

# Gyors kameramozgás-becslés affin megfeleltetésekkel\*

Eichhardt Iván<sup>1,2</sup>, Csetverikov Dmitrij<sup>2,1</sup>

<sup>1</sup> MTA SZTAKI, Budapest

<sup>2</sup> Eötvös Loránd Tudományegyetem, Budapest


{ivan.eichhardt,dmitry.chetverikov}@sztaki.mta.hu

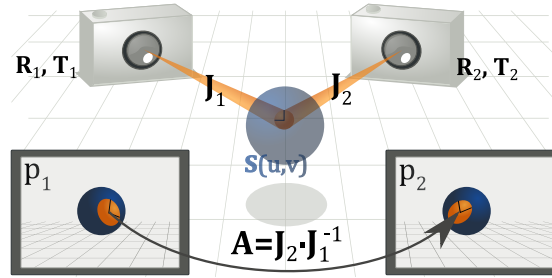
**Abstract.** A cikk kamerák közötti relatív elmozdulás becslésére mutat be egy új módszert, csupán két (affin) megfeleltetés felhasználásával. A megközelítésünk tetszőleges központi vetítésű kameramodell esetén alkalmazható. Eljárásunk a kizárólag pontmegfeleltetésekre hagyatkozó módszerekhez viszonyítva töredék idő alatt hasonló, vagy jobb minőségben ad becslést a relatív elmozdulásra. Javasolt újszerű epipoláris megkötéseink leírják a központi vetítésű nézetek és az affin megfeleltetések kapcsolatát. Kombinálva az új becslővel, egy Lokálisan Optimalizált RANSAC eljárás korábban és radikálisan kevesebb mintavétellel terminál. Kiértékeléseinket nyilvános adatbázisokon végeztük perspektív, halszemoptikás és katadioptrikus kameraképekből álló szekvenciákon. A vizsgálataink megerősítették, hogy az eljárás geometriai pontossága tartja a korszerű eljárások szintjét, illetve meghaladja azokat futásidőben.

## 1. Bevezetés

Az affin megfeleltetéseket (AC – affine correspondence) felhasználó eljárások, melyek segítségükkel geometriai problémákat oldanak meg, általában háromszor kevesebb mintát használnak [2], mint a pont-alapú társaik. Ez igaz erre a munkánkra is, mivel az itt bemutatott új epipoláris megkötések három lineáris egyenletet biztosítanak megfeleltetésenként.

Az AC-ket általában képek jellemző régióinak párosításából kaphatjuk meg. Egy ilyen régió egy  $(\mathbf{x}, \mathbf{M})$  pár, ami egy  $\mathbf{x} \in \mathbb{R}^2$  pont és egy  $\mathbf{M} \in \mathbb{R}^{2 \times 2}$  lineáris transzformáció segítségével írható le. Utóbbi az  $\mathbf{x}$ -et körülvevő terület alakját és orientációját foglalja magában. Skála-invariáns jellemzők általában elegendők pontmegfeleltetések létrehozásához, azonban vannak olyan esetek, ahol az affin invariáns jellemző/régió-kinyerők használata ajánlott [26,12,13,14,16,28]. Egy megfeleltetett  $(\mathbf{x}_1, \mathbf{M}_1)$  és  $(\mathbf{x}_2, \mathbf{M}_2)$  pár segítségével létrehozható az affin megfeleltetés  $(\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \mathbf{A})$ , ahol  $(\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2)$  egy pontmegfeleltetés, illetve  $\mathbf{A} = \mathbf{M}_2 \mathbf{M}_1^{-1}$  lineáris transzformáció. Abban az esetben, ha egy síkdarabot figyelünk meg lyukkamerákon keresztül, akkor a nézetek közötti homográfia Jacobi-mátrixszá  $\mathbf{A}$ .

\* Eichhardt, I., & Csetverikov, D., „Affine Correspondences Between Central Cameras for Rapid Relative Pose Estimation”. In *European Conference on Computer Vision*, Cham: Springer Verlag, 2018, pp. 488-503. DOI: 10.1007/978-3-030-01231-1\_30,  <https://github.com/eivan/TwoAC> – Forráskód és kiegészítő valós kiértékelés.



1. ábra: Kameranézetek,  $p_i$  vetítőfüggvényekkel. A pózok  $\mathbf{R}_i, \mathbf{T}_i$ ,  $i = 1, 2$ .  $S(u, v)$  paraméteres felület  $\mathbf{J}_i$  Jacobival és  $\mathbf{A}$  lineáris transzformációval.

A terület túlnyomó része kizárólag pontmegfeleltetésekre hagyatkozik, figyelmen kívül hagyva az információt, amit  $\mathbf{M}_i$  tartalmaz. A nyolc-pontos algoritmust Hartley [8] javasolta, mely meghatározza két lyukkameranézet közötti epipoláris geometriát. Nistér [17] kifejlesztett egy optimális megoldót a relatív póz problémájára, kalibrált esetben. A minimális megoldó-algoritmusok – minimális a becsléshez szükséges minták számában – hasznosak kombinatorikusan bonyolult becslési problémák esetén: robusztus eljárásokkal [7,10,25] kombinálják őket az outlier-ek leküzdéséhez.

Azon eljárásokra, melyek mégis AC-eket használnak, újfajta minimális megoldókként tekinthetünk. Az AC-ben található extra információ ( $\mathbf{A}$ ) lehetővé teszi, hogy harmadoljuk a becsléshez szükséges megfeleltetéseket a nekik megfelelő pont-alapú módszerekhez viszonyítva. Ezen eljárások azonban kivétel nélkül a lyukkamera modellre építik elméletüket [2,9,18,20,21], figyelmen kívül hagyva a további lehetséges kamera-típusokat, így *pl.* a széles látószögű optikákat. Ezek a munkák elméletüket  $\mathbf{A}$  és egy  $\mathbf{H}$  homográfia kapcsolatára alapozzák, és a homográfia ismert tulajdonságaira. Köser és Koch [9] bemutatott egy AC-t használó eljárást perspektív nézet-becslésre. Epipoláris geometria becslésére Riggi és *mtsai*. [22] ill. Perdoch és *mtsai*. [18] javasoltak algoritmusokat, azzal, hogy újabb pontmegfeleltetéseket szintetizáltak az AC-k alapján, egy pont-alapú megoldó számára. Bentolila és *mtsai*. [2] demonstrálták, hogy *három* AC elegendő fundamentális mátrix becsléséhez. Raposo és Barreto [21] a relatív póz problémáját oldotta meg két AC felhasználásával, az alkalmazhatóságot azonban csak kontrollált körülmények között mutatták be. Baráth és *mtsai*. [1] egy eljárást javasolt fókusz-távolság-becslésre két AC felhasználásával.

A fent említett munkák mellett általánosabb esetekben [5,15,19] csupán néhány használ AC-eket geometriai modell-becslésre. Molnár és Eichhardt [15] az AC-eket felhasználva általánosította az epipoláris geometriát. Nemlineáris egyenleteket javasoltak, melyek az esszenciális mátrix felhasználása nélkül kötik meg a nézetek közötti geometriát. Mivel azonban az esszenciális mátrix központi szerepet játszik a pózbecslési problémáknál, a jelenlegi munkánk elméleti hozzájárulásként olyan *lineáris* megköötéseket javasol, melyek közvetlenül alkalmazhatóak

tetszőleges központi vetítésű kameramodell esetén (*pl.* a széles látószögű ill. omnidirekcionális). Egy új eljárást is bemutatunk relatív póz becslésére.

**Hozzájárulásaink.** Bemutatjuk a tudomásunk szerinti első olyan algoritmust, amely AC-k segítségével oldja meg a relatív póz becslésének problémáját, általános, központi vetítésű nézetek között. Új epipoláris megkötéseket javasolunk, melyek egy AC és a központi vetítésű nézetek kapcsolatát írják le. Szemléltetjük, hogy a lyukkamera-eset [21] a mi módszerünk speciális esete. Megközelítésünk továbbá nem igényel előfeldolgozást (*pl.* képi torzítás eltüntetése). Mivel eljárásunk csupán két mintát igényel a modell-hipotézisek felállításához, lehetővé válik a RANSAC és LO-RANSAC robusztus illesztők iterációs számának drasztikus csökkentése, az ötpontos eljáráshoz [17] viszonyítva. Nyilvános adathalmazokon validáltuk módszerünket, lyukkamera, halszemoptika és katadioptrikus ( $360^\circ$  látószög) nézetek felhasználásával. Eredményeink pontosságban a korszerű eljárásokéhoz hasonlóak, vagy jobbak, sebességben pedig felülmúlják azokat.

## 2. Általános nézetek közötti leképezés

**Jelölések.** 2D pontokat  $\mathbf{x}$ -szel, vektorokat vastagított kisbetűkkel, mátrixokat pedig vastag kapitálisokkal jelöljük. A Jacobikat a  $\nabla$  operátorral emeljük ki, *azaz*  $\nabla f(\mathbf{x}) = [\partial_1 f \dots \partial_n f](\mathbf{x}) \in \mathbb{R}^{m \times n}$ , ahol  $f$  differenciálható  $\mathbf{x} \in \mathbb{R}^n$ -ben.

**A vetítés elsőrendű közelítése.** Legyen  $S(\mathbf{z}) \in \mathbb{R}^3$ ,  $\mathbf{z} \in \mathbb{R}^2$  egy folytonosan differenciálható paraméteres felület, és egy  $p_i : \mathbb{R}^3 \rightarrow \mathbb{R}^2$  függvény, mely a kameramodell szerepét betöltve, 3D $\rightarrow$ 2D vetítést végez:

$$\mathbf{x}_i \doteq p_i(\mathbf{R}_i S(\mathbf{z}_0) + \mathbf{T}_i) \quad (1)$$

Itt  $\mathbf{R}_i$  és  $\mathbf{T}_i$  az  $i$ -edik kameranézet forgatását ill. eltolását jelenti. A láncszabályt alkalmazva (1) Jacobi-ja a közvetkező:

$$\mathbf{J}_i \doteq \nabla_{\mathbf{z}} [\mathbf{x}_i] = \nabla p_i(\mathbf{R}_i S(\mathbf{z}_0) + \mathbf{T}_i) \mathbf{R}_i \nabla S(\mathbf{z}_0). \quad (2)$$

$\mathbf{J}_i$  egy lokális lineáris transzformációként értelmezhető, *azaz* egy a felületi és a vetületi pontok környezetei közötti leképezés. Továbbiakért lásd 1. ábra.

**A lineáris tag.** Legyen  $f : \mathbb{R}^2 \rightarrow \mathbb{R}^2$  egy  $\mathbf{x}_1$ -ben differenciálható nézetek közötti leképezés:

$$f(\mathbf{x}_1) = \mathbf{x}_2. \quad (3)$$

Tegyük fel, hogy  $\text{dom}(S)$  minden  $\mathbf{z}$  elemére:

$$f(p_1(\mathbf{R}_1 S(\mathbf{z}) + \mathbf{T}_1)) = p_2(\mathbf{R}_2 S(\mathbf{z}) + \mathbf{T}_2), \quad (4)$$

a megfelelő  $p_i$ ,  $i \in \{1, 2\}$  vetítésekkel és pózokkal, ahogy az eddigiekben. Ezáltal kijelenthetjük, hogy  $f$  kompatibilis a két nézet által alkotott epipoláris

geometriával. Taylor-sorba fejtvé (4)-et  $\mathbf{x}_1$  körül  $f(\mathbf{y}) \approx \mathbf{x}_2 + \mathbf{A}(\mathbf{y} - \mathbf{x}_1)$ , ahol  $\mathbf{A}$  az  $f$  Jacobi-ja: egy lineáris leképezés  $\mathbf{x}_1$  and  $\mathbf{x}_2$  környezetei között. A lineáris leképezés kifejezhető  $\mathbf{J}_i$ ,  $i = 1, 2$  segítségével, a láncszabály alapján:

$$\mathbf{A} = \mathbf{J}_2 \mathbf{J}_1^{-1}. \quad (5)$$

A gyakorlatban  $\mathbf{J}_i$  és az  $(\mathbf{x}_i, \mathbf{M}_i)$  képi régiók kapcsolatba hozhatóak egymással. Létezik egy  $\mathbf{B}$  lineáris transzformáció amire  $\mathbf{M}_i = \mathbf{J}_i \mathbf{B}$ , így a megfelelő régiók alapján:  $\mathbf{M}_2 \mathbf{M}_1^{-1} = (\mathbf{J}_2 \mathbf{B})(\mathbf{J}_1 \mathbf{B})^{-1} = \mathbf{J}_2 \mathbf{B} \mathbf{B}^{-1} \mathbf{J}_1^{-1} = \mathbf{J}_2 \mathbf{J}_1^{-1} = \mathbf{A}$ .

### 3. AC-alapú epipoláris megkötések

Legyen  $q_i : \mathbb{R}^2 \rightarrow \mathbb{R}^3$ ,  $p_i \circ q_i = \text{Id}_{\mathbb{R}^2}$  egy leképezés, amely képpontokhoz vetítési irányt rendel. A jól ismert epipoláris megkötés az  $(\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2)$  pont-pár alapján:

$$q_2(\mathbf{x}_2)^T \mathbf{E} q_1(\mathbf{x}_1) = 0, \quad (6)$$

ahol  $\mathbf{E} = \mathbf{R}[\mathbf{t}]_{\times}$  az esszenciális mátrix. Használjuk a nézetek közötti leképezést,  $f$ -et, és helyettesítsük  $\mathbf{x}_2$ -t  $f(\mathbf{x}_1)$ -el. A következő  $\mathbf{x}_1$  szerinti egyenletet kapjuk:

$$q_2(f(\mathbf{x}_1))^T \mathbf{E} q_1(\mathbf{x}_1) = 0. \quad (7)$$

**Új epipoláris megkötések.** A két oldalt differenciálva  $\mathbf{x}_1$  komponensei szerint és alkalmazva a láncszabályt a következő *új epipoláris megkötésekhez* jutunk, mely a teljes  $(\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \mathbf{A})$  affin megfeleltetést felhasználják:

$$\mathbf{A}^T (\nabla q_2(\mathbf{x}_2))^T \mathbf{E} q_1(\mathbf{x}_1) + (\nabla q_1(\mathbf{x}_1))^T \mathbf{E}^T q_2(\mathbf{x}_2) = \mathbf{0}, \quad (8)$$

*megj.:*  $\nabla_{\mathbf{x}_1} [q_2(f(\mathbf{x}_1))] = \nabla q_2(\mathbf{x}_2) \mathbf{A}$ .

Mivel  $\mathbf{x}_1$ -nek két komponense van, a (8) egyenlet egy vektor-egyenlet, így két újabb megkötésünk (egy-egy a két parciálishoz) adódik a szokásos pont-alapú (6) kifejezésen túl. Azaz *három* egyenlet áll rendelkezésre minden megfeleltetéshez, így 8-ról 3-ra csökken az  $\mathbf{E}$  mátrix lineáris közelítéséhez szükséges minták száma.

### 4. Relatív póz két megfeleltetésből

A pont-alapú epipoláris megkötés (6) a következő alakban is felírható:

$$\tilde{\mathbf{v}} \tilde{\mathbf{E}} = 0, \quad (9)$$

ahol

$$\tilde{\mathbf{v}} = [w_x \mathbf{v}^T, w_y \mathbf{v}^T, w_z \mathbf{v}^T],$$

$$\tilde{\mathbf{E}} = [e_{11}, e_{12}, e_{13}, e_{21}, e_{22}, e_{23}, e_{31}, e_{32}, e_{33}]^T.$$

A  $\tilde{\mathbf{v}}$  sorvektor  $\mathbf{v} = q_1(\mathbf{x}_1)$  elemeiből, illetve  $\mathbf{w} = q_2(\mathbf{x}_2) = [w_x, w_y, w_z]^T$ -ből áll. Az  $\tilde{\mathbf{E}}$  vektor pedig  $\mathbf{E}$  elemeit tartalmazza:

$$\mathbf{E} = \begin{bmatrix} e_{11} & e_{12} & e_{13} \\ e_{21} & e_{22} & e_{23} \\ e_{31} & e_{32} & e_{33} \end{bmatrix}.$$

A (8)-as egyenlet két sora is hasonló módon átformálható:

$$\tilde{\mathbf{Q}}\tilde{\mathbf{E}} = \mathbf{0}, \quad (10)$$

ahol

$$\begin{aligned} \tilde{\mathbf{Q}} &= [w_x \mathbf{V}, w_y \mathbf{V}, w_z \mathbf{V}] + \mathbf{A}^T [\mathbf{W}_1 \mathbf{v}^T, \mathbf{W}_2 \mathbf{v}^T, \mathbf{W}_3 \mathbf{v}^T], \\ \mathbf{V} &= (\nabla q_1(\mathbf{x}_1))^T, \\ \mathbf{W} &= (\nabla q_2(\mathbf{x}_2))^T = [\mathbf{W}_1 \ \mathbf{W}_2 \ \mathbf{W}_3]. \end{aligned}$$

Építsünk fel egy  $\tilde{\mathbf{B}} \in \mathbb{R}^{3 \times 9}$  mátrixot a következőképpen. Az első sora  $\tilde{\mathbf{v}}^T$  legyen, míg második és harmadik sorát a  $\tilde{\mathbf{Q}}$  mátrixból kölcsönözze. Az így összeálló együttható-mátrix is leírja az esszenciális mátrix és az AC kapcsolatát:

$$\tilde{\mathbf{B}}\tilde{\mathbf{E}} = \mathbf{0}. \quad (11)$$

Hasonlóan további  $\tilde{\mathbf{B}}^{(j)}$  mátrixok építhetők, három különböző affin megfeleltetés alapján. Az ezekből összeálló együttható-mátrix nulltere  $\tilde{\mathbf{E}}$ , mely biztosítja az  $\mathbf{E}$  esszenciális mátrix elemeit, egy skála faktor erejéig.

Több megfeleltetést felhasználva egy túlhatározott lineáris rendszert építhetünk, ahol a megoldás az együttható-mátrix legkisebb szinguláris értékéhez tartozó szinguláris vektor.

#### 4.1. „2AC” megoldó – Esszenciális mátrix két megfeleltetésből

Relatív elmozdulás esetén az  $\mathbf{E}$  esszenciális mátrixnak öt szabadsági foka van, mivel egy sajátértéke nulla, a maradék kettő pedig azonos. Ez a következő polinomiális egyenletekhez [6,17] vezet:

$$\det(\mathbf{E}) = 0. \quad (12)$$

$$2\mathbf{E}\mathbf{E}^T\mathbf{E} - \text{tr}(\mathbf{E}\mathbf{E}^T)\mathbf{E} = \mathbf{0}. \quad (13)$$

Az esszenciális mátrix meghatározására szolgáló ötpontos eljárások [11,17] egy  $5 \times 9$ -es mátrix négy oszlopából álló nullterét használják fel, a megoldást pedig a négy oszlopvektor  $x, y, z, 1$  együtthatókkal vett lineáris kombinációjaként írják fel. Behelyettesítve azt a (13) és (12) egyenletekbe egy polinomiális rendszert kapunk a három ismeretlen együtthatóra. A rendszer megoldásai már konkrét

értékekkel visszahelyettesíthetők a lineáris kombinációba. Végül az esszenciális mátrix dekomponálható a nézetek közötti relatív forgatásra és eltolásra [8,11,17].

Csupán *két* AC-t és az új epipoláris megkötéseket felhasználva az ötpontos (5PT) algoritmushoz [17] hasonlóan létrehozhatunk egy eljárást a problémára. Megközelítésünkben a felhasznált nullteret approximáljuk, mivel  $5 \times 9$ -es együtthatómátrix helyett  $6 \times 9$ -es áll rendelkezésre. A közelített 4D nulltér a négy legkisebb sajátértékhez tartozó jobb szinguláris vektorából áll.

#### 4.2. Speciális eset: Lyukkamera

Régió-megfeleltetéseket alkalmazó, az epipoláris geometria meghatározására irányuló korszerű eljárások [2,3,21] kizárólag lyukkameranézetekre hagyatkoznak. A mi megközelítésünk ezzel szemben tetszőleges középpontos vetítésű modellel megbirkózik, lehetővé téve szélesebb alkalmazási területet és hatékony működést.

A lyukkamera esete speciális esete a mi eljárásunknak. A homográfia és az affín megfeleltetés kapcsolatából Raposo és Barreto [21] egy vektor-egyenletet, mint epipoláris megkötést származtatott. Megjegyezzük, hogy cikkünkben nem tételeztük fel a nézetek közötti homográfia meglétét,  $f$  tetszőleges, akár magasabb rendű leképezés is lehet. A munkájuk 22-edik egyenletét vizsgálva látszik [21], hogy (i) az első sora a jól ismert pontmegfeleltetés-alapú (9) epipoláris megkötés, míg (ii) a fennmaradó sorok (10) lyukkamerára specializált változatai.

Legyen  $\mathbf{v} = [x_1 \ x_2 \ 1]^T$  és  $\mathbf{w} = [y_1 \ y_2 \ 1]^T$ , azaz  $\nabla q_i(\mathbf{x}_i)$  így módosul:

$$\nabla q_i(\mathbf{x}_i) = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \end{bmatrix}. \quad (14)$$

Ezután az új  $\mathbf{v}$ ,  $\mathbf{w}$  és  $\nabla q_i(\mathbf{x}_i)$  a (9) és (10) egyenletekbe visszahelyettesítve rendre a (15) és (16) egyenleteket adják. Együtt a cikk [21] 22-edik egyenletét alkotják.

$$[x_1 y_1 \ x_1 y_2 \ x_1 \ x_2 y_1 \ x_2 y_2 \ x_2 \ y_1 \ y_2 \ 1] \tilde{\mathbf{E}} = 0, \quad (15)$$

$$\begin{bmatrix} a_1 x_1 + y_1 & a_3 x_1 + y_2 & 1 & a_1 x_2 & a_3 x_2 & 0 & a_1 & a_3 & 0 \\ a_2 x_1 & a_4 x_1 & 0 & a_2 x_2 + y_1 & a_4 x_2 + y_2 & 1 & a_2 & a_4 & 0 \end{bmatrix} \tilde{\mathbf{E}} = \mathbf{0}. \quad (16)$$

### 5. Mit kezdjünk a zajos megfeleltetésekkel?

Míg egy pontmegfeleltetés „Nulladrendű”, addig egy affín megfeleltetés „Elsőrendű” információnak tekinthető, így érzékenyebb a zajra. Az alábbiakban taglaljuk, hogyan küzdhetünk meg ezzel a problémával.

**Régiók kinyerése.** A VLFeat könyvtár [27] eljárásaival képesek lehetünk ún. affín kovariáns jellemzők kinyerésére, felhasználva különböző scale-space alapú eljárásokat és a Baumberg-iterációt [12,14]. Egy affín megfeleltetéshez szükséges továbbá egy-egy elforgatás, amit domináns képi gradiensek kinyerésével biztosít. A könyvtárban rögzített régió-méret és iterációk száma elegendő később a megfeleltetésnél használt leírók robusztus kinyeréséhez, azonban a lineáris transzformáció rész igen zaj-érzékeny. Ezen paraméterek állításával fokozható a kinyert

affin megfeleltetések alkalmazhatósága geometriai problémák esetén. Megjegyezzük, hogy a kiértékelésben a VLFeat alapértelmezett beállításait használtuk.

**Fotometrikus finomítás.** A megfeleltetések létrejöttét követheti a lineáris (**A**) rész további finomítása [21], a régiók fotometrikus eltérésének minimalizációja szerint. Egy ilyen eljárás hátulütője, hogy párhuzamosíthatósága ellenére a jellemzők kinyerésén túl egy további idő-szükséglet. Megjegyezzük, hogy a kiértékelés során a fotometrikus finomítást elsődlegesen a fél-szintetikus, valamint részben a valós eseteknél alkalmaztuk. A kiértékelés fennmaradó része azt szemlélteti, hogy a Lokálisan Optimalizált RANSAC (lásd: 5.1-es szakasz) jobb alternatívát kínál, mind az idő-felhasználás, mind a geometriai pontosság terén.

### 5.1. Lokálisan Optimalizált RANSAC

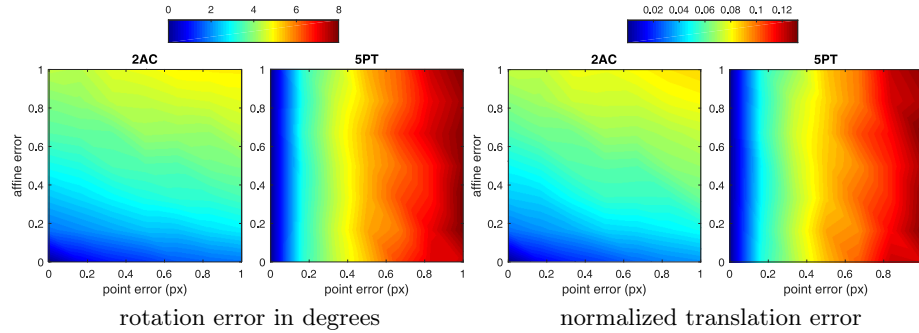
A pontmegfeleltetésekhez képest a zajjal jobban terhelt AC-ket mintavételezve kevesebb robusztus hipotézis keletkezik relatív elmozdulásra, a hagyományos RANSAC eljárások esetén. Az AC-k használata viszont továbbra is járhat előnyökkel: (i) a hipotézisek geometriailag továbbra is közel eshetnek a valós modellhez, (ii) kombinatorikus értelemben pedig sokkal előnyösebb *kételemű* mintákat vételezni, mint öteleműeket:  $\binom{N}{2} \ll \binom{N}{5}$ . Ezek az előnyök magukkal hordozzák a potenciált, hogy egy LO-RANSAC-hoz [4,10] hasonló eljárásnak újabb lendület adjanak, jelentősen csökkenő RANSAC-iterációszám és Lokális Optimalizációs [10] lépésszám által.

**Hibrid LO-RANSAC.** Cikkünkben az  $LO^+$  [10] robusztus becslőt módosítottuk a következőképpen: (i) a főiterációban a 2AC eljárást használjuk hipotézisek előállításához és *minimális kételemű* halmazokat mintavételezünk, majd (ii) pontmegfeleltetéseken alkalmazunk *lokális* lépéseket, hogy finomítsuk az aktuális hipotézist és az azt támogató inlier-halmazt. A hibrid LO-RANSAC megközelítésünk teljesítményéről lásd a valós kiértékelés (6.4 szakasz) részleteit.

## 6. Kiértékelés

Mivel a lyukkamera esetén [21] az esszenciális mátrix becslése speciális esete a javasolt módszernek, a kiértékelés elsősorban az általánosabb, középpontos vetítésű modellekkel foglalkozik, mint például kamerák halszemoptikával, katadioptrikus kamerák, illetve egyéb lencse-torzítási modellek.

Az összehasonlításban elsősorban a „2AC” és „5PT” [17] eljárások szerepelnek és egyéb módszerek, mint „Raposo” [21] és 2AC különböző változatai. A megoldókat robusztus módszerekkel kombinálva használtuk fel, hogy outlierekkel rendelkező mintahalmazok alapján elvégezzük a relatív elmozdulás becslését. Tradicionális RANSAC-változatként az MSAC [25] eljárást alkalmaztuk, egyéb esetben pedig a lokálisan optimalizált  $LO^+$ -t [10]. A minimális és maximális iterációk számának rendre 10-et és 2048-at állítottunk be, a sikertelen becslés



2. ábra.: Zaj-érzékenységek a pont- ( $x$  tengely), illetve az affin- ( $y$  tengely) komponensek koordinátái szerint vizsgálva. A 2AC és 5PT eljárások összehasonlítása.

valószínűsége pedig  $10^{-5}$ . Hiba-metrikának a következő szöghibát alkalmaztuk:  $\sin^{-1} \left( \frac{q_2(\mathbf{x}_2)^T \mathbf{E} q_1(\mathbf{x}_1)}{\|\mathbf{E} q_1(\mathbf{x}_1)\|} \right)$ , a hiba-határt  $0.15^\circ$ -nak szabtuk meg. Az esetleges ezektől való eltérést az egyes teszteknel kiemeltük.

### 6.1. Szintetikus kiértékelés

Ebben a részben a 2AC és az 5PT eljárásokat hasonlítottuk össze szintetikus körülmények között. A generált jelenet 5 orientált pontból (3D pont és normális) állt, melyeket uniform módon mintavételeztünk a  $[-1, 1]^3$  tartományból, illetve a normálisokat az egységömbörről. A jelenetet két radiális torzítással ellátott lyukkameranézetből figyeltük meg. A kamera-középpontok és az origó távolsága  $2 \dots 3$  egységnyi volt, a nézőpontok távolsága pedig  $0.1 \dots 1.0$  egység. Az optikai tengelyek egy  $[-1, 1]^3$  tartományból mintavételezett pontban találkoztak.

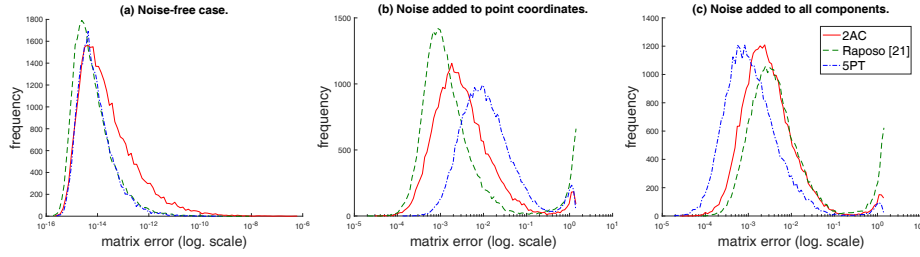
Pont-megfeleltetések kinyeréséhez a 3D pontokat a képsíkokra vetítettük. A fennmaradó affin paraméterek számításához felhasználtuk a felületi normálisokat a (2) egyenleten keresztül. Két nem-korrelált Gauss-i zajforrást –  $\sigma_p$  és  $\sigma_a$  szórással – adtunk a pontokhoz  $\mathbb{R}^2$ -ben és a lineáris transzformációhoz  $\mathbb{R}^{2 \times 2}$ -ben. A tesztek minden egyes zaj-szinthez  $\sigma_p$  ill.  $\sigma_a$  szerint 100-szor ismételtük meg. Az forgatási és eltolási hibákat kiátlagoltuk (lásd 2. ábra).

Alacsony zaj-szintek esetén a 2AC mindig jobban teljesített az 5PT eljárásnál, azonban erősebb zaj esetén az  $\mathbf{A}$  romló minősége meglátszik a 2AC teljesítményén is. Az 5PT eljárást természetesen nem befolyásolja  $\sigma_a$  változtatása. Megjegyezzük, hogy a pont-vetületekhez adott zaj egy realiztikus modell, míg az  $\mathbf{A}$ -hoz adott kevésbé az.

### 6.2. Numerikus stabilitás kiértékelése

Ebben a részben vizsgáljuk a javasolt eljárás numerikus stabilitását és összevetjük azt más létező munkákkal; a kiértékelést több zaj-szinten végeztük el. Mivel





3. ábra: Az eljárások stabilitását bemutató hisztogramok: zaj nélkül (*bal*), zajos 2D pont-koordinátákkal (*közép*), illetve zaj az affin komponenseken is (*jobb*). A vízszintes tengelyen a hiba log. skálán, a függőleges tengelyen azok gyakorisága.

az összehasonlításban résztvevő egyik algoritmus [21] kizárólag a lyukkameramodellt alkalmazza, ebben a szakaszban is kizárólag erre a modellre hagyatkozunk és nem veszünk figyelembe különböző lencsetorzítás-modelleket. A szintetikus jelenet felépítése megegyezik az előző szakaszban írottakkal. A kiértékelés eredményei a 3. ábra hisztogramjain láthatóak. A görbék a következő mátrix-hiba eloszlását mutatják 30000 mintából:  $\min(\|\mathbf{E} - \mathbf{E}_{gt}\|, \|\mathbf{E} + \mathbf{E}_{gt}\|)$ .

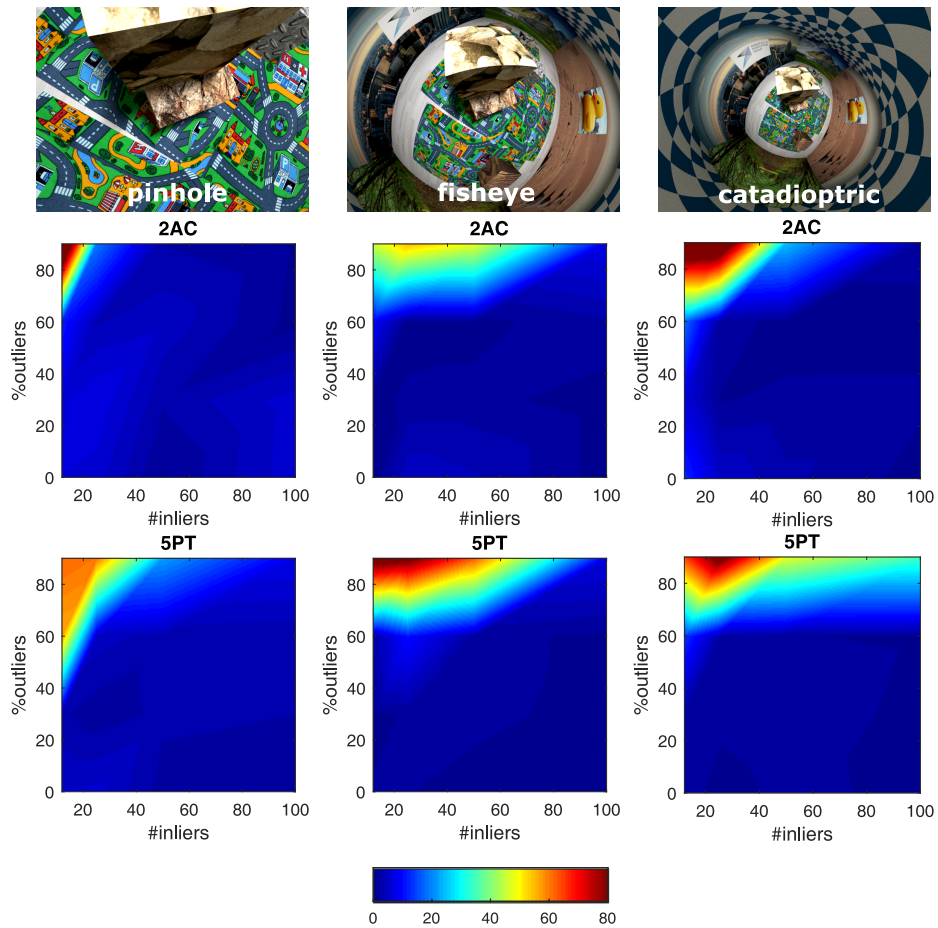
Zaj nélkül a kizárólag lyukkamerára alapozó eljárás [21] némileg jobb stabilitást mutat Nistér ötponos eljárásánál [17], illetve 2AC-hez képest. A javasolt eljárás ebben az esetben a legrosszabb numerikus stabilitást mutatja, mivel SVD-alapú nulltér-közelítést tartalmaz: a két affin összefüggésből összesen hat lineáris egyenlet mindegyikét felhasználja a négydimenziós nulltér-becsléséhez, holott az egyenletrendszer nulltere csupán háromdimenziós.

A pontkoordinátákhoz adott zaj növekedésének hatására azonban az ötponos eljárás teljesítménye a három közül a legrosszabbá válik. 2AC és a lyukkamera-alapú [21] becslő hasonló viszonyban állnak egymáshoz, mint az előző kiértékelésben. Továbbá megfigyelhető, hogy a megoldók a vízszintes (logaritmikus) tengelyen, „ $10^0$ ”-tól jobbra néhány nagyobb hibát produkáltak: itt a becslések sikertelenek voltak. A rossz esetek száma a [21] eljárás esetében a legmagasabb.

Az AC-k minden komponenséhez adott zaj hatása a 3. ábra utolsó hisztogramján figyelhető meg. Ebben az esetben a két AC-alapú megoldó teljesítménye rosszabb az ötponos algoritmushoz képest: a 2AC a második legjobb, míg [21] kimenetének minősége a legrosszabb.

### 6.3. Fél szintetikus kiértékelés

A szakaszban leírt kiértékeléshez a Multi-FoV adathalmazt [29] alkalmaztuk, melyben sugárkövetés segítségével szintetizált képi nézetek (lyukkamera, hal-szemoptika és katadioptrikus [23] kamerák alapján) biztosítják a bemenetet. Az adathalmaz két jelenetet a kameranézetek jártak be, színes- és mélységképszekvenciákat és ground truth nézeti transzformációkat előállítva. A tesztekhez a 3D pontokat a mélységképek alapján mintavételeztük. A kiértékelésben a „vfr” jelenetet használtuk fel.



4. ábra.: Forgatási hibák eloszlása inlierek száma és outlier-arány szerint, a 2AC (2. sor) és 5PT (3. sor) eljárásokra – több kameramoddellel. Egy-egy képkocka (1. sor) a „vfr” jelenetből [29]. Oszlopok balról jobbra: lyukkamera, halszemoptika, katadioptrikus nézetek. A hibák a kötegelt behangolás utáni állapotot mutatják.

A szintetikus tesztekhez hasonlóan, visszavetítéssel állítottuk elő a pontmegfeleltetéseket, a mintavételezett ponthalmaz alapján. Az AC-k  $2 \times 2$ -es lineáris transzformációjának kezdeti értékeként az identitásmátrixot választottuk, melyet egy egyszerű gradiensmódszer-alapú képillesztő eljárással tovább finomítottuk, Raposo és Barreto [21] munkájához hasonlóan. A költségfüggvény a színes képpárok közötti pontmegfeleltetések  $20 \times 20$ -as pixel-környezetének négyzetes különbségén alapul. Az így készült adatokhoz további outliereket adtunk, a képtérből való uniform mintavételezéssel, még a fotometrikus finomítás előtt.

A félszintetikus kiértékeléshez viszont már robusztus becslővel kombináltuk az ötponos (5PT) és a javasolt (2AC) eljárást, a hibás megfeleltetések kiszűrésének céljából. A becslés eredménye az esszenciális mátrix, illetve az azt alátámasztó inlier-halmaz. Az esszenciális mátrix dekompozíciója relatív elforgatás és eltolás, melyet kötegelt behangolás segítségével és az inlier-halmaz alapján tovább finomítottunk. Az így felépített eljárásokat kiértékeljük a bemeneti inlierek és outlierok, valamint különböző zajszintek szerint. Az algoritmusok teljesítményét a következő metrikákon keresztül mutatjuk be: (i) relatív elfordulás és eltolás hibájának RMS (root mean square) és átlaga; (ii) futási idő és iterációs szám; illetve (iii) precizitás és pontosság.

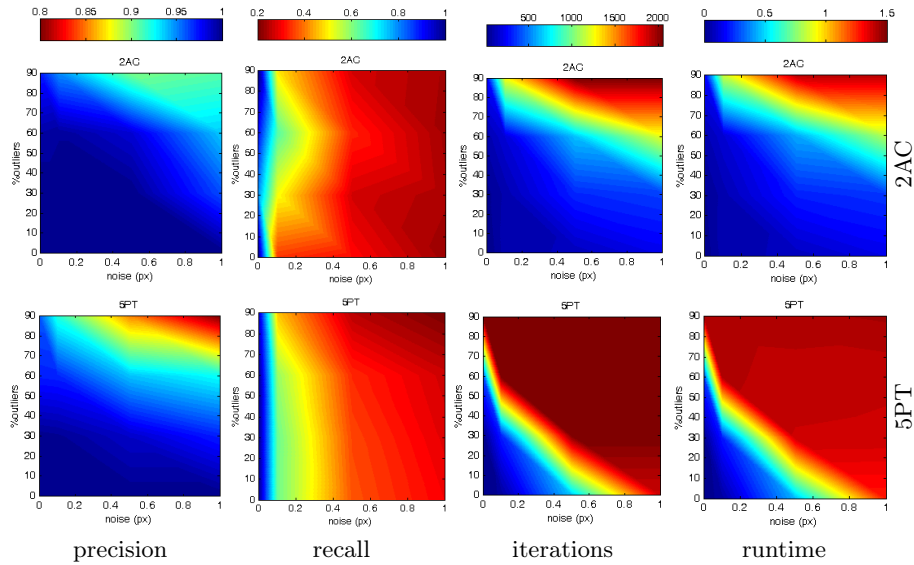
A 4. ábra az elfordulási hibákat szemlélteti három különböző kameramodellre, három jelentősen eltérő látószöggel (lyukkamera, halszemoptika, katadioptrikus). A diagramok egy kék-vörös színtartományon ábrázolják a hibákat (kék: jobb – vörös: rosszabb), a mintahalmaz különböző inlier és outlier szintjei szerint. A kiértékelés azt mutatja, hogy az 5PT-vel kombinált robusztus becslő a legérzékenyebb az inlierek csökkenő számára, ill. az outlier-arány növekedésére.

A következő eset a 2D zaj szintjét vizsgálta az outlier-arány változásával összefüggésben. A teszt a 2AC és az 5PT eljárásokat hasonlította össze egy 100 AC-ből álló adathalmazon, halszemoptikát imitáló kameranézetekeken át. Az 5. ábra diagramjain a pontosság-, precizitás-, iterációs szám- és futásidő-értékeket láthatjuk. A 2AC-t felhasználó robusztus algoritmus produkálta átfogóan a legmagasabb precizitást (precision), legjobb futásidőt és iterációs számot. Azonban a 2AC pontossága (recall) a zaj függvényében nagyobb ütemben csökkent, mint az 5PT esetében. Ugyanakkor elmondható, hogy a magasabb precizitás nagyobb jelentőséggel bír, ha kötegelt behangolást alkalmazunk a kapott inlieren, mivel magasabb inlier-arány kedvezőbb egy ilyen numerikus eljárás számára.

#### 6.4. Kiértékelés valós adatokon

A valós kiértékelést két részre osztottuk: **(A)** a kinyert AC-ket fotometrikusan tovább finomítottuk – ahogyan azt tettük a 5. szakaszban is – majd az MSAC [25] robusztus becslővel kombináltuk a megoldókat, illetve **(B)** a kinyert jellemzőket nyers formájukban, finomítás nélkül alkalmaztuk, ám hibridizált LO-RANSAC-et (see lásd 5.1. szakasz) alkalmaztunk ezután, a magas minőségű eredmények kinyerése érdekében.

**(A) Fotometrikus finomítással.** Ebben a szakaszban a javasolt eljárást és különböző változatait az ötponos algoritmushoz [17] hasonlítjuk, bemenetként



5. ábra: Precizitás, pontosság, iterációs szám és futásidő kiértékelése felszintetikus adatokon, a 2AC (*felül*) and 5PT (*alul*) eljárásokra.

képpárokat felhasználva a Strecha Dense MVS adathalmazból [24]. A bemeneti affin invariáns jellemzők a Difference of Gaussians (DoG) eljárás módosított változatával [27] nyertük ki, majd fotometrikusan javítottuk, ahogyan azt a felszintetikus teszteknel írtuk. Az becslőket az MSAC-al [25] kombinálva és futtatva a bemeneten meghatároztuk a relatív pózt, majd azt tovább finomítottuk kötegelt behangolás segítségével. Minden tesztesetet 100-szor ismételtünk meg. Az 1. táblázat a 2AC, 3AC, 5AC and 5PT eljárások kiértékelését mutatja a Strecha Dense MVS adathalmazon [24]. Itt a három szintér (*castle*, *fountain* és *herzjesus*) mindegyike alatt ugyan az a négy oszlop foglal helyet, a következő metrikákat bemutatva: elfordulás RMSE fokban, eltolás RMSE normalizálva a ground truth-hoz, futásidő másodpercben, illetve a RANSAC-iterációs szám. Ami a relatív elfordulást és eltolást illeti, 5AC adja a legjobb eredményeket, míg 2AC és 3AC teljesítménye némileg 5PT mögé sorolható. A futásidőt és RANSAC-iterációs számot vizsgálva egyértelműen a két vagy három AC-t felhasználó eljárások a legjobbak, továbbá az 5AC a háromból kettő jelenetre jobb eredményeket mutat fel mint az 5PT. Az adathalmaz [24] változatosan textúrált és viszonylag összetett geometriájú jeleneteket tartalmaz. A kinyert és fotometrikusan javított AC-k ezáltal viszonylag kevésbé megbízhatóak, mint a felszintetikus kiértékelésnél. Ezen valós teszteknel 3AC felülmúlja a 2AC eredményeit. Megfigyelésünk, hogy további megfeleltetésekkel a megoldó megbízhatóságát tovább javíthatjuk, ami megalapozza a kötegelt behangolás által nyújtott jobb eredményt.

1. táblázat: Valós kiértékelés fotometrikus finomítással (LO<sup>+</sup> [10] nélkül) a Dense MVS adathalmazon [24]. Sorok: az adathalmaz jelenetei, zárójelben a felhasznált képpárok és kinyert jellemző-megfeleltetések. Oszlopok: megoldók, forgatási- ( $\rho$ ) és eltolási- ( $\tau$ ) hibák (kötegelt behangolás után), futásidő másodpercben ( $t$ ), illetve RANSAC-iterációs szám ( $n$ ). A legjobb eredményeket megvastagítottuk.



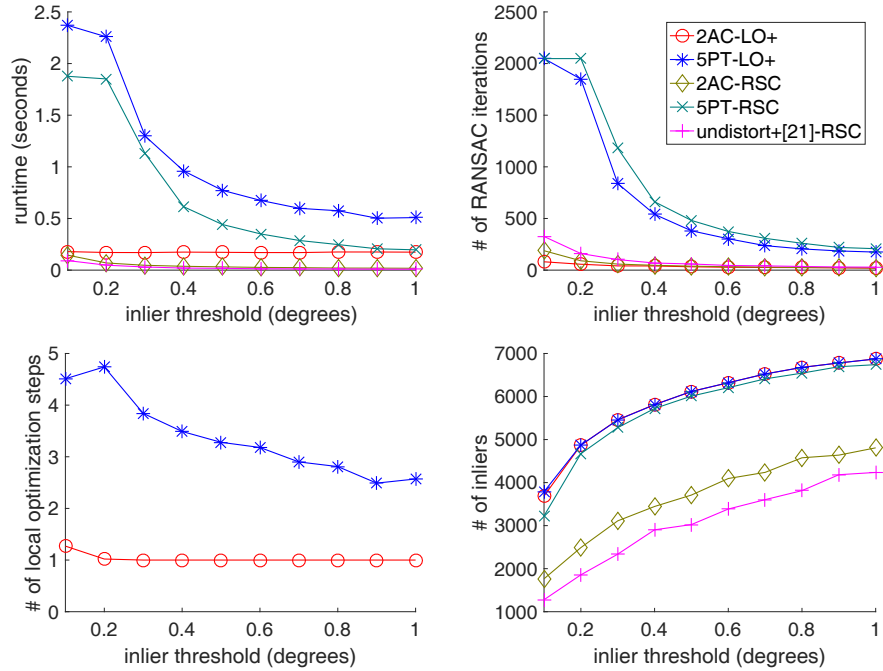
#	castle (0001–0002)				fountain (0004–0006)				herzjesus (0005–0006)			
	7153				7530				1992			
	$\rho$	$\tau$	$t$	$n$	$\rho$	$\tau$	$t$	$n$	$\rho$	$\tau$	$t$	$n$
2AC	0.073°	0.0038	<b>0.0143</b>	<b>10</b>	0.038°	0.0020	<b>0.0166</b>	<b>10</b>	0.029°	0.0045	0.0180	<b>15</b>
3AC	0.056°	0.0031	0.0145	<b>10</b>	0.035°	0.0019	0.0195	<b>10</b>	0.000°	0.0020	<b>0.0169</b>	17
5AC	<b>0.043°</b>	<b>0.0025</b>	0.0244	15	<b>0.025°</b>	<b>0.0015</b>	0.0194	<b>10</b>	<b>0.051°</b>	<b>0.0009</b>	0.0266	23
5PT	0.052°	0.0032	0.0256	15	0.027°	0.0016	0.0202	<b>10</b>	0.080°	0.0015	0.0213	21

(B) **LO-RANSAC alkalmazása.** A fentiekkel ellentétben az itt leírt tesztesetek nem tartalmaznak fotometrikus finomítást. Az összehasonlításban robusztus illesztést az MSAC [25] mellett, egy Lokális Optimalizációt tartalmazó RANSAC-változat, az LO<sup>+</sup> [10] adta. Az összehasonlításokban a megoldók közül a 2AC, 5PT és [21] szerepelt. Utóbbit módosítanunk kellett, mivel kizárólag lyukkamera esetére tervezték. A képekből kinyert AC-eket a torzítási függvények Jacobijának inverzei<sup>1</sup> segítségével visszavezettük a lyukkamera esetére. Az 5.1. szakaszban olvashat a megközelítésünkről és az alkalmazott hibrid Lokálisan Optimalizált RANSAC-ról. Az becslőkkel kombinált robusztus eljárások a következő neveken szerepelnek: 2AC-RSC, 2AC-LO<sup>+</sup>, 5PT-RSC, 5PT-LO<sup>+</sup>, illetve undistort+[21]. A teszt-adathalmaz képei a 7. ábrán láthatóak. Az alkalmazott kamera egy Point Gray Blackfly, YV2.8x2.8SA-2 széles látószögű lencsével.

A jellemzők kinyerése a nyers képeken történt, a *lencse-torzítások eltüntetése nélkül* és utólag nem alkalmaztunk fotometrikus finomítást a AC-ken: a kapott megfeleltetések ilyen formában kerültek 2AC, 5PT és undistort+[21] bemenetére.

A 6. ábra az első képpárra mutatja az eredményeket. Nyilvánvaló, hogy a 2AC-LO<sup>+</sup> minden egyéb eljárást és variánst felülmúl: futásidőt tekintve háromszor, vagy akár nyolcszor gyorsabb; iterációs számban nagyságrendekkel kisebb; és Lokális Optimalizációs lépésekben is előnyösebb. A kimenetül kapott inlierhalmazok közel azonosak LO<sup>+</sup> használata mellett 2AC és 5PT esetében, ám kisebb az inlierek száma a hagyományos RANSAC-el kombinált megoldóknál. Általában elmondható, hogy a [21] eljárás teljesítménye a leggyengébb.

<sup>1</sup> A kiegészítő anyag tartalmazza a vetítőfüggvények differenciálásának elemzését.



6. ábra.: Valós kiértékelés a javasolt hibrid LO-RANSAC megközelítéssel (fotometrikus finomítás nélkül) a „Sarok” adathalmazon, a különböző RANSAC „RSC” és LO-RANSAC „LO<sup>+</sup>” változatokkal. A robusztus becslőket a 2AC, 5PT eljárásokkal kombináltuk, „undistort+[21]” MSAC-ra épül. A diagramok az iterációk, az LO-lépések és inlierek számát ill. a futásidőt mutatják.

## 7. Összegzés

Cikkünkben bemutattuk a 2AC eljárást, mely csupán két megfeleltetésből képes kinyerni az öt szabadsági fokú relatív elmozdulást, két kameranézet között. Elméleti eredményként újszerű AC-alapú epipoláris megkötéseket vezettünk be. Segítségükkel a feladat megoldásához szükséges megfeleltetések számát kettőre redukáltuk. A javasolt eljárás tudomásunk szerint az első, mely AC-kezt felhasználva tetszőleges középpontos vetítésű kameramodellekkel képes működni, beleértve széles látószögű, vagy omnidirekcionális (*pl.* jóval  $180^\circ$  látószög feletti) eszközöket. A lyukkamerára alapuló eljárásról [21] bizonyítottuk, hogy csupán egy specializációja a mi megközelítésünknek. A stabilitási és valós kiértékelésben is szemléltettük, hogy a javasolt eljárás felülmúlja azt. Továbbá, 2AC-nek nincs szüksége képi rektifikációra (*pl.* lencsetorzítás eltüntetése). A kiértékelés megmutatta, hogy az ötpontos algoritmus [17] alulmarad 2AC-hez képest futásidőben és iterációs számban, akár MSAC-al [25], vagy az LO<sup>+</sup> [10] robusztus becslővel kombináltuk. A becslt és kötegelt behangolással finomított relatív póz is na-



7. ábra.: A „Sarok” adathalmaz néhány, a valós kiértékelés során felhasznált képe. Kamera: Point Gray Blackfly, YV2.8x2.8SA-2 nagylátószögű lencsével.

gyobb hibákat mutat a javasolt megközelítéséhez képest. 2AC a hibrid, lokálisan finomított RANSAC-el képes nyers AC-eket felhasználva a korszerű eljárások minőségével működni, ám jelentősen kisebb futásidővel.

Az újszerű epipoláris megkötésekre alapozva más AC-alapú megoldókat is kifejleszthetünk, pl. a relatív elmozdulás mellett további kameraparamétereket is becslő eljárásokat. Mivel megfeleltetésenként a pont-alapú eljárásokhoz képest több megkötésünk áll rendelkezésre, kevesebb minta szükséges a hipotézis felállításához, így korábban terminálhat egy robusztus becslési folyamat.

A kiegészítő anyag további összehasonlító kiértékelést tartalmaz, több valós esettel és jellemző-kinyerővel, illetve a vetítőfüggvények differenciálásának elemzését. A javasolt eljáráshoz nyilvánosan elérhető forráskódot biztosítunk.

## Irodalom

1. D. Barath, T. Toth, and L. Hajder. A Minimal Solution for Two-View Focal-Length Estimation Using Two Affine Correspondences. In *Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition*, July 2017.
2. J. Bentolila and J. M. Francos. Conic epipolar constraints from affine correspondences. *Comp. Vision and Image Understanding*, 122:105–114, 2014.
3. J. Bentolila and J. M. Francos. Homography and Fundamental Matrix Estimation from Region Matches Using an Affine Error Metric. *Journal of Mathematical Imaging and Vision*, 49:481–491, 2014.
4. O. Chum, J. Matas, and J. Kittler. Locally optimized RANSAC. In B. Michaelis and G. Krell, editors, *Pattern Recognition*, pages 236–243. Springer, 2003.
5. I. Eichhardt and L. Hajder. Computer vision meets geometric modeling: Multi-view reconstruction of surface points and normals using affine correspondences. In *Int. Conf. on Computer Vision Workshops*, pages 2427–2435, Oct 2017.
6. O. Faugeras. *Three-dimensional computer vision: a geometric viewpoint*. 1993.
7. M. A. Fischler and R. C. Bolles. Random sample consensus: a paradigm for model fitting with applications to image analysis and automated cartography. *Communications of the ACM*, 24(6):381–395, 1981.
8. R. I. Hartley. In defense of the eight-point algorithm. *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 19(6):580–593, 1997.
9. K. Köser and R. Koch. Differential spatial resection-pose estimation using a single local image feature. In *Proc. European Conf. on Computer Vision*, pages 312–325. Springer, 2008.



10. K. Lebeda, J. Matas, and O. Chum. Fixing the locally optimized RANSAC–full experimental evaluation. In *Proc. British Machine Vision Conf.*, 2012.
11. H. Li and R. Hartley. Five-point motion estimation made easy. In *Proc. Int. Conf. on Pattern Recognition*, volume 1, pages 630–633. IEEE, 2006.
12. T. Lindeberg and J. Gårding. Shape-adapted smoothing in estimation of 3-D shape cues from affine deformations of local 2-D brightness structure. *Image and Vis. Comp.*, 15(6):415–434, 1997.
13. J. Matas, O. Chum, M. Urban, and T. Pajdla. Robust wide-baseline stereo from maximally stable extremal regions. *Image and Vis. Comp.*, 22(10):761–767, 2004.
14. K. Mikolajczyk and C. Schmid. An affine invariant interest point detector. In *Proc. European Conf. on Computer Vision*, pages 128–142. Springer, 2002.
15. J. Molnár and I. Eichhardt. A differential geometry approach to camera-independent image correspondence. *Comp. Vision and Image Understanding*, 2018.
16. J.-M. Morel and G. Yu. ASIFT: A new framework for fully affine invariant image comparison. *SIAM Journal on Imaging Sciences*, 2(2):438–469, 2009.
17. D. Nistér. An efficient solution to the five-point relative pose problem. *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 26(6):756–770, 2004.
18. M. Perdoch, J. Matas, and O. Chum. Epipolar geometry from two correspondences. In *Proc. Int. Conf. on Pattern Recognition*, volume 4, pages 215–219. IEEE, 2006.
19. J. Pritts, Z. Kukelova, V. Larsson, and O. Chum. Radially-distorted conjugate translations. In *Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition*, June 2018.
20. C. Raposo and J. P. Barreto.  $\pi$ Match: Monocular vSLAM and Piecewise Planar Reconstruction Using Fast Plane Correspondences. In *Proc. European Conf. on Computer Vision*, pages 380–395. Springer, 2016.
21. C. Raposo and J. P. Barreto. Theory and Practice of Structure-from-Motion using Affine Correspondences. In *Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition*, pages 5470–5478, 2016.
22. F. Riggi, M. Toews, and T. Arbel. Fundamental matrix estimation via TIP-transfer of invariant parameters. In *Proc. Int. Conf. on Pattern Recognition*, volume 2, pages 21–24. IEEE, 2006.
23. D. Scaramuzza, A. Martinelli, and R. Siegwart. A flexible technique for accurate omnidirectional camera calibration and structure from motion. In *Proc. IEEE Conf. on Computer Vision Systems*, pages 45–45. IEEE, 2006.
24. C. Strecha, W. Von Hansen, L. Van Gool, P. Fua, and U. Thoennessen. On benchmarking camera calibration and multi-view stereo for high resolution imagery. In *Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition*, pages 1–8. IEEE, 2008.
25. P. Torr and A. Zisserman. Robust computation and parametrization of multiple view relations. In *Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition*, pages 727–732. IEEE, 1998.
26. T. Tuytelaars and K. Mikolajczyk. Local invariant feature detectors: a survey. *Foundations and trends® in computer graphics and vision*, 3(3):177–280, 2008.
27. A. Vedaldi and B. Fulkerson. VLFeat - an open and portable library of computer vision algorithms. In *Proc. ACM Conf. on Multimedia*, 2010.
28. Y. Xu, P. Monasse, T. Géraud, and L. Najman. Tree-based morse regions: A topological approach to local feature detection. *IEEE Trans. Image Processing*, 23(12):5612–5625, 2014.
29. Z. Zhang, H. Rebecq, C. Forster, and D. Scaramuzza. Benefit of large field-of-view cameras for visual odometry. In *Proc. IEEE Conf. on Robotics and Automation*, pages 801–808. IEEE, 2016.