

LA SUPER RISOLUZIONE SU IMMAGINI TERMICHE

A SUPER-RESOLUTION ALGORITHM FOR THERMAL IMAGES

F. Corsini

Alma Mater Studiorum Università di Bologna, DICAM c/o Topografia, viale Risorgimento 2, 40136 Bologna
francesco.corsini4@unibo.it

PAROLE CHIAVE: Super risoluzione, risoluzione spaziale, termografia, immagini digitali, aumento di risoluzione.

KEY WORDS: Super resolution, spatial resolution, thermal imaging, digital image, resolution enhancement.

RIASSUNTO

Dall'implementazione della fotografia digitale la ricerca sull'aumento della risoluzione spaziale delle immagini, ovvero sul livello di dettaglio presente all'interno delle stesse, ha portato continui miglioramenti. È proprio in questo ambito che da pochi decenni, parallelamente alla ricerca tecnologica sui sensori, sono nati gli algoritmi di super risoluzione, utilizzati per aumentare la risoluzione spaziale di immagini. Sull'argomento è presente una vasta letteratura prevalentemente applicata a immagini nello spettro del visibile; lo stesso non si può dire della termografia, che nasce per natura stessa con una risoluzione spaziale minore e difficilmente aumentabile con miglioramenti tecnologici, a causa di limitazioni ottiche. La disponibilità di immagini termiche ad alta risoluzione consentirebbe di essere più accurati nelle analisi ed aumentare al contempo anche il numero di applicazioni. È stato quindi sviluppato a tale proposito un algoritmo di super risoluzione per la ricostruzione, a partire da più immagini a bassa risoluzione leggermente differenti l'una dall'altra, di una singola immagine contenente le informazioni radiometriche di tutte. L'algoritmo è stato per prima cosa sperimentato su immagini nel campo del visibile, in modo da testare e calibrare progressivamente il suo funzionamento e valutarne i risultati, e successivamente applicata all'ambito termico. La miglior qualità delle immagini costruite con la metodologia sviluppata, oltre ad essere intuitivamente visibile dal confronto con le immagini di partenza, è stata confermata oggettivamente dal calcolo di indici statistici tradizionali e sviluppati ad hoc.

ABSTRACT

Since the very first development of digital photography the research on images resolution enhancement, the detail level inside them, has brought continuous improvements in image sensors. For the last decades a side-research about resolution enhancement has risen, the super resolution of images. Super resolution algorithms are used to increase spatial resolution of low resolution images. There are a lot of papers about super resolution applied on visible spectrum images; unfortunately that's not true for thermal images, whose resolution is not easily improvable through image sensors research. In fact, thermal images suffer from a lack of resolution due to optical limitations and construction features. Higher resolution thermal images could improve analysis performances and expand application possibilities. A super resolution algorithm has been developed in this paper. Starting from a set of low resolution images with slight geometric and radiometric differences between each other, a single high resolution frame containing all their information is reconstructed. The algorithm was then used to reconstruct different datasets, in order to test and calibrate its features and evaluate achieved results. Reconstructed images are proven to have a better quality level than the low resolution ones. This improvement can be seen through a visual comparison between them, but it's also confirmed by the determination of statistical indexes.

1. INTRODUZIONE

L'evoluzione tecnologica degli ultimi anni ha reso disponibili fotocamere con risoluzioni elevatissime e a costi contenuti. Tale aspetto consente di eseguire analisi sulle immagini e ricostruzioni di oggetti, attraverso tecniche fotogrammetriche, con risoluzioni comparabili a quelle ottenibili dall'uso di fotografie tradizionali.

È però vero che in alcuni ambiti non sempre si utilizzano o si possono utilizzare fotocamere ad alta risoluzione (ad esempio negli impianti di videosorveglianza), ma è anche vero che in alcuni momenti può esserci l'esigenza di disporre di immagini con un grado di risoluzione superiore a quello nativo (sempre nella videosorveglianza, il riconoscimento di volti).

Sono stati quindi sviluppati algoritmi, denominati come algoritmi di Super Risoluzione (SR), che, a partire da diverse immagini leggermente differenti (in termini di posizione di presa) a bassa risoluzione (LR – *Low Resolution*), consentono di ottenerne una nuova con una risoluzione aumentata (HR – *High Resolution*), come riportato in figura 1.

La diffusione della super risoluzione ha interessato soprattutto l'ambito medico e quello dell'*image processing*; algoritmi di questo tipo sono ad ora poco utilizzati nel campo della geomatica del visibile, ma possono essere di particolare interesse in ambito termografico per via di una nativa bassa risoluzione dei sensori che eseguono queste misure.

La tecnologia per l'acquisizione della radiazione luminosa nello spettro del visibile è infatti ad uno stadio più avanzato rispetto a quella di radiazioni termiche emesse o riflesse da corpi a varie temperature. Il primo caso vanta una ricerca nell'ambito dei sensori ben più lunga e consolidata rispetto al secondo, che presenta limitazioni sulle dimensioni dei pixel e dei sensori stessi. Per tali motivi la massima risoluzione spaziale ottenibile in un'immagine digitale tradizionale è di gran lunga superiore a quella di una termica, che nel caso di immagini già di buona qualità può arrivare ad essere pari a 640x480 pixel.

L'uso della termografia è già diffuso nell'individuazione di perdite di energia e ponti di calore in edifici (Fox et al., 2016), monitoraggio di *performance* di processi industriali, analisi aeree per pianificazione territoriale (Bitelli et al., 2015) o

applicazioni dalla distanza che richiedono una georeferenziazione della scena. Considerando che la risoluzione di strumentazione top di gamma è ancora limitata a 1280x960 pixel e che sussistono limiti tecnologici sul decremento della dimensione dei pixel dovuti ad una perdita di fotosensibilità (Gonzalez et al., 2009) la SR rappresenta la miglior soluzione al problema delle immagini termiche.



Figura 1. Concetto della super risoluzione.

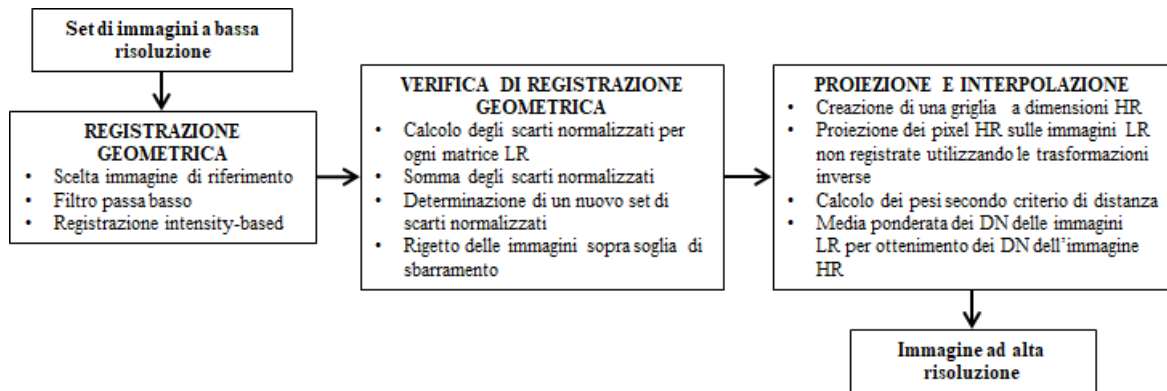


Figura 2. Schema dell'algoritmo di ricostruzione, suddiviso nelle principali fasi operative.

La SR è stata ad oggi ampiamente dibattuta in letteratura nel caso di immagini digitali tradizionali, diversamente dalle applicazioni su immagini termiche. In questo articolo ci si occuperà dunque dello sviluppo di un algoritmo di SR appartenente a categorie preesistenti e della sua applicazione ad immagini termiche con lo scopo di aumentarne la qualità. Esistono numerosi algoritmi (Nasrollahi et al., 2014) - (Park et al., 2003), classificati secondo il numero di immagini LR utilizzate, il dominio operativo e il tipo di ricomposizione. Si distinguono infatti rispettivamente algoritmi basati su una o più immagini LR, appartenenti al dominio di frequenza o spaziale ed algoritmi di allucinazione (Baker et al, 2002), che operano basandosi su database di immagini note, o di ricostruzione, che interpolano i dati a disposizione, etc.

In particolare, poiché in ambito termico gli algoritmi multiple image risultano più efficaci di quelli single image (Hardie et al., 1998), l'algoritmo sviluppato appartiene alla categoria dei metodi diretti di ricostruzione multiple image (Li et al., 2010) ed utilizza un set di immagini LR leggermente differenti l'una dall'altra, sia per radiometria che per posizione geometrica (in caso contrario le immagini sarebbero fra loro uguali e non aggiungerebbero informazioni per la ricostruzione).

Il modello di ricostruzione applicato segue una logica inversa rispetto al modello di ottenimento di una fotografia: l'insieme di una riduzione di dimensioni di un fattore p , di trasformazioni rigide casuali e di un effetto di sfocatura più o meno marcato genera il passaggio da una scena continua reale ad una immagine digitale.

L'algoritmo è stato testato su due tipologie di immagini: una prima composta da *frame* sintetici generati per *downgrading* (degradazione) di un'osservazione HR di partenza e una seconda composta da immagini reali ottenute tramite termografia.

2. STESURA DELL'ALGORITMO

Gli algoritmi di ricostruzione appartenenti ai "metodi diretti" sono logicamente suddivisi in tre passaggi distinti (Nasrollahi et al., 2014):

- 1) Registrazione geometrica delle osservazioni LR (*target*) su una singola immagine LR (riferimento). Scopo di questo passaggio è effettuare una sovrapposizione geometrica e radiometrica di tutte le immagini LR tramite individuazione dei rispettivi parametri di trasformazione rigida rispetto al riferimento;
- 2) Proiezione dei pixel delle immagini LR su una griglia comune con le dimensioni dell'immagine HR obiettivo;
- 3) Interpolazione dei valori di *digital number* (DN) noti per ottenere i valori incogniti della griglia.

In particolare, come riportato anche nello schema operativo di Figura 2, nell'algoritmo sviluppato i punti due e tre coincidono ed inoltre vi è l'aggiunta di un ulteriore passaggio per verificare la corretta registrazione dei vari *frame* sul riferimento.

L'intero algoritmo è stato sviluppato in ambiente Matlab, utilizzandone il linguaggio ed attingendo, ove necessario, alle sue librerie di funzioni.

2.1 Registrazione geometrica delle immagini LR

Direttamente funzionale alla ricostruzione dell'immagine HR, la registrazione è un processo preparatorio per la SR vera e propria. Posto che il set di immagini LR sia stato ottenuto correttamente, evitando dunque eccessive variazioni di scala o cambi di prospettiva tra una *frame* e l'altro (questi non sono individuabili in fase di registrazione e quindi sarebbero peggiorativi per l'intero processo di super risoluzione), la scelta dell'immagine di riferimento è arbitraria.

Poiché la registrazione risulta più efficace su immagini con cambi di intensità gradualmente al loro interno (Scarmana, 2016), la registrazione è preceduta dall'applicazione, sia al riferimento che ai *target*, di un filtro passa basso per ottenere un effetto di *blurring* (sfocatura per abbattimento dei picchi di intensità). Una volta ridotti dunque i bordi netti, i piccoli dettagli e le eventuali distorsioni generate da protocolli di compressione come JPEG la registrazione è effettuata tramite la ricerca di picchi di correlazione tra il riferimento ed il *target* di turno, utilizzando la funzione Matlab *imregtform* (Maes et al., 1997) - (Gao et al., 2008). L'*output* è rappresentato, per ogni k -esima

immagine, da una matrice di trasformazione rigida 3x3, contenente al proprio interno l'angolo di rotazione α_k e le traslazioni lungo gli assi tx_k e ty_k , e da un'immagine registrata ottenuta tramite l'applicazione dei parametri appena menzionati.

2.2 Verifica di registrazione

Teoricamente assente nei tradizionali algoritmi di SR, una fase di verifica della registrazione è stata aggiunta nell'algoritmo sviluppato. Tale verifica si basa sul calcolo di statistiche riguardanti le varie immagini, in particolare degli scarti normalizzati. Prese le K immagini LR registrate, con rispettivamente M ed N righe e colonne, ed indicato con $lr_k(m, n)$ il DN corrispondente al pixel in posizione (m, n) , dove m ed n variano rispettivamente tra 1 e M e tra 1 e N , è possibile calcolare gli scarti normalizzati per ogni pixel di ogni immagine.

$$\widehat{lr}_k(m, n) = \frac{lr_k(m, n) - \bar{lr}(m, n)}{\sigma(m, n)} \quad (1)$$

dove $\bar{lr}(m, n)$ e $\sigma(m, n)$ sono rispettivamente la media e la deviazione standard dei DN dei pixel in posizione (m, n) , calcolati come segue:

$$\bar{lr}(m, n) = \frac{1}{K} \sum_k lr_k(m, n) \quad (2)$$

$$\sigma(m, n) = \sqrt{\frac{1}{K-1} \sum_k [lr_k(m, n) - \bar{lr}(m, n)]^2} \quad (3)$$

Sommando i valori di scarti normalizzati per ogni k -esima immagine si ottengono K indici \widehat{SSN}_k (Somma degli Scarti Normalizzati) rappresentativi di quanto le immagini siano somiglianti l'una all'altra. Effettuando una nuova normalizzazione di tali indici è possibile confrontarli più semplicemente tra loro; inoltre, l'implementazione di un valore di soglia arbitrario (la distribuzione dei vari scarti non è gaussiana) permette di rigettare l'immagine con il valore di scarto rinormalizzato più alto superiore a tale soglia.

Una volta eliminata l'immagine con l'indice più alto, la procedura è ripetuta fino all'ottenimento di un set di immagini registrate omogeneamente e con valori rinormalizzati inferiori al limite della soglia.

La presenza di una fase di verifica come quella appena descritta permette di individuare all'interno del set eventuali immagini con errori di distorsione dell'ottica al proprio interno. Variazioni di prospettiva o di scala producono infatti un'immagine registrata con un valore di scarto normalizzato superiore alla soglia, quindi rigettata e non utilizzata per la ricostruzione.

2.3 Proiezione ed interpolazione

Partendo dal set di immagini preparate nelle fasi precedenti, è in queste ultime fasi che la SR viene effettivamente realizzata, ottenendo un'unica immagine HR ricostruita.

Viene innanzitutto generata una matrice a dimensioni X e Y , rispettivamente pari a

$$X = pM \quad (4)$$

$$Y = pN \quad (5)$$

La posizione di ogni pixel in tale matrice è individuata dalla coppia (x, y) in cui x e y variano rispettivamente tra 1 e X e tra 1 e Y . La determinazione del valore di DN corrispondente ad ogni pixel è effettuata sfruttando le matrici di trasformazione rigida calcolate in precedenza. Ad ogni pixel (x, y) vengono applicate inversamente le K diverse matrici di trasformazione ottenendo altrettante coordinate, espresse non come interi ma come numeri reali, di pixel nelle immagini LR:

$$m_k^* = (y \cos \alpha_k + x \sin \alpha_k - tx_k p) / p \quad (6)$$

$$n_k^* = (x \cos \alpha_k - y \sin \alpha_k - ty_k p) / p \quad (7)$$

La parte intera di quanto alla (6) e alla (7) viene ottenuta per troncamento e indicata con \widehat{m}_k e \widehat{n}_k .

Il valore di DN $hr(x, y)$ è calcolato infine come media ponderata di tutti i DN dei pixel delle immagini LR corrispondenti a tale pixel:

$$hr(x, y) = \frac{\sum_k \lambda_{k, \widehat{m}_k, \widehat{n}_k} * lr_k(\widehat{m}_k, \widehat{n}_k)}{\sum_k \lambda_{k, \widehat{m}_k, \widehat{n}_k}} \quad (8)$$

dove i pesi sono calcolati come segue in base alla distanza $d_{k, \widehat{m}_k, \widehat{n}_k}$ tra il centro del pixel $(\widehat{m}_k, \widehat{n}_k)$ e le coordinate reali (m_k^*, n_k^*) .

$$\lambda_{k, \widehat{m}_k, \widehat{n}_k} = \left(\frac{1}{d_{k, \widehat{m}_k, \widehat{n}_k}} \right)^3 \quad (9)$$

L'esponente 3 è stato scelto empiricamente in seguito ad alcuni test preliminari; esso permette di interpolare i *digital number* nell'intorno del pixel considerato dando maggior peso a quelli più vicini al centro, il cui valore è più vicino al "valore vero" rispetto a quelli più lontani.

Poiché il set di immagini LR non è ideale e dunque, per quanto piccole, in alcune immagini sono presenti lievi cambi di prospettiva o variazioni di scala in ultimo viene calcolata anche una "matrice di confidenza" che fornisce, visualizzata come immagine, un'indicazione sull'attendibilità geometrica della ricostruzione in ogni punto, calcolata come "pseudo-deviazione standard":

$$\widehat{RMSE}(x, y) = \sqrt{\frac{\sum_k [lr_k(\widehat{m}_k, \widehat{n}_k) - hr(x, y)]^2 * \lambda_{k, \widehat{m}_k, \widehat{n}_k}}{\sum_k \lambda_{k, \widehat{m}_k, \widehat{n}_k}}} \quad (10)$$

Un alto valore di $\widehat{RMSE}(x, y)$ in un pixel è sintomo di come in esso l'algoritmo di ricostruzione abbia lavorato di più a causa dell'elevata eterogeneità dei valori di DN e di quanto quindi gli sia associato un livello di confidenza minore.

3. CAMPIONI DI IMMAGINI ELABORATI

Si distinguono due tipologie di applicazione dell'algoritmo, in entrambe le quali si è effettuato un aumento della risoluzione con un fattore p pari a 4.

3.1 Immagini sintetiche

Prima di utilizzare l'algoritmo su un caso reale ne sono state valutate l'efficacia su set di immagini sintetiche ottenute per *downgrading* di un'immagine HR, in modo da poter confrontare con essa il risultato della ricostruzione.

Si riscontra in letteratura che il numero minimo di immagini per la ricostruzione è pari al quadrato del fattore p (Scarmana, 2016). Per introdurre ridondanza, il primo set è composto da 32 immagini in scala di grigi ottenute tramite degradazione di una singola immagine HR rappresentanti una farfalla con piccoli dettagli al proprio interno, in modo da testare l'efficacia di ricostruzione. L'immagine di partenza è monobanda ed ha dimensioni pari a 240x240 pixel, degradata secondo parametri casuali di rotazione, traslazione e tramite combinazioni diverse di DN in immagini a risoluzione di 60x60 pixel contenenti valori interi a 8 bit, compresi tra 0 e 255.

3.2 Immagini termiche

Una volta testato l'algoritmo e settati i parametri ad hoc, si procede con il reale obiettivo della sperimentazione, la ricostruzione di un'immagine termica.

In questo caso il set di immagini è composto da immagini termiche con risoluzione 640x480 pixel monobanda con al proprio interno valori reali di temperatura espressi in °C a precisione fino a tre cifre decimali. Le immagini sono state ottenute con termocamera FLIR P620, con una sensibilità termica di 40 mK a 30°C, un'accuratezza di ± 2 °C e un intervallo di temperature da -40 °C a +500 °C.

Il soggetto inquadrato è la facciata del palazzo comunale di Bologna, scelto per la presenza di corpi a diverse temperature e per la stabilità della scena. Le immagini sono state ottenute ponendo la termocamera su un treppiede e variandone di volta in volta l'altezza secondo cinque livelli di traslazione orizzontale diversi.

Poiché questo secondo caso non è ideale e si prevede che all'interno del campione per la ricostruzione siano presenti immagini con variazioni di scala e prospettiva sono stati ottenuti 50 fotogrammi diversi.

4. ELABORAZIONI E RISULTATI

Sono di seguito esposti i risultati ottenuti sui due diversi set di immagini descritti ai paragrafi 3.1 e 3.2.

4.1 Ricostruzione di immagini sintetiche

Partendo dal set delle 32 immagini a bassa risoluzione, è stata ricostruita una singola immagine HR di dimensioni 240x240 pixel. L'algoritmo è stato utilizzato applicando preliminarmente un filtro passa basso gaussiano a deviazione standard imposta pari a 0.5 pixel e con un valore di rigetto per la verifica di registrazione pari a 2.3. Con tali condizioni non sono risultate immagini registrate erroneamente e dunque l'intero set è stato utilizzato per la ricostruzione.

In Figura 3 sono riportate rispettivamente l'immagine HR originale (a), una delle immagini LR (b) e l'immagine HR ricostruita (c).

Benché scarsamente oggettiva, una prima verifica dell'efficacia della ricostruzione è il confronto visivo tra le tre immagini a disposizione. L'immagine (c) presenta infatti un livello di dettaglio e una fluidità delle linee superiori a quanto riscontrabile nel caso (b): particolari inizialmente poco

ricognoscibili diventano, successivamente al processo di ricostruzione, meglio identificabili e più chiari e netti.

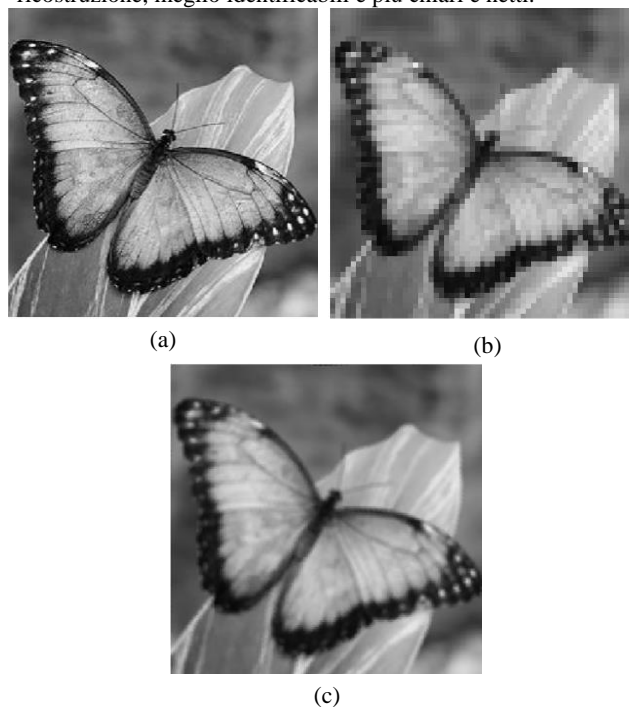


Figura 3. Confronto fra immagine HR originale (a), immagine LR ottenuta per *downgrading* (b) e immagine HR ricostruita (c).

È però possibile notare anche come tali particolari non siano, dopo il processo di ricostruzione, così chiari e identificabili come nell'immagine (a).

Si ipotizza dunque che durante la degradazione alcune informazioni siano andate irrimediabilmente perse, nonostante la ricostruzione e il successivo aumento del livello di dettaglio.

Per poter quantificare oggettivamente l'efficacia del processo di ricostruzione si procede con una registrazione geometrica tra le matrici HR originale e ricostruita, sfruttando i parametri di rotazione e traslazione salvati in sede di degradazione. La registrazione è effettuata inoltre anche tra la matrice HR originale e la matrice di una immagine LR linearmente aumentata di dimensioni (non vi è un effettivo aumento di risoluzione).

Una volta ottenute le sovrapposizioni delle matrici, il confronto tra esse passa attraverso il calcolo di una matrice degli scarti in valore assoluto e la sua visualizzazione sotto forma di istogramma contenente i valori in percentuale sul totale dei pixel, come riportato in Figura 4.

A partire dalla situazione in rosso, relativa ad una immagine LR, si individua dopo la ricostruzione, riportata in azzurro, un aumento della percentuale dei pixel nella classe prossima allo 0, parallelamente ad una graduale diminuzione delle code nelle classi più distanti da esso. Il processo di ricostruzione genera inoltre un effetto di appiattimento dei valori di DN portando ad un generalizzato lieve *blurring*, come riscontrabile in figura 3.

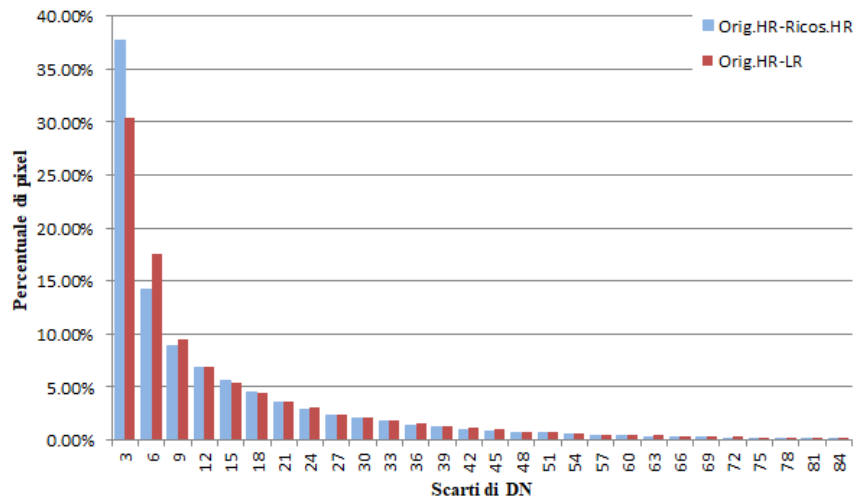


Figura 4. Istogramma delle matrici degli scarti. In azzurro gli scarti tra l'immagine HR originale e quella ricostruita, in rosso gli scarti tra l'immagine HR originale e un *frame* LR.



Figura 5. Matrice di confidenza per il set di immagini sintetiche.

Bordi netti nell'immagine HR di partenza vengono dunque ricostruiti non come tali, ma si hanno una contemporanea sottostima dei picchi positivi, che vengono abbassati durante la ricostruzione, ed una sovrastima dei picchi minimi, aumentati durante il processo. Ciò implica che la qualità del risultato e la posizione degli scarti nell'istogramma siano fortemente dipendenti dalla tipologia di immagine che si vuole ricostruire.

Per poter fornire un singolo dato preciso e rappresentativo della qualità di ricostruzione, si determinano le deviazioni standard delle matrici degli scarti, utilizzate anche in fase di calibrazione per ottenere i migliori parametri operativi (come il numero minimo e sufficiente di immagini LR) e confermare le ipotesi di letteratura.

Una volta settati ad hoc i parametri per il funzionamento dell'algoritmo con tale metodologia, i valori di deviazione standard degli scarti sono:

- 29 DN per gli scarti tra l'immagine HR originale ed una LR;
- 23 DN per gli scarti tra le immagini HR originale e ricostruita.

La variazione del valore di deviazione standard, fortemente dipendente dall'immagine stessa, conferma il miglioramento di qualità ottenuto con la ricostruzione. Alti valori di deviazione standard sono collegati ancora al problema dei bordi e dell'effetto di *blurring* sopra citati, come anche confermato dalla matrice di confidenza in Figura 5, calcolata come alla (10).

I valori calcolati sono dello stesso ordine di grandezza sui vari bordi all'interno dell'immagine, data l'assenza di qualsiasi cambiamento di prospettiva o di scala nel processo di ottenimento dei *frame* LR.

4.2 Ricostruzione di immagini termiche

La ricostruzione del set di immagini termiche ha seguito lo stesso procedimento utilizzato nel caso delle immagini sintetiche, mantenendo gli stessi parametri ottenuti tramite calibrazione.

Venendo a mancare l'ipotesi del caso ideale, la verifica del processo di registrazione ha individuato 13 immagini con valori rinormalizzati superiori alla soglia di rigetto, dunque escluse dalla ricostruzione.

L'immagine ricostruita è riportata in Figura 6, affiancata ad una delle osservazioni LR e allo stesso particolare preso da entrambe. Diversamente dal caso delle immagini termiche, non è possibile eseguire un confronto oggettivo tra una immagine HR originale e quella ricostruita, data l'assenza della prima. Il confronto si riduce quindi ad un'analisi visiva del risultato ottenuto e delle differenze che intercorrono tra le due immagini a disposizione.

Confermando quanto detto in precedenza, l'immagine ricostruita presenta un livello di dettaglio ed una fluidità delle linee di bordo superiori rispetto all'immagine LR, come visibile anche nei particolari (c) e (d). Parallelamente, sono anche presenti i lievi effetti di *blurring* già menzionati. Si notano in questo caso, diversamente dal precedente, alcune porzioni con particolari *pattern* di pixel. Per quanto riguarda il cielo, in ogni *frame* sono presenti nuvole in conformazioni diverse e non è dunque possibile operarne la ricostruzione (stesso discorso vale per la lancetta dei minuti dell'orologio). Diversamente, i *pattern* presenti nelle zone omogenee di parete sono dovuti al progressivo, per quanto di piccola entità, raffreddamento nell'arco di presa delle stesse, non presente omogeneamente su tutte le superfici a causa dei diversi valori di trasmittanza termica dei vari materiali.

In Figura 7 è riportata una visualizzazione della matrice di confidenza calcolata come alla (10).

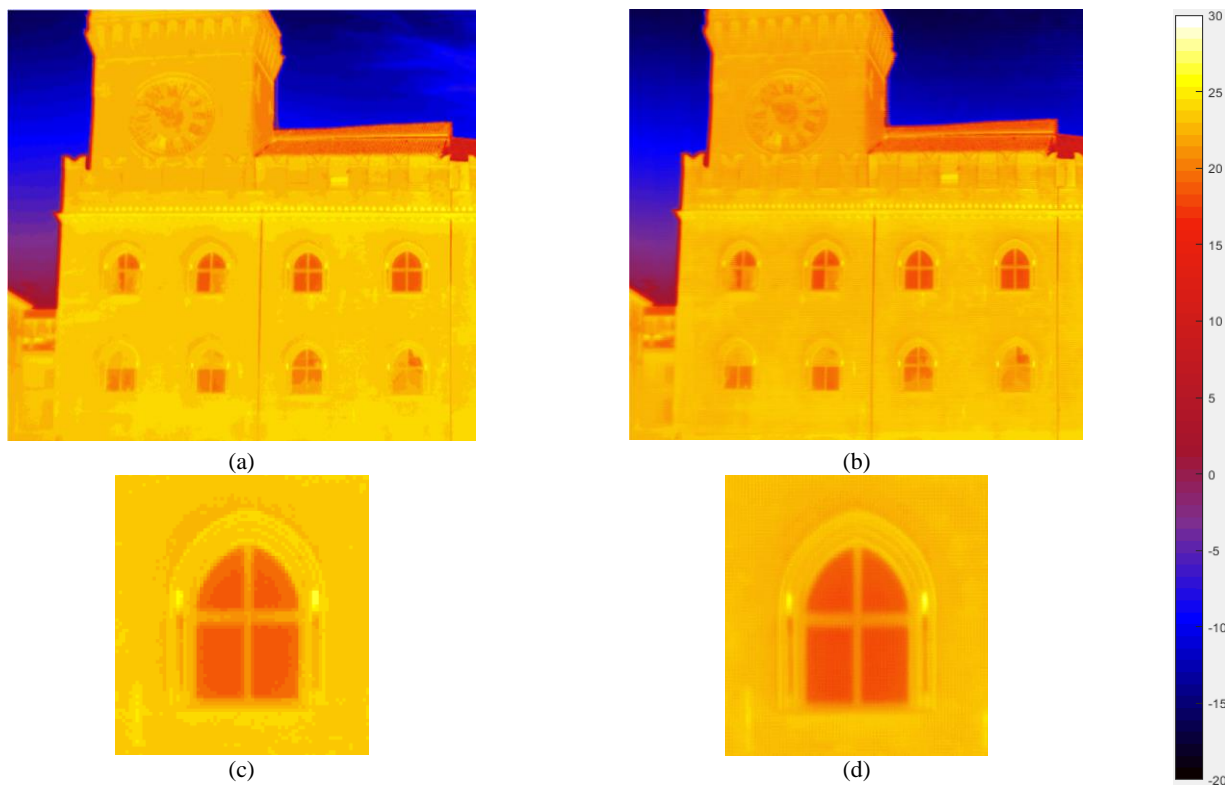


Figura 6. Immagine termica LR (a) ed immagine HR ricostruita (b), con rispettivi particolari (c) e (d).

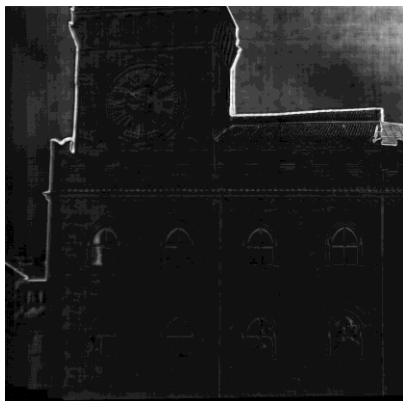


Figura 7. Matrice di confidenza per il set di immagini termiche.

Diversamente dalla ricostruzione della farfalla, in cui a tutte le zone di bordo è associata la stessa confidenza, in questo caso è possibile vedere come le aree al centro dell'immagine e perpendicolari alla presa non presentino alti valori di pseudo deviazione standard, mentre agli spigoli più esterni (come la torre dell'orologio), a causa di lievi variazioni nella prospettiva, sia associato un grado di confidenza inferiore.

Anche a zone particolarmente ricche di bordi, come la porzione di tetto sulla destra, è associato un livello di confidenza più basso rispetto alla media, derivante dalla maggior quantità di dati eterogenei elaborati nel processo.

5. CONCLUSIONI

L'obiettivo del lavoro svolto è l'implementazione di un algoritmo di super risoluzione appartenente alla classe dei metodi diretti di ricostruzione da applicare al campo delle immagini termiche. L'algoritmo sviluppato permette, a partire

da un campione di immagini in numero minimo e sufficiente e che presentino differenze geometriche e radiometriche fra loro, di ottenere una singola immagine a risoluzione aumentata contenente al proprio interno tutte le informazioni del campione di partenza.

L'efficacia dell'algoritmo è stata testata prima su immagini sintetiche e poi su immagini termiche ottenute tramite termocamera. Nell'ottenimento di queste ultime occorre prestare attenzione alla metodologia di ottenimento, poiché l'algoritmo è in grado di lavorare correttamente in presenza di sole trasformazioni di tipo rigido. Variazioni prospettive o di scala, soprattutto di grande entità, ne peggiorano infatti l'efficacia.

Il test sul primo caso ha portato a determinare oggettivamente la presenza di un miglioramento della qualità dell'immagine ricostruita, grazie alla determinazione di indici ottenuti a partire dal confronto con un'immagine ad alta risoluzione originale.

Tale approccio ha permesso di passare poi, nota l'effettiva presenza di un miglioramento, alla ricostruzione del set di immagini termiche vero e proprio; il risultato ottenuto in quest'ultimo presenta un livello di dettaglio superiore rispetto a quello visibile nelle immagini di partenza, confermando quanto visto in precedenza.

È quindi possibile affermare che l'algoritmo di super risoluzione elaborato è funzionante ed efficace. Al suo interno sono stati anche implementati ulteriori moduli oltre a quelli finalizzati alla ricostruzione: una fase di verifica, per scartare eventuali immagini eccessivamente eterogenee, in termini di variazioni prospettive o di scala, rispetto alle altre del campione, e la determinazione di un valore di pseudo deviazione standard, per associare al risultato finale della ricostruzione un dato che fornisca informazioni sull'affidabilità della stessa.

I risultati ottenuti mostrano come il metodo sviluppato permetta di ricostruire particolari anche di forma complessa fortemente

degradati durante l'acquisizione, con l'effetto però di un *blurring* delle zone di bordo. Per le applicazioni termografiche un algoritmo di tale genere si dimostra dunque superiore agli esistenti algoritmi *single-image*, per i quali non vale la considerazione di cui sopra. Quest'ultima tipologia risulta infatti più adatta a ricostruire classi standard di immagini, a causa della necessità di utilizzare dei *training set* di immagini note (Baker et al., 2002) – (Freeman et al., 2002). Un approccio *multiple-image* risulta più efficace nella ricostruzione di soggetti non ripetuti e distinti fra loro, situazione tipica delle applicazioni della termografia.

L'algoritmo *multiple-image* trattato è basato sulla stessa logica e metodologia degli algoritmi di super-risoluzione commerciali recentemente introdotti dai produttori di camere termiche. Le differenze tra le due tipologie di metodi stanno nell'ottimizzazione della procedura e nella quantità di immagini considerate. La dimensione del campione utilizzato dai software commerciali è infatti fissa e limitata per ridurre il tempo computazionale, mentre l'algoritmo sviluppato permette di usare un numero a piacere di immagini, al costo di una maggior quantità di tempo impiegato.

Un miglioramento della procedura elaborata è rappresentato dalla riduzione dei tempi di presa delle immagini termiche con una metodologia ottimizzata, ma che consenta comunque stabilità e presenza di sole rotazioni e traslazioni. In alternativa, vi sarebbe la possibilità di considerare in fase di registrazione anche eventuali cambiamenti prospettici o di scala, permettendo ancora di ottenere l'intero campione in un arco più ristretto di tempo, dato che la stabilità di presa diverrebbe di secondaria importanza.

BIBLIOGRAFIA

- Baker S., Kanade T., 2002, Limits on Super-Resolution and How to Break Them. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol.24, No.9, September 2002.
- Bitelli G, Conte P., Csoknyai T., Franci F., Girelli V.A., Mandanici E., 2015, *Thermography for Energetic Modelling of Cities. Remote Sensing*, 2015, Vol.7, pp. 2152-2170.
- Fox M., Goodhew S., De Wilde P., 2016, Building defect detection: External versus internal thermography. *Elsevier, Building and Environment*, Vol.105, pp. 317-331.
- Freeman W.T., Jones T.R., Pasztor E.C., Example-based super-resolution, *IEEE Computer Graphics and Applications*, vol. 22, no. 2, pp. 56-65, March-April 2002.
- Gao Z., Gu B., Lin J., Monomodal image registration using mutual information based methods, *Image and Vision Computing*, vol 26, pp. 164-173, February 2008.
- Glasner D., Bagon S., Irani M., Super-Resolution from a Single Image. *IEEE 12th International Conference on Computer Vision*, October 2009.
- Gonzalez R.E., Woods S., Eddins L., 2009, Digital Image Processing Using Matlab, Second Edition. *Gatesmark Publishing. A division of Gatesmark LLC*.
- Hardie R.C., Kenneth J.B., Barnard K.J., Bogner J.G., Armstrong E.E., Watson E.A., 1998, High-resolution image reconstruction from a sequence of rotated and translated frames and its application to an infrared imaging system. *Electrical and Computer Engineering Faculty Publications, Paper 8*.
- Hardie R.C., 2007, A Fast Image Super-Resolution Algorithm Using an Adaptive Wiener Filter, *IEEE Transactions on Image Processing*, Vol.16, No.12, December 2007.
- Li J., Heap A.D., 2008, A Review of Spatial Interpolation Methods for Environmental Scientists. *Geoscience Australia, Record 2008/23*, 137 pp.
- Li X., Hu Y., Gao X., Tao D., Ning B., A multi-frame image super-resolution method, *Signal Processing*, vol 90, no 2, pp 405-414, February 2010.
- Maes F., Collignon A., Vandermeulen D., Marchal G., Suetens P., Multimodality image registration by maximization of mutual information, *IEEE Transactions on Medical Imaging*, vol. 16, no. 2, pp. 187-198, April 1997.
- Nasrollahi K., Moeslund T.B., 2014, Super-resolution: a comprehensive survey. *Machine Vision and Applications*, Vol.25, pp.1423-1468, June 2014.
- Park S.C., Park M.K., Kang M.G., Super-resolution image reconstruction: a technical overview, *IEEE Signal Processing Magazine*, vol. 20, no. 3, pp. 21-36, May 2003.
- Romero L., Calderòn F., A Tutorial on Parametric Image Registration. Scene Reconstruction, Pose Estimation and Tracking, *InTech*, pp. 167-184.
- Scarmana G., 2016, An Application of the Least Squares Plane Fitting Interpolation Process to Image Reconstruction and Enhancement. *FIG Working Week 2016, Christchurch, New Zealand, May 2016*.