

PET rekonstrukció javítása kívülről vezérelt anizotróp diffúzióval

Szirmay-Kalos László, Magdics Milán és Tóth Balázs¹

Budapesti Műszaki és Gazdaságtudományi Egyetem
szirmay@iit.bme.hu

Kivonat Az alábbi cikk témája a funkcionális PET rekonstrukciós adat javítása, az anatómiai jellemzőket leíró, nem-funkcionális modalitásokból, például CT-ből vagy MRI-ből nyert adatok alapján. A javítás a zaj eltávolítását, élesítést és a felbontás növelését is magában foglalja. Mivel a különböző modalitások különböző fizikai mennyiségeket mérnek melyek nem feltétlenül korrelálnak, a javító módszert körültekintően kell megterveznünk, hogy elkerüljük az olyan, hamis részletek bevezetését, melyek kizárólag az anatómiai adatban vannak jelen. A nemnegatív diffúzióval dolgozó előre haladó diffúzió megfelel a maximum elvnek, vagyis nem jöhet létre új maximum- vagy minimumhely és a maximumok nem nőhetnek, míg a minimumok nem csökkenhetnek tovább.

1.. Bevezetés

A Pozitron Emissziós Tomográfia (PET) kvantitatívan helyes funkcionális méréseket állít elő [20]. Térbeli felbontása azonban erősen limitált, továbbá a rekonstruált képek elmosódottak és meglehetősen zajosak [19]. A PET-et ugyanakkor gyakran kombinálják CT-vel vagy MRI-vel, mely lehetővé teszi funkcionális és anatómiai adatok gyűjtését. Ugyan az anatómiai és funkcionális adathalmazok különböző fizikai mennyiségeket jelentenek, például a PET a radioaktív kontrasztanyag sűrűségét méri, míg a CT az elektronsűrűséget, mindkét eloszlás a vizsgált test struktúráját követi. Következésképp a szervhatárok egynél több modalitásnál is megjelenhetnek. Így adódik az ötlet, hogy az elmosódott PET képeket a nagyobb felbontású, kevésbé zajos CT vagy MRI információval javítsuk. E javításnak zajszűrőnek kell lennie, élesítenie a szervhatárokat, valamint csökkentenie a PET alacsonyabb felbontásából adódó hibákat, melyet általánosan *Parciális Térfogati Effektus* (PVE) korrekciónak nevezünk. A PVE korrekció egyik fontos követelménye, hogy ne hozzunk létre olyan részleteket, melyeket az eredeti, zajos adat nem tartalmaz, kizárólag a meglévő részletek kiemelése megengedett. Másfelől, az eredeti adatban valóban benne lévő részleteket nem szabad eltávolítani.

PVE korrekcióra az irodalom több módszert is ad [2,18,6,17,3,1,20], amelyeket [3,15] foglal össze. A népszerű módszerek a PVE-t dekonvolúciós problémaként írják fel [5], vagy a PET képhez többfelbontású képfúziós módszerrel

adnak hozzá nagyfelbontású anatómiai információt, feltételezve, hogy a nagyfelbontású kép és a PVE-korrigálandó funkcionális kép értékei közt pozitív korreláció áll fenn [20]. Miként korábbi cikkünkben megmutattuk, ez a feltételezés azonban nem feltétlenül helytálló [10].

A parciális differenciálegyenletek (PDE-k) képfeldolgozásban történő alkalmazása a *skála tér* [7] bevezetésével vált népszerűvé, és elsősorban Perona és Malik, *anizotróp diffúzióval* kapcsolatos úttörő munkája által [13,21].

A PDE-k tervezésére három módszer létezik. A PDE-k megadhatók direkt módon, azok részletes matematikai jellemzőinek ismeretében. A módszerek második típusa először egy energia funkcionált definiál, mely magában foglalja a kimeneti képtől megkívánt tulajdonságokat, majd a variációs problémát a funkcionálok Euler-Lagrange egyenletekké alakításának sztenderd módszerével oldja meg. Az elvárt képi tulajdonságok kívánságlistájának elemei azonban a globális célfüggvényben az adott kívánság erejének fokáig adottak, azaz az elvárt tulajdonságok lokálisan erősen sérülhetnek. Például, a követelmény, miszerint hamis részletek nem hozhatók be, lefordítható arra a megszorításra, hogy a függvény *teljes variációja* [14,9] nem nőhet. A teljes térfogatra számolt teljes variáció azonban akkor is csökkenhet, ha néhány kisebb régió teljes variációja nő. A módszerek harmadik típusa az axiomatikus megközelítések csoportja, melyben a PDE-knek adott invariánsokat vagy axiómákat kell megtartaniuk. A képfeldolgozásban ilyen axiómák lehetnek, hogy a módszer ne hozzon be hamis részleteket, legyen homogén és izotróp, mivel nem preferálhatunk bizonyos pozíciókat és irányokat anélkül, hogy a képről bármit is tudnánk, stb.

A fenti módszerek mindegyike megköveteli a PDE-k mély ismeretét, és a megfelelő PDE felírása közel sem triviális. Ezen komplexitás kezelésére egy lehetséges módszer az algoritmusok mintaképekkel történő tanítása és az optimális szabályozás elméletének használata egy olyan kontroller, azaz szűrőparaméterek megtalálására, mely a bemeneti mintaképből a kimeneti mintaképet állítja elő [8].

Módszerünk a PDE-k axiomatikus módszereihez kapcsolódik, azonban figyelembe kell vennünk, hogy PVE esetén a probléma egy kissé eltérő. Az elkent PET képet a pontosabb anatómiai adatban tárolt információval kell javítanunk, tehát a szűrés kívülről kontrollált, mely így anizotróp és inhomogén lesz, azaz a képfeldolgozás néhány alap axiómájától meg kell válnunk. Továbbra is megköveteljük, hogy a javítandó PET kép hamis részletektől mentes legyen, vagyis nem szabad olyan új információt átvinnünk az anatómiai adatból, melyet a PET adat nem tartalmaz. A kauzalitási feltétel, azaz hogy nem szabad hamis minimumhelyet és maximumhelyet létrehoznunk, továbbra is érvényes.

Ebben cikkben a hőáramlás vagy diffúzió analógiájának alkalmazásán alapuló térfogatjavítási módszert javasolunk. Az elvárt további tulajdonságokat az anizotróp diffúzióhoz hasonlóan vesszük figyelembe, melyet a külső anatómiai adat kontrollál. Ez a stratégia a térfogatjavító módszerek egy intuitív és természetes definíciójához vezet. Módszerünk elsimítja a zajt de ezzel egy időben az éleket vagy szervhatárokat is 3D-ben élesíti, megőrzi a teljes szűrkeségi szintet (aktivitást vagy energiát), a fizikai plauzibilitáshoz szükséges nemnegativitási

feltételnek eleget tesz, és nem hoz létre az eredeti képen nem létező részleteket, mint lokális maximum vagy minimum.

2.. Áramlások és anizotróp diffúzió

Képek korrekciójára az áramlások természetes analógiáját használjuk. Az egyszerűség kedvéért az áramlás rögtön megáll, amint az erő eltűnik, amely teljesül mikor hő áramlik vagy az anyag lassan szétterjed. PET esetén a szállított fizikai mennyiség a radioaktív kontrasztanyag sűrűsége, de a javasolt analógiával bármely egyéb skalármennyiséget tekinthetnénk. Jelölje $x(\mathbf{v})$ az adott skalármennyiséget. Az áramlás a mennyiséget a térfogaton belül szállítja, azaz mindössze a mennyiség pozícióját változtatja, a teljes mennyiség mindig megőrződik. Lineáris képszűrőket tekintve, az 1 integrálú szűrőkernelek rendelkeznek ezzel a tulajdonsággal, viszont eddig nem mondtunk semmit a rendszer linearitásáról. Annak érdekében, hogy a mennyiséget ne engedjük a határon túllépni, Neumann-típusú határfeltételt alkalmazunk és előírjuk, hogy az áramlási mező merőleges legyen a határfelületre.

Az áramlás \mathbf{v} pontbéli fluxusát egy $\mathbf{f}(\mathbf{v}, x(\mathbf{v}, t))$ vektormező definiálja, mely az aktuális $x(\mathbf{v}, t)$ eloszlástól is függ. Tetszőleges V térfogatra a skalármennyiség V -n belüli megváltozása egyenlő az áramlási mező téfogat felületen vett integráljával. Amennyiben a térfogat infinitezimálisan kicsire csökken, megállapíthatjuk, hogy az $x(\mathbf{v})$ sűrűség \mathbf{v} pontbéli megváltozásának mértéke egyenlő az áramlási mező divergenciájával:

$$\frac{\partial x(\mathbf{v}, t)}{\partial t} = \nabla \cdot \mathbf{f}(\mathbf{v}, x(\mathbf{v}, t)). \quad (1)$$

Ha a mennyiség zajszintjét vagy variációját szeretnénk csökkenteni, egy elterjedt választás egy olyan áramlási mező, mely megszünteti a fizikai mennyiségben lévő különbségeket, azaz arányos az x skalármennyiség gradiensevel. Ez a választás a hő- vagy diffúziós egyenlethez vezet:

$$\mathbf{f}(\mathbf{v}, x(\mathbf{v}, t)) = g \nabla x(\mathbf{v}, t) \implies \frac{\partial x(\mathbf{v}, t)}{\partial t} = g \nabla^2 x(\mathbf{v}, t).$$

Konstans, pozitív g diffúziós együtthatót feltételezve, az egyenlet megoldása egyenlő a kezdeti állapot g -vel arányos és az időben lineárisan növekvő szten-derd eltérésű Gauss függvényvel vett konvolúciójával, és a rendszer egy olyan állapotba konvergál, melyben $x(\mathbf{v})$ konstans, feltételezve a fenti határfeltételeket. Mivel a $\nabla^2 x(\mathbf{v})$ Laplace operátor megadja az izofelület \mathbf{v} -beli Gauss-görbületét, mely konvex függvényekre pozitív és konkáv függvényekre negatív, a rendszer az aktivitást konkáv régiókból konvex régiókba szállítja (1. ábra).

Az élmegtartó és képjavító nemlineáris diffúziós folyamatot először Perona és Malik vezetett be a képfeldolgozásba [13]. Munkájukban a diffúziós folyamatot egy gradiensfüggő diffúziós együttható szabályozza. A diffúziós együtthatót a képradiens egy monoton csökkenő függvényének választva az elkenés lelassul,

azaz az élek megőrződnek. A Perona-Malik egyenlet az alábbi

$$\frac{\partial x}{\partial t} = \nabla \cdot (g(|\nabla x|) \nabla x), \quad (2)$$

ahol $g(s)$ egy monoton csökkenő diffuzivitás függvény, például

$$g(s) = \frac{1}{1 + \left(\frac{s}{K}\right)^2}. \quad (3)$$

Vegyük észre, hogy amennyiben $g(s)$ lineárisnál gyorsabban csökken, azaz $g(s)$ s szintén csökkenő függvény, az áramlás az aktivitást az él konkáv részére szállítja és eltünteti az aktivitást a konvex részből, vagyis az élt tovább élesíti. Az élesítés küszöbértéke $|\nabla x| > K$, ellenkező esetben az élek elmosódnak. Az anizotróp diffúzió ezáltal régióként konstans aktivitáshoz konvergál, ahol a homogén régiókat olyan élek választják el, melyekben a folyamat kezdetén a gradiens legalább K nagyságú volt. Amíg a g diffuzivitás nemnegatív, a diffúzió nem képes új minimum- és maximumhelyeket létrehozni, így garantálva, hogy az eredményben nem jelennek meg hamis jellemzők.

Negatív g esetén a szűrés úgy fogható fel, mintha az idő visszafelé forogna és megfordítanánk a diffúziós folyamatot. Mivel az előrehaladó diffúzió képes eltüntetni a lokális minimumokat és maximumokat valamint a skalármező értékészletét csökkenteni, a visszafelé haladó diffúzió új minimumokat és maximumokat hozhat létre és az eredeti mező értékészletére sincs korlátozva. Az ilyen hibák létrejöttének megelőzésére megszorításokat kell tennünk [16]. [11] egy előre-hátra diffúziós sémát javasolt, melyben egy explicit mechanizmus lassítja az áramlást azokon a helyeken, ahol a nemnegativitási feltétel teljesül, a folyamat stabilizálására pedig egy második, előrehaladó diffúziós sémát alkalmaz.

3.. A javasolt módszer

A PVE probléma megoldásakor a $p(\mathbf{v})$ PET térfogatot részlegesen simítanunk kell, hogy csökkentsük a zajt, részben élesíteni kell, hogy kiemeljük az éleket, miközben nem hozunk létre hamis részleteket. A PVE-ben egy külső kontrollerünk van, a $c(\mathbf{v})$ anatómiai adat, mely meghatározza, hogy a PET adatot hol élesítsük.

Általában, egy $g(|\nabla p|, |\nabla c|)$ diffúziós együtthatót keresünk, amely mind a PET gradienstől mind az anatómiai adat gradienstől függ, és amely ott élesíti a PET éleket, ahol az anatómiai adat gradiense jelentős. Az áramlási fluxus

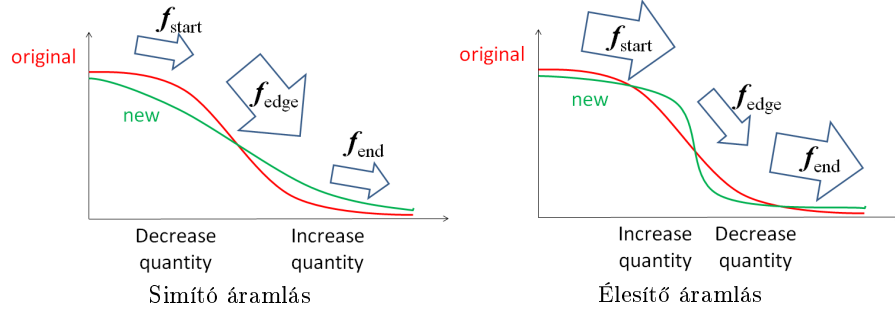
$$\mathbf{f} = g(|\nabla p|, |\nabla c|) \nabla p.$$

A g diffuzivitási függvényt keressük szorzat alakban és tegyük fel, hogy

$$g(|\nabla p|, |\nabla c|) = \mu(|\nabla c|) \nu(|\nabla p|),$$

azaz a fluxus szintén kifejezhető a CT gradienstől és PET gradienstől függő tényezőkből álló szorzattal:

$$\mathbf{f} = g(|\nabla p|, |\nabla c|) \nabla p = \mu(|\nabla c|) (\nu(|\nabla p|) \nabla p).$$



1. ábra. Simító és élesítő áramlások. Ha az áramlás ott erősödik ahol a meredekség nő, az inflexiós pont felül eltünteti az aktivitást és áthelyezi az inflexiós pont alá, vagyis elkeni az élt. Másfelől, ha az áramlás nagyobb meredekség esetén csökken, a mennyiséget az inflexiós pont fölé helyezi és alóla eltünteti, tehát a meredekség nő és az él élesedik. Mindkét esetben a mennyiség lefelé áramlik, vagyis a maximum csökken és a minimum nő.

Az általánosság megszorítása nélkül feltehető, hogy μ pozitív, mivel a negatív diffuzivitást megkövetelő visszafelé haladó áramlás esetén a negatív előjel ávihető ν -be. Az egyszerűbb jelölés érdekében tekintsük az egydimenziós esetet és a PET gradienst, azaz a térbeli deriváltat jelölje p'_x , a CT deriváltjának abszolút értékét c'_x és a PET gradienstől függő $\nu(|\nabla p|)\nabla p$ faktort $\phi(p'_x)$. Egy élt emelkedőnek tekintünk, ha $p'_x > 0$.

Az áramlási fluxus térbeli deriváltja:

$$f'_x = \frac{\partial \mu(c'_x)\phi(p'_x)}{\partial x} = \mu'(c'_x)c''_{xx}\phi(p'_x) + \mu(c'_x)\phi'(p'_x)p''_{xx}.$$

ahol μ' és ϕ' rendre a CT gradiens és PET gradiens egyváltozós függvényeinek deriváltja.

Vizsgáljuk meg a PET gradiens idő szerinti deriváltját maximális CT gradiens esetén, azaz ahol $c''_{xx} = 0$. Egydimenzióban ez,

$$\frac{\partial p'_x}{\partial t} = \frac{\partial}{\partial t} \frac{\partial p}{\partial x} = \frac{\partial}{\partial x} \frac{\partial p}{\partial t} = \frac{\partial}{\partial x} f'_x = f''_{xx}$$

a hőegyenlet alapján. A PET gradiens idő szerinti deriváltja, vagyis az áramlási fluxus második deriváltja:

$$\frac{\partial p'_x}{\partial t} = f''_{xx} = \mu''(c''_{xx})^2\phi + \mu'c'''_{xxx}\phi + 2\mu'c''_{xx}\phi'p''_{xx} + \mu\phi''(p''_{xx})^2 + \mu\phi'p'''_{xxx}.$$

Vizsgáljuk meg ezt a képletet különböző esetekre.

3.1.. Közeli nagy PET és CT gradiensek

Első esetben feltesszük, hogy mind a PET mind a CT tartalmaz nagy gradienseket, melyek hozzávetőlegesen egybeesnek, tehát a PET gradienst tovább kell élesíteni ott, ahol a CT gradiens maximális.

Ahol a CT gradiens meredeksége maximális, $c''_{xx} = 0$ és $c'''_{xxx} < 0$. Amennyiben ez egybeesik egy PET határral, úgy $p'''_{xxx} < 0$. Ezesetben élesítést várunk el, vagyis a gradiens idő szerinti deriváltja szükségképpen nemnegatív:

$$\frac{\partial p'_x}{\partial t} = \mu'(c'_x)c'''_{xxx}\phi(p'_x) + \mu(c'_x)\phi''(p'_x)(p''_{xx})^2 + \mu(c'_x)\phi'(p'_x)p'''_{xxx} \geq 0.$$

Az előrehaladó anizotróp diffúzióban a μ és ϕ diffuzivitási tényezők nemnegatívak. Maximális meredekség esetén $c'''_{xxx} < 0$, vagyis a meredekség növekedésének egy elégséges feltétele

$$\mu'(c'_x) \leq 0, \quad \phi''(p'_x) \geq 0, \quad \phi'(p'_x) \leq 0.$$

Ez azt jelenti, hogy $\mu(c'_x)$ -nek csökkenő függvénynek kell lennie, ahol az anatómiai gradiens nagyobb, mint egy alkalmas c_{\min} , mely a valódi anatómiai részleteket választja el a zajtól.

Másfelől $\phi(p'_x) = \nu(p'_x)p'_x$ szükségképpen csökkenő és konvex, ahol a funkcionális adatban egy valódi határ található, azaz PET gradiens legalább p'_{\min} .

3.2.. Csak CT gradiens

Ebben az esetben csak a CT gradiens magas, tehát ez a határ nem jelenik meg a PET adatban és nem is kell létrehozni.

Ahol a CT gradiens meredeksége maximális, $c''_{xx} = 0$ és $c'''_{xxx} < 0$. Ha nincs egybeeső PET határ, akkor $p'_x \approx 0$, $p''_{xx} \approx 0$, és $p'''_{xxx} \approx 0$. Itt nincs szükség jelentős változtatásra, vagyis a PET gradiens idő szerinti deriváltjának közelítőleg nullának kell lennie:

$$\frac{\partial p'_x}{\partial t} = \mu'(c'_x)c'''_{xxx}\phi(p'_x) \approx 0,$$

amely automatikusan teljesül, amennyiben $\phi(p'_x) \approx 0$ ha p'_x kicsi és $\mu'(c'_x)$ gradiense nem túl nagy ott sem, ahol c'_x nagy.

3.3.. A CT gradiens alacsony

Ha a PET gradiens meredeksége maximális, $p''_{xx} = 0$ és $p'''_{xxx} < 0$. Ahol a CT gradiens konstans, ott $c'_x \approx 0$, $c''_{xx} \approx 0$, és $c'''_{xxx} \approx 0$. Itt nem kell sem jelentősen simítani, sem élesíteni, vagyis a gradiens idő szerinti deriváltja zérus közeli kell legyen:

$$\frac{\partial p'_x}{\partial t} = \mu(c'_x)\phi'(p'_x)p'''_{xxx}.$$

Mivel az anatómiai adatban nincs él, $\mu(c'_x)$ -nek nem szabad befolyásolnia a folyamatot, amelynek így egy közönséges, a p'_{\min} határértéknél nagyobb gradienseket élesítő és az ennél kisebb gradienseket simító anizotróp szűrőként kell viselkednie.

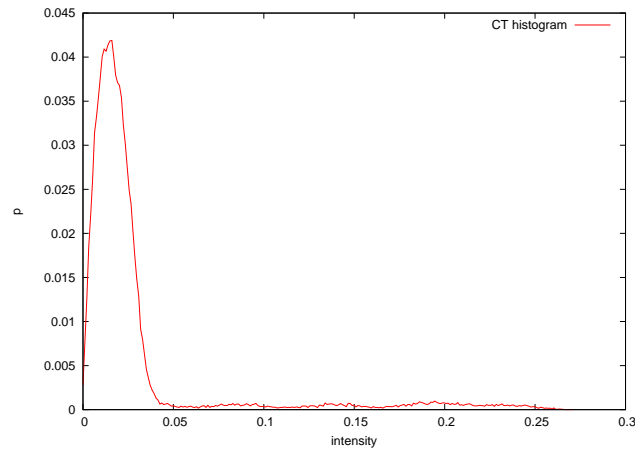
3.4.. A μ függvény megválasztása

A követelmények alapján $\mu(c'_x)$ csökkenő függvény kell legyen ott, ahol az anatómiai gradiens jelentős, tehát c_{\min} -nél nagyobb, és így élesíteni kell. Ellenkező esetben $\mu(c'_x)$ kicsi kell legyen.

A fenti követelmények teljesítésére egy szakaszonként lineáris függvényt alkalmazunk:

$$\mu(c'_x) = \frac{c'_{\max} - c'_x}{c'_{\max} - c'_{\min}}, \quad \text{ha } c'_x > c_{\min},$$

$$\mu(c'_x) = 1, \quad \text{ha } c'_x \leq c_{\min}.$$

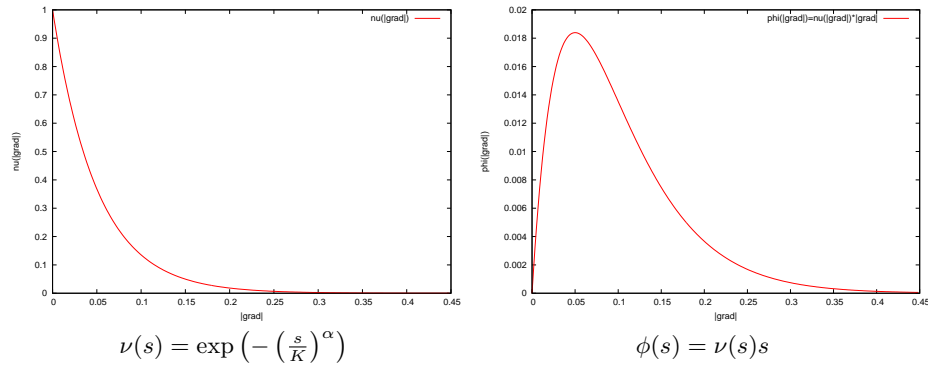


2. ábra. Az 5. ábrán látható fantom anatómiai adatának gradiens abszolútértékeiből alkotott hisztogram. Az alacsony értékeknél látható csúcs a zajhoz tartozik. Az e fölötti, kisebb csúcsok a szervhatárokat jelölik. Az értékek átlaga 0.017, így egy gradienst nem a zajnak tulajdonítunk, ha $c > c_{\min} = 3 \cdot 0.017 = 0.05$.

c_{\min} és c_{\max} automatikus meghatározását az anatómiai adat statisztikai analízise alapján végezzük. Mivel a határok a térfogatnak csak egy kis szeletét teszik ki, a szervhatárokhöz tartozó nagy gradiens értékek az anatómiai adat gradienseinek zajához képest outlierok. Tehát kiszámoljuk a gradiens abszolútértékek hisztogramját (2. ábra). A gradiens adat mediánját az a pont adja meg, ahol a kumulatív hisztogram 0.5-ös értéket vesz fel. Mivel a medián robusztus becslő, a nagy gradienseket figyelmen kívül hagyja és közel lesz a zajhoz tartozó csúcs közepéhez. c_{\min} értékének az átlag háromszorosát választjuk, amely annak a feltételezésnek felel meg, miszerint a szervhatárokat a zajértékek határa fölötti gradiensek adják. c_{\max} érték pedig a hisztogram maximális értéke.

3.5.. A ν függvény megválasztása

A fenti analízis alapján megállapíthatjuk, hogy a $\phi(s) = \nu(s)s$ függvénynek p'_{\min} -nél nagyobb PET gradiens esetén csökkenőnek és konvexnek kell lennie.



3. ábra. A ν és ϕ vezérlő függvények, $K = 0.05$ és $\alpha = 1$ esetén.

Egy alkalmas ν függvény

$$\nu(s) = \exp\left(-\left(\frac{s}{K}\right)^\alpha\right).$$

A $\phi(s) = \nu(s)s$ szorzatfüggvény csökkenő, ha

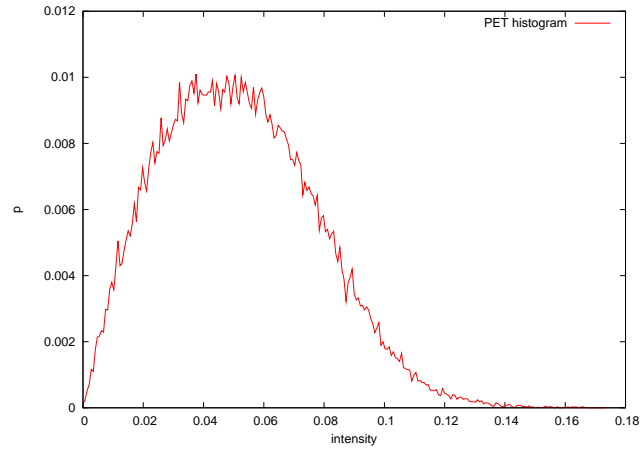
$$s > \frac{K}{\alpha^{1/\alpha}}$$

és konvex, ha

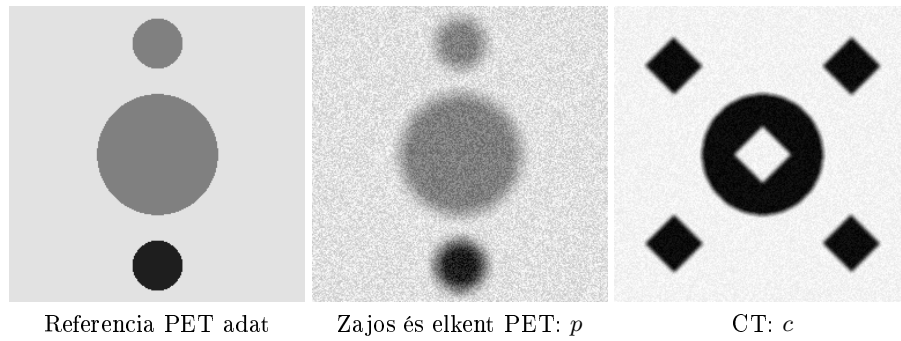
$$s > K \left(\frac{\alpha + 1}{\alpha}\right)^{1/\alpha},$$

azaz a K és α paramétereket a minimális p'_{\min} meredekség (3. ábra) alapján kell megválasztanunk. Vegyük észre, hogy az élesítésre csak egy elégséges feltételt adtunk, vagyis a folyamat a határokat a fenti feltétel teljesülése nélkül is élesítheti.

K és α paraméterek automatikus meghatározása az anatómiai adat statisztikai analízise alapján történik, azonban kevésbé egyszerű módon, mint az anatómiai adat analízise esetén. A problémát az jelenti, hogy PET adat esetén a zaj nem tér el szignifikánsan a valódi jeltől (éppen ezért szükséges a további javítás). K értékére jó választás a PET gradiensek mediánja, mely a 4. ábra esetén $K = 0.05$ választást jelent, α pedig az $[1, 2]$ intervallumból kerülhet ki.



4. ábra. Az 5. ábrán látható fantom PET adatának gradiens abszolútértékeiből számolt hisztogram.



5. ábra. 2D fantom: a referencia, a zajos és elmosódott PET rekonstrukció, és a CT adat.

4.. Eredmények

A javasolt algoritmust egy 2D matematikai fantomon teszteljük (5. ábra).

Az eredeti jel egy közepes intenzitású kis kör felül, egy közepes intenzitású nagy kör középen, és egy nagy intenzitású kis kör alul. A $p(\mathbf{v})$ PET adat ebből Gauss szűréssel és fehér zaj hozzáadásával állt elő. Az ábrán a CT adat is látható, mely részben fedi a PET adatot. Megtalálhatjuk rajta a középső nagy kört, azonban a két kisebb PET kör a CT adaton nem található meg, ahol viszont további négy nagy intenzitású négyzet foglal helyet a sarkokban, valamint egy alacsony intenzitású négyzet a középpontban.

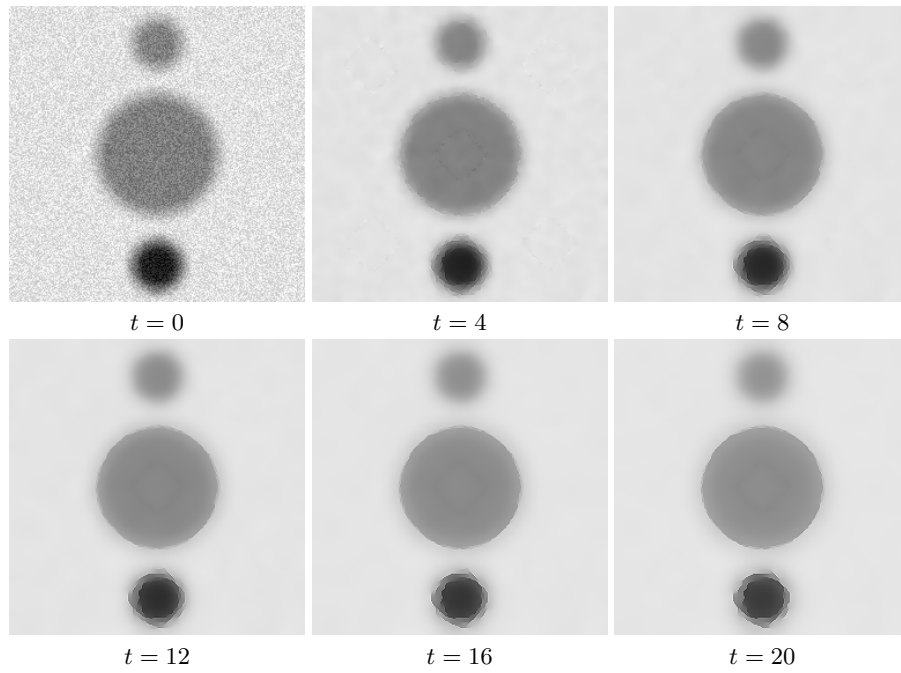
A példa a gyakorlati eseteknek felel meg. A radioaktív kontrasztanyagot nagy sűrűségben tartalmazó szervek határa megfigyelhető mind a PET, mind a CT adaton, mivel szervhatároknál a sűrűség gyorsan változik. Emellett, a radioaktív kontrasztanyag nagy sűrűségben koncentrálódhat a szervek funkcionálisan aktív régióiban, tehát lehetnek olyan határok a PET adatban, melyek a CT adaton nem láthatók. Másfelől, a CT adat is tartalmazhat a PET adatban nem létező határokat. Például a csontok határai a CT felvételen élesen megjelennek, de amennyiben a radioaktív kontrasztanyag a csontokban nem gyűlik össze, a PET-ben ezek a határok nem lesznek jelen.

A cél tehát, hogy élesítsük a nagy kört, ahol a CT határ információt szolgáltat, és legalább tartsuk meg a kisebb körök határait, melyekben a CT nem ad a határookra vonatkozó információt. Ezzel egy időben el kell kerülnünk, hogy a kizárólag a CT adatban létező négyzetek megjelenjenek a javított PET adatban is.

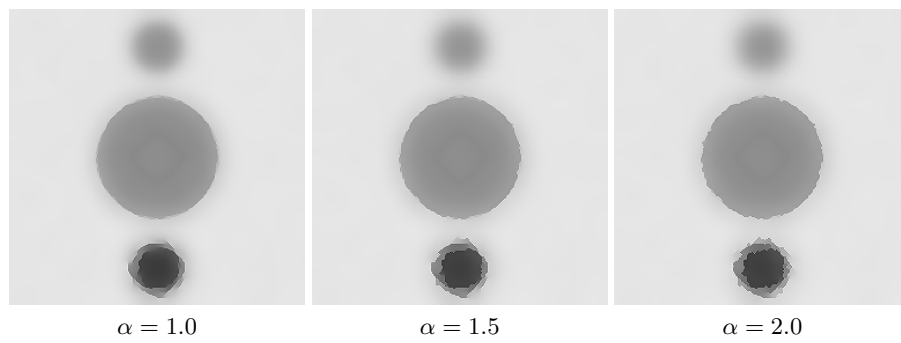
Az eredmények a 6. ábrán láthatók különböző iterációs számokra, azaz az idő függvényében. Vegyük észre, hogy az alsó kis kör határai élesednek, mivel az eredeti határaiban a gradiens elég nagy volt ahhoz, hogy az előrehaladó anizotróp diffúzió élesítő küszöbértékét túllépje. A középső nagy kör szintén élesebbé vált annak köszönhetően, hogy itt az áramlási fluxus a CT gradiensekkel arányos. A felső kis körön élesítés nem történt, ugyanis a határ nem volt kellőképp erős és a CT sem tartalmazott újabb, vele kapcsolatos információt. Vegyük észre, hogy a CT adat négyzetei rejtve maradtak az elvárásoknak megfelelően.

5.. Konklúzió

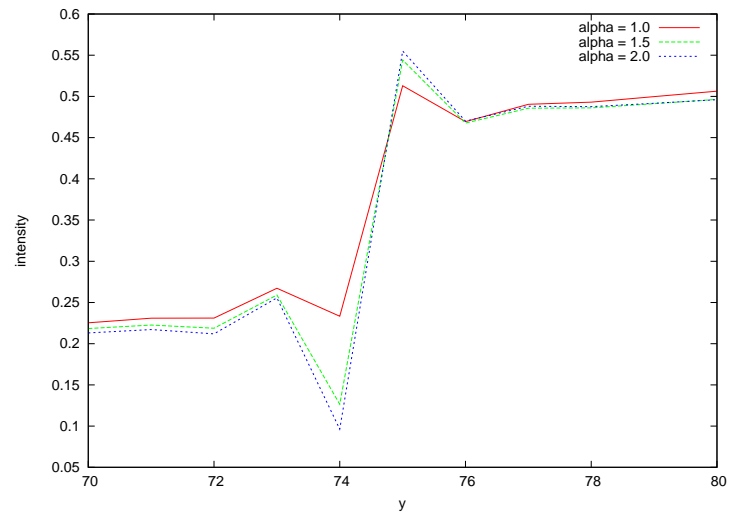
A cikkben egy folyamatban lévő kutatásunk legújabb eredményeit mutattuk be, amely a PET adat, a CT szkennertől szolgáltatott anatómiai adat alapján történő javítására fókuszál. Célunk a zaj csökkentése és a szervhatárok kiemelése, a PET adat által nem tartalmazott részletek hozzáadása nélkül. Korábban egy előre-hátra haladó diffúziós sémát alkalmaztunk, azonban nagy kihívást jelentett, hogy elkerüljük olyan csont- és szervhatárok megjelenését, melyek a CT adatban erősek, de a PET adatban nem szabad látszódnuk. A probléma kezelése érdekében a korábbi módszerből elhagytuk a hátrafelé haladó diffúziós hatásokat, hogy ezáltal garantáljuk a stabilitást és egyúttal a fent említett hamis részletek megjelenését is elkerüljük.



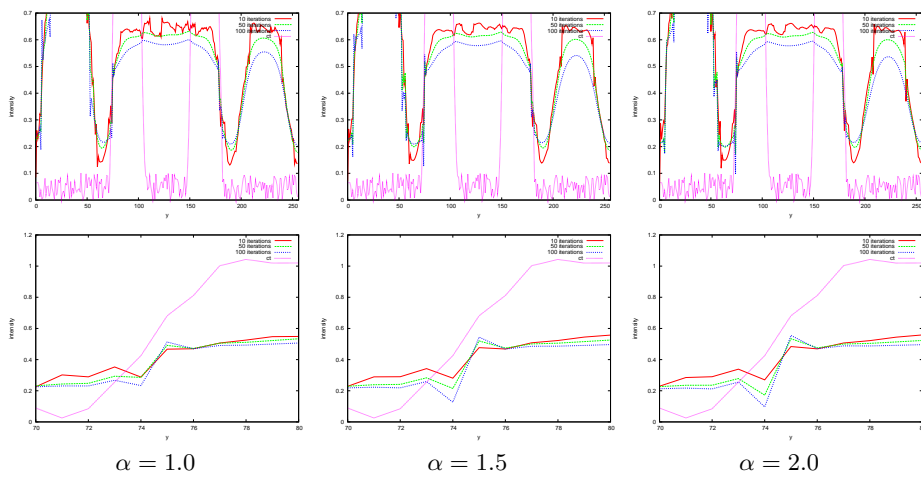
6. ábra. A PET adat változása az iterációk előrehaladtával. A paraméterek értéke $\alpha = 1$, $c_{\min} = 0.05$, $c_{\max} = 0.3$ és $K = 0.05$ volt.



7. ábra. Javított PET különböző α PET kitevőkre és $c_{\min} = 0.05$, $c_{\max} = 0.3$ és $K = 0.05$ mellett.



8. ábra. 2D fantom: A különböző α értékekre kapott eredmények vízszintes profilja.



9. ábra. 2D fantom: A különböző K_{pet} értékekre kapott eredmények vízszintes profilja.

Hivatkozások

1. David L. Barbee, Ryan T. Flynn, James E. Holden, Robert J. Nickles, and Robert Jeraj. Partial volume correction of PET-imaged tumor heterogeneity using expectation maximization with a spatially varying point spread function. *Phys. Med. Biol.*, 55:221–236, 2010.
2. N. Bousson, M. Hatt, F. Lamare, Y. Bizais, A. Turzo, C. Cheze-Le Rest, and D. Visvikis. A multiresolution image based approach for correction of partial volume effects in emission tomography. *Phys. Med. Biol.*, 1857–1876. oldal, 2006.
3. Kjell Erlandsson, Irene Buvat, P. Hendrik Pretorius, Benjamin A. Thomas, and Brian F. Hutton. A review of partial volume correction techniques for emission tomography and their applications in neurology, cardiology and oncology. *Phys. Med. Biol.*, 57:119–159, 2012.
4. M. Magdics et al. TeraTomo project: a fully 3D GPU based reconstruction code for exploiting the imaging capability of the NanoPET/CT system. In *World Molecular Imaging Congress*, 2010.
5. B. Fei. An mr image-guided, voxel-based partial volume correction method for pet images. *Medical Physics*, 39(1):179–194, 2012.
6. Francisca P. Figueiras, Xavier Jimenez, Deborah Pareto, , and Juan D. Gispert. Partial volume correction using an energy multiresolution analysis. In *IEEE Nuclear Science Symposium Conference Record*, 2724–2727. oldal, 2009.
7. Jan J. Koenderink. The structure of images. *Biological Cybernetics*, 50(5):363–370, 1984.
8. Zhouchen Lin, Wei Zhang, and Xiaou Tang. Designing partial differential equations for image processing by combining differential invariants. Technical Report MSR-TR-2009-192, August 2009.
9. Milán Magdics, Balázs Tóth, Balázs Kovács, and László Szirmay-Kalos. Total variation regularization in PET reconstruction. In *KEPAF*, 40–53. oldal, 2011.
10. Zsolt Márta. Partial volume effect correction on the GPU. In *Proceedings of CESC 2012: The 16th Central European Seminar on Computer Graphics*, 2012.
11. Zsolt Márta and László Szirmay-Kalos. Partial volume effect correction using anisotropic backward diffusion. In *KEPAF '13*, 144–157. oldal, 2013.
12. Mediso. Anyscan PET/CT. <http://www.mediso.com/products.php?fid=1,9&pid=73>.
13. Pietro Perona and Jitendra Malik. Scale-space and edge detection using anisotropic diffusion. *IEEE Trans on Image Processing*, 12:629–639, 1990.
14. Mikael Persson, Dianna Bone, and Hakan Elmqvist. Three-dimensional total variation norm for SPECT reconstruction. *Nuclear Instruments and Methods in Physics Research*, 98–102. oldal, 2001.
15. Olivier Rousset, Arman Rahmim, Abass Alavi, and Habib Zaidi. Partial volume correction strategies in PET. *PET Clinics*, 2(2):235 – 249, 2007. PET Instrumentation and Quantification.
16. Olivier Salvado and David L. Wilson. A new anisotropic diffusion method, application to partial volume effect reduction. In *Proc. SPIE 6144, Medical Imaging 2006: Image Processing*, 614464, 2006.
17. W. Paul Segars, Benjamin M. W. Tsui, A. J. Da Silva, and L. Shao. CT-PET image fusion using the 4D NCAT phantom with the purpose of attenuation correction. In *IEEE Nuclear Science Symposium Conference Record*, 1775–1779. oldal, 2003.
18. Miho Shidahara, Charalampos Tsoumpas, Alexander Hammers, Nicolas Bousson, Dimitris Visvikis, Tetsuya Suhara, Iwao Kanno, and Federico E. Turkheimer. Functional and structural synergy for resolution recovery and partial volume correction in brain PET. *Elsevier NeuroImage*, 44:340–348, 2009.

19. Arne Skretting. Intensity diffusion is a better description than partial volume effect. *Eur J Nucl Med Mol Imaging*, 36:536–537, 2009.
20. Marine Soret, Stephen L. Bacharach, and Irène Buvat. Partial-volume effect in PET tumor imaging. *Journal of Nuclear Medicine*, 48:932–945, 2007.
21. T. Szirányi, I. Kopilovic, and B. Tóth. Anisotropic diffusion as a preprocessing step for efficient image compression. In *ICPR '98. 14th international conference on pattern recognition*. 1998.
22. L. Szirmay-Kalos, M. Magdics, and B. Tóth. Multiple importance sampling for PET. *IEEE Trans Med Imaging*, 33(4):970–978, 2014.