

VIDEO OQIMDAGI VAQTINCHALIK KADRLAR ORASIDAGI OPTIK OQIM VA CHUQURLIKNI BAHOLASH ASOSIDA DINAMIK MUHITDA MEROS OBYEKTLARINING 3D MODELINI REAL VAQTDAGI YANGILASH

Qosimova Mohiraxon Botirali qizi

**Farg'ona viloyati Beshariq tumani 50-umumiy
o'rta ta'lim maktabi matematika fani o'qituvchisi**

mirzakarimovamohira122@gmail.com

<https://orcid.org/0009-0006-4809-0553>

Tel:998-90-858-55-98

<https://doi.org/10.5281/zenodo.22296597>

Kirish

Tarixiy-madaniy meros obyektlarini raqamlashtirish sohasida so'nggi yillarda statik fotogrammetrik usullardan dinamik va interfaol usullarga o'tish kuzatilmoqda. Agar an'anaviy SfM (Structure-from-Motion) va MVS (Multi-View Stereo) usullari obyekt atrofida to'plangan fotosuratlar to'plamini qayta ishlashga asoslangan bo'lsa, zamonaviy tendensiyalar – video oqimlarni real vaqtda qayta ishlash va modelni doimiy yangilab borishga qaratilmoqda. Buning bir qancha sabablari bor: birinchidan, ko'plab meros obyektlari sayyohlar, restavratsiya ishlari, yorug'lik sharoitlarining o'zgarishi kabi dinamik omillar ta'sirida doimiy o'zgarib turadi; ikkinchidan, statik usullar yangi ma'lumotlar kelganda butun modelni qayta hisoblashni talab qiladi, bu esa vaqt va hisoblash resurslari jihatidan samarasizdir.

Ayniqsa, video oqimlar bilan ishlashda kadrlar orasidagi vaqtinchalik bog'liqlikdan foydalanib, faqat o'zgargan hududlarni qayta hisoblash orqali modelni yangilash imkoniyati mavjud. Bu yondashuv optik oqim (optical flow) – ketma-ket kadrlardagi piksellarning harakat vektorlarini hisoblash va ko'rish geometriyasiga asoslangan chuqurlikni baholash (depth estimation) usullariga tayanadi. Biroq, mavjud usullar ko'pincha shovqinga sezgir, uzoq vaqt davomida to'plangan xatoliklar (drift) to'planishi mumkin va murakkab me'moriy sirtlarda (o'ymakorlik, arxitekturali detallar) aniq natija bermaydi.

Ushbu tezisda video oqimdan olingan ketma-ket kadrlar asosida 3D modelni real vaqtda yangilab boruvchi adaptiv usul taklif etiladi. Takomillashtirishning asosiy jihati – optik oqim va chuqurlik xaritalarini birlashtirgan holda, har bir yangi kadrda faqat o'zgargan hududlarni aniqlash va ularni inkremental (bosqichma-bosqich) ravishda umumiy modelga qo'shishdir. Bu usul statik usullarga nisbatan hisoblash resurslarini tejaydi va obyektning vaqt bo'yicha holat o'zgarishlarini (masalan, restavratsiya jarayoni, ob-havo ta'sirida yuzaga kelgan mikroo'zgarishlar) kuzatish imkonini beradi.

Muammoning qo'yilishi va maqsad

Mavjud real vaqtli 3D rekonstruksiya usullari (masalan, KinectFusion, BundleFusion) asosan ichki makonlar va nisbatan sodd geometriyali obyektlar uchun ishlab chiqilgan bo'lib, ular me'moriy meros obyektlarining murakkab detallari va ochiq maydonlardagi (katta masofali) holatlar uchun yetarlicha aniq emas. Xususan, quyidagi muammolar mavjud:

1. **Drift (to'plangan xatolik):** Kadrlar ketma-ketligida kamera pozitsiyasini aniqlashda kichik xatoliklar vaqt o'tishi bilan yig'ilib, modelning geometrik buzilishiga olib keladi.
2. **Dinamik obyektlar:** Kadrda meros obyektidan tashqari harakatlanuvchi sayyohlar, transport vositalari yoki daraxt shoxlari bo'lsa, ular statik modelga xato sifatida qo'shiladi.

3. **Zichlik va aniqlik o'rtasidagi kelishuv:** Yuqori aniqlik uchun ko'proq nuqtalar hisoblash kerak, lekin bu real vaqt rejimiga xalaqit beradi.

Ushbu tezisning maqsadi – yuqoridagi muammolarni optik oqim va chuqurlikni baholashni birlashtirgan gibrid usul orqali hal qilish. Asosiy ilmiy vazifalar:

1. Ikki ketma-ket kadr orasidagi optik oqimni hisoblash orqali kamera harakati parametrlarini (aylanish va ko'chish) aniqlashning tezkor usulini ishlab chiqish.
2. Har bir piksel uchun chuqurlikni baholashda, avvalgi kadrlardan olingan chuqurlik ma'lumotlarini vaqt bo'yicha filtrlash orqali shovqinni kamaytirish.
3. O'zgargan hududlarni aniqlash uchun optik oqim vektorlarining kattaligi va yo'nalishi asosida dinamik/statik segmentatsiyani amalga oshirish.
4. Faqat statik va o'zgargan hududlarni inkremental ravishda umumiy nuqtaviy bulutga qo'shib, modelni doimiy yangilab borish.

Taklif etilayotgan usul

Taklif etilayotgan adaptiv usul quyidagi bosqichlardan iborat:

1-bosqich. Dastlabki kadr asosida boshlang'ich model yaratish. Video oqimning birinchi bir necha kadri (5–10 kadr) asosida boshlang'ich SfM usuli yordamida kamera kalibratsiyasi va boshlang'ich nuqtaviy bulut (P_0) yaratiladi. Bu bosqich faqat bir marta bajariladi.

2-bosqich. Optik oqimni hisoblash. Yangi kadr (I_t) va oldingi kadr (I_{t-1}) orasidagi optik oqim hisoblanadi. Buning uchun Farnebäck usuli yoki zamonaviy neyron tarmoq asosidagi RAFT (Recurrent All-Pairs Field Transforms) algoritmidan foydalaniladi. Optik oqim natijasida har bir piksel uchun (u, v) siljish vektori olinadi.

Optik oqimning o'rtacha kattaligi va yo'nalishini tahlil qilib, kadr ichidagi harakatlanuvchi obyektlar (sayyohlar, soyalar) va fon (meros obyekti) ajratiladi. Agar siljish vektori ma'lum bir T_{flow} chegarasidan (masalan, 3 piksel) katta bo'lsa, bu hudud “dinamik” deb belgilanadi va vaqtinchalik e'tiborsiz qoldiriladi.

3-bosqich. Chuqurlikni baholash. Oldingi kadrda olingan chuqurlik xaritasi (D_{t-1}) va yangi kadrda ko'rish geometriyasi (triangulyatsiya) asosida D_t xaritasi hisoblanadi. Bunda quyidagi optimallashtirish funksiyasi ishlatiladi:

$$E(D_t) = E_{data}(D_t) + \lambda \cdot E_{smooth}(D_t) + \mu \cdot E_{temporal}(D_t, D_{t-1})$$

Bu yerda:

- E_{data} – fotometrik konsistensiya xatosi (epipolar geometriya bo'yicha mos kelish).
- E_{smooth} – qo'shni piksellar orasidagi silliqlik (total variation regularizatsiyasi).
- $E_{temporal}$ – vaqtinchalik bog'liqlik, ya'ni D_t ning D_{t-1} dan juda farq qilmasligini ta'minlovchi had.
- λ va μ – regularizatsiya parametrlari.

Ushbu vaqtinchalik regularizatsiya ($E_{temporal}$) driftni kamaytirishga yordam beradi.

4-bosqich. O'zgargan hududlarni aniqlash va yangilash. Oldingi kadrda mavjud bo'lgan 3D nuqtalar proyeksiyalanib, yangi kadrda mos pozitsiyalari bilan solishtiriladi. Agar optik oqim tufayli siljish kuzatilsa va bu siljish kamera harakatiga mos kelsa, nuqta o'rnatilgan (moslashtirilgan) deb topiladi va uning koordinatasi yangilanadi. Agar yangi hudud (oldin ko'rinmagan) aniqlansa, unga yangi nuqtalar qo'shiladi. Agar nuqta uzoq vaqt davomida (masalan, 10 kadr) ko'rinmasa, uni vaqtinchalik ombordan chiqarib tashlash mumkin. Ushbu

bosqichda asosiy texnik yangilik – faqat “o’zgarish gradienti” yuqori bo’lgan hududlarni qayta hisoblash va qolgan qismini avvalgi modeldan saqlab qolishdir. Bu esa hisoblash yukini ~40–50% ga kamaytiradi.

5-bosqich. Xatoliklarni tuzatish (loop closure). Driftni oldini olish uchun har 50–100 kadrda kalit kadrlar (keyframes) orasida bog’lanish tekshiriladi. Agar oldingi kalit kadrqa qaytish (masalan, kamera aylanib kelish) aniqlansa, graf optimallashtirish (bundle adjustment) orqali barcha nuqtalar va kamera pozitsiyalari qayta tekislanadi.

Eksperimental natijalar

Taklif etilgan usul Samarqand shahridagi Registon maydonidagi Sherdor madrasasi peshtoqi atrofida olingan video oqim (4K, 60 kadr/s, davomiyligi 5 daqiqa) asosida sinovdan o’tkazildi. Sinov davomida atrofda sayyohlar guruhlar va vaqtinchalik soyabonlar mavjud bo’lib, dinamik muhit simulyatsiya qilindi.

Taqqoslash uchun uchta usul tanlab olindi:

1. An’anaviy statik SfM (COLMAC) – har 10-kadr olinib, to’liq qayta ishlandi.
2. KinectFusion varianti (RGB-D bo’lmagan holda, faqat monokulyar video).
3. Taklif etilgan adaptiv inkremental usul.

Natijalar quyidagi jadvalda keltirilgan:

Usul	Hisoblash vaqti (s/100 kadr)	RMSE (mm) (nazorat markerlari bo’yicha)	Dinamik obyektlarni filtrlash aniqligi (F1- skori)	Modelning detallilik darajasi (nuqtalar soni)
Statik SfM	285	7.1	0.62 (qo’lda olib tashlandi)	$5.2 \cdot 10^6$
KinectFusion (mono)	4.8	12.4	0.71	$0.8 \cdot 10^6$
Taklif etilgan usul	6.2	5.8	0.89	$3.7 \cdot 10^6$

Natijalar shuni ko’rsatadiki, taklif etilgan usul real vaqtga yaqin tezlikda (sekundiga ~16 kadr) ishlaydi, statik usulga nisbatan 46 barobar tez, kinectFusionga nisbatan esa ancha aniq (RMSE 5.8 mm). Dinamik obyektlarni filtrlash bo’yicha F1-skori 0.89 – bu deyarli barcha sayyohlar va soyalar modelga tushmasligini anglatadi.

Muhim kuzatish – usul restavratsiya jarayonidagi o’zgarishlarni kuzatish uchun ham ishlatilishi mumkin. Sinov davomida peshtoqdagi bitta koshin kafelining vaqtincha olib tashlanishi va qayta o’rnatilishi modelda aniq qayd etildi (o’zgarish maydoni avtomatik annotatsiya qilindi).

Xulosa

Ushbu tezisda video oqimlarni qayta ishlash asosida tarixiy-madaniy meros obyektlarining 3D modelini real vaqtda yangilab boruvchi adaptiv usul taklif qilindi. Usulning asosiy ilmiy yangiliklari:

1. Optik oqim va vaqtinchalik regulyarizatsiyaga asoslangan chuqurlikni baholash orqali drift muammosini kamaytirish.
2. Dinamik obyektlarni avtomatik segmentatsiyalash va statik modelga qo'shmaslik.
3. Faqat o'zgargan hududlarni qayta hisoblash strategiyasi orqali hisoblash resurslarini tejash.

Eksperimental sinovlar usulning real vaqt rejimiga yaqin tezlikda (6.2 s/100 kadr) va qoniqarli aniqlikda (RMSE 5.8 mm) ishlashini ko'rsatdi. Bu esa usulni meros obyektlarining doimiy monitoringi, restavratsiya bosqichlarini hujjatlashtirish va virtual turlar yaratish uchun amaliy qo'llash imkonini beradi.

Kelgusi ishlar sifatida usulni turli xil yorug'lik sharoitlari (kechki payt, qorong'i) va keng maydonli obyektlar (masalan, shahar ko'chalari) uchun moslashtirish, shuningdek, chuqurlikni baholashda neyron tarmoqlarni (masalan, Monodepth2) integratsiyalash orqali aniqlikni yanada oshirish rejalashtirilgan.

Adabiyotlar, References, Литературы:

1. Schönberger, J. L., & Frahm, J. M. (2016). Structure-from-Motion revisited. Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 4104-4113
2. Newcombe, R. A., et al. (2011). KinectFusion: Real-time dense surface mapping and tracking. IEEE International Symposium on Mixed and Augmented Reality, 127-136.
3. Teed, Z., & Deng, J. (2020). RAFT: Recurrent all-pairs field transforms for optical flow. European Conference on Computer Vision, 402-419.
4. Godard, C., Mac Aodha, O., & Brostow, G. J. (2017). Unsupervised monocular depth estimation with left-right consistency. Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 270-279.
5. Zhou, T., Brown, M., Snavely, N., & Lowe, D. G. (2017). Unsupervised learning of depth and ego-motion from video. Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 1851-1860.
6. Kersten, T. P., & Lindstaedt, M. (2018). Integration of 3D laser scanning and photogrammetry for cultural heritage documentation. Journal of Cultural Heritage, 30, 146-153.