

# AI for composites: Controlli Non Distruttivi per Processi Produttivi Intelligenti

Roberto Marani, Annalisa Milella, Antonio Petitti, Grazia Cicirelli, Tiziana D’Orazio

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

tiziana.dorazio@stiima.cnr.it

## Abstract

In questo contributo vengono presentati i risultati dell’attività di ricerca svolta con partner industriali nel settore aeronautico per i controlli dei processi produttivi di materiali compositi. Sono state applicate metodologie di AI per la rilevazione di anomalie durante il processo di stratificazione dei materiali e per l’analisi delle immagini termografiche utilizzate per i controlli non distruttivi.

## 1 Introduzione

Nel contesto della diagnostica, ad esempio nel settore aeronautico, la produzione di materiali compositi per la realizzazione di grandi e complesse componenti strutturali degli aeromobili, richiede severe procedure di controllo per la certificazione della qualità delle componenti realizzate. D’altro canto la rilevazione di anomalie sin dalle prime fasi di produzione dei materiali compositi, consentirebbe la diminuzione delle casistiche di difetti interni e la riduzione dei costi di intervento per la risoluzione degli stessi.

Tecniche di sensing per l’acquisizione di queste informazioni assieme a metodologie di machine learning per la creazione dei modelli (dei processi e delle caratteristiche fisiche dei materiali prodotti) consentono la rivelazione automatica di anomalie e forniscono un supporto ai processi decisionali per la certificazione di tali materiali.

## 2 Controllo di qualità nei processi produttivi

Un tipico processo di realizzazione di componenti e strutture complesse in composito prevede la stratificazione di corse adiacenti di materiale. In figura ?? viene riportato un esempio di difetto costituito da una inserzione di materiale estraneo tra due strati consecutivi. Tale situazione è solo una delle possibili anomalie che possono verificarsi. Al termine del processo di stratificazione e il passaggio in autoclave per la polimerizzazione del materiale, tali anomalie non sono più rilevabili con analisi visive. Controlli non distruttivi che osservano in profondità il materiale possono rilevare difetti interni ma gli interventi per eventuali rimozioni potrebbero risultare costosi e spesso impraticabili. Tuttavia già in questa prima fase la rilevazione delle anomalie può essere effettuata in modo automatico progettando dei sistemi sensoriali e delle metodologie

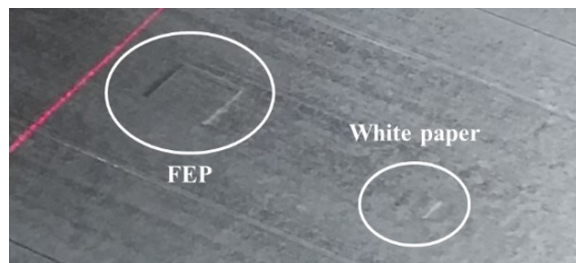


Figura 1: Immagine di due inserzioni di materiale estraneo durante il processo di stratificazione del materiale composito.

di analisi in grado di costruire dei modelli dei comportamenti/processi/procedure normali e valutare lo scostamento come indicazione di possibili anomalie.

I controlli al termine della produzione devono essere eseguiti senza alterare le proprietà meccaniche del materiale stesso. Pertanto vengono usualmente applicate tecniche non distruttive come Ultrasonic C-Scan, visual inspection, shearing interferometry e infrared (IR) thermography, ecc. La termografia risulta particolarmente interessante perché, una volta dimostrate le capacità di rilevazione, può essere applicata anche durante la manutenzione degli aeromobili per determinare le possibili conseguenze di impatti non visibili all’occhio umano. Le variazioni di temperatura superficiale del materiale soggetto ad un riscaldamento esterno mostrano una dipendenza dalla composizione interna del materiale, consentendo così la rilevazione di materiali estranei e/o vuoti a diverse profondità del materiale. Sebbene le tecniche sperimentali di indagine termografica siano ben note, l’analisi automatica dei segnali termici non è ancora del tutto affidabile da poter assicurare la loro applicazione durante i processi produttivi. Per questo motivo la ricerca e l’applicazione di tecniche di machine learning risulta particolarmente efficace per la costruzione dei modelli comportamentali dei segnali termici in assenza dei difetti e in presenza di anomalie di tipo diverso. Il problema della rilevazione diventa pertanto un problema di costruzione di modelli e di riconoscimento di pattern noti.

In figura ?? viene riportato il risultato dell’applicazione di un classificatore supervisionato addestrato con mappe termiche da termografia pulsed che registrano la fase di riscaldamento e raffreddamento del provino di test. In particolare il classificatore scelto nel caso riportato in figura ?? è basato

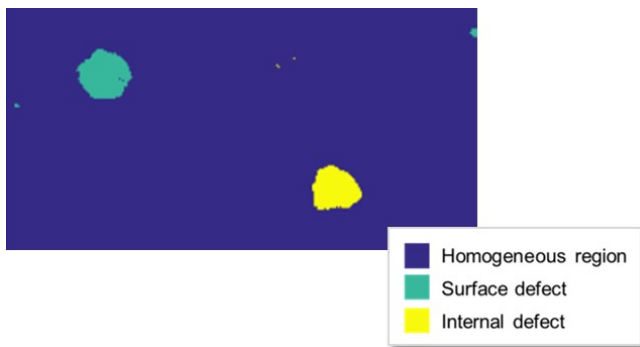


Figura 2: Difetti rilevati al termine della produzione attraverso controlli non distruttivi con analisi termografiche.

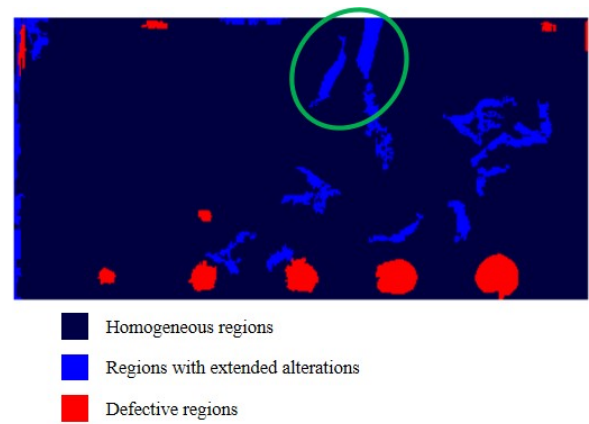


Figura 4: Risultati del clustering gerarchico sul provino di figura ?? (terzo livello del dendrogramma).

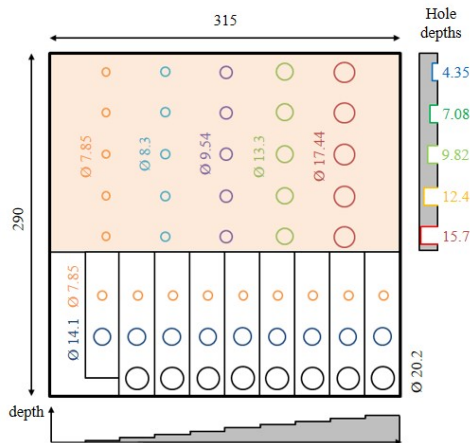


Figura 3: Esempio di un provino in cui sono stati inseriti diversi difetti a forma circolare di diverse dimensioni e a diverse profondità

su una foresta decisionale di 30 alberi, utilizzando in ingresso delle feature estratte dall'approssimazione di un modello teorico del segnale. La foresta, attraverso gli esempi forniti nel training, viene addestrata a classificare regioni sane o regioni appartenenti alle due classi di difetti (*white paper* e *FEP*). Il confronto con il ground truth dimostra che la metodologia proposta è in grado di rilevare la presenza dei due difetti considerati con accuratezza del 86,9%.

In figura ?? viene riportato un provino campione contenente difetti di forma circolare con diverse dimensioni e posti a profondità variabili. In questo caso, ipotizzando di non conoscere a priori le casistiche di difetti, è stato utilizzato un classificatore non supervisionato. In particolare in figura ?? viene riportato il risultato di un clustering gerarchico a cui sono state fornite in ingresso delle feature SURF ottenute da un processing iniziale delle immagini termografiche. Le tre classi riportate in figura sono il risultato della potatura al terzo livello del dendrogramma. Le tre classi individuano correttamente aree difettive (rosso), non difettive (blu scuro), e caratterizzate da difetti estesi (blu chiaro) anche non evidenziate nel ground truth (cerchio verde) ma effettivamente presenti nel provino.

### 3 Conclusioni

In questo contributo sono stati presentati risultati dell'applicazione di metodologie supervisionate e non supervisionate per la classificazione di difetti in materiali compositi attraverso l'analisi di immagini termografiche. Gli esperimenti condotti hanno dimostrato l'efficienza delle metodologie proposte e la reale possibilità di utilizzo di sistemi automatici per i controlli non distruttivi.

### 4 Ringraziamenti

Le immagini e i risultati riportati in questo contributo sono stati ottenuti nell'ambito delle attività svolte per il progetto PON03PE\_00067\_2 DITECO. Per maggiori approfondimenti sulle attività di ricerca si rimanda alle pubblicazioni di seguito elencate.