

Szirányi Tamás és Czúni László

**A kristályrácstól a képpontokig,
avagy amikor a képet “hűtjük” és kristálytisza látványt kapunk**

A számítógépes képalkotás és képfeldolgozás a képek értelmezésének és manipulálásának számtalan módját teszi lehetővé. Így például a fizikában jól ismert folyamatokat alapul véve a képanalízisben jól használható modelleket alkothatunk.

A kristályok atomokból állnak, a számítógépen látható képek pedig képpontokból (angolul pixelekből) épülnek fel. Ez persze kevés lenne a címben foglalt párhuzamhoz. A kristályban hullámok terjednek, hőmérsékletváltozás esetén pedig fázisátalakulások történnek. Ezeket a történéseket, terjedéseket atomi szinten a kvantumfizika, magasabb szinten pedig az elektromosság, rezgés, hőtan törvényei szabályozzák.

Ebben az írásban azt mutatjuk meg, hogy a képi látványnak ugyanúgy lehet szerkezete, mint egy kristályrácsnak, és a kristályrácsban zajló fizikai folyamatok jól modellezhetik a számítógépes látványkiemelés több alapfolyamatát. A fő feladat tehát az, hogy a kamera által felvett, számítógépre vitt képből - amely már diszkrét képpontokból áll - hogyan kapunk egy olyan képet, amiben a lényeges részek jobban láthatóvá válnak, míg a lényegtelenek kiszűrődnek. Aki már látott csiszolt kristályt, követ, az észrevehette, hogy azok anyaga nem elfolyt, elmosódott részekből, hanem többnyire határozott kontúrú fázisátalakulásokból, zárványokból áll. A kristályosodás folyamata során az összetartozó részek eggyé válnak, a különböző részek pedig még jobban elhatárolódnak, elkülönülnek. Ezen tartományok nagysága jelentősen függ a hűlés sebességétől.

Célunk hasonló hatások generálása, viszont nem valamilyen fizikai közegben, hanem a számítógépben tárolt képeken: elindítunk egy matematikai folyamatot, ami a zajos, zavaros, összetett képekből a lényegi részeket „kikristályosítja”.

A számítógépen megjelenített képen elvileg bármilyen műveletet végrehajthatunk. Ha a kép zajjal van terhelve, akkor azt simítva, szűrve a zaj hatását csökkenthetjük. Ha a kép torzult, akkor geometriai eljárásokkal egyenesíthetjük a görbült vonalakat, korrigálhatjuk a különböző hibákat. Ha a képen gyenge a kontraszt, akkor ügyes eljárásokkal jobban láthatóvá tehetjük a számunkra fontos képrészleteket. Ezek a műveletek részei az általában használt számítógépes képfeldolgozó programoknak. Egyszerűen használható, látványos eredményt adó módszerek ezek, azonban nem foglalkoznak a kép tartalmával, azzal, hogy valójában mit javítanak. Elsimítják a zajokat, de elsimítják a kontrasztos éleket is. Kiemelik az elhalványult részleteket, de a zavaró háttér vagy apróbb részleteket is. Például egy tájképen a kiemelés után jobban látható a földút és a szántó közötti határ, de ugyanaz az eljárás kiemeli a felhők finom rajzolatát is. Valójában persze úgy gondoljuk, hogy az út szegélye létezik, de a felhő egy diffúz, foszlányokból álló dolog, ami inkább csak egy elmosódott „tünemény”, mint létező valami. Ilyenkor kézzel addig állítgatjuk a számítógépes szűrőalgorithmus paramétereit, amíg valami olyasmit nem kapunk, amit szerettünk volna.

A képeknek azonban „belső szerkezetük” van, egy az ember számára értelmezhető kép nem csak véletlenül összehányt képpont-értékek halmaza. Ezeket a képpont-értékeket (a képpont árnyalatát:

szürkeségét vagy színét) most **színek** fogjuk hívni, függetlenül attól, hogy egy valódi színes kép színeiről, vagy csak egy egyszínű kép szürke árnyalatairól van szó. Minden képpont színe függ a szomszédaitól: ha az adott képi részlet egy vonal, akkor legalább 2 szomszédja szintén vonal, a többi viszont nem valószínű. Ha a képrészlet egy homogén terület (pl. az ég kékje), akkor minden képpont szomszédtságában a többiek is valószínűleg igen hasonlóak. Ez persze nem szigorúan törvényszerű, hanem csak statisztikailag igaz: ha az égen vadkacsa húz át, akkor a homogén ég-kékbe egy "V"-szerű vonalzat kerül. Ugyanígy, a földút szegélye is megszakadhat, például amikor elmerül egy út menti tócsában.

1. A kép szerkezete és a szerkezeti analízis, átalakulások folyamata

Az egyes képpontokat a szomszédjaik „majdnem jellemzik”. Ez azt jelenti, ha egy képpont értékét (színét) “elfelejtjük”, akkor (többé-kevésbé) helyettesíthetjük a szomszédainak az átlagával, vagy a szomszédtságában leggyakoribb értékkel. Ez a pótolhatóság lehet rövidtávú, amikor finom vonalról van szó, és lehet hosszú távú, amikor egy nagyobb homogén területet vizsgálunk. Ez adja a kép statisztikai szerkezetét. Sérült vagy zajos kép esetén a javítgatásnál nem tudunk biztos ajánlást tenni, de jó valószínűséggel megbecsülhetjük a kérdéses képpontot. Mint látjuk, ez a becslés a képpontot tartalmazó részlet átfogó tulajdonságaitól függ.

Ha a képrészletet a tartalmától függően akarjuk kezelni, akkor becslést kell tenni erre a tartalomra. Igen ám, de a változtatás után más lesz a kép, változik a becslés (ti. a szomszédos területek hatással vannak egymásra). Ezért a kép tartalmát valóban figyelembe vevő eljárások soklépésesek, folyamatosan korrigálnak, ún. iterációs eljárások. Egy ilyen iterációs folyamatot azonban valahol le kell zárni. Ezt megtehetjük egy majdnem stabil eredmény kiváráásával (konvergencia), vagy a folyamat egyszerű lezárásával egy bizonyos idő eltelte után.

Ebben a képtelmezési folyamatban paramétereket kell definiálnunk, amelyek végül majd meghatározzák a kép szerkezetét. Ilyen paraméterek lehetnek például: a kép részleteinek várható léptéke, a részleteken belül a területek simasága (homogenitása), a különböző részek közötti kontúr erőssége, az iterációs folyamat sebessége, stb. Ezeket a paramétereket két nagyon fontos csoportba sorolhatjuk: a képpontoknak a szomszédjaival való kapcsolatára utaló és a folyamat sebességére jellemző paraméterek. Minél lassabb a folyamat, annál stabilabbak, kiegyensúlyozottabbak, simábbak a kapott területek és minél nagyobb a szomszédtsági kapcsolat, annál nagyobb összefüggő területeket kapunk.

Mint ahogyan erről már volt szó, egy kép felépítésében egy képpont valahogyan függ a szomszédaitól, azok függenek az ő szomszédaitól, stb. Ez a függés lehet direkt: pl. amikor a képet egy rosszul fókuszált optika torzítja, és az apró finom képrészletek a környezetüktől függően elmosódnak. Ezt a hatást konvolúciós elkenődésnek hívjuk. Más esetekben ez a függés véletlenszerű: ilyenkor a képpontok statisztikailag valamennyire a szomszédjaiktól függenek (bár direkt módon nincsen egyértelmű kapcsolat), és így végül minden pont minden másiktól függ a szomszédokon keresztül. Tekintsük az 1. ábrát. A szomszédtsági kötődésben egy képpont különböző „vegyértékű” lehet.

Kötődhet 4, 8 avagy 12 környezetbeli képponthoz is. Ezekről valamilyen módon függ, de másoktól közvetlenül már nem. Ezt a függőséget Markov Véletlen Mezőnek (MVM) nevezik. Mindezt jól szemléltető fizikai példa a kristályok olvadákból történő hűtése: ha elég gyorsan hűtjük, akkor a kapott anyag nem lesz homogén, hanem különböző fázisok maradnak benne. Ha valahol elkezd kialakulni egy fázis, akkor ennek szomszédsága részben hasonlítani kezd ehhez, vagy éppen a szomszédság erősebb egységesítő hatása fordítja át a fázist, és lesz belőle másfajta, nagyobb összefüggő terület. Hogy hol alakulnak ki a fázishatárok, az véletlenszerű. Csak azt tudjuk, hogy lesznek, és hogy kb. mekkora lesz a méretük. A többi a kezdeti állapotoktól és véletlen folyamatoktól függ.

A mi esetünkben viszont a kezdeti állapot egy kamerával felvett kép. Ebből szeretnénk olyan látványt csinálni, amely kiemeli a lényegi részeket, a lényegtelen dolgok pedig belesimulnak ezekbe.

2. Amikor a kép diffundál: kiegyengetés hőáramlással

A képből kiemelendő lényegi látvány függ a kép nagyításától is. Más módszert kell alkalmaznunk, ha a képen egy ház körvonalait ismerjük fel, és megint mást, ha a ház falán futó borostyán leveleit. Az első esetben a borostyán levelei csak a fő látnivaló egy mintázata, vagyis a látvány értelmezése függ a nagyítástól is.

A képfeldolgozásban az elmúlt tíz év egyik fontos új eredménye a képfeldolgozás ún. tér-mérték elmélete volt, ami a kép különböző nagyításaiban (zoom) vizsgálja a kép részleteit. Ha egy kontúr a finom felbontásban nem tűnik el a kicsinyítés során, akkor valószínűleg fontos részletről van szó. Az egyes kicsinyítések közötti átmenetekben a képet átlagolni kell, hiszen sok szomszédos képpontból lesz egy új. Ezt az átlagolást matematikai értelemben a legkorrektebben a hődiffúziós egyenlettel lehet elérni. Ekkor a képpont színei hőmérsékleteknek felelnek meg, és a diffúzió után a finom részletek kisimulnak, de a főbb dolgok megmaradnak. Ugyanúgy, ahogy az anyagban a hőáramlás kiegyenlíti a kezdeti hőeloszlás egyenetlenségeit. Igazából nem is kell kicsinyíteni, csak diffundálni, ugyanis a kicsinyítés szerepét átveszi a diffúzió időtartama, vagyis a kép szétmosódottsága.

Az 2a ábrán látható Csontváry kép ("Magányos cédrus") elkenése ilyen diffúzióval történt (2b). Mint látjuk, a finom részletek a diffúzió során elkenődtek, kisimultak, de a főbb részletek megmaradtak. Azonban a fontosabb kontúrok is elmosódtak. Lehetne-e olyan módon simítani a képet, hogy a fontos kontúrok megmaradjanak, a kevésbé fontosak pedig eltűnjenek? Igen, ez lehetséges mégpedig az ún. anizotróp diffúzióval. Ebben először megkeressük a kép azon részeit, ahol erős kontúrok vannak, majd a képre ráengedünk egy diffúziót úgy, hogy ez csak ott hat igazán, ahol gyenge a kontúr. Ennek egy egyszerű megvalósítása látható a 2c. ábrán. A finom részletek itt is eltűntek, de a fontos részek kontúrjai élesen kirajzolódtak.

Ebben a folyamatban a kép úgy diffundál széjjel, ahogy a hő terjed az anyagban. A folyamatot lokálisan ott kell befagyasztani, ahol a legfontosabb részletek még jól látszódnak, de a lényegtelenek már elmosódtak. Anizotróp diffúzió esetén tehát egy éles, de zajoktól mégis megtisztított képet kapunk. Ez az eljárás tehát a kép tartalmához sok szempontból igen jól idomuló képszűrési módszer.

3. Amikor a kép kikristályosodik: véletlen folyamatok a stabil fázishatárok kialakulásában

Sok esetben nem csak szűrni, hanem szétválasztani is akarjuk az egyes képi részleteket. Ilyenkor a képet véges számú színnel akarjuk beszínezni, akár csak egy térképet.

Fizikai példával élve: egy kristályosodási folyamat végén véges számú fázis alakul ki, ahol az egyes fázisok különböző kristály-módosulatokat jelentenek. A képen is végrehajthatunk valami hasonlót: egy sokszínű képből egy csupán mondjuk 4 színt tartalmazó képet kívánunk előállítani. Sok ilyen gyakorlati feladat van, ilyen pl. az egymástól elkülönülő részek szétválasztása orvosi képeken, automatikus térképkészítés műholdfelvételekből, stb. Egy hasonló feladatot illusztrálnak a 3. ábra képei. Egy mesterséges képet láthatunk (3a), ami igen nagy zajjal lett terhelve (3b). Mégis, a zajos kép feldolgozása után (természetesen a bemenő kép ismerete nélkül) a 3c ábrán látható eredményképen szinte tökéletes a szegmentálás, a képpontok az eredetihez való megfeleltetési hibája 40%-ról 1%-ra csökkent. Egy zajos, sokszínű képből majdnem tökéletesen szegmentált 4 színűt kaptunk. Hogyan lehet ezt elérni?

A 4. ábrán látható folyamatára szemlélteti a megoldás főbb lépéseit. Ez a megoldás a *Geman és Geman* 1984-ben publikált MVM algoritmusán alapul, viszont az eredeti modellen jelentős változtatások történtek hogy lehetségessé váljon az eljárás párhuzamosítása (*Szirányi, Budapest és Zerubia, Nizza*). Erre a párhuzamosításra azért van nagy szükség, mert az ilyen és hasonló iterációs képfeldolgozási eljárások nagyon nagy számítási igényt támasztanak, hiszen sok képpontot kell egyszerre megvizsgálni és esetleg megváltoztatni több iterációs lépésen keresztül. Egy párhuzamos megoldás viszont lehetővé teszi, hogy a sok hasonló műveletet egy párhuzamos működésre alkalmas, rendszerint sok processzorból álló számítógép egy időben végrehajtsa, így lerövidítve a feldolgozás idejét – szemben a lényegében soros működésű hagyományos PC-kkel. A párhuzamos megoldás alapját a *Chua (Berkeley) és Roska (Budapest)* által kifejlesztett ún. Celluláris Neurális Hálózat (CNH) adja, amely kifejezetten alkalmas ilyen jellegű adatok párhuzamos feldolgozására.

A algoritmus lényegében egy sztochasztikus optimalizálási folyamat, ami során a képpont értékeket véletlenül változtatgatjuk és közben azt vizsgáljuk, hogy mennyire teljesülnek bizonyos lokális feltételek. Ezeket a feltételeket azok a törvényszerűségek szabják meg amiknek teljesülniük kell ahhoz, hogy megkapjuk a kívánt eredményt. Ilyen lokális törvényszerűségek hasonlóak az 1. és 2. fejezetben leírtakhoz: a kimenő kép legyen zajtól megtisztított, kevés (pl. esetünkben négy) színből, homogén foltokból álló, de valamennyire hasonlítson a bemeneti képre is. Tehát az újonnan generált véletlen állapotokból azokat fogadjuk el, amik minél jobban teljesítik a fenti feltételek mindegyikét. Mivel olyan feltételeket szabtuk miszerint az egyes képrészek hatással vannak a szomszédos területekre (legyenek homogén foltok, tehát a szomszédok nagy valószínűséggel hasonlítanak egymásra) ezért egy új lokális állapot felvételének a hatása távolabbi részekre jóval később, csupán néhány iterációs lépés után érvényesül. Így ahhoz, hogy globálisan optimális megoldást kapjunk nem elégséges az, hogy az iterációk során az újabb és újabb felmerülő esetleges véletlen állapotokból csak a lokális szabályok által megállapított jobb értéket fogadjuk el. Meg kell engedni annak az esélyét is, hogy habár egy új állapot lokálisan tekintve kevésbé is valószínű, szomszédosági kapcsolatain keresztül

olyan távolra ható folyamatokat indukálhat, amik a kép egészét tekintve közelebb állnak egy globálisan jó megoldáshoz. A valószínűtlen lokális kimenetek esélyét viszont az egész optimalizálási folyamatot tekintve az idő haladtával csökkenteni kell. Hűek maradtunk tehát a kristályosodási folyamat analógiához, hiszen mondhatjuk azt, hogy az optimalizálás legelején (azaz magas hőmérsékleten) lokálisan valószínűtlen állapotok is előfordulhatnak, míg a hőmérséklet csökkenésével már ragaszkodunk az előírt szabályokhoz, csak a valószínűbb állapotokat vehetjük fel a képpontok. Ennek az általunk használt sztochasztikus optimalizálási folyamatnak az eredetijét már 1954-ben Metropolis és társai használták molekulák energiaállapotának leírására, viszont annak egy lényegesen gyorsabb (bár valószínűleg kevésbé optimális) *Kató-féle (Nizza és Szeged) ún. MMD (Módosított Metropolis Dinamika) változata* alkalmas CNH-n való futtatásra.

Tekintsük tehát a 4. ábra lépéseit:

1. Először egy előzetes szegmentálással/osztályozással kiválasztjuk azt a néhány színt, amivel a képet ki szeretnénk színezzük. Ezt megtehetjük pl. a bemeneti kép színeinek előfordulási gyakoriságának (un. hisztogram) csúcsértékeinek kiválasztásával.
2. A bemeneti képet egy rosszul fókuszált objektívhez hasonlóan, konvolúcióval elkenjük, azaz lokálisan kiátlagoljuk. Az így kapott kép *referenciaként* fog szolgálni az optimalizálás során, ugyanis ettől a képtől nem érdemes nagyon eltérni.
3. Az első két pont (1-2) alapján lokális jellemzőket számítunk (szórás, várható érték).
4. Elkezdődik az iterációs folyamat:
 - 4.1 Az előzetesen szegmentált kép képpontjait próbaként egyenként felcseréljük egy tetszőleges (természetesen csak az 1-es pontban kiválasztott színekből álló) véletlen kép képpontjaival.
 - 4.2 Megnézzük, hogy az új képpontok mennyire engedelmessé válnak a fentebb megadott törvényszerűségeknek. Ez az un. ΔU_1 és ΔU_2 *energiaértékek* kiértékelését jelenti:
 - 4.2.1 ΔU_1 : mennyire nőtt a különbség a 2. Pontban generált referenciaképtől (figyelembe vesszük a 3. pontban számított statisztikai jellemzőket is)
 - 4.2.2 ΔU_2 : mennyire csökkent a hasonlóság a szomszédokhoz
 - 4.3 A két energiaérték összegét minden pontra megvizsgáljuk és az MMD döntési szabálynak megfelelően döntünk arról, hogy a próbaként vett új pont felcseréli-e az előző állapot pontját (magasabb hőmérsékleten megengedünk nagyobb energianövekedést is, míg ennek a lehetséges energianövekedésnek az értéke egyre csökken, míg egy bizonyos hőmérséklet alatt pedig már csak energiacsökkenés fogadható el).
5. Ha számottevő a változás, csökkentjük a hőmérséklet paramétert, majd visszalépünk a 4. ponthoz azzal a kivétellel, hogy nem az előzetesen szegmentált képet, hanem a 4.3 lépésben kapott képet változtatjuk egy újabb véletlen képpel. Amennyiben nincs számottevő változás, abbahagyjuk az algoritmust.

A folyamat eredménye: a lokális feltételek valamint az MMD döntési mechanizmus lehetővé teszi a megszabott feltételek együttes, egész képre kiterjedő globális teljesülését. A lokális szabályok pedig lehetővé teszik hogy az algoritmust lokális összeköttetésekre épülő többprocesszoros architektúrákon, esetünkben szilícium chipen realizálható CNH áramkörökön implementáljuk. Az itt látható képeket ilyen chipek szimulációs modelljével készítettük, a chipeket az elkövetkező években szeretnénk elkészíteni jelentős nemzetközi együttműködés keretében.

Az 5. ábrán egy alkalmazáshoz közelebbi példát láthatunk: egy légi felvételt és ennek MVM szegmentálását: az Új-Mexikóról készült légi felvétel szegmentálása három ill. négy típusú szegmensre (négy osztályra) történt. A képen egy folyó, azon átívelő híd, erdősáv és lakott területek láthatók. Ilyen módszerrel például jól meghatározható a beépített vagy különböző vegetációkkal borított területek nagysága. A 6a. ábrán egy utcai fotó látható. A 6b. ábrán ezt szegmentáltuk a fenti MVM módszerrel. Éles határokat kaptunk, de alig értelmezhetően. Ha azonban a 6a. képen először egy anizotróp diffúziót futtatunk le, csak ezt követően használjuk az MVM-alapú szegmentálást, akkor már egész jól szét lehet bontani a képet.

Miből is indultunk? A kristályok folyamataiból. Hová érkeztünk? A szilíciumkristály világába. Mi keletkezett? Kristályok gyönyörű zárványai helyett valódi képek kristályosodtak ki.

A fenti munkákat az OTKA T-017248 és a T-019062 számú pályázatai támogatták.

A cikkben gyakran előforduló kifejezések definíciói ABC sorrendben:

Anizotróp diffúzió: Olyan diffúzió, elkenés aminek mértéke helyenként, a kép tartalmától (esetünkben él tartalmától) függően más és más lehet.

CNH: Celluláris Neurális/Nemlineáris Hálózat (ang. CNN, Cellular Neural/Nonlinear Network). Olyan mátrixszerkezetű, szilícium chipen realizálható struktúra, ahol a mátrix elemei egymással lokálisan kapcsolatban lévő primitív műveletekre alkalmas processzáló egységek - a szem retinájához hasonlóan.

Diffúzió: Hőkiegyenlítőds a képen (csakúgy mint fizikai anyagokban). A kiegyenlítőds differenciálegyenletének megoldása megfelel egy Gauss függvényvel való konvolúciónak, elkenésnek.

Hisztogram: Egy a képet felépítő képpontok színeinek előfordulási gyakoriságát ábrázoló grafikon.

Konvolúció: a kép elkenése, simítása, a képpontok szomszédos pontokkal való kiátlagolása valamilyen súlytényezővel (pl. Gaussi eloszlású súlyokkal).

MMD: Módosított Metropolis Dinamika (ang. Modified Metropolis Dynamics). Sztochasztikus optimalizálási feladatokban jól alkalmazható döntési mechanizmus, egy lehetséges új állapot elfogadásáról dönt.

MVM: Markov Véletlen Mező (ang. MRF, Markov Random Field). Két vagy többdimenziós diszkrét adathalmaz szomszédosági kapcsolatait leíró valószínűségi modellje.

Pixel: Egy képet felépítő, színnel bíró, mátrixban elhelyezkedő adat, a diszkrét képnek egy pontja.

Szegmentálás: Az a folyamat, ami során egy képet adott színek segítségével úgy színezzük át, hogy az így létrejövő színes pont-csoportok többé-kevésbé a kép által reprezentált valódi dolgoknak felelnek meg.

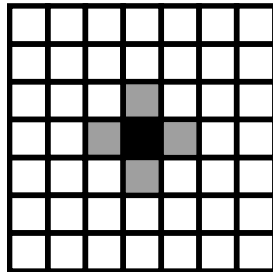
Sztochasztikus optimalizálás: Olyan algoritmus, ami során részben nem determinisztikus (véletlen) lépések segítségével keressük meg egy probléma optimális megoldását.

Ajánlott irodalom ABC sorrendben:

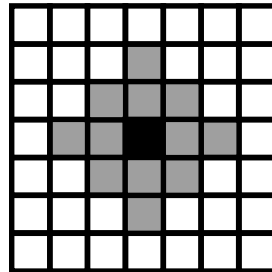
1. S. Geman and D. Geman: Stochastic relaxation, Gibbs distribution and the Bayesian restoration of images, *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol.6, pp. 721-741, **1984**.
2. S. Kirkpatrick, C. G., M. V.: Optimization by simulated annealing, *Science* 220, pp. 671-690, **1983**.
3. N. Metropolis, A.W. and M. N. Rosenbluth, A.H. Teller és E. Teller: Equation of State Calculations by Fast Computing Machines, *J. of Chemical Physics*, Vol.21, No.6, pp.1087-1092, **1953**.
4. P. Perona, J. Malik: Scale space and edge detection using anisotropic diffusion, *IEEE Tr. Pattern Analysis and Machine Int.*, Vol.12, No.7, pp. 629-639, **1990**.
5. T. Roska, L. O. Chua: The CNN Universal Machine: An Analogic Array Computer, *IEEE Trans. On Circuits and Systems-II*, Vol. 40, pp. 163-173, March **1993**.
6. T. Szirányi, J. Zerubia: Markov Random Field Image Segmentation using Cellular Neural Network, *IEEE Tr. Circuits and Systems I*, Vol. 44, pp. 86-89, January **1997**.

Interneten található források ABC sorrendben:

1. Analogikai és Neurális Számítások Laboratóriuma, MTA SZTAKI, Budapest, Hungary
<http://lab.analogic.sztaki.hu/>
2. Inverse Problems in Earth Observation
<http://www.inria.fr/Equipes/ARIANA-eng.html>
3. Képfeldolgozók és Alakfelismerők Társasága
<http://silicon.terra.vein.hu:80/~kepaf/>



(a)

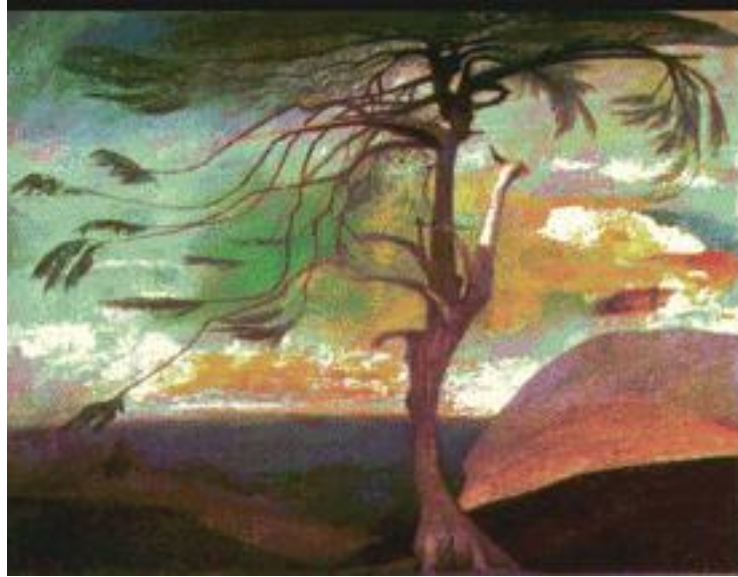


(b)

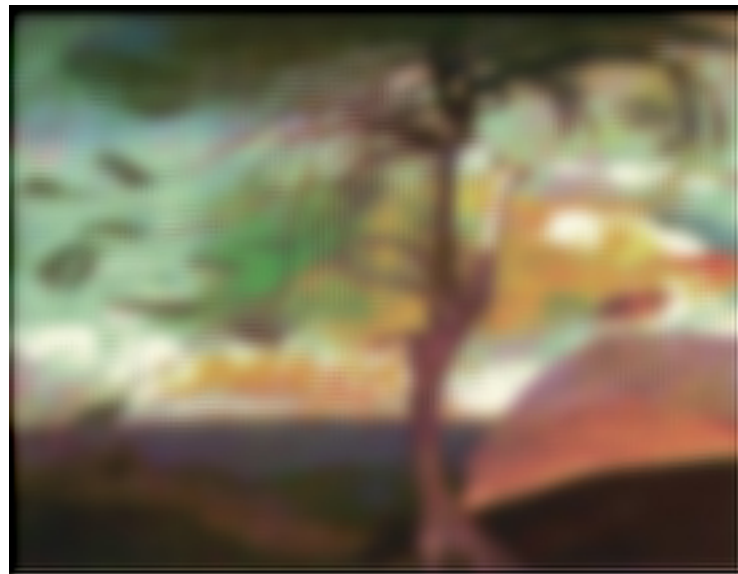
1. Ábra:

Szomszédsági (függőségi)modellek: (a) esetben egy képpont értéke négy közvetlen szomszédjának függvénye, (b) esetben a középső képpont értéke 12 szomszédjától függ.

(a)



(b)

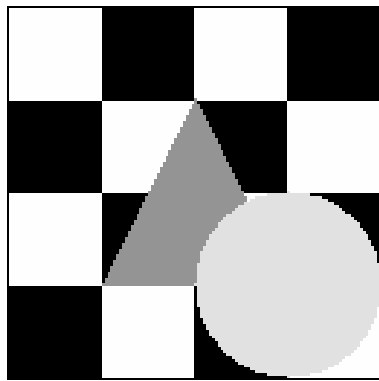


(c)

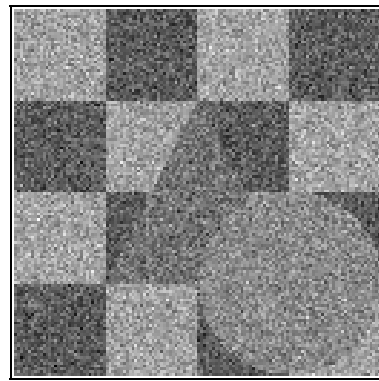


2. Ábra:

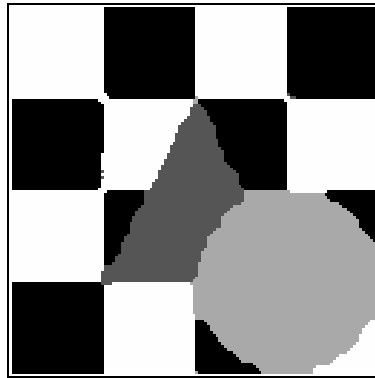
A Magányos cédruson (a) végrehajtott diffúziók: (b) a fizikában jól ismert hődiffúzió, (c) anizotróp diffúzió: az elkenés mértéke függ a kép éltartalmától



(a)



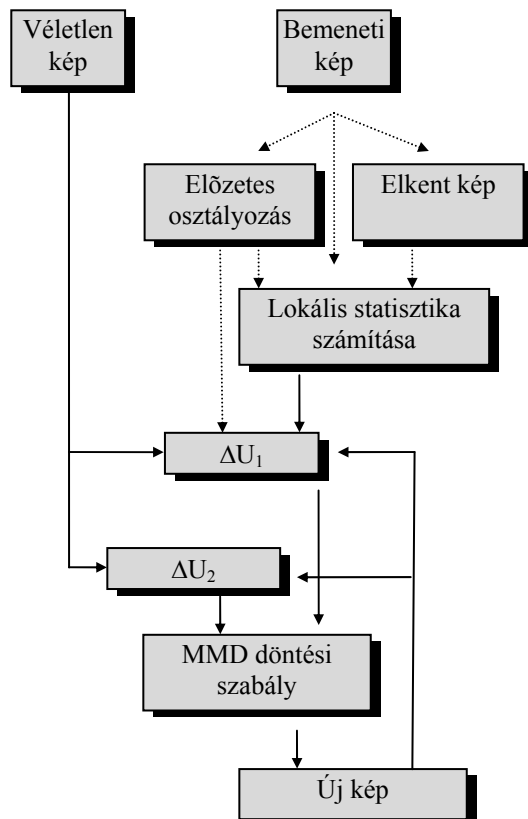
(b)



(c)

3. Ábra:

Képszűrés MVM-mel: (a) eredeti kép, (b) eredeti kép nagy zajjal terhelve (ez jelenti a nem kívánt hatást, amit szűrni szeretnénk), (c) MVM technikával szűrt kép



4. Ábra:

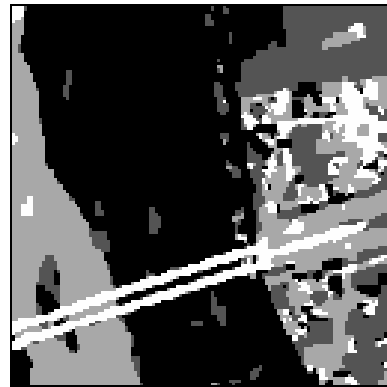
A szegmentálásra használt CNH-MVM algoritmus folyamatábrája. A szaggatott vonallal jelzett részek csupán egyszer hajtódnak végre, míg a folytonos vonallal jelzett kapcsolatok egy iterációs folyamat részei.



(a)



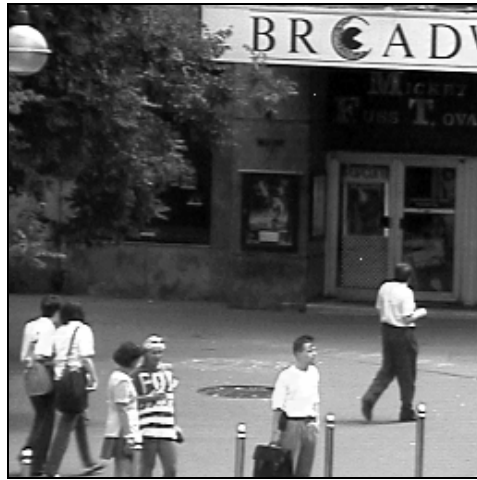
(b)



(c)

5. Ábra:

Új-Mexikóról készült légi felvétel (a) szegmentálása három (b) ill. négy (c) típusú területre CNH-MVM módszerrel. A képen egy folyó híddal, erdősáv és lakott területek láthatók. A módszer jól alkalmazható például a mezőgazdasági termőterületek állapotának, nagyságának meghatározására, előzetes termésmennyiség megbecslésére.



(a)



(b)



(c)

6. Ábra:

Egy utcarészletet ábrázoló kép szegmentálása 6 osztályra CNH-MRF technikával: (a) bemeneti kép, (b) szegmentált kép. (c) anizotróp CNH-MRF technikával történt szegmentálás, ahol a kisebb szegmensek jobban konzerválódtak. Ennek az a magyarázata, hogy a CNH-MRF algoritmus során, az input képből készült statisztikák pontosabb információval rendelkeznek az éléről, hiszen a felhasznált anizotróp diffúzió kevésbé veszti el ezt az él-információt.