



ALMA MATER STUDIORUM
UNIVERSITÀ DI BOLOGNA

DIPARTIMENTO DI SCIENZE MEDICHE E CHIRURGICHE (DIMEC)

CORSO DI LAUREA IN

**TECNICHE DI RADIOLOGIA MEDICA, PER IMMAGINI
E RADIOTERAPIA**

Applicazione dell'Intelligenza Artificiale nella Risonanza Magnetica Cardiaca: tecniche, vantaggi clinici e prospettive future

Tesi di Laurea in Risonanza Magnetica

Relatore

Dottor. Vincenzo Russo

Presentata da

Matteo Garavini

Correlatore

Dottor. Gabriele Spoltore

Sessione I, Ottobre 2025

Anno Accademico 2024/25

Indice

1 Introduzione	7
2 Risonanza Magnetica	8
2.1 Risonanza Magnetica Cardiaca	9
3 Principi di Intelligenza Artificiale	13
3.1 Machine Learning	13
3.2 Deep Learning	15
4 Applicazioni dell'Intelligenza Artificiale alla CMR	17
4.1 Ricostruzione dell'immagine	17
4.1.1 Metodo di "Super-risoluzione"	19
4.2 Miglioramento dell'immagine	20
4.3 Riduzione del rumore	22
4.3.1 Riduzione del rumore al Tensore di Diffusione	23
4.3.2 Modello di diffusione adattiva al livello di rumore	24
4.3.3 Artefatti da movimento in CMR	25
4.4 Caratterizzazione quantitativa del tessuto miocardico	25
4.5 Segmentazione	27
4.5.1 Vantaggi della segmentazione con IA	28
4.6 Radiomica	31
4.6.1 Metodo di applicazione	31
4.6.2 Applicazioni cliniche	33
4.7 Sostituzione di LGE con Potenziamento Nativo Virtuale (VNE)	34

5 Nuovi modelli AI nei maggiori vendor MRI	36
5.1 AIR Recon DL	36
5.1.1 Miglioramento della qualità delle immagini LGE.....	37
5.2 Modello REGAIN e Open Recon	38
5.3 Philips SmartSpeed	40
6 Conclusioni.....	42
6.1 Limiti attuali	42
6.2 Prospettive Future	42
6.3 Ruolo del Tecnico	43
7 Sitografia	44
8 Bibliografia	46

Indice sigle

CMR	Risonanza Magnetica Cardiaca
SNR	Rapporto segnale-rumore
PC	Phase Contrast
LGE	Late Gadolinium Enhancement
IR	Inversion Recovery
IA	Intelligenza Artificiale
ML	Machine Learning
DL	Deep Learning
CNN	Convolutional Neural Network
RNN	Recurrent Neural Network
GAN	Generative Adversarial Network
PC-CMR	Risonanza Magnetica Cardiaca a contrasto di fase
DT-CMR	Risonanza Magnetica Cardiaca con tensore di diffusione
VNE	Virtual Native Enhancement
CS	Compressed Sense

1 Introduzione

La Risonanza Magnetica Cardiaca (CMR) rappresenta una delle metodiche più avanzate di imaging cardiovascolare, in grado di fornire immagini ad alta risoluzione morfologiche, funzionali, tissutali e perfusionali del cuore. Ad oggi è sicuramente considerata la metodica di riferimento per la diagnosi, caratterizzazione tissutale e follow-up in numerose patologie cardiache. La CMR offre elevata risoluzione spaziale, alto contrasto tra i tessuti e non utilizza radiazioni ionizzanti. Grazie a queste sue caratteristiche garantisce uno studio dettagliato e una valutazione multi-parametrica del cuore, superiore a tutte le altre metodiche di imaging.

Nonostante i notevoli progressi ottenuti nel migliorare questa metodica, sono presenti ancora alcune criticità nell'impiego della CMR. Tempi di acquisizione troppo lunghi, necessità di collaborazione da parte del paziente, per non muoversi e per mantenere l'apnea, complessità del post-processing alle quali vanno ad aggiungersi altre condizioni patologiche del paziente che possono ridurre la qualità diagnostica delle immagini o limitare l'esame.

Una delle ultime introduzioni in risonanza e in generale nel settore dell'imaging medico, è proprio quella dell'Intelligenza Artificiale (IA), la sua applicazione si sta dimostrando sempre più rilevante e sta portando a nuove prospettive anche proprio per quanto riguarda l'ambito cardiaco. Grazie all'IA sono stati sviluppati algoritmi basati sul Deep Learning, allo scopo di portare vantaggi concreti agli esami di CMR. Accelerare le ricostruzioni di immagini, per ridurre i tempi di esame. Ridurre gli artefatti da movimento, automatizzare la segmentazione delle camere cardiache e migliorare la quantificazione tissutale, per ottenere immagini di migliore qualità diagnostica.

In questa tesi propongo di analizzare tutti i vantaggi che l'introduzione dell'intelligenza artificiale porta e porterà agli esami di CMR per contribuire a superare i limiti attuali, migliorando l'impatto clinico di questa metodica, attraverso una revisione di pubblicazioni, report, e studi riguardanti questo argomento e illustrando i principi alla base dell'applicazione dell'Intelligenza Artificiale, per poi spaziare sui campi di applicazione clinici.

2 Risonanza Magnetica

La risonanza magnetica (RM) è da considerarsi una delle tecniche di imaging più avanzate e importanti in ambito clinico. Uno dei vantaggi dell'imaging in RM è l'alto contrasto tra i tessuti molli, molto utile per riuscire a distinguere strutture o patologie che con altre metodiche non sarebbero riconoscibili. Un altro punto di forza è la sua versatilità, è infatti in grado di fornire informazioni morfologiche, funzionali e tissutali. È una metodica che non utilizza radiazioni ionizzanti, ma campi magnetici e impulsi di radiofrequenza, per questo risulta più sicura per i pazienti. Nello specifico, utilizzando questi campi magnetici e impulsi di radiofrequenze, si va a stimolare i protoni dell'idrogeno presenti nei tessuti. Le informazioni che ne derivano vengono utilizzate per creare immagini molto accurate di organi e tessuti. Quando il paziente viene posizionato all'interno del macchinario, i nuclei di idrogeno risentono del campo magnetico e si allineano con il campo. Applicando l'impulso di radiofrequenza, ad una specifica frequenza, l'energia fornita "eccita" i protoni, che vengono così spinti fuori dalla loro fase di equilibrio. Terminato l'impulso i nuclei tornano allo stato di equilibrio rilasciando energia. Questa energia viene captata dalle bobine sotto forma di segnali radio e rielaborata per formare le immagini. In base alle caratteristiche dei vari tessuti si possono osservare tempi diversi. In questo modo è possibile distinguere le diverse strutture anatomiche. Utilizzando poi algoritmi matematici e tecniche di codifica spaziale, i segnali raccolti vengono trasformati in immagini visualizzabili in vari piani anatomici. L'ottima qualità delle immagini ottenute consente di individuare patologie, lesioni, infiammazioni, accumulo di liquidi e tessuti fibrotici.

Vi è la possibilità di utilizzare mezzi di contrasto paramagnetici, come il gadolinio, e questo amplia ulteriormente le applicazioni, si può studiare la vascolarizzazione e si possono distinguere tessuti sani da patologici. Per via di questi suoi punti di forza è una metodica ampiamente utilizzata in neurologia, in oncologia, in ortopedia e ovviamente anche in cardiologia. [1] [2]

2.1 Risonanza Magnetica Cardiaca

La Risonanza Magnetica Cardiaca (CMR) è ritenuta la metodica di scelta per una valutazione completa del cuore. Offre infatti un esame che fornisce informazioni anatomiche, funzionali e tissutali per avere un quadro quanto più ampio del cuore.

Nella CMR trovano applicazione diverse sequenze, ognuna di esse ha un'applicazione specifica e risultano fondamentali al fine di ottenere un esame del cuore accurato e completo.

Le sequenze **Cine SSFP** rappresentano lo standard per la valutazione della funzione cardiaca, fondamentali in quanto permettono di visualizzare in modo dinamico il movimento delle cavità e delle pareti, fornendo dati precisi su volumi, massa e frazione di eiezione. Sono sequenze gradient-echo bilanciate, caratterizzate da un alto rapporto segnale-rumore (SNR) e ottimo contrasto tra sangue e miocardio.

Con le sequenze **T2-pesate** è possibile individuare la presenza di edema miocardico, caratteristico di infarto acuto o miocardite. Queste sequenze, infatti, sono molto sensibili al contenuto d'acqua nei tessuti. Una delle sequenze più utilizzate è la T2-STIR, sopprime il segnale del tessuto adiposo e aumenta così la sensibilità all'edema.

L'utilizzo delle tecniche di **T1** e **T2 mapping** permette una valutazione quantitativa dei tessuti attraverso mappe parametriche del tempo di rilassamento T1 e T2, siamo così in grado di riconoscere fibrosi, infiltrazioni o alterazioni diffuse.

La **perfusione miocardica**, eseguita a riposo e sotto stress farmacologico con l'uso del gadolinio, consente di identificare ischemia e aree ipoperfuse. Consiste in acquisizioni rapide durante il passaggio del mezzo di contrasto del miocardio. Vengono utilizzate sequenze gradient-echo ottimizzate per avere una risoluzione temporale quanto più alta possibile.

Altra sequenza fondamentale è il **Late Gadolinium Enhancement (LGE)**, mette in evidenza necrosi e fibrosi miocardica con un'alta sensibilità, di estrema importanza nella stratificazione prognostica e nel follow-up dei pazienti. Vengono effettuate acquisizione T1 pesate circa 10-20 minuti dopo la somministrazione del gadolinio e si utilizza una tecnica di IR per sopprimere il segnale del miocardio (immagine 1).

Le sequenze **Phase Contrast** (PC) sono utilizzate per studiare il flusso dei fluidi. Viene sfruttato il fatto che le cellule in movimento, come i globuli rossi, provocano una variazione del segnale. Queste variazioni vengono misurate e se ne possono ricavare immagini o mappe di velocità. Grazie a questa tecnica è infatti possibile ricavare direzione, velocità e volume del flusso studiato. Tutto questo senza l'utilizzo del mezzo di contrasto (immagine 2).

Con le sequenze di **Angio-RM** si completa l'esame. Acquisizioni con e senza mezzo di contrasto utili per uno studio più approfondito dei grandi vasi e le coronarie, risulta rilevante in pazienti con cardiopatie congenite o patologie vascolari. [3]

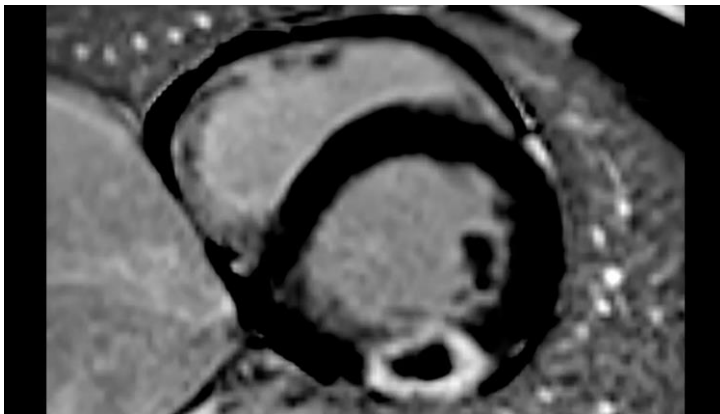


Immagine 1: Sequenza LGE

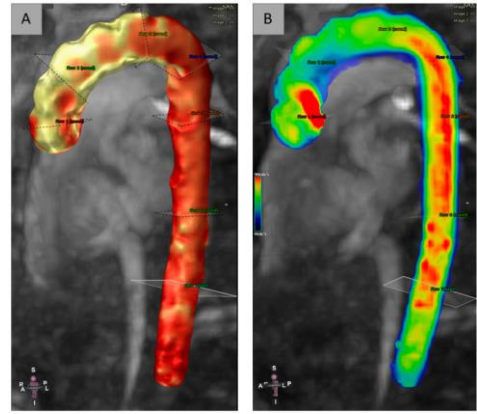


Immagine 2: Sequenza PC

In ambito clinico la CMR è ritenuta fondamentale per:

- **Valutazione funzionale precisa dei ventricoli destro e sinistro**, è in grado di fornire con grande precisione una misurazione dei volumi, della frazione di eiezione e della massa ventricolare sia destra che sinistra.
- **Caratterizzazione tissutale avanzata** attraverso tecniche di mappaggio tissutale (T1/T2) che permettono una valutazione quantitativa delle alterazioni miocardiche prima ancora che diventino evidenti clinicamente o funzionalmente. Queste mappature sono molto rilevanti in pazienti con cambiamenti diffusi o minimi del miocardio che non sarebbero visibili nelle immagini in scala di grigi.
- **Esami che utilizzano il gadolinio come mezzo di contrasto** che consentono l'identificazione di fibrosi, edema, necrosi e processi infiammatori in fase acuta o cronici.

- **Valutazione di cardiopatie congenite e valvolari**, una delle caratteristiche uniche della CMR è quella di poter acquisire immagini multi-planari e in movimento, cosa che risulta molto utile nella caratterizzazione di strutture complesse o anomalie vascolari.
- **Valutazione della perfusione, della vitalità miocardica e monitoraggio dell'ipertensione polmonare**, per queste valutazioni sono necessarie sequenze di flusso (PC), con le quali è possibile misurare parametri utili nelle diagnosi di ipertensione polmonare o patologie vascolari come il flusso ematico nelle valvole, shunt intracardiaci e ritorno venoso.

A differenza dell'ecografia, metodica utilizzata per la valutazione della funzione ventricolare e valvolare, la CMR non è limitata dalla finestra acustica del paziente ed è in grado di fornire una quantificazione precisa dei volumi e della frazione di eiezione ventricolare.

Rispetto alla tomografia computerizzata (TC), metodica che utilizza radiazioni ionizzanti per fornire informazioni eccellenti su strutture ossee e vascolari, la CMR permette un'indagine non invasiva ma accurata e sicuramente superiore dei tessuti miocardici, senza esposizione del paziente a radiazioni ionizzanti. Queste 2 metodiche sono da definirsi complementari piuttosto che concorrenti per le diverse informazioni che forniscono.

La CMR offre sicuramente tanti vantaggi, ma ad oggi ci sono anche dei punti di debolezza; il principale è sicuramente la durata dell'esame che può variare dai 30 ai 60 minuti con momenti di apnea richiesti al paziente. Questo comporta la necessità di collaborazione da parte del paziente per garantire una corretta esecuzione dell'esame. Inoltre, a causa della sua durata, la CMR non è sicuramente indicata in casi di emergenza, dove vengono invece preferite l'ecografia o la TC a seconda del tipo di emergenza.

Un'altra problematica è data dai pazienti portatori di dispositivi elettronici cardiaci: con l'aumento dell'aspettativa di vita si ha chiaramente anche un numero sempre crescente di pazienti con questi dispositivi. Inizialmente la risonanza magnetica era controindicata per questi pazienti perché dispositivi come pacemaker e defibrillatori

non erano compatibili e potevano creare complicanze o riscaldarsi. Ad oggi invece i dispositivi cardiaci non sono più da considerarsi una controindicazione assoluta per la risonanza magnetica. I dispositivi di ultima generazione sono progettati in modo tale da consentire un esame CMR sicuro. Sono addirittura possibili, ma solo in determinate circostanze, esami su pazienti con modelli più vecchi, in questi casi sono però necessari protocolli specifici dedicati ed è bene rimanere sempre in allerta e mantenere il paziente monitorato per non gravare sulla sua sicurezza.

La stretta vicinanza tra il pacemaker e il cuore porta inevitabilmente ad avere artefatti nell'immagine, nonostante questo si riesce solitamente ad avere immagini di qualità diagnostica. Per ottenere un miglioramento qualitativo delle immagini si possono modificare le sequenze.

La CMR è da considerarsi senza alcun dubbio il gold standard per le patologie cardiache ma è evidente come sia una metodologia molto complessa e con anche dei limiti che possono renderla complicata soprattutto per il paziente che deve sottoporsi all'esame. È proprio in questo contesto che si inserisce l'intelligenza artificiale, parliamo in particolare di Machine Learning e Deep Learning. Introdotti in risonanza negli ultimi anni, stanno rivoluzionando l'intero flusso di lavoro con l'obiettivo di portare dei vantaggi significativi.

- **Riduzione dei tempi di scansione**, principale causa di stress per il paziente, con l'IA è possibile ridurre notevolmente questi tempi e rendere l'esame molto più agevole per il paziente.
- **Miglioramento qualitativo delle immagini**, altro significativo problema in risonanza, con queste nuove tecniche è possibile ottimizzare la qualità di ricostruzione delle immagini o ridurre il rumore.
- **Analisi diagnostica automatizzata**, segmentazione automatica delle strutture cardiache.
- **Rilevamento di patologie**, con l'apprendimento l'IA è in grado di riconoscere in modo accurato le varie patologie cardiache.
- **Riproducibilità**, riuscire ad avere una stabilità di risultati tra le varie scansioni, fondamentale per garantire un'applicazione sicura in un campo delicato come quello medico.

3 Principi di Intelligenza Artificiale

L'Intelligenza Artificiale (IA) è una disciplina che sviluppa sistemi e algoritmi in grado di svolgere compiti che richiederebbero l'intelligenza umana. L'IA, grazie alle tecniche di analisi, porta a velocizzare l'esecuzione di compiti complessi e a ridurre gli errori.

L'IA è apparsa in questo ambito negli ultimi anni, con l'obiettivo di andare a ottimizzare i vari limiti della risonanza di cui abbiamo parlato in precedenza. L'IA possiede l'innovativa caratteristica di riuscire ad “imparare” tecniche complete di acquisizione e ricostruzione. L'IA potrebbe infatti cambiare il modo in cui i lettori di immagine estraggono informazioni dai dati della risonanza magnetica, imparando dalle immagini così da poter estrarre automaticamente le informazioni più importanti, in questo modo non servirebbe più l'input umano per selezionare in anticipo i parametri. Questa capacità dell'IA di apprendere dati è sicuramente rivoluzionaria e porta ad un nuovo modo di concepire il k-space e un nuovo modo di ricostruzione di immagini, senza essere più legati a modelli fissi. Le innovative tecniche di intelligenza artificiale basate sull'apprendimento automatico (Machine Learning, ML) e sul Deep Learning (DL) sono sempre più utilizzate in risonanza magnetica cardiaca con grande successo. [4] [5]

3.1 Machine Learning

L'apprendimento automatico o Machine Learning (ML) consente ai computer di apprendere dall'esperienza. ML utilizza algoritmi in grado di individuare dei pattern, effettuare previsioni ed estrarre informazioni da grandi set di dati. Ai modelli di ML è necessario un addestramento su un ampio set di dati per apprendere relazioni utili e poterle quindi generalizzarle a nuovi dati. Il primo passo per lo sviluppo del modello è l'estrazione delle “feature”, cioè le caratteristiche rilevanti dei dati, l'accuratezza del modello dipenderà dalla qualità delle feature individuate.

In questo processo, *l'architettura* è ciò che definisce i passaggi computazionali tra input e output, la *strategia di apprendimento* e la *funzione di perdita* vanno invece a stabilire la strategia con cui penalizzare gli errori durante l'addestramento.

Al fine di ottenere un modello di successo è determinante la scelta dell'architettura, della strategia di apprendimento e anche la disponibilità di dati. Nell'ambito della

CMR sono state impiegate diverse architetture, come ad esempio Convolutional Neural Network (CNN), Recurrent Neural Network (RNN), U-Net, Generative Adversarial Network (GAN) e trasformatori. La scelta dell'architettura ottimale sarà fatta in base alle esigenze specifiche.

La **Convolutional Neural Network (CNN)** è l'architettura più comunemente utilizzata nell'analisi delle immagini cardiache. A differenza degli approcci tradizionali di ML, le CNN sono in grado di estrarre automaticamente le caratteristiche dopo un adeguato addestramento. Inoltre le CNN possono apprendere più caratteristiche in parallelo per ciascun input, rendendole molto efficaci per il riconoscimento di immagini e pattern complessi. Una CNN si compone di 3 livelli. Livello convoluzionale, compito di estrazione delle caratteristiche. Livello di pooling, riduce il numero di variabili in input. Livello completamente connesso, integra le informazioni dei livelli convoluzionali o di pooling per effettuare classificazioni e previsioni. Le reti CNN e derivate da CNN sono ampiamente utilizzate per il rilevamento, la segmentazione e la classificazione nell'imaging cardiaco.

La **Recurrent Neural Network (RNN)** è un altro tipo di rete neurale, spesso utilizzata per l'elaborazione di dati sequenziali. Esistono molte strutture di dati sequenziali nell'imaging cardiaco, un esempio è la cine. La rete RNN viene utilizzata per elaborare le immagini cardiache di pazienti con aritmia o pazienti che hanno problemi di apnea, situazioni nelle quali anche le tecniche avanzate non possono generare immagini di buona qualità.

Anche per quanto riguarda le strategie di apprendimento, ne esistono di diversi tipi. Se si dispone di un ampio set di dati etichettati in modo accurato, la scelta più adatta è l'**apprendimento supervisionato** che utilizza coppie di input e output ben definite. I modelli vengono addestrati a prevedere eventi futuri, o a identificare pattern rilevanti. La qualità del modello dipenderà dalla quantità e varietà dei dati utilizzati. L'**apprendimento semi-supervisionato** utilizza, invece, dati con informazioni ausiliarie rispetto al compito principale. Risulta molto utile per scoprire correlazioni non evidenti. L'**apprendimento per trasferimento** è utile per adattare una rete già addestrata a nuovi dati correlati, ad esempio per avere un'applicazione specifica partendo da addestramenti più generici. L'apprendimento per rinforzo, il modello impara attraverso l'interazione con l'ambiente, ricevendo ricompense o penalità in base alle azioni eseguite. Attraverso vari tentativi ed errori l'algoritmo impara e

migliora il proprio rendimento. L'**apprendimento d'insieme** consente di combinare modelli con architetture diverse.

Per quanto riguarda la **funzione di perdita**, misura direttamente la qualità delle prestazioni per il compito specifico. Per questo motivo la sua scelta è fondamentale per ottenere sistemi robusti ed efficaci. La funzione di perdita è una funzione che determina la deviazione tra l'output previsto dal modello e l'output reale.

L'addestramento delle CNN comprende più iterazioni, dette "epoche", in ogni epoca la rete riceve dati dal set di addestramento, di conseguenza i pesi di ciascuno strato saranno ottimizzati per ridurre la perdita. I risultati vengono poi confrontati per verificare che il modello stia effettivamente migliorando.

Al fine di sviluppare un modello di IA robusto, è fondamentale che avvenga una buona convalida con un set di dati indipendenti tra loro, questi dati sono indispensabili per testare la robustezza e le prestazioni del modello. Se i dati non sono sufficienti le prestazioni del modello potrebbero risentirne.

3.2 Deep Learning

Il **Deep Learning (DL)** è un sottoinsieme del ML e utilizza reti neurali artificiali per avere una correlazione tra input fornito e l'output corretto. Il DL unisce direttamente l'estrazione delle caratteristiche e la creazione del modello. Una rete neurale è composta da strati di nodi, ogni nodo riceve segnali di input, li elabora e genera/trattiene un output. Ogni neurone artificiale, cioè ogni nodo applica una funzione ai dati che riceve in input per arrivare ad un risultato. I dati vengono elaborati progressivamente, si comincia con caratteristiche semplici, passando poi a caratteristiche più complesse. L'algoritmo migliorerà nel tempo attraverso iterazioni successive di ottimizzazione, più dati il sistema avrà a disposizione più si riuscirà ad ottenere prestazioni elevate.

Un sistema basato sul DL può occuparsi dell'intera procedura di scansione, può calcolare direttamente i parametri di imaging o identificare i punti di riferimento anatomici rendendo così molto più semplice il lavoro. Apprende simultaneamente le caratteristiche rilevanti e va a costruire un modello predittivo, dalle immagini di input fino al risultato ricercato. Le scansioni basate su DL andranno a ridurre i tempi di

esecuzione, garantire maggiore uniformità tra gli esami e migliorarne la qualità. Una diretta conseguenza sarà un'evoluzione del ruolo del tecnico in risonanza magnetica, l'intervento dell'uomo rimarrà sempre indispensabile, questi nuovi sistemi per quanto evoluti possono commettere errori. Al tecnico spetterebbe quindi un ruolo di supervisione e controllo di qualità (immagine 3). [6]

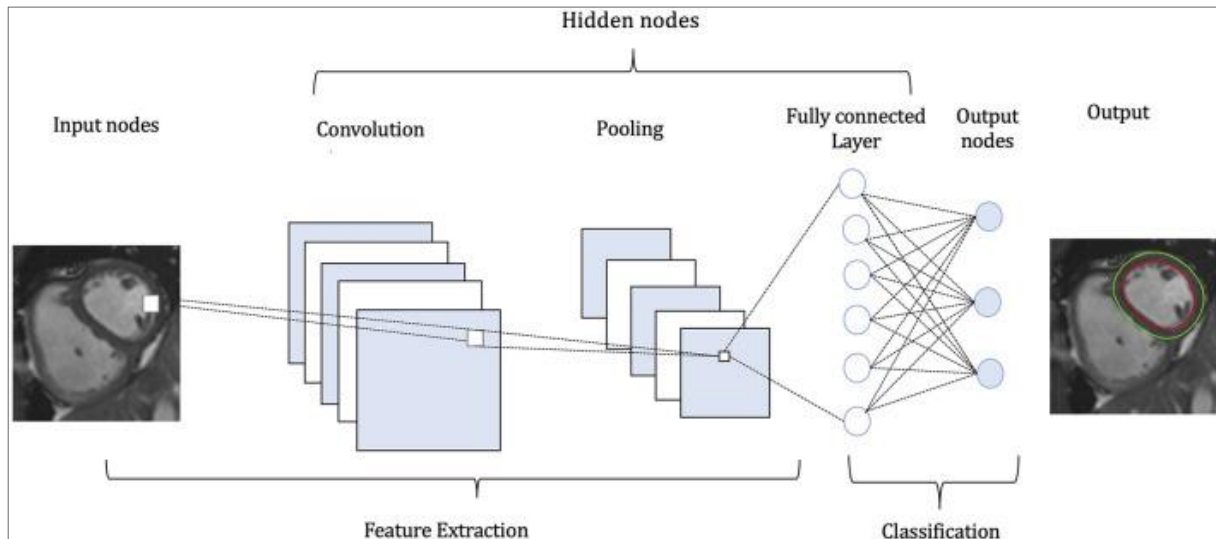


Immagine 3: esempio di come una CNN analizza un'immagine CMR.

- Input, viene fornita un'immagine CMR.
- Estrazione delle caratteristiche/feature, convoluzione e pooling.
- Livello completamente connesso, le informazioni raccolte vengono combinate per raggiungere il risultato.
- Output, la rete produce il risultato desiderato.

4 Applicazione dell'intelligenza Artificiale alla CMR

4.1 Ricostruzione dell'immagine

In ambito di risonanza magnetica la velocità è un elemento fondamentale e quindi alla base di un miglioramento effettivo. La velocità in risonanza magnetica è molto importante per vari fattori. Possiamo definire il corpo umano dinamico, ed è quindi più facile gestire le sue molteplici dinamicità con sequenze più rapide. Accelerare la velocità delle singole sequenze porterebbe a velocizzare l'intero esame, esami più brevi permetterebbero l'accesso di più pazienti e si andrebbero a diminuire i tempi di attesa per accedere a questo esame. Altro miglioramento si avrebbe dal punto di vista della diagnosi, un esame più rapido permetterebbe di ottenere più informazioni, rendendo così l'esame ancora più efficace.

Per accelerare l'acquisizione, il metodo più utilizzato, è sempre stato il sotto-campionamento del k-space. Il k-space è il dominio dove vengono acquisiti i dati grezzi della risonanza magnetica, con il campionamento si vanno ad acquisire i dati dal k-space che verranno poi ricostruiti per formare l'immagine. Il sotto-campionamento consiste nell'acquisire un numero di dati inferiore a quello richiesto. Così facendo si va a diminuire il SNR, le ricostruzioni utilizzate producevano però immagini affette da artefatti di aliasing, che si manifestano come distorsioni nell'immagine finale. Per contrastare questo problema vennero sviluppati diversi metodi di ricostruzione come: Fourier parziale, Imaging Parallelo e Compressed Sensing. Tutte queste tecniche prevedevano l'utilizzo di modelli approssimati dell'immagine, che hanno comportato un limite al grado di accelerazione raggiungibile.

Con l'avvento in risonanza dell'IA è stato introdotto un nuovo concetto per quanto riguarda le ricostruzioni, non si apprende più solo il modello dell'immagine ma l'intero algoritmo, per riuscire a trasformare i dati sotto-campionati del k-space in immagini prive di aliasing.

Con il DL infatti non è più necessario risolvere ogni volta un problema di ottimizzazione da zero, ma al contrario tutte queste ottimizzazioni vengono eseguite in anticipo durante l'addestramento (immagine 4).

Le tecniche utilizzate possono essere divise in due categorie: approcci indipendenti dallo spazio k e approcci consapevoli dello spazio k.

- **Approcci indipendenti**, una rete di tipo immagine-immagine, come una CNN U-Net, viene addestrata per trasformare immagini ricostruite da dati sotto-campionati in immagini equivalenti a quelle ottenute dai dati completi del k-space.
- **Approcci consapevoli**, questi modelli integrano una conoscenza pregressa sul processo di acquisizione e sulla coerenza dei dati, le reti CNN vengono utilizzate per sostituire dei passaggi di ricostruzione, questo metodo offre maggiore garanzia sulla qualità delle immagini per via della sua coerenza con il k-space.

Al momento non esiste un metodo superiore agli altri. La scelta su quale sia il più efficace dipende sempre da vari fattori come la disponibilità di un set di dati completamente campionato, la traiettoria di campionamento, grandezza e qualità del set di addestramento e la latenza di ricostruzione.

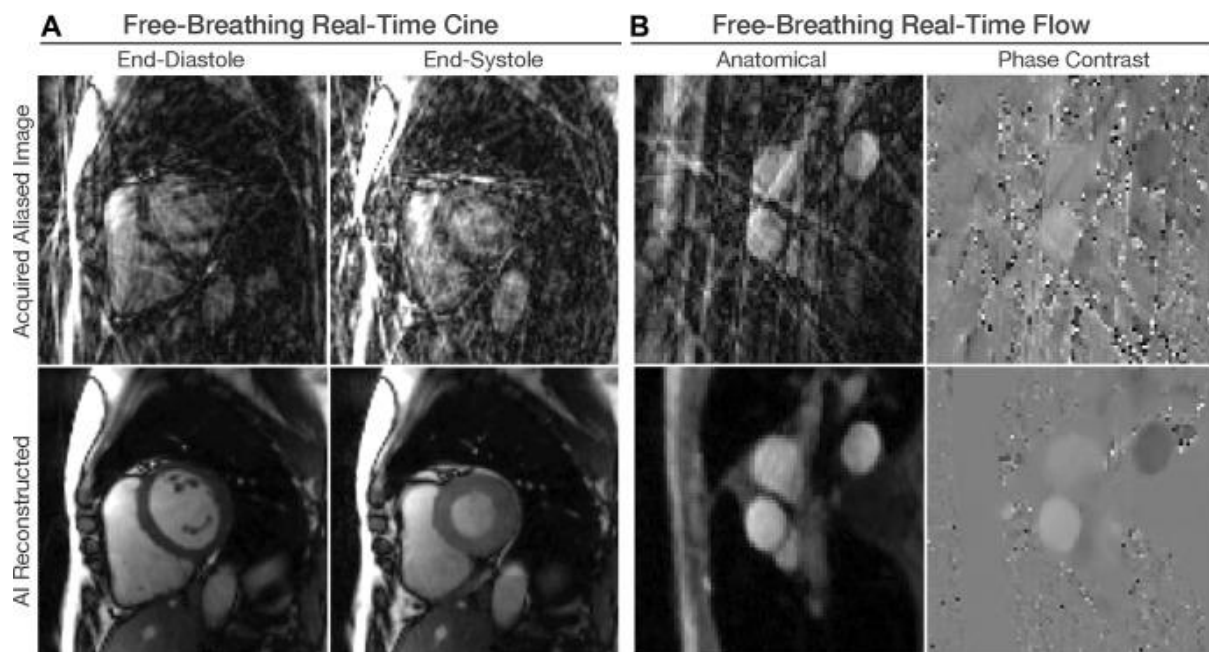


Immagine 4: in questa immagine propongo un esempio di applicazione di reti U-Net per correggere gli artefatti di aliasing.

(A) Nel primo caso con una sequenza cine in tempo reale a precessione libera bilanciata in stato stazionario (bSSFP), scansioni dell'asse corto del cuore sia in fase sistolica che diastolica, è sufficiente un singolo modello U-Net per rimuovere gli artefatti.

(B) Nel secondo caso, con una sequenza per l'imaging del flusso in contrasto di fase (PC MRI), sono necessari invece due modelli U-Net in modo da rimuovere gli artefatti e, allo stesso tempo, mantenere le informazioni sul flusso sanguigno.

4.1.1 Metodo di “Super-risoluzione”

Uno studio presenta un metodo di “super-risoluzione” basato sul DL per migliorare la qualità di immagini di un esame di angiografia coronarica in risonanza magnetica (CMRA) 3D andando a ridurre i tempi di acquisizione. L’obiettivo dello studio è quello di ottenere immagini ad alta risoluzione, non inferiori a quelle che si otterrebbero con acquisizioni normali della durata di 7 minuti, ma partendo da dati a bassa risoluzione acquisiti in circa 50 secondi, a quali verrà poi applicata una ricostruzione.

Lo studio utilizza una GAN, un’architettura che utilizza due reti neurali, un generatore che crea dati falsi e un discriminante che deve distinguere i dati reali da quelli falsi. In questo caso il modello è stato addestrato su immagini di 50 pazienti. Le immagini ad alta risoluzione sono state ridotte di risoluzione per simulare immagini a bassa risoluzione e addestrare la rete. Il discriminante, inoltre, è stato addestrato precedentemente su immagini di angiografia coronarica TC per aumentarne la stabilità e le prestazioni. I dati sono stati sottoposti a correzione del movimento respiratorio non rigido e ricostruzione tramite tecniche “low-rank patch-based” o iterative SENSE.

Low-rank patch-based → rappresentando l’immagine con pochi blocchi (patch) e componenti principali, si può ricostruire un’immagine completa da dati sotto-campionati, riducendo il tempo di acquisizione.

Iterative SENSE → integra dati delle bobine MRI e correzione del movimento respiratorio per ottenere un’immagine più nitida.

I risultati dello studio mostrano un aumento di risoluzione pari a 16 volte, si osservano miglioramenti significativi rispetto alle immagini a bassa risoluzione, la nitidezza dei vasi (+34%), lunghezza dei segmenti coronarici visualizzati (+41%). I risultati soddisfano quindi l’aspettativa di ottenere immagini di qualità paragonabile a quelle con acquisizione di 7 minuti. Il tempo di ricostruzione è di circa 3 secondi quindi la rete è molto veloce. L’addestramento della rete ha richiesto circa 180 ore. Si può concludere che la rete utilizzata è in grado di acquisire immagini CMRA 3D ad alta risoluzione in meno di un minuto. Rappresenta sicuramente un notevole passo avanti verso un imaging cardiaco sempre più rapido ma, allo stesso tempo, di alta qualità (immagine 5). [7]

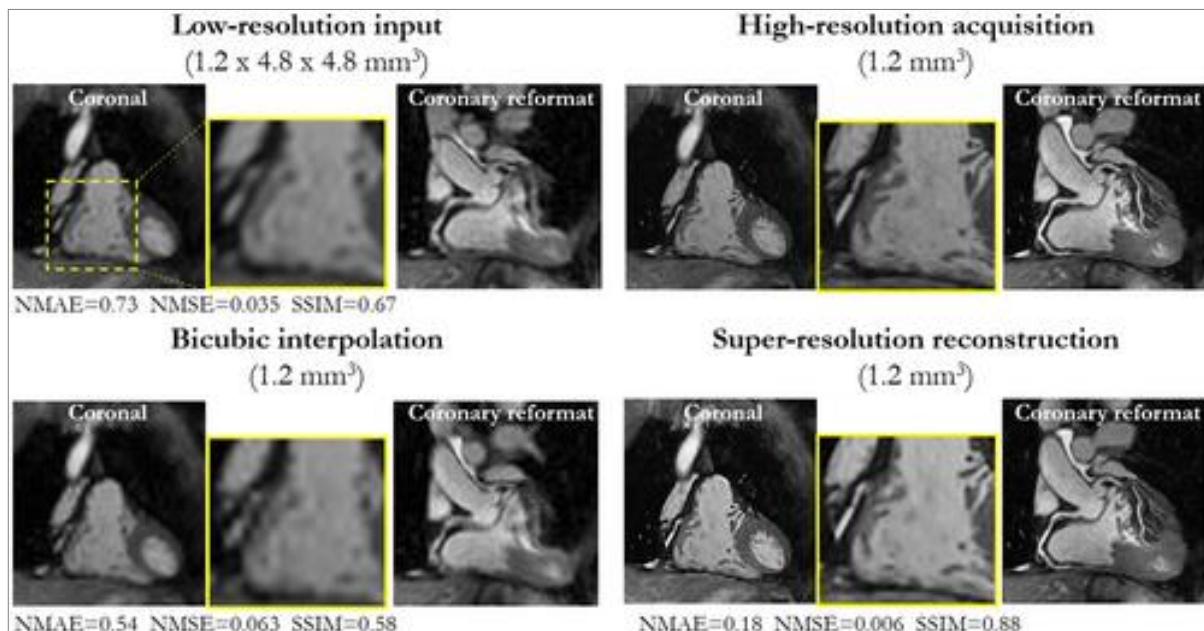


Immagine 5: confronto tra quattro immagini di un paziente con sospetta malattia coronarica.

1. Input, immagine a bassa risoluzione.
2. Acquisizione ad alta risoluzione.
3. Interpolazione bicubica dell'immagine a bassa risoluzione.
4. Ricostruzione con rete GAN.

Con l'utilizzo della rete GAN riusciamo a recuperare dettagli delle arterie coronarie che risultavano poco visibili.

4.2 Miglioramento dell'immagine

Potendo sfruttare le nuove tecniche di IA, una soluzione per abbreviare i tempi di scansione è quella di acquisire le immagini a risoluzione spaziale ridotta, vengono raccolti meno dati nel k-space, quindi occorre meno tempo. I modelli di IA vengono addestrati per recuperare risoluzione spaziale partendo da immagini acquisite con risoluzione inferiore.

Anche in questo caso, un approccio particolarmente diffuso sono le GAN: questo modello distingue le immagini reali da quelle ricostruite e guida il generatore a produrre risultati più realistici, con bordi ben definiti e dettagli simili alle immagini ad alta risoluzione. Rilevante anche il ruolo della perdita percettiva, che ha il compito di confrontare le caratteristiche estratte da reti pre-addestrate tra immagini target e immagini generate, favorendone una maggiore fedeltà visiva.

L'utilizzo di queste tecniche sembra promettente in diverse sequenze come Cine, coronarica e diffusione cardiaca. Questo grazie alla semplicità di implementazione, alla versatilità tra le diverse tipologie di sequenze e la possibilità di utilizzo senza andare a modificare i protocolli di acquisizione (immagini 6 e 7).

Da notare però che questi modelli possono presentare alcune criticità. Può capitare che si generino dettagli privi di una reale corrispondenza anatomica. Per evitare questo fenomeno di “allucinazione” potrebbe essere necessaria una soglia minima di dati acquisiti nel k-space al fine di garantire l'integrità dei dati anatomici.

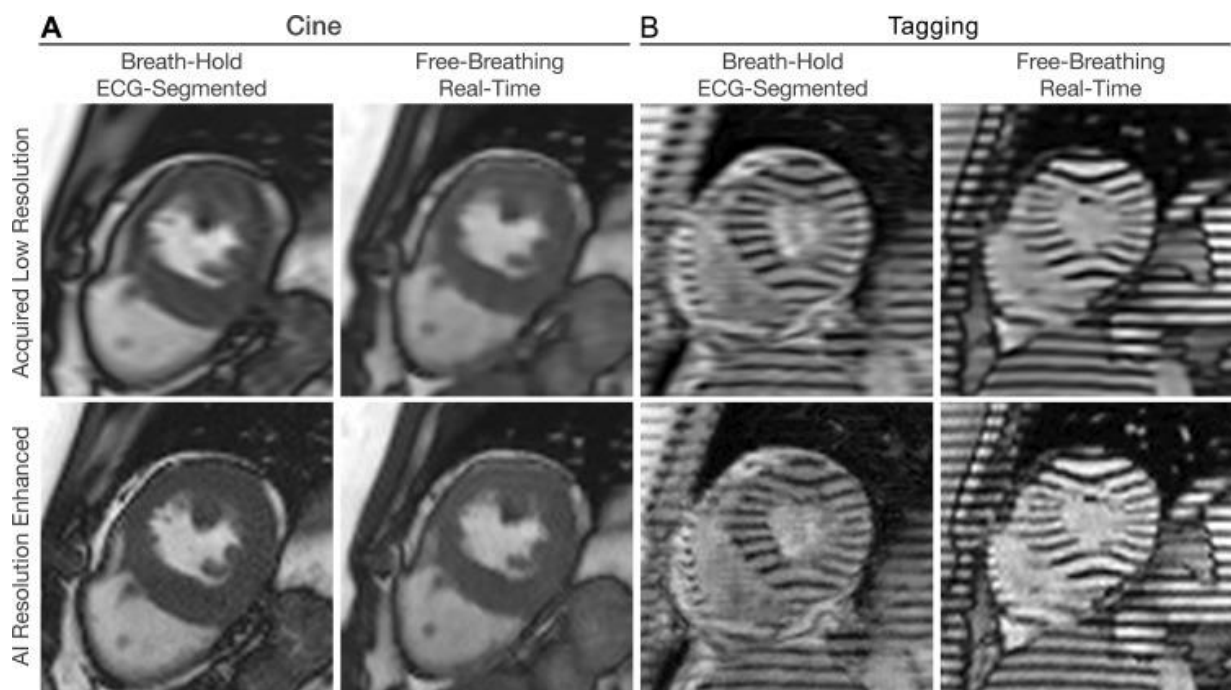


Immagine 6: in queste immagini osserviamo un esempio di miglioramento della risoluzione basato sull'IA. Acquisire le immagini ad una bassa risoluzione riduce i tempi di scansione, acquisendo meno dati.

(A) Grazie all'utilizzo di una GAN in queste immagini Cine in asse corto, si evidenzia un miglioramento della risoluzione spaziale.

(B) Un modello pre-addestrato basato su immagini Cine porta ad un miglioramento della risoluzione spaziale nel tagging di immagini del cuore in asse corto.

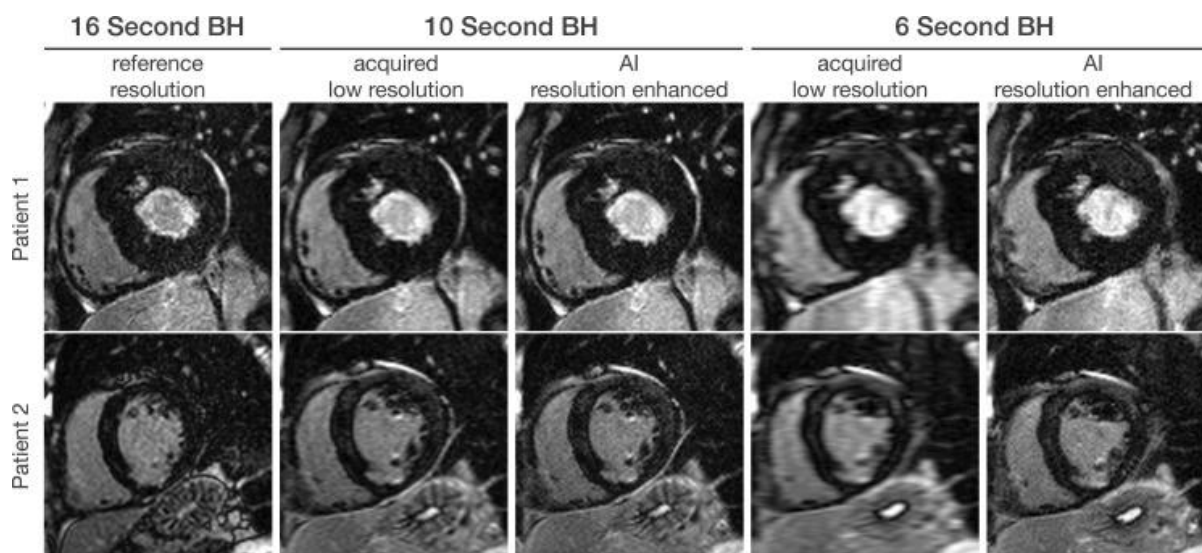


Immagine 7: modello di miglioramento della risoluzione basato sull'IA, addestrato su dati Cine di CMR, applicato per accelerare l'imaging con potenziamento tardivo del gadolinio mediante sequenze IR. Approccio particolarmente utile nelle acquisizioni sul piano dell'asse corto.

Utilizzando le sequenze tradizionali, l'acquisizione di ciascuna sezione richiede un'apnea di circa 16 secondi. Per ridurre il carico del paziente e i tempi complessivi dell'esame, è possibile abbreviare l'apnea a 10 secondi o persino a 6, ne consegue una riduzione della risoluzione spaziale. È proprio qui che entra in gioco il modello di IA, che consente di recuperare risoluzione spaziale. Il risultato finale sarà quindi una riduzione della durata dell'imaging riuscendo a mantenere la qualità diagnostica.

4.3 Riduzione del rumore

La riduzione del rumore viene utilizzata nelle immagini di risonanza magnetica per riuscire a migliorare il SNR e quindi per migliorare qualitativamente l'immagine. I metodi utilizzati prima dell'IA consistevano in tecniche di filtraggio che, si riducevano il rumore, ma tendevano a produrre sfocature nell'immagine. Con l'avvento dell'IA sono state introdotte nuove tecniche di "denoising" che risultano più efficaci delle precedenti.

In questo caso, i modelli di DL (CNN o GAN), vengono addestrati tramite coppie di immagini con rumore e prive di rumore. Attraverso questo addestramento il modello sarà in grado, partendo dalle immagini acquisite con rumore, di produrre immagini riducendo il rumore. L'obiettivo finale sarebbe quello di arrivare a generare immagini completamente prive di rumore, questo non è però possibile, per questo motivo,

durante l'addestramento del modello, viene aggiunto rumore artificiale alle immagini pulite.

Le possibili applicazioni di questa tecnica in risonanza magnetica cardiaca sono molteplici.

- Consente di aumentare il SNR quando necessario, campi magnetici a bassa intensità o sequenze a basso SNR.
- Può essere usata in combinazione a tecniche di accelerazione dell'imaging, così da poter compensare le eventuali perdite di segnale.
- Permette di ridurre il numero di medie necessarie, andando così a ridurre il tempo necessario per l'acquisizione.
- Porta un miglioramento alle tecniche di caratterizzazione tissutale miocardica.

È evidente come queste tecniche portino notevoli vantaggi sia diagnostici che tempistici, ma anche in questo caso sono presenti delle criticità. In risonanza vengono utilizzate più bobine riceventi, il rumore infatti non sarà mai uniforme in tutta l'immagine, ci saranno zone in cui è più intenso e zone in cui lo è meno. Variando quindi nello spazio, il rumore sarà più difficile da correggere. Un'altra possibile criticità è data dalla velocità degli algoritmi di riduzione del rumore, un esame di CMR può produrre moltissime immagini, per questo i modelli devono essere molto veloci per stare al passo con i tempi dell'esame.

4.3.1 Riduzione del rumore al Tensore di Diffusione

La risonanza magnetica cardiaca con tensore di diffusione (DT-CMR) è una tecnica molto potente. Permette di analizzare la microstruttura del cuore, osservando come le fibre muscolari sono organizzate e come il tessuto cambia in presenza di malattie. Ad oggi questa tecnica è complicata da utilizzare nella pratica clinica: richiede tante ripetizioni dell'esame e diversi momenti di apnea per il paziente. Questo rende l'esame lungo e scomodo, per questo motivo la DT-CMR viene utilizzata quasi esclusivamente nella ricerca.

In questo studio, i ricercatori hanno voluto capire se fosse possibile rendere la DT-CMR più rapida e facile, senza perdere la qualità delle informazioni. Hanno ridotto il numero di ripetizioni necessarie fino a sei volte e, per compensare il rumore che si

crea con meno dati, hanno sviluppato un modello di IA chiamato **WGUFx5**. Modello basato su GAN e architettura Uformer. Il modello esegue il denoising direttamente sui tensori di diffusione, anziché lavorare sulle immagini di base, e utilizza tecniche avanzate di apprendimento automatico per migliorare i risultati. È stata introdotta la riduzione casuale dinamica delle ripetizioni, volta a simulare set di dati con meno acquisizioni partendo da dati completi.

Il metodo è stato addestrato e validato su 744 scansioni, sia di volontari sani che di pazienti con diverse cardiomiopatie. I risultati sono stati sorprendenti: il nuovo approccio ha ridotto notevolmente gli errori nelle misure chiave rispetto ai metodi precedenti, ma anche rispetto all'approccio basato su U-Net.

- -17% di errore nella diffusione media.
- -16% di errore nell'anisotropia frazionaria.
- -21% di errore nell'angolo dell'elica.
- -12% di errore nell'angolo trasversale.

Sono state mantenute le proprietà fisiologiche del miocardio, come la progressione trans-murale degli angoli delle fibre e l'elevata anisotropia frazionaria. Il metodo consente di distinguere chiaramente le regioni infartuate da quelle sane, grazie a una maggiore diffusività media nei tessuti danneggiati, e si è dimostrato robusto anche in pazienti con anomalie cardiache.

Questa innovazione rappresenta un passo importante per portare la DT-CMR dagli ambienti di ricerca agli ospedali. Grazie a questo metodo, in futuro potrebbe essere possibile, riducendo il numero di ripetizioni, fare esami fino a 6 volte più rapidi, meno faticosi per i pazienti e più utili per i medici, aiutando a comprendere e diagnosticare meglio molte malattie del cuore. [9]

4.3.2 Modello di diffusione adattiva al livello di rumore

Parlando di uno dei limiti citati in precedenza, cioè il problema legato alla non uniformità e non costanza del rumore nelle immagini CMR, alcuni approcci recenti sono stati studiati proprio per cercare di superare questa limitazione. È stato sviluppato un modello in grado di adattare la diffusione al livello di rumore effettivo, rendendo così le immagini più affidabili e ampliando l'utilizzo clinico. Il modello si chiama **Nila-DC** (Noise level adaptive Data Consistency), è stato validato con

esperimenti su vari set di dati comprendendo scanner da 0.3 a 3T. I risultati mostrano un miglioramento rispetto ai metodi di ricostruzione più avanzati. [10]

4.3.3 Artefatti da movimento in CMR

Uno dei problemi più comuni in CMR sono gli artefatti dovuti al movimento, causati da respirazione o battito cardiaco. Per affrontare questo problema sono stati sviluppati modelli di IA in grado di correggere questi artefatti e contemporaneamente ridurre il rumore. Uno di questi è il “modello di diffusione”, modello di rimozione del rumore basato sulla diffusione.

Nello studio sono state selezionate 14 immagini Cine ad asse corto con pochi artefatti, le immagini sono state poi trasformate nel k-space e sono stati creati artefatti artificiali. Il set di dati per l'addestramento conteneva 5800 immagini artefatti e le corrispondenti immagini prive di artefatti. Infine il modello è stato testato sia su immagini contenenti artefatti reali che artificiali.

I risultati finali hanno evidenziato la capacità del modello di individuare e correggere gli artefatti artificiali, anche di elevata intensità. Nelle immagini reali ha ridotto la distorsione provocata dagli artefatti e il rumore dell'immagine.

Questo studio dimostra come, partendo da un addestramento su immagini artificiali, il modello sia in grado di correggere anche artefatti di immagini reali senza creare altre distorsioni, ottenendo immagini più nitide e riuscendo a compensare il disallineamento temporale tra acquisizioni successive. [11]

4.4 Caratterizzazione quantitativa del tessuto miocardico

Nelle sequenze di caratterizzazione tissutale come i Mapping T1/T2, le immagini vengono utilizzate per stimare parametri tissutali, tramite un adattamento numero pixel per pixel. Si ottengono valori che descrivono nel dettaglio la composizione e lo stato dei tessuti. Questo approccio non è però privo di ostacoli, le misure quantitative sono influenzate dal tipo di scanner e dai protocolli di acquisizione. In queste sequenze il tempo di scansione non dipende dalla durata della singola acquisizione, ma dal numero di immagini richieste e dal tempo di recupero tra una e l'altra. Andando quindi a ridurre il tempo di una singola acquisizione non si andrà a modificare il tempo totale della sequenza.

Le novità introdotte dall'IA sono comunque molteplici e significative.

- I modelli possono stimare i parametri quantitativi anche con un numero inferiore di immagini.
- Attraverso le CNN si possono sfruttare le informazioni spaziali contenute nelle immagini per poter migliorare la precisione delle stime.
- È possibile ripulire le immagini da artefatti e rumore prima di calcolare i parametri, migliorando l'accuratezza dei dati.
- I modelli di IA possono evidenziare aree sospette, confrontare i valori ottenuti con dati di riferimento e anche stimare il rischio di eventi cardiovascolari futuri.
- Possibilità di standardizzare i dati tra diversi scanner e diversi ospedali, rendendo gli studi più affidabili e facilmente applicabili.

L'IA risulta utile anche per la **risonanza magnetica fingerprinting** (MRF), tecnica che utilizza sempre immagini acquisite con diverse ponderazioni per dare una stima simultanea di diverse proprietà tissutali. I modelli possono velocizzare la generazione del dizionario, l'abbinamento dei segnali e la ricostruzione delle immagini.

È importante che i dati di addestramento siano creati a partire dai dati grezzi del k-space, così che rappresentino in modo fedele l'imaging veloce. Inoltre, ai fini di un'utilità diagnostica, le immagini prodotte dai modelli devono sempre essere valutate dagli esperti (cardiologi, radiologi).

La prospettiva futura mira all'integrazione di queste nuove tecnologie a livello clinico. Grazie alle quali al radiologo sarà possibile ottenere mappe parametriche già interpretate e segmentate subito dopo la risonanza.

4.5 Segmentazione

Un vantaggio dell'IA è senza dubbio quello di ridurre in modo significativo il carico di lavoro degli operatori nelle diverse fasi dell'analisi delle immagini di CMR.

Una delle fasi in questione è la **segmentazione**, processo di suddivisione dell'immagine in regioni specifiche al fine di identificare e delimitare le strutture cardiache e le eventuali lesioni nelle immagini. Attualmente la pratica clinica prevede la delimitazione manuale delle strutture cardiache da parte del medico. Questo metodo, sicuramente affidabile, è però laborioso e le valutazioni spesso possono essere variabili.

Con l'introduzione dell'IA, sono stati sviluppati nuovi metodi di segmentazione automatica che si sono dimostrati superiori ai precedenti non basati sul DL. Vengono utilizzate architetture basate su reti convoluzionali e sulle loro varianti, in particolare quelle di tipo codificatore-decodificatore, grazie alla loro capacità di apprendere in maniera end-to-end e di essere facilmente ottimizzabili. L'architettura U-Net è stata la più utilizzata e con maggior successo in questo ambito.

Per l'uso clinico la qualità delle segmentazioni viene valutata tramite 2 fattori. Si valuta tramite il "coefficiente di Sørensen-Dice", utilizzato per valutare la similarità tra due insiemi di dati, nel caso della segmentazione cardiaca serve per quantificare la sovrapposizione tra segmentazione automatica e manuale. Oltre a questo è fondamentale verificare l'accuratezza dei parametri funzionali e anatomici come volumi ventricolari o funzione cardiaca.

La segmentazione automatica sta dimostrando una buona correlazione con le misure manuali, ma può capitare che avvengano degli errori. In questi ambiti infatti, oltre ad una correttezza numerica, bisogna sempre tenere conto anche del valore clinico delle segmentazioni. Per questo motivo resta sempre fondamentale una supervisione ed eventuale correzione da parte degli operatori.

Molti modelli inizialmente erano addestrati su grandi set di dati relativamente omogenei, costituiti principalmente da pazienti adulti con cuori strutturalmente normali. Questa caratteristica rappresentava una limitazione, poiché riduceva la capacità dei modelli di generalizzare a popolazioni più eterogenee o con patologie complesse.

In studi recenti sono state addestrate delle reti con dati provenienti da fonti indipendenti tra loro, questo ha portato ad ottenere segmentazione di ottima qualità con prestazioni paragonabili se non superiori a quelle degli esperti per quanto riguarda le misurazioni di volumi e masse ventricolari.

4.5.1 Vantaggi della segmentazione con IA

Velocità e precisione

L'IA sta trasformando profondamente l'analisi delle immagini di CMR. I modelli di DL oggi riescono a superare gli esperti umani in velocità e precisione nella quantificazione delle strutture, riducendo i tempi di analisi da decine di minuti a pochi secondi. Questa automazione si sta estendendo anche ad applicazioni avanzate: dalla mappatura T1 nei pazienti con cardiomiopatia ipertrofica, eseguibile in meno di un secondo, fino alla valutazione automatica della massa ventricolare sinistra e del volume cicatriziale nei pazienti post-infarto. Questo salto tecnologico non solo aumenta l'efficienza, ma rende la CMR più accessibile anche in scenari clinici critici, consentendo referti più rapidi e accurati.

Un nuovo modello di ML è stato sviluppato per analizzare in modo automatico il flusso aortico in CMR a contrasto di fase (PC-CMR). Il modello è stato addestrato su immagini di 150 pazienti, e successivamente validato su più di 270 pazienti.

I risultati sono stati significativi, il tempo di segmentazione è passato da circa 4 minuti a meno di 1 secondo per esame, con una correlazione quasi perfetta rispetto alla segmentazione manuale ($r=0,99$) e differenze minime (≤ 5 mL nel 98% dei casi). Le prestazioni hanno superato quelle degli algoritmi commerciali e sono risultate costanti anche in dati acquisiti con scanner di fornitori diversi.

Questo nuovo approccio consente una segmentazione PC-CMR rapida, accurata e affidabile, aprendo la strada a un'analisi su larga scala delle immagini cardiovascolari e a una più ampia applicazione clinica (immagine 8). [12]

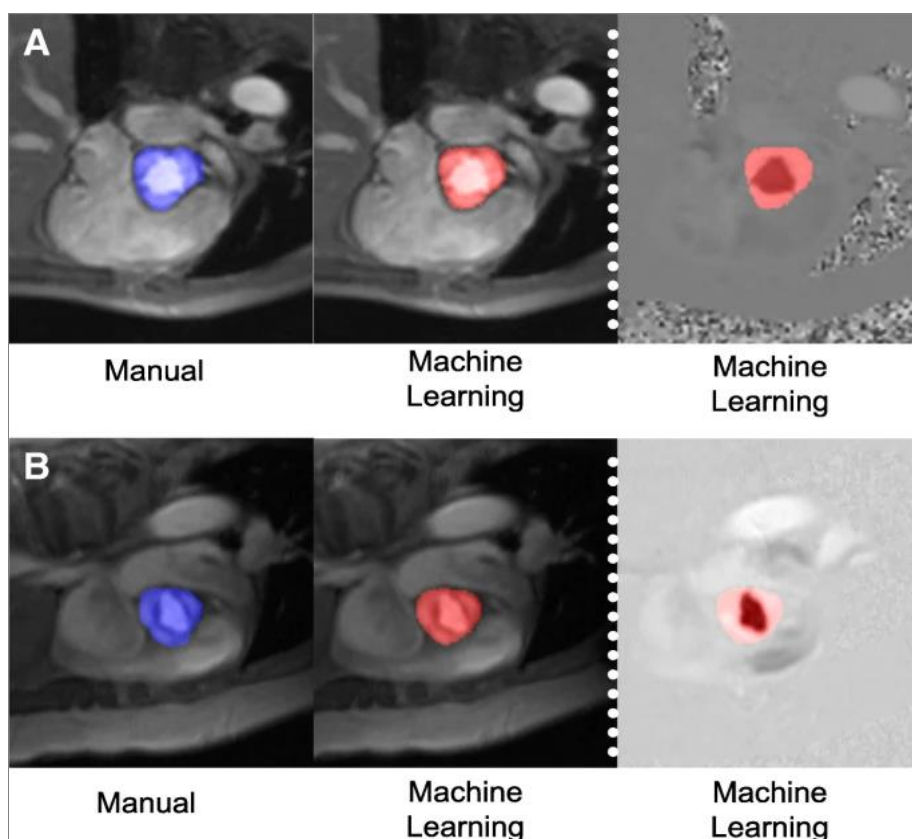


Immagine 8: contouring aortico eseguito tramite segmentazione manuale (blu, a sinistra) e apprendimento automatico completamente automatizzato (rosso, a destra) in un paziente con valvola aortica a tre lembi (a) e bicuspide (b). Le immagini di magnitudine sono mostrate a sinistra e le corrispondenti immagini PC sono mostrate a destra.

Maggiore affidabilità nei casi complessi

Segmentare alcune immagini cardiache può essere molto difficile, come nelle regioni apicali e basali o quando le scansioni presentano artefatti o rumore. Gli algoritmi basati su IA, che presentano architetture multi-stage o modelli che integrano informazioni da più sezioni contemporaneamente, mantengono prestazioni di alta qualità anche in questi scenari. Questo permette di ottenere misurazioni affidabili anche nei casi più complessi, riducendo il margine di errore e migliorando la qualità diagnostica.

Segmentazione multi-sequenza

La CMR utilizza diverse sequenze, come Cine, T1 mapping, T2 mapping e LGE, per studiare in dettaglio la struttura e la funzione del cuore. I modelli di IA più avanzati possono imparare contemporaneamente da più tipi di immagini. Questo migliora le prestazioni soprattutto nelle sequenze più rumorose o con dati limitati, permettendo

una valutazione completa e integrata senza dover sviluppare algoritmi separati per ogni sequenza.

Quantificazione automatizzata delle anomalie

Oltre a tracciare con precisione i contorni anatomici, i modelli di IA possono individuare automaticamente aree patologiche, come tessuto infartuato, edema o fibrosi. Questo consente di ottenere misurazioni numeriche oggettive, utili per valutazioni prognostiche e per guidare le decisioni terapeutiche, riducendo la dipendenza da valutazioni qualitative e aumentando la precisione diagnostica.

Riduzione del carico di lavoro per il clinico

Quando il modello fornisce una segmentazione già accurata, l'operatore deve solo verificare o apportare piccole correzioni. Questo approccio semi-automatico riduce il tempo di lavoro e l'affaticamento, permettendo ai medici di concentrarsi maggiormente sull'interpretazione clinica e sull'interazione con il paziente.

Integrazione nei flussi clinici

Una volta addestrato, un modello di IA può essere implementato su larga scala e integrato direttamente nei sistemi ospedalieri, come PACS e RIS, diventando parte del flusso di lavoro quotidiano. I modelli si possono adattare a diversi scanner e protocolli, garantendo un'analisi automatica affidabile anche in contesti multicentrici.

L'integrazione di queste nuove tecniche rappresenta un importante cambiamento nel flusso di lavoro della CMR, i nuovi modelli offrono segmentazioni più rapide, precise e soprattutto riproducibili. In questo modo si supera il problema della variabilità associata all'analisi manuale e si va sempre più verso una standardizzazione delle misurazioni. [13] [14] [15] [16] [17] [18]

4.6 Radiomica

Nella pratica clinica attuale, vengono utilizzate misurazioni standard come la frazione di eiezione del ventricolo sinistro, considerate parametri clinicamente rilevanti. Questi valori possono essere ottenuti sia manualmente che con sistemi automatizzati. Una delle possibili applicazione dell'IA è l'automatizzazione dell'analisi delle immagini per estrarre in maniera rapida e riproducibile questi parametri.

L'IA non si limita a velocizzare i processi esistenti: può anche superare i limiti dell'interpretazione tradizionale, fornendo nuovi indici e conoscenze cliniche. Due approcci stanno emergendo per l'identificazione di nuovi marcatori di imaging. Uno di cui abbiamo già parlato è il Deep Learning, che consente di estrarre automaticamente le caratteristiche direttamente dai dati di imaging. L'altro approccio è invece la Radiomica.

La **Radiomica** consiste in un'analisi dei parametri quantitativi delle immagini mediche, al fine di estrarne caratteristiche invisibili all'occhio umano. La radiomica è una nuova metodica che sfrutta l'IA per ricavare automaticamente centinaia di caratteristiche (**feature**) dalle immagini digitali. Le feature rilevate sono spesso impercettibili a livello visivo (intensità dei pixel, variazione del tessuto o informazioni ancora più complesse). Questa analisi innovativa può portare a fornire nuovi biomarcatori diagnostici e prognostici, che potranno avere notevole rilevanza in ambito clinico. La radiomica consente di determinare le caratteristiche rilevanti di un'immagine per l'attività che ci interessa e per costruire un modello predittivo. Analizza caratteristiche come dimensione, forma, istogramma di intensità e relazioni tra i voxel dell'immagine. tutti questi vantaggi rendono questa metodica un supporto prezioso per il medico, che può così integrare le informazioni visive con dati quantitativi, migliorando la capacità di distinguere le malattie e, di conseguenza, anche le decisioni cliniche. [19]

4.6.1 Metodo di applicazione

L'applicazione della radiomica alla CMR comincia con l'acquisizione delle immagini, Cine per studiare il movimento del cuore, LGE per evidenziare le cicatrici, mapping T1 e T2 per analizzare le caratteristiche tissutali. Una volta raccolti i dati, si passa alla segmentazione, per individuare le aree da studiare (es. il ventricolo sinistro, il destro o la parete del miocardio).

Attraverso il pre-processing le immagini vengono “ripulite” e standardizzate, questo processo è molto utile per ridurre le differenze dovute agli scanner o ad artefatti. Successivamente vengono estratte le caratteristiche quantitative.

Non tutte le feature rilevate avranno la stessa importanza, per riuscire a selezionare le più rilevanti vengono applicati degli algoritmi matematici. Da qui, grazie all’utilizzo di tecniche di ML, si costruiscono modelli predittivi. Per garantire che i risultati non siano applicabili solo per il campione analizzato, i modelli vengono testati e validati su coorti indipendenti, così da verificarne la reale utilità clinica (immagine 9).

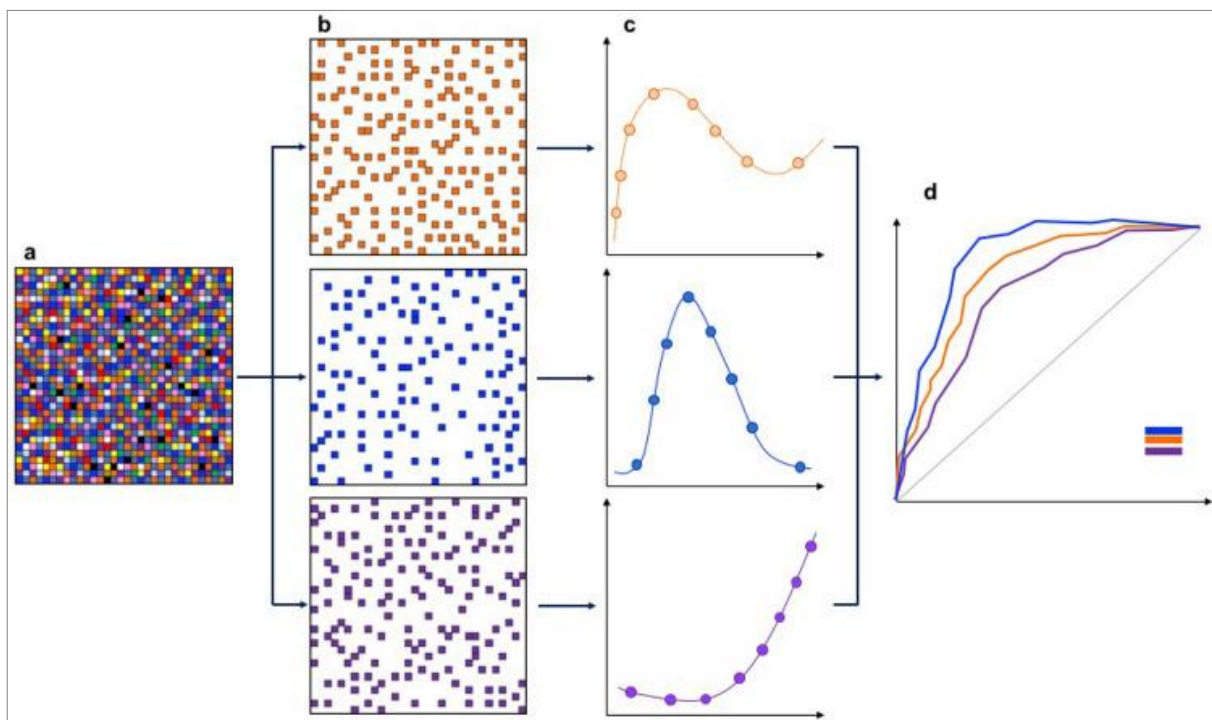


Immagine 9: rappresentazione del flusso di lavoro radiomico.

A. Segmentazione delle immagini: in ogni ROI si può trovare una grande quantità di dati, impossibili da rilevare solo con la valutazione visiva, che possono essere analizzati attraverso la radiomica.

B. Suddivisione del set di dati ed estrazione delle caratteristiche: i dati sono stati estratti separatamente e ordinati, per essere analizzati come variabile indipendente.

C. Analisi statistica: ogni variabile è stata sottoposta ad analisi statistica al fine di trovare i parametri più performanti.

D. Costruzione e validazione del modello: le variabili più efficaci sono state utilizzate per costruire modelli di previsione.

4.6.2 Applicazioni cliniche

Le applicazioni esplorate sono già numerose e promettenti.

- **Infarto miocardico:** maggiore accuratezza nella diagnosi, sia in fase sub-acute che cronica. Maggiore probabilità di prevenire eventi cardiaci avversi se si combinano dati clinici e caratteristiche radiomiche. Analisi del volume extracellulare per distinguere tra danno miocardico reversibile e irreversibile. Possibilità di individuare cicatrici anche senza mezzo di contrasto.
- **Cardiomiopatie:** possibilità di distinguere tra cardiomiopatia ipertrofica e ipertensiva. Si è raggiunta un'accuratezza dell'85,5%, andando a superare quella dell'imaging convenzionale pesato in *T1* (64%). Diagnosi differenziale tra cardiomiopatia ischemica e dilatativa, anche senza mezzo di contrasto.
- **Miocardite:** differenziare tra infarto miocardico e miocardite nell'analisi di immagini LGE. Attraverso l'analisi delle mappe *T1* e *T2* è possibile fornire indicazioni per la diagnosi di miocardite acuta o cronica.
- **Amiloidosi cardiaca:** analisi radiomica su immagini LGE per diagnosi e valutazione del grado di coinvolgimento cardiaco.
- **Cardiopatia ipertensiva:** diagnosi precoce mediante sequenze cine non contrastate, combinando fasi end-diastolica ed end-sistolica.
- **Fattori di rischio cardiovascolare:** distinzione fra soggetti sani e pazienti con ipertensione, diabete, dislipidemia o fumo, grazie all'analisi radiomica di forma e texture del miocardio
- **Immagini LGE:** con l'utilizzo della radiomica è possibile avere un valore prognostico aggiuntivo.

La radiomica è sicuramente una scoperta innovativa e il suo utilizzo in ambito clinico porterà a notevoli vantaggi, ad oggi però ci sono ancora alcune condizioni da tenere in considerazione. Una delle principali criticità è la mancanza di standardizzazione, i parametri radiomici possono variare per diversi fattori, a seconda dell'area che si analizza, dal tipo di sequenza utilizzata o dall'intensità di campo. Si potrebbe verificare che le stesse caratteristiche calcolate su immagini differenti portino ad esiti non confrontabili. Non è una novità in ambito di risonanza magnetica questa

sensibilità, in radiomica però la quantità di caratteristiche estratte è molto ampia e, di conseguenza, la variabilità si amplifica. Un altro problema è dato dal fatto che molti modelli sono stati sviluppati su campioni ridotti, e questo ne limita la generalizzabilità.

Alla luce di queste complicazioni, per rendere utilizzabile la radiomica in ambito clinico sono necessarie delle innovazioni, protocolli standardizzati per acquisizione e analisi, incrementare la riproducibilità e una migliore interpretazione biologica delle caratteristiche radiomiche. Tra le prospettive future c'è l'integrazione con altre discipline come la genomica e la proteomica, al fine di ottenere una caratterizzazione ancora più ampia del paziente. Oppure la possibilità di utilizzare reti neurali profonde per apprendere le feature più rilevanti. Tutto questo con lo scopo di rendere i modelli radiomici applicabili a livello clinico. [20] [21] [22]

4.7 Sostituzione di LGE con Potenzamento Nativo Virtuale (VNE)

Un articolo scientifico presenta un'innovativa tecnica di imaging, basata sull'IA, chiamata **Virtual Native Enhancement (VNE)**. In risonanza magnetica gli esami LGE sono pratica fondamentale e ritenuti un gold standard in CMR, ma è un esame che prevede l'utilizzo di mezzo di contrasto e con esso anche tutti i rischi correlati. Può essere rischioso per pazienti con insufficienza renale, l'uso ripetuto di gadolinio può essere dannoso per il nostro corpo, anche se non ci sono ancora studi certi su questo aspetto. In più il mezzo di contrasto ha un costo e negli esami sono necessari tempi di attesa durante le scansioni per poter visualizzare correttamente il contrasto. Ciò che questo articolo propone è l'implementazione di una nuova tecnologia in grado di creare immagini paragonabili, se non superiori, a quelle ottenute con LGE, ma senza l'utilizzo del mezzo di contrasto.

Si parte da sequenze comunemente usate in CMR come Cine e mapping T1, le immagini ottenute da tali sequenze vengono rielaborate da reti neurali pre-addestrate per generare immagini simili a quelle ottenute con LGE. Le reti neurali devono essere in grado di riconoscere il tessuto sano da quello patologico, ma anche evidenziare cicatrici, fibrosi e altre anomalie.

Un primo studio è stato condotto su pazienti con **cardiomiopatia ipertrofica**. I risultati mostrano come VNE abbia prodotto immagini di ottima qualità, talvolta anche

superiori a LGE. Nello specifico su 120 pazienti sottoposti allo studio, VNE ha dimostrato un'elevata concordanza statistica con LGE nelle misurazioni. Coefficienti di correlazione fino a 0,79 e coefficienti di correlazione intraclasse maggiori di 0,85. Altro dato molto importante è la velocità, per l'acquisizione delle sequenze sono necessari circa 15 secondi e l'interpretazione per il risultato finale richiede meno di un secondo.

È stato successivamente eseguito un secondo studio su 900 pazienti con infarto miocardico acuto o pregresso. Anche in questo caso i risultati sono stati più che positivi, coefficienti di correlazione 0,89, coefficiente di correlazione intraclasse 0,94.

L'applicazione di questa nuova tecnologia è senza dubbio rivoluzionaria, non avere più la necessità di somministrare il mezzo di contrasto porterebbe a notevoli vantaggi, riduzione di tempi e costi degli esami. L'utilizzo del mezzo di contrasto è spesso causa di problematiche durante l'esame, può provocare dolore al paziente, possibilità di fuori vena ecc. Ne consegue la perdita di tempo prezioso e aumento dello stress per il paziente. Sarebbe inoltre molto utile per tutti i pazienti che presentano controindicazioni al mezzo di contrasto, pazienti con patologie renali o allergie (immagine 10).

Pensando al futuro prossimo questa tecnologia potrebbe estendersi ed essere utilizzata per molte altre patologie cardiache come miocarditi e cardiomiopatie. [23]

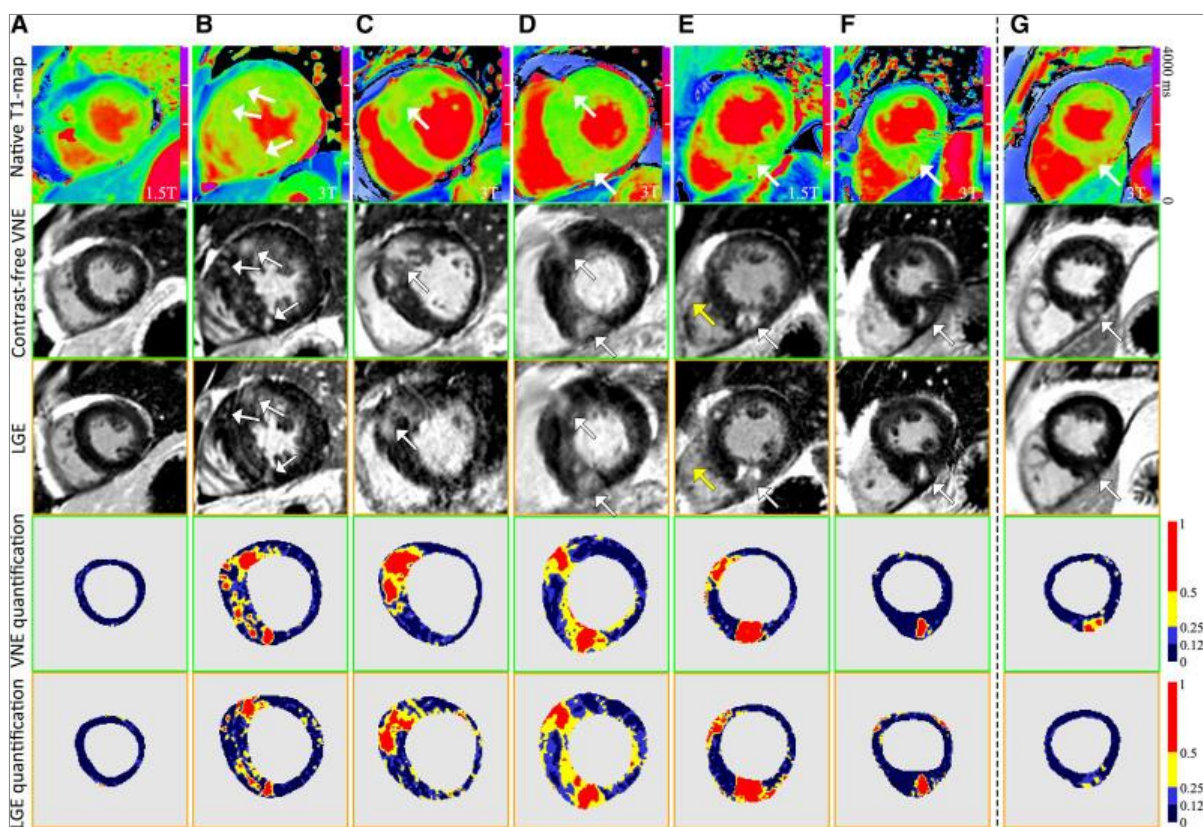


Immagine 10: in queste immagini viene illustrata la concordanza tra VNE e LGE.

Le mappe T1 sono state regolate per evidenziare i segnali corrispondenti ai segnali VNE. (riga 1)

Nelle 2 righe successive vengono visualizzate le regioni delle lesioni tramite VNE e LGE.

Da A a F, si può osservare un'elevata concordanza tra VNE e LGE. Le frecce gialle indicano dimensioni del ventricolo destro leggermente diverse tra VNE e LGE, probabilmente dato da movimenti del paziente. G, invece mostra sottili cambiamenti più chiari di VNE rispetto a LGE.

5 Nuovi modelli AI nei maggiori vendor MRI

5.1 AIR Recon DL

AIR Recon DL è una nuova tecnologia di ricostruzione basata sul DL che GE presenta nel booklet "SIGNA MR Cardiac Clinical Booklet". AIR Recon DL è stata progettata per agire direttamente dal k-space al dominio immagine, si inserisce nella fase di ricostruzione dei dati grezzi prima che diventino immagini. I risultati che ne derivano sono un miglioramento del SNR, della risoluzione e riduzione dei tempi di scansione. AIR Recon DL agisce come un filtro, interviene sui dati grezzi al fine di ottenere immagini più nitide e veloci.

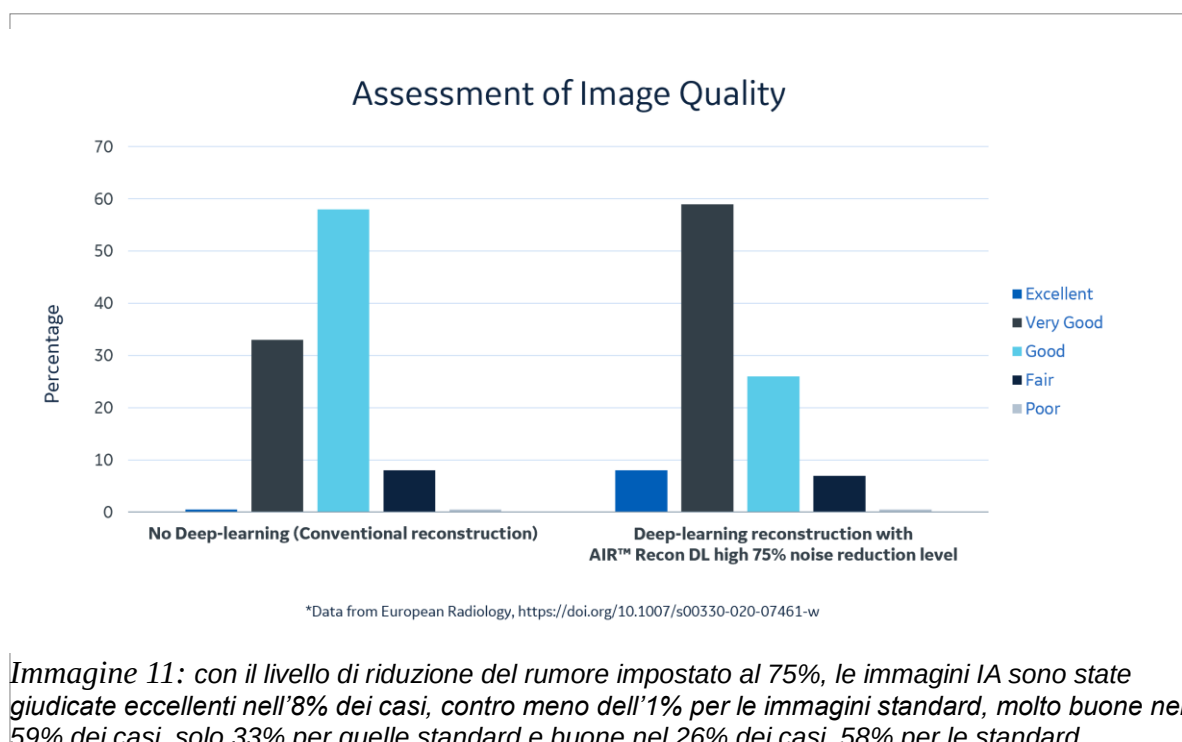
5.1.1 Miglioramento della qualità delle immagini LGE

Lo studio condotto dal Dott. Alexander Hirsch e dal suo team, pubblicato sull'European Journal of Radiology, valuta i benefici di AIR Recon DL. In particolare in questo studio l'obiettivo è di verificare gli effettivi miglioramenti nelle sequenze LGE, fondamentali in uno studio di CMR.

Allo studio hanno preso parte 60 pazienti con sospetta o nota cardiomiopatia, di cui 30 presentavano fibrosi o cicatrici miocardiche dovute a cardiopatie ischemiche o non ischemiche. Per ogni paziente sottoposto allo studio sono state ottenute due immagini: le LGE standard, ricostruite con metodi convenzionali, e le LGE potenziate con AIR Recon DL.

I risultati ottenuti evidenziano un miglioramento netto della qualità delle immagini con l'uso dell'IA (immagine 11).

- Riduzione del rumore fino al **25%**, che ha reso più nitide le strutture miocardiche e i confini tra sangue e tessuto.
- Migliore definizione dei dettagli fini, fondamentale per individuare cicatrici e aree di fibrosi.
- La quantificazione delle cicatrici nei pazienti con cardiopatia ischemica è risultata coerente rispetto alle misurazioni effettuate sulle immagini standard.



Grazie a metodi come AIR Recon DL, i radiologi possono ottenere immagini più nitide e dettagliate senza prolungare i tempi di scansione, migliorando così la diagnosi e la caratterizzazione del tessuto miocardico. La possibilità di regolare il livello di riduzione del rumore consente di adattare le immagini alle diverse esigenze cliniche, rendendo la tecnologia flessibile e preziosa nella pratica quotidiana. [8]

5.2 Modello REGAIN e Open Recon

L'azienda Siemens ha recentemente sviluppato un modello basato sull'IA volto al miglioramento della risoluzione, il **Resolution Enhancement Generative Adversarial Inline Network** (REGAIN). Il modello è stato addestrato su immagini Cine cardiache e ha come obiettivo la riduzione delle apnee e di ottenere acquisizioni a respiro libero in CMR.

Il modello REGAIN sotto-campiona il k-space con tecniche di accelerazioni uniformi o non uniformi come GRAPPA e Compressed Sense e riduce la risoluzione spaziale lungo la direzione di codifica di fase. Viene utilizzata una ricostruzione a bassa risoluzione con Fourier inversa e, successivamente, REGAIN ripristina la nitidezza dell'immagine per ottenere così immagini di qualità come quelle ottenute con alta risoluzione.

La tecnica GRAPPA (Generalized Autocalibrating Partially Parallel Acquisitions) → è un metodo di imaging parallelo che riduce i tempi di scansione, mantenendo un SNR alto. Metodica che utilizza contemporaneamente più bobine riceventi, in questo modo è possibile ricostruire un'immagine più velocemente.

Compressed Sense (CS) → tecnica che accelera l'acquisizione dei dati, riempiendo il k-space in modo incompleto e semi-casuale per poi ricostruire un'immagine completa e di qualità diagnostica tramite algoritmi iterativi.

Il modello è stato addestrato su dati retrospettivi di Cine bSSFP ECG-gated accelerate con GRAPPA di 1616 pazienti. Per l'addestramento vengono utilizzate coppie di immagine ad alta e bassa risoluzione. E come già detto in precedenza, il generatore viene addestrato per migliorare le immagini a bassa risoluzione, e il discriminatore deve invece distinguere tra immagini reali e ricostruite.

Successivamente il modello è stato validato prospetticamente con 126 pazienti e 55 volontari sani, sempre su immagini Cine ECG-gated. Il risultato è stata una netta riduzione delle apnee rispetto a GRAPPA, passando da 11 circa a meno di 4, mantenendo sempre una qualità diagnostica non inferiore agli esami tradizionali.

Combinando il modello REGAIN con CS ha permesso di ottenere immagini Cine in tempo reale e a respiro libero con ottima risoluzione spaziale e temporale (28 ms) e ricostruzione rapida (immagine 12).

In uno studio successivo REGAIN è stato utilizzato anche per ridurre le apnee in acquisizioni LGE con IR e per migliorare la qualità delle immagini in acquisizioni con accelerazione 4.7x. La durata delle apnee, confrontate sempre con GRAPPA è passata da 16 secondi a 6 secondi.

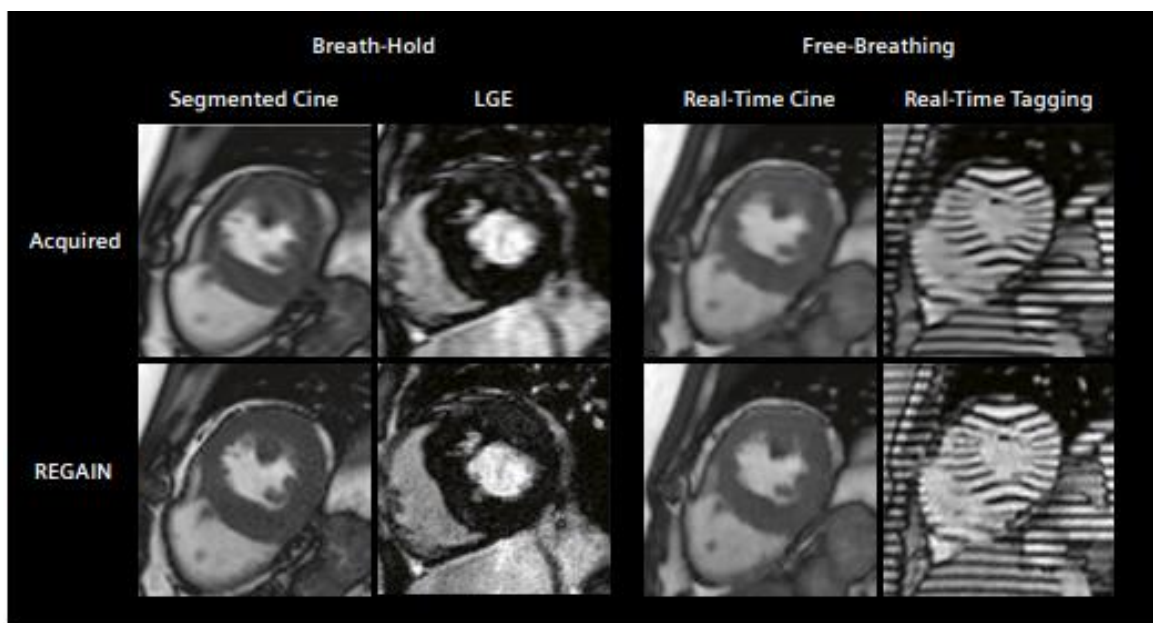


Immagine 12: esempio di acquisizione di dati a bassa risoluzione e miglioramento della risoluzione basato su IA con modello REGAIN, utilizzando un modello pre-addestrato basato su immagini cine segmentate.

REGAIN consente tempi di apnea più brevi nelle sequenze cine segmentate con gating ECG e LGE, oltre a immagini cine in tempo reale e di tagging acquisite a respiro libero, con elevata risoluzione temporale.

Siemens ha proposto anche una piattaforma, chiamata **Open Recon**, che consente di implementare i nuovi algoritmi di ricostruzione e analisi delle immagini direttamente sullo scanner. Open Recon consente quindi di ampliare la pipeline di ricostruzione rendendo possibile l'aggiunta di nuovi algoritmi o la sostituzione di quelli precedenti.

Per garantire un'integrazione fluida, i dati di Open Recon vengono convertiti in formato DICOM.

Aspetto fondamentale è che Open Recon è indipendente dal software dello scanner, questo consente di poter distribuire l'applicazione ad una rete di scanner. Favorisce la realizzazione di trial clinici multicentrici, accelerando la validazione di metodi IA e facilitandone una traduzione clinica.

In conclusione, è possibile un'integrazione tra l'algoritmo REGAIN e la piattaforma Open Recon che consente una ricostruzione completamente automatizzata. Ne risente, in positivo, il flusso di lavoro, ottimizzato dalla possibilità di avere immediatamente a disposizione sulla console dello scanner le immagini appena ricostruite. Sarà inoltre possibile eseguire dei miglioramenti della risoluzione basati sull'apprendimento dell'IA. Questa integrazione rende anche più accessibile il modello REGAIN facilitandone così una sua distribuzione. [24]

5.3 Philips SmartSpeed

Il nuovo modello presentato da Philips si basa su Adaptive-CS-Net, una CNN che lavora sui dati grezzi ricevuti dalle bobine già nelle prime fasi di ricostruzione. In questo modo si riesce a sfruttare a pieno le informazioni contenute nel k-space e si avrà meno rumore e meno artefatti sulle immagini. I risultati mostrano netti miglioramenti, scansioni fino a 3 volte più veloci e risoluzione delle immagini aumentata fino al 65% (immagine 13).

SmartSpeed comprende varie tecniche pensate per le diverse possibili applicazioni cliniche.

- **SmartSpeed MotionFree**, utilizzato in caso di paziente poco collaborante che non riesce a rimanere fermo, utilizza la traiettoria **Multi-vane** per correggere i movimenti involontari.
- **SmartSpeed 3D FreeBreathing**, consente di eseguire scansioni 3D T1 dell'addome a respiro libero. Grande vantaggio per i pazienti più in difficoltà a mantenere le apnee.

- **SmartSpeed Implant**, utile in caso di impianti metallici, integra la tecnica O-MAR con la ricostruzione accelerata. Arrivando a ridurre fino al 50% i tempi dell'esame, ma mantenendo una buona qualità di immagini.

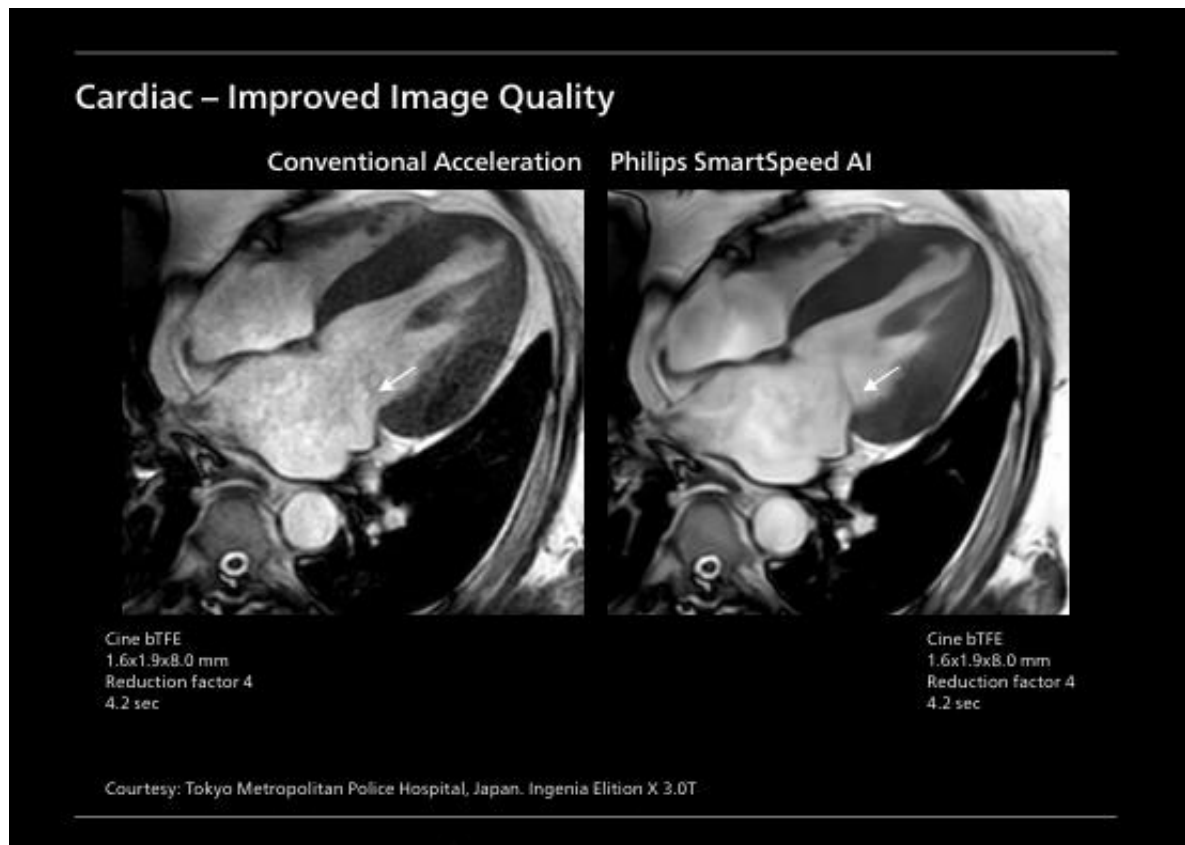


Immagine 13

I principali vantaggi nell'utilizzo di questo nuovo metodo sono: aumento della produttività, tempi di scansioni ridotti portano ad esami più rapidi e riduzione delle liste di attesa riuscendo a gestire più pazienti senza andare a compromettere la qualità degli esami. Altro vantaggio è una diagnosi più specifica, grazie ad immagini con meno rumore e artefatti, è possibile distinguere particolari che prima si sarebbero persi ed essere quindi più sicuri sulla diagnosi. Per ultimo, queste innovazioni rendono sicuramente la risonanza magnetica più accessibile, pazienti che faticano a rimanere fermi, o a mantenere l'apnea. Sarà sempre più facile riuscire ad ottenere comunque esami di buona qualità anche in questi casi.

Philips SmartSpeed è un'importante innovazione in ambito clinico che porterà benefici sia ai tecnici e ai medici che eseguono e refertano l'esame, sia ai pazienti sottoposti all'esame. [30]

6 Conclusioni

Attraverso le tematiche affrontate in questa tesi ho voluto mostrare come l'intelligenza artificiale stia rivoluzionando l'applicazione della risonanza magnetica cardiaca. Lo scopo di questa integrazione non è solamente legato ad un puro miglioramento delle immagini, un altro obbiettivo di grande rilevanza è quello di riuscire a rendere questo tipo di esame più agevole, sia per il paziente che per il tecnico e il medico.

Come abbiamo visto i nuovi algoritmi sono in grado di ridurre i tempi di acquisizione, eliminare o ridurre gli artefatti, migliorare la qualità delle immagini e persino riuscire a sostituire alcune pratiche invasive come l'uso del mezzo di contrasto.

6.1 Limiti Attuali

Al fine di ottenere un modello IA robusto e affidabile, un aspetto fondamentale durante l'addestramento è di poter accedere ad un set di dati il più ampio e diversificato possibile. Ad oggi questo rimane un limite, non è sempre possibile ottenere quantità importanti di dati, i problemi possono essere legati a costi, privacy o anche la scarsità di dati richiesti.

Un altro limite è dato dall'integrazione dell'IA nei software clinici. Non è ancora stato definito uno standard di applicazione e questo limita l'applicazione e l'interoperabilità tra diverse piattaforme.

Anche per quanto riguarda gli artefatti da movimento, l'IA sta portando miglioramenti su questa problematica, ma ancora ci sono dei limiti dati dal rendere generalizzabili questi metodi. [25] [26]

6.2 Prospettive Future

In futuro l'IA potrebbe portare ad ulteriori vantaggi clinici per la diagnosi e la prognosi in CMR. Si sta andando sempre più verso un'acquisizione velocizzata, si sta cercando di abbandonare le sequenze con respiro trattenuto. Anche la ricostruzione delle immagini e l'analisi dei dati stanno diventando sempre più rapide.

Si stanno sviluppando sistemi di integrazione multi-modale dei dati, andando a combinare immagini, dati clinici, genetici e biologici, allo scopo di delineare un quadro più completo del paziente per consentire una fenotipizzazione sempre più approfondita e personalizzata. Sistemi in grado di eseguire segmentazione, radiomica e un calcolo dei parametri funzionali immediatamente dopo l'acquisizione delle immagini.

Un'altra evoluzione molto importante è la sostituzione degli esami con mezzo di contrasto con sequenze senza contrasto. Siamo ancora all'inizio nell'applicazione di questa metodica, ma in futuro sarà sicuramente di grande aiuto e amplierà la diffusione della CMR in contesti con risorse limitate.

Infine, per quanto riguarda la standardizzazione delle metodiche di IA, stanno emergendo nuove linee guida come il framework FUTURE-AI. Espone principi guida per una maggiore sicurezza nell'adozione dell'IA in ambito clinico. Aspetto fondamentale per un'applicazione sempre più efficace e riproducibile. [27] [28]

6.3 Ruolo del Tecnico

Con l'evoluzione della risonanza magnetica, come diretta conseguenza ci sarà anche un'evoluzione del ruolo del tecnico in risonanza. Non c'è da preoccuparsi, l'IA non potrà mai sostituire completamente la presenza umana. Il tecnico si dovrà evolvere e avrà compiti diversi. I compiti più di routine e ripetitivi come il set up, l'impostazione dei parametri e la localizzazione saranno resi automatici. Al tecnico spetteranno compiti di supervisione, risoluzione di casi complessi e controllare la qualità delle esecuzioni.

Avendo a che fare che l'IA, il tecnico dovrà essere formato per poter conoscere la tecnologia con la quale si deve interfacciare. Dovrà essere in grado di intervenire nel caso si verifichi un problema e dovrà sapersi confrontare con i medici e specialisti nel caso ce ne fosse la necessità. In conclusione, il futuro vede l'affiancamento dell'IA all'uomo, la collaborazione tra tecnologia e professionalità porterà senza dubbio al progresso. [29]

7 Sitografia

1. PubMed. *Diagnostic imaging with magnetic resonance imaging*.
<https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/21654095/>
2. CIDIMU. *La risonanza magnetica*. <https://cidimu.it/cidimu-informa/articoli-medici/la-risonanza-magnetica>
3. PubMed. *Advances in cardiac magnetic resonance*.
<https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/32385547/>
4. PMC. *Full article (PMC10831479)*.
<https://pmc.ncbi.nlm.nih.gov/articles/PMC10831479/#s1>
5. PMC. *Full article (PMC11108784)*.
<https://pmc.ncbi.nlm.nih.gov/articles/PMC11108784/>
6. PMC. *Full article (PMC8785419)*.
<https://pmc.ncbi.nlm.nih.gov/articles/PMC8785419/>
7. Wiley Online Library. *Magnetic Resonance in Medicine*.
<https://onlinelibrary.wiley.com/doi/10.1002/mrm.28911>
8. GE Healthcare. *Advancing cardiac magnetic resonance imaging with deep learning*. <https://www.gehealthcare.com/insights/article/advancing-cardiac-magnetic-resonance-imaging-with-deep-learning-image-reconstruction>
9. *Journal of Cardiovascular Magnetic Resonance*. Article S1097-6647(24)00975-X.
<https://www.journalofcmr.com/article/S1097-6647%2824%2900975-X/fulltext>
10. arXiv. *Deep learning for MRI reconstruction*. <https://arxiv.org/abs/2403.05245>
11. *Journal of Cardiovascular Magnetic Resonance*. Article S1097-6647(24)01556-4.
<https://www.journalofcmr.com/article/S1097-6647%2824%2901556-4/fulltext>
12. *Journal of Cardiovascular Magnetic Resonance*. Article s12968-018-0509-0.
<https://jcmr-online.biomedcentral.com/articles/10.1186/s12968-018-0509-0>
13. PubMed. *Cardiac MRI updates*. <https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/37522085/>
14. arXiv. *AI in medical imaging*. <https://arxiv.org/abs/2109.09421>
15. PubMed. *Advances in MRI*. <https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/35621913/>

16. arXiv. *Medical imaging with AI (2025)*. <https://arxiv.org/abs/2502.03272>
17. *European Radiology Experimental*. Article s41747-024-00497-3.
<https://eurradioexp.springeropen.com/articles/10.1186/s41747-024-00497-3>
18. PubMed. *Recent MRI innovations*. <https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/38244222/>
19. PubMed. *MRI in clinical practice*. <https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/32017605/>
20. PubMed. *Latest cardiac imaging findings*.
<https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/40063167/>
21. PubMed. *Cardiovascular MRI research*.
<https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/35572892/>
22. PMC. *Article PMC10338589*. <https://pmc.ncbi.nlm.nih.gov/articles/PMC10338589/>
23. PMC. *Article PMC8378544*.
<https://pmc.ncbi.nlm.nih.gov/articles/PMC8378544/#sec14>
24. RSNA. *Radiology Journal*. <https://pubs.rsna.org/doi/10.1148/radiol.230957>
25. PMC. *Article PMC10831479*. <https://pmc.ncbi.nlm.nih.gov/articles/PMC10831479/>
26. arXiv. *Medical imaging AI (2025)*. <https://arxiv.org/abs/2509.05071>
27. arXiv. *Deep learning for MRI*. <https://arxiv.org/abs/2109.09658>
28. MDPI *Diagnostics*. Article 13(12):2061. <https://www.mdpi.com/2075-4418/13/12/2061>
29. Vista.ai. *Expert perspective: Will AI replace MRI technologists?*
<https://vista.ai/expert-perspective-will-ai-replace-mri-technologists/>
30. Philips Italia – *Philips SmartSpeed – Applicazione clinica RM basata su AI*.
Disponibile su: <https://www.philips.it/healthcare/resources/landing/smartspeed>

Query box ricerca PubMed

((“cardiac MRI”[All Fields]) AND (“IA”[All Fields])) AND (“radiomic”[All Fields]) AND (“2015/01/01”[Date - Publication] : “2025/12/31”[Date - Publication])

((“cardiac MRI”[All Fields]) AND (“IA”[All Fields])) AND (“segmentation”[All Fields]) AND (“2015/01/01”[Date - Publication] : “2025/12/31”[Date - Publication])

((“cardiac MRI”[All Fields]) AND (“IA”[All Fields])) AND (“Reconstruction”[All Fields]) AND (“2015/01/01”[Date - Publication] : “2025/12/31”[Date - Publication])

8 Bibliografia

- Serai, S. D. (Ed.). (2025). *MRI pulse sequences: Physics, methods and clinical applications*. Springer. <https://doi.org/10.1007/978-3-031-90554-4>
- GE HealthCare. (2023). *SIGNA™ MR cardiac clinical booklet* (Digital version JB06944XE). GE HealthCare
- Peeters, H., Chung, H., Valvano, G., Yakisikli, D., van Gemert, J., de Weerd, E., & van de Ven, K. (2022). *Philips SmartSpeed: No compromise – Image quality and speed at your fingertips* (White paper). Koninklijke Philips N.V.