

# Rappresentazione dell'incertezza di misura, mediante Random Fuzzy Variables, di dati estratti da algoritmi di stima del rumore applicati ad immagini radiografiche

ALESSANDRO FERRERO <sup>(2)</sup>, ARIANNA MENCATTINI <sup>(1)</sup>, GIULIA RABOTTINO <sup>(1)</sup>  
SIMONA SALICONE <sup>(2)</sup>, MARCELLO SALMERI <sup>(1)</sup>

<sup>(1)</sup> DIP. ING. ELETTRONICA – UNIV. ROMA “TOR VERGATA”

E-MAIL: {MENCATTINI, RABOTTINO, SALMERI}@ING.UNIROMA2.IT

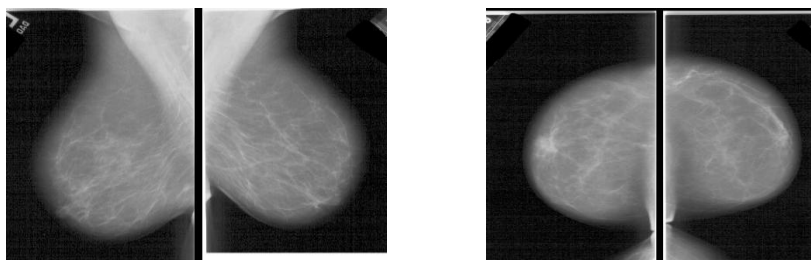
<sup>(2)</sup> DIP. ELETTROTECNICA – POLITECNICO DI MILANO

E-MAIL: {ALESSANDRO.FERRERO, SIMONA.SALICONE}@POLIMI.IT

## Introduzione

La mammografia gioca un ruolo fondamentale nel processo di determinazione di anomalie nello screening del cancro al seno. Un mammogramma consiste in una proiezione mediante raggi-X delle strutture tridimensionali presenti nel seno, ottenute per compressione della mammella fra due piatti. Una volta digitalizzate, le immagini mammografiche risultano essere di basso contrasto e degradate da componenti di rumore fortemente legate all'intensità del singolo pixel. Data la difficoltà di lettura di queste immagini da parte del radiologo [1], negli ultimi anni diversi sistemi CADx (Computer Assisted Diagnosis) e CADe (Computer Aided Detection) sono stati sviluppati al fine di indicare al radiologo, in modo oggettivo, regioni sospette in cui vi sia alta probabilità di identificare una anomalia tumorale o anche di migliorare la qualità dell'immagine stessa al fine di assistere l'eventuale diagnosi del cancro al seno da parte del medico. Una tipica indagine mammografica si presenta come quella mostrata in Figura 1, dove vengono acquisite per ogni seno due viste, una Cranio-Caudale (CC) e una Medio-Laterale-Obliqua (MLO).

Figura 1: Viste MLO (sinistra) e CC (destra) nell'indagine mammografica



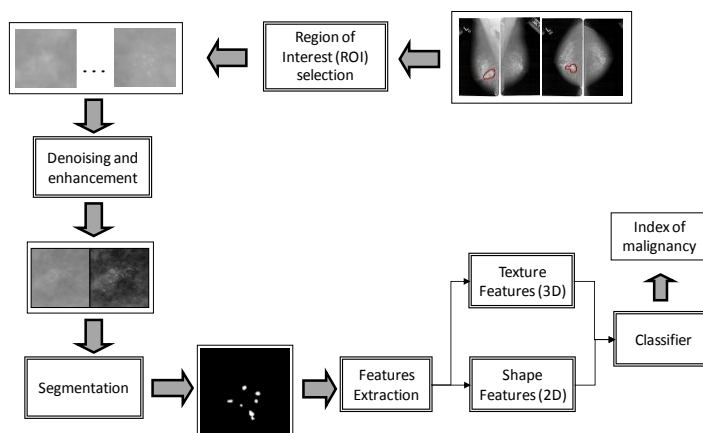
Data la natura e l'aspetto delle immagini mammografiche e in particolare il loro basso contrasto, la presenza di rumore non stazionario e conseguentemente la loro difficile lettura e interpretazione, in questo lavoro proponiamo un particolare sistema di processamento che possa essere di ausilio al medico radiologo al fine di identificare le lesioni

tumorali anche in fase precoce. Tutte le immagini mammografiche utilizzate per questo studio fanno parte del database pubblico dell'università del Sud Florida (DDSM) [2].

## Il sistema di elaborazione CAD

Il sistema da noi proposto per questo scopo è composto da diversi blocchi e riportato in Figura 2.

Figura 2: Schema a blocchi del sistema CADx proposto



I diversi passi dell'intero sistema sono riportati di seguito:

1. Estrazione di una regione di interesse (ROI) contenente strutture sospette. Attualmente l'estrazione viene effettuata manualmente da un radiologo esperto.
2. Aumento del contrasto e riduzione del rumore.
3. Segmentazione della ROI.
4. Estrazione delle caratteristiche dell'immagine segmentata.
5. Classificazione delle lesioni attraverso un indice di malignità.

In particolare in questo lavoro, ci riferiremo al passo 2 proponendoci come sviluppo futuro l'estensione dei risultati ai blocchi successivi.

Lo scopo principale del passo 2 è quindi il miglioramento della qualità dell'immagine, attraverso la riduzione della componente di rumore e l'enfaticizzazione dei dettagli senza perdita di informazione. Questa prima fase, spesso denominata *image enhancement* si articola in tre fasi principali:

- stima del rumore nell'immagine mammografica [3] con conseguente mappatura della relazione fra potenza di rumore e intensità;
- analisi multirisoluzione dell'immagine attraverso l'uso di una particolare classe di trasformate wavelet (DDWT) [4-6] al fine di poter applicare un denoising selettivo alle diverse strutture presenti nel tessuto mammario a seconda della loro dimensione;

- applicazione di opportuni operatori a soglia nello spazio wavelet, tarati in base alle caratteristiche di rumore estratte dall'immagine, al fine sia di ridurre il rumore, sia di enfatizzare le strutture con dimensioni e caratteristiche comparabili con quelle dei segni tumorali (0.1-1 mm ed elevata luminanza per le microcalcificazioni, 0.4 – 40 mm e basso contrasto per le masse tumorali).

Da un punto di vista metrologico, oltre all'assegnazione di indici quantitativi ai risultati ottenuti da ciascun blocco, al confronto con altri metodi e alla valutazione degli algoritmi in termini di robustezza, adattabilità ed efficienza, è importante caratterizzare il contributo di incertezza associato alle immagini in questione, attraverso la sua modellizzazione e l'analisi della sua propagazione attraverso il sistema proposto. In tal modo si ha la possibilità di ottenere un intervallo di confidenza da associare al risultato finale come raccomandato dalla GUM [7] e dal Supplemento1 [8]. Vediamo dunque quali contributi di incertezza sono presenti in questo tipo di immagine.

## **Incetezza e sua rappresentazione nelle immagini mammografiche**

In questo tipo di immagini, i contributi di incertezza sono dovuti ai diversi processi che concorrono alla formazione dell'immagine stessa, quali:

- il processo di formazione, basato sull'esposizione ai raggi-X, introduce un contributo di rumore che è dipendente dall'intensità (i.e. *rumore fotonico*);
- le strutture microscopiche di cui è formata la pellicola introducono un contributo detto *film grain noise*;
- il processo di digitalizzazione introduce un contributo di incertezza che è dipendente dal numero di bit per pixel usato per la conversione.

In più il contributo di incertezza non comprende solo termini di origine casuale legati al rumore: è necessario tenere in conto contributi sistematici che si possono formare durante l'esposizione o l'acquisizione dell'immagine digitale e che non possono essere considerati e propagati come effetti random (come ad esempio movimenti fisiologici della paziente o artefatti).

Possiamo quindi considerare un modello di rumore rappresentato come segue:

$$I_n(n, m) = I_0(n, m) + N(n, m) = I_0(n, m) + \eta(n, m)\sigma(I_0(n, m))$$

dove  $I_n(n, m)$  è l'immagine rumorosa,  $I_0(n, m)$  è l'immagine non rumorosa,  $N(n, m)$  è il contributo di rumore additivo non stazionario avente media nulla e varianza data da  $\sigma(I_0(n, m))$ . Un tale modello di rumore è detto *rumore eteroscedastico*. Ogni pixel avrà quindi un termine di incertezza dato da:

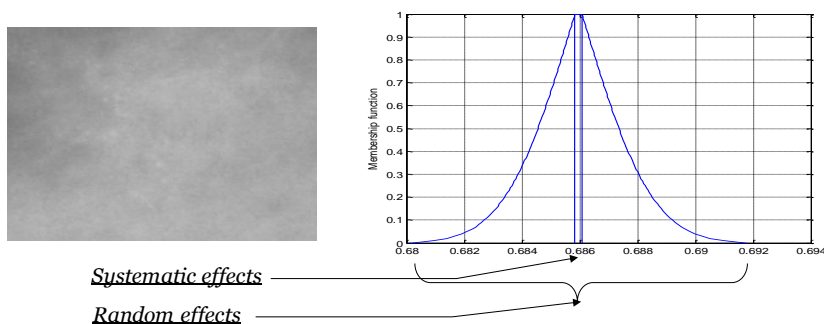
$$U(I(n, m)) = U^R(I(n, m)) + U^S$$

dove  $U^R(I(n, m))$  rappresenta il contributo di incertezza random dipendente dal segnale, mentre  $U^S$  è il contributo sistematico che si suppone indipendente dal segnale.

Per quanto riguarda il contributo random esso si suppone dipendente dal rumore eteroscedastico. La conoscenza della potenza di rumore in questo contesto è necessaria al fine di quantificare detto contributo. La stima della varianza del rumore viene effettuata implementando l'algoritmo descritto in [9] e sue modifiche descritte in [3].

Data la duplice natura del contributo di incertezza associata ai pixel, in questo lavoro ci proponiamo di utilizzare un metodo di rappresentazione dell'incertezza che possa modellizzarli entrambi e permetterne la corretta propagazione attraverso il sistema CAD descritto. Una possibile rappresentazione proposta e descritta recentemente in [10-11] fa uso di Random Fuzzy Variables (RFV). È possibile quindi modellizzare l'incertezza globale costruendo una RFV per ogni pixel, come rappresentato in Figura 4.

Figura 4: Costruzione di una RFV per ogni pixel.



Ricordiamo che l'effetto sistematico è rappresentato dalla MF interna di tipo rettangolare la cui larghezza è associata al numero di bit per pixel ed è centrato nel valore di luminosità del pixel stesso. La MF esterna rappresenta invece il contributo random che viene supposto gaussiano a media nulla e con varianza ricavata attraverso l'algoritmo di stima. Come seconda fase, propagheremo i suddetti contributi di incertezza adattando i nuovi operatori recentemente introdotti in letteratura sulle RFV [12-15] a questi algoritmi. La novità in questo ambito sta sia negli algoritmi usati, sia nel metodo di caratterizzazione metrologica della dispersione associata ai risultati ottenuti mediante RFV. In particolare infatti, questa tecnica ci permette di tenere in conto anche contributi di tipo *total ignorance* che non possono essere tenuti in conto in una simulazione di tipo Montecarlo. Inoltre, la dimensione di queste immagini (fino a 6000 per 4000 pixel) renderebbe inapplicabile una simulazione Montecarlo eseguita secondo le nuove indicazioni del Supplemento alla GUM.

## Risultati

Consideriamo la Figura 5 in cui viene estratta una Regione di Interesse (ROI) in cui sono identificate tre microcalcificazioni e un pixel posto in una regione di tessuto normale. In questo caso ad ogni pixel dell'immagine è associata una RFV che viene poi propagata, attraverso il sistema di *image enhancement* descritto, al fine di aumentare il contrasto delle microcalcificazioni e, al tempo stesso, lasciare inalterato il tessuto circostante. Quest'ultimo punto è cruciale al fine di non alterare l'aspetto dell'immagine mammografica che il radiologo esperto è solito analizzare. Nella parte destra della Figura 5 sono riportate le RFV ottenute dopo la propagazione (riga blu) e confrontate con le RFV di

partenza (riga rosse) per i quattro pixel identificati. Notare come l'enhancement alteri il valore di luminanza media delle microcalcificazioni mentre lascia inalterato il tessuto normale. In Figura 6 gli stessi grafici sono anche confrontati con quelli relativi ad una simulazione Montecarlo (riga nera) con  $N=500$  valori, per motivi di tempo di calcolo. Anche se i valori medi e le deviazioni standard dei due metodi risultano comparabili, attraverso le RFV otteniamo un contributo di incertezza più realistico dato da un effetto sistematico di *total ignorance*, in più consideriamo simultaneamente un intervallo di copertura per tutte le probabilità di copertura date dall'alpha level della RFV.

Figura 5: Risultati della propagazione mediante RFV.

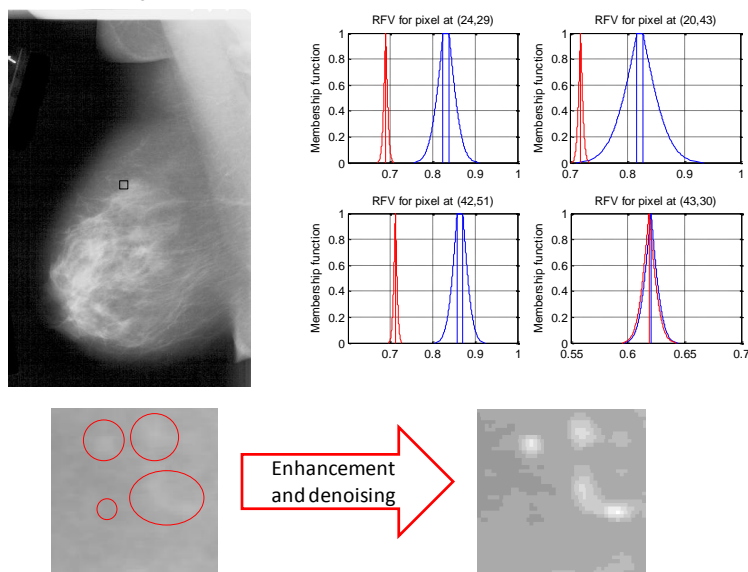
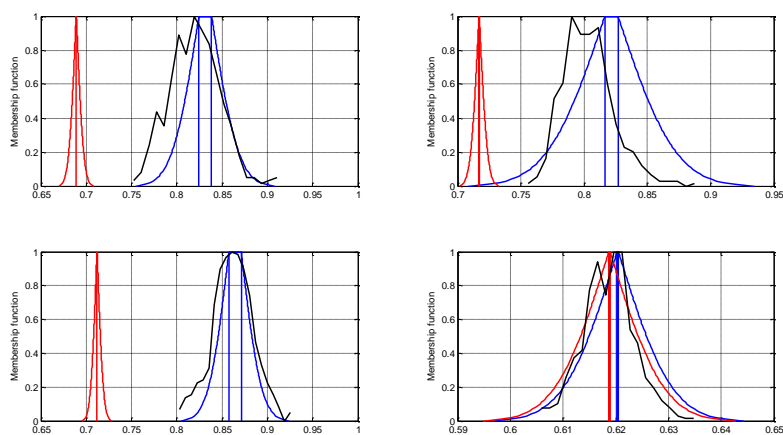


Figura 6: Confronto dei risultati con il metodo Monte Carlo.



## **Bibliografia**

- [1] "Practice guideline for digital radiography," Tech. rep., ACR American College of Radiology, 2007.
- [2] University of South Florida, "University of south florida digital mammography home page," 2000.
- [3] A. Mencattini, M. Salmeri, R. Lojacono, and M. Arnò, "Noise estimation in mammographic images for adaptive denoising," in EFOMP European Conference on Medical Physics (EFOMP '07), Italy, Sep. 2007.
- [4] A. Mencattini, M. Salmeri, R. Lojacono, M. Frigerio, F. Caselli, "Mammographic Images Enhancement and Denoising for Detection of Tumoral Signs Using Dyadic Wavelet Processing," IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, in press.
- [5] A. Mencattini, M. Salmeri, F. Caselli, B. Sciunzi, R. Lojacono, "Subband Variance Computation of Homoscedastic Additive Noise in Discrete Dyadic Wavelet Transform," International Journal of Wavelets, Multiresolution and Information Processing (World Scientific), in press.
- [6] A. Mencattini, M. Salmeri, R. Lojacono, M. Frigerio, and F. Caselli, "Mammographic images enhancement and denoising for breast cancer detection using dyadic wavelet processing," IEEE Trans. Instrum. Meas., in press.
- [7] ISO-IEC-OIML-BIPM, "Guide to the expression of uncertainty in measurement", Oct. 1993.
- [8] "Evaluation of measurement data – supplement 1 to the "Guide to the expression of uncertainty in measurement" – propagation of distributions using a Monte Carlo method", Tech. Rep. 2008.
- [9] P. Gravel, B. Gilles, and J.A. De Guise, "A method for modeling noise in medical images", IEEE Trans. Med. Imag., vol. 23, no. 10, pp. 1221-1232, Oct. 2004.
- [10] A. Mencattini, S. Salicone, "How to process the random part of RFVs: comparison of available methods and new proposal," IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, submitted.
- [11] A. Mencattini, G. Rabottino, S. Salicone, M. Salmeri, "Uncertainty modeling and propagation through RFVs for the assessment of CADx systems in digital mammography," IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, submitted.
- [12] A. Ferrero and S. Salicone, "An original fuzzy method for the comparison of measurement results represented as random-fuzzy variables," IEEE Trans. Instrum. Meas., vol. 56, no. 4, pp. 1292 – 1299, Aug. 2007.
- [13] S. Salicone and R. Tinarelli, "An experimental comparison in the uncertainty estimation affecting wavelet-based signal analysis by means of the iec-iso guide and the random-fuzzy approaches," IEEE Trans. Instrum. Meas., vol. 55, no. 3, pp. 691 – 699, Jun. 2007.
- [14] A. Ferrero and S. Salicone, "Modeling and processing measurement uncertainty within the theory of evidence: Mathematics of random fuzzy variables," IEEE Trans. Instrum. Meas., vol. 56, no. 3, pp. 704 – 716, Jun. 2007.
- [15] S. Salicone, Measurement uncertainty. "An approach via the mathematical theory of evidence", Springer, NY, USA, 2007.