

Progetto di un sistema intelligente per il riconoscimento dei difetti in materiali compositi mediante termografia lock-in

Design of an intelligent system for the recognition of defects in composite materials using lock-in thermography

Roberto Marani[◆], Tiziana Matarrese[□], Anna Gina Perri[□]

◆ Istituto di Sistemi e Tecnologie Industriali Intelligenti per il Manifatturiero Avanzato (STIIMA), Consiglio Nazionale delle Ricerche (CNR), Bari, Italia

□ Dipartimento di Ingegneria Elettrica e dell'Informazione (DEI), Politecnico di Bari, Italia

Sommario

In questo lavoro viene esaminata la tecnica termografica lock-in per la rilevazione dei difetti in Teflon all'interno del materiale composito a matrice polimerica (Carbon Fiber-Reinforced Polymers, CFRP). In particolare è illustrata la procedura di deep learning implementata in grado di fornire un'elevata accuratezza nell'identificazione del difetto.

Abstract

This work examines the lock-in thermographic technique for detecting Teflon defects within the composite material with a polymer matrix (Carbon Fiber-Reinforced Polymers, CFRP). In particular, the deep learning procedure implemented is illustrated, capable of providing high accuracy in identifying the defect.

Keyword

Composite materials, lock-in thermography, deep learning, convolutional network.

1 - Introduzione

Poiché i materiali compositi rappresentano un valido compromesso tra leggerezza ed elevata resistenza meccanica [1], attualmente il loro impiego sta crescendo notevolmente guadagnando una fetta di mercato sempre più consistente nell'ambito meccanico, edilizio, aerospaziale, robotico, automotive. Poiché da minor peso deriva in maniera direttamente proporzionale una maggiore efficienza, un minor consumo di fonti energetiche ed un minore

inquinamento, il tutto si traduce in un considerevole abbattimento dei costi. Quindi alla base dell'impiego dei materiali compositi non solo c'è una motivazione di carattere economico, ma anche il soddisfacimento di un altro requisito, che attualmente è imprescindibile: il rispetto per l'ambiente.

I materiali composti, come suggerisce il nome stesso, sono eterogenei ovvero costituiti da più materiali. Questi sono spesso nella forma di strati (layers) incollati l'uno sull'altro in modo perpendicolare o trasversale per incrementarne le proprietà meccaniche. Tuttavia, durante il processo di produzione, possono formarsi delle bolle d'aria o cricche. Inoltre bisogna considerare che, sebbene processi di produzione avvengano in ambienti strettamente controllati e isolati, può capitare che si depositino dei corpi estranei, oppure può capitare una difformità dello spessore rispetto al valore nominale, che comprometterebbe la successiva fase di assemblaggio dei vari componenti [2]. Per tale motivo risulta necessario utilizzare delle tecniche NDT (*Non Destructive Testing*), che ci possano permettere di caratterizzare in modo trasversale il materiale da esaminare.

In letteratura sono proposte differenti tecniche, adeguate ad entrambe le analisi, come correnti indotte [3-4], ultrasuoni [5-6], termografia [7]. Quest'ultima è una tecnica molto utilizzata negli ultimi anni, in quanto consente di investigare vaste superfici in tempi relativamente molto brevi. In questo lavoro pertanto viene esaminata la tecnica termografica per la rilevazione di inclusioni all'interno di materiali compositi.

Il principio di funzionamento consiste nel riscaldare uniformemente il materiale sotto prova con una sorgente termica con conseguente propagazione del flusso di calore nello stesso. Se nel materiale è presente una discontinuità parallela alla superficie, si produce una variazione di diffusività termica locale, che genera un'onda termica riflessa. Pertanto, la superficie in corrispondenza dell'inclusione irradianà differentemente rispetto alla parte omogenea. Questa differenza è quindi rilevata da una termo camera, che misura la radiazione emessa dai corpi.

Esistono differenti tecniche termografiche, che si differenziano a seconda della durata e della modalità con cui il provino viene eccitato termicamente: la pulsed, la stepped e la lock-in.

- La prova con la termografia pulsed [8] è condotta mediante l'utilizzo di lampade alogene molto potenti, che vengono accese per pochi millisecondi o pochi secondi, cioè il tempo necessario a riscaldare bruscamente il provino portandolo da 25 °C, condizione iniziale di laboratorio, a 70 °C. Subito dopo le lampade vengono spente e inizia la fase di raffreddamento, il cui andamento è registrato con una termocamera operante all'infrarosso (IR).
- In modo simile, la tecnica stepped [9] prevede di riscaldare il materiale con un impulso di calore che in questo caso è lungo diversi secondi. La potenza richiesta dalle lampade è pertanto minore permettendo di raggiungere i difetti più profondi senza scaldare eccessivamente la superficie del materiale.
- Il principio di funzionamento della lock-in [2] consiste nel riscaldare il materiale in modo periodico, ovvero andando a modulare l'ampiezza della sorgente luminosa con un segnale avente una forma d'onda sinusoidale o quadra. In questo caso, è possibile ripetere il controllo modificando la frequenza del segnale modulante, ottenendo quindi maggiore capacità di riconoscimento dei difetti.

In ognuno dei casi sopra citati, l'onda termica deve penetrare in profondità se si vuole investigare sui difetti interni. Pertanto, bisogna fornire calore al materiale in tempi lunghi, ovviamente facendo molta attenzione a non compromettere le proprietà fisiche e meccaniche, perché in tal caso si andrebbe a modificare irreparabilmente il materiale, rendendo la prova distruttiva. Conseguentemente, se vogliamo diagnosticare difetti molto profondi, la termografia non è adatta e si ricorre ad altre tecniche come, ad esempio, quelle utilizzando gli ultrasuoni [6].

In [10] è stato proposto un metodo completo per l'identificazione e la classificazione della profondità dei difetti utilizzando la tecnica termografica di tipo stepped su un materiale composito, polimero rinforzato con fibra di vetro (GFRP). La sperimentazione è stata suddivisa in due fasi, in cui la prima è incentrata sulla creazione del dataset. Il set-up di misura è stato realizzato utilizzando due lampade alogene di potenza 1000 W, che riscaldano per pochi secondi il provino. Il provino è stato studiato in configurazione di riflessione ovvero, sia le sorgenti di radiazione sia la termo camera IR sono posizionate sullo stesso lato del campione sotto test. Dopo lo spegnimento delle lampade la termo camera misura l'irraggiamento emesso dalla superficie del materiale. Diverse prove sono state condotte aumentando progressivamente la durata dell'eccitazione dell'onda quadra, in modo da investigare difetti più profondi e conseguentemente valutare il limite di applicabilità della tecnica. Tuttavia, per poter diagnosticare difetti profondi, la dimensione del difetto deve essere pari ad almeno 1-2 volte la sua profondità. Quindi difetti molto profondi possono essere rilevati solo se sono molto grandi [9]. I dati raccolti sono quindi impiegati per alimentare una rete di deep learning costituita da una serie di filtri convolutivi che autonomamente si addestrano per classificare il difetto [1].

Il presente lavoro si basa su quanto già proposto in [10], utilizzando però la termografia lock-in per l'identificazione dei difetti. In questo articolo le prove analizzate sono state simulate, utilizzando i software Comsol e Matlab, e la tecnica utilizzata verrà dettagliatamente illustrata nei prossimi paragrafi.

2 - Teoria

Per studiare quali sono i principi fisici che regolano la propagazione del calore all'interno del materiale riscaldato mediante la termografia lock-in, al fine di semplificare il modello, partiamo dall'ipotesi di caso monodimensionale (1D), ovvero supponiamo che il calore si propaghi soltanto lungo la direzione ortogonale alle discontinuità. Il materiale è considerato semi-infinito, omogeneo, isotropo con spessore pari a d . Se all'interno del materiale è presente un difetto, anche questo supposto semi-infinito, l'onda termica che si propaga nel

materiale incontra il difetto e subisce riflessioni successive, tra il difetto e l'interfaccia superiore del materiale, fino a quando l'onda termica non si esaurisce. Ne consegue che la superficie del laminato in corrispondenza del difetto risulta essere più calda della zona senza difetto.

L'equazione che governa la *propagazione del flusso termico* all'interno del materiale in presenza di un difetto è [11]:

Equazione 1

$$T(0,t) = T_o \exp(i\omega t) \frac{1 + R_{23} \exp\left[-2d(1+i)\sqrt{\frac{\omega}{2\alpha}}\right]}{1 - R_{12}R_{23} \exp\left[-2d(1+i)\sqrt{\frac{\omega}{2\alpha}}\right]}$$

In cui: T_0 è la temperatura superficiale, $\omega = 2\pi f$ è la frequenza angolare della sorgente termica che incide sulla superficie, R_{12} e R_{23} sono rispettivamente i coefficienti di riflessione tra il materiale e l'aria superficiale e tra il materiale e il difetto (se il difetto è una bolla d'aria, i coefficienti di riflessione avranno lo stesso valore). α è la diffusività termica del materiale, in m^2/s , e rappresenta l'inerzia termica del materiale al variare della temperatura: più alto è il suo valore, minore sarà la capacità del materiale a cedere calore.

L'equazione 2 definisce il *coefficiente di riflessione*:

Equazione 2

$$R_{23} = \frac{e_2 - e_3}{e_2 + e_3}$$

dove e_2 ed e_3 sono valori di effusività termica. Da questa relazione si evince che maggiore è il valore di R_{23} migliore sarà la capacità di diagnosticare i difetti. Quindi è auspicabile avere dei valori molto differenti di effusività termica tra difetto e materiale omogeneo.

Nella Tabella 1 sono riportati i valori di effusività e rispettivamente del CFRP, Teflon e aria [12].

Tabella 1 - Valori di effusività per il CFRP, Teflon e aria.

Materiale	e ($Ws^{1/2}/m^2K$)
CFRP	1239
Teflon	755
Aria	5

Dalla Tabella 1 si nota che il valore di effusività del CFRP e del Teflon sono simili. Creando però strutture difettive più spesse si può aumentare il valore del coefficiente di riflessione, simulando in prima approssimazione delaminazioni interne, tipiche dei materiali compositi.

3 – Metodologia

Per effettuare l'analisi sul materiale composito è stata utilizzata una procedura simulata organizzata in due fasi nelle quali sono stati utilizzati due differenti software. Per la creazione del dataset si è utilizzato il software di simulazione Comsol, che fornisce una buona rappresentazione 3D dei fenomeni di propagazione del calore. La fase successiva ha previsto l'elaborazione dei dati in ambiente Matlab ed i risultati così ottenuti sono stati successivamente utilizzati per addestrare una rete convolutiva deep con l'obiettivo di comprendere se ogni pixel appartiene o meno ad una regione difettiva.

3.1 – Comsol

Con il software Comsol è stato simulato il laminato con inclusioni circolari di diverso diametro. Il laminato è un composito polimerico rinforzato con fibra di carbonio (CFRP), in ipotesi isotropa, di dimensione pari a 80 mm × 80 mm e ha uno spessore di 0.8 mm. Alla profondità di 0.4 mm è presente un'inclusione circolare di materiale di Politetrafluoroetilene (PTFE), comunemente conosciuto come Teflon, di altezza 0.1 mm e con i valori del diametro parametrizzati definiti nella Tabella 2.

Tabella 2 - Parametrizzazione del diametro dell'inclusione.

Numero di test	1	2	3	4
Diametro (mm)	5	10	15	20

Nella Tabella 3 sono riportati i parametri fisici, che caratterizzano il materiale del laminato e dell'inclusione, rappresentato in Figura 1.

Tabella 3 - Proprietà fisiche del laminato CFRP e dell'inclusione PTFE.

Proprietà	Variabile	CFRP	PTFE	Unità di Misura
Conducibilità Termica	k	0.8	0.24	$W/(m \cdot K)$
Densità	ρ	1600	2200	kg/m^3
Capacità termica a pressione costante	c_p	1200	1050	$J/(kg \cdot K)$
Coefficiente termico di espansione	α	4.2	$100 e^{-6}$	$1/K$
Permittività relativa		1239	2	-
Coefficiente di Poisson	ν	0.32	0.5	-
Modulo Elastico	E	$70 e^9$	$0.4 e^9$	Pa

Progetto di un sistema intelligente per il riconoscimento dei difetti in materiali compositi mediante termografia lock-in

Design of an intelligent system for the recognition of defects in composite materials using lock-in thermography

R. Marani, T. Matarrese, A. G. Perri

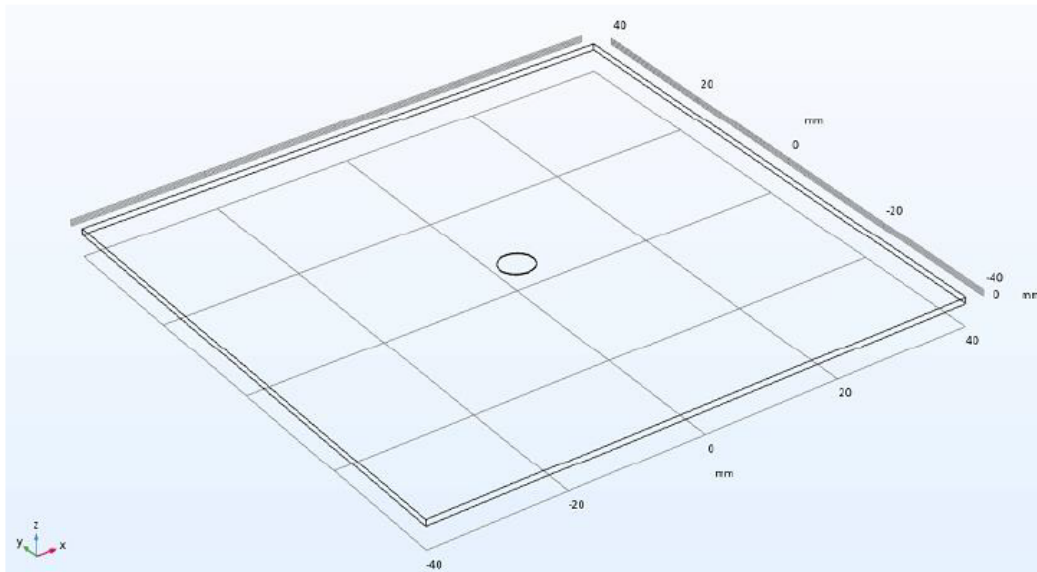


Figura 1 – Modello Comsol del laminato in CFRP con all'interno un'inclusione di teflon.

Il laminato viene irradiato con una densità di potenza pari a 1000 W/m^2 , che descrive un'onda quadra con duty cycle pari al 50%, la cui durata è di 3 periodi. L'andamento periodico del flusso termico assicura che il laminato non abbia il tempo di raffreddarsi e quindi la temperatura superficiale aumenterà progressivamente.

Nella Tabella 4 sono riportati i parametri imposti in simulazione. Si riporta, inoltre, il valore massimo di temperatura raggiunto dal laminato. Questa valutazione è fondamentale perché temperature troppo elevate tenderebbero a deformare il materiale inducendo la prova a diventare distruttiva.

Tabella 4 - Parametri che caratterizzano l'acquisizione.

Periodo	15 (s)
Durata dell'acquisizione	45 (s)
FrameRate della videocamera termica	10 (Hz)
Temperatura massima superficiale	33.82 (°C)

Un'altra simulazione è stata quindi condotta considerando il materiale perfettamente omogeneo, senza inclusioni difettive. In questo modo è possibile ottenere un dataset di riferimento, i cui valori di temperatura superficiale descrivono l'andamento atteso se il laminato fosse stato interamente omogeneo. Questi risultati consentono di estrarre il contrasto termico normalizzato in funzione del tempo, riportato in Figura 2, in cui i tre grafici sono ottenuti osservando tre punti diversi del laminato.

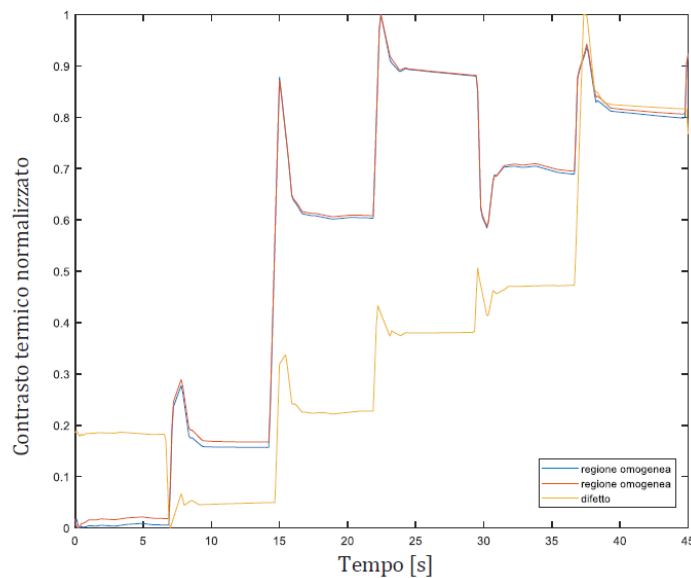


Figura 2 – Contrasto termico normalizzato in funzione del tempo: i due grafici sovrapposti sono relativi alla classe omogenea, mentre il grafico giallo è relativo alla parte con il difetto.

Il contrasto termico normalizzato consente di discriminare meglio la presenza o meno del difetto rispetto ad analizzare il semplice valore di temperatura.

3.2 – Acquisizione del dataset in Matlab

Da ogni simulazione si ottengono dei video termici. I risultati sono pertanto delle matrici 3D di dimensione 200×200×400, dove 200x200 rappresenta la dimensione di un singolo frame, mentre 400 è il numero di frame acquisiti.

A titolo di esempio, in Figura 3 è visualizzata la temperatura superficiale del laminato estratta in corrispondenza del frame 350.

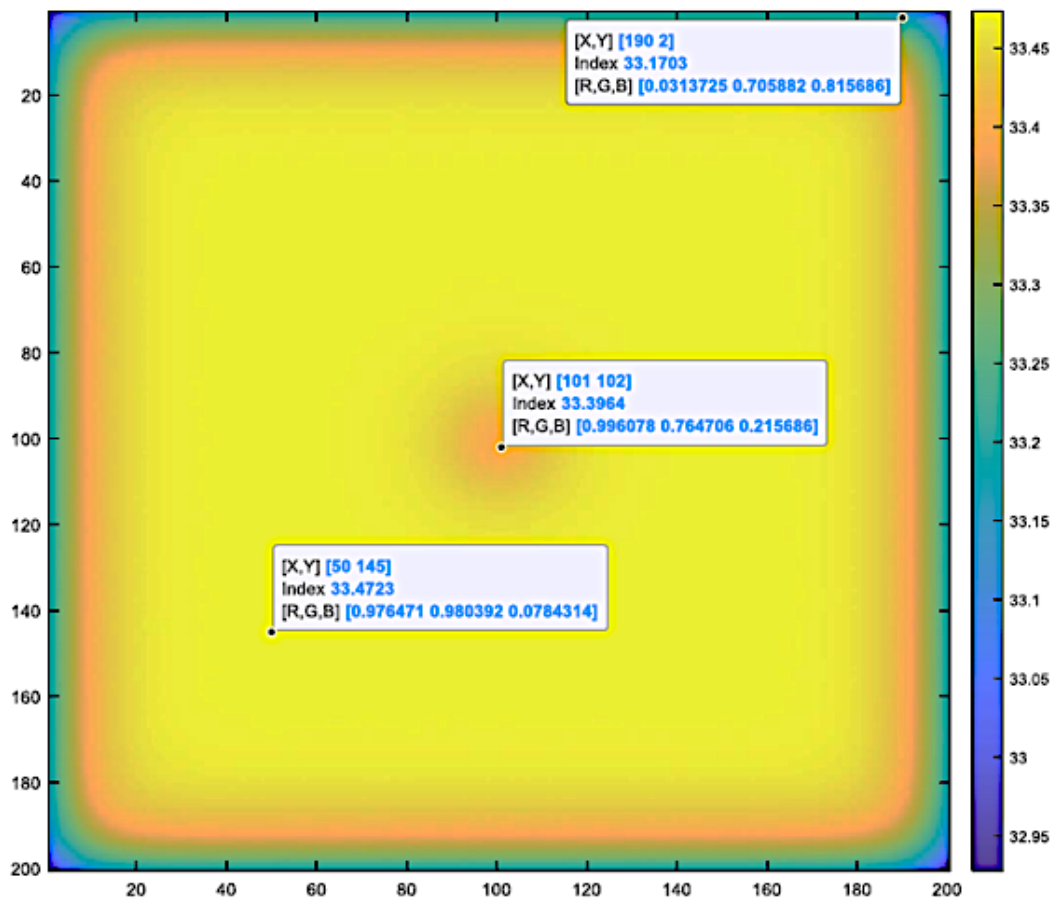


Figura 3 – Immagine catturata dal video termico al 350-esimo frame.

Per evitare che ci sia un effetto bordo che infici la fase successiva di addestramento, a tutti i frame del video termico è stata rimossa una cornice avente spessore pari a 20 pixel, ottenendo in tal modo una matrice tridimensionale più piccola di dimensione 160×160×400.

La matrice 3D è stata quindi trasformata in una matrice 2D, di dimensione 25600×400, come è illustrato nella Figura 4.

A ciascun rigo della matrice corrisponde un segnale termico di 400 campioni temporali.

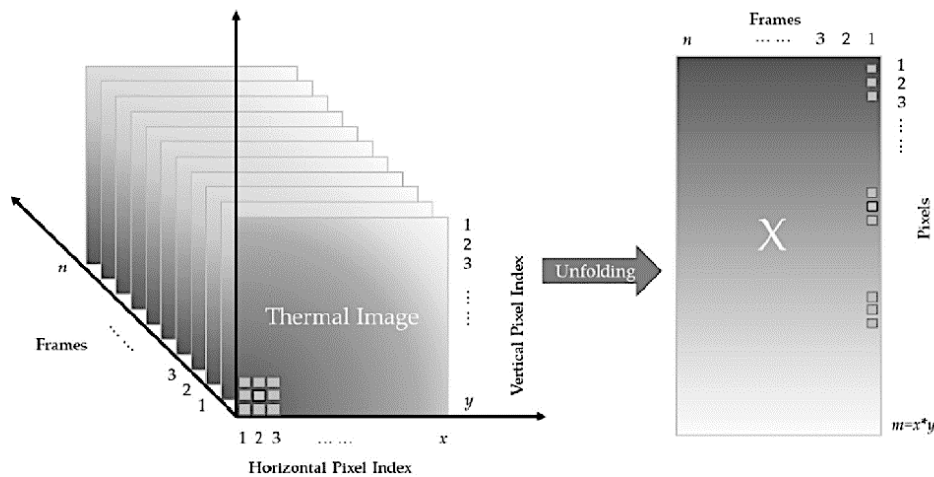


Figura 4 - Trasformazione della matrice 3D della sequenza termografica in una matrice 2D.

Ad ogni segnale di temperatura superficiale è quindi associato un valore pari a 0 o a 1 a seconda che il pixel corrispondente appartenga ad una regione con o senza difetto.

Il vettore colonna così composto, costituito da 25600 elementi pari a 0 o a 1, è detto *Ground Truth*.

3.3– Pre-processing del segnale

Sia la matrice bidimensionale, sia il vettore colonna ad essa associato devono essere elaborati prima di dare i valori in ingresso all'architettura di rete. A tal scopo si eseguono due operazioni:

- *Dataset separation*: in primo luogo è necessario separare il dataset in due gruppi distinti. Il primo gruppo, costituito da circa il 90% delle coppie ingresso-uscita (segnale di temperatura – classe attesa), realizza il training set, ovvero una serie di esempi da dare in ingresso all'architettura di rete scelta al fine di addestrarla. Il secondo gruppo, costituito dal 10% del dataset iniziale, sarà fornito a valle della procedura di addestramento per

verificare se l'addestramento è avvenuto correttamente. Il gruppo di addestramento è ulteriormente suddiviso in un set di training e uno di validazione nella proporzione 90% - 10%: il primo set realizza l'addestramento effettivo della rete, il secondo insieme (validation set) è impiegato per stabilire se il training è terminato correttamente attraverso la valutazione di una metrica di accuratezza dei risultati (etichettature corrette rapportate al numero totale di esempi del validation set).

- *Dataset balancing*: la seconda operazione consiste nel bilanciare le classi. Poiché le regioni difettive hanno dimensioni notevolmente più piccole rispetto al background, il numero di esempi di classe 1 risulta essere molto più piccolo del numero di esempi di classe 0. Per questo motivo, l'addestramento può essere polarizzato e terminare con l'etichettatura di sole uscite di classe 0. Per questo motivo si è scelto di sottocampionare il dataset relativo alla classe 0, rendendolo solo cinque volte più numeroso del corrispondente insieme di classe 1. Il dataset totale risultante sarà più piccolo, ma più bilanciato.

La numerosità dei dataset è riportata in Tabella 5.

Tabella 5 - Caratteristiche di numerosità del dataset partizionato.

Dataset	Training		Test	
102400 × 400	T_train	GT_train	T_test	GT_test
	92160 × 400	92160 × 1	10240 × 400	10240 × 1
	Balanced		Validation	
	T_Balanced	GT_Balanced	T_train_train	T_train_validation
	51225	51225	38419	12806
			GT_train_train	GT_train_validation
	38419	12806		

Si osservi che il dataset di partenza contiene 102400 segnali di temperatura, ottenuti dall'unione dei risultati prodotti delle 4 simulazioni condotte modificando il diametro del difetto, come indicato in Tabella 2.

3.4 – Parametri caratterizzanti l'architettura di rete

Prima di addestrare la rete è necessario definire alcuni parametri (cfr. Tabella 6) che caratterizzano l'apprendimento.

Si precisa che i valori riportati in Tabella 6 sono stati scelti a seguito di numerose prove numeriche per ottenere i migliori risultati nell'addestramento della rete.

Tabella 6 - Parametri che caratterizzano l'apprendimento della rete.

Opzioni	Valore
Max # epoche	150
Iteration per epoca	100
Sgdm	-
Momentum	0.9
Initial learn rate	0.05
Learn_Rate_Drop_Factor	0.5
Shuffle	Every epoca
Validation Frequency	Iteration per epoca
Pazienza	8

In primo luogo, è necessario definire il numero massimo di iterazioni complete del dataset di ingresso (epoche). In questo caso, il numero massimo di epoche è pari a 150. Successivamente, si definisce il parametro Shuffle che stabilisce la modalità con cui gli esempi sono mescolati prima di essere forniti in ingresso alla rete. Il parametro è impostato per mescolare gli esempi del training set ad ogni epoca, incrementando la capacità della rete di creare un modello generalizzato.

Per il tuning della rete si è scelto di ottimizzare la funzione costo (errore di predizione o loss) seguendo la discesa del gradiente stocastico con momento (SGDM), dove il momento è pari a 0.9. Durante l'ottimizzazione, i pesi della rete sono aggiornati con una velocità definita dal learning rate. Questo valore è variabile ed inizialmente pari a 0.05 in modo tale che la rete impari velocemente. Ad ogni epoca, il tasso di apprendimento è scalato secondo il parametro `Learn_Rate_Drop_Factor`, con l'obiettivo di rendere più lenta la variazione dei pesi della rete. Per completare l'apprendimento, è necessario stabilire un criterio di convergenza. In questo caso, si è scelto di calcolare l'accuratezza sul validation set al termine di ogni epoca. Se il valore di accuratezza non aumenta per un numero di epoche consecutive pari al parametro di Pazienza (pari a 8), la rete smette di imparare ed è completato l'apprendimento.

3.5 – Architettura CNN

La Convolutional Neural Network (CNN) è principalmente utilizzata per l'elaborazione e la classificazione di immagini e video. Tuttavia, questo non esclude che possa essere utilizzata anche quando in ingresso abbiamo dei segnali termici nel tempo, come nel caso specifico.

L'architettura è costituita da un livello di input, un livello intermedio e un livello di output. Il livello di input riceve i dati termici normalizzati e li consegna al livello intermedio costituito da quattro layer convolutivi così definiti [1]:

- N_F filtri, che si auto-addestrano per realizzare il miglior filtraggio possibile sui dati al fine di aumentare le capacità di classificazione della rete.
- Il "batch normalization block", utilizzato per evitare instabilità numerica normalizzando le uscite dei filtri in modo tale che siano confrontabili tra loro.
- La funzione di attivazione non lineare del singolo neurone. In questo caso, si è scelta una "rectified linear unit" (ReLU) che pone l'uscita a zero quando $x < 0$ e, per $x > 0$, vale x .
- Il "max pooling" che opera su coppie di dati contigui effettuando un confronto e selezionando il valore più grande. L'uscita ha quindi una lunghezza dimezzata, ma i suoi elementi sono sempre più pieni di significato.

Alla fine di tutti i layer convoluzionali avremo quindi un segnale filtrato, elaborato, costituito da pochi dati che descrivono interamente il segnale originale di ingresso. Questo nuovo segnale entra infine nell'ultimo blocco della rete di addestramento, l'output layer, costituito da: una rete fully connected, un softmax layer, che calcola la probabilità di classificazione (classification score) ed il classification layer, che stabilisce se il risultato finale è 0 o 1.

4 – Risultati

Nella Tabella 7 sono indicati i parametri che caratterizzano l'architettura di rete.

Questi parametri sono stati scelti, a seguito di diverse prove numeriche, per ottenere il miglior risultato in termini di accuratezza di riconoscimento dei difetti introdotti in simulazione.

Tabella 7 - Parametri dell'architettura di rete.

Parametri	Descrizione	Valore
N_L	Numero di layer	3
N_c	Numero di classi target	2
N_F	Numero di filtri convoluzionali per ogni layer	32
N_K	Dimensioni dei kernel dei filtri convoluzionali	32

Nella Figura 5 si riportano gli andamenti di accuratezza e loss al variare delle epoche durante la fase di apprendimento.

Progetto di un sistema intelligente per il riconoscimento dei difetti in materiali compositi mediante termografia lock-in

Design of an intelligent system for the recognition of defects in composite materials using lock-in thermography

R. Marani, T. Matarrese, A. G. Perri

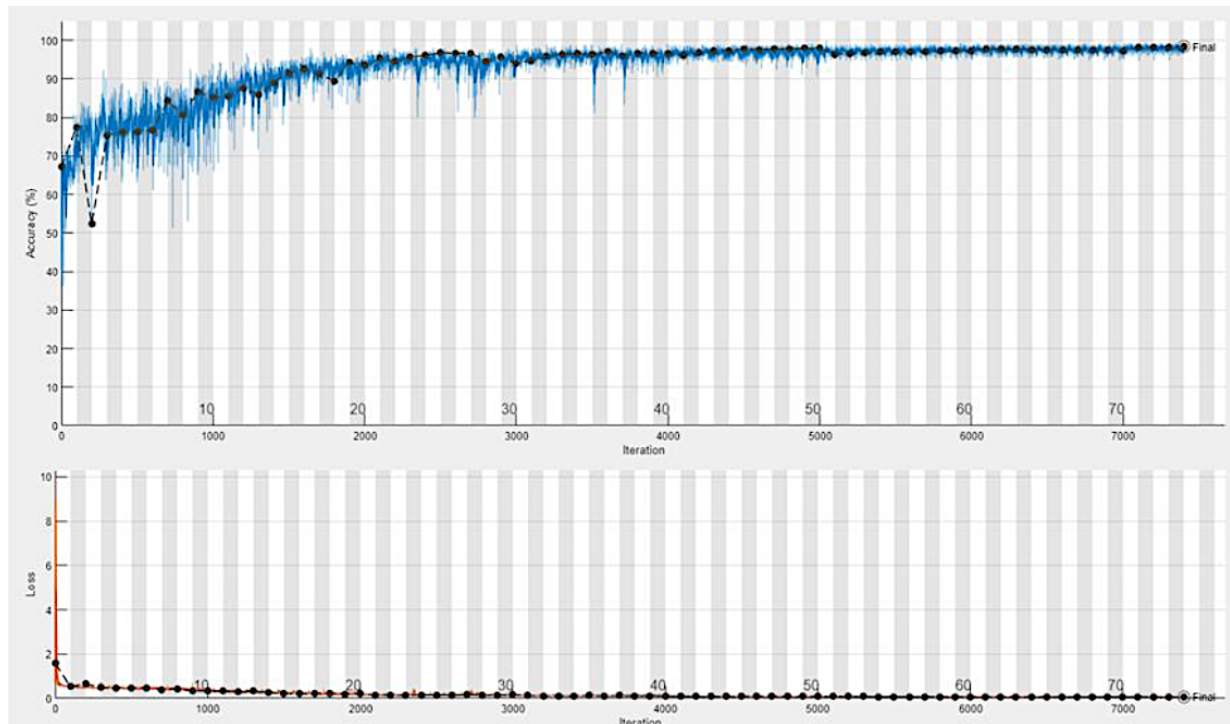


Figura 5 – Andamento dell'accuratezza e della loss della rete CNN durante l'apprendimento.

La loss ha un andamento esponenziale decrescente, che indica che la rete sta convergendo. Allo stesso modo, l'accuratezza cresce attestandosi intorno al 98%, dimostrando la convergenza della rete su un risultato corretto.

Infine, in Tabella 8 sono mostrati i risultati ottenuti elaborando i dati del training set e del test set.

Tabella 8 - Accuratezza finale sui set di training e test.

Risultati	Valore
Accuratezza in training	98.8509 %
Accuratezza in test	98.7305 %
Tempo impiegato	26'52"

Dall'analisi della Tabella 8 si evince che l'accuratezza in test è del 98.73%, che riteniamo un ottimo valore, pur essendo relativa all'analisi di esempi che non sono mai stati dati in ingresso alla rete.

Abbiamo inoltre verificato numericamente che, diminuendo la lunghezza e il numero di filtri, il tempo per addestrare la rete è minore, ma si ottiene un valore di accuratezza più basso del caso appena descritto.

5 – Conclusioni e sviluppi futuri

In questo lavoro abbiamo focalizzato l'attenzione sull'utilizzo della tecnica termografica lock-in per il controllo non distruttivo dei materiali compositi.

L'obiettivo è stato raggiunto attraverso lo sviluppo di un sistema intelligente, che ha fornito ottimi risultati sulla capacità di diagnosticare la presenza di difetti interni, risultando un'efficiente alternativa alle tecniche NDT tradizionali consolidate.

Ulteriori sviluppi riguarderanno l'estensione di questa tecnica per la completa caratterizzazione 3D dei difetti, attraverso l'alterazione della frequenza di modulazione dell'onda quadra di eccitazione.

6 - Bibliografia

[1] Bang H-T., Park S., Jeona H., "Defect identification in composite material via thermography and deep learning techniques", *Composite Structures*, vol. 26, 112405, 2020.

[2] Palumbo D., "On the thickness quantification of composite materials by using lock-in thermography", *Materials*, vol, 12, n. 7, 1185, 2019.

[3] Wilson J., Tian G., Abidin I.Z., Yang S., Almond D., "Modeling and evaluation of eddy current stimulated thermography", *Nondestructive Testing and Evaluation*, vol. 25, n. 3, pp. 205-218, 2010.

[4] Chen, P. H., Huang, P. J., Ye, B., Li, G. H., Zhou, Z. K., "Thickness measurement of composite material using eddy current testing", *Advanced Materials Research*, vol. 79-82, pp. 1995-1998, 2009.

- [5] Amiri, M., Tabatabaee Ghomi, M., Liaghat, G., "Reliability and limitations of impact-echo method for thickness measurement of orthotropic composite plates", *ADMT Journal*, vol. 11, n. 1, pp. 71-78, 2018.
- [6] Garnier C., Pastor M-L., Eyma F., Lorrain B., "The detection of aeronautical defects in situ on composite structures using Non Destructive Testing", *Composite Structures*, vol. 93, n. 5, pp. 1328-1336, 2011.
- [7] Zhang J-Y., Wu L-J., "Research on measurement of thickness and damage degree of coatings based in lock-in thermography", *Proceedings of 2017 IOP Conf. Ser.: Earth Environ. Sci.*, vol. 100, 012043, 2017.
- [8] Vavilov V.P., Burleigh D.D., "Review of pulsed thermal NDT: physical principles, theory and data processing", *NDT & E International*, vol. 73, pp. 28-52, 2015.
- [9] Almond D.P., Pickering S.G., "An analytical study of the pulsed thermography defect detection limit", *Journal of Applied Physics*, vol. 111, n. 9, pp. 093510, 2012.
- [10] Marani R., Palumbo D., Galietti U., D'Orazio T., "Deep learning for defect characterization in composite laminates inspected by step-heating thermography", *Optics and Lasers in Engineering*, vol. 145, 106679, 2021.
- [11] Maierhofer C., Myrach P., Krankenhagen R., Röllig M., Steinfurth H., "Detection and characterization of defects in isotropic and anisotropic structures using lock-in thermography", *Journal of Imaging*, vol. 1, pp. 220-248, 2015.
- [12] Castanedo C.I., "Quantitative subsurface defect evaluation for pulsed phase thermography: depth retrieval with the phase", *Materials Science*, 2005.