



## Articolo

# Metriche combinate della qualità dell'immagine di riferimento completo per l'obiettivo Valutazione di moltiplicare le immagini distorte

Krzysztof Okarma <sup>1</sup>, Piotr Lech <sup>1</sup> <sup>2</sup> e Vladimir V. Lukin

<sup>1</sup> Dipartimento di elaborazione del segnale e ingegneria multimediale, Università di tecnologia della Pomerania occidentale a Szczecin, 70-313 Szczecin, Polonia; piotr.lech@zut.edu.pl <sup>2</sup> Dipartimento di Tecnologie dell'Informazione e della Comunicazione, Università Nazionale Aerospaziale, 61070 Kharkov, Ucraina; lukin@ai.kharkov.com

\* Corrispondenza: okarma@zut.edu.pl

**Abstract:** Negli ultimi anni, molti metodi oggettivi di valutazione della qualità dell'immagine sono stati proposti da diversi ricercatori, portando ad un aumento significativo della loro correlazione con le valutazioni soggettive della qualità. Sebbene molti metodi di valutazione della qualità dell'immagine recentemente proposti, in particolare metriche di riferimento complete, siano in alcuni casi altamente correlati con la percezione delle singole distorsioni, è ancora necessaria la loro verifica e regolazione nel caso in cui le immagini siano interessate da distorsioni multiple. Poiché uno dei possibili approcci è l'applicazione di metriche combinate, la loro analisi e ottimizzazione sono discusse in questo documento. Sono stati analizzati due approcci alla combinazione di metriche che si basano sul prodotto ponderato e sulla somma ponderata proposta con pesi esponenziali aggiuntivi. La validazione dell'approccio proposto, effettuata utilizzando quattro dataset di immagini attualmente disponibili, contenenti immagini multiple distorte insieme ai punteggi di qualità soggettivi raccolti, indica un aumento significativo delle correlazioni delle metriche combinate ottimizzate con le opinioni soggettive per tutti i dataset.

**Parole chiave:** metriche combinate; analisi dell'immagine; qualità dell'immagine; moltiplicare le immagini distorte



**Citazione:** Okarma, K.; Lech, P.; Luca, V. Metriche combinate di qualità dell'immagine di riferimento completo per la valutazione obiettiva di immagini multiple distorte. *Elettronica* **2021**, *10*, 2256. <https://doi.org/10.3390/elettronica10182256>

Redattori accademici: Luca Mesin e

Canzone di Byung Cheol

Ricevuto: 23 luglio 2021

Accettato: 10 settembre 2021

Pubblicato: 14 settembre 2021

**Nota dell'editore:** MDPI rimane neutrale per quanto riguarda le pretese giurisdizionali nelle mappe pubblicate e nell'affiliazione istituzionale iazioni.



**Copyright:** © 2021 degli autori.

Licenziario MDPI, Basilea, Svizzera.

Questo articolo è un articolo ad accesso aperto distribuito nei termini e

condizioni della Creative Commons

Licenza di attribuzione (CC BY)

(<https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>).

## 1. Introduzione

La crescente popolarità e disponibilità di fotocamere relativamente economiche, nonché di dispositivi mobili elettronici, dotati di sensori visivi, provoca indubbiamente una crescita dinamica dell'applicabilità dell'analisi di immagini e video in molte attività. Alcuni esempi ovvi possono essere correlati alla videosorveglianza, al monitoraggio del traffico, all'ispezione e alla diagnostica video, alla navigazione basata su video di robot mobili o persino ai veicoli autonomi. Alcune altre applicazioni sono legate ai test non distruttivi, alla fusione di dati da vari sensori e molte altre, anch'esse legate alle moderne soluzioni Industry 4.0. Un altro fattore, che influenza la crescente popolarità dell'analisi delle immagini, è lo sviluppo di alcune librerie freeware, come OpenCV, che consentono di eseguire molte attività in tempo reale, soprattutto con il supporto hardware fornito dalle moderne unità di elaborazione grafica (GPU).

Tuttavia, gli algoritmi di visione artificiale e computerizzata utilizzano tipicamente immagini naturali, che possono essere soggette a varie distorsioni, che si verificano non solo durante la loro acquisizione, ma anche causate, ad esempio, da una compressione con perdita o dalla presenza di errori di trasmissione. Questa situazione è tipica per i moderni dispositivi elettronici, come fotocamere, telefoni e altri gadget in cui i dati delle immagini sono soggetti a diverse trasformazioni non lineari prima della registrazione.

In tal caso, la capacità di rilevare tali distorsioni e valutare la qualità complessiva dell'immagine è una sfida importante data l'affidabilità dei risultati ottenuti dalla loro analisi.

Negli ultimi anni sono state proposte molte metriche di valutazione obiettiva della qualità dell'immagine (IQA), che possono essere suddivise in tre gruppi principali: full-reference (FR), che richiedono la conoscenza dell'immagine originale "pristine" senza distorsioni, metodi senza riferimento (NR), noti anche come metriche "cieche" e approcci a riferimento ridotto (RR) meno diffusi, che presuppongono una conoscenza parziale dell'originale (riferimento)

Immagine. Sebbene i metodi NR siano i più desiderabili, la loro universalità e correlazione con le opinioni soggettive degli osservatori umani, forniti come valori Mean Opinion Scores (MOS) o Differential MOS (DMOS) nei database IQA, sono in genere significativamente inferiori rispetto ai metodi FR. L'analisi più dettagliata di molte metriche e il loro confronto per vari set di dati ampiamente accettati contenenti immagini di riferimento e distorte insieme a punteggi di qualità soggettivi possono essere trovati in alcuni recenti documenti di indagine [1–4].

Esistono numerosi tentativi per migliorare la correlazione tra le metriche FR e MOS (o DMOS). Un modo per farlo è progettare le cosiddette metriche combinate [5–8] che impiegano congiuntamente diverse metriche (che chiamiamo elementari) in un modo o nell'altro. In pratica, sono necessarie metriche facilmente calcolabili e un modo semplice per combinarle, in modo simile alle superfici stampate in 3D [9] o alle immagini telerilevate [10]. Per questo motivo, l'obiettivo di questo documento è proporre una famiglia di metriche combinate che possono essere ottimizzate con l'applicazione per valutare la qualità delle immagini con distorsioni multiple. Per quanto ne sappiamo, tale ottimizzazione non è stata ancora effettuata per i database disponibili contenenti solo immagini con distorsioni multiple. Le metriche combinate sviluppate in precedenza [5,6,8,11,12] riguardano solo le immagini singolarmente distorte.

I tipi di distorsione che appaiono più comunemente a cui una metrica IQA ideale dovrebbe essere sensibile riguardano artefatti di sfocatura, vari tipi di rumore e artefatti di compressione con perdita. Sebbene in alcuni set di dati IQA contenenti immagini singolarmente distorte si possano distinguere più di 20 tipi, ad esempio 24 tipi nel set di dati TID2013 [13] comprese le distorsioni relative al colore, le loro combinazioni fornite nei set di dati IQA con distorsione multipla sono limitate a pochi tipi di loro. In genere, sono le combinazioni di sfocatura, rumore, artefatti JPEG/JPEG 2000 e modifica del contrasto. Questi cinque tipi comuni di distorsioni sono stati utilizzati, ad esempio, nel database MDID [14] discusso nella sezione 3.

Considerando l'interferenza delle singole distorsioni e la loro influenza sulla qualità dell'immagine percepita, l'utilità di alcune metriche progettate per immagini singolarmente distorte per lo sviluppo delle metriche combinate altamente correlate con la valutazione soggettiva della qualità delle immagini moltiplicate non è ovvia e dovrebbe essere verificata sperimentalmente.

Il resto del documento è organizzato come segue: la sezione 2 contiene la panoramica di alcune metriche elementari, generalmente applicate per la valutazione della qualità delle immagini con distorsione singola, mentre nella sezione 3 sono presentati quattro set di dati di immagini con distorsione multipla disponibili pubblicamente utilizzati negli esperimenti. La sezione 4 è correlata alla descrizione dell'idea di metriche combinate e dell'approccio proposto con risultati sperimentali discussi nella sezione 5. La sezione 6 conclude il documento.

## 2. Panoramica di alcune metriche elementari

Il rendimento di una metrica combinata dipende dai seguenti elementi:

- Il numero delle metriche elementari combinate;
- Quali metriche vengono combinate;
- Come vengono combinate le metriche;
- Quali immagini vengono utilizzate nei test.

Quindi, iniziamo ricordando le moderne metriche elementari.

Lo sviluppo di moderne metriche di qualità visiva, sostituendo gli approcci "classici" basati sui pixel come il Mean Square Error (MSE) o il Peak Signal-to-Noise Ratio (PSNR), è iniziato infatti nel 2002 con l'idea dell'Universal Image Quality Index (UQI) [15], seguito dal suo miglioramento ampiamente noto come Structural SIMilarity (SSIM) [16], implementato anche nella versione multiscale (MS-SSIM) [17].

La formula generale che descrive l'idea di SSIM, sensibile a tre tipi principali di distorsioni, cioè luminanza, contrasto e distorsioni strutturali, possono essere espresse come

$$SSIM = l(x, y) \cdot c(x, y) \cdot s(x, y) = \frac{2\bar{x}\bar{y} + C_1}{\bar{x}^2 + \bar{y}^2 + C_1} \cdot \frac{2\bar{\mu}_x\bar{\mu}_y + C_2}{\bar{\mu}_x^2 + \bar{\mu}_y^2 + C_2} \cdot \frac{\bar{\sigma}_{xy} + C_3}{\bar{\sigma}_x\bar{\sigma}_y + C_3}, \quad (1)$$

dove i valori di default delle costanti stabilizzanti (prevenendo l'instabilità di re per le aree dell'immagine scure e piatte) per le immagini in scala di grigi a 8 bit sono:  $C1 = (0,01 \times 255)^2$ ,  $C2 = (0,03 \times 255)^2$  e  $C3 = C2/2$ . I calcoli di cui sopra vengono eseguiti utilizzando il approccio alla finestra scorrevole e la metrica finale è la media delle somiglianze locali.

Questo approccio è stato la base anche per alcune altre metriche basate sulla somiglianza che hanno portato a un ulteriore aumento delle correlazioni tra i punteggi di qualità oggettivi e i valori MOS o DMOS soggettivi forniti in vari set di dati IQA (tipicamente contenenti solo immagini singolarmente distorte). Alcuni di questi esempi, utilizzati anche in questo documento, sono: SSIM ponderato del contenuto informativo (IW-SSIM) e IW-PSNR [18], Complex Wavelet SSIM (CW-SSIM) [19], Feature SIMilarity (FSIM) [20], Indice di qualità basato sulla varianza locale (QILV) [21], nonché una versione a colori di SSIM (CSSIM), SSIM4 e la sua versione a colori CSSIM4 [22], appartenenti al gruppo di metriche basate su SSIM con prevedibilità aggiuntiva dei blocchi di immagini.

Una buona illustrazione delle modifiche esemplari della SSIM potrebbe essere la metrica QILV [21] espressa come

$$QILV = \mu \frac{2\mu_V \mu_B}{2 + \mu} \cdot \frac{2\tilde{y}_V \tilde{y}_B}{2 + \tilde{y}} \cdot \frac{\tilde{y}_V \tilde{y}_B}{\tilde{y}_V \tilde{y}_B}, \quad (2)$$

dove  $\tilde{y}_V \tilde{y}_B$  denota la covarianza tra le varianze di due immagini (VA e VB, rispettivamente),  $\tilde{y}_V$  e  $\tilde{y}_B$  sono le deviazioni standard globali della varianza locale con  $\mu_V$  e  $\mu_B$  come valori medi della varianza locale.

Un altro esempio può essere FSIM [20] basato sulla somiglianza locale definita come

$$SL(x) = \frac{2 \cdot PCA(x) \cdot PCB(x) + T1}{PC2_{UN}(x) + PC2B(x) + T1} \cdot \frac{2 \cdot GMA(x) \cdot GMB(x) + T2(x)}{GM2_{UN} + GM2B(x) + T2}, \quad (3)$$

dove T1 e T2 sono le costanti di stabilità che impediscono la divisione per zero e  $x$  è la posizione della finestra scorrevole. Le due componenti principali sono la congruenza di fase (PC) che è una misura significativa di una struttura locale) e la magnitudo del gradiente (GM) come caratteristica complementare estratta usando il filtro del bordo di Scharr. La metrica finale dovrebbe essere calcolata secondo la formula

$$FSIM = \frac{\tilde{y}_x \tilde{y}_A SL(x) \cdot PCm(x)}{\tilde{y}_x \tilde{y}_A PCm(x)}, \quad (4)$$

dove  $PCm(x) = \max(PCA(x), PCB(x))$  e  $x$  indica ciascuna posizione della finestra locale sul piano dell'immagine A (o B).

Un altro approccio, originato dalla teoria dell'informazione, presuppone l'uso della statistica della scena naturale (NSS) combinata con una misurazione dell'informazione reciproca tra le sottobande nel dominio wavelet, proposta da Sheikh e Bovik come metrica di Visual Information Fidelity (VIF) [23]. La sua versione semplificata del dominio dei pixel multiscala (VIFp) richiede meno calcoli, sebbene non consenta l'analisi dell'orientamento. Entrambi i metodi si basano sull'idea precedente di Information Fidelity Criterion (IFC) [24]. Una metrica di complessità computazionale inferiore, nota come DCT Subbands Similarity (DSS) [25] utilizza il fatto che le statistiche dei coefficienti DCT cambiano con il grado e il tipo di distorsione dell'immagine. Un'altra motivazione per i suoi autori è stata la popolarità del 2D DCT poiché molte tecniche di codifica di immagini e video si basano su trasformazioni DCT basate su blocchi, in particolare provenienti dagli standard JPEG e MPEG.

Una combinazione di trasformata wavelet piramidale orientabile e SSIM, nota come IQM2, è stata proposta da Dumic et al. [26], dove è stato applicato il kernel con due orientamenti per ottenere le migliori prestazioni preservando basse richieste di calcolo.

Un approccio diverso all'IQA percettiva è stato proposto da Wu et al. [27], utilizzando il meccanismo generativo interno (IGM) adottando un modello di predizione bayesiano e scomponendo l'immagine in porzioni previste e disordinate. Si presumeva che la prima parte potesse essere valutata utilizzando i metodi SSIM-like, mentre il degrado su

l'incertezza disordinata può essere prevista utilizzando il PSNR. Entrambe le parti dovrebbero essere ulteriormente combinate in modo non lineare per acquisire il punteggio di qualità finale.

Chang et al. [28] hanno proposto il metodo basato sull'Independent Feature Similarity (IFS) che simula le proprietà del Human Visual System (HVS), particolarmente utile per la previsione della qualità di immagini con distorsioni di colore. A causa del possibile utilizzo delle informazioni parziali dell'immagine di riferimento (basato sull'uso dell'analisi dei componenti indipendenti - ICA), questo metodo può essere considerato anche come un esempio dell'approccio RR.

Un'altra metrica basata sull'HVS, nota come Perceptual SIMilarity (PSIM) è stata proposta come metodo a quattro fasi [29] e parzialmente verificata utilizzando due database con distorsione multipla. Si basa sull'estrazione di mappe di magnitudo del gradiente per entrambe le immagini confrontate, seguite dal calcolo delle loro somiglianze multiscale e dalla misurazione delle degradazioni dei canali cromatici e del pooling finale.

In alternativa, gli autori della metrica Sparse Feature Fidelity (SFF) [30] hanno ipotizzato la trasformazione delle immagini in rappresentazioni sparse nella corteccia visiva primaria per rilevare le caratteristiche sparse dal rivelatore di caratteristiche addestrato dall'algoritmo ICA utilizzando campioni di immagini naturali. Hanno utilizzato componenti di somiglianza delle caratteristiche e di correlazione della luminanza per simulare congiuntamente l'attenzione visiva e la soglia visiva. L'altra metrica basata su rappresentazioni sparse, nota come UNIQUE [31], utilizzava un approccio di apprendimento non supervisionato. È interessante notare che, nella fase di preelaborazione, viene eseguita una selezione dello spazio colore (si suggerisce la conversione nel modello YCbCr con la sostituzione della crominanza Cb con il canale verde) seguita da un campionamento patch casuale, formando il vettore contenente 64 elementi per ciascuno dei tre canali, ulteriormente normalizzazione mediante una sottrazione media e un'operazione di sbiancamento. L'ulteriore estensione mediante l'analisi dei pesi appresi è stata proposta come metrica MS-UNIQUE [32]. Entrambe le metriche sono state addestrate utilizzando patch selezionate casualmente dal database ImageNet. È anche possibile un'ulteriore estensione di tale approccio basato sulla formazione, in particolare utilizzando approcci CNN di deep learning [33,34]; tuttavia, richiede ancora una quantità relativamente grande di dati di addestramento disponibili principalmente nei set di dati IQA singolarmente distorti.

Una metrica interessante, che utilizza la somiglianza del gradiente, la somiglianza della cromaticità e il raggruppamento delle deviazioni, è stata proposta come l'indice di somiglianza della deviazione media (MDSI) [35], in cui le distorsioni di colore sono state misurate utilizzando una mappa di somiglianza congiunta di due canali cromatici. Un altro tentativo di utilizzare la somiglianza del gradiente è stato proposto da Xue et al. [36], noto come Gradient Magnitude Similarity Deviation (GMSD).

Reisenhofer et al. [37] hanno proposto l'uso della scomposizione wavelet di Haar per sviluppare un'altra metrica di somiglianza percettiva basata su HVS, nota come HaarPSI. Questa metrica si basa sull'uso di sei filtri wavelet 2D Haar che estraggono i bordi orizzontali e verticali su diverse scale di frequenza e può essere considerata una semplificazione di FSIM [20]. Un altro metodo basato sulle caratteristiche, noto come RVSIM [38], utilizza la trasformata di Riesz (simile alla precedente RFSIM [39]) insieme alla sensibilità al contrasto visivo, mentre la metrica CVSSI [40] si basa sulla somiglianza del contrasto e della salienza visiva (VS), formando il punteggio finale con l'uso delle deviazioni standard ponderate della mappa della qualità del contrasto locale e della mappa della qualità VS globale.

Considerando l'argomento di questo articolo, la panoramica di cui sopra delle metriche elementari è limitata agli algoritmi FR che dimostrano un'elevata accuratezza di predizione per i quattro dataset IQA considerati moltiplicati distorti, ottenuti senza alcuna funzione di adattamento non lineare (ad es. logistica o polinomiale). Sebbene di recente siano state proposte alcune metriche orientate alla valutazione della qualità delle immagini a distorsione multipla, ad esempio utilizzando il rilevamento del gradiente [41], in alcuni casi i loro codici non sono pubblicamente disponibili o appartengono al gruppo dei metodi "ciechi", come metodo basato sulla congruenza di fase [42]. Pertanto, i risultati presentati in questo lavoro sono focalizzati sulla combinazione di metriche elementari più note con codici disponibili, originariamente sviluppati per immagini singolarmente distorte.

Oltre alle metriche sopra menzionate, alcuni dei metodi IQA, che hanno portato a un miglioramento delle prestazioni applicate nelle metriche combinate, includono: WSNR [43], PSNRHMA [44], VSNR [45], Indice indotto dalla salienza visiva (VSI) [46], Contrasto multiscale

Deviazione di similarità (MCSD) [47], similarità residua spettrale (SR-SIM) [48] e Wavelet Based Sharp Features (WASH) [49]. Alcuni altri parametri recentemente proposti utilizzati negli esperimenti sono stati sviluppati originariamente per la stima della qualità delle immagini del contenuto dello schermo, come SIQAD [50] e SCI\_GSS [51], nonché per la valutazione della qualità dell'immagine di riferimento ridotto del cambiamento di contrasto (RIQMC) [52].

Poiché alcuni dei metodi presentati sopra sono progettati per l'uso diretto solo con immagini a colori e gli altri richiedono l'uso di quelle in scala di grigi, tutti i calcoli per questi ultimi sono stati effettuati utilizzando la conversione `rgb2gray` di MATLAB, secondo l'ITU-R BT. 601-7 Raccomandazione, dopo aver arrotondato alla terza cifra decimale.

### 3. Moltiplicare i set di dati di valutazione della qualità dell'immagine distorta

Lo sviluppo di nuovi set di dati IQA è un compito piuttosto impegnativo e dispendioso in termini di tempo, soprattutto supponendo di condurre esperimenti percettivi che coinvolgono molti osservatori per un numero relativamente elevato di immagini distorte. Quindi, tra molti dataset IQA, solo alcuni di essi, come ad esempio TID2013 [13], contenenti numerose immagini soggette a diversi tipi di distorsioni, possono essere considerati ampiamente accettati dalla comunità. Sfortunatamente, la maggior parte dei database sviluppati diversi anni fa non contiene immagini con più di una singola distorsione applicata contemporaneamente e la maggior parte delle metriche sviluppate e verificate utilizzando tali set di dati predicono la qualità delle immagini a distorsione multipla con un'accuratezza relativamente bassa.

Come affermato da Chandler [2], una delle sfide principali nell'IQA moltiplicato distorto è il fatto che le metriche sviluppate dovrebbero considerare non solo gli effetti congiunti delle distorsioni sull'immagine ma anche gli effetti delle distorsioni reciproche. Pertanto, considerando l'utilità pratica delle metriche che sarebbero in grado di prevedere la qualità visiva di immagini distorte moltiplicate con la massima precisione, sono stati sviluppati altri set di dati per colmare questa lacuna di ricerca.

Il primo di questi set di dati, fornito dal Laboratory for Image and Video Engineering (LIVE) della Texas University di Austin, denominato LIVEMD [53], contiene due gruppi di immagini doppiamente distorte. Il primo gruppo si occupa di una sfocatura seguita da una compressione con perdita di dati JPEG, mentre il secondo contiene immagini sfocate dovute alla sfocatura ulteriormente danneggiata da un rumore bianco per simulare il rumore del sensore. Ogni gruppo contiene 225 immagini, tuttavia, alcune di esse sono in effetti singolarmente distorte, quindi solo il sottoinsieme di 270 immagini moltiplicate distorte è stato utilizzato negli esperimenti condotti nel nostro articolo.

Un altro set di dati, noto come MDID13 [54], contiene 12 immagini di riferimento del colore naturale e 324 immagini corrotte contemporaneamente dalle distorsioni che possono verificarsi durante l'acquisizione, la compressione e la trasmissione delle immagini. Sei immagini di riferimento a definizione standard ( $768 \times 512$  pixel) provengono dal database Kodak, mentre le altre sei immagini ad alta definizione ( $1280 \times 720$ ) sono le stesse del set di dati LIVEMD. Le immagini di prova contengono i tripli miscugli di sfocatura, compressione JPEG e rumore, complementari al LIVEMD, in cui vengono utilizzati solo gli artefatti doppi. I punteggi soggettivi sono stati forniti da 25 osservatori inesperti utilizzando due distanze di visualizzazione a causa delle diverse dimensioni dell'immagine e il metodo a stimolo singolo (SS) secondo la raccomandazione ITU-R BT.500-12.

Il terzo database utilizzato per la verifica dell'approccio proposto è noto semplicemente come MDID [14]. Contiene 20 immagini di riferimento (ritagliate a  $512 \times 384$  pixel senza ridimensionamento) e 1600 immagini distorte. Le immagini sono corrotte dalle combinazioni di cinque distorsioni, vale a dire rumore gaussiano (GN), sfocatura gaussiana (GB), variazione del contrasto (CC), JPEG e compressione con perdita di JPEG2000. Ogni immagine distorta è stata ottenuta dalla rispettiva immagine di riferimento applicando tipi casuali e livelli casuali di distorsioni. I valori MOS sono stati forniti da 192 soggetti che hanno partecipato alla valutazione soggettiva. Le immagini di esempio del database MDID interessate da varie combinazioni di distorsioni con livelli diversi sono presentate nella Figura 1 con l'immagine di riferimento contrassegnata dalla cornice rossa.





**Figura 1.** Immagini campione dal database MDID [14]: (a) immagine “pristine” n. 8; (b) distorto da sfocatura gaussiana (GB), variazione del contrasto (CC), compressione con perdita di immagini JPEG e rumore gaussiano (GN); (c) distorto da CC, GB e JPEG; (d) distorto da GB, compressione con perdita di JPEG2000 e GN; (e) distorto da GB, JPEG e GN; (f) distorto da CC, GB, JPEG2000 e GN; (g) distorto da JPEG2000; (h) distorto da JPEG2000 e GN; (i) distorto da GB, CC e JPEG2000.

L'ultimo set di dati, sviluppato nel Laboratorio di imaging e visione dell'Università di Milano-Bicocca, è noto come database IVL\_MD o MDIVL [55]. Contiene due gruppi di immagini: 400 immagini con disturbo e distorsioni JPEG, nonché 350 immagini con sfocatura più distorsioni JPEG, insieme ai corrispondenti valori MOS. Le immagini distorte, soggettivamente valutati da 12 osservatori utilizzando il metodo SS, sono stati ottenuti da 10 immagini di riferimento che hanno la dimensione di  $886 \times 591$  pixel.

Esistono anche altri database contenenti immagini con distorsioni multiple, ad esempio LIVE nel database Wild Image Quality Challenge, contenente immagini autentiche ampiamente diversificate distorsioni [56]. Tuttavia, questo database non offre immagini di riferimento e, quindi, lo non consente il calcolo delle metriche FR necessarie nel nostro caso.

Confrontando i quattro database IQA moltiplicati pubblicamente disponibili, il massimo quello rilevante è senza dubbio il database MDID [14], non solo per il più grande numero di immagini e tipi di distorsione ma anche considerando i numerosi osservatori umani coinvolti in esperimenti percettivi. Pertanto, i risultati sperimentali ottenuti per questo il dataset dovrebbe essere considerato il più importante. D'altra parte, a causa del maggiore diversità di distorsioni e maggior numero di immagini, i valori di correlazione attesi sono inferiore rispetto agli altri set di dati.

Per fornire un confronto delle prestazioni delle migliori metriche elementari (individuali) per ciascuno dei database di cui sopra, i coefficienti di correlazione lineare di Pearson (PCC) tra i punteggi obiettivi grezzi (ossia, senza alcun adattamento non lineare aggiuntivo) e i valori MOS/DMOS soggettivi sono stati calcolati, illustrando l'accuratezza della predizione. Inoltre, Spearman Rank Order Correlation Coefficients (SROCC) e Kendall Rank

Per illustrare la previsione sono stati calcolati i coefficienti di correlazione degli ordini (KROCC). monotonia di ogni metrica elementare.

Le prestazioni ottenute per metriche elementari selezionate, comprese quelle con le migliori prestazioni, sono presentate nella Tabella 1, dove sono riportati i primi tre risultati per ciascun set di dati contrassegnati con carattere in grassetto. Come si può facilmente notare, vari metodi dimostrano il meglio prestazioni per vari set di dati, che differiscono anche per l'accuratezza della previsione misurata dal PCC e la monotonia di previsione indicata da correlazioni di ordine di rango. Anche se non tutti i risultati ottenuti per le metriche elementari sono stati forniti nella carta, i valori di oltre 50 di sono stati calcolati per quattro set di dati considerati. Inoltre, la correlazione risulta ottenuto per tutti i database pesati per il numero di immagini in ciascuno dei dati considerati sono stati presentati i set di dati. Pertanto, i pesi (prima della normalizzazione) sono 270 per LIVEMD esclusa la singola parte distorta del database), 324 per MDID13, 1600 per MDID e 750 per MDIVL, rispettivamente. Quindi, le metriche elementari più “universali”. sembrano essere VIF, DSS e IW-SSIM, fornendo le correlazioni aggregate più elevate, essendo un buon punto di partenza per lo sviluppo delle metriche combinate.

**Tabella 1.** Performance di alcune metriche elementari (esprese come coefficienti di correlazione di Pearson, Spearman e Kendall) per i database IQA considerati con immagini distorte moltiplicate insieme alle prestazioni medie ponderate per le dimensioni di singoli dataset. I primi tre risultati per ogni set di dati sono contrassegnati con un carattere in grassetto.

metrico	Banca dati	Coefficienti di correlazione			metrico	Banca dati	Coefficienti di correlazione		
		PCC	SROCC	KROCC			PCC	SROCC	KROCC
IW-PSNR	LIVEMD	0,5082	0,5111	0,3603	IW-SSIM	LIVEMD	<b>0,7398</b>	0,7377	0,5298
	MDID13	0,7649	0,7816	0,5697		MDID13	<b>0,8413</b>	<b>0,8551</b>	<b>0,6574</b>
	MDID	0,6859	0,6719	0,4846		MDID	0,8634	<b>0,8911</b>	<b>0,7092</b>
	MDIVL	0,8303	0,8178	0,6229		MDIVL	0,6955	0,8588	0,6708
	Ponderato	0,6738	0,7064	0,5178		Ponderato	0,8069	<b>0,8648</b>	<b>0,6773</b>
FSIM	LIVEMD	0,6954	0,6922	0,4803	CSSIM4	LIVEMD	0,6664	0,6909	0,4850
	MDID13	0,5697	0,5818	0,3899		MDID13	0,8147	<b>0,8628</b>	<b>0,6665</b>
	MDID	0,8597	0,8873	0,7077		MDID	0,5672	0,6639	0,4793
	MDIVL	0,7123	0,8589	0,6701		MDIVL	0,6326	<b>0,9084</b>	<b>0,7320</b>
	Ponderato	0,7743	0,8275	0,6415		Ponderato	0,6202	0,7505	0,5648
VIVERE	LIVEMD	<b>0,7709</b>	<b>0,7588</b>	<b>0,5428</b>	VIFp	LIVEMD	0,7051	0,7142	0,5061
	MDID13	0,8221	0,8447	0,6440		MDID13	0,7361	0,7594	0,5561
	MDID	<b>0,8873</b>	<b>0,9306</b>	<b>0,7714</b>		MDID	0,8184	0,8770	0,6978
	MDIVL	<b>0,8568</b>	0,8378	0,6471		MDIVL	0,8000	0,7711	0,5721
	Ponderato	<b>0,8617</b>	<b>0,8817</b>	<b>0,7048</b>		Ponderato	0,7943	0,8221	0,6326
DSS	LIVEMD	0,7070	<b>0,7439</b>	<b>0,5453</b>	IQM2	LIVEMD	0,5087	0,6247	0,4305
	MDID13	0,7907	0,8078	0,5950		MDID13	0,7668	0,7806	0,5838
	MDID	0,8711	0,8658	0,6788		MDID	0,8463	0,8530	0,6652
	MDIVL	0,8276	<b>0,8759</b>	<b>0,6910</b>		MDIVL	<b>0,8681</b>	<b>0,8764</b>	<b>0,6891</b>
	Ponderato	<b>0,8361</b>	<b>0,8508</b>	0,6604		Ponderato	0,8121	0,8300	0,6408
IGM	LIVEMD	0,5527	0,6633	0,4606	IFS	LIVEMD	0,6668	0,6729	0,4763
	MDID13	0,8007	0,8239	0,6241		MDID13	0,7132	0,7325	0,5305
	MDID	0,8271	0,8548	0,6678		MDID	<b>0,9007</b>	<b>0,9070</b>	<b>0,7367</b>
	MDIVL	0,7872	0,8637	0,6728		MDIVL	0,7032	0,8296	0,6388
	Ponderato	0,7889	0,8361	0,6453		Ponderato	0,8083	0,8466	<b>0,6652</b>
PSIM	LIVEMD	0,6883	0,6920	0,4800	MDSI	LIVEMD	0,7059	0,6940	0,4842
	MDID13	<b>0,8325</b>	<b>0,8618</b>	<b>0,6630</b>		MDID13	0,6725	0,7024	0,4951
	MDID	0,8427	0,8733	0,6871		MDID	0,8249	0,8360	0,6519
	MDIVL	0,7111	0,8427	0,6463		MDIVL	0,8297	0,8376	0,6449
	Ponderato	0,7939	0,8476	0,6550		Ponderato	0,7985	0,8087	0,6175
HaarPSI	LIVEMD	0,6094	0,7155	0,5187	RVSIM	LIVEMD	0,7139	0,7064	0,4835
	MDID13	<b>0,8385</b>	0,8470	0,6425		MDID13	0,6957	0,7253	0,5196
	MDID	<b>0,8922</b>	0,8879	<b>0,7125</b>		MDID	0,8831	0,8835	0,7086
	MDIVL	0,7936	0,8140	0,6212		MDIVL	<b>0,8626</b>	0,8517	0,6596
	Ponderato	0,8352	0,8487	0,6637		Ponderato	<b>0,8417</b>	0,8418	0,6547

Tabella 1. Cont.

metrico	Banca dati	Coefficienti di correlazione			metrico	Banca dati	Coefficienti di correlazione		
		PCC	SROCC	KROCC			PCC	SROCC	KROCC
CVSSI [40]	LIVEMD	0,7059	0,7303	0,5266	SFF [30]	LIVEMD	0,7205	0,7261	0,5197
	MDID13	0,7903	0,8065	0,5959		MDID13	0,7887	0,8005	0,5931
	MDID	0,8594	0,8638	0,6840		MDID	0,8047	0,8396	0,6599
	MDIVL	0,8098	0,8540	0,6659		MDIVL	0,7398	0,8535	0,6624
	Ponderato	0,8239	0,8427	0,6552		Ponderato	0,7787	0,8284	0,6403
MDID UNICO13 [31]	LIVEMD	0,7005	<b>0,7417</b>	<b>0,5357</b>	SM UNICO [32]	LIVEMD	<b>0,7229</b>	0,7241	0,5120
	MDID13	0,7004	0,8021	0,5983		MDID13	0,7274	0,8316	0,6312
	MDID	0,7691	0,7944	0,5888		MDID	0,7245	0,7423	0,5407
	MDIVL	0,7678	0,7438	0,5498		MDIVL	0,7775	0,7550	0,5592
	Ponderato	0,7549	0,7775	0,5751		Ponderato	0,7382	0,7537	0,5528

#### 4. Metriche combinate e approccio proposto

Idealmente, una metrica FR deve fornire una dipendenza lineare tra i valori della metrica e MO. Meno rigorosamente, la dipendenza tra MOS e una metrica dovrebbe essere monotona (desiderabilmente, un valore metrico maggiore corrisponde a un MOS maggiore). Tuttavia, per molti esistenti metriche elementari, queste dipendenze sono tutt'altro che ideali. A titolo di esempio, la Figura 2 presenta grafici a dispersione di MOS rispetto ad alcune metriche FR elementari per i database considerati (scatter grafici nella colonna di sinistra). Come si può vedere, le dipendenze possono essere non lineari (come mostrato in grafico a dispersione di IQM2 rispetto a MOS), diverse metriche hanno diversi intervalli di variazione (molti metriche variano nei limiti da 0 a 1 ma non tutti), alcuni "outliers" (grandi spostamenti di anche alcuni punti rispetto alla maggior parte degli altri) potrebbero accadere. Queste proprietà sorgono problemi nell'aggregazione di più metriche elementari in una combinata.

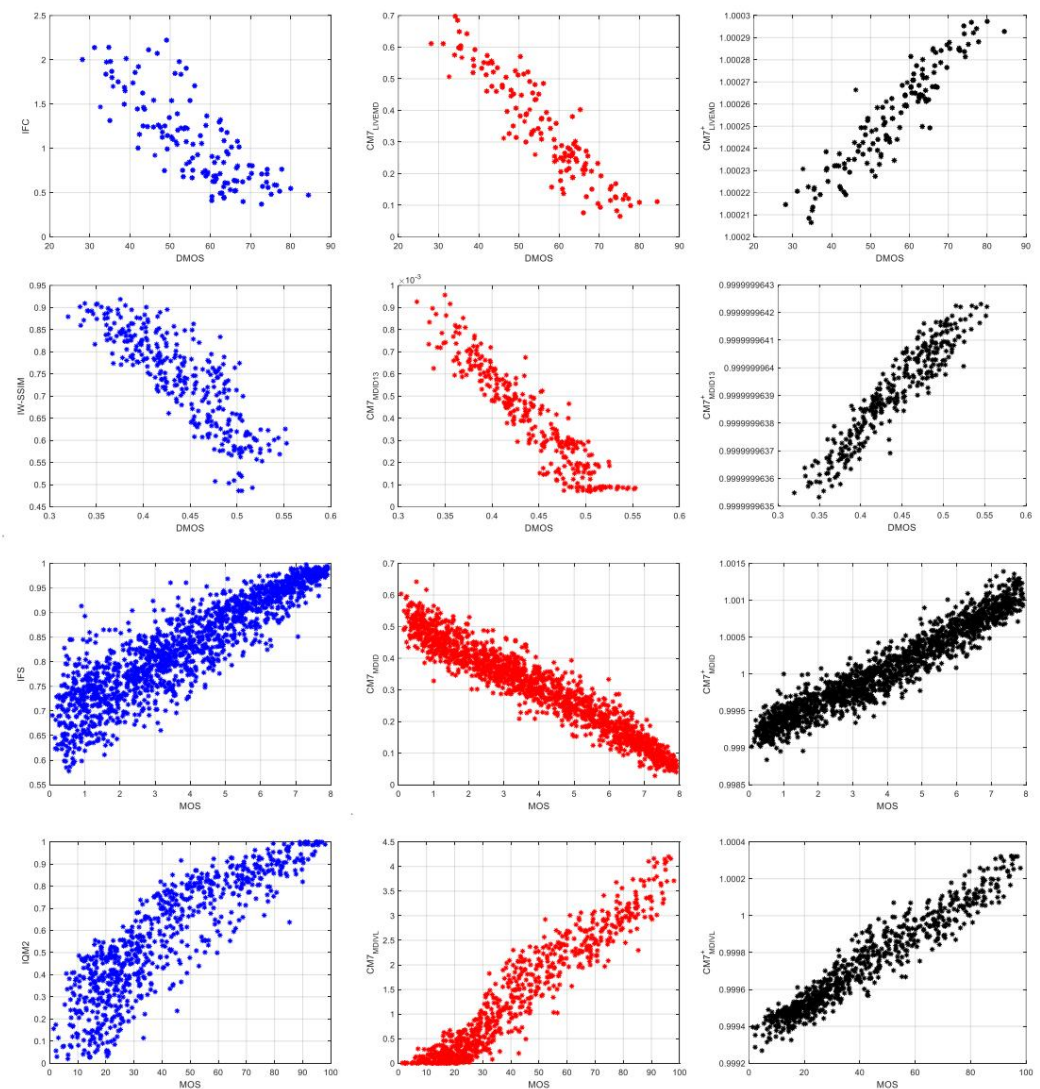
L'idea delle metriche combinate è motivata dalle proprietà complementari di diverse metriche elementari, che possono dimostrare una "sensibilità" a vari tipi di distorsioni di varia entità. Quindi, si è ipotizzato che la loro combinazione non lineare può sostituire la necessità dell'adattamento non lineare proposto dal gruppo di esperti sulla qualità video (VQEG) per aumentare la correlazione lineare tra i punteggi soggettivi e oggettivi. Alcuni tentativi iniziali sono stati fatti per combinare le metriche per le immagini singolarmente distorte dall'ottimizzazione degli esponenti di ponderazione per il prodotto di tre metriche [5] utilizzando il TID2008 database, sebbene durante ulteriori esperimenti, una delle metriche sia stata sostituita da FSIM formando il Combined Image Similarity Index (CISI) [6], essendo il prodotto ponderato di MS-SSIM [17], VIF [18] e FSIM [20].

Nel documento [7] è stata proposta una fusione multimetrica basata sull'approccio di regressione applicato per alcune metriche elementari più vecchie con l'aggiunta dipendente dal contesto versione che utilizza l'approccio di apprendimento automatico per determinare automaticamente il contesto. Tuttavia, la verifica dei risultati è stata effettuata utilizzando solo il dataset TID2008.

Un altro approccio alla fusione multimetrica si basa sull'uso di algoritmi genetici per la combinazione di metriche [11], sebbene modellata come la loro somma ponderata anziché la loro prodotto che può limitare la possibilità di evitare il raccordo non lineare aggiuntivo. Quindi, un approccio simile è stato utilizzato anche per i prodotti pesati delle metriche elementari [12], portando a ulteriori miglioramenti.

È stato utilizzato l'uso di reti neurali per la combinazione di metriche IQA elementari nel documento [8], in cui una metà selezionata casualmente del set di dati TID2013 è stata utilizzata per la formazione. Questo approccio ha utilizzato sei metriche elementari, portando a un aumento significativo del SROCC scelto come criterio di ottimizzazione. Tuttavia, analogamente agli altri casi, le metriche combinate sono state utilizzate solo per la valutazione di immagini singolarmente distorte. Inoltre, una potenziale applicazione dei metodi di apprendimento profondo richiederebbe lo sviluppo di set di dati di formazione più ampi contenenti anche i punteggi di qualità soggettivi per moltiplicare immagini distorte. Pertanto, una combinazione di metriche esistenti utilizzando un relativamente semplice il modello dovrebbe essere una soluzione ben performante anche per immagini distorte moltiplicate.





**Figura 2.** Grafici a dispersione per le metriche elementari “migliori” ottenute per ciascun dataset considerato (**colonna di sinistra**) insieme ai grafici generati per le metriche combinate CM7 (**colonna centrale**) e CM+7 (**colonna destra**); dall’alto verso il basso per: database LIVEMD, MDID13, MDID e MDIVL. I punteggi di qualità soggettiva sono espressi come MOS e DMOS mentre CM e CM+ denotano le metriche oggettive combinate.

Per fornire una forma semplice della metrica combinata che non richiederebbe la regressione non lineare aggiuntiva, ad esempio utilizzando la funzione logistica, in questo lavoro è stata inizialmente scelta la strategia basata sul prodotto pesato delle metriche elementari con PCC come criterio di ottimizzazione. Sebbene, in alcuni casi, la monotonia della predizione possa essere più importante dell’accuratezza della predizione stessa, abbiamo verificato sperimentalmente che l’ottimizzazione degli esponenti di ponderazione utilizzando i valori PCC come criterio, fornisce anche valori SROCC elevati. Durante gli esperimenti è emerso che le prestazioni ottenute nel caso opposto non sono sempre sufficienti. Un altro motivo per l’uso del PCC per i punteggi grezzi senza un precedente adattamento della non linearità è stata la flessibilità dell’approccio proposto, che consente di controllare tutti i pesi contemporaneamente in un’unica procedura di ottimizzazione. Considerando le varie gamme dinamiche delle metriche elementari, nonché i valori DMOS e MOS in c

normalizzazione dei loro valori. Quindi, la formula assunta della metrica combinata può essere espressa come:

$$CM = \sum_{i=1}^n q_i w_i, \quad (5)$$

dove N è il numero di metriche elementari indicate come  $Q_i$  e  $w_i$  sono i loro pesi esponenziali, ottenuti come risultato dell'ottimizzazione condotta utilizzando la funzione `fminsearch` di MATLAB.

Sebbene l'applicazione del metodo ipotizzato di combinazione delle metriche fornisca risultati incoraggianti, la fusione selezionata di metriche basate sul loro prodotto ponderato non porta sempre a prestazioni pienamente soddisfacenti. Pertanto, è stato studiato un nuovo modello di fusione basato sulla somma delle metriche ponderate in modo esponenziale in cui ogni componente della somma ha un peso aggiuntivo. La formula proposta può essere presentata come:

$$CM+ = \sum_{i=1}^n (a_i Q_i w_i), \quad (6)$$

dove i pesi aggiuntivi  $a_i$  sono stati introdotti per rendere la metrica combinata ancora più flessibile e aumentarne la correlazione con i punteggi di qualità soggettivi forniti in set di dati all'avanguardia per immagini moltiplicate distorte.

## 5. Risultati dell'ottimizzazione

Utilizzando i pesi  $a_i$  nell'equazione (6), vengono presi in considerazione diversi intervalli di variazione delle metriche (ad esempio, viene eseguita una normalizzazione specifica). Utilizzando entrambi i coefficienti  $a_i$  e  $w_i$ , la metrica combinata può essere ottimizzata, cioè i suoi valori migliori di PCC e/o SROCC possono essere forniti rispetto alle metriche elementari utilizzate come input per la metrica combinata.

Una prima verifica dell'utilità dell'approccio proposto per la valutazione della qualità FR di immagini multiple distorte è stata effettuata principalmente per le metriche elencate nella tabella 1 utilizzando indipendentemente i quattro dataset considerati. Tutte le metriche inizialmente considerate che forniscono i valori PCC al di sotto dei limiti inferiori assunti per tutti i set di dati sono state escluse dagli esperimenti iniziali (ovvero, almeno una delle condizioni dovrebbe essere soddisfatta da ciascuna metrica per essere inclusa in ulteriori esperimenti). I valori di questi limiti per PCC sono: 0,7 per LIVEMD, 0,8 per MDID13, 0,85 per MDID e 0,8 per MDIVL. Il limite relativamente basso per il set di dati LIVEMD è causato dalla rimozione delle immagini singolarmente distorte dall'analisi che porta a una diminuzione dei valori di correlazione per questo set di dati. Tuttavia, in alcuni casi, la combinazione di due o tre metriche "peggiori" potrebbe fornire risultati migliori rispetto alla combinazione di una di esse con la metrica elementare più performante. Pertanto, nella seconda fase degli esperimenti, tutte le combinazioni di due e tre metriche sono state testate per tutti i set di dati. Per limitare ragionevolmente il numero di combinazioni possibili, alcune combinazioni "migliori" sono state scelte come base per un ulteriore aumento del numero di metriche.

L'ottimizzazione dei parametri esponenziali  $w_i$  per le metriche combinate CM così come i moltiplicatori  $a_i$  e gli esponenti  $w_i$  per la formula CM+ proposta è stata condotta utilizzando il metodo privo di derivate senza vincoli basato sul metodo Nelder-Mead simplex implementato nella funzione `fminsearch` di MATLAB. Infine, tutti i moltiplicatori  $a_i$  nella formula CM+ proposta sono stati normalizzati in modo che  $\sum a_i = 1$ .

Poiché le combinazioni "migliori" di due, tre e più metriche per i singoli database differiscono l'una dall'altra, sono presentate nella Tabella 2 separatamente per ciascun set di dati. Analizzando i risultati ottenuti, si può notare che un significativo aumento dell'accuratezza di previsione è stato ottenuto per tutti i dataset anche utilizzando la combinazione "migliore" di due o tre metriche elementari utilizzando il prodotto pesato di metriche denominate CM. L'utilizzo di più metriche elementari aggiuntive migliora ulteriormente i risultati ottenuti in termini di PCC e, in alcuni casi, può portare a una leggera diminuzione della monotonia di previsione (valori inferiori di SROCC e KROCC).

**Tabella 2.** Performance delle "migliori" metriche elementari e combinate CM espresse come Pearson, Spearman e Kendall coefficienti di correlazione per i database IQA considerati con immagini a distorsione multipla.

Banca dati	Metrica	Coefficienti di correlazione			Denotazione
		PCC	SROCC	KROCC	
LIVEMD	IFC	0,7871	0,7891	0,5869	(elementare)
	IW-SSIM, CSSIM	0,8637	0,8669	0,6741	CM2LIVEMD
	FSIM, IW-SSIM, SSIM4	0,8880	0,8853	0,7040	CM3LIVEMD
	FSIM, IW-SSIM, SSIM4, GMSD	0,8967	0,8900	0,7097	CM4LIVEMD
	FSIM, IW-SSIM, SSIM4, GMSD, CSSIM	0,9055	0,9037	0,7316	CM5LIVEMD
	FSIM, IW-SSIM, SSIM4, GMSD, CSSIM, UNICO	0,9132	0,9107	0,7406	CM6 LIVEMD
	FSIM, IW-SSIM, SSIM4, GMSD, CSSIM, UNIQUE, CSSIM4	0,9171	0,9135	0,7435	CM7LIVEMD
MDID13	IW-SSIM	0,8413	0,8551	0,6574	(elementare)
	VSNR, CSSIM4	0,8930	0,9007	0,7159	CM2MDID13
	PSIM, VSNR, CSSIM4	0,9133	0,9171	0,7418	CM3MDID13
	PSIM, VSNR, CSSIM4, WSNR	0,9193	0,9214	0,7506	CM4MDID13
	PSIM, VSNR, CSSIM4, WSNR, RIQMC	0,9235	0,9261	0,7606	CM5MDID13
	PSIM, VSNR, CSSIM4, WSNR, RIQMC, CVSSI	0,9280	0,9304	0,7649	CM6MDID13
	PSIM, VSNR, CSSIM4, WSNR, RIQMC, SR-SIM, FSIM	0,9342	0,9370	0,7769	CM7MDID13
MDID	IFS	0,9007	0,9070	0,7367	(elementare)
	IFC, MCSD	0,9456	0,9478	0,7999	CM2MDID
	IFC, MCSD, UQI	0,9520	0,9545	0,8132	CM3MDID
	IFC, MCSD, UQI, QILV	0,9542	0,9566	0,8173	CM4MDID
	IFC, MCSD, UQI, QILV, MS-UNIQUE	0,9559	0,9586	0,8215	CM5MDID
	IFC, MCSD, UQI, QILV, MS-UNIQUE, RVSIM	0,9579	0,9608	0,8259	CM6MDID
	IFC, MCSD, UQI, QILV, MS-UNIQUE, RVSIM, IW-SSIM	0,9587	0,9606	0,8261	CM7MDID
MDIVL	IQM2	0,8681	0,8764	0,6891	(elementare)
	SIQAD, CSSIM4	0,9400	0,9142	0,7431	CM2MDIVL
	QILV, SR-SIM, CSSIM4	0,9474	0,9291	0,7659	CM3MDIVL
	QILV, SR-SIM, CSSIM4, SIQAD	0,9502	0,9292	0,7675	CM4MDIVL
	QILV, SR-SIM, CSSIM4, SIQAD, CW-SSIM	0,9537	0,9410	0,7866	CM5MDIVL
	QILV, SR-SIM, CSSIM4, SIQAD, CW-SSIM, PSNRHMA	0,9553	0,9429	0,7901	CM6MDIVL
	QILV, SR-SIM, CSSIM4, SIQAD, CW-SSIM, PSNRHMA, VSI	0,9560	0,9441	0,7923	CM7MDIVL

I risultati dell'applicazione delle metriche CM+ proposte sulla base del normalizzato somma delle metriche elementari pesate esponenzialmente sono presentate nella Tabella 3, dove le correlazioni più elevate rispetto alle rispettive metriche CM sono contrassegnate da un carattere in grassetto. Come si può notare, la performance ottenuta delle metriche combinate proposte è migliore per tre set di dati e leggermente peggiore per il database MDID. Un ulteriore confronto di la linearità della correlazione ottenuta (senza la necessità di ulteriori nonlineari mappatura) è presentato nei grafici a dispersione mostrati nella Figura 2.

Tuttavia, va tenuto presente che molte metriche elementari hanno varie proprietà e vari intervalli dinamici, quindi, le tendenze mostrate nei vari grafici possono essere invertiti tra loro. Per alcune di queste metriche, valori inferiori indicano una qualità superiore mentre è vero il contrario per alcune altre metriche. Poiché il valore assoluto massimo di il PCC è stato considerato come la funzione obiettivo, la presentazione dei grafici a dispersione l'utilizzo dei punteggi grezzi di queste metriche può presentare tendenze sia "negative" che "positive". Esso dipende dai risultati ottenuti dall'ottimizzazione e dalle metriche elementari che sono stati utilizzati nella metrica combinata finale. Come in due set di dati, i valori DMOS hanno sono stati forniti come punteggi soggettivi, mentre gli inventori degli altri due set di dati hanno utilizzato i valori MOS, i valori originali, diversi per set di dati diversi, lo sono stati utilizzati nel documento e sono presentati in tutti i grafici a dispersione inclusi nel documento. La scala di tutte le metriche combinate ottenute dipendono dai punteggi grezzi delle singole metriche e dal i risultati ottenuti non sono stati normalizzati. Va anche notato che l'alto DMOS i valori in genere rappresentano una qualità scadente mentre valori MOS elevati indicano una qualità elevata di immagini.

**Tabella 3.** Performance delle “migliori” metriche elementari e combinate CM+ espresse come Pearson, Spearman e Kendall coefficienti di correlazione per i database IQA considerati con immagini a distorsione multipla. Correlazioni più elevate a confronto alle rispettive metriche CM sono contrassegnati da un carattere in grassetto.

Banca dati	Metrica	Coefficienti di correlazione			Denotazione
		PCC	SROCC	KROCC	
LIVEMD	IFC	0,7871	0,7891	0,5869	(elementare)
	IW-PSNR, SCI_GSS	0,8512	0,8498	0,6536	CM+2 LIVEMD
	FSIM, IW-SSIM, SSIM	0,8732	0,8720	0,6844	CM+3 LIVEMD
	FSIM, IW-SSIM, SSIM, SSIM4	<b>0,9075</b>	<b>0,9042</b>	<b>0,7359</b>	CM+4 LIVEMD
	FSIM, IW-SSIM, SSIM, SSIM4, UNICO	<b>0,9118</b>	<b>0,9047</b>	<b>0,7390</b>	CM+5 LIVEMD
	FSIM, IW-SSIM, SSIM, SSIM4, UNICO, IQM2	<b>0,9299</b>	<b>0,9231</b>	<b>0,7621</b>	CM+6 LIVEMD
	FSIM, IW-SSIM, SSIM, SSIM4, UNICO, IQM2, CVSSI	<b>0,9357</b>	<b>0,9302</b>	<b>0,7738</b>	CM+7 LIVEMD
MDID13	IW-SSIM	0,8413	0,8551	0,6574	(elementare)
	VSNR, CSSIM4	<b>0,9013</b>	<b>0,9053</b>	<b>0,7253</b>	CM+2MDID13
	VSNR, PSIM, MS-UNIQUE VSNR,	<b>0,9228</b>	<b>0,9247</b>	<b>0,7577</b>	CM+3MDID13
	PSIM, MS-UNIQUE, WSNR VSNR, PSIM, MS-	<b>0,9272</b>	<b>0,9260</b>	<b>0,7636</b>	CM+4MDID13
	UNIQUE, WSNR, SIQAD VSNR, PSIM, MS-UNIQUE,	<b>0,9329</b>	<b>0,9319</b>	<b>0,7727</b>	CM+5MDID13
	WSNR, SIQAD, QILV <b>0,9372</b> VSNR, PSIM, MS- UNICO, WSNR, SIQAD, QILV,		<b>0,9347</b>	<b>0,7742</b>	CM+6MDID13
	RFSIM <b>0,9422</b>		<b>0,9423</b>	<b>0,7901</b>	CM+7MDID13
MDID	IFS	0,9007	0,9070	0,7367	(elementare)
	IFC, MCSD	0,9447	0,9459	0,7955	CM+2MDID
	IFC, IFS, LAVAGGIO	0,9517	0,9513	0,8029	CM+3MDID
	IFC, IFS, WASH, VSI	0,9521	0,9534	0,8077	CM+4MDID
	IFC, IFS, WASH, VSI, SSIM	0,9552	0,9569	0,8154	CM+5MDID
	IFC, IFS, WASH, VSI, SSIM, IW-SSIM	0,9574	0,9581	0,8180	CM+6MDID
	IFC, IFS, WASH, VSI, SSIM, IW-SSIM, MS-UNIQUE	0,9581	0,9594	0,8205	CM+7MDID
MDIVL	IQM2	0,8681	0,8764	0,6891	(elementare)
	SIQAD, CSSIM4	0,9381	0,9098	0,7372	CM+2MDIVL
	DSS, QILV, SSIM4	<b>0,9510</b>	<b>0,9485</b>	<b>0,7975</b>	CM+3MDIVL
	DSS, QILV, SSIM4, IW-PSNR DSS,	<b>0,9529</b>	<b>0,9500</b>	<b>0,8013</b>	CM+4MDIVL
	QILV, SSIM4, IW-PSNR, CSSIM4 DSS, QILV,	<b>0,9586</b>	<b>0,9581</b>	<b>0,8169</b>	CM+5MDIVL
	SSIM4, IW-PSNR, CSSIM4, SIQAD IWSS, PSNR, CSSIM4,	<b>0,9606</b>	<b>0,9575</b>	<b>0,8168</b>	CM+6MDIVL
	SIQAD, CW-SSIM <b>0,9625</b>		<b>0,9608</b>	<b>0,8249</b>	CM+7MDIVL

Come si può osservare, i risultati della metrica CM7+ ottenuti per il dataset MDID2013 variano notevolmente meno rispetto agli altri tre database. Tuttavia, relazioni altamente lineari tra i punteggi di qualità soggettivi e oggettivi si ottengono principalmente per il metriche CM+ proposte per tutti i database considerati. Alcune differenze nella dinamica degli intervalli delle metriche combinate, in particolare utilizzando le formule CM , risultano dall'uso di vari tipi di metriche e diversi pesi ottenuti dopo la procedura di ottimizzazione.

Un ulteriore confronto delle prestazioni dell'approccio proposto è stato realizzato utilizzando alcune altre metriche combinate, precedentemente sviluppate per distorte singolarmente immagini, applicato per i set di dati contenenti solo immagini moltiplicate distorte. L'ottenuto vengono presentati i risultati sperimentali per tre di questi set di dati (MDID2013, MDID e MDIVL) nella Tabella 4. Poiché quattro parametri di somiglianza basata sulla regressione (rSIM) [11] sono stati effettivamente progettata come somma ponderata delle singole metriche, la regressione non lineare aggiuntiva con l'uso della funzione logistica è stata applicata utilizzando i coefficienti forniti in [11]. Come si può vedere, il nostro approccio fornisce risultati sufficientemente migliori rispetto agli approcci proposto in [11,12].

Poiché le metriche utilizzate nelle combinazioni "migliori" per vari set di dati differiscono, un ulteriore la convalida incrociata è stata condotta applicando le metriche combinate ottimizzate per un unico database per la valutazione delle immagini degli altri tre dataset. L'ottenuto i risultati della convalida sono presentati nella tabella 5, dove i risultati delle prestazioni migliori rispetto a ottenuti per le migliori metriche elementari per ciascun set di dati sono contrassegnati con un carattere in grassetto. Come si può osservare l'applicazione di alcune delle metriche combinate ottenute per l'MDIVL dataset non porta a risultati soddisfacenti per gli altri.

**Tabella 4.** Confronto dei risultati ottenuti per tre principali set di dati utilizzando alcune metriche combinate originariamente pensato per immagini singolarmente distorte con le “migliori” metriche elementari e proposte metodi. Le prestazioni di tutte le metriche sono espresse come correlazione di Pearson, Spearman e Kendall coefficienti tra i punteggi di qualità soggettivi e le metriche oggettive. Migliori risultati da due

le alternative sono contrassegnate con un carattere in grassetto.

Banca dati	Metrica	Coefficienti di correlazione		
		PCC	SROCC	KROCC
MDID13	IW-SSIM	0,8413	0,8551	0,6574
	CISI [6]	0,6882	0,6974	0,4894
	rSIM1 [11]	0,7416	0,7487	0,5454
	rSIM2 [11]	0,7438	0,7511	0,5529
	rSIM3 [11]	0,7469	0,7519	0,5471
	rSIM4 [11]	0,7464	0,7516	0,5476
	ESIM1 [12]	0,5807	0,5858	0,4030
	ESIM2 [12]	0,6666	0,6828	0,4794
	ESIM3 [12]	0,7034	0,7316	0,5250
	ESIM4 [12]	0,5773	0,5915	0,4015
	CM+7 (meglio proposto)	<b>0,9422</b>	<b>0,9423</b>	<b>0,7901</b>
MDID	IFS	0,9007	0,9070	0,7367
	CISI [6]	0,9045	0,9116	0,7427
	rSIM1 [11]	0,7443	0,7266	0,5344
	rSIM2 [11]	0,7429	0,7227	0,5320
	rSIM3 [11]	0,7453	0,7259	0,5342
	rSIM4 [11]	0,7442	0,7251	0,5334
	ESIM1 [12]	0,8704	0,8641	0,6805
	ESIM2 [12]	0,8780	0,8965	0,7247
	ESIM3 [12]	0,8977	0,9114	0,7448
	ESIM4 [12]	0,8752	0,8871	0,7089
	CM7 (meglio proposto)	<b>0,9587</b>	<b>0,9606</b>	<b>0,8261</b>
MDIVL	IQM2	0,8681	0,8764	0,6891
	CISI [6]	0,8535	0,8599	0,6716
	rSIM1 [11]	0,8574	0,8734	0,6865
	rSIM2 [11]	0,7614	0,8089	0,5928
	rSIM3 [11]	0,8621	0,8651	0,6778
	rSIM4 [11]	0,8608	0,8653	0,6776
	ESIM1 [12]	0,7818	0,8319	0,6357
	ESIM2 [12]	0,8569	0,8452	0,6533
	ESIM3 [12]	0,7638	0,8477	0,6558
	ESIM4 [12]	0,7511	0,8583	0,6674
	CM+7 (meglio proposto)	<b>0,9625</b>	<b>0,9608</b>	<b>0,8249</b>

Una performance relativamente elevata delle metriche ottimizzate per il set di dati LIVEMD applicato per il database MDID13 è abbastanza prevedibile poiché alcune delle immagini in entrambi i set di dati lo sono lo stesso. Tuttavia, una buona performance può essere osservata utilizzando le metriche combinate sviluppato per MDID per le immagini dal database LIVEMD. Il set di dati MDID—in scadenza al maggior numero di immagini, alla diversità delle distorsioni e al numero di soggetti che partecipato a esperimenti, può essere considerato il più "esigente", quindi il le metriche combinate ottimizzate per gli altri set di dati non superano l'uso del "migliore" metrica elementare (IFS in questo caso). Come i risultati della convalida cross-database del Le metriche CM+ hanno portato a conclusioni simili, non sono presentate nel documento.

Tuttavia, da un punto di vista pratico, una raccomandazione finale di un "universale" sarebbe auspicabile una metrica combinata adatta a tutti i database. Pertanto, alcuni aggiuntivi sono stati effettuati esperimenti utilizzando la correlazione “aggregata” come funzione obiettivo. La correlazione “aggregata” è stata calcolata come somma ponderata di quattro correlazioni calcolato per ogni set di dati in cui il loro numero di immagini è stato utilizzato come peso (prima della normalizzazione), analogamente alle metriche elementari riportate in Tabella 1.

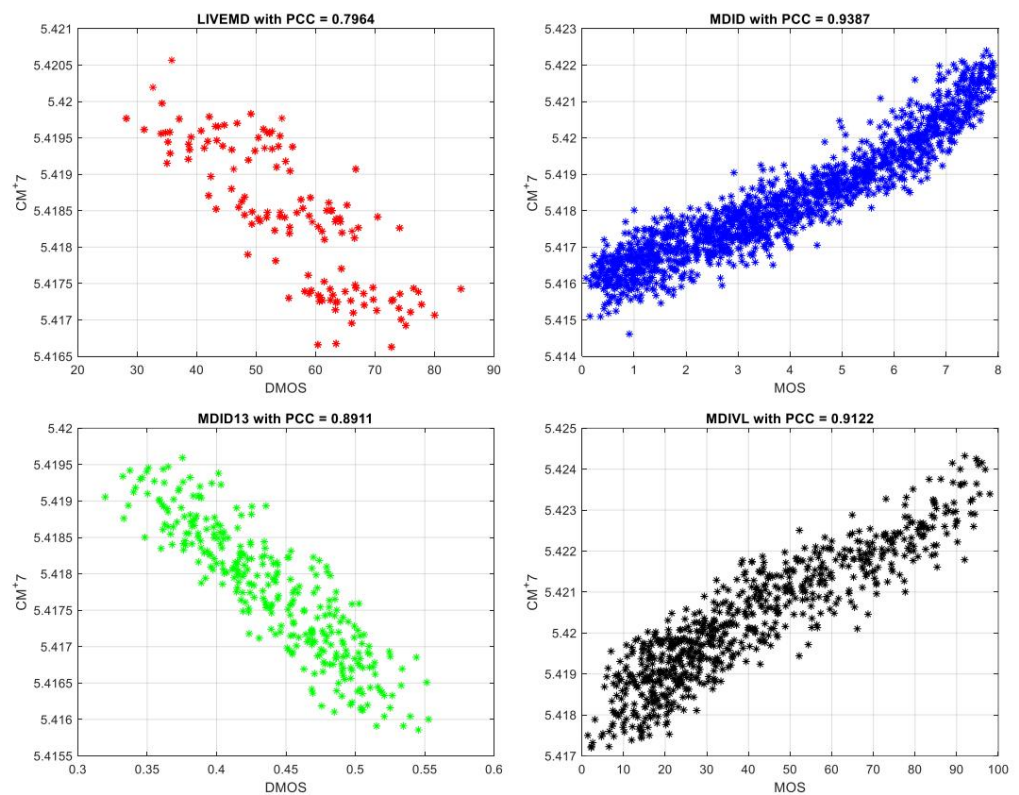


**Tabella 5.** Risultati della validazione cross-database della famiglia CM delle metriche combinate espresse tramite Pearson, Coefficienti di correlazione di Spearman e Kendall tra i punteggi di qualità soggettivi e le metriche combinate oggettive. Meglio i risultati delle prestazioni rispetto a quelli ottenuti per le migliori metriche elementari per ciascun set di dati sono contrassegnati in grassetto.

Banca dati	LIVEMD	MDID13	MDID	MDIVL
metrico	PCC SROCC KROCC	PCC SROCC KROCC	PCC SROCC KROCC	PCC SROCC KROCC
CM2LIVEMD		0,8234 0,8402 0,6391	0,8835 0,8853 0,7012	0,8411 0,8455 0,6494
CM3LIVEMD		0,8334 0,8530 0,6525	0,8845 0,8837 0,7025	0,8510 0,8504 0,6547
CM4LIVEMD		<b>0,8531 0,8651 0,6674</b>	<b>0,8333</b> 0,8351 0,6313	0,4798 0,5484 0,3791
CM5LIVEMD		<b>0,8527 0,8606 0,6675</b>	0,8509 0,8472	0,6508 0,5639 0,6217 0,4819
CM6 LIVEMD		<b>0,8538 0,8631 0,6675</b>	0,8534 0,8493	0,6508 0,6364 0,6831 0,4819
CM2MDID13	0,7194 0,6918 0,4822	CM3MDID13	0,7807 0,7581 0,5697	0,8281 <b>0,8863 0,6986</b>
0,7423 0,7178 0,5075	CM4MDID13	0,7325	0,7634 0,7387 0,5506	0,7978 0,8724 0,6734
0,7008 0,4910	CM5MDID13	0,7419 0,7186	0,8102 0,7981 0,6024	0,7706 <b>0,8868 0,6986</b>
<b>0,5170</b>	CM6MDID13	0,57 <b>0,7517</b>	0,8599 0,8579 0,6874	0,6581 0,7409 0,5475
			0,8834 0,8809 0,6874	0,6825 0,7675 0,5475
CM2MDID	<b>0,7802 0,7619 0,5509 0,8415 0,8540 0,6543</b>	CM3MDID	<b>0,7876 0,7729</b>	0,8080 0,8539 0,6637
<b>0,5636 0,8309 0,8435 0,6416</b>	CM4MDID	<b>0,7841 0,7639 0,5533 0,8279 0,8386</b>		0,8041 0,8560 0,6667
<b>0,6355</b>	CM5MDID	<b>0,7835 0,7634 0,5533 0,8096 0,8219 0,6100</b>	<b>0,7822</b>	0,7969 0,8497 0,6595
<b>0,7626 0,5533 0,8046 0,8165 0,6100</b>	CM7MDID	<b>0,7817 0,7610 0,5511 0,7983</b>		0,7917 0,8432 0,6253
<b>0,8108 0,6026</b>				0,7471 0,8243 0,6253
				0,7470 0,8234 0,6250
CM2MDIVL	0,6323 0,6642 0,4610 0,6922 0,7826 0,5855 0,7507 0,8599 0,6739	CM3MDIVL	0,5449 0,6029 0,4128 0,5825	
0,7390 0,5446 0,6966 0,8193 0,6269	CM4MDIVL	0,5412 0,5949 0,4077 0,5855 0,7361 0,5418 0,6983 0,8146 0,6218		
CM5MDIVL	0,5166 0,5747 0,3961 0,5868 0,7384 0,5413 0,6698 0,8064 0,6141	CM6MDIVL	0,5266 0,5815 0,3961 0,5926	
0,7368 0,5413 0,6817 0,8084 0,6141	CM7MDIVL	0,5275 0,5793 0,3944 0,5919 0,7358 0,5402 0,6827 0,8083 0,6141		

Vengono presentati i risultati ottenuti per entrambe le famiglie proposte delle metriche combinate nella Tabella 6. Vale la pena notare che anche considerando tutti e quattro i database, le correlazioni lo sono superiori a quelli raggiunti dalle altre metriche combinate per i singoli set di dati come mostrato in Tabella 4. Analizzando i risultati presentati, i vantaggi del nuovo approccio basato su la somma ponderata delle metriche, che porta alla famiglia CM+, può essere osservata per la maggior parte delle metriche (i risultati migliori di due alternative sono contrassegnati con un carattere in grassetto). Un altro interessante l'osservazione è che le "migliori" combinazioni di metriche nella famiglia CM+ utilizzano diverse metriche elementari rispetto al caso della famiglia CM. In alcuni casi, a causa dell'uso di più parametri, è anche possibile ottenere correlazioni simili utilizzando l'approccio CM+ con un numero inferiore di metriche elementari combinate rispetto all'utilizzo della famiglia CM.

L'illustrazione grafica della correlazione tra il "miglior universale" combinato la metrica CM+7 e i punteggi soggettivi per i singoli set di dati sono forniti nella Figura 3, dove la correlazione più bassa per LIVEMD può essere facilmente osservata. Tuttavia, a causa del più basso numero di immagini, questo set di dati può essere considerato il meno significativo. Altamente lineare relazioni tra la valutazione soggettiva e la metrica oggettiva raggiunta per tre set di dati principali (PCC = 0,9387 per MDID, PCC = 0,8911 per MDID13 e PCC = 0,9122 per MDIVL, rispettivamente, come mostrato sui grafici in Figura 3) confermano la validità del approccio proposto. Questi risultati sono ancora migliori rispetto ai risultati ottenuti per alcune metriche combinate alternative presentate nella Tabella 4. I pesi ottenuti per il metriche elementari che hanno proprietà diverse e vari intervalli dinamici, utilizzate nel CM+7 secondo la Formula (6), sono riportati nella Tabella 7.



**Figura 3.** Grafici a dispersione per la metrica elementare CM+ "migliore universale" ottenuta per ciascun set di dati considerato insieme ai valori PCC ottenuti per ciascun set di dati indipendentemente. Soggettivo i punteggi di qualità sono espressi come MOS e DMOS mentre CM+ denota l'obiettivo proposto metrica combinata.

**Tabella 6.** Performance delle metriche "migliori" elementari e "universali" CM e CM+ per tutti e quattro i database in vista del correlazione aggregata (ponderata) con punteggi soggettivi. Sono migliori le correlazioni da due famiglie delle metriche combinate contrassegnate con carattere in grassetto.

Metrica	Coefficienti di correlazione			Denotazione
	PCC	SROCC	KROCC	
VIVACE	0,8617	0,8817	0,7048	(elementare)
IFC, MCSD	<b>0,8961</b>	0,8975	0,7269	CM2
IFC, MCSD, FSIM	0,8998	0,9015	0,7322	CM3
IFC, MCSD, FSIM, MSVD	0,9019	0,9045	0,7362	CM4
IFC, MCSD, FSIM, MSVD, IW-PSNR	0,9027	0,9056	0,7369	CM5
IFC, MCSD, FSIM, MSVD, IW-PSNR, WSNR	0,9069	0,9118	0,7452	CM6
IFC, MCSD, FSIM, MSVD, IW-PSNR, WSNR, IFS	0,9095	0,9126	0,7467	CM7
PSIM, IFC	0,8956	<b>0,9008</b>	<b>0,7297</b>	CM+2
PSIM, IFC, GMSD	<b>0,9006</b>	<b>0,9039</b>	<b>0,7339</b>	CM+3
PSIM, IFC, GMSD, SIQAD	<b>0,9051</b>	<b>0,9084</b>	<b>0,7395</b>	CM+4
PSIM, IFC, GMSD, SIQAD, SVQI	<b>0,9091</b>	<b>0,9140</b>	<b>0,7459</b>	CM+5
PSIM, IFC, GMSD, SIQAD, SVQI, VIF	<b>0,9121</b>	<b>0,9162</b>	<b>0,7498</b>	CM+6
PSIM, IFC, GMSD, SIQAD, SVQI, VIF, FSIM	<b>0,9137</b>	<b>0,9178</b>	<b>0,7518</b>	CM+7

**Tabella 7.** Pesì ottenuti per le metriche elementari utilizzate nella proposta “best universal” CM+7 metrico.

Qi metrico elementare	Pesì	
	ai	wi
PSIM	3.7544	0,2552
IFC	0.2027	$7,9157 \times 10^{-4}$
GMSD	-0,8024	28.8528
SIQAD	0,0678	2.5432
SVQI	$1,8587 \times 10^{-5}$	-0,0013
VIVACE	$1,5179 \times 10^{-7}$	$7.0841 \times 10^{-4}$
FSIM	-0,0018	-0,0025

Gli esperimenti condotti hanno confermato l'ipotesi che la specificità di moltiplicare le immagini distorte richiede una combinazione di diverse metriche poiché alcune delle gli approcci ibridi precedentemente proposti hanno portato a prestazioni peggiori anche in confronto alle “migliori” metriche elementari. Inoltre, l'applicazione del modello combinato proposto nel documento aumenta significativamente le loro prestazioni per la maggior parte dei set di dati considerati nel documento, nonché per tutti i set di dati trattati nel loro insieme. L'applicazione dell'approccio proposto consente di migliorare sia l'accuratezza della predizione della qualità misurata dal PCC sia la monotonia della predizione riflessa da entrambe le correlazioni rank-order (SROCC e KROCC).

## 6. Conclusioni

La valutazione della qualità dell'immagine di immagini a distorsione multipla è ancora un'area difficile di ricerca altrettanto metriche elementari progettate utilizzando i database IQA singolarmente le immagini distorte hanno prestazioni scadenti per quelle multiple distorte. L'applicazione di la metrica combinata permette di aumentare le prestazioni ottenute; Tuttavia, i risultati ottenuti utilizzando una delle banche dati disponibili non sono sempre direttamente applicabili per gli altri. Pertanto, la nostra ricerca futura si concentrerà su qualche altra fusione strategie, compreso l'uso di algoritmi genetici e reti neurali per questo scopo. Tuttavia, sono possibili diversi approcci per l'estrazione di funzionalità e il training di rete, come affermato nel documento [34], “il training set deve contenere abbastanza campioni di dati da evitare overfitting”. Nel frattempo, anche un'applicazione di modelli di fusione relativamente semplici, come proposto in questo documento, consente di ottenere risultati molto migliori di quelli per cui si potrebbe ottenere una singola metrica.

Analizzando i risultati presentati per le quattro banche dati disponibili considerate insieme, si può osservare un aumento significativo della correlazione aggregata con i punteggi soggettivi, non solo rispetto alle metriche elementari, ma anche con l'uso combinato di altre metriche, proposte in precedenza per immagini con distorsioni singole. Questi risultati confermano il utilità pratica e universalità dell'approccio proposto, in particolare il romanzo CM+ metrica.

Poiché il modello di fusione proposto non è computazionalmente impegnativo, la sua efficienza non diminuisce significativamente, ipotizzando la possibilità di calcoli paralleli della metrica elementare. L'unica eccezione potrebbe essere legata alle limitazioni di memoria che ostacolerebbe i calcoli paralleli di metriche elementari per immagini di grandi dimensioni. Il tempo e i requisiti di memoria dipendono dall'hardware utilizzato e dalla dimensione dell'immagine. Per il calcolo parallelo delle metriche (ad es. 7 metriche per 8 thread indipendenti), il calcolo il tempo della metrica combinata finale è quasi lo stesso della metrica elementare “più lenta” in uso.

Il prossimo passo della ricerca potrebbe essere correlato all'applicazione delle metriche basate sulla CNN allenato utilizzando le immagini interessate da distorsioni multiple. Indipendentemente dalla diversa “ natura” delle immagini moltiplicate distorte rispetto a quelle affette da una singola distorsione, questo la direzione della ricerca futura potrebbe essere promettente e sarà presa in considerazione. Tuttavia, il suo

una limitazione significativa è la necessità dello sviluppo di alcuni set di dati più grandi contenenti moltiplicare le immagini distorte che possono essere utilizzate per scopi di formazione.

Tuttavia, considerando la presenza delle molteplici distorsioni in molte elettroniche dispositivi dotati di sensori di visione, l'approccio proposto può essere utile in vari sistemi elettronici utilizzati a fini di analisi di immagini e video.

**Contributi dell'autore:** Concettualizzazione, KO e VVL; metodologia, KO e VVL; Software, KO; validazione, KO e PL; analisi formale, KO e VVL; indagine, KO; risorse, KO e VVL; cura dei dati, KO e PL; scrittura: preparazione della bozza originale, KO; scrittura—recensione e montaggio, KO e VVL; visualizzazione, KO e PL; amministrazione del progetto, KO e VVL; acquisizione di finanziamenti, KO e VVL. Tutti gli autori hanno letto e accettato la versione pubblicata di il manoscritto.

**Finanziamento:** la ricerca è parzialmente cofinanziata dall'Agenzia nazionale polacca per gli scambi accademici (NAWA) e dal Ministero dell'Istruzione e della Scienza dell'Ucraina nell'ambito del progetto n. PPN/BUA/2019/1/00074 dal titolo “Metodi di elaborazione intelligente di immagini e video basati su metriche di qualità visiva per applicazioni emergenti”.

**Conflitti di interesse:** Gli autori non dichiarano conflitti di interesse. I finanziatori non hanno avuto alcun ruolo nel progettazione dello studio; nella raccolta, analisi o interpretazione di dati; nella scrittura del manoscritto, o nella decisione di pubblicare i risultati.

## Abbreviazioni

In questo manoscritto sono utilizzate le seguenti abbreviazioni:

CISI	Indice di somiglianza dell'immagine combinato
CM	Metrica combinata
CSSIM	Somiglianza strutturale del colore
CVSSI	Indice indotto dalla somiglianza di contrasto e salienza visiva
CW-SSIM	Complesso Wavelet Strutturale SIMilarità
DCT	Trasformata discreta del coseno
DSS	Somiglianza sottobande DCT
Punteggi di opinione media differenziale DMOS	
PER ESEMPIO	Misura di somiglianza basata sull'evoluzione
FR	Riferimento completo
FSIM	Funzionalità SIMilarità
Deviazione della somiglianza della magnitudo del gradiente GMSD	
GPU	Unità di elaborazione grafica
Metrica di somiglianza percettiva basata su wavelet HaarPSI Haar	
HVS	Sistema visivo umano
ICA	Analisi dei componenti indipendenti
IFC	Criterio di fedeltà delle informazioni
IFS	somiglianza delle caratteristiche indipendenti
IGM	meccanismo generativo interno
IQA	Valutazione della qualità dell'immagine
IW-PSNR	Rapporto segnale/rumore di picco ponderato per il contenuto delle informazioni
IW-SSIM	Somiglianza strutturale ponderata per contenuto informativo
JPEG	Gruppo congiunto di esperti fotografici
KROCC	Kendall Rank Coefficiente di correlazione dell'ordine
ABITARE	Laboratorio di Ingegneria dell'immagine e del video
Deviazione della somiglianza del contrasto multiscala MCSD	
MDID	Moltiplica il database di immagini distorte
Database del laboratorio di imaging e visione distorto MDIVL	
MDSI	Indice di somiglianza della deviazione media
non	Punteggi di opinione medi
Gruppo di esperti di immagini in movimento MPEG	
MSE	Errore quadratico medio
SIMilarità strutturale multiscala MS-SSIM	

MS-UNICO	Qualità dell'immagine non supervisionata multimodello e ponderata per la nitidezza Stima
NO	Nessun riferimento
NSS	Statistiche della scena naturale
PCC	Coefficiente di correlazione lineare di Pearson
PSIM	Somiglianza percettiva
PSNR	Rapporto segnale/rumore di picco
QILV	Indice di qualità basato sulla varianza locale
RFSIM	SIMilarità delle caratteristiche basata sulla trasformazione di Riesz
RIQMC	valutazione della qualità dell'immagine di riferimento ridotto del cambiamento di contrasto
RVSIM	La trasformazione di Riesz e la funzionalità basata sulla sensibilità al contrasto visivo SIMilarity
RR	Riferimento ridotto
rSì	SIMilarità basata sulla regressione
SFF	Fedeltà ai lungometraggi scarsa
SROCC	Coefficiente di correlazione dell'ordine di rango di Spearman
SR-SI	Somiglianza residua spettrale
SSI	Somiglianza strutturale
VOLTA	Database delle immagini di manomissione
UNICO	Stima della qualità dell'immagine senza supervisione
UQI	Indice di qualità dell'immagine universale
VIVACE	Fedeltà dell'informazione visiva
VIFp	Fedeltà delle informazioni visive nel dominio dei pixel
TUTTI	Indice indotto dalla salienza visiva
VSNR	Rapporto segnale-rumore visivo
LAVAGGIO	Caratteristiche Sharp basate su Wavelet

## Riferimenti

1. Athar, S.; Wang, Z. Una valutazione completa delle prestazioni degli algoritmi di valutazione della qualità dell'immagine. Accesso IEEE **2019**, *7*, 140030–140070. [[Rif incrociato](#)]
2. Chandler, D. Sette sfide nella valutazione della qualità dell'immagine: ricerca passata, presente e futura. Processo del segnale ISRN. **2013**, *2013*, 905685. [[CrossRef](#)]
3. Niu, Y.; Zhong, Y.; Guo, W.; Shi, Y.; Chen, P. Valutazione della qualità dell'immagine 2D e 3D: un'indagine sulle metriche e sulle sfide. IEEE Accesso **2019**, *7*, 782–801. [[Rif incrociato](#)]
4. Zhai, G.; Min, X. Valutazione della qualità dell'immagine percettiva: un sondaggio. Sci. Cina Inf. Sci. **2020**, *63*, 211301. [[CrossRef](#)]
5. Okarma, K. Metrica combinata della qualità dell'immagine di riferimento completo linearmente correlata alla valutazione soggettiva. Nell'Intelligenza Artificiale e Soft Computing; Rutkowski, L., Scherer, R., Tadeusiewicz, R., Zadeh, L., Zurada, J., Eds.; Maglioni: Berlino/Heidelberg, Germania, 2010; Volume 6113, pp. 539–546.
6. Okarma, K. Indice di somiglianza dell'immagine combinato. Opt Rev **2012**, *19*, 349–354. [[Rif incrociato](#)]
7. Liu, TJ; Lin, W.; Kuo, CCJ Valutazione della qualità dell'immagine utilizzando la fusione multi-metodo. IEEE trad. Processo di immagine. **2013**, *22*, 1793–1807. [[Rif incrociato](#)]
8. Lukin, V.; Ponomarenko, N.; Ieremeiev, O.; Egiastian, K.; Astola, J. Combinando le metriche di qualità visiva dell'immagine di riferimento completo di rete neurale. Nella visione umana e nell'imaging elettronico XX; Rogowitz, BE, Pappas, TN, de Ridder, H., Eds.; SPIE: Bellingham, WA, USA, 2015; P. 93940K. [[Rif incrociato](#)]
9. Okarma, K.; Fastowicz, J.; Lech, P.; Lukin, V. Valutazione della qualità delle superfici stampate in 3D utilizzando metriche combinate basate su Approccio di somiglianza strutturale reciproca correlato alla valutazione estetica soggettiva. appl. Sci. **2020**, *10*, 6248. [[CrossRef](#)]
10. Ieremeiev, O.; Luca, V.; Okarma, K.; Egiastian, K. Metrica di qualità di riferimento completo basata sulla rete neurale per valutare l'aspetto visivo Qualità delle immagini di telerilevamento. Remote Sens. **2020**, *12*, 2349. [[CrossRef](#)]
11. Oszust, M. Una famiglia di misure basata sulla regressione per la valutazione della qualità dell'immagine di riferimento completo. mis. Sci. Rev. **2016**, *16*, 316–325. [[Rif incrociato](#)]
12. Oszust, M. Decision Fusion per la valutazione della qualità dell'immagine utilizzando un approccio di ottimizzazione. Processo del segnale IEEE. Lett. **2016**, *23*, 65–69. [[Rif incrociato](#)]
13. Ponomarenko, N.; Jin, L.; Ieremeiev, O.; Luca, V.; Egiastian, K.; Astola, J.; Vozel, B.; Chehdi, K.; Carly, M.; Battisti, F.; et al. Immagine database TID2013: Peculiarità, risultati e prospettive. Processo di segnale. Immagine Comune. **2015**, *30*, 57–77. [[Rif incrociato](#)]
14. Sole, O.; Zhou, F.; Liao, Q. MDID: un database di immagini a distorsione multipla per la valutazione della qualità dell'immagine. Riconoscimento del modello. **2017**, *61*, 153–168. [[Rif incrociato](#)]
15. Wang, Z.; Bovik, AC Un indice di qualità dell'immagine universale. Processo del segnale IEEE. Lett. **2002**, *9*, 81–84. [[Rif incrociato](#)]
16. Wang, Z.; Bovik, AC; Sceicco, risorse umane; Simoncelli, EP Valutazione della qualità dell'immagine: dalla visibilità dell'errore alla somiglianza strutturale. IEEE Trans. Processo di immagine. **2004**, *13*, 600–612. [[Rif incrociato](#)] [[PubMed](#)]



17. Wang, Z.; Simoncelli, EP; Bovik, AC Somiglianza strutturale multiscala per la valutazione della qualità dell'immagine. In Atti della 37a conferenza Asilomar su segnali, sistemi e computer, Pacific Grove, CA, USA, 9–12 novembre 2003; pp. 1398–1402. [\[Rif incrociato\]](#)
18. Wang, Z.; Li, Q. Ponderazione del contenuto informativo per la valutazione percettiva della qualità dell'immagine. IEEE trad. Processo di immagine. **2011**, *20*, 1185–1198. [\[Rif incrociato\]](#)
19. Sampat, parlamentare; Wang, Z.; Gupta, S.; Bovik, AC; Markey, MK Complex Wavelet Somiglianza strutturale: una nuova somiglianza di immagine Indice. IEEE trad. Processo di immagine. **2009**, *18*, 2385–2401. [\[Rif incrociato\]](#) [\[PubMed\]](#)
20. Zhang, L.; Zhang, L.; Mou, X.; Zhang, D. FSIM: un indice di somiglianza delle caratteristiche per la valutazione della qualità dell'immagine. IEEE trad. Immagine Processi. **2011**, *20*, 2378–2386. [\[Rif incrociato\]](#) [\[PubMed\]](#)
21. Aja-Fernandez, S.; Estepar, RSJ; Alberola-Lopez, C.; Westin, CF Valutazione della qualità dell'immagine basata sulla varianza locale. In Atti della Conferenza Internazionale 2006 della IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, New York, NY, USA, 31 agosto–3 settembre 2006; pagg. 4815–4818. [\[Rif incrociato\]](#)
22. Ponomarenko, M.; Egiazarian, K.; Luca, V.; Abramova, V. Indice di somiglianza strutturale con prevedibilità dei blocchi di immagini. In Atti della 17a conferenza internazionale sui metodi matematici nella teoria elettromagnetica (MMET), Kiev, Ucraina, 2–5 luglio 2018; pp. 115–118. [\[Rif incrociato\]](#)
23. Sceicco, Risorse umane; Bovik, AC Informazioni sull'immagine e qualità visiva. IEEE trad. Processo di immagine. **2006**, *15*, 430–444. [\[Rif incrociato\]](#) [\[PubMed\]](#)
24. Sceicco, Risorse umane; Bovik, AC; de Veciana, G. Un criterio di fedeltà delle informazioni per la valutazione della qualità dell'immagine utilizzando la scena naturale statistiche. IEEE trad. Processo di immagine. **2005**, *14*, 2117–2128. [\[Rif incrociato\]](#)
25. Balanov, A.; Schwartz, A.; Moshe, Y.; Peleg, N. Valutazione della qualità dell'immagine basata sulla somiglianza della sottobanda DCT. In Atti della Conferenza internazionale sull'elaborazione delle immagini (ICIP), Quebec City, QC, Canada, 27 settembre 2015; pagg. 2105–2109. [\[Rif incrociato\]](#)
26. Dumic, E.; Grgic, S.; Grgic, M. IQM2: nuova misura della qualità dell'immagine basata sulla trasformata wavelet della piramide orientabile e sull'indice di somiglianza strutturale. SIViP **2014**, *8*, 1159–1168. [\[Rif incrociato\]](#)
27. Wu, J.; Lin, W.; Shi, G.; Liu, A. Metrica della qualità percettiva con meccanismo generativo interno. IEEE trad. Processo di immagine. **2013**, *22*, 43–54. [\[Rif incrociato\]](#) [\[PubMed\]](#)
28. Chang, HW; Zhang, QW; Wu, QG; Gan, Y. Valutazione percettiva della qualità dell'immagine da parte di un rilevatore di funzionalità indipendente. Neurocom puting **2015**, *151*, 1142–1152. [\[Rif incrociato\]](#)
29. Gu, K.; Li, L.; Lu, H.; Min, X.; Lin, W. Un predittore di qualità dell'immagine veloce e affidabile fondendo micro e macrostrutture. IEEE trad. Elettrone Ind. **2017**, *64*, 3903–3912. [\[Rif incrociato\]](#)
30. Chang, HW; Yang, H.; Gan, Y.; Wang, MH Sparse Feature Fidelity per la valutazione percettiva della qualità dell'immagine. IEEE trad. Processo di immagine. **2013**, *22*, 4007–4018. [\[Rif incrociato\]](#)
31. Temel, D.; Prabhushankar, M.; AlRegib, G. UNIQUE: Stima della qualità dell'immagine senza supervisione. Processo del segnale IEEE. Lett. **2016**, *23*, 1414–1418. [\[Rif incrociato\]](#)
32. Prabhushankar, M.; Temel, D.; AlRegib, G. MS-UNIQUE: Stima della qualità dell'immagine non supervisionata multimodello e ponderata per la nitidezza. elettrone. Imaging **2017**, *2017*, 30–35. [\[Rif incrociato\]](#)
33. Bosse, S.; Maniry, D.; Müller, KR; Wiegand, T.; Samek, W. Valutazione della qualità dell'immagine di riferimento completo basata sulla rete neurale. In Atti del 2016 Picture Coding Symposium (PCS), Norimberga, Germania, 4–7 dicembre 2016; pagine 1–5. [\[Rif incrociato\]](#)
34. Bosse, S.; Maniry, D.; Müller, KR; Wiegand, T.; Samek, W. Reti neurali profonde per immagini senza riferimento e riferimento completo Valutazione della qualità. IEEE trad. Processo di immagine. **2018**, *27*, 206–219. [\[Rif incrociato\]](#) [\[PubMed\]](#)
35. Nafchi, HZ; Shahkolaei, A.; Hedjam, R.; Cheriet, M. Indice di somiglianza della deviazione media: valutatore della qualità dell'immagine di riferimento completo efficiente e affidabile. Accesso IEEE **2016**, *4*, 5579–5590. [\[Rif incrociato\]](#)
36. Xue, W.; Zhang, L.; Mou, X.; Bovik, Deviazione della somiglianza della magnitudine del gradiente AC: una qualità dell'immagine percettiva altamente efficiente Indice. IEEE trad. Processo di immagine. **2014**, *23*, 684–695. [\[Rif incrociato\]](#) [\[PubMed\]](#)
37. Reisenhofer, R.; Bosse, S.; Kutyniok, G.; Wiegand, T. Un indice di somiglianza percettiva basato su wavelet Haar per la qualità dell'immagine valutazione. Processo di segnale. Immagine Comune. **2018**, *61*, 33–43. [\[Rif incrociato\]](#)
38. Yang, G.; Coperchio, Lu, F.; Liao, Y.; Yang, W. RVSIM: un metodo di somiglianza delle caratteristiche per la valutazione della qualità dell'immagine di riferimento completo. J. Immagine Video Proc. **2018**, *2018*, 6. [\[CrossRef\]](#)
39. Zhang, L.; Zhang, L.; Mou, X. RFSIM: una metrica di valutazione della qualità dell'immagine basata su funzionalità che utilizza le trasformazioni di Riesz. In Atti della Conferenza internazionale IEEE 2010 sull'elaborazione delle immagini, Hong Kong, Cina, 26–29 settembre 2010; pp. 321–324. [\[Rif incrociato\]](#)
40. Jia, H.; Zhang, L.; Wang, T. Contrast and Visual Saliency Similarity-Induced index per valutare la qualità dell'immagine. Accesso IEEE **2018**, *6*, 65885–65893. [\[Rif incrociato\]](#)
41. Cheraaqee, P.; Mansouri, A.; Mahmoudi-Aznavah, A. Incorporando la direzione del gradiente per valutare le distorsioni multiple. In Atti della 4a Conferenza internazionale sul riconoscimento dei modelli e l'analisi delle immagini (IPRIA), Teheran, Iran, 6–7 marzo 2019; pp. 109–113. [\[Rif incrociato\]](#)
42. Miao, X.; Chu, H.; Liu, H.; Yang, Y.; Li, X. Valutazione della qualità di immagini con distorsioni multiple basate sulla congruenza di fase e sull'intensità del gradiente. Processo di segnale. Immagine Comune. **2019**, *79*, 54–62. [\[Rif incrociato\]](#)
43. Mitsa, T.; Varkur, K. Valutazione delle funzioni di sensibilità al contrasto per la formulazione di misure di qualità incorporate negli algoritmi di mezzitoni. In Atti della IEEE International Conference on Acoustics Speech and Signal Processing, Minneapolis, MN, USA, 27–30 aprile 1993; Volume 5, pp. 301–304. [\[Rif incrociato\]](#)

- 
44. Ponomarenko, N.; Ieremeiev, O.; Luca, V.; Egiazarian, K.; Carli, M. Metriche di qualità visiva dell'immagine modificate per la variazione del contrasto e la contabilità dello spostamento medio. In Atti dell'11a Conferenza Internazionale del 2011 L'esperienza di progettazione e applicazione di sistemi CAD nella microelettronica (CADSM), Polyana, Ucraina, 23–25 febbraio 2011; pp. 305–311.
45. Chandler, D.; Hemami, S. VSNR: un rapporto segnale-rumore visivo basato su Wavelet per immagini naturali. IEEE trad. Processo di immagine. **2007**, *16*, 2284–2298. [[Rif incrociato](#)] [[PubMed](#)]
46. Zhang, L.; Shen, Y.; Li, H. VSI: un indice indotto dalla salienza visiva per la valutazione della qualità dell'immagine percettiva. IEEE trad. Immagine Processi. **2014**, *23*, 4270–4281. [[Rif incrociato](#)] [[PubMed](#)]
47. Wang, T.; Zhang, L.; Jia, H.; Li, B.; Shu, H. Deviazione della somiglianza del contrasto multiscala: un indice efficace ed efficiente per la valutazione percettiva della qualità dell'immagine. Processo di segnale. Immagine Comune. **2016**, *45*, 1–9. [[Rif incrociato](#)]
48. Zhang, L.; Li, H. SR-SIM: un indice IQA veloce e ad alte prestazioni basato sul residuo spettrale. In Atti della 19a IEEE International Conference on Image Processing del 2012, Orlando, FL, USA, 30 settembre–3 ottobre 2012; pp. 1473–1476. [[Rif incrociato](#)]
49. Reenu, M.; David, D.; Raj, SSA; Nair, funzionalità Sharp basate su MS Wavelet (WASH): una metrica di valutazione della qualità dell'immagine basata su HVS. In Atti della 2a Conferenza Internazionale del 2013 su Advanced Computing, Networking and Security, Mangalore, India, 15–17 dicembre 2013; pagine 79–83. [[Rif incrociato](#)]
50. Xia, Z.; Gu, K.; Wang, S.; Liu, H.; Kwong, S. Verso una stima accurata della qualità delle immagini del contenuto dello schermo con informazioni di riferimento molto scarse. IEEE trad. Elettrone Ind. **2020**, *67*, 2251–2261. [[Rif incrociato](#)]
51. Ni, Z.; Mamma, L.; Zeng, H.; Cai, C.; Ma, KK Direzione del gradiente per la valutazione della qualità dell'immagine del contenuto dello schermo. Processo del segnale IEEE. Divenne. **2016**, *23*, 1394–1398. [[Rif incrociato](#)]
52. Gu, K.; Zhai, G.; Lin, W.; Liu, M. L'analisi del contrasto dell'immagine: dalla valutazione della qualità al miglioramento automatico. IEEE Trans. Ciberne. **2016**, *46*, 284–297. [[Rif incrociato](#)]
53. Jayaraman, D.; Mittal, A.; Moorthy, AK; Bovik, AC Valutazione obiettiva della qualità delle immagini a distorsione multipla. In Atti della 46a conferenza Asilomar su segnali, sistemi e computer (ASILOMAR), Pacific Grove, CA, USA, 4–7 novembre 2012. [[CrossRef](#)]
54. Gu, K.; Zhai, G.; Yang, X.; Zhang, W. Metrica di qualità ibrida senza riferimento per immagini singole e multiple distorte. IEEE trad. Trasmissione. **2014**, *60*, 555–567. [[Rif incrociato](#)]
55. Corch, S.; Gasparini, F. Un database multidistorsione per la qualità dell'immagine. Nell'imaging a colori computazionale. CCIW 2017; Bianco, S., Schettini, R., Trémeau, A., Tominaga, S., Eds.; Springer: Berlino/Heidelberg, Germania, 2017; Volume 10213, pp. 95–104. [\\_8](#). [[Rif incrociato](#)]
56. Ghadiyaram, D.; Bovik, AC Massiccio studio in crowdsourcing online sulla qualità dell'immagine soggettiva e oggettiva. IEEE trad. Immagine Processi. **2016**, *25*, 372–387. [[Rif incrociato](#)] [[PubMed](#)]