

# Automatikus gamma korrekció

Kovács György<sup>1</sup>, Fazekas Attila<sup>1</sup>

University of Debrecen  
Faculty of Informatics  
gykovacs@inf.unideb.hu  
fazekas.attila@inf.unideb.hu

**Absztrakt.** Számos kontraszt javító algoritmus létezik a képfeldolgozás irodalmában, azonban a kontraszt leggyakrabban használt definícióit egyik sem használja, így nem is maximalizálja azt. Jelen dolgozatban egy új, lokálisan és globálisan is alkalmazható kontraszt javító eljárást mutatunk be, amely közelítési hibától eltekintve maximalizálja a kép kontrasztját az exponenciális világosságkód transzformációk függvényosztályában, s egyben megoldást nyújt rosszul exponált képek korrekciójára. Az algoritmust statisztikai mérőszámokkal hasonlítjuk más, elterjedten használt kontraszt javító eljárásokhoz. A módszer tetszőleges probléma esetén használható kontraszt javító lépésként, teszteredményeink alapján alul- vagy túlexponált képek esetén a helyesen exponált képekkel jobban korreláló eredményt kapunk, mint hisztogram kiegyenlítést használva.

## 1. Bevezetés

A legtöbb összetett képfeldolgozó algoritmus első lépése a kontraszt javítás, azaz a kép részleteinek globális vagy lokális kiemelése. A kontrasztjavító módszereket leggyakrabban intenzitásképekre alkalmazzák, multispektrális képeken ugyanis a kontraszt javítása torzíthatja a színinformációt. A kontraszt javítás eredményeként előállt képeken további képfeldolgozó algoritmusok (például szegmentálás), hatékonyabban működhetnek, hiszen az objektumok jobban megkülönböztethetők a háttértől, így azok kontúrjai kvantitatívan is jobban jellemezhetőek. Annak ellenére, hogy a képfeldolgozás irodalmában számos globális és lokális kontraszt javító algoritmust publikáltak, a kontraszt definíciója nem egyértelmű. A három leggyakrabban használt definíció a kép különböző tulajdonságait tartja szem előtt, felhasználásuk alkalmazásfüggő:

- A *Weber-kontraszt* nagy kiterjedésű, homogén háttéren lévő aránylag kicsi objektumok kontrasztjának jellemzésére szolgál, az alábbi kifejezéssel definiálható:

$$C_W(I) = \frac{I_f - I_b}{I_b}, \quad (1)$$

ahol  $I_f$  és  $I_b$  rendre az előtér és a háttér világosságát jellemzik. A Weber-kontraszt hátránya, hogy csak az előtér és háttér régiók szegmentálása után számítható ki.

- A *Michelson-kontraszt* [2] az alábbi formulával definiált:

$$C_M(I) = \frac{I_{max} - I_{min}}{I_{max} + I_{min}}, \quad (2)$$

ahol  $I_{max}$  és  $I_{min}$  rendre a legnagyobb és legalacsonyabb intenzitás az  $I$  képen. A Michelson-kontraszt olyan minták jellemzésére szolgál, amelyekben a világos és sötét részek a képnek hasonló nagyságú területét fedik.

- A *szórás* (root mean square - RMS) a legáltalánosabban használt mérőszám egy kép részletgazdagságának jellemzésére:

$$C_{RMS}(I) = \sqrt{\frac{1}{MN} \sum_{i=0}^{N-1} \sum_{j=0}^{M-1} (I_{ij} - \bar{I})^2}, \quad (3)$$

ahol  $I_{ij}$  az  $M \times N$  méretű  $I$  kép  $(i, j)$  koordinátájú elemének intenzitása, és  $\bar{I}$  az  $I$  kép intenzitásainak átlaga.

Számos kontraszt javító módszert publikáltak az elmúlt évtizedekben. A leggyakrabban használt algoritmus a *hisztogram kiegyenlítés* [1] (histogram equalization - HE). A módszer az intenzitások előfordulási gyakoriságának függvényében úgy nyújtja a hisztogramot, hogy az kitöltse a rendelkezésére álló intenzitástartományt és a szomszédos intenzitások távolsága azok előfordulási gyakoriságának függvényében alakuljon. Legyen az  $I$  intenzitáskép lehetséges intenzitásainak száma  $L$ . Ekkor a kép hisztogramja a

$$h(i_k) = n_k, \quad k = 0, 1, \dots, L - 1, \quad (4)$$

egész értékű függvény, ahol  $i_k$  az intenzitás tartomány  $k$ -adik intenzitása és  $n_k$  azon pixelek száma, amelyek  $k$  intenzitásúak az  $I$  képen. Az empirikus eloszlásfüggvény alapján a  $k$ -adik intenzitáshoz az alábbi új intenzitást rendeljük:

$$s_k = L \sum_{j=0}^k \frac{h(i_j)}{n}, \quad (5)$$

ahol  $n$  a kép pixeleinek száma.

Az *adaptív hisztogram kiegyenlítés* [4] (adaptive histogram equalization - AHE) minden pixel  $M \times M$  méretű  $W$  környezetét tekinti és a világosságkód transzformációt az alábbi függvénnyel végzi:

$$I_p = L \left( \sum_{x \in W_p} \frac{s(I_p - I_x)}{M^2} \right)^r, \quad (6)$$

ahol  $L$  az eredmény kép intenzitás tartományának  $([0, L])$  felső határa,  $r$  a kontraszt javítás mértéke (tapasztalati úton  $r = 8$ ), és

$$s(d) = \begin{cases} 1, & \text{ha } d > 0, \\ 0, & \text{egyébként.} \end{cases} \quad (7)$$

A *kontraszt limitált adaptív hisztogram kiegyenlítés* (contrast limited adaptive histogram equalization - CLAHE) az adaptív hisztogram kiegyenlítés finomítása, amelyben a felhasználó által megadott vágóküszöb paraméter korlátozza az előálló kép kontrasztját.

Az *adaptív lokális kontraszt javítás* [3] (adaptive local contrast enhancement - ALCE) egy pixel  $M \times M$  méretű környezetének statisztikáit használja az új intenzitás meghatározására. A világosságkód transzformációt az alábbi művelettel végzi:

$$I_{ij} = L \frac{\phi_W(I) - \phi_W(I_{min})}{\phi_W(I_{max}) - \phi_W(I_{min})}, \quad (8)$$

ahol  $I_{ij}$  az  $I$  kép  $(i, j)$  koordinátájú pixelének intenzitása,  $I_{min}$  és  $I_{max}$  rendre a legkisebb és legnagyobb intenzitásértékek az  $I$  képen, és  $\phi_W$  egy szigmoid függvény, amely függ az  $(i, j)$  koordinátájú pixel környezetének statisztikáitól:

$$\phi_W(I) = \left[ 1 + \exp \frac{m_W - I}{\sigma_W} \right]^{-1}, \quad (9)$$

ahol  $m_W$  és  $\sigma_W$  rendre az  $(i, j)$  koordinátájú pixel  $W$  környezetében az intenzitások várható értéke és szórása.

A *morfológiai kontraszt javítás* (morphological contrast enhancement - MCE) a jól ismert szűrkeskálás morfológiai nyitás és zárás műveleteket használja a kép előterének és háttérének becslésére. A kontraszt javítás során az eredeti képhez hozzáadja a világos háttéren sötét előtér pontokat és a sötét háttéren világos előtérpontokat, azaz:

$$I_{MCE} = 3I - I \circ SE - I \bullet SE. \quad (10)$$

Morfológiai kontraszt javítás esetén a szerkesztő elem mérete a felhasználás szempontjából érdekes előtér objektumok méretétől nagyobb sugarú kell legyen.

## 2. Automatikus gamma korrekció

Az előző szakaszban bemutatott kontraszt javító módszerek közös tulajdonsága, hogy nem használják a kontraszt definícióit a kontraszt javítása során, és így nem is maximalizálják azt semmilyen tekintetben. Célul tűztük ki egy olyan kontraszt javító módszer kidolgozását, amely lokálisan vagy globálisan alkalmazva maximalizálja a kontrasztot bizonyos típusú intenzitás transzformációs függvények osztályát tekintve.

Számos intuitív feltételt kell teljesítenie egy kontraszt javító módszernek ahhoz, hogy az elvárt eredményt kapjuk:

- maximalizálja a kontrasztot,
- erősítse fel az egymást követő intenzitások különbségeit,
- folytonos leképezés legyen.

A kontraszt maximalizálása és az egymást követő intenzitások különbségeinek felerősítése nem ugyanazt a feltételt fogalmazza meg. Egy  $M \times N$  méretű kép esetén az  $RMS$ -kontraszt akkor lesz maximális, ha a kép pixeleinek egyik fele a lehető legkisebb intenzitást, míg másik fele a lehető legnagyobb intenzitást veszi fel. Ebben az esetben a lehető legnagyobb  $RMS$ -kontrasztot kapjuk, feltéve, hogy az intenzitások a  $[0, 1]$  intervallumból kerülnek ki:

$$C_{RMS}(I_{M \times N}) = \sqrt{\frac{1}{MN} \sum_{i=0}^{N-1} \sum_{j=0}^{M-1} (I_{ij} - \bar{I})^2} = \sqrt{\frac{1}{MN} \sum_{i=0}^{N-1} \sum_{j=0}^{M-1} 0.5^2} = 0.5. \quad (11)$$

A kontraszt a lehető legnagyobb, azonban a kép elveszíti a részleteit, mivel csak két intenzitást tartalmaz, így a kontraszt maximalizálása mellett az egymást követő intenzitásoknak a világosságkód transzformációt követő különbségeit is maximalizálni kell.

Mivel az  $RMS$ -kontraszt nem függ az intenzitások térbeli elhelyezkedésétől, az  $RMS$ -kontraszt definíciójában a jelölések egyszerűsítése végett áttérhetünk egy indexet használó jelölésekre:

$$C_{RMS}(I) = \sqrt{\frac{1}{MN} \sum_{k \in M \times N} \left( I_k - \frac{\sum_{l \in M \times N} W_l}{MN} \right)^2}. \quad (12)$$

Olyan  $f : [0, 1] \rightarrow \mathbf{R}$  intenzitás transzformációt keresünk, amely maximalizálja az  $RMS$ -kontrasztot, azaz

$$\sqrt{\frac{1}{MN} \sum_{k \in M \times N} \left( f(W_k) - \frac{\sum_{l \in M \times N} f(W_l)}{MN} \right)^2} \rightarrow \max, \quad (13)$$

továbbá  $f$  teljesíti az alábbi feltételeket:

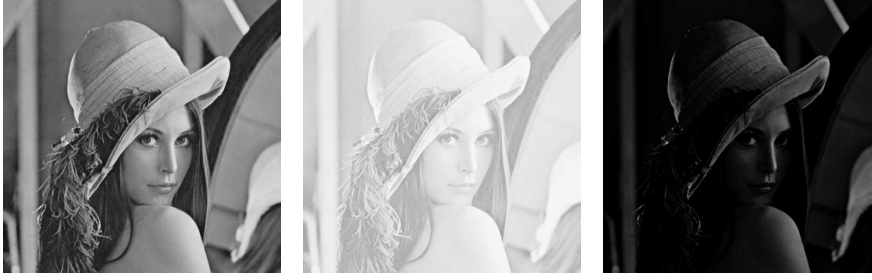
- $f$  legyen folytonos és szigorúan monoton, hogy különböző intenzitás értékeket különböző intenzitás értékekhez rendeljen,
- $f$  legyen korlátos, hogy elkerüljük bizonyos képrészletek túlzott kihangsúlyozását,
- $C_{RMS}$ -nek legyen könnyen kiszámítható szélsőértéke az  $f$  intenzitás transzformáció esetén.

Választásunk a jól ismert exponenciális függvényre esett, azaz  $f(x) := x^\gamma$ . Egy kép intenzitásainak exponenciális transzformációját gamma korrekciónak nevezik, a gyakorlatban a katódsugárcsöves monitorok nem-lineáris energia válaszból adódó kontraszt csökkenés megoldására használják. A gamma korrekció definíciója:

$$I_{kimenet} = I_{bemenet}^\gamma, \quad (14)$$

ahol  $\gamma$  a korrekció mértéke, értékét a  $]0, \infty[$  intervallumból veszi fel. Ha  $\gamma = 1$ , a transzformáció nincs hatással a képre. Ha  $\gamma \in ]0, 1[$ , a sötét régiók részleteit erősíti

fel, a világos területek veszítenek részletgazdagságukból, ha  $\gamma \in ]1, \infty[$ , a világos területek részleteit erősíti fel a transzformáció és a sötét régiók részletessége csökken. Az 1. ábrán a jól ismert Lena képen látható a gamma korrekció hatása  $\gamma = 0.2$  és  $\gamma = 5.0$  esetén.



**1. ábra:** Exponenciális intenzitás transzformáció a Lena képen,  $\gamma = 0.2$  és  $\gamma = 5.0$  paraméterekkel.

Manuálisan kiválasztott  $\gamma$  értékkel a fényképészetben gyakran alkalmazzák a gamma korrekciót alul- vagy túlexponált képek világosságának javítására vagy éppen egy jól exponált kép esetén alul- vagy túlexponált hatás elérése érdekében. Az gamma korrekciós függvényt felhasználva az *RMS*-kontraszt az alábbi módon alakul:

$$C_{RMS}(I, \gamma) = \sqrt{\frac{1}{MN} \sum_{k \in M \times N} \left( I^\gamma - \frac{\sum_{l \in M \times N} I_l^\gamma}{MN} \right)^2}. \quad (15)$$

Feltéve, hogy az  $I$  kép intenzitásai a  $[0, 1]$  intervallumba vannak normálva, könnyen beláthatók az alábbi állítások a  $C_{RMS}$ -kontrasztról, mint  $\gamma$  függvényéről:

- a  $C_{RMS}(I, \gamma)$  függvény a  $\gamma$  folytonos függvénye,
- ha  $\gamma \rightarrow \infty$ , akkor  $C_{RMS}(I, \gamma) \rightarrow 0$ ,
- ha  $\gamma \rightarrow 0$ , akkor  $C_{RMS}(I, \gamma) \rightarrow 0$ ,
- ha  $\gamma \rightarrow -\infty$ , akkor  $C_{RMS}(I, \gamma) \rightarrow \infty$ ,
- $\frac{d}{d\gamma} C_{RMS}(I, \gamma) = 0$  a  $\gamma = 0$  helyen,
- $C_{RMS}(I, \gamma)$  egyetlen lokális maximummal rendelkezik a  $\gamma \in ]0, \infty]$  intervallumon,
- $\frac{d}{d\gamma} C_{RMS}(I, \gamma)$  a  $\gamma$  két értékére vesz fel 0 értéket a valós számok halmazán.

Célunk megtalálni azt a  $\hat{\gamma} \in ]0, \infty[$  értéket, amelyre  $C_{RMS}(I, \hat{\gamma})$  az elfajuló (csak azonos intenzitásokat tartalmazó kép) esettől eltekintve a biztosan létező lokális maximum. Ezt a  $\hat{\gamma}$  értéket felhasználhatjuk kontraszt javításra, az exponenciális világosságkód transzformációk osztályában a  $\hat{\gamma}$  paraméterű korrekció maximális kontrasztot fog biztosítani.

A számítások egyszerűbb elvégzése céljából áttérünk a szórás (*RMS*-kontraszt) algebrailag ekvivalens alakjára:

$$C_{RMS}(I, \gamma) = \frac{1}{MN} \sum_{k \in M \times N} I_k^{2\gamma} - \frac{1}{(MN)^2} \left( \sum_{k \in M \times N} I_k^\gamma \right)^2. \quad (16)$$

Differenciálva  $\gamma$  szerint:

$$\frac{d}{d\gamma} C_{RMS}(I, \gamma) = \frac{\sum_{k \in M \times N} 2I_k^{(2\gamma)} \ln(I_k)}{MN} - \quad (17)$$

$$- \frac{2 \left( \sum_{k \in M \times N} I_k^\gamma \right) \left( \sum_{k \in M \times N} I_k^\gamma \ln(I_k) \right)}{(MN)^2}. \quad (18)$$

Könnyen látható, hogy  $C_{RMS}(I, \gamma)$  azon  $\gamma$  esetén vesz fel szélsőértéket, ahol  $\frac{d}{d\gamma} C_{RMS}(I, \gamma) = 0$  teljesül, azaz megoldva a

$$\frac{\sum_{k \in M \times N} 2I_k^{(2\gamma)} \ln(I_k)}{MN} - \frac{2 \left( \sum_{k \in M \times N} I_k^\gamma \right) \left( \sum_{k \in M \times N} I_k^\gamma \ln(I_k) \right)}{(MN)^2} = 0 \quad (19)$$

egyenletet  $\gamma$ -ra, az optimális  $\hat{\gamma}$  korrekciós paraméter megkapható. Az utóbbi formulából azonban  $\gamma$  általános esetben nem fejezhető ki ekvivalens algebrai átalakításokkal. Mivel a probléma egy nemlineáris egyenlet gyökének megtalálása, használhatjuk a numerikus analízisből ismert felező módszert [5], amely lineáris konvergenciával jó közelítést adja az optimális, legnagyobb szórást szolgáló  $\hat{\gamma}$  értéknek. Mivel a kontrasztnak, mint gamma függvényének a  $[0, \infty]$  intervallumon csak egy helyen van maximuma, a felező módszerrel egy szűk intervallumból kiindulva (tesztjeinkben  $[0.05, 20]$ ) néhány lépésben megkapható az eredmény. Ezen néhány lépésben azonban ki kell értékelni a (17) derivált függvényt több  $\gamma$  esetén, ami nagy számításigénye miatt a gyakorlatban csak megfelelő számításkapacitás esetén használható.

Speciális esetben, ha a vizsgált adathalmaz elemeinek számossága kettő, explicit megoldást kaphatunk. Kettő elem esetén a kontraszt (szórás) az alábbi formában alakul:

$$C_{RMS}((I_1, I_2), \gamma) = \frac{I_1^{2\gamma} + I_2^{2\gamma}}{2} - \frac{(I_1^\gamma + I_2^\gamma)^2}{4}, \quad (20)$$

ami kifejtés és ekvivalens algebrai átalakítások után:

$$C_{RMS}((I_1, I_2), \gamma) = I_1^{2\gamma} + I_2^{2\gamma} - 2I_1^\gamma I_2^\gamma. \quad (21)$$

A (21) függvény deriváltja

$$\frac{d}{dq} C_{RMS}((I_1, I_2), \gamma) = 2I_1^{2\gamma} \ln(I_1) + 2I_2^{2\gamma} \ln(I_2) - 2I_1^\gamma \ln(I_1) I_2^\gamma - 2I_1^\gamma I_2^\gamma \ln(I_2). \quad (22)$$

Kettő elemű intenzitáshalmaz esetén tehát a  $C_{RMS}$  függvény szélsőértékeihez tartozó  $\gamma$  korrekciós értéket a

$$2I_1^{2\gamma} \ln(I_1) + 2I_2^{2\gamma} \ln(I_2) - 2I_1^\gamma \ln(I_1)I_2^\gamma - 2I_1^\gamma I_2^\gamma \ln(I_2) = 0 \quad (23)$$

egyenlet  $\gamma$  megoldásai adják. Osztvá a (23) egyenlet mindkét oldalát  $I_1^\gamma I_2^\gamma$ -val:

$$\frac{2 \ln(I_1)I_1^\gamma}{I_2^\gamma} + \frac{2 \ln(I_2)I_2^\gamma}{I_1^\gamma} - 2 \ln(I_1) - 2 \ln(I_2) = 0. \quad (24)$$

Egyszerűsítve kettővel, bal oldalra rendezve az  $\ln(I_1)$  szorzójú tagokat, jobb oldalra az  $\ln(I_2)$  szorzójú tagokat, majd kiemelve őket:

$$\ln(I_1) \left( \left( \frac{I_1}{I_2} \right)^\gamma - 1 \right) = \ln(I_2) \left( 1 - \left( \frac{I_2}{I_1} \right)^\gamma \right). \quad (25)$$

Az utóbbi egyenletből adódik:

$$\frac{\ln(I_1)}{\ln(I_2)} = \frac{\left( 1 - \left( \frac{I_2}{I_1} \right)^\gamma \right)}{\left( \left( \frac{I_1}{I_2} \right)^\gamma - 1 \right)}. \quad (26)$$

Kihasználva, hogy

$$\frac{1 - x^y}{\frac{1}{x^y} - 1} = x^y, \quad (27)$$

$x = \frac{I_2}{I_1}$  és  $y = \gamma$  választással

$$\frac{\ln(I_1)}{\ln(I_2)} = \left( \frac{I_2}{I_1} \right)^\gamma. \quad (28)$$

adódik. A  $]0, 1[$  tartományból kikerülő  $I_1$  és  $I_2$  értékek esetén az egyenlet bal oldalán álló kifejezés mindig pozitív, így a jobb oldal is, tehát alkalmazhatjuk újra a logaritmus függvényt mindkét oldalon:

$$\ln \left( \frac{\ln(I_1)}{\ln(I_2)} \right) = \ln \left( \left( -\frac{I_2}{I_1} \right)^\gamma \right). \quad (29)$$

A logaritmus azonosságait kihasználva:

$$\ln \left( \frac{\ln(I_1)}{\ln(I_2)} \right) = \gamma \ln \left( -\frac{I_2}{I_1} \right), \quad (30)$$

amiből a

$$\hat{\gamma} = \frac{\ln \left( \frac{\ln(I_1)}{\ln(I_2)} \right)}{\ln(I_2) - \ln(I_1)} \quad (31)$$

megoldás adódik, a triviális  $\hat{\gamma} = 0$  megoldás mellett. A (31) formula tehát zárt formában megadja kételemű halmaz esetén az optimális gamma korrekciós

faktort. Nagyobb számosságú halmaz esetén ez az érték nem adható meg zárt formában. Adott kép esetén azonban az összes lehetséges pixelpár intenzitásaiból két elemű halmazokat képezve és azok optimális korrekciós faktorainak átlagát számítva jó közelítést kapjuk a teljes kép optimális gamma korrekciós faktorának. Legyen  $h(i)$  az  $i$ . intenzitással rendelkező pixelek száma az  $I$ ,  $M \times N$  méretű képen, amely  $L$  lehetséges intenzitással rendelkezik. Az  $i$ . intenzitás értéke  $V(i)$ . Ekkor a

$$\hat{\gamma} = \frac{\sum_{i=1}^L \sum_{j=1, j \neq i}^L h(i)h(j) \frac{\ln\left(\frac{\ln(V(i))}{\ln(V(j))}\right)}{\ln(V(i)) - \ln(V(j))}}{(MN)^2 - \sum_{i=1}^L h(i)^2} \quad (32)$$

képlettel megkaphatjuk az  $I$  kép optimális gamma korrekciós faktorának egy jó közelítését az intenzitáspárok optimális korrekciós faktorainak átlagaként. A ([6]) képadatbázison tesztelve a felező módszerrel és a (32) formulával kapott gamma korrekciós értéket, az utóbbi eltérése az felező módszerrel kapott értéktől átlagosan kevesebb, mint tíz százaléka a felező módszerrel kapott értéknek. A különböző intenzitáspárokhoz tartozó, (31) formulával explicit megkapható korrekciós értékeket táblázatban tárolva, a (32) közelítés valós időben is elvégezhető.

### 3. Eredmények

#### 3.1. Globális automatikus gamma korrekció

Kiindulási képként a jól ismert Lena képet választottuk és előállítottuk annak egy alul- és túlexponált változatát exponenciális világosságkód transzformációval,  $\gamma = 0.03$  és  $\gamma = 8.0$  értékekkel. Az *RMS*-kontraszt önmagában azonban nem használható az eredmény jóságának mérésére, így további mérőszámokat használunk a kontraszt javítás utáni kép jóságának és az eredetihez való hasonlóságának mérésére. A totális variáció mint mérték a kép simaságát méri, esetünkben a kisebb értékek simább eredményt jelentenek, míg korrelációval az eredeti és a javított kép hasonlóságát mérjük.

Az automatikus gamma korrekciót a jól ismert hisztogram kiegyenlítéssel hasonlítjuk össze, 256 szintű szürkescálás képeken, a hisztogram kiegyenlítés kimenete szintén 256 szürkescálás árnyalat. Az 2. ábrán láthatóak a tesztképek és a numerikus eredmények, melyek alapján az automatikus gamma korrekció jelentősen megnöveli a kontrasztot, azonban az eredmény kép simább lesz, mint hisztogram kiegyenlítés esetén, és ennek megfelelően korrelációja az eredeti, jól exponált képpel magasabb, mint a hisztogram kiegyenlített képe.

#### 3.2. Lokális automatikus gamma korrekció

Az automatikus gamma korrekciót lokálisan alkalmazva a kép minden pixelének egy  $W$  környezetében számítjuk ki a  $\hat{\gamma}$  korrekciós értéket és azt csak az éppen vizsgált pixelre alkalmazzuk.



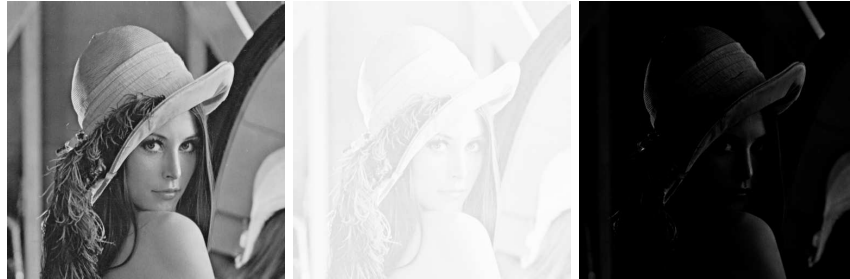
A lokális kontraszt javító eljárások célja a kép kicsiny részleteinek kiemelése, a sötét és világos régiókon végrehajtott kontraszt javítás mivel függetlenül történik, azonos intenzitásokat eredményezhet, a lokális módszerek az egész képet tekintve tehát nem monoton intenzitás leképezések. Mivel a kép térbeli intenzitáseloszlásának az eredetihez való hasonlósága nem cél, valamint simaság helyett a részletek kiemelése preferált, az előző szakaszban használt korreláció és totális variáció, mint mérőszám nem használható. Ezen szakaszban a kontraszt javítás jóságának mérésére a lokálisan számolt szórások átlagát használjuk, vagyis a kép átlagos lokális részletességének mértékét. A lokálisan alkalmazott automatikus gamma korrekciót számos más, gyakran használt módszerrel hasonlítjuk össze: adaptív hisztogram kiegyenlítés (AHE), kontraszt limitált adaptív hisztogram kiegyenlítés (CLAHE), adaptív lokális kontraszt javítás (ALCE) és morfológiai kontraszt javítás (MORPH). Az 3. ábrán bemutatott eredmények alapján a lokális kontraszt a lokális automatikus gamma korrekciós eljárás esetén a legnagyobb.

#### 4. Összefoglalás

Kidolgoztunk egy új kontraszt javító eljárást, amely alkalmas exponenciális torzítású, azaz alul- vagy túlexponált képek kontrasztjának javítására úgy, hogy az eredményül kapott kép jobban korrelál az jól exponált képpel, mint az elterjedten használt hisztogram kiegyenlítés esetén. Lokálisan alkalmazva a módszer hasonlóan kontrasztos képet ad, mint a gyakran használt lokális kontraszt javító algoritmusok. A módszer a kép hisztogramján operál,  $L$  intenzitás esetén  $O(L^2)$  lépésben határozza meg az optimális exponenciális korrekciós értéket a képhez. A módszer jó közelítése a felező módszerrel kapott korrekciós értékek, így az exponenciális intenzitásátranzformációk függvényosztályában a közelítés hibájától eltekintve maximalizálja a kontrasztot.

#### Irodalom

1. Sonka, M., Hlavac, V., Boyle, R.: Image Processing, Analysis and Machine Vision (2007)
2. Michelson, A.: Studies in Optics (1927)
3. Sinthanayothin, C.: Image analysis for automatic diagnosis of diabetic retinopathy Ph.D. Thesis (1999)
4. Wu, d., Zhang, M., Liu, J., Bauman, W.: On the Adaptive Detection of Blood Vessels in Retinal Images IEEE Trans. Biomedical Engineering, **53** (2006) 341–343
5. Lazar, Zs., Lazar, J., Jarai-Szabo, F.: Numerikus módszerek
6. D. Martin and C. Fowlkes and D. Tal and J. Malik: A Database of Human Segmented Natural Images and its Application to Evaluating Segmentation Algorithms and Measuring Ecological Statistics Proc. 8th Int'l Conf. Computer Vision, (2001), 416–423



korreláció=1  
kontraszt=49.4  
tv=12.1

(a)

korreláció=0.31  
kontraszt=3.8  
tv=1.041

(b)

korreláció=0.69  
kontraszt=14.29  
tv=2.22

(c)



korreláció=0.99  
kontraszt=73.6  
tv=18.08

(d)

korreláció=0.97  
kontraszt=77.6  
tv=19.8

(e)

korreláció=0.85  
kontraszt=79.1  
tv=14.36

(f)



korreláció=0.99  
kontraszt=74.5  
tv=18.3

(g)

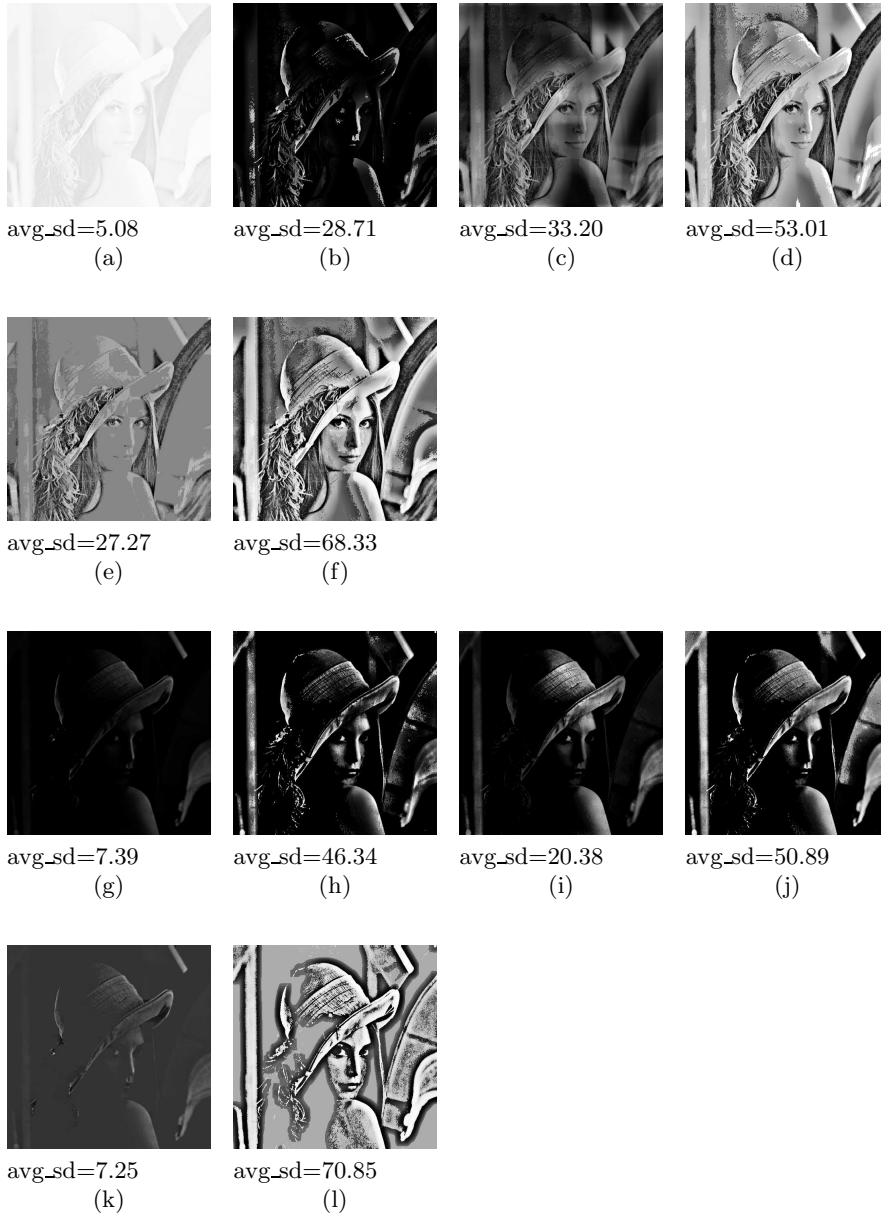
korreláció=0.981  
kontraszt=55.65  
tv=14.5

(h)

korreláció=0.88  
kontraszt=55.53  
tv=10.56

(i)

**2. ábra:** Automatikusan gamma korrekció alul- és túlexponált képeken: eredeti, jól exponált kép (a); túlexponált (b); alulexponált (c); az eredeti kép hisztogram kiegyenlített változata (d); a túlexponált kép hisztogram kiegyenlített változata (e); az alulexponált kép hisztogram kiegyenlített változata (f); automatikus gamma korrekció az eredeti képen (g); automatikus gamma korrekció a túlexponált képen (h); automatikus gamma korrekció az alulexponált képen (i)



**3. ábra:** Túlexponált kép (a), AHE (b), CLAHE (c), ALCE (d), MORPH (e), automatikus lokális gamma korrekció (f) a túlexponált kép esetén; alulexponált kép (g), AHE (h), CLAHE (i), ALCE (j), MORPH (k), lokális automatikus gamma korrekció (l) az alulexponált kép esetén.