasferimento**.

In particolare, un perceptron con n neuroni di input calcola la seguente funzione:

$$\hat{y}(\underline{x}, \underline{w}) = \phi \left( \sum_{i=1}^n w_i x_i - w_0 \right) \quad (1.1)$$

- $\phi$  è la funzione di attivazione,
- $w_i$  è il peso della connessione che collega l' *i*esimo neurone di input con il neurone di output,
- $x_i$  è il valore in ingresso all' *i*-mo neurone di input,
- $w_0$  è il valore di soglia associato al neurone di output.

Pertanto dalla (1.1) si può osservare come il *perceptron* effettui prima una somma pesata dei valori in ingresso ai neuroni di input, sottragga a tale somma il valore di soglia ed infine computi il valore della funzione di attivazione in corrispondenza dell'argomento ottenuto tramite le precedenti operazioni.

La funzione di attivazione associata al neurone di output è la funzione segno che

è definita nel seguente modo:

$$(1.2)$$

$$\phi(z) = \begin{cases} 1 & \text{se } z \geq 0 \\ 0 & \text{se } z < 0 \end{cases}$$

Il *perceptron*, così come è stato appena introdotto, può essere utilizzato per risolvere problemi di classificazione nel caso in cui si debba discriminare tra elementi appartenenti a due classi distinte. Introducendo la funzione di attivazione il modello di un neurone diventa:

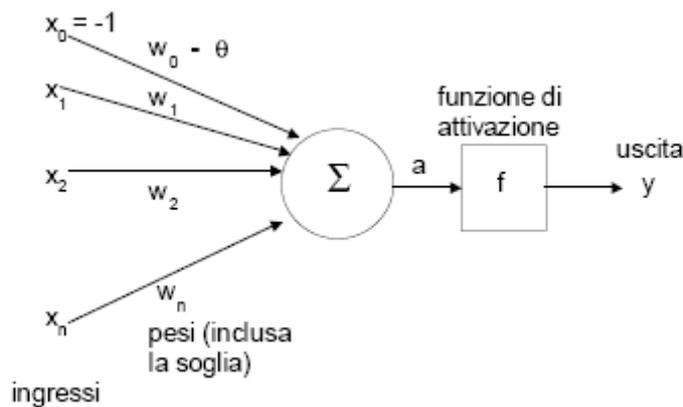


Figura 1.2

L'utilizzo del *perceptron* implica la determinazione dei valori dei pesi associati alle connessioni in modo tale che gli elementi dati vengano classificati correttamente.

Il processo, tramite il quale risulta possibile determinare i valori dei pesi sinaptici e della soglia, viene detto processo di *apprendimento* o *learning*.

L'insieme di dati disponibili, rispetto al quale vengono calibrati i parametri liberi del *perceptron* (pesi e soglia), viene appunto definito come *training set*

e rappresenta un insieme di esempi che il *perceptron* utilizza al fine di apprendere la relazione che suddivide lo spazio di  $n$  regioni distinte.

Appresa tale relazione, il *perceptron* può essere utilizzato per classificare nuovi casi ovvero vettori di input non appartenenti all'insieme di dati  $D$ .

Quindi, l'obiettivo dell'addestramento del *perceptron* è di sintetizzare in modo efficiente l'informazione disponibile fornita tramite l'insieme dei dati  $TRset$  (*training set*) per classificare correttamente nuovi casi.

È importante specificare che il *perceptron* è in grado di separare solo classi o insiemi che siano linearmente separabili.

Quindi, nel caso che l'insieme dei dati  $TRset$  contenga due o più classi distinte non linearmente separabili, è necessario disporre di modelli neurali in grado di dare maggior flessibilità.

### **1.2 Delta Rule.**

La regola più utilizzata per aggiustare i pesi di un neurone è la Delta Rule o regola di widrow-Hoff.

Supponiamo di voler addestrare la rete con un insieme di *training samples* formati da un vettore di ingresso  $\mathbf{x}_p = (x_1, x_2, \dots, x_p)$  e sia  $\mathbf{d}_p$  il vettore dei valori dell'uscita desiderata. Per ogni training samples l'uscita della rete differisce

dal valore desiderato  $d_p$  di  $(d_p - y_p)$ , dove  $y_p$  è l'uscita effettiva della rete per quell'input pattern.

La funzione di errore commesso dalla rete sull'esempio generico  $p$  è definita come la sommatoria dell'errore quadratico:

$$E = \sum_p E^p = \frac{1}{2} \sum_p (d_p - y_p)^2$$

dove l'indice  $p$  varia sull'insieme di input pattern e  $E_p$  rappresenta l'errore associato al pattern  $p$ .

L'idea è trovare i valori dei pesi sinattici che minimizzano la funzione di errore. La regola di apprendimento delta rule usa questa differenza per variare i pesi della rete e stabilisce che la variazione del generico peso è la seguente:

$$\Delta_p w_j = \gamma \delta^p x_j$$

Dove  $\gamma$  è detto learning rate e rappresenta la ripidità di discesa di  $E$  sulla superficie dell'errore.

Aggiornando i pesi mediante la delta rule l'apprendimento converge verso una configurazione dei pesi che minimizza l'errore quadratico globale.

### ***1.3 Algoritmo di BackPropagation***

Tale algoritmo introdotto solo nel 1986, prevede di calcolare l'errore commesso da un neurone dell'ultimo strato nascosto propagando all'indietro l'errore calcolato sui neuroni di uscita collegati a tale neurone.

Lo stesso procedimento è poi ripetuto per tutti i neuroni del penultimo strato nascosto, e così via. L'algoritmo di backpropagation utilizza una generalizzazione della delte rule: Il segnale di errore all'uscita del neurone  $j$  alla iterazione  $n$  è definito da:

$$e_j = d_j(n) - y_j(n)$$

Definiamo inoltre l'energia dell'errore per un training pattern come:

$$E(n) = \frac{1}{2} \sum_j (e_j^2(n))$$

L'energia media dell'errore è quindi:

$$E_{av}(n) = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N E(n)$$

Dato un training set,  $E_{av}$  rappresenta una funzione di costo.

L'obiettivo della procedura Backpropagation è quello di aggiustare i parametri liberi della rete (pesi e bias) in modo tale da minimizzare questa funzione. I parametri sono modificati in base agli errori calcolati per ogni pattern presentato alla rete.

Il segnale di errore per un'unità di output può essere scritto come:

$$\delta_o^p = (d_o^p - y_o^p)(y_o^p)(1 - y_o^p)$$

Il segnale di errore per un'unità nascosta (neurone hidden) è:

$$\delta_h^p = (y_h^p)(1 - y_h^p) \sum_{o=1}^{N_0} \delta_o^p w_{ho}$$

I pesi sono aggiornati secondo la regola:

$$\Delta_p w_{jk} = -\gamma \frac{\partial E^p}{\partial w_{jk}} = \gamma \delta_k^p y_j^p$$

Il processo di apprendimento può essere interpretato come una discesa sulla superficie dell'errore lungo la linea di massima pendenza, individuata appunto

dal gradiente  $-\nabla E^p = -\gamma \frac{\partial E^p}{\partial w_{jk}} = \gamma \delta_k^p y_j^p$ .

E' importante scegliere il giusto valore di  $\gamma$  infatti un valore troppo piccolo può comportare un apprendimento troppo lento, mentre un valore elevato può provocare oscillazioni dell'errore intorno al minimo.

#### ***1.4 Addestramento della rete neurale***

Consideriamo un training set costituito da  $m$  esempi  $(X_p, D_p)$ , l'addestramento di una rete avviene tramite i seguenti passi:

1) si inizializzano i pesi con valori casuali (in genere, con valori non troppo elevati);

- 2) si presenta un ingresso  $X_p$  e si calcolano le uscite di tutti i neuroni della rete;
- 3) dato  $D_p$ , si calcolano l'errore e la variazione dei pesi per ogni neurone dello strato di uscita;
- 4) partendo dall'ultimo strato nascosto e procedendo all'indietro, la rete va ad eseguire le seguenti procedure:
- 5) per tutti gli strati va ad aggiornare i pesi;
- 6) ripete il processo dal punto 2 finché non si siano presentati tutti gli  $m$  esempi del training set;
- 7) calcola l'errore medio sul training set (oppure l'errore globale); se l'errore è al di sotto di una soglia prefissata, l'algoritmo termina (si è raggiunta la convergenza), altrimenti si ripete un intero ciclo di presentazione del training set;

Un ciclo di presentazione degli esempi del training set è detto *epoca*. Il processo di apprendimento procede epoca dopo epoca finché l'aggiornamento dei pesi non produca un livello accettabile per un qualche criterio di stop. Il calcolo dell'aggiornamento dei pesi può a sua volta essere fatto considerando ad ogni epoca la presentazione di tutte le coppie (algoritmo batch), oppure dopo la presentazione di una singola coppia  $(x_p, d_p)$  del training set a disposizione.

Solitamente nella trattazione di tali problematiche esistono due modalità di applicazione dell'algoritmo di backpropagation:

- a) nella modalità *batch* i pesi sono aggiornati dopo aver presentato alla rete tutti gli esempi del training set,
- b) nella modalità *on-line* (o *incrementale*) i pesi sono aggiornati dopo la presentazione di ogni esempio.

#### Bibliografia Appendice B

- [1] S. Haykin, “*Committee Machines*”, in *Neural Networks. A Comprehensive Foundation*, 2nd ed., London: Prentice Hall, 1999.
- [2] S. Cammarata *Reti Neuronali* ETAS libri 1997.
- [3] L. Fausett *Foundamentals of Neural Networks* Prentice Hall 1994
- [4] Dispense lezione Prof. Beatrice Lazzerini Dipartimento di Ingegneria della Informazione Via Diotisalvi, 2 56122 PISA

## ***Ringraziamenti***

*A conclusione di questo lavoro di ricerca non posso esimermi dal ringraziare il Prof. Carlo Bellecci per le idee, i suggerimenti e lo stimolo durante lo svolgimento del mio lavoro di tesi e per avermi permesso di lavorare presso i Laboratori del CRATI s.c.r.l. mettendomi a disposizione la sua competenza e tutte le risorse necessarie per operare al meglio.*

*Un ringraziamento all'equipe di professori, ricercatori, tecnici e dottorandi dei laboratori di elettronica quantistica dell'Università di Roma Tor vergata, in particolare a Pasquale per avermi dimostrato, in questi 3 anni di studio, che l'ambiente scientifico è luogo dove le persone possono migliorare le loro conoscenze attraverso esperienze di cooperazione.*

*Un ringraziamento alla compagna di lavoro e amica Michela per aver condiviso le innumerevoli giornate estive calde e afose (41°C) durante le campagne di misura lidar condotte per il conseguimento del lavoro sperimentale e per il supporto morale prestatomi durante la stesura di questa tesi.*

*Rivolgo un pensiero ai miei genitori e a mio fratello perché grazie al loro sostegno mi è stato possibile raggiungere un obiettivo così ambito e importante.*

*Infine un ringraziamento a Giuseppe per avermi incoraggiato a tenere sempre viva la passione per la scienza.*

## Bibliografia

- [1] P.F. Ambrico et al “*A multiparametric lidar system spanning from UV to the mid IR*” *laser und optoelektronik* , vol.29(5), pp 62-69,1997.
- [2] Raymond M. Measures, “*Laser remote sensing, fundamentals and applications*” J. Wiley and Sons inc, 1984.
- [3] Ens Bösenberg “*Ground-based differential adsorption lidar for water – vapor and temperature profiling: methodology*” *Applied Optics* vol.37, n.18, pp 3845-3860, 1998.
- [4] kuo-Nan Liou “*An introduction to atmospheric radiation*” *International Geophysics Series*, vol. 26, pp 285-289, 1996.
- [5] L. Byer “*Remote air pollution measurement*”, *Optical and Quantum Electronics* Vol.7, pp 147-177, 1975.
- [6] H. Kildar and L. Byer “*Comparison of laser method for the remote detection of atmospheric pollutants*”, *proceeding of IEEE*, Vol.59, pp 1644-1663, 1971.
- [7] J. L. Stith, L. F. Radke, P. V. Hobbs, “*Particle emissions and the production of ozone and nitrogen from the burning of forest slash*” *Atmos. Environ.*, 1984.
- [8] C. Hueglin, C. Gaegauf, S. Kunzel, H. Burtscher: *Environ. Sci. Technol.* 31, 3439, 1997
- [9] J. S. de Vries, den Breejen: *In Atmospheric Propagation and Remote Sensing II*, ed. by A. Kohnle, W.B. Miller, Vol. 1968 Proc. SPIE, p. 716, 1993
- [10] B. Benech, P. Van Dinh, A. Ezcurra, J. L. Lesne, *Investigation of a 100 MW smoke plume by means of a 1.064 $\mu$ m – Determination of diffusion characteristics of the plume particles*, *Atmos. Environ.*, 1988.
- [11] E. M. Patterson, C. K. Mc Mahon, *Absorption characteristics of forest fires particulate matter*, *Atmos. Environ.*, 1984.
- [12] G. Mie, *Beitrag sur Optics Trusben Median speziell Kolloidaler Metallosungen*, *Ann. Phys. (Leipzig)* 25, 377, 1908.

- [13] G. Gousbet, L. Mees, G. Grehan, *Generic formulation of Generalized Lorenz Mie theory for pulsed laser illumination*, Laboratoire d'Énergie des Systèmes et Procédés, Unité Mixte de Recherche 6614/CORIA CNRS/INSA et Université de Rouen, BP08, 76131 Mont Saint Aignon, France.
- [14] International conference on optical and millimeter wave propagation and scattering in the atmosphere, conference digest, Florence, Italy, May 27-30, 1986.
- [15] D.K. Killinger and N. Menyuk "Remote probing of the atmosphere using a CO<sub>2</sub> dial system", IEEE Journal of Quantum Electronics, Vol.17, n°9, 1981.
- [16] N. Menyuk, D.K. Killinger and W. E. De Feo, "Laser remote sensing of hydrazine, mmh, and udmh using a differential absorption CO<sub>2</sub> lidar" Applied Optics vol.21, n°12, pp.2275-2286, 1982.
- [17] C. Bellecci, G.E.M.L. Caputi, P. Gaudio, F. De Donato, and M. Valentini "CO<sub>2</sub> Dial for monitoring atmospheric pollutants at the University of Calabria", Il Nuovo Cimento, Vol. 18, n° 5, 1995.
- [18] J. Quagliano et al "Quantitative chemical identification of four gases in remote infrared (9-11 μm) differential absorption lidar experiments", Applied Optics, Vol.36, n° 9, pp.1915-1927, 1997.
- [19] F. Andreucci ed M. V. Arbolino, *A Study on Forest Fire Automatic Detection Systems. I. Smoke Plume Model*, Il Nuovo Cimento, Volume 16 C, Numero 1, Gennaio-Febrero, Pagine 35-50, 1993
- [20] F. Andreucci ed M. V. Arbolino, *A Study on Forest Fire Automatic Detection Systems. II. Smoke Plume Detection Performance*, Il Nuovo Cimento, Volume 16 C, Numero 1, Gennaio-Febrero, Pagine 51-65, 1993.
- [21] G. Ballard Tremer, *Emission of rural wood-burning Cooking devices*, University of the Witwatersrand, Faculty of Engineering, Johannesburg, 1997
- [22] C. Bellecci, L. Casella, P. Gaudio, T. Lo Feudo, S. Martellucci, M. Richetta and P. Vetrò, *Evolution study of a water vapor plume using a mobile CO<sub>2</sub> dial system*, Proceedings of SPIE, vol. 4539, 180-190, 2001

- [23] C. Bellecci, M. Colacino, P. Gaudio, P. Aversa, L. Casella, T. Lo Feudo, *The influence of orography on water vapour profiles over complex terrain in southern Italy*, SPIE Proceeding, Vol. 4167, 64-74, 2000.
- [24] C. Bellecci, L. Casella, S. Federico, T. Lo Feudo, M. Sisca, M. Colacino, “*Attività di meteorologia e climatologia per la provincia di Reggio Calabria*”, *Territorio e dissesto nella provincia di Reggio Calabria –Piano stralcio per l’assetto Idrogeologico della Calabria*, Edizioni Rubettino, pp.37-49, 2002
- [25] Operator’s manual Lecroy Digital Oscilloscopes 9300 C series, 1998.
- [26] C. Bellecci, P. Gaudio, T. Lo Feudo, S. Martellucci and M. Richetta “*A single source mobile CO<sub>2</sub> Dial system for high resolution plume detection*”, OPTO - 2000 PROCEEDINGS, International Conference Optoelectronics, Opto Sensor e Measuring Techniques, 14-16 Maggio, Germania, 2002
- [27] E. Zanzoterra “*Critical reviews*” analytical chemistry, vol. 21 n° 4, pp 278-317, 1990
- [28] A. Lavrov, A. B. Utikin, R. Vilar, A. Fernandes, *Application of Lidar in ultraviolet, visible and infrared ranger for early forest fire detection*, Appl. Phys. B, 76, 87, 2003.
- [29] J.C. Petheram, “*Differential backscatter from the atmospheric aerosol: the implication of IR differential absorption lidar*”, Appl. Opt. 12, 1496-1505, 1973
- [30] C. Bellecci, P. Gaudio, T. Lo Feudo, M. Gelfusa, S. Martellucci and M. Richetta “*Water vapour emission in vegetable fuel: absorption cell measurements and detection limits of our CO<sub>2</sub> Dial system*”, SPIE - Proceedings Remote Sensing Vol 18, 6367, 2006.
- [31] A. Ben David “*backscattering measurements of atmospheric aerosols at CO<sub>2</sub> laser wavelengths: implications of aerosol spectral structure on differential-absorption lidar retrievals of molecular species*. Appl. Opt. 38, 1n°12, 2616-2624, 1999
- [32] A. W. M. van Schijndel, *Modelling and solving building physics problems with FemLab*, Building and Environment, 38, 319, 2003.

- [33] W. H. Press, B. P. Flannery, S. A. Teukolsky and W. T. Vetterling, *Numerical Recipes*, Cambridge University press, New Rochelle N. Y. 1986.
- [34] M. J. Spearpoint, J. G. Quintere, *Predicting the burning of wood using an integral model*, *Combustion and Flame*, 123, 308-324, 2000.
- [35] F. Costa, D. Sandberg, *Mathematical model of a smoldering log*, *Combustion and Flame*, 139, 227-238, 2004
- [36] C. Bellecci, M. Francucci, P. Gaudio, M. Gelfusa, S. Martellucci, M. Richetta, *Early detection of small forest fire by Dial technique*, *Proceeding of SPIE*, Vol. 5976, 2005.
- [37] NI – 488-2 IEEE Software reference manual for MS DOS , 1992.
- [38] M. Ciofalo, G. Comini, G. Croce, E. Nobile, C. Nonino, *Fondamenti di termofluidodinamica computazionale*, SGEEditoriali, Padova, 2001.
- [39] W. H. Press, B. P. Flannery, S. A. Teukolsky and W. T. Vetterling, *Numerical Recipes*, Cambridge University Press, New Rochelle N. Y., 1986
- [40] AA. Vari, Femlab Reference Manual Version 2.0, 2000.
- [41] V. Novozhilov, B. Moghtaderi, D. F. Fletcher, J. H. Kent, *Computational Fluid Dynamics Modelling of Wood Combustion*, *Fire Safety Journal*, 27, 69 1996.
- [42] Q. Fang, T. Tsuchiya, T. Yamamoto, *Finite difference, finite element and finite volume methods applied to two-point boundary value problems*, *J. of Comput. and Appl. Mathematics*, 139, 9 , 2002
- [43] C. Bellecci, M. Francucci, P. Gaudio, M. Gelfusa , T. Lo Feudo, S. Martellucci, M. Richetta *Application of a CO2 dial system for infrared detection of forest fire and reduction of false alarm* *Appl. Phys. B Lasers and Optics*, 2007
- [44] Monte Ross “ *Laser receivers devices, Techniques, systems*” John Wiley & Sons , New York .
- [45] D. G. Youmans, R. Garner, and K. R. Peterson, "*Dust Cloud Density Estimations Using a Single Wavelength Lidar*";: *Industrial Applications of*

- Laser Radar, G. W. Kamerman, W. E. Keicher, Editors, Proceedings of SPIE Vol. 2271, pp. 13-28, 1994.
- [46] Eberhard, W.L.. *Eye-Safe Tracking of Oil Fog Plumes by UV Lidar*. Appl. Opt. Vol. 22, 2282-2285, 1983
- [47] Pratt, W.K.. *Laser communication systems*. New York: Wiley, 1969
- [48] . Utkin, A.B., Lavrov, A.V., Costa, L., Simões, F. & Vilar, R.. *Detection of Small Forest Fires by Lidar*. Appl. Phys. B, Vol. 74,(No. 1): 77-83, 2002
- [49] Vilar, R., Lavrov, A.,. *Estimation of Required Parameters for Detection of Small Smoke Plumes by Lidar at 1.54  $\mu\text{m}$* . Appl. Phys. B Vol.71: 225-228, 2000
- [50] Arrue, B. C., Ollero, A. and Martinez de Dios, J. R.: *An intelligent system for false alarm reduction in infrared forest-fire detection*, IEEE Intell. Syst. May/June, 64–72, 2000
- [51] Benediktsson, J. A., Swain, P. H. and Ersoy, O. K.: *Neural network approaches versus statistical methods in classification of multi source remote sensing data*, IEEE Trans. Geosci. Remote Sensing, 28(4), 540–552, 1990
- [52] Rauste, Y., Herland, E., Frelander, H., Soini, K., Kuoremaki, T. and Ruokari, *A Satellite-based forest fire detection for fire control in boreal forests*, Int. J. Remote Sensing, 18(12), 2641–2656, 1997
- [53] Ugarte, M. F., de Castro, A. J., Briz, S., Aranda, *Optimized geometry in infrared arrays for remote sensing of forest fires*, Infrared Phys. Technol. 41, 35–39, 2000
- [54] Pal, P., Mukherjee, A., Acharya, S. and Das, J.: *Continuous detection of atmospheric patterns from SODAR signals*, Signal Process., 74, 153–168, 1999
- [55] S. Haykin, “*Committee Machines*”, in Neural Networks. A Comprehensive Foundation, 2nd ed., London: Prentice Hall, Ch. 7, pp. 351-391, 1999.

- [56] E. Durieux, L. Fiorani, *Data processing*. Bosenberg, J., Brassington, D. and Simon, P. C. (eds.), Instrument Development for Atmospheric Research and Monitoring, pp. 89–93, Springer: Berlin, 1997.
- [57] Armando M. Fernandes, Andrei B. Utkin, Alexander V. Lavrov, Rui M. Vilar *Design of committee machines for classification of single-wavelength lidar signals applied to early forest fire detection*, Pattern Recognition Letters 26, 625–632, 2005
- [58] A. B. Utkin, A. Fernandes, F. Vilar, R. Lavrov, *Forest-fire detection by means of lidar*, ICFFR2002–IV Internat. Conf. on Forest Fire Research, Luso, Portugal. Millpress, Rotterdam, p.58, 2002
- [59] F. A. Fernandes, A. Utkin, A. Lavrov, R. Vilar, *Classification of lidar signals by committee machines applied to automatic forest fire detection*, JCIS2003–Seventh Joint, Conf. on Information Sciences, Cary, NC, USA, pp. 1585–1588, 2003
- [60] D. Bhattacharya, S. Pillai, A. Antoniou, *Waveform classification and information extraction from LIDAR data by neural networks*, IEEE Trans. Geosci. Remote Sensing, 35(3), 699–707, 1997
- [61] G. D. Magoulas, M. N. Vrahatis and G. S. Androulakis, *Improving the convergence of the backpropagation algorithm using learning rate adaptation methods*, Neural Comput., 11, 1769–1796, 1999.
- [62] X.-H. Yu, G.-A. Chen, and S.-X. Cheng: *Dynamic Learning Rate Optimization of the Backpropagation Algorithm*, IEEE Trans. Neural Networks, 6(3), 669–677, 1995
- [63] M. N. Vrahatis, G. S. Androulakis, J. N. Lambrinos and G. D. Magoulas *A class of gradient unconstrained minimisation algorithms with adaptive stepsize*, J. Comput. Appl. Math. 114, 367–386, 2000
- [64] M. F. Moller: *A scaled conjugate gradient algorithm for fast supervised learning*, Neural Networks 6, 525–533, 1993

- [65] A. Cordoba, R. Vilar, A. Lavrov, A. B. Utkin, A. Fernandes, *Multi objective optimisation of lidar parameters for forest-fire detection on the basis of a genetic algorithm*, *Op. and Laser Tech.*, 36, 393, 2004.
- [66] A. M. Fernandes, A. B. Utkin, A. V. Lavrov, R. M. Vilar, *Development of neural network committee machines for automatic forest fire detection using lidar*, *Pattern Recognition*, 37, 2039, 2004.