

# NUOVI SCENARI SULLE TECNICHE PMRI: IL COMPRESSED SENSE

■ Dott. Curatolo Calogero<sup>1</sup>, Dott. Santoro Vincenzo<sup>1</sup>

<sup>1</sup> TSRMPSTRP Agrigento-Caltanissetta

■ **KEYWORDS:** Magnetic Resonance, Parallel Imaging Technique, K-Space, Incoherent Subsampling, Transform Sparsity, Non-Linear Iterative Reconstruction, Aliasing Artifact, Phased Array Coil.

## ABSTRACT

*This Project Work intends to illustrate the technique of Compressed Sense (CS), innovative method introduced in the field of signal processing, which allows you to capture signals and images with far fewer samplings than "needed", reducing scan times up to 50% and offering accurate and high resolution images.*

*The Compressed Sense technique can be successfully applied for Imaging in Magnetic Resonance as it satisfies the properties of sparsity and incoherent. One of the primary requirements of the CS is based on the use of particular mathematical bases, whose function will be to represent the sampled functions. Between these, the Wavelet bases are of considerable importance as they subdivide the data in question into components of different frequencies, and therefore allow to study every component of the frequency spectrum with a resolution matched to its scale, such as, for example, those that are used in the encoding of images with the JPEG-2000. The Compressed Sense technique has allowed us to overcome the intrinsic physical limits inherent in the matter, developing a technique that continues to evolve and expand, improving and refining.*

*This Project Work intends to illustrate the technique of Compressed Sense (CS), innovative method introduced in the field of signal processing, which allows you to capture signals and images with far fewer samplings than "needed", reducing scan times up to 50% and offering accurate and high resolution images.*

*The Compressed Sense technique can be successfully applied for Imaging in Magnetic Resonance as it satisfies the properties of sparsity and incoherent. One of the primary requirements of the CS is based on the use of particular mathematical bases, whose function will be to represent the sampled functions. Between these, the Wavelet bases are of considerable importance as they subdivide the data in question into components of different frequencies, and therefore allow to study every component of the frequency spectrum with a resolution matched to its scale, such as, for example, those that are used in the encoding of images with the JPEG-2000. The Compressed Sense technique has allowed us to overcome the intrinsic physical limits inherent in the matter, developing a technique that continues to evolve and expand, improving and refining.*

## ■ INTRODUZIONE

Ridurre i tempi di scansione e' stata sempre una delle maggiori sfide della Risonanza Magnetica. Sin dalle prime immagini del primo scanner MRI (Indomitable), ci si rese conto dell'enorme tempo di acquisizione necessario per ottenere solo poche immagini.

Da questa considerazione, con il passare degli anni, grazie al continuo progresso tecnologico, intensità di campo crescenti, bobine di gradiente sempre più performanti, sequenze di impulso sempre più veloci hanno portato enormi miglioramenti nella "velocità di Imaging in Risonanza Magnetica".

Tuttavia, ad un certo punto, divenne ovvio che ulteriori miglioramenti, in termini di velocità di Imaging sarebbero stati progressivamente difficili da raggiungere a causa dei limiti fisici intrinseci della materia.

Fortunatamente, negli ultimi anni, fisici, ricercatori ed ingegneri hanno dimostrato che tale velocità poteva essere "drammaticamente" accelerata usando tecniche diverse rispetto a quelle utilizzate sino allora,

tecniche che impiegano sofisticati algoritmi, metodi e calcoli matematici, l'utilizzo di particolari bobine multiple phased-array e l'applicazione di particolari software.

Da queste considerazioni nasce il Compressed Sensing (CS), che permette di superare vincoli precedentemente menzionati.

## ■ MATERIALI E METODI

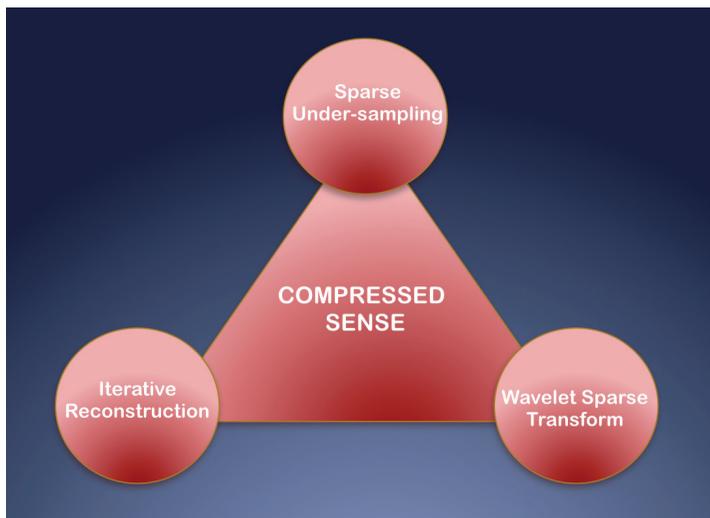
Per illustrare la tecnologia in studio, è stata eseguita una dettagliata revisione sul motore di ricerca Pubmed, di tutti gli articoli scientifici pubblicati in letteratura su tale metodica, tecnici, ingegneristici e medici. Verranno quindi presi in esame dapprima i principi fisici e tecnologici ed infine i vantaggi e quindi le applicazioni cliniche di tale metodica.

## ■ RISULTATI

### 1. Campionamento del segnale RM

Il "Compressed Sense", conosciuto anche come "Compressed Sensing", "Compressed Sampling" o "HyperSense" e' una tecnica di Parallel Imaging avanzata che permette di risparmiare tempo raccogliendo solamente le componenti "essenziali" del segnale RM piuttosto che tutti i dati del K-spazio, riducendo al minimo l'errore che deriva dal fatto di avere un numero insufficiente di campionamenti.

Nell'ambito dell'elaborazione di segnali ed immagini viene data una grande importanza alla compressione dei segnali dopo la loro acquisizione. Quest'ultima viene effettuata rispettando i vincoli imposti dal teorema di Nyquist-Shannon, in modo da evitare il fenomeno dell'*aliasing* e gli artefatti che ne conseguono in fase di ricostruzione. Questo approccio richiede che sia acquisito un set di campioni distanziati fra loro in maniera opportuna, con un passo di campionamento che risulta essere l'inverso della frequenza di Nyquist. In pratica, più ampia è la banda del segnale da acquisire, più fitto dovrà essere il campionamento per avere una ricostruzione corretta, di conseguenza il processo di acquisizione diventerà più dispendioso



**Figura 1** - Modello che mostra i 3 requisiti fondamentali del Compressed Sense.

in termini di tempo. Gli approcci convenzionali per il campionamento di segnali o immagini seguono tale teorema: esso definisce che la minima frequenza necessaria per campionare un segnale dev'essere almeno il doppio della frequenza del segnale, per non perdere le informazioni necessarie a ricostruire il segnale stesso. Il teorema di Nyquist-Shannon è alla base di quasi tutti i metodi di acquisizione dei segnali, dall'elettronica audio e video ai dispositivi elettronici medi-

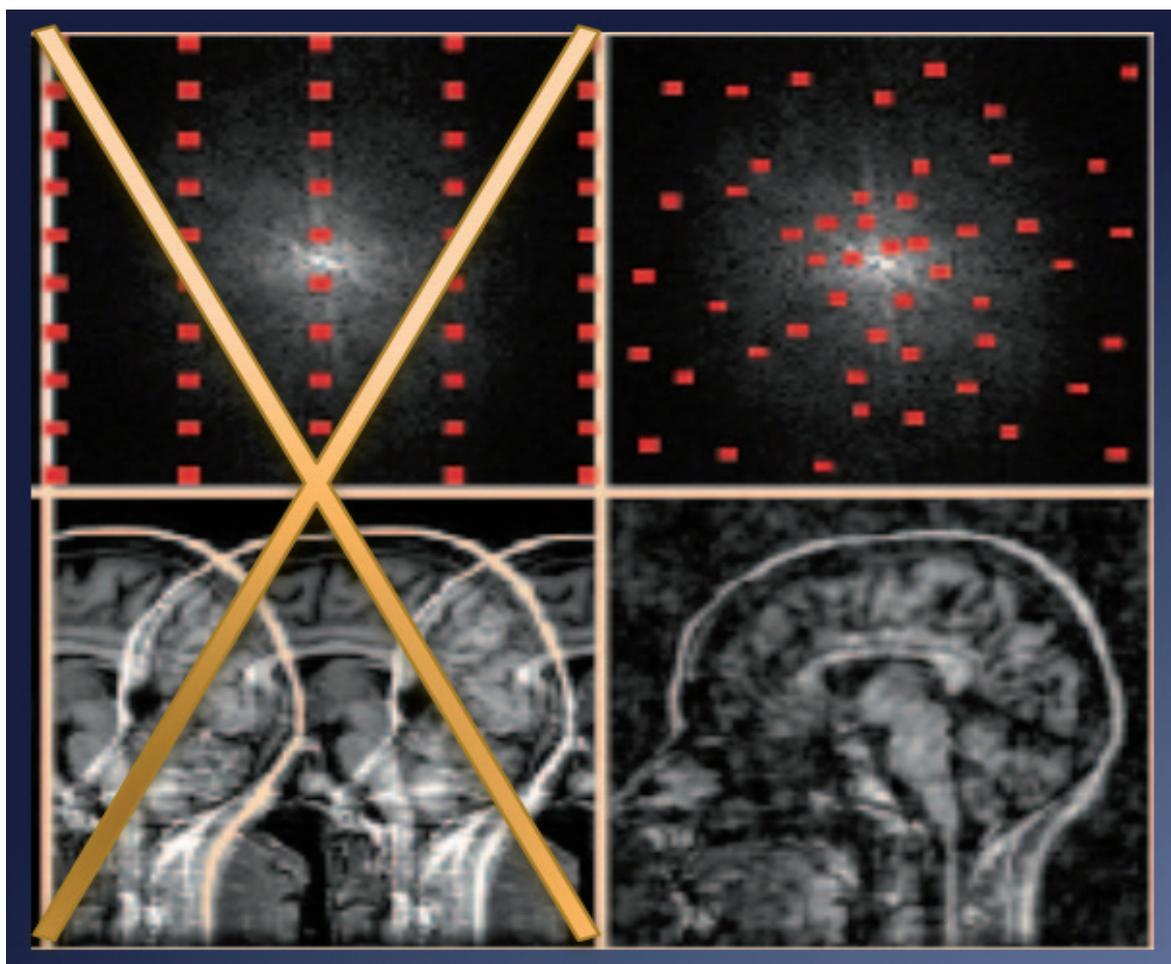
cali. Il Compressed Sensing (CS) introduce un nuovo paradigma di campionamento: sotto opportune ipotesi si possono ricostruire segnali e immagini da molti meno campioni o misure rispetto al metodo tradizionale. Per rendere possibile ciò si sfrutta il fatto che la maggior parte dei dati che vengono acquisiti possono essere eliminati senza avere una perdita significativa di informazione. Tramite una rappresentazione del segnale in un'opportuna base (ad esempio nel dominio della frequenza attraverso le Trasformate di Fourier), è possibile avere la gran parte dell'informazione utile attraverso un numero molto piccolo di campioni.

## 2. I tre principi fondamentali del CS

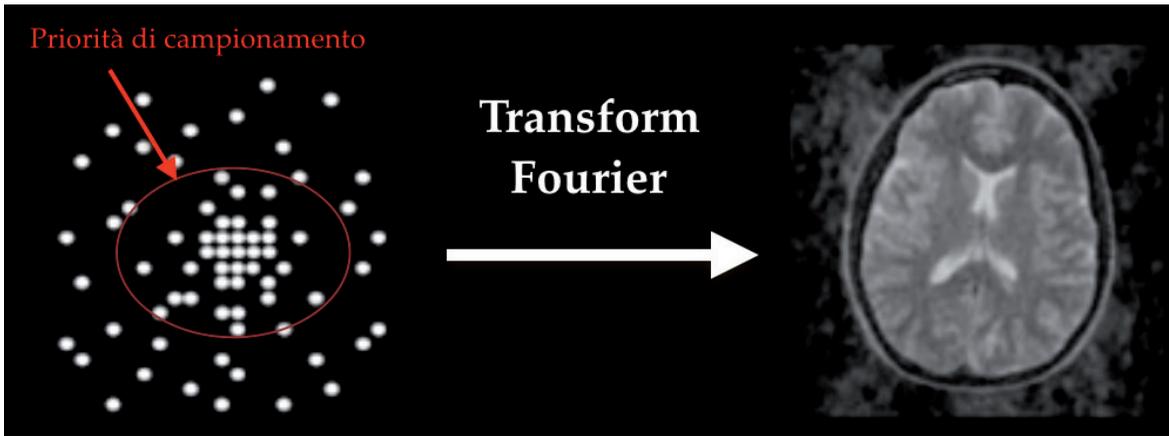
Per consentirne una più adeguata comprensione analizzeremo, in particolare, i 3 fondamentali principi del CS: Il sottocampionamento incoerente, la trasformazione di scarnificazione e la ricostruzione iterativa non-lineare (Fig.1).

## 3. Sottocampionamento incoerente

Il numero di segmenti del K-spazio e' un determinante diretto del tempo di acquisizione dell'immagine: i metodi per accelerare l'acquisizione delle immagini in risonanza magnetica comunemente implicano la riduzione del loro numero, cioè il "sottocampionamento" del K-spazio. Questa strategia sfrutta la ridondanza intrinseca delle immagini, dove i singoli punti nel K-spazio non sorgono da distinte posizioni spaziali. I metodi di Parallel Imaging sfruttano il fatto che i segnali raccolti simultaneamente dalle bobine



**Figura 2** - Strategie di acquisizione e modelli di campionamento del k-spazio con relative immagini ottenute dalle rispettive tecniche.



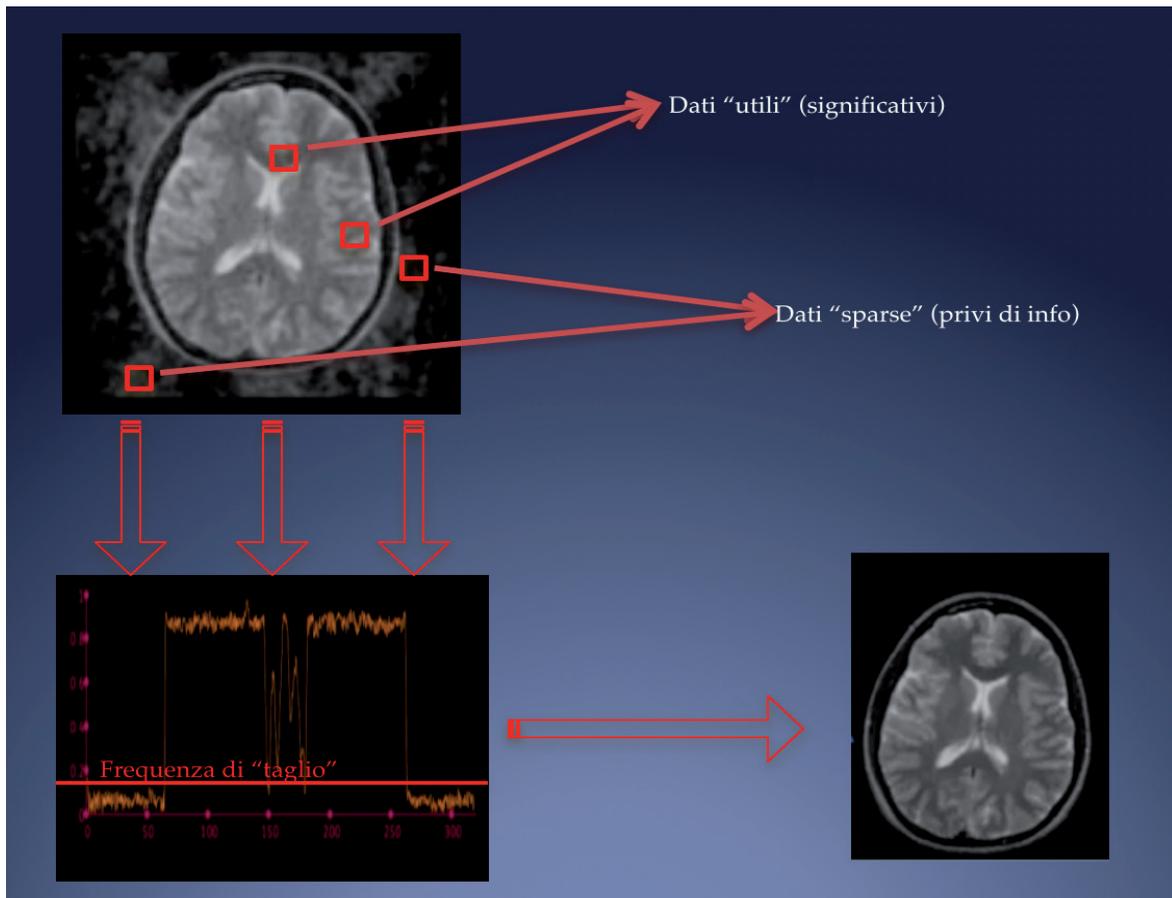
**Figura 3** - Metodo di campionamento caratteristico delle tecniche del CS, si può infatti notare un sottocampionamento semi-casuale di dati con priorità nella zona centrale del K-spazio. Verrà quindi, attraverso il metodo analitico, applicata la trasformata di Fourier, ottenendo un'immagine con relativo rumore di fondo ma priva di Aliasing.

con diversa sensibilità spaziali portano informazioni distinte sulla localizzazione spaziale, che integrano la codifica spaziale convenzionale e consentono l'acquisizione di punti del K-spazio.

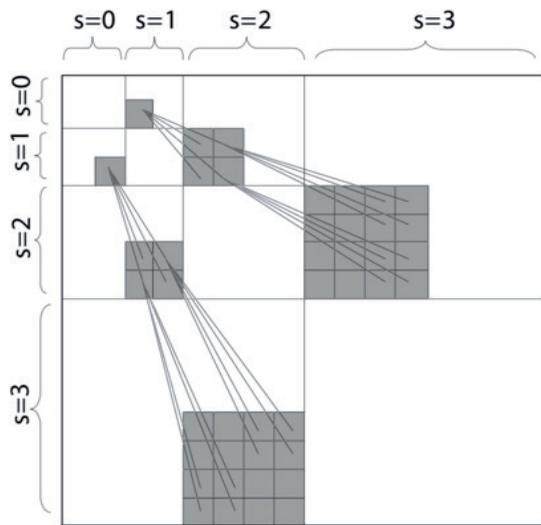
Nel Compressed Sense, tuttavia, tale modalità dev'essere eseguita in modo incoerente (semi-casuale) per evitare artefatti da Aliasing (Fig.2), così che, campionando in modo irregolare, questi artefatti vengono ad essere distribuiti come rumore diffuso attraverso l'intera immagine e poi rimosso grazie all'applicazione di algoritmi prima e filtri dopo. Il campionamento deve inoltre assicurarsi una priorità nella parte centrale che contiene informazioni essen-

ziali dell'immagine rispetto la periferia (Fig.3).

Quindi potremmo dire che le tecniche di CS impiegano tutti un sottocampionamento semi-casuale di dati del K-Spazio con priorità nella zona prossima al centro del k-spazio. Dato che il Compressed Sense accelera l'acquisizione di immagini sottocampionando il K-spazio, ne consegue che la densità media del campionamento è inversamente proporzionale all'accelerazione (ad esempio, un'acquisizione che campiona casualmente solo il 50% del k-spazio verrebbe accelerata di un fattore 2 rispetto alla stessa acquisizione in cui sono campionati tutti i punti del K-spazio stesso). Tale sottocampionamento si ottiene



**Figura 4** - Immagine in alto che mostra come ogni matrice di un'immagine contiene "dati significativi", ma contiene anche dati privi di informazione utile detti "dati sparse". In basso si può notare il processo noto con il nome di "frequenza di taglio" e rimozione del rumore nell'immagine finale.



**Figura 5** - Struttura ad albero dei coefficienti Wavelet: ogni coefficiente ha quattro figli.

*riducendo di 2 volte il numero di linee acquisite nel campionamento cartesiano, il numero di proiezioni o spirali nel campionamento radiale o spirale, e questo perché ogni tipo di campionamento del  $k$ -spazio ha una dimensione lungo la quale il campionamento è libero, ossia una linea piuttosto che un raggio o una spirale.*

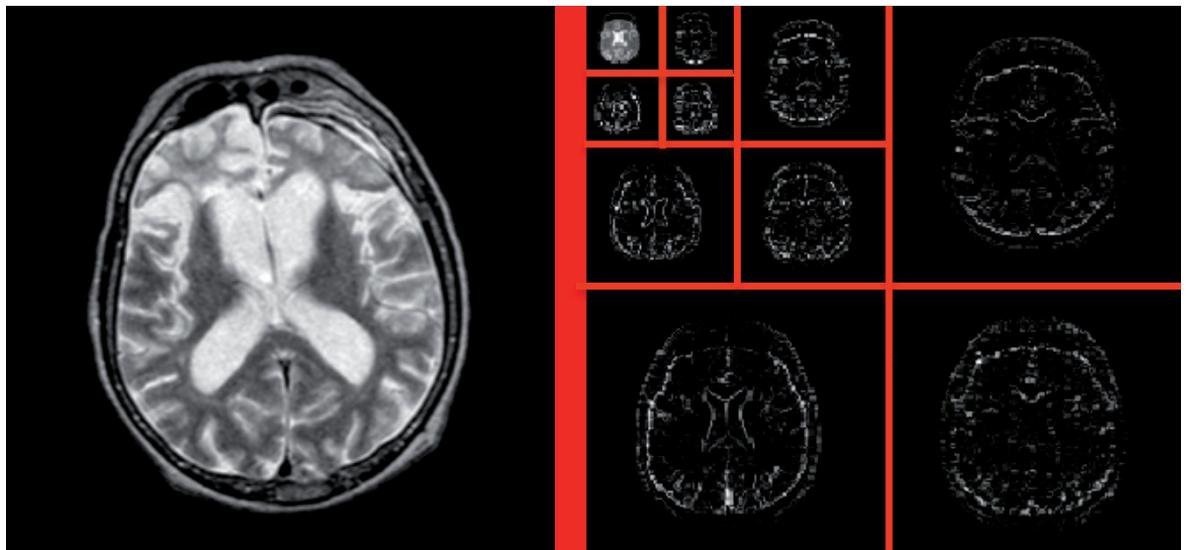
#### 4. La trasformata di sparsificazione

La trasformata di sparsificazione risulta essere il requisito fondamentale per l'implementazione del Compressed Sense: la sparsità del segnale d'interesse indica che le informazioni effettivamente contenute in un segnale a tempo continuo siano minori di quanto suggerito dalla sua lunghezza di banda. Il CS sfrutta il fatto che molti segnali naturali sono "sparsi" e comprimibili, cioè sono rappresentabili in maniera compressa quando espressi in una base di sparsificazione adeguata. Un vettore è detto "sparse" se la maggior parte dei suoi coefficienti è uguale a zero e pochissimi conterranno tutte le informazioni utili. In generale, esiste una banda di transizione, una soglia che separa i pochi coefficienti di alto valore (informazioni utili)

dai molti coefficienti a valore basso o nullo (non utili). Un segnale "sparse" appunto ha la maggior parte del suo contenuto in alcune misurazioni mentre il resto delle misure è zero o trascurabile. La trasformata Wavelet mantiene i coefficienti più importanti cioè quelli utili per la ricostruzione del segnale originale e viene ad essere applicato un valore "soglia" relativo alla regione in cui vi è una forte diminuzione dell'ampiezza dei coefficienti quando vengono ad essere ordinati in modo discendente (Fig.4).

Questa soglia determina il numero di coefficienti da utilizzare per la ricostruzione, cioè indica il limite di separazione tra coefficienti importanti da quelli meno importanti (frequenza di taglio). Le trasformate Wavelet possono essere considerate come forme di rappresentazione tempo-frequenza per segnali analogici che utilizzano banchi di filtri a tempo discreto chiamati funzione Wavelet  $\pi(t)$  (o funzione madre) e funzione di scalamento  $\varphi(t)$  (o funzione padre). Combinando queste due funzioni (la funzione madre scalata in base alla funzione padre) si crea la famiglia di filtri utilizzata per identificare i coefficienti Wavelet dell'immagine d'interesse. L'implementazione della Trasformata Wavelet Discreta (DWT) viene fatta mediante una serie di filtraggi passa-alto e passa-basso a livelli successivi. Questo porta ad una struttura ad albero dei coefficienti Wavelet di un'immagine, in cui ogni coefficiente fa da padre a quattro coefficienti figli. Una sua proprietà fondamentale afferma che se un coefficiente è trascurabile, tutti i suoi coefficienti figli (cioè l'intero sotto-albero associato ad esso) sono trascurabili. Sfruttando tale proprietà è facile identificare i coefficienti contenenti informazione e scartare quelli privi di informazione utile. La DWT può essere rappresentata in forma matriciale come:  $x = \Psi y$  dove  $x$  è un vettore di dati reali,  $\Psi$  è una matrice  $M \times N$  di trasformazione dal dominio Wavelet al dominio proprio dei dati e  $y$  rappresenta il vettore  $M \times 1$  dei coefficienti wavelet. Tali coefficienti raccolti in  $y$  possono essere rappresentati mediante una struttura ad albero (Fig.5).

I coefficienti al livello  $s = 1$  corrispondono ai nodi radice e i coefficienti al livello maggiore  $s = L$  corrispondono ai nodi foglia. Il blocco a  $s = 0$  corrisponde ai coefficienti di scalamento, che catturano la rappresentazione al livello più grezzo dell'immagine. Ogni



**Figura 6** - Esempio di struttura ad albero dei coefficienti Wavelet su Imaging di Risonanza Magnetica dell'encefalo.

coefficiente Wavelet ai livelli  $1 \leq s \leq L - 1$  ha quattro coefficienti "figli" al livello  $s + 1$ . La relazione statistica fra padri e figli è la proprietà che viene sfruttata nella compressione dei segnali, poiché permette di avere una rappresentazione sparsa di segnali che non lo sono naturalmente. Intuitivamente, se un coefficiente è relativamente piccolo, esso apparterrà allo stato "basso", mentre se è grande c'è una grande probabilità che appartenga allo stato "alto". Un coefficiente Wavelet può assumere uno stato "alto" o uno stato "basso" (Fig.6).

### 5. Ricostruzione iterativa non-lineare

Per essere "sfruttato" a dovere, il CS deve saper gestire la consistenza dati. In ambito pratico, infatti, i dati d'interesse non sono mai esattamente e completamente inscindibili, altrimenti qualsiasi applicazione pratica soffrirebbe di un certo livello di rumore, dato che gli strumenti di misura non hanno precisione infinita. E' imperativo, perciò, che il CS sia robusto in presenza di entrambe queste complicazioni: esso infatti deve almeno garantire che piccole perturbazioni dei dati si trasformino al massimo in piccole perturbazioni sulla ricostruzione. L'obiettivo finale è quello di raggiungere un equilibrio tra "consistenza di dati" e "dati di sparsificazione", cioè conservare tutti i dati utili rimuovendo il più possibile quelli privi di informazione. Di fatto, matematicamente risulta essere difficile separare i dati utili da quelli non-utili, ma inevitabilmente una parte di essi con l'applicazione della sola trasformata di Wavelet andranno persi. La "ricostruzione iterativa non-lineare" fa proprio questo, si comporta come una bilancia tramite l'applicazione di numerosi algoritmi che si ripetono in maniera ciclica al raggiungimento ottimale dell'equilibrio dati (Fig.7).

### ■ DISCUSSIONE

Dalle numerose ricerche bibliografiche strutturate, effettuate sul Compressed Sense utilizzando il data base PubMed, si evince un grande entusiasmo verso tale tecnica. I vari articoli hanno valutato il grado di compressione, le differenti velocità di accelerazione in rapporto alla qualità d'immagine in un'ampia gamma di applicazioni (RM pediatrica, MSK RM, angiografia RM, RM dell'encefalo, RM della prostata, DCE-MRI ecc) e regioni anatomiche con risultati clinicamente soddisfacenti.

In effetti, diversi studi hanno dimostrato una compressione, grazie all'applicazione del CS, sino a otto volte sulle immagini di Risonanza Magnetica. A livello addominale grazie alla riduzione del breathing è stato dimostrato una riduzione notevole degli artefatti da incompleta apnea respiratoria. Nelle sequenze 3D l'utilizzo del CS ha apportato in numerosi studi una riduzione del 30% del tempo di scansione senza una corrispondente riduzione del rapporto SNR; studi sul fegato hanno dimostrato una riduzione della risoluzione temporale nella sequenza MRCP sino al 50% con qualità d'immagine comparabile alla stessa senza l'applicazione del CS. Altri studi, ancora, hanno esaminato il comportamento del Compressed Sense in Angio-RM con risultati sorprendenti in termini di rapporto SNR.

Il miglioramento dell'efficienza di scansione da CS può essere applicato in tre modi: riduzione del tempo di scansione, aumento della risoluzione spaziale o aumento della copertura del volume. I risultati in merito a tale metodo conducono senza alcun dubbio ad un'affermazione del Compressed Sense costituendo un valido strumento di velocità di Imaging. La capacità del CS di accelerare l'acquisizione con effetti minimi quasi nulli sulla qualità dell'immagine

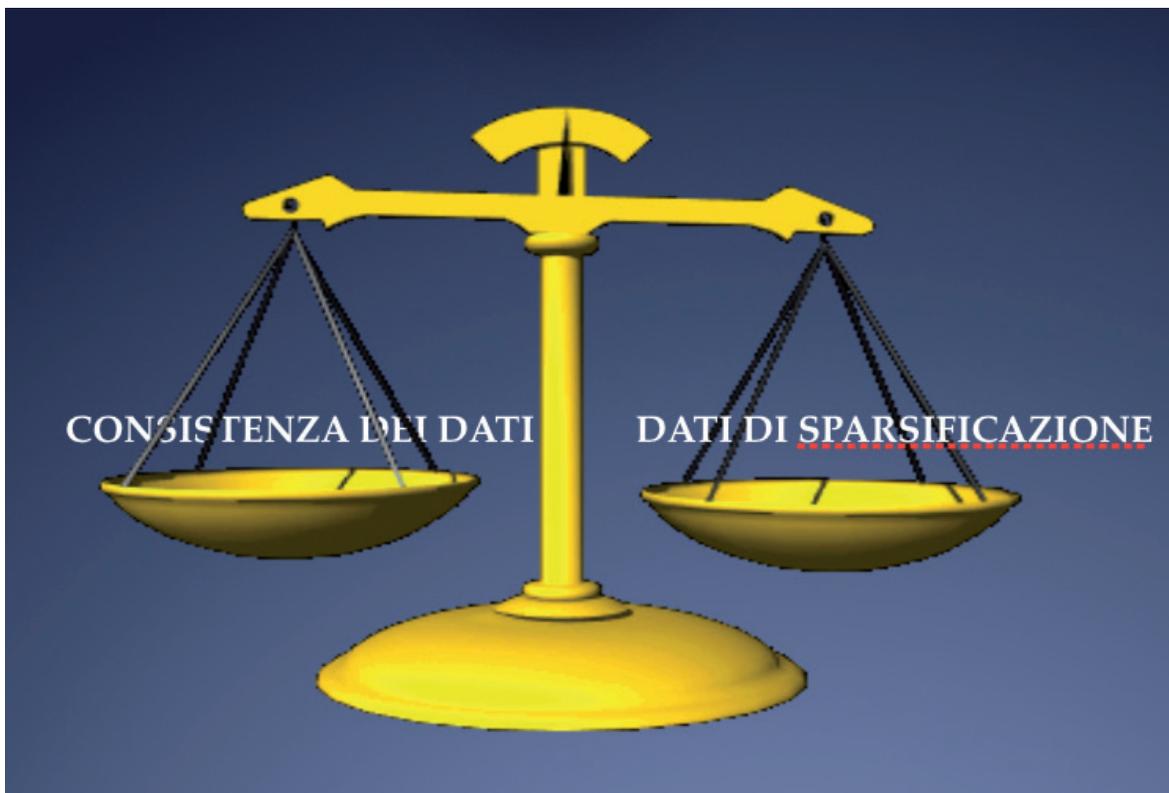


Figura 7 - La ricostruzione Iterativa bilancia ad ogni iterazione l'effetto tra consistenza dei dati e dati di sparsificazione.

e' uno sviluppo esaltante per il futuro dell'imaging in Risonanza Magnetica e della medicina nel suo complesso, costituendo in tal modo un'efficienza. Lunghi tempi di acquisizione in Risonanza Magnetica limitano anche il numero dei pazienti per i quali il servizio e' disponibile riducendone l'utilita' per molte applicazioni che richiedono un'elevata velocita' di Imaging, pertanto la sua introduzione in vari contesti clinici di Risonanza Magnetica diviene essenziale. Attualmente non sono molti i lavori pubblicati sull'applicazione del CS in ambito clinico per via della recente introduzione nel campo della Risonanza Magnetica, ma da quelli presenti in letteratura si puo' evincere vantaggi quali la riduzione del tempo di scansione sino al 50% senza grossa perdita di rapporto S/R, o a parita' di risoluzione temporale una maggiore risoluzione spaziale elevando il livello di valore "soglia di sensibilita'", la riduzione da artefatti da movimento legati al paziente, la riduzione come precedentemente menzionato, dei tempi delle scansioni breath-hold riducendo/limitando gli artefatti da incompleta apnea respiratoria consentendo inoltre una maggiore accet-

tazione da parte dei pazienti che soffrono di ansia e claustrofobia.

## ■ CONCLUSIONI

Il Comprnese Sense stabilisce, attualmente, una nuova teoria del campionamento, basandosi su fondamentali e affascinanti connessioni con diversi campi della matematica, come analisi delle armoniche, Trasformata di Wavelet, applicazioni di algoritmi e metodi di analisi. Il collegamento tra ottimizzazione convessa e lo sviluppo di metodi numerici estremamente efficienti e robusti rendono il CS un concetto utilizzabile in molte applicazioni ingegneristiche e tecnologiche, in particolare, nella acquisizione ed elaborazione dei segnali e delle immagini. La tecnica del Compressed Sense continua ad evolversi ed espandersi anche in altri settori, migliorandosi ed affinandosi, costituendo uno degli avanzamenti piu' stimolanti a livello scientifico con margini di miglioramento in termini di accuratezza e velocita' di ricostruzione costituendo il futuro della diagnostica e quindi non solo in ambito della Risonanza Magnetica.

## ■ REFERENCES

1. M. Fornasier e H.Rauhut: *Compressive Sensing*, 18 Aprile 2008.
2. E.J.Candès e M.B. Wakin: An introduction to CompressedSampling, IEEE Signal Processing Magazine.
3. J.Romberg e M.B Wakin: *CompressedSensing: A Tutorial*, IEEE Statistical Signal Processing Workshop Madison, Wisconsin August 26 2007.
4. M. Lustig, D. Donoho, J.M.Pauly: Sparse MRI: The Application of CompressedSensing for Rapid MR Imaging, MagneticResonance in Medicine.
5. D. Donoho, "CompressedSensing," *IEEE Trans. Inform. Theory*, 2006.
6. E.Candès and J. Romberg, "Sparsity and incoherence in compressive sampling,," *Inverse Probab.*, 2007.
7. D. Taubman and M. Marcellin, "JPEG 2000: Image compression fundamentals, standards and practice,," *Norwell, MA: Kluwer*, 2001.
8. L. He, T.Chang, S. Osher, T. Fang, and P. Speier, "MR image reconstruction by using the iterative refinementmethod and nonlinear inverse scale spacemethods,," *UCLA CAM Report 06-35*, 2006.
9. S. Ma, W. Yin, Y. Zhang, and A. Chakraborty, "An efficientalgorithm for compressed MR imagingusingtotalvariation and wavelets,," *IEEE Conference on CVPR*, 2008.
10. Graps, Amara, Computational Science &Engineering, "An introduction to wavelets", IEEE, 2, 02, 50-61, 1995.