נושא:

**תיקוני תמונה כתוצאה מתאורה לקויה**

**והיתוך תמונות לתיקון בעיות פוקוס חלקי**

מרצה:

אמיר הנדלמן

מגישים:   
רוסלן אוסמנוב – 327480026

[Ruslan31bar@gmail.com](mailto:Ruslan31bar@gmail.com)

Git : [LINK](https://github.com/deamon312/image-processing/tree/main/Project%201)

[GUI DFE](https://drive.google.com/file/d/1yVa3tR8B6VkdZU-d3MM5cVdhVjK7_pN1/view?usp=sharing)(ראה אופן שימוש עמ' 15)

[GUI DCT](https://drive.google.com/file/d/1yUSm5AH55N5i8E-vUhsWJ7mtnvwKLphl/view?usp=sharing) (ראה אופן שימוש עמ' 31)

**תוכן עניינים**

Table of Contents

[Double-function enhancement algorithm for low-illumination images based on Retinex theory 3](#_Toc134295766)

[מבוא 3](#_Toc134295767)

[Basic Theory 3](#_Toc134295768)

[Retinex Theory 3](#_Toc134295769)

[אלגוריתם 4](#_Toc134295770)

[TV – denoise 5](#_Toc134295771)

[Double-Function Image Enhancement 6](#_Toc134295772)

[Three-Dimensional Gamma Correction 7](#_Toc134295773)

[Saturation Regulation 7](#_Toc134295774)

[תוצאות 8](#_Toc134295775)

[הסבר על שימוש בGUI 16](#_Toc134295776)

[Discrete Cosine Transform – based Image Fusion 17](#_Toc134295777)

[מבוא 17](#_Toc134295778)

[התמרת קוסינוס בדידה 17](#_Toc134295779)

[התמרת קוסינוס בדידה רב רזולוציה 18](#_Toc134295780)

[היתוך 22](#_Toc134295781)

[הערכת ביצועים 22](#_Toc134295782)

[עם תמונת יחוס 22](#_Toc134295783)

[ללא תמונת יחוס 23](#_Toc134295784)

[תוצאות 24](#_Toc134295785)

[הסבר על שימוש בGUI 32](#_Toc134295786)

[Appendix A – Script 34](#_Toc134295787)

[Appendix B – Script 44](#_Toc134295788)

# Double-function enhancement algorithm for low-illumination images based on Retinex theory

מאמר זה מציע אלגוריתם לשיפור תמונה באיכות גבוהה כדי לפתור את הבעיות של הגברת רעש ושיפור מוגזם כתוצאה מניגודיות נמוכה ותאורה לא אחידה בתהליך של שיפור תמונה בתאורה עם עוצמה נמוכה. מודל הווריאציה הכוללת משמש להשגת תמונות ערוץ V ו-S מוחלקות, וטרנספורמציית גמא אדפטיבית משמשת לשיפור הפרטים בערוץ V של התמונה. לאחר מכן משתמשים באלגוריתם משופר של Retinex רב סולם להשגת תמונות משופרות שונות של ערוצי V, ושתי התמונות מתמזגות בהתאם לאמפליטודת העוצמה המקומית של התמונות. לבסוף, פונקציית הגמא התלת ממדית משמשת כדי לתקן את התמונה הממוזגת ולהתאים את רווית התמונה.

## מבוא

יש שתי הקטגוריות של אלגוריתמים לשיפור תמונה בתאורה נמוכה: אלגוריתמים מסורתיים ולמידה עמוקה. אלגוריתמים מסורתיים כוללים מיפוי, השוואת היסטוגרמה, טרנספורמציה של Wavelets ותיאוריית Retinex. שיטות המיפוי משתמשות בפונקציות לא ליניאריות לעיבוד גלובלי של תמונות בתאורה נמוכה ומתאימות את משרעת השיפור של אזורים שונים כדי למנוע עיוות תמונה. השוואת היסטוגרמה יכולה להשיג את אפקט השיפור על ידי הרחבת הטווח הדינמי של התמונה. טרנספורמצית Wavelet יכולה לעבד גם את תחום התדר וגם את התחום המרחבי של התמונה בו-זמנית. תיאוריית ה-Retinex מחלקת תמונה לרכיב אירוע ורכיב השתקפות ומסירה את רכיב האירוע מהתמונה המקורית כדי לקבל את רכיב ההשתקפות. על פי מודלים שונים של נתיבים, ניתן לחלק אותו ל Retinex מבוססת נתיב אקראית, Retinex מבוססת ריבוי איטרציות ו Retinex מבוססת מרכז/הקיף.

מאמר זה מציע אלגוריתם מסורתי לשיפור תמונת תאורה נמוכה, תוך שימוש במודל הווריאציה הכוללת

(TV – Total Variation) כדי לטשטש את תמונת ערוץ ה-V ואת טרנספורמציה הגמא ההסתגלותית כדי לשפר את הפרטים של תמונת שכבת המבנה המתקבלת לאחר ביטול רעשים. פונקציית הטנגנס ההיפרבולית והפונקציה הלוגריתמית משולבות כדי לשלוט באמפליטודה של שיפור התמונה, בעוד שפונקציית הגמא התלת ממדית משמשת להתאמת התמונה המפורטת ולתיקון התמונה המשופרת. לבסוף, הרוויה של התמונה מותאמת על ידי סף אוטומטי כדי לקבל את האפקט הסופי.

## Basic Theory

### Retinex Theory

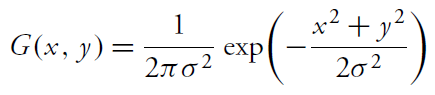
הרעיון המרכזי של Retinex הוא שתמונה מורכבת ממרכיב אירוע ומרכיב משתקף. עוצמת רכיב האירוע קובעת את הטווח הדינמי של פיקסל תמונה, בעוד הרכיב המשתקף הוא תכונה אינהרנטית של האובייקט ואינו משתנה עם רכיב האירוע. הדגם הוא כדלקמן:

כאשר I(x ,y) הוא תמונת התצפית, R(x ,y) הוא מרכיב ההשתקפות ו-L(x ,y) הוא מרכיב האירוע. בדרך כלל זה מומר לצורה לוגריתמית כדי להפחית את המורכבות החישובית:

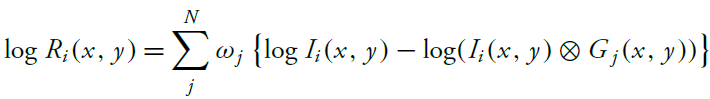


בהתבסס על תיאוריה זו, הוצע אלגוריתם SSR (single-scale retinex) קלאסי. פונקציית גרעין גאוס עוברת קונבולוציה עם התמונה המקורית כדי להעריך את רכיב האירוע, ורכיב ההשתקפות מתקבל כדי לממש את השיפור של תמונות בעלות תאורה נמוכה. הנוסחה היא כדלקמן:



כשאר גרעין גאוסיאני:

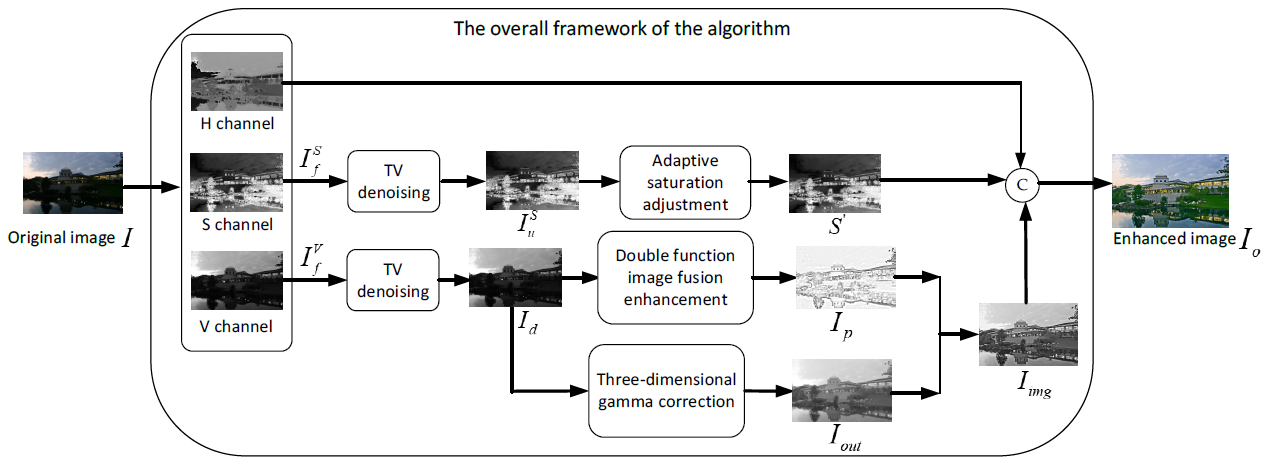
כאשר סטיית תקן של גאוס קטן, התמונה המשופרת שומרת יותר פרטים, אך היא עלולה לגרום בקלות לעיוות צבע בתמונה. סטיית תקן של גאוס גדול, התמונה המשופרת שומרת על צבע טוב, אך התמונה הופכת למטושטשת, ואפקט ההילה מתרחש בקלות באזור הבהיר יותר.

על מנת לפתור את הבעיות הנ"ל, הוצע אלגוריתם MSR(multi-scale retinex) לשיפור תמונות בהארה נמוכה בקנה מידה שונה, והביטוי שלו הוא כדלקמן:

כאשר N=3 , המייצג את שלושת הדרגות,מייצג את ההמשקל של דרגת j, ובאופן כללי

. מייצג את פונקציית הגרעין הגאוסית המתאימה עם סטיית תקן שונה.

## אלגוריתם

כדי להשיג ביצועי שיפור באיכות גבוהה ללא הגברה של רעש במצב תאורה נמוכה, אלגוריתם יעיל המבוסס על תיאוריית Retinex. תרשים הכולל של אלגוריתם שיפור התמונה מוצג באיור 1. האלגוריתם המוצע מורכב מיחידת TV denoising, יחידת התאמת רוויה אדפטיבית, יחידת שיפור היתוך תמונה כפולה ויחידה תלת ממדית לתיקון גמא. התמונה המקורית היא תמונת הקלט בפורמט RGB, אשר מומרת תחילה לפורמט HSV, ולאחר מכן מתקבלות תמונות ערוץ S וערוץ V. ו-מתקבלות באמצעות שיטות עיבוד שונות. לבסוף, תמונות שלושת הערוצים שהתקבלו מיוצרות מחדש לפורמט HSV ולאחר מכן מומרות לפורמט RGB. יש להחליק את תמונת ערוץ ה-V על ידי TV denoising כדי לקבל את התמונה , ואז הפרטים משופרים על ידי שיפור גמא אדפטיבי כדי לקבל את התמונה. יש להחליק את תמונת S-channel רק כדי לקבל את התמונה .

איור 1. תרשים זרימה של אלגוריתם

|  |  |
| --- | --- |
| H S V | Original |

נראה את תוצר אלגוריתם בכל אחד מהשלבים בעזרת תמונה הבאה:

### TV – denoise

על פי תיאוריית הרטינקס, לאחר הסרת רכיב האירוע בתמונה, הרכיב המשתקף המתקבל יכול להראות את הצבע האמיתי של האובייקט, כך שלאלגוריתמים הקשורים המבוססים על תיאוריית הרטינקס יש יכולת שימור צבע טובה. בפועל, קשה להעריך במדויק את מרכיב האירוע בתמונה, מה שעלול להוביל לליקויים ברכיב ההשתקפות המתקבל, להרוס את המתאם בין ערוצי צבע, ולהוביל לעיוות צבע בתוצאת שיפור התמונה. כדי למנוע מצב זה, ניתן להעביר את התמונה למרחב צבע HSV. באמצעות ניתוח תהליך ההמרה, נמצא שרעש התמונה שעבר טרנספורמציה מתרכז בעיקר בערוצי S ו-V. לכן, כדי להפחית את הגברת הרעש בתהליך שיפור התמונה, יש לסנן תחילה את ערוצי התמונה הנ"ל. מבין שיטות הגינון המבוססות על משוואות דיפרנציאליות חלקיות, מודל TV- denoise הוכח כאחד האלגוריתמים היעילים ביותר. באמצעות מודל זה, ניתן להפוך את בעיית הניפוי התמונות לבעיית אופטימיזציה כדי לפתור את פונקציית האנרגיה המינימלית, והביטוי מוצג כדלקמן:

****A picture containing font, text, line, handwriting

Description automatically generatedובצורה דיפרנציאלית :

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| S – channel after TV (I\_u\_S ) | V – channel after TV ( I\_u\_V) |  |
|  |  |  |
|  |  |  |

כאשר, n=100 מייצג את מספר האיטרציות, ו-t=0.25 מייצג את קפיצה בזמן. – הינו פרמטר רגולריזציה ,ככל שערך קטן יותר כך התשתות גדול יותר.

למרות שרוב מידע התמונה נשמר בתהליך ה-TV-denoising, חלק מפרטי התמונה גם אובדים. לכן, יש לשפר את פרטי התמונה, המידע האפור והשונות של התמונה משמשים כדי להגדיר את פרמטרי טרנספורמציה של גמא כדי להדגיש את פרטי התמונה. הנוסחה היא כדלקמן:

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  |  |  |

כאשר N ו-b הם הערך האפור הממוצע והשונות של האזור המקומי בגודל (n ,m) של נקודת הפיקסל שבמרכזה I(x,y).

|  |  |
| --- | --- |
| I\_d (n=15, m=15) | I\_d (n=3,m=3) |

### Double-Function Image Enhancement

כפי שהוזכר לעיל, האלגוריתם MSR משתמש בפונקציית הגרעין של גאוס המדגישה מידע מרחבי כדי להעריך את תמונת האירוע ומתעלם ממידע הקצוות של התמונה, מה שמוביל להתרחשות של הילה בתמונה המשופרת במקור האור. ניתן לפתור בעיה זו ביעילות על ידי שימוש בסינון מודרך שקובע את שניהם כדי להעריך את תמונת האירוע. ניתן לממש את השיפור של האזור הכהה וניתן לעכב שיפור מוגזם של האזור הבהיר, אפקט השיפור בין שתי המעלות אינו ברור; אפקט השיפור של כל התמונה עמום, בעוד שהפונקציה הלוגריתמית משתנה מאוד לאחר טרנספורמציה הפוכה. לכן, מאמר זה מנצל את המאפיינים של שניהם. פרמטרי ההיתוך מתוכננים בהתאם לבהירות האזור המקומי של התמונה כדי להשיג איזון בין שתי התמונות. הנוסחה מוצגת להלן:

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  |  |  |

כאשר ,I\_l הינו שיפור בעזרת אלגוריתם MSR , ו – I\_t הינו מוצא משיפור של טנגנס היפרבולי. G(x,y) - הינו גרעין טשטוש עם סטיית תקן שונה.

לתמונה המתקבלת על ידי הפונקציה הלוגריתמית יש בהירות כללית גבוהה יותר, ואובדן רב יותר של פרטים מקומיים, בעוד שלתמונה המתקבלת על ידי פונקציית הטנגנס ההיפרבולית יש בהירות כללית נמוכה יותר, ניגודיות נמוכה ומטושטשת. התמונה המתקבלת על ידי שילוב שתי הפונקציות יכולה לדכא שיפור מוגזם.

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| I\_p | I\_t ( tanh) | I\_l (MCR -log) |

### Three-Dimensional Gamma Correction

על מנת לפתור את בעיית "ערפל לבן" לעיל, סעיף זה משתמש בהמרת גמא כדי להתאים את התמונה המפורטת ולאחר מכן, על בסיס זה, לתקן את התמונה המשופרת. בהתחשב בבהירות ובמידע המפורט של התמונה, ערכי פרמטר הגמא נקבעים משלושה מימדים, כלומר קנה המידה האפור, השונות והערכי גרדיאנט של התמונה. הנוסחה היא כדלקמן:

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  |  | C – הינו הווריאנס שמחושב אותו דבר כמו: |

הניגודיות של התמונה המתוקנת משופרת משמעותית והבהירות הכוללת של התמונה מתואמת.

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| I\_img | I\_out | I\_p |

### Saturation Regulation

בתמונה בעלת עוצמת הארה נמוכה, רווית התמונה באזור הכהה נמוכה. הפיכה ישירה של תמונות הערוץ המעובדות לתמונת RGB תוביל לתופעה של "נקודה כהה" באזור הכהה של התמונה. ניתן להקל על תופעה זו על ידי התאמת ערוץ הרוויה של התמונה, והנוסחה מוצגת כדלקמן:

כאשר Sm הוא הערך הממוצע I באזור (n,m) שבמרכז נקודה I(i,j), Sg הוא גרדיאנט של I בנק' (i,j)

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| I\_o | S' | I\_u\_S |

כדי לאמת את יעילות האלגוריתם, בחרנו כמה תמונות לניסויי השיפור; גודל התמונה הוא x480640, אלגוריתמים להשוואה:

MSRCR, CLAHE, AHE (Adaptive Histogram Equalization), DFE (Proposed), DFE+CB

בנוסף למוצא של אלגוריתם DFE בוצע מתיחת ניגודיות התמונה באמצעות אלגוריתם איזון הצבע הפשוט ביותר עם אחוז חיתוך של 1% בשני הקצוות . תיאור של אלגוריתם הינו במאמר הבא :

[**Simplest Color Balance**](http://www.ipol.im/pub/art/2011/llmps-scb/)

כתוצא מתקבלת:

|  |
| --- |
| Original I\_o I\_o + Color Balance |

## תוצאות

מטריקות לבחינה הינם:

יחס אות לרעש מקסמלי (PSNR) משמש למדידת הרעש של התמונה המשופרת, דמיון מבני (SSIM) משמש למדידת הדמיון המבני בין התמונה המשופרת לתמונה המקורית כדי לשפוט את העיוות של התמונה . סטיית תקן (SD) משמשת כדי לשקף את מידת הפיזור של פיקסלים ביחס לממוצע לאפיון ניגודיות התמונה. אנטרופיית המידע (IE) משמשת כדי לשקף את עושר המידע בתמונה ולאפיין את מורכבות התמונה.

* ככל שהערכים של PSNR, SSIM, SD ו-IE גבוהים יותר, כך אפקט השיפור\תיקון טוב יותר.

|  |  |
| --- | --- |
| MSRCR | Original |
| CLAHE | AHE |
| DFE+CBA picture containing building, outdoor, way, street  Description automatically generated | DFE**A picture containing building, outdoor, way, street  Description automatically generated** |

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
| IE | SD | SSIM | PSNR | Model |
| 7.5658 | 55.113 | 0.4688 | 8.8678 | MSRCR |
| 7.5135 | 54.7259 | 0.6529 | 15.5905 | CLAHE |
| 7.3091 | 46.4206 | 0.8143 | 20.2313 | AHE |
| 7.1468 | 40.0822 | 0.7577 | 21.3653 | (Proposed) DFE |

|  |  |
| --- | --- |
| MSRCR | OriginalA picture containing bottle, screenshot, drink, tableware  Description automatically generated |
| CLAHEA picture containing bottle, vase, drink, screenshot  Description automatically generated | AHEA picture containing bottle, drink, water, indoor  Description automatically generated |
| DFE+CB A picture containing bottle, indoor, drink, table  Description automatically generated | DFE |

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
| IE | SD | SSIM | PSNR | Model |
| 7.6574 | 58.4677 | 0.2338 | 6.7682 | MSRCR |
| 6.7732 | 45.4709 | 0.6047 | 18.3605 | CLAHE |
| 6.8306 | 44.1037 | 0.7196 | 19.8661 | AHE |
| 6.6549 | 33.7318 | 0.6561 | 21.6438 | (Proposed) DFE |

|  |  |
| --- | --- |
| MSRCR A picture containing outdoor, land vehicle, sky, car  Description automatically generated | OriginalA picture containing outdoor, sky, land vehicle, window  Description automatically generated |
| CLAHE A picture containing outdoor, sky, land vehicle, window  Description automatically generated | AHEA picture containing outdoor, land vehicle, sky, vehicle  Description automatically generated |
| DFE+CBA picture containing outdoor, land vehicle, sky, car  Description automatically generated | DFEA picture containing outdoor, sky, land vehicle, window  Description automatically generated |

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
| IE | SD | SSIM | PSNR | Model |
| 7.7085 | 60.9012 | 0.4342 | 9.0612 | MSRCR |
| 7.4609 | 71.4885 | 0.6463 | 18.7062 | CLAHE |
| 7.4578 | 72.2199 | 0.7561 | 21.3625 | AHE |
| 7.3439 | 56.2955 | 0.6382 | 19.0163 | (Proposed) DFE |

|  |  |
| --- | --- |
| MSRCR | (צולם) Original |
| CLAHE | AHE |
| DFE+CB | DFE |

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
| IE | SD | SSIM | PSNR | Model |
| 7.3914 | 59. 4269 | 0.5621 | 9.8552 | MSRCR |
| 7.7825 | 72.7262 | 0.7087 | 17.7935 | CLAHE |
| 7.6619 | 78.2544 | 0.8168 | 21.3203 | AHE |
| 7.3703 | 72.8551 | 0.8069 | 21.3572 | (Proposed) DFE |

|  |  |
| --- | --- |
| MSRCR | (צולם) Original |
| CLAHE | AHE |
| DFE+CB | DFE |

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
| IE | SD | SSIM | PSNR | Model |
| 7.1963 | 61.5688 | 0.598 | 10.0125 | MSRCR |
| 7.8122 | 64.2281 | 0.669 | 15.8441 | CLAHE |
| 7.8785 | 64.8412 | 0.7426 | 17.6902 | AHE |
| 7.336 | 63.2275 | 0.7773 | 20.5207 | (Proposed) DFE |

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| CLAHEA picture containing black and white, monochrome  Description automatically generated | MSRCRA picture containing black and white, ground, monochrome  Description automatically generated | OriginalA picture containing pattern, grey, black and white, fabric  Description automatically generated |
| DFE+CRA picture containing black and white, monochrome  Description automatically generated | DFEA picture containing pattern, grey, black and white, monochrome  Description automatically generated | AHEA picture containing black and white, monochrome  Description automatically generated |

**מסקנות:**

מאמר זה הציע אלגוריתם יעיל לשיפור תמונה המסוגל להתגבר על הבעיות של הגברת רעש ושיפור מוגזם בתהליך של שיפור תמונה בתאורה נמוכה. עבודה זו מאמצת שיטת TV-Denoise לעיבוד מקדים של תמונה, והטרנספורמציה הגמא האדפטיבית משמשת לשיפור פרטי התמונה. פונקציית ה-tanh ופונקציית הלוגריתם (MSR) משולבות כדי להשיג את התמונה המשופרת המקדימה כדי למנוע שיפור תמונה מוגזם. טרנספורמציה גמא תלת ממדית משמשת כדי להתאים ולתקן את התמונה המשופרת. מהתוצאה הסובייקטיבית, נמצא שהתמונה המשופרת בצורה יעילה.

בנוסף אלגוריתם עובד פחות טוב על תמונה עם ערך אפור בלבד מאשר תמונה בעלת שלושה ערוצים.

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
|  | A picture containing text, indoor  Description automatically generated | A picture containing text, sky, outdoor, street  Description automatically generated | A picture containing ground, plant  Description automatically generated |
|  | A picture containing text, indoor, file  Description automatically generated | A picture containing sky, outdoor, road, street  Description automatically generated | A picture containing plant  Description automatically generated |
|  |  |  |  |
|  |  |  |  |
|  |  |  |  |
|  |  |  |  |

* עוד תמונות

## הסבר על שימוש בGUI

GUI רשום בשפת פיתון

**את GUI ניתן להפעיל בעזרת שני דרכים:**

בעזרת שימוש בקובץ Double-function enhancement algorithm.py יש לפתוח את קובץ זה בסביבת עבודה של PyCharm או בVisual Studio Code

יש לתקין ספריות הבאות (לעריץ פקודות):

pip install tk

pip install numpy

pip install matplotlib

pip install scipy

pip install opencv-python

pip install scikit-image

בעזרת הפעלת קובץ .bat -- Double Click Me To Run The App –

\*ראשית יש [**להוריד**](https://drive.google.com/file/d/1yVa3tR8B6VkdZU-d3MM5cVdhVjK7_pN1/view?usp=sharing) את תיקיה למחשב ולבצע Unzip

\*\*לא נדרש להתקין ספריות

**שימוש:**

* Select Images – בחירה תמונות מתוך התיקיה.
* Display Selected – כפתור שיציג את תמונה שנבחרה, \*\*כדי להמשיך וללחוץ על כפתורים אחרים קודם יש לסגור את חלון הפתוח, סגירת חלון אפשרית בשלושה דרכים :1) לחיצת מקש ESC 2) בעזרת עכבר בלחיצה על X 3) בעזרת לחיצה על מקש ימין של עכבר כאשר סמן נמצא באזור החלון פתוח.
* Select model – בחירת אלגוריתם שיפור תמונה, לכל אלגוריתם תינתן אופציות עבור פרמטרים שונים.
* Lambda - פרמטר ל TV – Denoise
* Weight - פרמטרים ל 3 dim gamma correction
* Sigma - פרמטרים לגרעין טשטוש גאוסיאני
* Kernel – גודל גרעין / חלון
* Run – כפתור הרצה.
* **\*\*כדי להמשיך וללחוץ על כפתורים אחרים קודם יש לסגור את חלון הפתוח, סגירת חלון אפשרית בשלושה דרכים :1) לחיצת מקש ESC 2)בעזרת עכבר בלחיצה על X 3) בעזרת לחיצה על מקש ימין של עכבר כאשר סמן נמצא באזור החלון פתוח.**
* **הקוד נמצא ב Appendix A - Script ו**[**Git**](https://github.com/deamon312/image-processing/tree/main/Project%201/Second%20Article)

# Discrete Cosine Transform – based Image Fusion

היתוך תמונה באמצעות טכניקת המרת קוסינוס בדידה (MDCT) מרובת רזולוציות נבנה ונבדק. הביצועים של גישה זו מושווים לאלו של טכניקת היתוך תמונה ידועה המבוססת על wavelets. ביצוע היתוך תמונה MDCT זהה בערך ל-wavelets. זה מאוד פשוט מבחינה חישובית ועשוי להתאים ליישומים בזמן אמת.

## מבוא

היתוך תמונה מרובה-חיישנים (MIF) היא טכניקה להגדלת הרזולוציה המרחבית של תמונות מרובי-חיישנים עם פרטים נמוכים תוך שמירה על המידע הספקטרלי שלהן על-ידי שילוב של שתי תמונות או יותר. MIF הופיע לאחרונה כנושא מחקר חדש ומבטיח לעיבוד תמונות. צבא, חישה מרחוק, ראיית מכונה, רובוטיקה, מעקב, מערכות ראייה משופרות והדמיה רפואית הם חלק מהענפים שנהנים מ-MIF.

MIF מנסה להתמודד עם האתגר של מיזוג תוכן המידע של תמונות רבות (או שנאספו משיטות חיישן הדמיה שונות) שצולמו מאותה סצנה על מנת להשיג תמונה משולבת המשלבת את המידע הטוב ביותר מתמונות המקור השונות.

כתוצאה מכך, התמונה הממוזגת תהיה עדיפה על כל אחת מתמונות המקור. MIF יכול להתבצע בשלוש רמות שונות, בהתאם לשלב המיזוג: רמת פיקסל, רמת תכונה ורמת החלטה. במחקר זה, מתואר MIF מבוסס רמת פיקסל, המתאר תהליך היתוך שיוצר תמונה ממוזגת אחת עם תיאור מדויק יותר מתמונת המקור הבודדות.

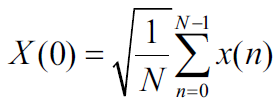
ה-MIF הפשוט ביותר הוא לקחת את הממוצע של פיקסלים של תמונות המקור ברמת האפור. שיטה זו תגרום לתוצאות לא רצויות שונות וניגודיות נמוכה יותר בתמונה הממוזגת. טרנספורמציות (התמרות) רבות כגון wavelet, פירמידות, תדר מרחבי, עיבוד אותות סטטיסטי ותאוריית הקבוצות המטושטשות הוצעו כדי לטפל בבעיות אלו. התמרת wavelet מרובות רזולוציות עשויות להיות שימושיות עבור לוקליזציה הן בתחום המרחבי והן בתחום התדר. טרנספורמציה(התמרה) waveletתציע מידע כיווני ברמות פירוק ומידע ייחודי ברזולוציות שונות.

טרנספורמציה(התמרת) של קוסינוס בדיד רב-רזולוציה (MDCT) משמשת במחקר זה כדי למזג את תמונות המקור בעלות פוקוס חלקי. אחד הקריטריונים הבסיסיים ליישום טכניקות היתוך על תמונות הוא רישום תמונה, כלומר המידע בתמונות המקור חייב להיות מיושר ורשום כראוי לפני היתוך.

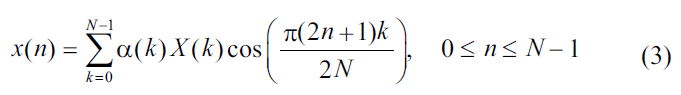
## התמרת קוסינוס בדידה

התמרת קוסינוס בדידה (DCT) היא טרנספורמציה חשובה בעיבוד תמונה. מקדמי DCT גדולים מרוכזים באזור התדר נמוך; לפיכך, ידוע כבעל תכונות דחיסה אנרגטית מצוינות. התמרת הקוסינוס הבדיד D1 הופך את x(n) ל X(k) באורך N.

Text

Description automatically generated with medium confidence

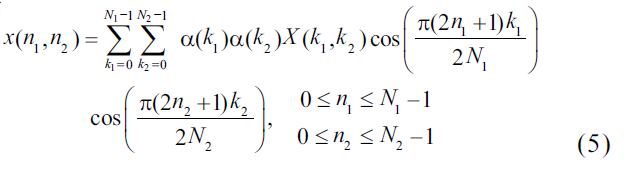
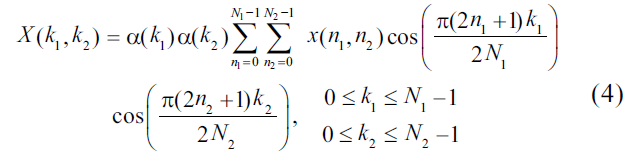
אפשר לראות שעבור k=0, המשוואה (1) הופכת למקדם הטרנספורמציה הראשון שהוא הממוצע של כל הדגימות ברצף והוא ידוע כמקדם DC, ומקדמי טרנספורמציה אחרים ידועים כמקדמי AC.

טרנספורמציה הקוסינוס ההפוכה מוגדרת כ:



כאשר הינה פונק' גרעין אמיתית ודיסקרטית.

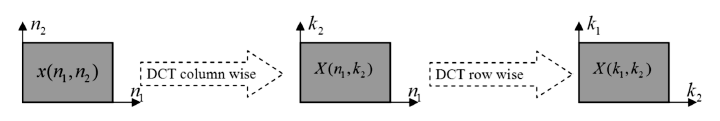
ה-2D DCT הוא הרחבה ישירה של 1D DCT. המרת הקוסינוס הבדיד הדו-ממדי X(k1,k2) של תמונה מוגדר כ:



והתמרה הפוכה:



DCT וגם IDCT הם טרנספורמציות אשר ניתנות להפרדה, היתרון של תכונה זו היא חישוב 2D DCT או IDCT ניתן לבצע בשני שלבים על ידי 1D DCT או IDCT 1D על עמודות ולאחר מכן על שורות של תמונה x(n1,n2) כפי שמוצג באיור 1.



איור מס 1 ביצוע התמרת קוסינוס בדידה דו ממדית בעזרת תכונת ההפרדה

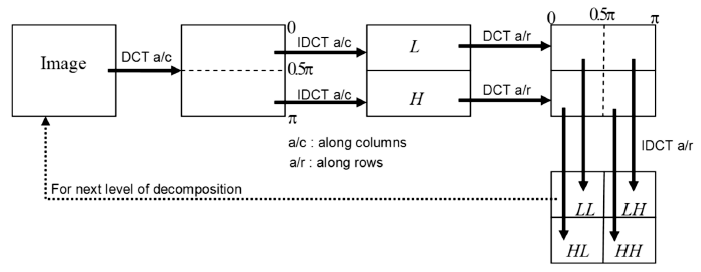
## התמרת קוסינוס בדידה רב רזולוציה

טרנספורמציה קוסינוס מרובת רזולוציה דיסקרטית (MDCT) היא טכניקת עיבוד אותות הדומה להתמרות wavelets. אשר מסנן את האות בנפרד על ידי מסנני תגובת תדר סופית (FIR) במעבר נמוך ובמעבר גבוה, ואז הפלט של כל מסנן מופחת (הורדת קצב דגימה) בפקטור של שניים כדי להשיג את רמת הפירוק הראשונה. כדי להשיג את רמת הפירוק השנייה. ניתן לחזור על תהליך זה כדי להשיג רמות אחרות של פירוק.

ה-MDCT מחליף את מסנני FIR ב-Discrete Cosine Transform (DCT). כדי לבצע MDCT, התמונה עוברת פירוק בתחום התדר על ידי יישום DCT באופן עמודה. מחצית הנקודות הראשונות (0 עד) נתונות ל-IDCT לקבלת את התמונה שעברה דרך מסנן נמוכים L, ומחצית השנייה ( עד ) נתונה ל-IDCT לקבלת את התמונה שעברה דרך מסנן גבוהיםH . התמונה שעברה דרך מסנן נמוכים L עוברת טרנספורמציה לתחום התדר על ידי יישום DCT בצורה של שורה. מחצית הנקודות הראשונות (באופן השורה) נתונות ל-IDCT כדי לקבל את התמונה LL שהועברה דרך מסנן נמוכים, ומחצית נקודות הנותרות נתונות ל-IDCT לקבלת את התמונה המועברת דרך מסנן גבוהים LH. התמונה שעברה דרך מסנן גבוהים H עוברת טרנספורמציה לתחום התדר על ידי יישום DCT באופן שורה. מחצית הנקודות הראשונות (באופן השורה) נתונות ל-IDCT הפוך כדי לקבל את התמונה HL שהועברה דרך מסנן נמוכים, ומחצית נקודות הנותרות נתונות ל-IDCT לקבלת את התמונה המועברת דרך מסנן גבוהים HH.

ה-LL מכיל את מידע התמונה הממוצע התואם לפס התדרים הנמוכים של הפירוק הרב-סקאלי. הוא מייצג את הגרסה המוחלקת ותת הדגימה של תמונת המקור ויכול להיחשב כקירוב של תמונת המקור(Approximations). התמונות LH, HL ו-HH הן תת-תמונות מפורטות המכילות מידע כיווני (אופקי, אנכי ואלכסוני) של תמונת המקור עקב כיוון מרחבי(Details). ניתן להשיג ריבוי רזולוציה על ידי יישום רקורסיבי של אותו אלגוריתם על מקדמי המעבר הנמוכים (LL) מהפירוק הקודם.

את אלגוריתם ניתן לראות באיור 2.



איור מס 2 פירוק רב רזולוציה בעזרת התמרה קוסינוס בדידה DCT

כעט אנו נציג את פירוק רב שלבי של התמונות (מתוך המאמר ומה שצולם בנוסף) בעזרת DCT וWavelet.

**MDCT (Multilevel Discrete Cosine Transform)**

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| (c | (b | a) |
| * **MDCT** * a- תמונה מקורית * b- פירוק בעל רמה 1 * c- פירוק בעל שני רמות * d- הרכבה מפירוק בעל רמה 2 * e- שגיאה בין תמונה מקורית לתמונה מורכבת (d) * \*תמונה מתוך המאמר | (e | (d |

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| (h | (g | f) |
| * **MDCT** * f- תמונה מקורית * g- פירוק בעל רמה 1 * h- פירוק בעל שני רמות * j- הרכבה מפירוק בעל רמה 2 * k- שגיאה בין תמונה מקורית לתמונה מורכבת (d) * \*תמונה שצולמה | Shape  Description automatically generated with low confidence  (k | (j |

**MDWT (Multilevel Discrete Wavelet Transform)**

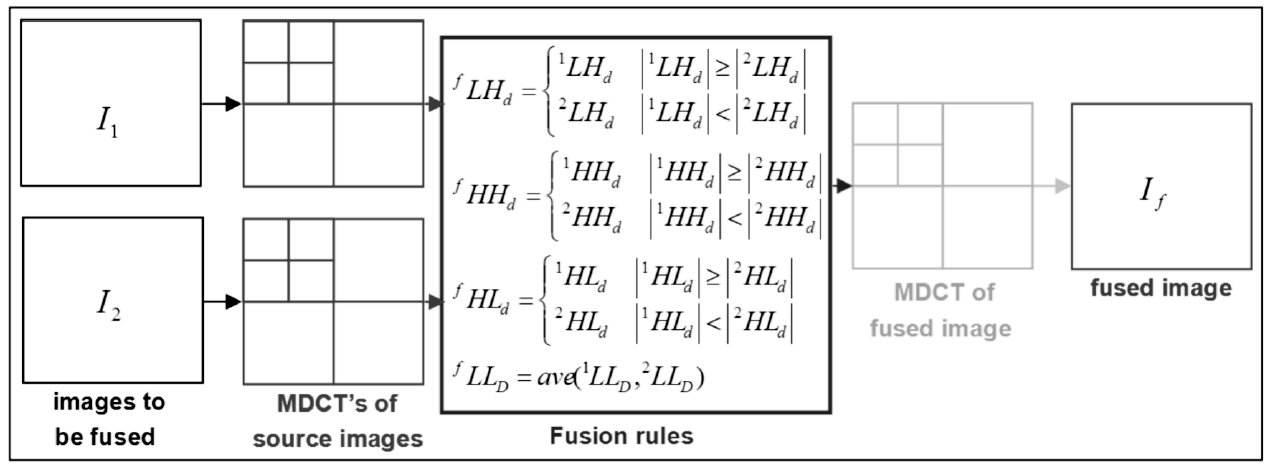
|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| (c | (b | a) |
| * **MDWT** * a- תמונה מקורית * b- פירוק בעל רמה 1 * c- פירוק בעל שני רמות * d- הרכבה מפירוק בעל רמה 2 * e- שגיאה בין תמונה מקורית לתמונה מורכבת (d) | (e | (d |

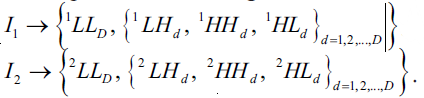
|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| (h | (g | f) |
| * **MDWT** * f- תמונה מקורית * g- פירוק בעל רמה 1 * h- פירוק בעל שני רמות * j- הרכבה מפירוק בעל רמה 2 * k- שגיאה בין תמונה מקורית לתמונה מורכבת (d) | Shape  Description automatically generated with low confidence  (k | (j |

* בשני ההתמרות שגיאה מרבית בין תמונה מקורית לתמונה שעברה פירוק והרכבה , בסדר גודל של .

## היתוך

הדיאגרמה הסכמטית של היתוך תמונות על בסיס הפיקסל מבוסס MDCT מוצגת באיור 3. נשים לב שהשינוי של האלגוריתם הנוכחי הוא השימוש ב-MDCT במקום Wavelets או פירמידות. התמונות להיתוך I1 ו-I2 מפורקות לD רמות באמצעות MDCT.



איור מס 3 הדיאגרמה הסכמתית עבור היתוך תמונות ברמת פיקסלים מבוססת MDCT.

I1 ו-I2 מפורקות הינם:

בכל רמת פירוק (d = 1, 2,...,D), כלל ההיתוך יהיה

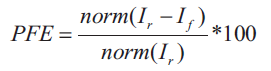
בחירת הערך המוחלט הגדול ביותר של מקדמי הפרטים (Details) ,מכוון שהמקדמים ה"פרטים" מתאימים לשינויי בהירות חדים יותר בתמונות כמו קצוות וגבולות אובייקט וכו'. מקדמים אלה נעים סביב האפס. ברמה הגסה ביותר (d=D), כלל ההיתוך לוקח את הממוצע של מקדמי "הקירוב"(Approximations) של MDCT שכן מקדמי הקירוב הם גסים יותר הרמה היא הגרסה המוחלקת ותת הדגימה של התמונה המקורית. לאחר היתוך מתבצע תהליך הרכבה ליצירת תמונה סופית אשר נמצאת בפוקוס מלא.

## הערכת ביצועים

### עם תמונת יחוס

כאשר תמונת יחוס זמינה, הביצועים של אלגוריתמי היתוך תמונה ניתן להעריך באמצעות המדדים הבאים:

1. Percentage fit error (PFE)

למעשה זאת שגיאה יחסית כאשר, הנורמה היא האופרטור לחישוב הערך הסינגולרי הגדול ביותר. מחושב כנורמה של ההבדל בין הפיקסלים של תמונת יחוס ותמונה לאחר היתוך, חלקי נורמה של תמונת יחוס.

יהיה אפס מתי גם תמונות היחוס וגם תמונות מתמזגות דומות לחלוטין, יחס שגיאה תגדל כאשר התמונה הממוזגת שונה מתמונת היחוס.

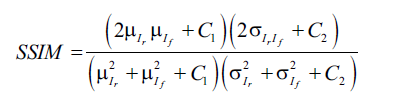
1. Peak signal to noise ratio (PSNR)

Text, schematic

Description automatically generatedכאשר L הוא מספר רמות האפור בתמונה. הערך של המטריקה תהיה בעלת ערך גבוה כאשר היתוך ותמונת יחוס דומות. ערך גבוה יותר מרמז על היתוך טוב יותר.

* יש טעות אמור להיות 10log ,אם משתמשים ב 20log נדרש להוציא את חזקת 2 מתוך ה.log

1. Measure of structural similarity (SSIM)

אותות של תמונות טבעיות יהיו מובנים מאוד והפיקסלים שלהם חושפים תלות חזקה. תלות זו יישאו מידע חיוני על מבנה האובייקט. מטריקה זו משווה תבניות מקומיות של עוצמות פיקסלים שעברו נורמליזציה עבור בהירות וניגודיות.

אני בחרתי לקחת חלון בגודל של 11x11 לחישוב ולאחר מכן כל התוצאות עוברו מיצעו לקבלת ערך בודד.

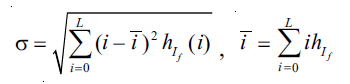
כאשר :

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  |  |  |
|  |  |  |

### ללא תמונת יחוס

כאשר תמונת יחוס אינה זמינה, ניתן להשתמש במדדים הבאים כדי לבדוק את הביצועים של האלגוריתמים.

1. Standard deviation (SD)

 היא היסטוגרמה המנורמלת של תמונה ממוזגת.

ידוע שסטיית תקן מורכבת מחלקי אות ורעש. מדד זה יהיה קטן יותר בהיעדר רעש. הוא מודד את הניגודיות בתמונה הממוזגת. לתמונה עם ניגודיות גבוהה תהיה סטיית תקן גבוהה.

1. Cross entropy (CE)

אנטרופיה צולבת כוללת של תמונות המקור I1, I2 , והתמונה ממוזגת היא:

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| Text  Description automatically generated | A picture containing text  Description automatically generated | A picture containing logo  Description automatically generated |

1. Spatial frequency (SF)

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| תדירי עמודה | תדירי השורה | קריטריון תדר מרחבי |

תדירות זו בתחום המרחבי מציינת את רמת הפעילות הכוללת בתמונה הממוזגת. (x, y) הוא אינדקס הפיקסלים.

## תוצאות

התוצאות הבאות הן עבור תמונה ממאמר עם תמונת יחוס (תהיה שוני במטריקות ממה שמוצאים במאמר מכוון שלא מצאתי תמונות אלו באינטרנט וביצעתי צילום מסך) ובנוסף תמונות נוספות שצולמו עם מוקד 2.8f

חשוב לציין שיש חשיבות רבה לתמונות אשר נלקחו בגודל ומיקום זהה ,ורק פוקוס שונה בתלות אזור.

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
| Reference\_Image | Image\_2 | | Image\_1 | |
|  | | | | |
| Error\_Image | | Fused\_Image | | MDCT Level 1 |
|  | |  | |
|  | |  | | MDWT Level 1 |
|  | |  | | MDCT Level 2 |
|  | |  | | MDWT Level 2 |
|  | |  | | MDCT Level 8 |
|  | |  | | MDWT Level 8 |

|  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| Without reference image | | | With reference image | | | Algorithm | Level of Decomposition |
| SF | SD | CE | SSIM | PSNR | PFE |
| 8.7602 | 45.9533 | 1.2062 | 0.9701 | 29.4315 | 3.7012 | MDCT | 1 |
| 10.4643 | 46.2713 | 7.2569 | 0.9737 | 29.7743 | 3.5579 | MDWT | 1 |
| 11.467 | 46.4826 | 7.0789 | 0.9646 | 30.3675 | 3.3231 | MDCT | 2 |
| 12.6106 | 47.0271 | 7.5978 | 0.9742 | 30.9754 | 3.0984 | MDWT | 2 |
| 13.1857 | 48.6852 | 1.6225 | 0.9906 | 38.3112 | 1.3315 | MDCT | 4 |
| 13.4315 | 49.0441 | 7.4041 | 0.9675 | 33.8768 | 2.2186 | MDWT | 4 |
| 13.2462 | 49.642 | 1.0642 | 0.9936 | 41.0397 | 0.9726 | MDCT | 8 |
| 13.4005 | 50.1258 | 5.5177 | 0.9665 | 33.8657 | 2.2214 | MDWT | 8 |

מסקנות:

ניתן לראות כי התמונות המאוחדות בעזרתMDCT ו wavelet הן כמעט דומות עבור תמונות אלה. מדדי הביצועים להערכת אלגוריתמי היתוך התמונה מוצגים בטבלה. המדדים המוצגים בטבלה עם צבע ירוק טובים יותר מאחרים. הביצועים של MDCT כמעט דומים לאלו של wavelets. רמה גבוהה יותר של פירוק גוררת היפוך ביצועים ,לפי טבלה עד לרמה 2 ביצועי של wavelets הם טובים יותר מזה של DCT (צבע צהוב),אך בפירוק יותר גבוה ביצועים של DCT טובים יותר (צבע ירוק).

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| Image\_2 | Image\_1 |  |
|  | | Original Images |

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| Level 8 Fusion | Level 2 Fusion | Level 1 Fusion |  |
|  |  |  | MDCT |
|  |  |  | MDWT |

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
| Without reference image | | | Algorithm | Level of Decomposition |
| SF | SD | CE |
| 10.8101 | 60.7842 | 0.6753 | MDCT | 1 |
| 10.9403 | 60.8348 | 0.8117 | MDWT | 1 |
| 11.7342 | 60.9136 | 0.5923 | MDCT | 2 |
| 11.6317 | 60.9843 | 0.7668 | MDWT | 2 |
| 11.9692 | 61.102 | 0.5831 | MDCT | 4 |
| 11.8002 | 61.2286 | 0.6348 | MDWT | 4 |
| 11.9812 | 61.5079 | 0.6275 | MDCT | 8 |
| 11.7941 | 61.6061 | 0.6644 | MDWT | 8 |

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| Image\_2 | Image\_1 |  |
|  | | Original Images |

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| Level 8 Fusion | Level 2 Fusion | Level 1 Fusion |  |
|  |  |  | MDCT |
|  |  |  | MDWT |

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
| Without reference image | | | Algorithm | Level of Decomposition |
| SF | SD | CE |
| 8.537 | 46.2209 | 0.0396 | MDCT | 1 |
| 10.2323 | 46.462 | 0.046 | MDWT | 1 |
| 11.1503 | 46.6581 | 0.0593 | MDCT | 2 |
| 12.2903 | 47.1389 | 0.2761 | MDWT | 2 |
| 12.7545 | 48.4128 | 0.0832 | MDCT | 4 |
| 13.1278 | 48.9569 | 0.6317 | MDWT | 4 |
| 12.8213 | 49.8778 | 0.1045 | MDCT | 8 |
| 13.1017 | 50.2511 | 0.5437 | MDWT | 8 |

עוד תמונות עבור DCT בלבד:

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| Image\_2 | Image\_1 |  |
|  | | Original Images |

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| Level 8 Fusion | Level 2 Fusion | Level 1 Fusion |  |
|  |  |  | MDCT |

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| Image\_2 | Image\_1 |  |
|  | | Original Images |

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| Level 8 Fusion | Level 2 Fusion | Level 1 Fusion |  |
|  |  |  | MDCT |

עוד תמונות עבורDCT עם עומק 8

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| Fusion | Image\_2 | Image\_1 |
| **A person swinging a golf club  Description automatically generated with medium confidence** | **A person swinging a golf club  Description automatically generated with medium confidence** | |
| **A person with her hair blowing in the wind  Description automatically generated with medium confidence** | **A person with her eyes closed  Description automatically generated with low confidence** | |
| **A picture containing black and white, grave, outdoor, sky  Description automatically generated** |  | |
| **A picture containing outdoor, mammal, black and white, tree  Description automatically generated** | **A collage of white tigers  Description automatically generated with low confidence** | |

**מסקנות:**

היתוך תמונה ברמת פיקסלים על ידי אלגוריתם MDCT יושם והוערך. הביצועים של אלגוריתם זה מושווים לטכניקת היתוך תמונה ידועה על ידי wavelets. המסקנה היא שהיתוך תמונה על ידי MDCT דומה כמעט לזה של wavelets. זה מאוד פשוט מבחינה חישובית והוא יכול להתאים היטב ליישומים בזמן אמת. היתוך תמונה על ידי רמה גבוהה יותר של פירוק מספק תוצאות היתוך טובות יותר.

ניסיון לשלב תמונות רפואיות :

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| CT | MRT |  |
|  | | Original Images |

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
| Level 7 Fusion  Approx: min, Details: max | Level 7 Fusion  Approx: mean, Details: max | Level 1 Fusion  Approx: min, Details: max | Level 1 Fusion  Approx: mean, Details: max |  |
|  |  |  |  | MDCT |
|  |  |  |  | MDWT |

## הסבר על שימוש בGUI

GUI רשום בשפת פיתון

**את GUI ניתן להפעיל בעזרת שני דרכים:**

בעזרת שימוש בקובץ DCT - based Image Fusion.py יש לפתוח את קובץ זה בסביבת עבודה של PyCharm או בVisual Studio Code

יש לתקין ספריות הבאות (לעריץ פקודות):

pip install tk

pip install numpy

pip install matplotlib

pip install scipy

pip install opencv-python

pip install scikit-image

pip install PyWavelets

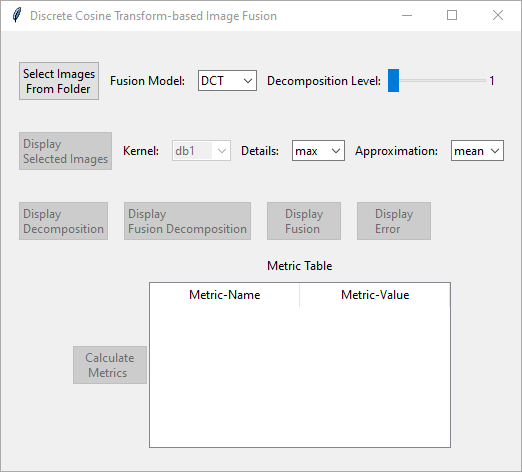
pip install tabulate

בעזרת הפעלת קובץ .bat -- Double Click Me To Run The App –

\*ראשית יש [**להוריד**](https://drive.google.com/file/d/1yUSm5AH55N5i8E-vUhsWJ7mtnvwKLphl/view?usp=sharing) את תיקיה למחשב ולבצע Unzip

\*\*לא נדרש להתקין ספריות

**שימוש:**

* Select Images from Folder – בחירה מרובע של תמונות בעזרת החזקת מקש CTRL ובחירה בעזרת עכבר או סימון בעזרת עכבר בהחזקת מקש שמאלי.

ניתן לבחור מ2 עד 3 תמונות כאשר תמונה שלישית היא תמונת יחוס.

בעט בחירה של שני תמונות בלבד תתאפשר לחיצה על כל הכפתורים פרט לכפתור Display Error,מכוון שנדרשת תמונת יחוס.

* Display Selected Images – כפתור שיציג את תמונות שנבחרו, \*\*כדי להמשיך וללחוץ על כפתורים אחרים קודם יש לסגור את חלון הפתוח, סגירת חלון אפשרית בשלושה דרכים :1) לחיצת מקש ESC 2) בעזרת עכבר בלחיצה על X 3) בעזרת לחיצה על מקש ימין של עכבר כאשר סמן נמצא באזור החלון פתוח.
* Display Decomposition - הצגת פירוק של תמונות שנבחרו להיתוך (תמונה ראשונה ושניה)
* Fusion Model – בחירת אלגוריתם היתוך, כאשר נבחר DWT תתאשר אופציה לשינוי Kernel (Mother Wavelet) [haar, db1] \*\* לא נירא שיש הבדל!!
* Decomposition Level – רמת הפירוק של התמונות לצורך היתוך [1-8], הפעלה רקורסיבית של פירוק על תמונת LL.
* Details ו – Approximation – בחירת אופן מיזוג של התמונות [min, max, mean]
* Display Fusion Decomposition – הצגת פירוק לאחר היתוך, היתוך מתבצע לפי בחירה של Details ו – Approximation.
* Display Fusion – הצגת תמונה ממוזגת לאחר היתוך
* Display Error – אופציה הזאת קיימת רק בבחירה של שלוש תמונות כאשר תמונה שלישית היא תמונת יחוס, מציגה שגיאה בין תמונה ממוזגת ל תמונת יחוס.
* Calculate Metrics – הצגת מטריקות של יעילות של אלגוריתם, כאשר נבחרו רק שני תמונות (תמונות למיזוג) תוצג רק 3 מטריקות, וכאשר תבחר 3 תמונות תוצג 6 מטריקות.
* **\*\*כדי להמשיך וללחוץ על כפתורים אחרים קודם יש לסגור את חלון הפתוח, סגירת חלון אפשרית בשלושה דרכים :1) לחיצת מקש ESC 2)בעזרת עכבר בלחיצה על X 3) בעזרת לחיצה על מקש ימין של עכבר כאשר סמן נמצא באזור החלון פתוח.**
* **הקוד נמצא ב Appendix B - Script ו**[**Git**](https://github.com/deamon312/image-processing/tree/main/Project%201/First%20Article)

# Appendix A – Script

import tkinter as tk

from tkinter import filedialog

import numpy as np

import matplotlib.pyplot as plt

import cv2

from scipy import ndimage

from skimage import exposure ,metrics

from tkinter import ttk

def disp\_img(img , title = 'img' ,text = {'text' : [None],'loc':[(165,500)]}):

    def mouse\_callback(event, x, y, flags, param):

        if event == cv2.EVENT\_RBUTTONUP:

            cv2.destroyAllWindows()

    I = img.copy()

    avg = np.mean(I)

    for  i , val  in  enumerate(text['text']):

        if avg> 100:

            cv2.putText(I, val, text['loc'][i], cv2.FONT\_HERSHEY\_SIMPLEX, 0.6, (0, 0, 0), 1)

        else:

            cv2.putText(I, val, text['loc'][i], cv2.FONT\_HERSHEY\_SIMPLEX, 0.6, (255, 255, 255), 1)

    cv2.imshow(title ,I)

    cv2.setWindowProperty(title, cv2.WND\_PROP\_TOPMOST, 1)

    # Associate the callback function with the named window

    cv2.setMouseCallback(title, mouse\_callback)

    ########################################### Convert Color Spaces #####################################

def BGRtoHSV(BGR):

    hsv = cv2.cvtColor(BGR, cv2.COLOR\_BGR2HSV)

    return cv2.split(hsv)

def HSVtoBGR(H,S,V):

    hsv = np.stack([H,S,V],axis=2)

    bgr = cv2.cvtColor(hsv, cv2.COLOR\_HSV2BGR)

    return bgr

################################################ Denoise TV  #########################################

def denoise\_tv(image, weight=1/90, eps=1.e-6, max\_num\_iter=200):

    """Perform total-variation denoising on n-dimensional images.

    Parameters

    ----------

    image : ndarray

        n-D input data to be denoised.

    weight : float, optional

        Denoising weight It is equal to 1/lambda . The greater `weight`, the more denoising .

    eps : float, optional

        Relative difference of the value of the cost function that determines

        the stop criterion. The algorithm stops when:

            (E\_(n-1) - E\_n) < eps \* E\_0

        where E\_0 is the initial value of the cost function.

    max\_num\_iter : int, optional

        Maximal number of iterations used for the optimization.

    Returns

    -------

    out : ndarray

        Denoised array  uint8 [0 - 255].

    """

    image = image.astype(np.float64) # convert image to float

    ndim = image.ndim

    p = np.zeros((image.ndim, ) + image.shape, dtype=image.dtype)

    g = np.zeros\_like(p)

    d = np.zeros\_like(image)

    i = 0

    while i < max\_num\_iter:

        if i > 0:

            # d will be the (negative) divergence of p

            d = -p.sum(0)

            slices\_d = [slice(None), ] \* ndim

            slices\_p = [slice(None), ] \* (ndim + 1)

            for ax in range(ndim):

                slices\_d[ax] = slice(1, None)

                slices\_p[ax+1] = slice(0, -1)

                slices\_p[0] = ax

                d[tuple(slices\_d)] += p[tuple(slices\_p)]

                slices\_d[ax] = slice(None)

                slices\_p[ax+1] = slice(None)

            out = image + d

        else:

            out = image

        E = (d \*\* 2).sum()

        # g stores the gradients of out along each axis

        # e.g. g[0] is the first order finite difference along axis 0

        slices\_g = [slice(None), ] \* (ndim + 1)

        for ax in range(ndim):

            slices\_g[ax+1] = slice(0, -1)

            slices\_g[0] = ax

            g[tuple(slices\_g)] = np.diff(out, axis=ax)

            slices\_g[ax+1] = slice(None)

        norm = np.sqrt((g \*\* 2).sum(axis=0))[np.newaxis, ...] # calculate magnitude

        E += weight \* norm.sum() # Update cost function

        tau = 1. / (2.\*ndim) # calc step

        norm \*= tau / weight

        norm += 1.

        p -= tau \* g

        p /= norm

        E /= float(image.size)

        if i == 0:

            E\_init = E

            E\_previous = E

        else:

            if np.abs(E\_previous - E) < eps \* E\_init:

                break

            else:

                E\_previous = E

        i += 1

    print(i,tau)

    return out.astype(np.uint8)

######################################## Adaptive Gamma Correction ###################################

def adaptive\_gamma\_transform(img, n,m):

    """

    Applies adaptive gamma transform on a given image.

    Args:

        img: A grayscale image to be processed.

        m: Size of the local area (height).

        n: Size of the local area (width).

    Returns:

        A gamma corrected image.

    """

    rows, cols = img.shape

    gamma\_corrected = np.zeros((rows, cols))

    # Add small value to ignore zero division error and convert to float

    img = (img+1.)/255.

    for i in range(rows):

        for j in range(cols):

            rmin = max(0, i - m//2)

            rmax = min(rows, i + m//2 + 1)

            cmin = max(0, j - n//2)

            cmax = min(cols, j + n//2 + 1)

            local\_area = img[rmin:rmax, cmin:cmax]

            N = np.mean(local\_area) # calculate mean on local area n x m

            b = np.var(local\_area)  # calculate var on local area n x m

            # Calculate the gamma value.

            gamma = N/img[i,j] + b

            # Gamma correct the pixel value.

            gamma\_corrected[i,j] = np.power(img[i,j], gamma)

    return (gamma\_corrected\*255).astype(np.uint8) # transform back to uint8 [0 - 255]

#################################################### MSR #############################################

def get\_ksize(sigma):

    # Opencv calculates ksize from sigma as

    # sigma = 0.3\*((ksize-1)\*0.5 - 1) + 0.8

    # then ksize from sigma is

    # ksize = ((sigma - 0.8)/0.15) + 2.0

    return int(((sigma - 0.8)/0.15) + 2.0)

def get\_gaussian\_blur(img, ksize=0, sigma=5):

    # Perform convolution I(i,j)\*G(i,j)

    # if ksize == 0, then compute ksize from sigma

    if ksize == 0:

        ksize = get\_ksize(sigma)

    # Gaussian 2D-kernel can be seperable into 2-orthogonal vectors

    # then compute full kernel by taking outer product or simply mul(V, V.T)

    sep\_k = cv2.getGaussianKernel(ksize, sigma)

    return cv2.filter2D(img, -1, np.outer(sep\_k, sep\_k))

def ssr(img, sigma):

    # Single-scale retinex of an image

    # SSR(x, y) = log(I(x, y)) - log(I(x, y)\*G(x, y))

    # G = surrounding function,( Gaussian )

    return np.log10(img) - np.log10(get\_gaussian\_blur(img, ksize=0, sigma=sigma) + 1.0)

def msr(img, sigma\_scales=[15, 80, 250],apply\_normalization=True):

    # Multi-scale retinex of an image

    # MSR(x,y) = sum(weight[i]\*SSR(x,y, scale[i])), i = {1..n} scales

    img = img + 1.0 # add small value to ignore log(0)

    msr = np.zeros(img.shape)

    # for each sigma scale compute SSR

    for sigma in sigma\_scales:

        msr += ssr(img, sigma)

    # divide MSR by weights of each scale

    # here we use equal weights

    msr = msr / len(sigma\_scales)

    # computed MSR could be in range [-k, +l], k and l could be any real value

    # so normalize the MSR image values in range [0, 255]

    if apply\_normalization:

       return cv2.normalize(msr, None, 0, 255, cv2.NORM\_MINMAX, dtype=cv2.CV\_8UC3)

    else:

       return msr

############################### Multi-scale Hyperbolic Tangent Enhancement ###########################

def tanh(img, sigma):

    # Single-scale Hyperbolic Tangent Enhancement

    # tanh(I(x,y) / (I(x, y)\*G(x, y)))

    # G = surrounding function,( Gaussian )

    return np.tanh(img/get\_gaussian\_blur(img, ksize=0, sigma=sigma))

def mtanh(img, sigma\_scales=[15, 80, 250]):

    # Multi-scale Hyperbolic Tangent Enhancement

    img = img + 1.0 # add small value to ignore zero division

    i\_t = np.zeros(img.shape)

    # for each sigma scale compute tanh

    for sigma in sigma\_scales:

        i\_t += tanh(img, sigma)

    # divide tanh by weights of each scale

    # here we use equal weights 1/3

    i\_t = i\_t / len(sigma\_scales)

    return (i\_t\*255).astype(np.uint8) # transform back to uint8 [0 - 255]

################################### Double-Function Image Enhancement ################################

def DFIE(img , sigma=[10,40,300],n = 3,m= 3):

    i\_l = msr(img,sigma).astype(np.float64) # calculate  weighted MSR

    i\_t = mtanh(img,sigma).astype(np.float64) # calculate  weighted tanh

    # Using gausian to estimate mean , much faster than do in in loop

    i\_l\_mean = cv2.blur(i\_l, (n, m))

    i\_t\_mean = cv2.blur(i\_t, (n, m))

    a= i\_t\_mean/i\_l\_mean

    alpha = cv2.normalize(a, None, 0, 1.0, cv2.NORM\_MINMAX, dtype=cv2.CV\_64F)

    balanced = alpha\*i\_l + (1-alpha)\*i\_t

    # # Same as above but take much longer to calculate

    # rows, cols = img.shape

    # balanced = np.zeros((rows, cols))

    # for i in range(rows):

    #     for j in range(cols):

    #         rmin = max(0, i - m//2)

    #         rmax = min(rows, i + m//2 + 1)

    #         cmin = max(0, j - n//2)

    #         cmax = min(cols, j + n//2 + 1)

    #         # Calculate the indices for the local area.

    #         local\_i\_l = i\_l[rmin:rmax, cmin:cmax]

    #         local\_i\_t = i\_t[rmin:rmax, cmin:cmax]

    #         alpha = np.mean(local\_i\_t)/np.mean(local\_i\_l)

    #         balanced[i,j] = alpha\*i\_l[i,j]+(1-alpha)\*i\_t[i,j]

    return balanced.astype(np.uint8) # transform back to uint8 [0 - 255]

################################## Three-Dimensional Gamma Correction ################################

def three\_dim\_gamma\_correction(image, weights=[0.05,0.05,0.2], n=3, m=3):

    # add some small value to ignore zerro division and convert to float [0.0 - 1.0]

    image = (image+1.)/255.

    # Initialize output image

    output\_image = np.zeros\_like(image)

    rows, cols = image.shape

    gx = cv2.Sobel(image, cv2.CV\_64F, 1, 0, ksize=3)

    gy = cv2.Sobel(image, cv2.CV\_64F, 0, 1, ksize=3)

    Gr =np.hypot(gx,gy) # calculate magnitude, same as sqrt(gx\*\*2 +gy\*\*2)

    # Iterate over each pixel in the input image

    for i in range(rows):

        for j in range(cols):

            rmin = max(0, i - m//2)

            rmax = min(rows, i + m//2 + 1)

            cmin = max(0, j - n//2)

            cmax = min(cols, j + n//2 + 1)

            # Extract local region of size n x m around the pixel

            local\_region = image[rmin:rmax, cmin:cmax]

            # Compute local maximum, mean gradient, and variance

            local\_max = np.max(local\_region)

            local\_mean\_gradient = np.mean(Gr[i:i+n, j:j+m])

            local\_variance = np.var(local\_region)

            # Compute gamma correction factor based on local statistics and weights

            gamma = weights[0]\*np.exp(image[i,j]/local\_max) + weights[1]\*np.exp(local\_mean\_gradient) + weights[2]\*np.exp(local\_variance)

            # Apply gamma correction to pixel value

            output\_image[i,j] = np.power(image[i,j],gamma)\*255

    return output\_image.astype(np.uint8) # transform back to uint8 [0 - 255]

#################################### Adaptive Saturation  Correction #################################

def adaptive\_saturation\_adjustment(s\_channel,n,m):

    # add some small value to ignore zerro division and convert to float [0.0 - 1.0]

    s\_channel= (s\_channel+1.)/255

    rows, cols = s\_channel.shape

    saturation\_corrected = np.zeros((rows, cols))

    # Get x-gradient in "sx"

    sx = cv2.Sobel(s\_channel, cv2.CV\_64F, 1, 0, ksize=3)

    # Get y-gradient in "sy"

    sy = cv2.Sobel(s\_channel, cv2.CV\_64F, 0, 1, ksize=3)

    # Get square root of sum of squares

    Sg=np.hypot(sx,sy)

    # # Compute the global mean value of the S channel

    S\_mean = np.mean(s\_channel)

    for i in range(rows):

        for j in range(cols):

            rmin = max(0, i - m//2)

            rmax = min(rows, i + m//2 + 1)

            cmin = max(0, j - n//2)

            cmax = min(cols, j + n//2 + 1)

            # Extract local region of size n x m around the pixel

            local\_region = s\_channel[rmin:rmax, cmin:cmax]

            # Calculate the average  of the local area.

            Sm = np.mean(local\_region)

            # Apply regulation

            if s\_channel[i,j] <= S\_mean+Sg[i,j]:

                saturation\_corrected[i,j] = 1+0.8\*np.log10(Sm/(s\_channel[i,j]+0.5\*Sg[i,j]))

            else:

                saturation\_corrected[i,j] = np.exp((Sm-s\_channel[i,j])/2)

    return  cv2.normalize(saturation\_corrected, None, 0, 255, cv2.NORM\_MINMAX, dtype=cv2.CV\_8UC3)

############################### Multi Scale Retinex with Color Restoration ###########################

def color\_balance(img, low\_per, high\_per):

    '''Contrast stretch img by histogram equilization with black and white cap'''

    tot\_pix = img.shape[1] \* img.shape[0]

    # no.of pixels to black-out and white-out

    low\_count = tot\_pix \* low\_per / 100

    high\_count = tot\_pix \* (100 - high\_per) / 100

    # channels of image

    ch\_list = []

    if len(img.shape) == 2:

        ch\_list = [img]

    else:

        ch\_list = cv2.split(img)

    cs\_img = []

    # for each channel, apply contrast-stretch

    for i in range(len(ch\_list)):

        ch = ch\_list[i]

        # cummulative histogram sum of channel

        cum\_hist\_sum = np.cumsum(cv2.calcHist([ch], [0], None, [256], (0, 256)))

        # find indices for blacking and whiting out pixels

        li, hi = np.searchsorted(cum\_hist\_sum, (low\_count, high\_count))

        if (li == hi):

            cs\_img.append(ch)

            continue

        # lut with min-max normalization for [0-255] bins

        lut = np.array([0 if i < li

                        else (255 if i > hi else round((i - li) / (hi - li) \* 255))

                        for i in np.arange(0, 256)], dtype = 'uint8')

        # constrast-stretch channel

        cs\_ch = cv2.LUT(ch, lut)

        cs\_img.append(cs\_ch)

    if len(cs\_img) == 1:

        return np.squeeze(cs\_img)

    elif len(cs\_img) > 1:

        return cv2.merge(cs\_img)

    return None

def msrcr(img, sigma\_scales=[15, 80, 250], alpha=125, beta=46, G=192, b=-30, low\_per=1, high\_per=1):

    # Multi-scale retinex with Color Restoration

    # MSRCR(x,y) = G \* [MSR(x,y)\*CRF(x,y) - b], G=gain and b=offset

    # CRF(x,y) = beta\*[log(alpha\*I(x,y) - log(I'(x,y))]

    # I'(x,y) = sum(Ic(x,y)), c={0...k-1}, k=no.of channels

    img = img + 1.0

    # Multi-scale retinex and don't normalize the output

    msr\_img = msr(img, sigma\_scales, apply\_normalization=False)

    # Color-restoration function

    crf = beta \* (np.log10(alpha \* img) - np.log10(np.sum(img, axis=2, keepdims=True)))

    # MSRCR

    msrcr = G \* (msr\_img\*crf - b)

    # normalize MSRCR

    msrcr = cv2.normalize(msrcr, None, 0, 255, cv2.NORM\_MINMAX, dtype=cv2.CV\_8UC3)

    # color balance the final MSRCR to flat the histogram distribution with tails on both sides

    msrcr = color\_balance(msrcr, low\_per, high\_per)

    return msrcr

################################################# CLAHE ##############################################

def CLAHE(Img):

    # Convert image to LAB color space

    lab = cv2.cvtColor(Img, cv2.COLOR\_BGR2LAB)

    # Split LAB image into separate channels

    l, a, b = cv2.split(lab)

    # Apply CLAHE to L channel

    clahe = cv2.createCLAHE(clipLimit=3.0, tileGridSize=(8,8))

    cl = clahe.apply(l)

    # Merge the CLAHE enhanced L channel with the other LAB channels

    lab\_cl = cv2.merge((cl,a,b))

    # Convert back to RGB color space

    final = cv2.cvtColor(lab\_cl, cv2.COLOR\_LAB2BGR)

    return final

################################### Adaptive histogram equalization ##################################

def AHE(Img):

    eq = exposure.equalize\_adapthist(Img)

    return cv2.normalize(eq, None, 0, 255, cv2.NORM\_MINMAX, dtype=cv2.CV\_8UC3)

################################################ Metrics #############################################

def PSNR(I\_r, I\_f):

    mse = np.mean((I\_r - I\_f) \*\* 2)

    max\_pixel = 255

    psnr = 10 \* np.log10(max\_pixel \*\* 2 / mse)

    # psnr = 20 \* np.log10(max\_pixel/np.sqrt(mse))

    return round(psnr, 4)

def SD(I\_f):

    # Compute the histogram

    hist, bins = np.histogram(I\_f.flatten(), bins=256)

    # Compute the mean of the histogram

    mean = np.sum(hist \* bins[:-1]) / np.sum(hist)

    # Compute the variance of the histogram

    variance = np.sum((bins[:-1] - mean) \*\* 2 \* hist) / np.sum(hist)

    # Compute the standard deviation of the histogram

    return round(np.sqrt(variance), 4)

def SSIM(I\_r, I\_f, L=255):

    K1 = 0.01

    K2 = 0.03

    C1 = (K1 \* L) \*\* 2

    C2 = (K2 \* L) \*\* 2

    # INITS

    I2\_2 = I\_f \*\* 2  # I2^2

    I1\_2 = I\_r \*\* 2  # I1^2

    I1\_I2 = I\_r \* I\_f  # I1 \* I2

    # END INITS

    # PRELIMINARY COMPUTING

    mu1 = cv2.GaussianBlur(I\_r, (11, 11), 1.5)

    mu2 = cv2.GaussianBlur(I\_f, (11, 11), 1.5)

    mu1\_2 = mu1 \*\* 2

    mu2\_2 = mu2 \*\* 2

    mu1\_mu2 = mu1 \* mu2

    sigma1\_2 = cv2.GaussianBlur(I1\_2, (11, 11), 1.5)

    sigma1\_2 -= mu1\_2

    sigma2\_2 = cv2.GaussianBlur(I2\_2, (11, 11), 1.5)

    sigma2\_2 -= mu2\_2

    sigma12 = cv2.GaussianBlur(I1\_I2, (11, 11), 1.5)

    sigma12 -= mu1\_mu2

    t1 = 2 \* mu1\_mu2 + C1

    t2 = 2 \* sigma12 + C2

    t3 = t1 \* t2  # t3 = ((2\*mu1\_mu2 + C1).\*(2\*sigma12 + C2))

    t1 = mu1\_2 + mu2\_2 + C1

    t2 = sigma1\_2 + sigma2\_2 + C2

    t1 = t1 \* t2  # t1 =((mu1\_2 + mu2\_2 + C1).\*(sigma1\_2 + sigma2\_2 + C2))

    ssim\_map = t3 / t1

    mssim = np.mean(ssim\_map)  # mssim = average of ssim map

    return round(mssim, 4)

def IE(I\_f):

    # Add epsilon to avoid division by zero errors

    epsilon = 2\*\*(-32)

    # Compute the histogram of the image

    hist, \_ = np.histogram(I\_f.flatten(), bins=256)

    # Calculate the total number of pixels in the image

    num\_pixels = np.sum(hist) # same as N\*M

    # Calculate the PMF by dividing each bin in the histogram by the total number of pixels

    hist\_p = hist / num\_pixels

    hist\_p = np.clip(hist\_p, epsilon, 1)

    E = -np.sum(hist\_p \* np.log2(hist\_p))

    return round(E, 4)

def metric(I\_ref ,I\_enc):

    I\_ref\_gray = cv2.cvtColor(I\_ref, cv2.COLOR\_BGR2GRAY).astype(np.float64)

    I\_enc\_gray = cv2.cvtColor(I\_enc, cv2.COLOR\_BGR2GRAY).astype(np.float64)

    info\_ref = {'PSNR': PSNR(I\_ref\_gray, I\_enc\_gray),'SSIM': SSIM(I\_ref\_gray, I\_enc\_gray, L=255) ,'SD': SD(I\_enc\_gray) ,'IE':IE(I\_enc\_gray)}

    return info\_ref

def Model(Img ,model = 'DFE' ,disp\_selector = [False,False,False,False,False ,False,False ,False, False ,False]

           ,sigma = [10,40,400],weights=[0.05,0.05,0.2], kernel = [9,9],lam = 40):

    if model == 'DFE':

         # disp\_selector = [Original , Original & I\_o,  HSV ,I\_d,I\_p,I\_out,I\_img,I\_u,S\_tag ]

         h,s,v = BGRtoHSV(Img)

         n , m = kernel

         ######################### V - Channel #########################

         I\_v= denoise\_tv(v, weight =1/lam, eps=1e-6, max\_num\_iter=100)

         I\_d = adaptive\_gamma\_transform(I\_v,n=3,m=3)

         I\_p = DFIE(I\_d , sigma,n ,m )

         I\_out = three\_dim\_gamma\_correction(I\_d,weights,n,m)

         I\_img = ((I\_out/255.\*I\_p/255.)\*255).astype(np.uint8)

         ######################### S - Channel #########################

         I\_u= denoise\_tv(s, weight=1/lam, eps=1e-6, max\_num\_iter=100)

         S\_tag = exposure.equalize\_adapthist(I\_u/255.)

         S\_tag = cv2.normalize(S\_tag, None, 0, 255, cv2.NORM\_MINMAX, dtype=cv2.CV\_8UC3)

         ############################# I\_o #############################

         I\_o = HSVtoBGR(h,S\_tag,I\_img)

         I\_o = HSVtoBGR(h,I\_u,I\_img)

         I\_o\_cb = color\_balance(I\_o,1,1)

         performance = metric(Img,I\_o)

         if disp\_selector[0]:

            disp\_img(I\_o, title = 'I\_o' ,text = {'text' : ['I\_o'],'loc':[(280,460)]})

         if disp\_selector[1]:

            disp\_img(np.block([[Img],[I\_o],[I\_o\_cb]]) , title = 'Enhancement' ,text = {'text' : ['Original','Enhancement','Enhancement + Color Balance'],'loc':[(280,460),(640+280,460),(640\*2+230,460)]})

         if disp\_selector[2]:

            disp\_img(np.block([h,s,v]) , title = 'HSV' ,text = {'text' : ['h-channel','s-channel','v-channel'],'loc':[(280,460),(640+280,460),(640\*2+280,460)]})

         if disp\_selector[3]:

            disp\_img(I\_d, title = 'I\_d' ,text = {'text' : ['I\_d'],'loc':[(280,460)]})

         if disp\_selector[4]:

            disp\_img(I\_p, title = 'I\_p' ,text = {'text' : ['I\_p'],'loc':[(280,460)]})

         if disp\_selector[5]:

            disp\_img(I\_out, title = 'I\_out' ,text = {'text' : ['I\_out'],'loc':[(280,460)]})

         if disp\_selector[6]:

            disp\_img(I\_img, title = 'I\_img' ,text = {'text' : ['I\_img'],'loc':[(280,460)]})

         if disp\_selector[7]:

            disp\_img(I\_u, title = 'I\_u' ,text = {'text' : ['I\_u'],'loc':[(280,460)]})

         if disp\_selector[8]:

            disp\_img(I\_v, title = 'I\_v' ,text = {'text' : ['I\_v'],'loc':[(280,460)]})

         if disp\_selector[9]:

            disp\_img(S\_tag, title = 'S\_tag' ,text = {'text' : ['S\_tag'],'loc':[(280,460)]})

         return  performance

    if model == 'MSRCR':

         I\_o = msrcr(Img,sigma\_scales=sigma)

         performance = metric(Img,I\_o)

         if disp\_selector[0]:

            disp\_img(I\_o, title = 'I\_o' ,text = {'text' : ['I\_o'],'loc':[(280,460)]})

         if disp\_selector[1]:

            disp\_img(np.block([[Img],[I\_o]]) , title = 'Enhancement' ,text = {'text' : ['Original','Enhancement'],'loc':[(280,460),(640+280,460)]})

         return  performance

    if model == 'CLAHE':

         I\_o = CLAHE(Img)

         performance = metric(Img,I\_o)

         if disp\_selector[0]:

            disp\_img(I\_o, title = 'I\_o' ,text = {'text' : ['I\_o'],'loc':[(280,460)]})

         if disp\_selector[1]:

            disp\_img(np.block([[Img],[I\_o]]) , title = 'Enhancement' ,text = {'text' : ['Original','Enhancement'],'loc':[(280,460),(640+280,460)]})

         return  performance

    if model == 'AHE':

         I\_o = AHE(Img)

         performance = metric(Img,I\_o)

         if disp\_selector[0]:

            disp\_img(I\_o, title = 'I\_o' ,text = {'text' : ['I\_o'],'loc':[(280,460)]})

         if disp\_selector[1]:

            disp\_img(np.block([[Img],[I\_o]]) , title = 'Enhancement' ,text = {'text' : ['Original','Enhancement'],'loc':[(280,460),(640+280,460)]})

         return  performance

class ImageProcessorGUI:

    def \_\_init\_\_(self, master):

        self.master = master

        master.title("Image Processor")

        w = 380

        h = 370

        # open window in the center of screen

        screen\_width = master.winfo\_screenwidth()  # get the screen width

        screen\_height = master.winfo\_screenheight()  # get the screen height

        x = int((screen\_width / 2) - (w / 2))

        y = int((screen\_height / 2) - (h / 2))

        master.geometry('{}x{}+{}+{}'.format(w, h, x, y))  # window.geometry('wxh+x+y')

        # Select image button

        self.select\_image\_button = tk.Button(master, text="Select Image", command=self.select\_image)

        self.select\_image\_button.grid(row=0, column=0, padx=10, pady=10)

        # Display Image button

        self.select\_image\_button = tk.Button(master, text="Display Selected",state='disabled', command= self.display\_selected)

        self.select\_image\_button.grid(row=0, column=1, padx=10, pady=10)

        # Model combobox

        self.model\_label = tk.Label(master, text="Select Model:")

        self.model\_label.grid(row=1, column=0, padx=10, pady=5)

        self.model\_combobox = ttk.Combobox(master, values=['MSRCR', 'CLAHE', 'AHE', 'DFE'],textvariable= 'Select',state='disabled')

        self.model\_combobox.bind("<<ComboboxSelected>>", self.en)

        self.model\_combobox.grid(row=1, column=1, padx=10, pady=5)

        # Value entries

        self.values\_label\_sigma = tk.Label(master, text="Enter Sigma values :")

        self.values\_label\_sigma.grid(row=2, column=0, padx=10, pady=5)

        self.values\_entry\_sigma = tk.Entry(master,state='disabled')

        self.values\_entry\_sigma.grid(row=2, column=1, padx=10, pady=5 )

        self.values\_label\_weight = tk.Label(master, text="Enter Weight values :")

        self.values\_label\_weight.grid(row=3, column=0, padx=10, pady=5)

        self.values\_entry\_weight = tk.Entry(master,state='disabled')

        self.values\_entry\_weight.grid(row=3, column=1, padx=10, pady=5)

        self.values\_label\_kernel = tk.Label(master, text="Enter Kernel size (n,m) :")

        self.values\_label\_kernel.grid(row=4, column=0, padx=10, pady=5)

        self.values\_entry\_kernel= tk.Entry(master,state='disabled')

        self.values\_entry\_kernel.grid(row=4, column=1, padx=10, pady=5)

        self.values\_label\_lambda = tk.Label(master, text="Enter Lambda value :")

        self.values\_label\_lambda.grid(row=5, column=0, padx=10, pady=5)

        self.values\_entry\_lambda = tk.Entry(master,state='disabled')

        self.values\_entry\_lambda.grid(row=5, column=1, padx=10, pady=5)

        # Checkboxes

        self.checkbox\_frame = tk.Frame(master)

        self.checkbox\_frame.grid(row=6, column=1, padx=10)

        self.checkbox\_labels = ['I\_o','I\_i&o','HSV', 'I\_d', 'I\_p', 'I\_out', 'I\_img', 'I\_u','I\_v', "S'"]

        self.checkbox\_vars = [tk.BooleanVar() for i in range(len(self.checkbox\_labels))]

        self.checkbox\_buttons = []

        for i in range(len(self.checkbox\_labels)):

            self.checkbox\_buttons.append(tk.Checkbutton(self.checkbox\_frame, text=self.checkbox\_labels[i], variable=self.checkbox\_vars[i],state='disabled'))

            if i < len(self.checkbox\_labels) // 2:

                self.checkbox\_buttons[i].grid(row=i, column=0, sticky='w')

            else:

                self.checkbox\_buttons[i].grid(row=i-len(self.checkbox\_labels) // 2, column=1, sticky='w')

        self.metric\_table = ttk.Frame(master)

        self.metric\_table.grid(row=6, column=0, padx=5)

        self.metric\_table\_label = ttk.Label(self.metric\_table, text="Metric Table")

        self.metric\_table\_label.grid(row=7, column=0, pady=(5, 5))

        self.metric\_table\_treeview = ttk.Treeview(self.metric\_table, height=5)

        self.metric\_table\_treeview.grid(row=8, column=0)

        self.metric\_table\_treeview['columns'] = ("Metric-Name", "Metric-Value")

        # format columns

        self.metric\_table\_treeview.column("#0", width=0, stretch=False)

        self.metric\_table\_treeview.column("Metric-Name", width=100, minwidth=100, anchor="center")

        self.metric\_table\_treeview.column("Metric-Value", width=100, minwidth=100, anchor="center")

        # create headings

        self.metric\_table\_treeview.heading("#0", text="", anchor="w")

        self.metric\_table\_treeview.heading("Metric-Name", text="Metric-Name", anchor="center")

        self.metric\_table\_treeview.heading("Metric-Value", text="Metric-Value", anchor="center")

        # Run button

        self.run\_button = tk.Button(self.checkbox\_frame, text="Run",state='disabled', command=self.run)

        self.run\_button.grid(row=7, column=0, padx=10, pady=5 )

    def en(self, event):

        self.run\_button.config(state='normal')

        if self.model\_combobox.get() == 'MSRCR':

           self.values\_entry\_sigma.configure(state='normal')

           self.values\_entry\_sigma.delete(0,'end')

           self.values\_entry\_sigma.insert(1,'10,100,300')

           self.values\_entry\_weight.configure(state='disable')

           self.values\_entry\_kernel.configure(state='disable')

           self.values\_entry\_lambda.configure(state='disable')

           for i in range(len(self.checkbox\_buttons)):

               self.checkbox\_buttons[i].configure(state='disable')

               self.checkbox\_buttons[i].deselect()

           self.checkbox\_buttons[0].configure(state='normal')

           self.checkbox\_buttons[1].configure(state='normal')

        elif  self.model\_combobox.get() == 'DFE':

           self.values\_entry\_sigma.configure(state='normal')

           self.values\_entry\_sigma.delete(0,'end')

           self.values\_entry\_sigma.insert(1,'10,100,300')

           self.values\_entry\_weight.configure(state='normal')

           self.values\_entry\_weight.delete(0,'end')

           self.values\_entry\_weight.insert(1,'0.05,0.1,0.25')

           self.values\_entry\_kernel.configure(state='normal')

           self.values\_entry\_kernel.delete(0,'end')

           self.values\_entry\_kernel.insert(1,'9,9')

           self.values\_entry\_lambda.configure(state='normal')

           self.values\_entry\_lambda.delete(0,'end')

           self.values\_entry\_lambda.insert(1,'40')

           for i in range(len(self.checkbox\_buttons)):

               self.checkbox\_buttons[i].configure(state='normal')

        else:

           self.values\_entry\_sigma.configure(state='disable')

           self.values\_entry\_weight.configure(state='disable')

           self.values\_entry\_kernel.configure(state='disable')

           self.values\_entry\_lambda.configure(state='disable')

           for i in range(len(self.checkbox\_buttons)):

               self.checkbox\_buttons[i].configure(state='disable')

               self.checkbox\_buttons[i].deselect()

           self.checkbox\_buttons[0].configure(state='normal')

           self.checkbox\_buttons[1].configure(state='normal')

        for i in self.metric\_table\_treeview.get\_children():

              self.metric\_table\_treeview.delete(i)

    def select\_image(self):

        file\_paths = filedialog.askopenfilenames(title="Select Image Files", filetypes=[("Image files", "\*.jpg;\*.jpeg;\*.png;\*.gif;\*.tif;\*.bmp;")])

        if file\_paths:

            image = cv2.imread(file\_paths[0])

            self.image = cv2.resize(image, (640, 480))

            self.select\_image\_button.config(state='normal')

            self.model\_combobox.config(state='readonly')

        else:

            self.image = None

    def display\_selected(self):

        disp\_img(self.image , title = 'Reference' ,text = {'text' : ['Original'],'loc':[(280,460)]})

        cv2.waitKey(0)

        cv2.destroyAllWindows()

    def insert\_data\_to\_metric\_table(self):

        for i in self.metric\_table\_treeview.get\_children():

            self.metric\_table\_treeview.delete(i)

        for idx, (key, value) in enumerate(self.info.items()):

            self.metric\_table\_treeview.insert(parent='', index='end', iid=str(idx), values=(key, value))

    def run(self):

        # Get values from GUI elements

        sigma =  None

        weights = None

        kernel = None

        lam = None

        Img = self.image

        model = self.model\_combobox.get()

        if model == 'DFE':

           sigma = [int(num)for num in self.values\_entry\_sigma.get().split(',')]

           weights = [float(num)for num in self.values\_entry\_weight.get().split(',')]

           kernel = [int(num)for num in self.values\_entry\_kernel.get().split(',')]

           lam = float(self.values\_entry\_lambda.get())

        elif model == 'MSRCR':

           sigma = [int(num)for num in self.values\_entry\_sigma.get().split(',')]

        checkboxes = [var.get() for var in self.checkbox\_vars]

        # Display processed image

        self.info = Model(Img ,model =model ,disp\_selector = checkboxes,sigma = sigma,weights=weights ,kernel =kernel ,lam = lam)

        self.insert\_data\_to\_metric\_table()

        cv2.waitKey(0)

        cv2.destroyAllWindows()

if \_\_name\_\_ == '\_\_main\_\_':

    root = tk.Tk()

    gui = ImageProcessorGUI(root)

    root.mainloop()

# Appendix B – Script

import numpy as np

import matplotlib.pyplot as plt

from scipy.fftpack import dct, idct

import cv2

import pandas as pd

from skimage.metrics import structural\_similarity as ssim

import pywt

from tabulate import tabulate

import tkinter.ttk

from tkinter import filedialog

images = None

###################################### Functions #######################################################

########################################################################################################

def create\_mosaic(images):

    # Decomposition plot function

    def img\_norm(img):

        return img / img.max()  # Normalize values

    if len(images) == 1:  # if only one image in a list, return original image

        return images[0]

    elif len(images) <= 4:  # if 4 images in a list, create mosaic

        block1 = np.block([[img\_norm(images[0]), img\_norm(images[2])], [img\_norm(images[1]), img\_norm(images[3])]])

        return block1

    else:  # if more than 4 images, recursively apply this function on LL

        return np.block([[img\_norm(create\_mosaic(images[4:])), img\_norm(images[2])], [img\_norm(images[1]), img\_norm(images[3])]])

########################################## DCT #########################################################

def MDCT(image, level=1):

    """

    Perform Multi Resolution DCT on an image.

    Parameters:

    image: ndarray

        The input image as a numpy array

    level: int, optional (default=1)

        The number of decomposition levels to perform.

    Returns:

    coeffs: list

        A list of numpy arrays containing the IDCT coefficients [LL\_1,LH\_1,HL\_1,HH\_1,LL\_2,LH\_2,HL\_2,HH\_2,etc...]

    """

    coeffs = []

    for i in range(level):

        # Perform DCT on columns

        dct\_cols = dct(image, axis=0, type=2, norm='ortho')

        # Split into upper and lower halves along rows

        split\_row = dct\_cols.shape[0] // 2

        upper\_half = dct\_cols[:split\_row, :]

        lower\_half = dct\_cols[split\_row:, :]

        # Perform IDCT on each half along columns

        idct\_upper = idct(upper\_half, axis=0, type=2, norm='ortho')

        idct\_lower = idct(lower\_half, axis=0, type=2, norm='ortho')

        # Combine the halves and perform DCT on rows

        dct\_rows\_upper = dct(idct\_upper, axis=1, type=2, norm='ortho')

        dct\_rows\_lower = dct(idct\_lower, axis=1, type=2, norm='ortho')

        # Split into LL, LH, HL, HH coefficients

        split\_col\_u = dct\_rows\_upper.shape[1] // 2

        split\_col\_l = dct\_rows\_lower.shape[1] // 2

        LL\_f = dct\_rows\_upper[:, :split\_col\_u]

        LH\_f = dct\_rows\_upper[:, split\_col\_u:]

        HL\_f = dct\_rows\_lower[:, :split\_col\_l]

        HH\_f = dct\_rows\_lower[:, split\_col\_l:]

        LL = idct(LL\_f, axis=1, type=2, norm='ortho')

        LH = idct(LH\_f, axis=1, type=2, norm='ortho')

        HL = idct(HL\_f, axis=1, type=2, norm='ortho')

        HH = idct(HH\_f, axis=1, type=2, norm='ortho')

        # Append the coefficients to the list

        coeffs.append(LL)

        coeffs.append(LH)

        coeffs.append(HL)

        coeffs.append(HH)

        # Update the image for the next level

        image = LL.copy()

    return coeffs

def IMDCT(coeff):

    """

    Perform Multi Resolution IDCT on a coefficient.

    Parameters:

    image: list of ndarray

         A list of numpy arrays containing the IDCT coefficients [LL\_1,LH\_1,HL\_1,HH\_1,LL\_2,LH\_2,HL\_2,HH\_2,etc...]

    Returns:

         LL: image as a numpy array

    """

    batches = []

    for i in range(0, len(coeff), 4):  # split images list to batches for each level

        batches.append(coeff[i:i + 4])

    batches = batches[::-1]  # revert list of batches

    def block\_LL(LL\_I, LH\_I, HL\_I, HH\_I):  # assembly block for one level

        LL = dct(LL\_I, axis=1, type=2, norm='ortho')

        LH = dct(LH\_I, axis=1, type=2, norm='ortho')

        HL = dct(HL\_I, axis=1, type=2, norm='ortho')

        HH = dct(HH\_I, axis=1, type=2, norm='ortho')

        block\_up\_col = idct(np.block([LL, LH]), axis=1, type=2, norm='ortho')

        block\_low\_col = idct(np.block([HL, HH]), axis=1, type=2, norm='ortho')

        block\_up\_row = dct(block\_up\_col, axis=0, type=2, norm='ortho')

        block\_low\_col = dct(block\_low\_col, axis=0, type=2, norm='ortho')

        block1 = idct(np.block([[block\_up\_row], [block\_low\_col]]), axis=0, type=2, norm='ortho')

        return block1

    LL = []

    if len(batches) == 1:  # if only one level

        return block\_LL(batches[0][0], batches[0][1], batches[0][2], batches[0][3])

    else:  # if multiple levels, apply assembly recursively

        for i, val in enumerate(batches):

            if i == 0:

                LL.append(block\_LL((val[0]), val[1], val[2], val[3]))

            else:

                LL.append(block\_LL(LL[i - 1], val[1], val[2], val[3]))

        return LL[-1]

######################################## Wavelets ########################################################

def MDWT(image, level, wavelet):

    """

    Perform Multi Resolution DWT on an image.

    Parameters:

    image: ndarray

        The input image as a numpy array

    level: int, optional (default=1)

        The number of decomposition levels to perform.

    wavelet: Mother wavelet

    Returns:

    coeffs: list

        A list of numpy arrays containing the IWCT coefficients [LL\_1,LH\_1,HL\_1,HH\_1,LL\_2,LH\_2,HL\_2,HH\_2,etc...]

    """

    coeffs = []

    for i in range(level):

        coeffs2 = pywt.dwt2(image, wavelet)

        LL, (LH, HL, HH) = coeffs2

        # Append the coefficients to the list

        coeffs.append(LL)

        coeffs.append(LH)

        coeffs.append(HL)

        coeffs.append(HH)

        # Update the image for the next level

        image = LL.copy()

    return coeffs

def IMDWT(coeff, wavelet):

    """

    Perform Multi Resolution IDWT on a coefficient.

    Parameters:

    image: list of ndarray

         A list of numpy arrays containing the IDCT coefficients [LL\_1,LH\_1,HL\_1,HH\_1,LL\_2,LH\_2,HL\_2,HH\_2,etc...]

    wavelet: Mother wavelet

    Returns:

         LL: image as a numpy array

    """

    batches = []

    for i in range(0, len(coeff), 4):

        batches.append(coeff[i:i + 4])

    batches = batches[::-1]

    def block\_LL(LL\_I, LH\_I, HL\_I, HH\_I, wavelet):

        return pywt.idwt2((LL\_I, (LH\_I, HL\_I, HH\_I)), wavelet)

    LL = []

    if len(batches) == 1:

        return block\_LL(batches[0][0], batches[0][1], batches[0][2], batches[0][3], wavelet)

    else:

        for i, val in enumerate(batches):

            if i == 0:

                LL.append(block\_LL((val[0]), val[1], val[2], val[3], wavelet))

            else:

                LL.append(block\_LL(LL[i - 1], val[1], val[2], val[3], wavelet))

        return LL[-1]

def fusion\_dct(img\_1, img\_2, level, details, approx, display\_decomposition\_mosaic=False, display\_fusion\_mosaic=False, display\_fusion=False, err=False):

    def get\_max\_magnitude\_pixel(A, B):

        # Ensure images are of the same shape

        assert A.shape == B.shape

        A = A.astype(np.float64)

        B = B.astype(np.float64)

        # Calculate the magnitude of each pixel in the images

        mag1 = np.abs(A)

        mag2 = np.abs(B)

        # Determine which image has the higher magnitude pixel for each location

        higher\_mag\_mask = mag1 > mag2

        # Combine the masks with the original images to obtain the maximum magnitude pixels

        max\_pixels = np.zeros\_like(A)

        max\_pixels[higher\_mag\_mask] = A[higher\_mag\_mask]

        max\_pixels[~higher\_mag\_mask] = B[~higher\_mag\_mask]

        # Return the maximum magnitude pixels

        return max\_pixels

    def get\_min\_magnitude\_pixel(A, B):

        # Ensure images are of the same shape

        assert A.shape == B.shape

        A = A.astype(np.float64)

        B = B.astype(np.float64)

        # Calculate the magnitude of each pixel in the images

        mag1 = np.abs(A)

        mag2 = np.abs(B)

        # Determine which image has the smaller magnitude pixel for each location

        lower\_mag\_mask = mag1 < mag2

        # Combine the masks with the original images to obtain the minimum magnitude pixels

        min\_pixels = np.zeros\_like(A)

        min\_pixels[lower\_mag\_mask] = A[lower\_mag\_mask]

        min\_pixels[~lower\_mag\_mask] = B[~lower\_mag\_mask]

        # Return the minimum magnitude pixels

        return min\_pixels

    def mouse\_callback(event, x, y, flags, param):

# Function that response for closing window of figure by clicking on right button and on X

        if event == cv2.EVENT\_RBUTTONUP:

            cv2.destroyAllWindows()

    coeff = []

    coeffs\_1 = MDCT(img\_1, level)

    coeffs\_2 = MDCT(img\_2, level)

    for i, val in enumerate(coeffs\_1):  # Fusion

        if i % 4 == 0: # Approximation coefficients in the list

            if approx == 'min':

                coeff.append(get\_min\_magnitude\_pixel(coeffs\_2[i], coeffs\_1[i]))

            elif approx == 'max':

                coeff.append(get\_max\_magnitude\_pixel(coeffs\_2[i], coeffs\_1[i]))

            else:

                mean\_coeff = (coeffs\_1[i] + coeffs\_2[i]) / 2

                coeff.append(mean\_coeff)

        else: # Details coefficients in the list

            if details == 'min':

                coeff.append(get\_min\_magnitude\_pixel(coeffs\_2[i], coeffs\_1[i]))

            elif details == 'max':

                coeff.append(get\_max\_magnitude\_pixel(coeffs\_2[i], coeffs\_1[i]))

            elif details == 'mean':

                # coeff.append(np.mean(np.array([coeffs\_1[i],coeffs\_2[i]]),axis=0))

                mean\_coeff = (coeffs\_1[i] + coeffs\_2[i]) / 2

                coeff.append(mean\_coeff)

            else:

                print("Invalid metric for details")

    MDCT1 = create\_mosaic(coeffs\_1)

    MDCT2 = create\_mosaic(coeffs\_2)

    MDCT\_FUSION = create\_mosaic(coeff)

    IMDCT\_FUSION = IMDCT(coeff)

    if display\_decomposition\_mosaic:

        combined\_i = cv2.hconcat([MDCT1, MDCT2])

        cv2.putText(combined\_i, 'IDCT\_IMG1', (220, 480), cv2.FONT\_HERSHEY\_SIMPLEX, 0.5, (255, 255, 255), 1)

        cv2.putText(combined\_i, 'IDCT\_IMG2', (MDCT1.shape[1] + 220, 480), cv2.FONT\_HERSHEY\_SIMPLEX, 0.5, (255, 255, 255), 1)

        cv2.imshow(f'Decomposition level: {level}', combined\_i)

        cv2.setWindowProperty(f'Decomposition level: {level}', cv2.WND\_PROP\_TOPMOST, 1)

        # Associate the callback function with the named window

        cv2.setMouseCallback(f'Decomposition level: {level}', mouse\_callback)

    if display\_fusion\_mosaic:

        cv2.putText(MDCT\_FUSION, f'Approx: {approx} Details: {details}', (165, 500), cv2.FONT\_HERSHEY\_SIMPLEX, 0.5, (255, 255, 255), 1)

        cv2.imshow(f'Decomposition of Fusion ,level: {level}', MDCT\_FUSION)

        cv2.setWindowProperty(f'Decomposition of Fusion ,level: {level}', cv2.WND\_PROP\_TOPMOST, 1)

        # Associate the callback function with the named window

        cv2.setMouseCallback(f'Decomposition of Fusion ,level: {level}', mouse\_callback)

    if display\_fusion:

        cv2.putText(IMDCT\_FUSION, f'Approx: {approx} Details: {details}', (165, 500), cv2.FONT\_HERSHEY\_SIMPLEX, 0.5, (0, 0, 0), 1)

        cv2.imshow('Fusion', IMDCT\_FUSION.copy() / 255.)

        cv2.setWindowProperty('Fusion', cv2.WND\_PROP\_TOPMOST, 1)

        # Associate the callback function with the named window

        cv2.setMouseCallback('Fusion', mouse\_callback)

    if not err:

        cv2.waitKey(0)

        cv2.destroyAllWindows()

    return IMDCT(coeff), coeff, MDCT1, MDCT2, create\_mosaic(coeff)

def fusion\_dwt(img\_1, img\_2, level, wavelet, details, approx, display\_decomposition\_mosaic=False, display\_fusion\_mosaic=False, display\_fusion=False, err=False):

    def get\_max\_magnitude\_pixel(A, B):

        # Ensure images are of the same shape

        assert A.shape == B.shape

        A = A.astype(np.float64)

        B = B.astype(np.float64)

        # Calculate the magnitude of each pixel in the images

        mag1 = np.abs(A)

        mag2 = np.abs(B)

        # Determine which image has the higher magnitude pixel for each location

        higher\_mag\_mask = mag1 > mag2

        # Combine the masks with the original images to obtain the maximum magnitude pixels

        max\_pixels = np.zeros\_like(A)

        max\_pixels[higher\_mag\_mask] = A[higher\_mag\_mask]

        max\_pixels[~higher\_mag\_mask] = B[~higher\_mag\_mask]

        # Return the maximum magnitude pixels

        return max\_pixels

    def get\_min\_magnitude\_pixel(A, B):

        # Ensure images are of the same shape

        assert A.shape == B.shape

        A = A.astype(np.float64)

        B = B.astype(np.float64)

        # Calculate the magnitude of each pixel in the images

        mag1 = np.abs(A)

        mag2 = np.abs(B)

        # Determine which image has the smaller magnitude pixel for each location

        lower\_mag\_mask = mag1 < mag2

        # Combine the masks with the original images to obtain the minimum magnitude pixels

        min\_pixels = np.zeros\_like(A)

        min\_pixels[lower\_mag\_mask] = A[lower\_mag\_mask]

        min\_pixels[~lower\_mag\_mask] = B[~lower\_mag\_mask]

        # Return the minimum magnitude pixels

        return min\_pixels

    def mouse\_callback(event, x, y, flags, param):

        if event == cv2.EVENT\_RBUTTONUP:

            cv2.destroyAllWindows()

    coeff = []

    coeffs\_1 = MDWT(img\_1, level, wavelet)

    coeffs\_2 = MDWT(img\_2, level, wavelet)

    for i, val in enumerate(coeffs\_1):

        if i % 4 == 0:

            if approx == 'min':

                coeff.append(get\_min\_magnitude\_pixel(coeffs\_1[i], coeffs\_2[i]))

            elif approx == 'max':

                coeff.append(get\_max\_magnitude\_pixel(coeffs\_1[i], coeffs\_2[i]))

            else:

                mean\_coeff = (coeffs\_1[i] + coeffs\_2[i]) / 2

                coeff.append(mean\_coeff)

        else:

            # Compare the magnitudes of the matrices using the specified metric

            if details == 'min':

                coeff.append(get\_min\_magnitude\_pixel(coeffs\_1[i], coeffs\_2[i]))

            elif details == 'max':

                coeff.append(get\_max\_magnitude\_pixel(coeffs\_1[i], coeffs\_2[i]))

            elif details == 'mean':

                # coeff.append(np.mean(np.array([coeffs\_1[i],coeffs\_2[i]]),axis=0))

                mean\_coeff = (coeffs\_1[i] + coeffs\_2[i]) / 2

                coeff.append(mean\_coeff)

            else:

                print("Invalid metric for details")

    MDWT1 = create\_mosaic(coeffs\_1)

    MDWT2 = create\_mosaic(coeffs\_2)

    MDWT\_FUSION = create\_mosaic(coeff)

    IMDWT\_FUSION = IMDWT(coeff, wavelet)

    if display\_decomposition\_mosaic:

        combined\_i = cv2.hconcat([MDWT1, MDWT2])

        cv2.putText(combined\_i, 'IDWT\_IMG1', (220, 480), cv2.FONT\_HERSHEY\_SIMPLEX, 0.5, (255, 255, 255), 1)

        cv2.putText(combined\_i, 'IDWT\_IMG2', (MDWT1.shape[1] + 220, 480), cv2.FONT\_HERSHEY\_SIMPLEX, 0.5, (255, 255, 255), 1)

        cv2.imshow(f'Decomposition level: {level}', combined\_i)

        cv2.setWindowProperty(f'Decomposition level: {level}', cv2.WND\_PROP\_TOPMOST, 1)

        cv2.setMouseCallback(f'Decomposition level: {level}', mouse\_callback)

    if display\_fusion\_mosaic:

        cv2.putText(MDWT\_FUSION, f'Mother Wavelet: {wavelet} Approx: {approx} Details: {details}', (70, 500), cv2.FONT\_HERSHEY\_SIMPLEX, 0.5, (255, 255, 255), 1)

        cv2.imshow(f'Decomposition of Fusion ,level: {level}', MDWT\_FUSION)

        cv2.setWindowProperty(f'Decomposition of Fusion ,level: {level}', cv2.WND\_PROP\_TOPMOST, 1)

        # Associate the callback function with the named window

        cv2.setMouseCallback(f'Decomposition of Fusion ,level: {level}', mouse\_callback)

    if display\_fusion:

        cv2.putText(IMDWT\_FUSION, f'Approx: {approx} Details: {details}', (165, 500), cv2.FONT\_HERSHEY\_SIMPLEX, 0.5, (0, 0, 0), 1)

        cv2.imshow('Fusion', IMDWT\_FUSION / 255.)

        cv2.setWindowProperty('Fusion', cv2.WND\_PROP\_TOPMOST, 1)

        # Associate the callback function with the named window

        cv2.setMouseCallback('Fusion', mouse\_callback)

    if not err:

        cv2.waitKey(0)

        cv2.destroyAllWindows()

    return IMDWT(coeff, wavelet), coeff, MDWT1, MDWT2, create\_mosaic(coeff)

# metrics

def PFE(I\_r, I\_f):

    norm\_diff = np.linalg.norm(I\_r - I\_f)

    norm\_I\_r = np.linalg.norm(I\_r)

    pfe = (norm\_diff / norm\_I\_r) \* 100

    return round(pfe, 4)

def PSNR(I\_r, I\_f):

    mse = np.mean((I\_r - I\_f) \*\* 2)

    max\_pixel = 255

    psnr = 10 \* np.log10(max\_pixel \*\* 2 / mse)

    # psnr = 20 \* np.log10(max\_pixel/np.sqrt(mse))

    return round(psnr, 4)

def SD(I\_f):

    # Compute the histogram

    hist, bins = np.histogram(I\_f.flatten(), bins=256)

    # Compute the mean of the histogram

    mean = np.sum(hist \* bins[:-1]) / np.sum(hist)

    # Compute the variance of the histogram

    variance = np.sum((bins[:-1] - mean) \*\* 2 \* hist) / np.sum(hist)

    # Compute the standard deviation of the histogram

    return round(np.sqrt(variance), 4)

def MSSISM(I\_r, I\_f, L=255):

    K1 = 0.01

    K2 = 0.03

    C1 = (K1 \* L) \*\* 2

    C2 = (K2 \* L) \*\* 2

    # INITS

    I2\_2 = I\_f \*\* 2  # I2^2

    I1\_2 = I\_r \*\* 2  # I1^2

    I1\_I2 = I\_r \* I\_f  # I1 \* I2

    # END INITS

    # PRELIMINARY COMPUTING

    mu1 = cv2.GaussianBlur(I\_r, (11, 11), 1.5)

    mu2 = cv2.GaussianBlur(I\_f, (11, 11), 1.5)

    mu1\_2 = mu1 \*\* 2

    mu2\_2 = mu2 \*\* 2

    mu1\_mu2 = mu1 \* mu2

    sigma1\_2 = cv2.GaussianBlur(I1\_2, (11, 11), 1.5)

    sigma1\_2 -= mu1\_2

    sigma2\_2 = cv2.GaussianBlur(I2\_2, (11, 11), 1.5)

    sigma2\_2 -= mu2\_2

    sigma12 = cv2.GaussianBlur(I1\_I2, (11, 11), 1.5)

    sigma12 -= mu1\_mu2

    t1 = 2 \* mu1\_mu2 + C1

    t2 = 2 \* sigma12 + C2

    t3 = t1 \* t2  # t3 = ((2\*mu1\_mu2 + C1).\*(2\*sigma12 + C2))

    t1 = mu1\_2 + mu2\_2 + C1

    t2 = sigma1\_2 + sigma2\_2 + C2

    t1 = t1 \* t2  # t1 =((mu1\_2 + mu2\_2 + C1).\*(sigma1\_2 + sigma2\_2 + C2))

    ssim\_map = t3 / t1

    mssim = np.mean(ssim\_map)  # mssim = average of ssim map windows 11x11

    return round(mssim, 4)

def CE(I1, I2, I\_f):

    def calculate\_pmf(image):

        # Compute the histogram of the image

        hist, \_ = np.histogram(image.flatten(), bins=256)

        # Calculate the total number of pixels in the image

        num\_pixels = np.sum(hist) # same as N\*M

        # Calculate the PMF by dividing each bin in the histogram by the total number of pixels

        pmf = hist / num\_pixels

        return pmf

    def crossEntropy(Y, P):

        epsilon = 2\*\*(-32)

        hist\_y = calculate\_pmf(Y)

        hist\_p = calculate\_pmf(P)

        # Add epsilon to avoid division by zero errors

        hist\_y = np.clip(hist\_y, epsilon, 1)

        hist\_p = np.clip(hist\_p, epsilon, 1)

        CE = np.sum(hist\_y \* np.log(hist\_y/hist\_p))

        return CE

    return round((crossEntropy(I1, I\_f) + crossEntropy(I2, I\_f)) \* 0.5, 4)

def SF(I\_f):

    def RF(X):

        result = []

        for i in range(len(X)):

            row = []

            for j in range(1, len(X[i])):

                row.append((X[i][j] - X[i][j - 1]) \*\* 2)

            result.append(row)

        return np.sum(result) / (X.shape[0] \* X.shape[1])

    def CF(X):

        result = []

        for i in range(1, len(X)):

            row = []

            for j in range(len(X[i])):

                row.append((X[i][j] - X[i - 1][j]) \*\* 2)

            result.append(row)

        return np.sum(result) / (X.shape[0] \* X.shape[1])

    sf = np.sqrt(RF(I\_f) + CF(I\_f))

    return round(sf, 4)

def dict\_to\_table(data, fusion, level):

# Transform Dictionary to Table form

    df = pd.DataFrame(data.items(), columns=['Fusion: ' + fusion + ' Level: ' + str(level), 'Metric Value'])

    table = tabulate(df, headers='keys', tablefmt='psql', showindex=False)

    print(table)

def fusion(images, level, fusion, wavelet, details, approx, display\_decomposition\_mosaic=False, display\_fusion\_mosaic=False, display\_fusion=False, display\_error=False, calculate\_metrics=False):

# Main Fusion function that combine all previous functions and activate them according to inputs

    def mouse\_callback(event, x, y, flags, param):

        if event == cv2.EVENT\_RBUTTONUP:

            cv2.destroyAllWindows()

    img\_1 = images[0]

    img\_2 = images[1]

    if len(images) > 2:

        reference\_img = images[2] # Reference image

    if fusion == 'DCT':

        out, \_, \_, \_, \_ = fusion\_dct(img\_1, img\_2, level, details, approx, display\_decomposition\_mosaic, display\_fusion\_mosaic, display\_fusion, err=display\_error)

    elif fusion == 'DWT':

        out, \_, \_, \_, \_ = fusion\_dwt(img\_1, img\_2, level, wavelet, details, approx, display\_decomposition\_mosaic, display\_fusion\_mosaic, display\_fusion, err=display\_error)

    else:

        print('Error')

    if display\_error:

        # Plot error Image

        cv2.imshow('Error', (out - reference\_img) / 255.)

        cv2.setMouseCallback('Error', mouse\_callback)

        cv2.waitKey(0)

        cv2.destroyAllWindows()

    # Perform Metrics

    if calculate\_metrics:

        info\_no\_ref = {'CE': CE(img\_1, img\_2, out), 'SD': SD(out), 'SF': SF(out)}

        if len(images) > 2:

            info\_ref = {'PFE': PFE(reference\_img, out), 'PSNR': PSNR(reference\_img, out),

                        'SSIM': MSSISM(reference\_img, out, L=255)}

            info = {\*\*info\_ref, \*\*info\_no\_ref}

        else:

            info = info\_no\_ref

        dict\_to\_table(info, fusion, level)

        return info

##################################################### GUI #######################################################

def mouse\_callback(event, x, y, flags, param):

    if event == cv2.EVENT\_RBUTTONUP:

        cv2.destroyAllWindows()

def select\_images\_from\_folder():

    global images

    file\_paths = filedialog.askopenfilenames(title="Select Image Files", filetypes=[("Image files", "\*.jpg;\*.jpeg;\*.png;\*.gif")])

    print(file\_paths)

    images = []

    if file\_paths:

        for file\_path in file\_paths:

            image = cv2.imread(file\_path)

            image = cv2.cvtColor(image, cv2.COLOR\_BGR2GRAY)

            image = cv2.resize(image, (512, 512))

            image = image.astype(np.float64)

            images.append(image)

    enable\_btn()

    return images

def start\_fusion(display\_fusion=False, display\_fusion\_mosaic=False, display\_decomposition\_mosaic=False, display\_error=False, calculate\_metrics=False):

    global images

    if len(images) >= 2:

        details\_param = details\_combo.get()

        approx\_param = approximation\_combo.get()

        dwt\_param = dwt\_selected\_combo.get()

        fusion\_param = fusion\_model\_combo.get()

        level\_param = int(decomposition\_level\_scale.get())

        info = fusion(images, level\_param, fusion\_param, dwt\_param, details\_param, approx\_param, display\_fusion, display\_fusion\_mosaic, display\_decomposition\_mosaic, display\_error, calculate\_metrics)

        insert\_data\_to\_metric\_table(info)

def display\_selected\_images():

    global images

    if len(images) > 2:

        image\_1 = images[0]

        image\_2 = images[1]

        reference\_img = images[2]

        cv2.imshow('Unfocudes and Reference Images', cv2.hconcat([image\_1, image\_2, reference\_img]) / 255.)

        cv2.setMouseCallback('Unfocudes and Reference Images', mouse\_callback)

    elif len(images) == 2:

        image\_1 = images[0]

        image\_2 = images[1]

        cv2.imshow('Unfocudes Images', cv2.hconcat([image\_1, image\_2]) / 255.)

        cv2.setMouseCallback('Unfocudes Images', mouse\_callback)

    else:

        print('Select at least two image')

    cv2.waitKey(0)

    cv2.destroyAllWindows()

def enable\_btn():

    global images

    if len(images) < 2 or len(images) > 3:

        display\_error\_btn.config(state='disabled')

        display\_selected\_images\_btn.config(state='disabled')

        display\_calculate\_metrics\_btn.config(state='disabled')

        display\_decomposition\_btn.config(state='disabled')

        display\_fusion\_btn.config(state='disabled')

        display\_fusion\_decomposition\_btn.config(state='disabled')

    elif len(images) == 2:

        display\_error\_btn.config(state='disabled')

        display\_selected\_images\_btn.config(state='normal')

        display\_calculate\_metrics\_btn.config(state='normal')

        display\_decomposition\_btn.config(state='normal')

        display\_fusion\_btn.config(state='normal')

        display\_fusion\_decomposition\_btn.config(state='normal')

    else:

        display\_error\_btn.config(state='normal')

        display\_selected\_images\_btn.config(state='normal')

        display\_calculate\_metrics\_btn.config(state='normal')

        display\_decomposition\_btn.config(state='normal')

        display\_fusion\_btn.config(state='normal')

        display\_fusion\_decomposition\_btn.config(state='normal')

def display\_decomposition():

    print("display decomposition")

def update\_decomposition\_label(event):

    val = int(decomposition\_level\_scale.get())

    decomposition\_level\_label.config(text=str(val))

def enable\_kernel\_selection(event):

    current\_fusion\_model = fusion\_model\_combo.get()

    if current\_fusion\_model == "DWT":

        dwt\_selected\_combo.config(state="readonly")

    else:

        dwt\_selected\_combo.config(state="disabled")

def display\_fusion():

    print("display fusion")

def insert\_data\_to\_metric\_table(info):

    if info is not None:

        for i in metric\_table\_treeview.get\_children():

            metric\_table\_treeview.delete(i)

        for idx, (key, value) in enumerate(info.items()):

            metric\_table\_treeview.insert(parent='', index='end', iid=str(idx), values=(key, value))

    cv2.waitKey(0)

    cv2.destroyAllWindows()

if \_\_name\_\_ == '\_\_main\_\_':

# Main loop

    window = tkinter.Tk()

    window.title("Discrete Cosine Transform-based Image Fusion")

    w = 520

    h = 440

    # limit the window (to be un-resizable)

    window.minsize(w, h)

    window.maxsize(w, h)

    # open window in the center of screen

    screen\_width = window.winfo\_screenwidth()  # get the screen width

    screen\_height = window.winfo\_screenheight()  # get the screen height

    x = int((screen\_width / 2) - (w / 2))

    y = int((screen\_height / 2) - (h / 2))

    window.geometry('{}x{}+{}+{}'.format(w, h, x, y))  # window.geometry('wxh+x+y')

    frame0 = tkinter.ttk.Frame(window)

    frame0.grid(row=0, column=0, padx=10, pady=(30, 15), sticky="w")

    frame1 = tkinter.ttk.Frame(window)

    frame1.grid(row=1, column=0, padx=10, pady=15, sticky="w")

    frame2 = tkinter.ttk.Frame(window)

    frame2.grid(row=2, column=0, padx=10, pady=15, sticky="w")

    frame3 = tkinter.ttk.Frame(window)

    frame3.grid(row=3, column=0, padx=10)

    select\_images\_btn = tkinter.ttk.Button(frame0, text="Select Images\n From Folder", command=select\_images\_from\_folder)

    select\_images\_btn.grid(row=0, column=0, padx=7)

    fusion\_label = tkinter.ttk.Label(frame0, text="Fusion Model: ")

    fusion\_label.grid(row=0, column=1, padx=1)

    fusion\_values = ["DCT", "DWT"]

    fusion\_model\_combo = tkinter.ttk.Combobox(frame0, values=fusion\_values, width=6, justify='left', state="readonly")

    fusion\_model\_combo.grid(row=0, column=2, padx=7)

    fusion\_model\_combo.set(fusion\_values[0])

    fusion\_model\_combo.bind('<<ComboboxSelected>>', enable\_kernel\_selection)

    decomposition\_label = tkinter.ttk.Label(frame0, text="Decomposition Level: ")

    decomposition\_label.grid(row=0, column=3, padx=1)

    # decomposition levels (scale widget)

    decomposition\_level\_scale = tkinter.ttk.Scale(frame0, from\_=1, to=8, orient="horizontal", command=update\_decomposition\_label)

    decomposition\_level\_scale.grid(row=0, column=4)

    decomposition\_level\_label = tkinter.ttk.Label(frame0, text='0')

    decomposition\_level\_label.grid(row=0, column=5)

    decomposition\_level\_scale.set(1)

    display\_selected\_images\_btn = tkinter.ttk.Button(frame1, text="Display\nSelected Images", state='disabled', command=display\_selected\_images)

    display\_selected\_images\_btn.grid(row=0, column=0, padx=7)

    kernel\_label = tkinter.ttk.Label(frame1, text="Kernel: ")

    kernel\_label.grid(row=0, column=1, padx=1)

    dwt\_selected\_values = ["db1", "haar"]

    dwt\_selected\_combo = tkinter.ttk.Combobox(frame1, values=dwt\_selected\_values, width=6, justify='left', state="disabled")

    dwt\_selected\_combo.grid(row=0, column=2, padx=7)

    dwt\_selected\_combo.set(dwt\_selected\_values[0])

    details\_label = tkinter.ttk.Label(frame1, text="Details: ")

    details\_label.grid(row=0, column=3, padx=1)

    details\_values = ["max", "min", "mean"]

    details\_combo = tkinter.ttk.Combobox(frame1, values=details\_values, width=5, state="readonly")

    details\_combo.grid(row=0, column=4, padx=7)

    details\_combo.set(details\_values[0])

    approximation\_label = tkinter.ttk.Label(frame1, text="Approximation: ")

    approximation\_label.grid(row=0, column=5, padx=1)

    approximation\_values = ["mean", "min", "max"]

    approximation\_combo = tkinter.ttk.Combobox(frame1, values=approximation\_values, width=5, state="readonly")

    approximation\_combo.grid(row=0, column=6, padx=7)

    approximation\_combo.set(approximation\_values[0])

    display\_decomposition\_btn = tkinter.ttk.Button(frame2, text="Display\nDecomposition", state='disabled', command=lambda: start\_fusion(True, False, False, False, False))

    display\_decomposition\_btn.grid(row=0, column=0, padx=7)

    display\_fusion\_decomposition\_btn = tkinter.ttk.Button(frame2, text="Display\nFusion Decomposition", state='disabled', command=lambda: start\_fusion(False, True, False, False, False))

    display\_fusion\_decomposition\_btn.grid(row=0, column=1, padx=7)

    display\_fusion\_btn = tkinter.ttk.Button(frame2, text="Display\nFusion", state='disabled', command=lambda: start\_fusion(False, False, True, False, False))

    display\_fusion\_btn.grid(row=0, column=2, padx=7)

    display\_error\_btn = tkinter.ttk.Button(frame2, text="Display\nError", state='disabled', command=lambda: start\_fusion(False, False, False, True, False))

    display\_error\_btn.grid(row=0, column=3, padx=7)

    metric\_table\_label = tkinter.ttk.Label(frame3, text="Metric Table")

    metric\_table\_label.grid(row=0, column=1, pady=(0, 7))

    display\_calculate\_metrics\_btn = tkinter.ttk.Button(frame3, text="Calculate\n Metrics", state='disabled', command=lambda: start\_fusion(False, False, False, False, True))

    display\_calculate\_metrics\_btn.grid(row=1, column=0, padx=1)

    metric\_table\_treeview = tkinter.ttk.Treeview(frame3, height=7)

    metric\_table\_treeview.grid(row=1, column=1)

    metric\_table\_treeview['columns'] = ("Metric-Name", "Metric-Value")

    # format columns

    metric\_table\_treeview.column("#0", width=0, stretch=False)

    metric\_table\_treeview.column("Metric-Name", width=150, minwidth=100, anchor="center")

    metric\_table\_treeview.column("Metric-Value", width=150, minwidth=100, anchor="center")

    # create headings

    metric\_table\_treeview.heading("#0", text="", anchor="w")

    metric\_table\_treeview.heading("Metric-Name", text="Metric-Name", anchor="center")

    metric\_table\_treeview.heading("Metric-Value", text="Metric-Value", anchor="center")

    window.mainloop()