Reconstruction robuste et simplification de champs de lumière

Kenneth Vanhoey

LSIIT – équipe IGG
UMR 7005 Université de Strasbourg/CNRS

Comité de suivi de doctorat à mi-parcours
Lundi 18 juin & Jeudi 28 juin

Le comité de suivi est composé de :

- Pr. Bruno Lévy, INRIA-Nancy Grand-Est
- Pr. Pierre Grussenmeyer, LSIIT – équipe TRIO
- Dr. Basile Sauvage (encadrant), LSIIT – équipe IGG
- Pr. Jean-Michel Dischler (encadrant), LSIIT – équipe IGG

Plan de la présentation

1. Contexte et procédé de numérisation
2. Reconstruction robuste de champs de lumière surfaciques
3. Simplification de maillages avec champs de lumière surfaciques

Sommaire

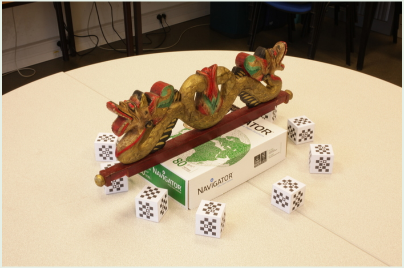
La numérisation

Définition

Restituer un modèle 3D fidèle à l'objet ou à la scène originale.

- Forme (géométrie surfacique)
- Aspect (colorimétrie surfacique)

Exemples : géométrie



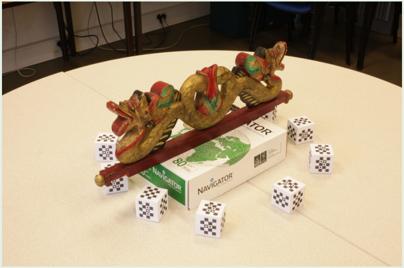
La numérisation

Définition

Restituer un modèle 3D fidèle à l'objet ou à la scène originale.

- Forme (géométrie surfacique)
- Aspect (colorimétrie surfacique)

Exemples : aspect



Applications

Archivage (patrimoine)

- Bâtiments
- Objets historiques

Étude hors site

- Experts
- Amateurs (musées)

Environnement virtuel

- Cinéma
- Jeux vidéo

Intérêts

- Forme
- Aspect

Applications

Archivage (patrimoine)

- Bâtiments
- Objets historiques

Étude hors site

- Experts
- Amateurs (musées)

Environnement virtuel

- Cinéma
- Jeux vidéo

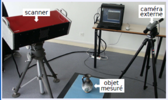
Intérêts

- Forme
- Aspect

Plate-forme de numérisation IGG

1. acquisition d'un objet réel

Procédé	Résultat

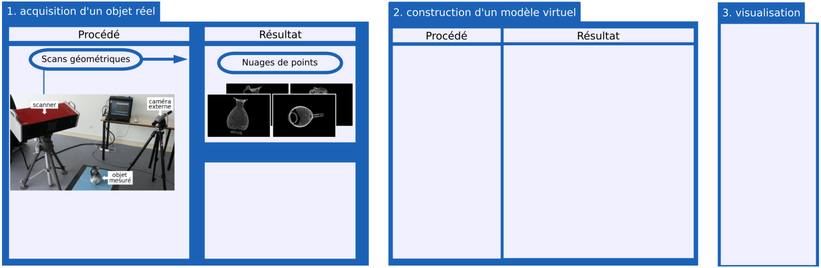


2. construction d'un modèle virtuel

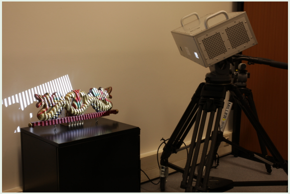
Procédé	Résultat

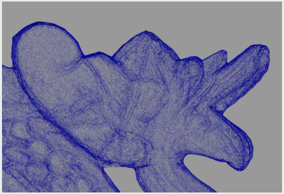
3. visualisation

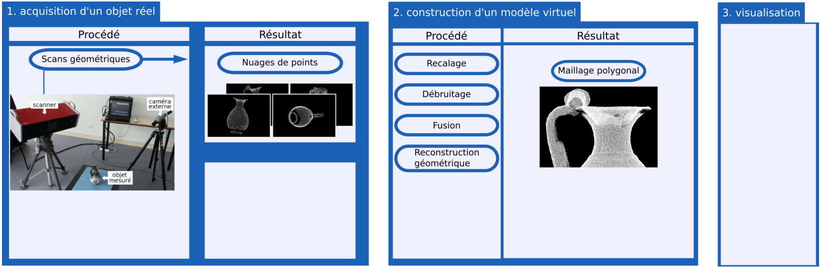
Illustration



Illustration







Illustration

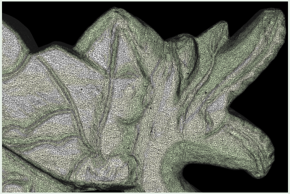
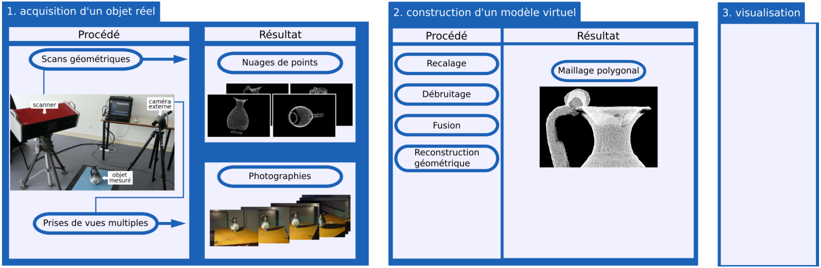
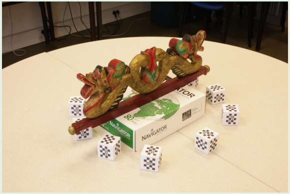
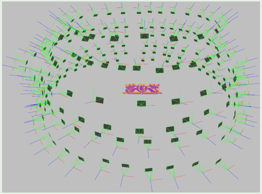


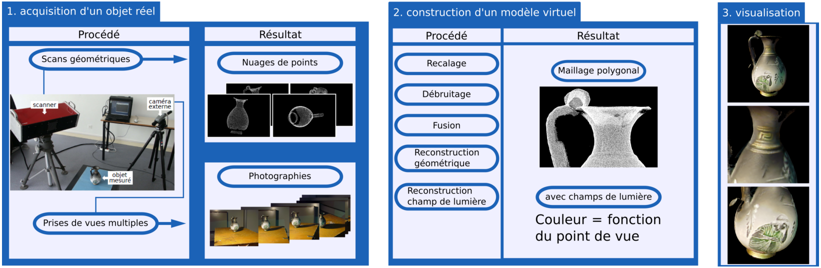
Plate-forme de numérisation IGG



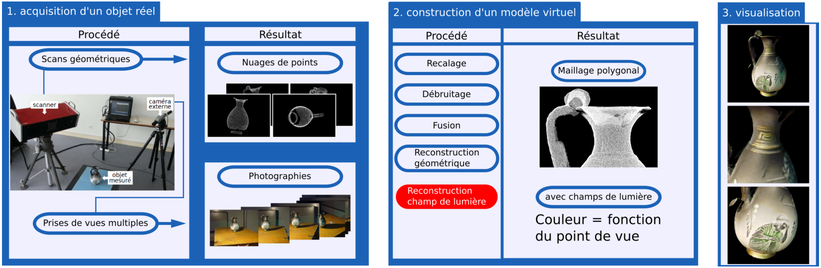
Illustration





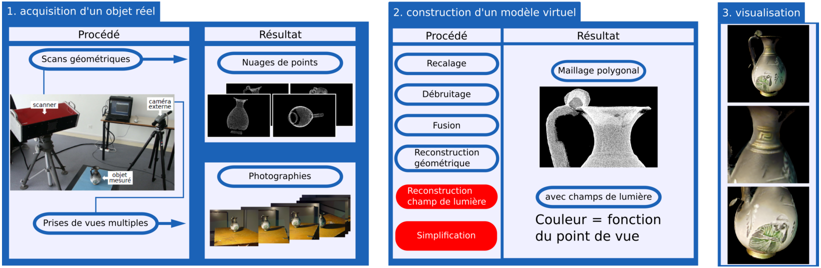


Illustration



Problèmes traités

1. Numérisation difficile de la photométrie en conditions réelles
2. Visualisation difficile pour données denses



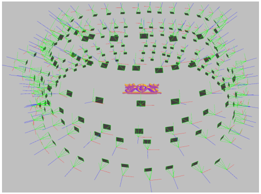
Problèmes traités

1. Numérisation difficile de la photométrie en conditions réelles
2. Visualisation difficile pour données denses

Sommaire

Contraintes

- Matériel léger, transportable : scanner mobile et caméra
- Espace contraint : environnement fixé, obstacles, . . .



Entrée : photos directionnelles

Ensemble de couples (direction d'observation, photo).

- Couverture non structurée
- Couverture incomplète

Sortie : couleurs directionnelles

- LF Rendering [Levoy & Hanrahan 96] / Lumigraph [Gortler et al. 96]
- View-Dependant Texture Mapping [Debevec et al. 96]
- Surface Light Field
  - Par factorisation (global) [Chen et al. 02]
  - Par élément de surface (local) [Wood et al. 00]

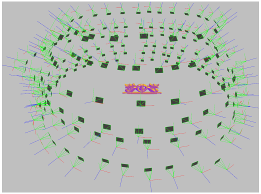
Contraintes

- Matériel léger, transportable : scanner mobile et caméra
- Espace contraint : environnement fixé, obstacles, . . .

Entrée : photos directionnelles

Ensemble de couples (direction d'observation, photo).

- Couverture non structurée
- Couverture incomplète

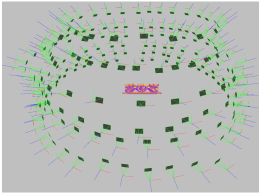


Sortie : couleurs directionnelles

- LF Rendering [Levoy & Hanrahan 96] / Lumigraph [Gortler et al. 96]
- View-Dependant Texture Mapping [Debevec et al. 96]
- Surface Light Field
  - Par factorisation (global) [Chen et al. 02]
  - Par élément de surface (local) [Wood et al. 00]

Contraintes

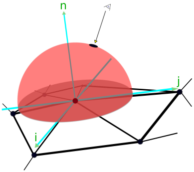
- Matériel léger, transportable : scanner mobile et caméra
- Espace contraint : environnement fixé, obstacles, . . .



Entrée : photos directionnelles

Ensemble de couples (direction d'observation, photo).

- Couverture non structurée
- Couverture incomplète



Sortie : champ de lumière surfacique

∀ élément de surface,
fonction hémisphérique retournant une couleur.

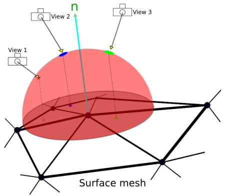
Contraintes

- Matériel léger, transportable : scanner mobile et caméra
- Espace contraint : environnement fixé, obstacles, . . .

Entrée : photos directionnelles

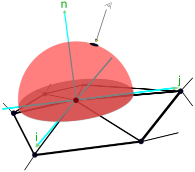
Ensemble de couples (direction d'observation, photo).

- Couverture non structurée
- Couverture incomplète



Sortie : champ de lumière surfacique

∀ élément de surface,
fonction hémisphérique retournant une couleur.



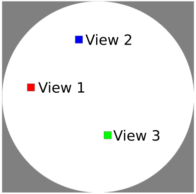
Contraintes

- Matériel léger, transportable : scanner mobile et caméra
- Espace contraint : environnement fixé, obstacles, ...

Entrée : pixels directionnels

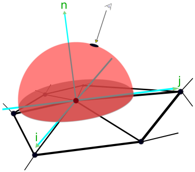
∀ élément de surface,
un ensemble de couples (direction locale d'observation, couleur de pixel).

- Échantillonnage non dense
- Échantillonnage disparate
- Données bruitées



Sortie : champ de lumière surfacique

∀ élément de surface,
fonction hémisphérique retournant une couleur.



Formellement

Entrée : K échantillons de couleur

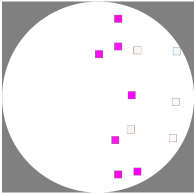
$$\forall i \in [1, K], \{(\omega_i, v_i)\}$$

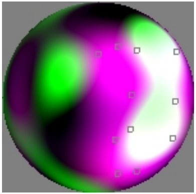
ω_i est une direction locale d'observation ;
v_i est une couleur.

Sortie : une fonction hémisphérique

$$couleur = f(\omega) = \mathbf{C}^T \mathbf{\Phi}(\omega)$$

où les coefficients $\mathbf{C}$ sont à estimer.





Fitting

À répéter pour tout élément de surface.

Formellement

Entrée : K échantillons de couleur

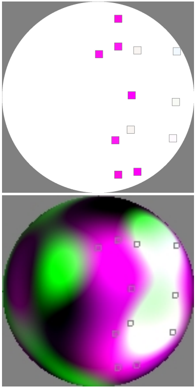
$$\forall i \in [1, K], \{(\omega_i, v_i)\}$$

ω_i est une direction locale d'observation ;
v_i est une couleur.

Sortie : une fonction hémisphérique

$$couleur = f(\omega) = \mathbf{C}^T \mathbf{\Phi}(\omega)$$

où les coefficients $\mathbf{C}$ sont à estimer.



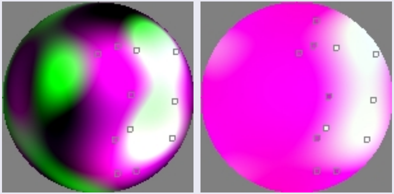
Estimation au sens des moindres carrés

$$ArgMin_{\mathbf{C}}(E_{MSE})$$

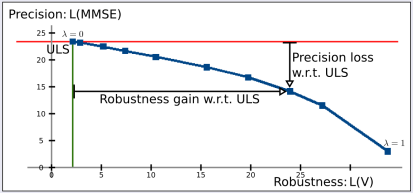
où $E_{MSE} = \sum_i \|f(\omega_i) - v_i\|^2$

Contributions

1. Méthode de reconstruction simple et robuste



2. Outil d'analyse et de comparaison



Exemples [VSG+12]

Limites

Minimisation d'énergie d'erreur quadratique

$$ArgMin_C(E_{MSE})$$

où $E_{MSE} = \sum_i \|f(\omega_i) - v_i\|^2$

Fitting

Quelle solution choisir ?

Problèmes

- Sous-constriction globale
- Parties non couvertes
- Perturbations

Conséquences

- Plusieurs solutions
- Solutions imprévisibles
- Résultat instable

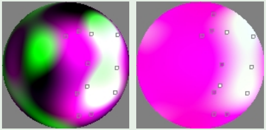
Limites

Minimisation d'énergie d'erreur quadratique

$$ArgMin_C(E_{MSE})$$

où $E_{MSE} = \sum_i \|f(\omega_i) - v_i\|^2$

Fitting



Problèmes

- Sous-constriction globale
- Parties non couvertes
- Perturbations

Conséquences

- Plusieurs solutions
- Solutions imprévisibles
- Résultat instable

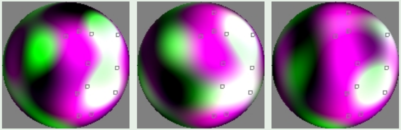
Limites

Minimisation d'énergie d'erreur quadratique

$$ArgMin_C(E_{MSE})$$

où $E_{MSE} = \sum_i \|f(\omega_i) - v_i\|^2$

Fitting



Problèmes

- Sous-constriction globale
- Parties non couvertes
- Perturbations

Conséquences

- Plusieurs solutions
- Solutions imprévisibles
- Résultat instable

Limites

Minimisation d'énergie d'erreur quadratique

$$ArgMin_C(E_{MSE})$$

où $E_{MSE} = \sum_i \|f(\omega_i) - v_i\|^2$

Problèmes

- Sous-constriction globale
- Parties non couvertes
- Perturbations

Méthode générique pour :

- éviter les couleurs imprévisibles
- gagner en robustesse aux perturbations
- minimiser le biais introduit

Conséquences

- Plusieurs solutions
- Solutions imprévisibles
- Résultat instable

Limites

Minimisation pondérée d'énergies

$$ArgMin_C((1-\lambda)E_{MSE} + \lambda E_{stab})$$

où $E_{MSE} = \sum_i \|f(\omega_i) - v_i\|^2$

Méthode générique pour :

- éviter les couleurs imprévisibles
- gagner en robustesse aux perturbations
- minimiser le biais introduit

Problèmes

- Sous-constriction globale
- Parties non couvertes
- Perturbations

Conséquences

- Plusieurs solutions
- Solutions imprévisibles
- Résultat instable

Choix énergie

Minimisation pondérée d'énergies

$$ArgMin_C((1-\lambda)E_{MSE} + \lambda E_{stab})$$

E_0 : énergie de la fonction

$$E_{stab} = E_0 = \iint_\Omega \|f\|^2$$

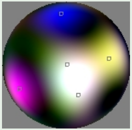
Défini dans [Lam et al. 06] pour :

- réduire le bruit de compression
- harmoniques sphériques

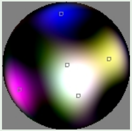
Ne correspond pas au besoin

Tire les valeurs numériques de la fonction vers 0.

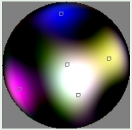
$\lambda = 0$



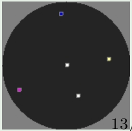
$\lambda = 0.05$



$\lambda = 0.1$



$\lambda = 1$



Choix énergie

Minimisation pondérée d'énergies

$$ArgMin_C((1-\lambda)E_{MSE} + \lambda E_{stab})$$

E_2 : Énergie du Laplacien

$$E_{stab} = E_2 = \iint_\Omega (\Delta f)^2$$

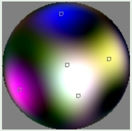
Défini dans [Wood et al. 00] pour :

- sous-constriction numérique locale
- lumispheres

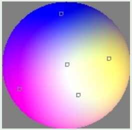
Efficace

- Génère des couleurs prévisibles en général
- Ne pénalise pas les extrapolations

$\lambda = 0$



$\lambda = 0.01$



Choix énergie

Minimisation pondérée d'énergies

$$ArgMin_C((1-\lambda)E_{MSE} + \lambda E_{stab})$$

E_2 : Énergie du Laplacien

$$E_{stab} = E_2 = \iint_{\Omega} (\Delta f)^2$$

Défini dans [Wood et al. 00] pour :

- sous-constriction numérique locale
- lumispheres

Efficace, mais ...

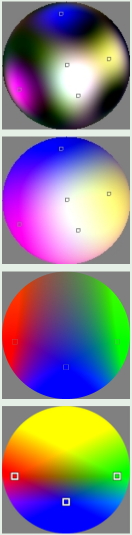
- Génère des couleurs prévisibles en général
- Ne pénalise pas les extrapolations

$\lambda = 0$

$\lambda = 0.01$

$\lambda = 0$

$\lambda = 0.01$



Choix énergie

Minimisation pondérée d'énergies

$$ArgMin_C((1-\lambda)E_{MSE} + \lambda E_{stab})$$

E_1 : Énergie du gradient

$$E_{stab} = E_1 = \iint_\Omega \|\nabla f\|^2$$

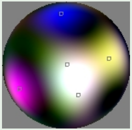
Définie pour :

- « Applatir » la fonction
- Toute fonction paramétrique

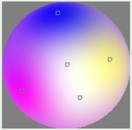
Efficace

- Génère des couleurs prévisibles
- Interdit les extrapolations
- Fonctionne pour toute paramétrisation

$\lambda = 0$



$\lambda = 0.01$



Choix énergie

Minimisation pondérée d'énergies

$$ArgMin_C((1-\lambda)E_{MSE} + \lambda E_{stab})$$

E_1 : énergie du gradient

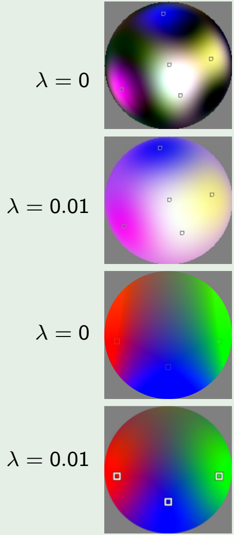
$$E_{stab} = E_1 = \iint_\Omega \|\nabla f\|^2$$

Définie pour :

- « Applatir » la fonction
- Toute fonction paramétrique

Efficace, et ...

- Génère des couleurs prévisibles
- Interdit les extrapolations
- Fonctionne pour toute paramétrisation



Méthode d'analyse : objectif

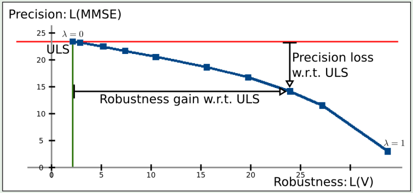
Étant donné une méthode de fitting,
étant donné l'absence de vérité terrain,
mesurer la robustesse :

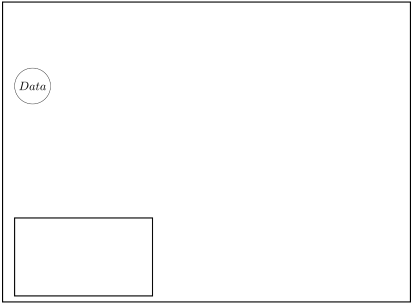
- au mauvais échantillonnage (mauvaise couverture, parcimonie)
- aux perturbations (bruit, direction d'observation manquante)

Definitions

- Un algorithme de fitting robuste est peu sensible aux conditions difficiles
- Un algorithme de fitting précis génère une énergie d'erreur quadratique petite

Graphe de compromis précision / robustesse

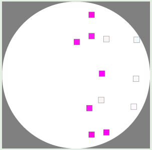


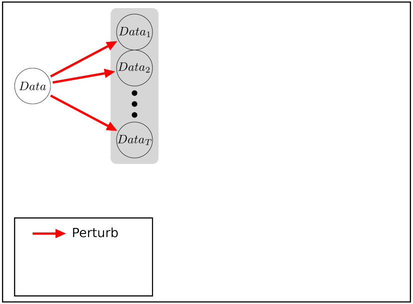


Données d'entrée

$Data = \{(\omega_i, v_i)\}$

Illustration





Perturbations

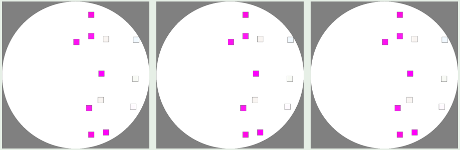
- Bruit blanc sur les directions ou les couleurs

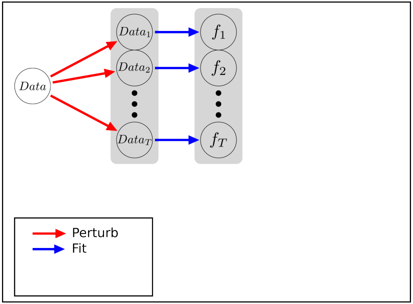
$$Data_t = \{(\omega_i + \epsilon, v_i)\}$$
$$Data_t = \{(\omega_i, v_i + \epsilon)\}$$

- Échantillon manquant

$$Data_t = Data \backslash (\omega_t, v_t)$$

Illustration



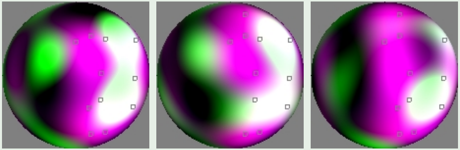


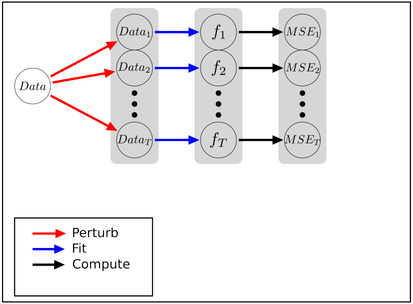
Fitting

$$argMin_C(\lambda E_{MSE} + (1-\lambda)E_i)$$

avec $i \in [\![0, 2]\!]$
avec $\lambda \in [0, 1] \subset \mathbb{R}$

Illustration

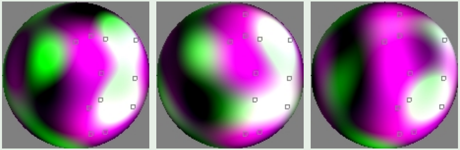




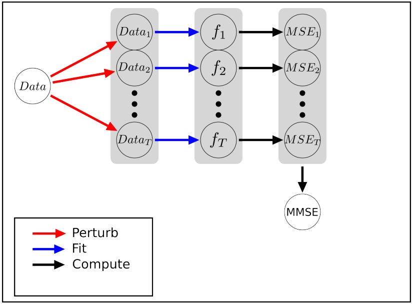
Calcul d'erreur

$$E_{MSE} = \sum_i \|f(\omega_i) - v_i\|^2$$

Illustration



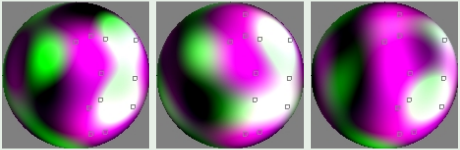
MSE_1 MSE_2 MSE_3



Moyenne des erreurs

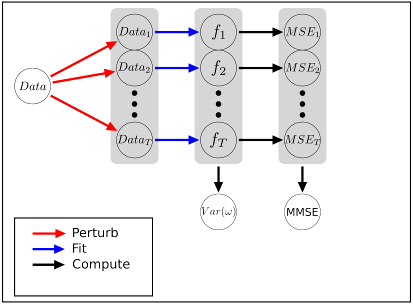
$$MMSE = avg(\{MSE_i\})$$

Illustration



MSE_1 MSE_2 MSE_3

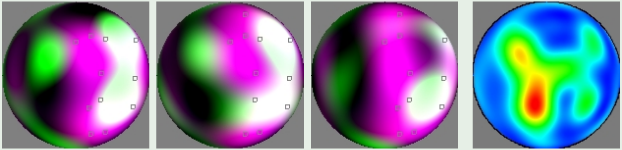
$MMSE = e$



Fonction de variance

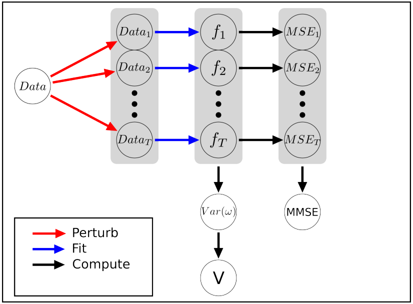
$$Var(\omega) = \frac{1}{T} \sum_t (f_t(\omega) - \overline{f}(\omega))^2$$

Illustration



MSE_1 MSE_2 MSE_3

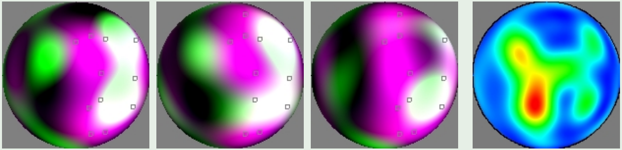
$MMSE = e$



Moyennes directionnelles de la variance

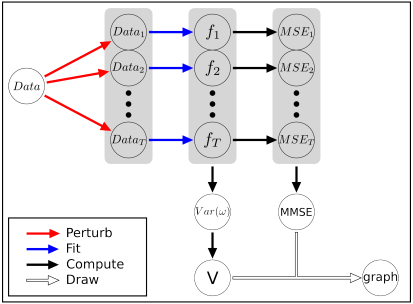
$$V = \frac{1}{Area(\Omega)} \int_{\Omega} Var(\omega) d\omega$$

Illustration



MSE_1 MSE_2 MSE_3

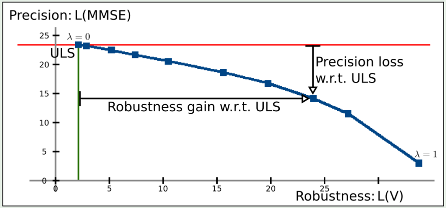
$MMSE = e$ $V = v$



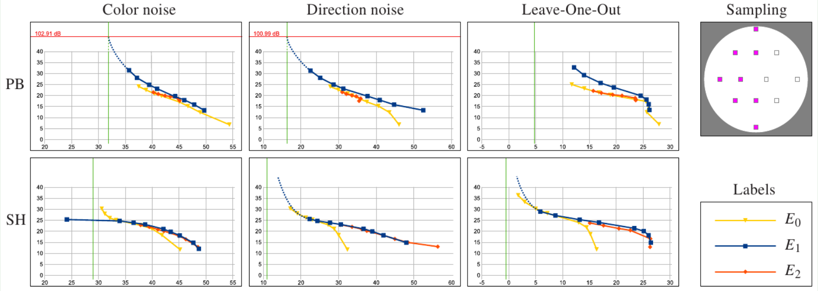
Compromis précision/robustesse

λ	$MMSE$	V
λ_1	$MMSE_1$	V_1
λ_2	$MMSE_2$	V_2
$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$
λ_N	$MMSE_N$	V_N

Illustration



Analyse des graphes

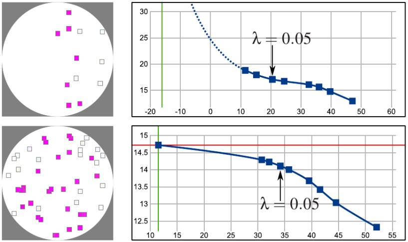


Outil

- Analyse de l'effet de la stablisation
- Pas d'automatisation

Besoin de stabilisation

Besoin de stabilisation



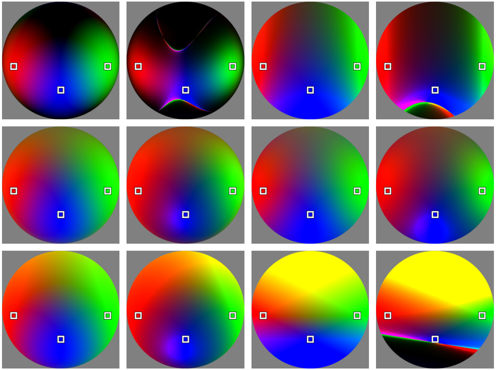
Comparaison des énergies

Harmoniques sphériques | Base polynomiale

E_0

E_1

E_2



(a) RGB (b) Luv (c) RGB (d) Luv

Robustesse de E_1

- Base de fonctions
- Espace de couleurs
- Taille de la base
- Densité d'échantillonnage

Bilan

Méthode de fitting pour fonctions hémisphériques

- Donne un résultat prévisible en toute condition d'échantillonnage
- Nouvelle énergie de stabilisation
- Robuste par rapport aux perturbations, à la base de fonctions, à l'espace de couleurs, . . .

Méthode d'analyse statistique de robustesse

- Une première mesure la robustesse d'un fitting dans le domaine
- Basé sur perturbations
- Concorde avec les résultats visuels

Permet la numérisation dans un environnement contraint avec du matériel transportable.

Perspectives

Analyse biais/variance

Placement par rapport à l'état de l'art en régression linéaire

Propagation spatiale

Cas où une partie de l'objet n'est pas photographiée

Sommaire

Définir un compromis qualité/vitesse

Données détaillées

Qualité

- Fidélité maximale : maillages très denses
- Nécessite une architecture lourde (accélération graphique)

Vitesse

- Visualisation sur architectures légères (application web, poste dans musée)

Solution

Outil de simplification d'un modèle détaillé :

- Simplification
- Niveaux de détails (visualisation LoD)

Avantages

- Une seule numérisation et reconstruction
- Numérisation homogène
- Compromis qualité/vitesse ajustable

Choix méthode de simplification

Méthodes

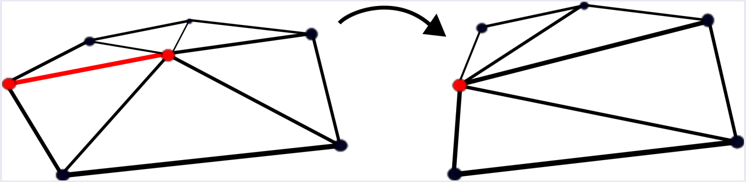
- Approches globales :
  clustering avec grille, clustering sans grille, ...
- Approches locales :
  - faire des trous et remailler : suppression de sommets, fusion de polygones
  - contractions (triangles, arêtes)

Avantages

- Contrôle local de la topologie et de la gestion d'attributs
- Maillages Progressifs [Hoppe 96]

Simplification par contractions d'arête

Algorithme



Contractions successives d'arêtes.

Besoins

1. Associer une **priorité** à chaque arête
2. **Définir les plongements** du sommet contracté

Métriques géométriques et attributs

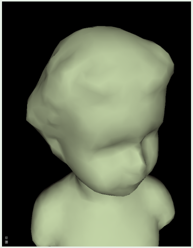
Étude sur ces métriques : [VSD10]

- Métriques géométriques
- Métriques scalaires/vectorielles : couleurs, normales, coordonnées de textures

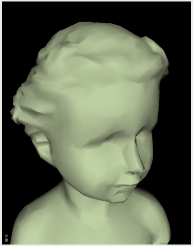
Exemple : préservation arêtes saillantes QEM

Exploitant une distance entre position du sommet contractée et maillage original

Original 510712 tri



Simplif. naïve 5106 tri



Simplif. QEM 5106 tri

Simplification avec champs de lumière

Simplification avec critère sur attributs fonctionnels

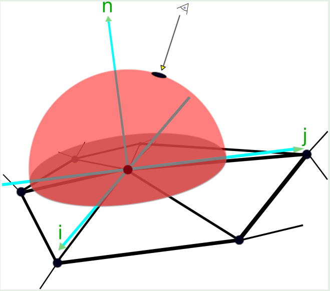
Figure: Vase grec : photo ; maillage original numérisé (360 000 faces) avec champs de lumière ; simplifications successives à 20%, 15% et 10% de la résolution originale.

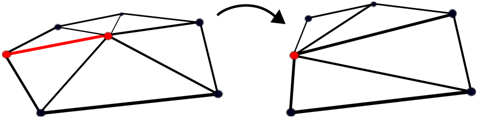
Maillage avec champs de lumière

Plongement d'un sommet v

- Géométrique $p_v \in \mathbb{R}^3$
- Hémisphère local Ω_v paramétré dans un repère orthonormé
- Fonction de champ de lumière $f_v : \omega \mapsto \mathbf{C}\Phi(\omega)$

Champ de lumière





Distance entre deux sommets

$$E = E_G + \lambda(E_\Omega + E_f)$$

Distance géométrique E_G

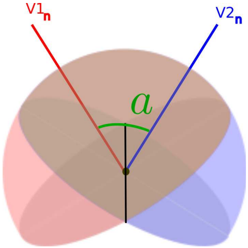
QEM [Garland & Heckbert 97]

Distance d'orientation E_Ω

Quantifier la divergence d'orientation entre Ω_1 et Ω_2

Distance de valeurs de fonctions E_f

Quantifier la différence entre deux fonctions f_1 et f_2



Distance entre deux sommets

$$E = E_G + \lambda(E_\Omega + E_f)$$

Distance géométrique E_G

QEM [Garland & Heckbert 97]

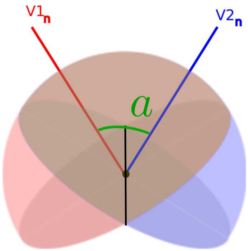
Distance d'orientation E_Ω

Quantifier la divergence d'orientation entre Ω_1 et Ω_2

Distance de valeurs de fonctions E_f

Quantifier la différence entre deux fonctions f_1 et f_2

$$E_f(f_1, f_2) = \iint_{(\Omega_1 \cap \Omega_2)} (f_1 - f_2)^2 d\omega$$



Distance entre deux sommets

$$E = E_G + \lambda(E_\Omega + E_f)$$

Distance géométrique E_G

QEM [Garland & Heckbert 97]

Distance d'orientation E_Ω

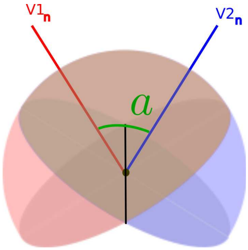
Quantifier la divergence d'orientation entre Ω_1 et Ω_2

$$E_\Omega(\Omega_1, \Omega_2) = \iint_{\Omega_1 \setminus \Omega_2} E_{max}^2 d\omega$$

Distance de valeurs de fonctions E_f

Quantifier la différence entre deux fonctions f_1 et f_2

$$E_f(f_1, f_2) = \iint_{(\Omega_1 \cap \Omega_2)} (f_1 - f_2)^2 d\omega$$



Plongement de sommet contracté

Propriété : forme quadratique

$$Argmin_x(E) \Leftrightarrow \nabla E = 0 \Leftrightarrow Ax + b = 0 \Leftrightarrow x = -A^{-1}b$$

Plongement optimal

1. Position $P = argmin(E_G)$
2. Hémisphère $\Omega = slerp(\Omega_1, \Omega_2, P)$
3. Fonction $f = argmin(E_f)$

Semi-contraction

Reprendre le sommet (et tout ses attributs) qui génère l'erreur la plus faible.

$$(P, \Omega, f) = (P_i, \Omega_i, f_i)$$

où $i = argmin_i \ E((v_1, v_2) \rightarrow v_i)$

Simplification efficace

Figure: Vase grec : photo ; maillage original numérisé (360 000 faces) avec champs de lumière ; simplifications successives à 20%, 15% et 10% de la résolution originale.

Évaluation visuelle : reflets spéculaires

20% Semi 36 855 faces

20% Optim 36 855 faces

Conclusion

Le choix dépend de l'application.

Conclusions partielles

Résultats potentiellement biaisés

- Trop forte correlation entre aspect et géométrie
- Besoin de maillages synthétiques

Bilan : nouvelle métrique de simplification

- Métrique sur géométrie et champs de lumière surfaciques
- Minimisable
- Extensible aux maillages progressifs

Perspectives

Améliorer et finaliser la métrique

- Finaliser les tests
- Décorréler spéculaire et diffus ?

Passage aux textures

Une requête par pixel

- Comment simplifier la géométrie ?
- Comment simplifier la texture ?

Géométrie

- Adapter la simplification à des attributs de champs de lumière dans une texture.

Texture : Mip-maps

- structure permettant de définir la texture fonctionnelle à différents niveaux de détails
- réduire temps de calcul de la couleur

Définir l'interpolation entre champs de lumière.

Calendrier

Reconstruction robuste

- Répondre aux reviews : affiner l'outil statistique ; tests visuels.

Début d'été

Visualisation à niveaux de détails

- Affiner la métrique
- Mise en place d'un mécanisme d'interpolation de champs de lumière

Fin d'été à fin d'année 2012

Projet annexe

- Synthèse stochastique de textures directionnelles à partir de photos

Été 2012

Merci

Questions / discussion ?

Références

Kenneth Vanhoey, Basile Sauvage, and Jean-Michel Dischler.
Simplification de maillages surfaciques avec champs de lumière.
In *Journées AFIG 2010*, Dijon, Nov 2010. AFIG, Laboratoire Electronique Informatique Image.

Kenneth Vanhoey, Basile Sauvage, Olivier Genevaux, Frédéric Larue, and Jean-Michel Dischler.
Robust fitting on poorly sampled data for surface light fields and reflectance fields.
Submit to Computer Graphics Forum, 2012.