

**CENTRALE
LYON**

MSO 3.5 : VISION PAR ORDINATEUR

Stéréovision

Élèves :

Paul LACROIX

Enseignants :

Mohsen ARDABILIAN



Table des matières

1	Questions préliminaires	2
1.1	Question 1	2
1.2	Question 2	2
1.3	Question 3	3
2	Appariement parsemé	4
2.1	Question 4	4
2.2	Question 5	5
2.3	Question 6	7
2.4	Question 7	7
2.5	Question 8	7
3	Appariement dense	9
3.1	Question 9	9
3.2	Question 10	10
3.3	Question 11	11
3.4	Question 12	12
3.5	Question 13	13

1 Questions préliminaires

1.1 Question 1

La matrice fondamentale F est une matrice 3×3 qui encode la relation épipolaire entre deux images dans une configuration stéréoscopique. Elle satisfait l'équation : $p'^T F p = 0$ où p et p' sont les coordonnées homogènes d'un point en correspondance dans les deux images et F est de rang 2.

Elle relie les points correspondants dans deux images prises sous différentes perspectives sans nécessiter de calibration intrinsèque des caméras.

Estimation de F :

L'estimation de la matrice fondamentale se fait généralement en utilisant l'algorithme des 8 points (ou variantes comme les algorithmes à 7 ou plus de 8 points) :

1. Collecte de n correspondances (p, p')
2. Construction du système linéaire $Af = 0$, où A est une matrice formée à partir des correspondances.
3. Résolution du système via une décomposition en valeurs singulières (SVD).
4. Imposition de la contrainte de rang 2 en annulant la plus petite valeur propre.

Algorithme pour calculer F :

1. Détecer des points d'intérêt (ex : SIFT, Harris).
2. Associer ces points entre les deux images.
3. Construire la matrice A à partir des correspondances.
4. Trouver F en résolvant $Af = 0$ avec la SVD.
5. Contraindre F à être de rang 2.

1.2 Question 2

La matrice essentielle E est une matrice 3×3 qui relie les points correspondants dans une configuration stéréoscopique, en tenant compte des paramètres intrinsèques des caméras. Elle vérifie l'équation : $p'^T E p = 0$. Elle est liée à la matrice fondamentale par : $E = M'^T E M$ où M et M' sont les matrices intrinsèques des caméras.

Elle est définie par : $[t]_X R$ où :

- R est une matrice de rotation 3×3
- t est un vecteur de translation 3×1
- $[t]_x$ est la matrice antisymétrique associée à t

Elle peut être estimée avec l'algorithme des 8 points, appliqué aux points normalisés via les matrices M .

Algorithme pour calculer E :

- Estimer F via l'algorithme des 8 points.
- Calculer E avec la formule : $E = M'^T E M$
- Appliquer une SVD à E et ajuster ses valeurs propres (forcer deux valeurs égales et la troisième à zéro).
- Extraire R et t pour obtenir les paramètres de mouvement.

1.3 Question 3

La rectification d'images est un processus qui transforme deux images d'une paire stéréoscopique afin que leurs lignes épipolaires soient alignées horizontalement. Cela permet de simplifier la correspondance des points entre les images. On fait une rectification des images afin de faciliter la recherche de points d'intérêts et leur correspondance et améliorer l'estimation de la profondeur en réduisant les erreurs.



2 Appariement parsemé

2.1 Question 4

Si deux images sont rectifiées, elles doivent satisfaire les deux propriétés suivantes :

- Les lignes épipolaires sont parallèles à l'axe vertical
- Les points correspondants ont des coordonnées verticales identiques

On remarque sur la figure 1 que certains points comme le bout de l'empennage de l'avion ne sont pas alignés verticalement. Donc les deux images ne sont pas rectifiées.



FIGURE 1 – Images superposées



FIGURE 2 – Images côté à côté



2.2 Question 5

Sur les figures 3 et 4, on remarque que plus le paramètre "*MetricThreshold*" est élevé, moins on a de points d'intérêts, mais ces derniers sont de meilleure qualité.

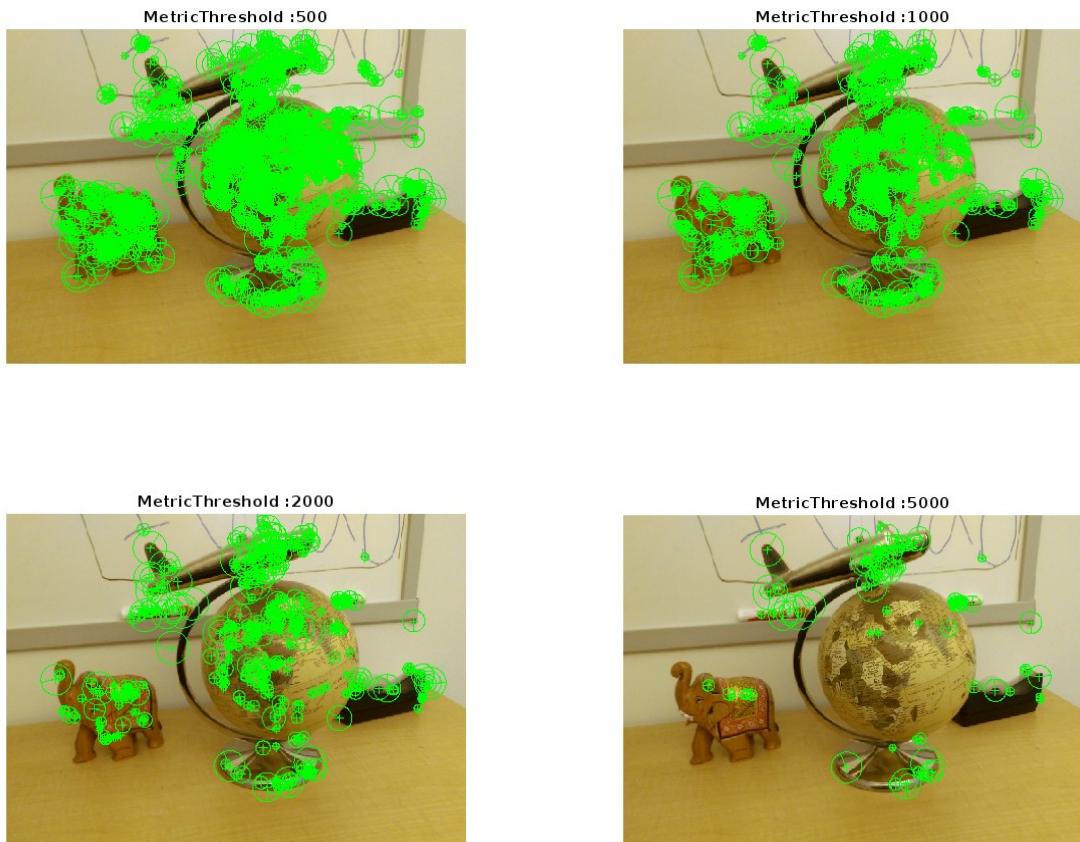


FIGURE 3 – Features detected on the Image 1

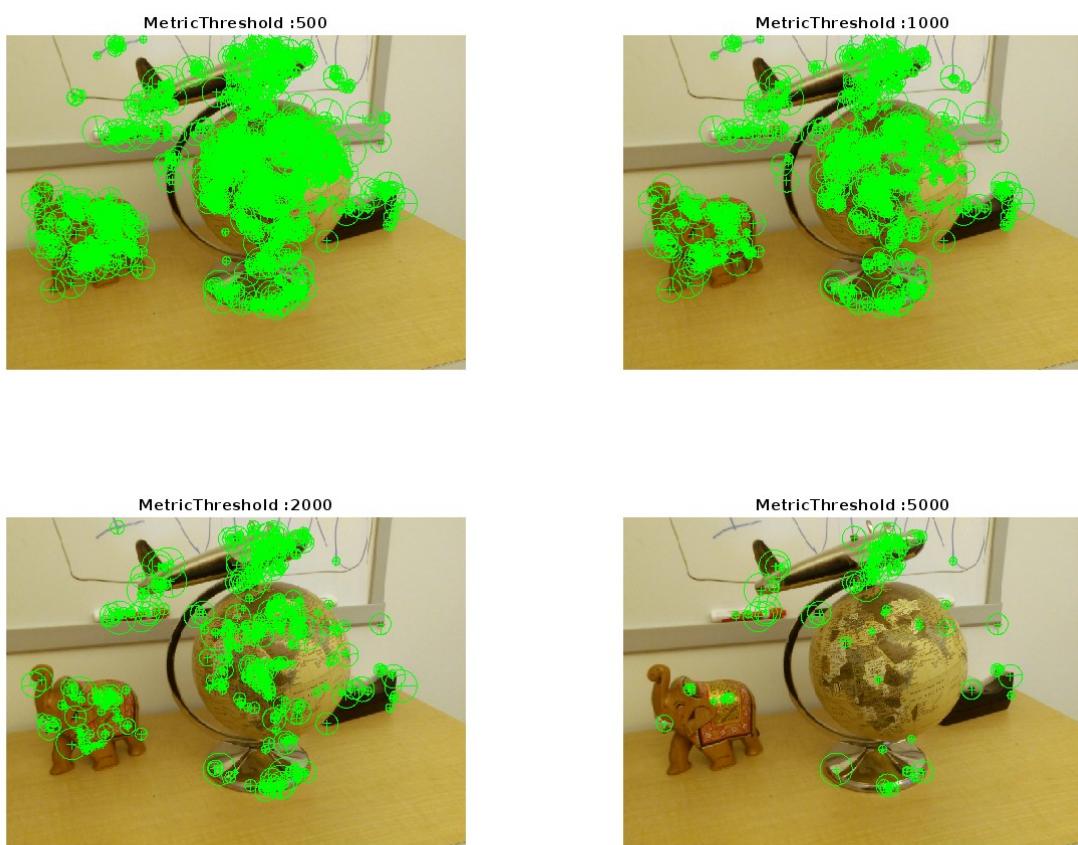


FIGURE 4 – Features detected on the Image 2

2.3 Question 6

La fonction matlab MatchFeatures donne en sortie deux variables : *indexPairs* et *matchMetric*. La première est un array de deux colonnes, chaque ligne contenant une paire d'indices, qui représente les indices des deux points d'intérêts correspondant, et *matchMetric* représente leur score de similarité.

2.4 Question 7

Sur la figure 5, on remarque que presque tous les points sont correctement appariés. On note tout de même quelques erreurs.

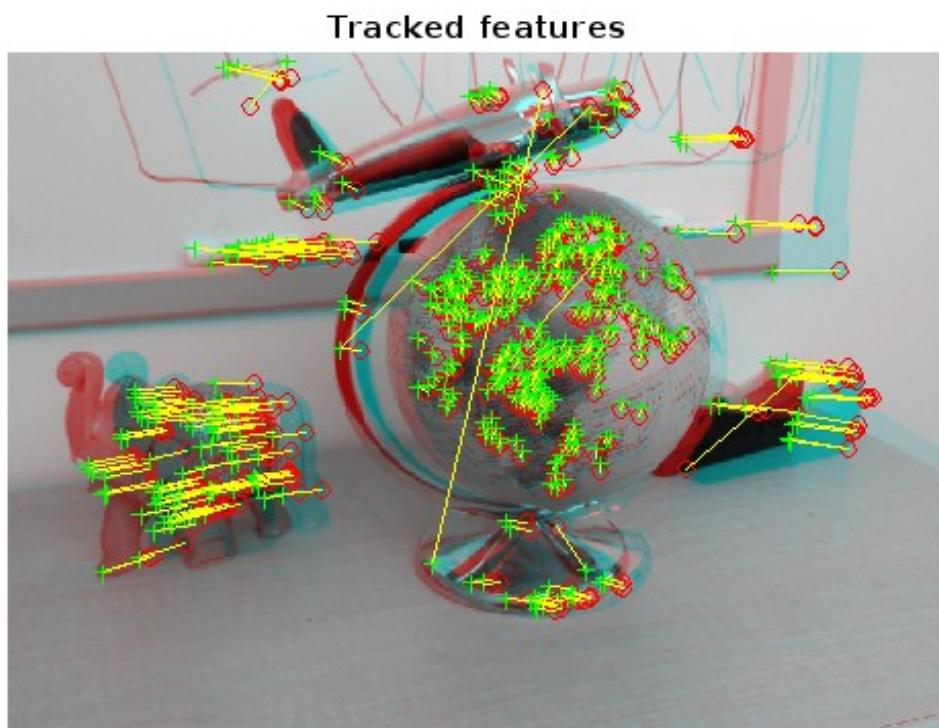


FIGURE 5 – Points appariés dans les deux images

2.5 Question 8

Normalement, lorsque que l'on augmente la confidence, cela réduit le nombre d'inliers sélectionnée, avec une meilleure fiabilité des inliers retenu. Cependant, on constate plutôt l'inverse sur la figure 6.

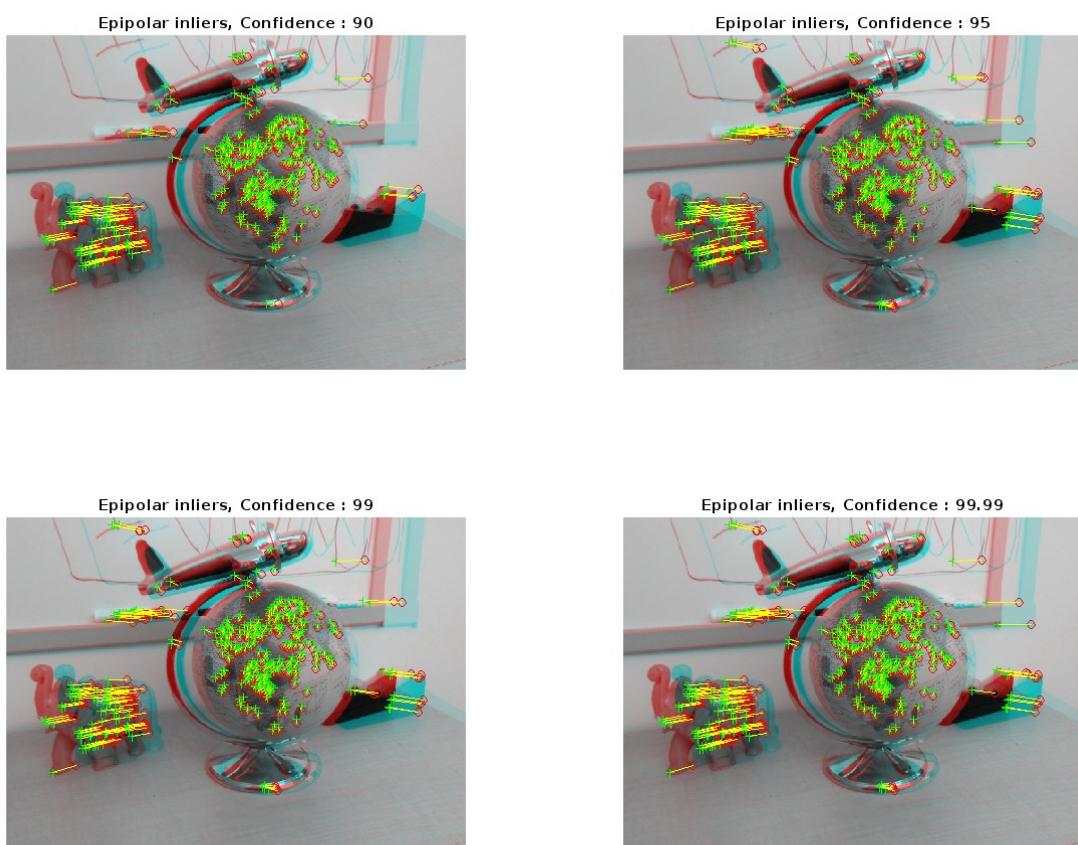


FIGURE 6 – Epipolar inliers



3 Appariement dense

3.1 Question 9

On remarque sur la figure 7 que la disparité fait varier le décalage entre les deux images. On remarque ainsi que on a des coûts bien plus faible (l'image est plus sombre) lorsque l'on est proche d'une superposition entre les deux images (plutôt visible ici pour une disparité de 40).

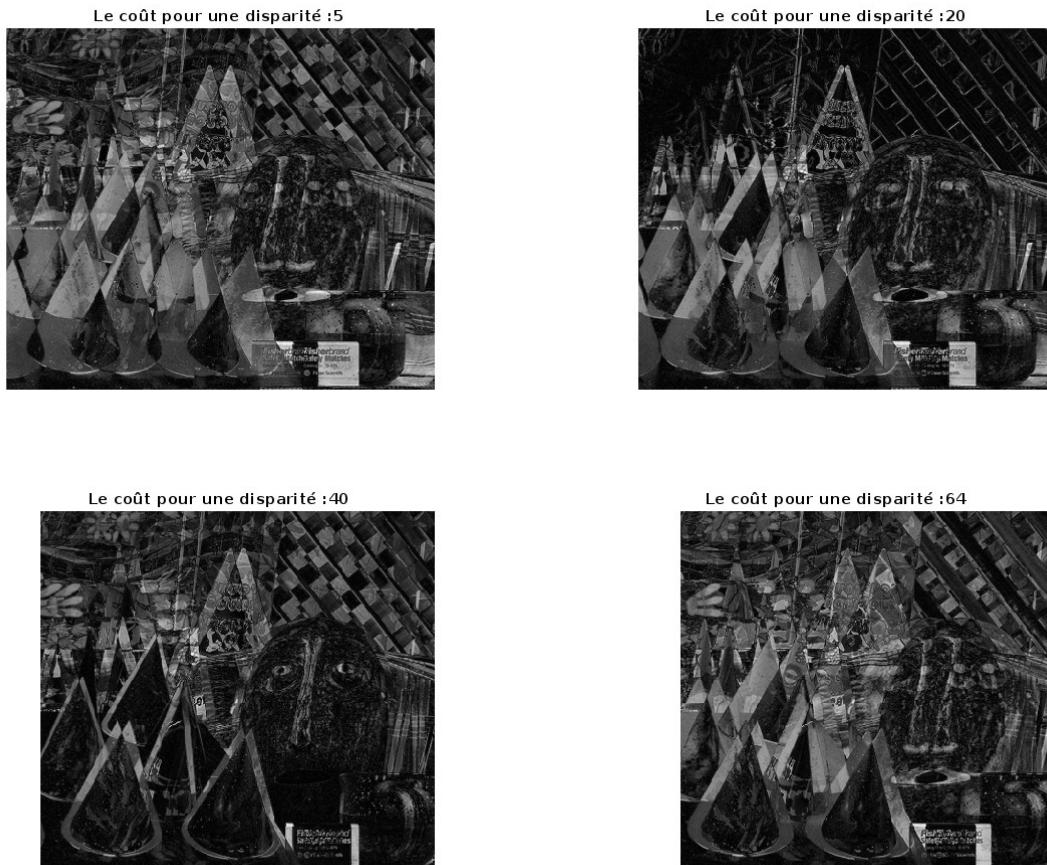


FIGURE 7 – Coût pour plusieurs valeurs de disparité



3.2 Question 10

Il n'y a aucun changement visible pour des valeurs de maxDips de 32, 64 et 128 (avec un disp fixé à 5) (figure 8).

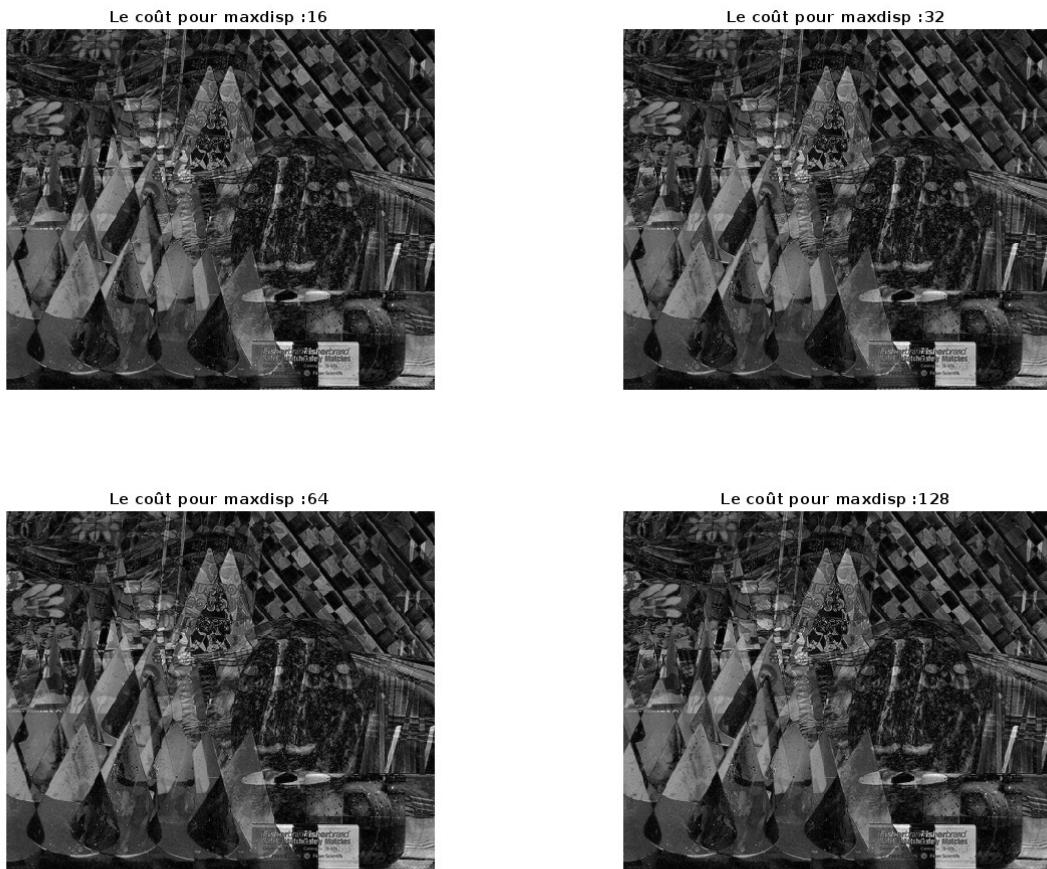


FIGURE 8 – Coût pour plusieurs valeurs de maxDisp



3.3 Question 11

On remarque sur la figure 9 que la carte de disparité obtenue est très bruitée. On a des zones de forte variabilité comme sur le masque, ainsi que des artefacts au niveau de la limite des cônes. Cela est dû au fait que chaque pixel est apparié indépendamment, sans prendre en compte l'information de ses voisins. Le résultat manque donc de cohérence spatiale.

Disparité gauche estimée sans agrégation des coûts :



FIGURE 9 – Disparité dans agrégation des coûts



3.4 Question 12

Sur la figure 10, on remarque qu'avec l'agrégation des coûts dans une fenêtre carrée, on observe une amélioration de la carte de disparité. Les zones uniformes deviennent plus homogènes, et les erreurs de correspondance sont réduites.

On trouve cependant au niveau des contours des objets, surtout ceux situés à l'arrière plan un flou.

Disparité gauche estimée avec agrégation - block centré de rayon R

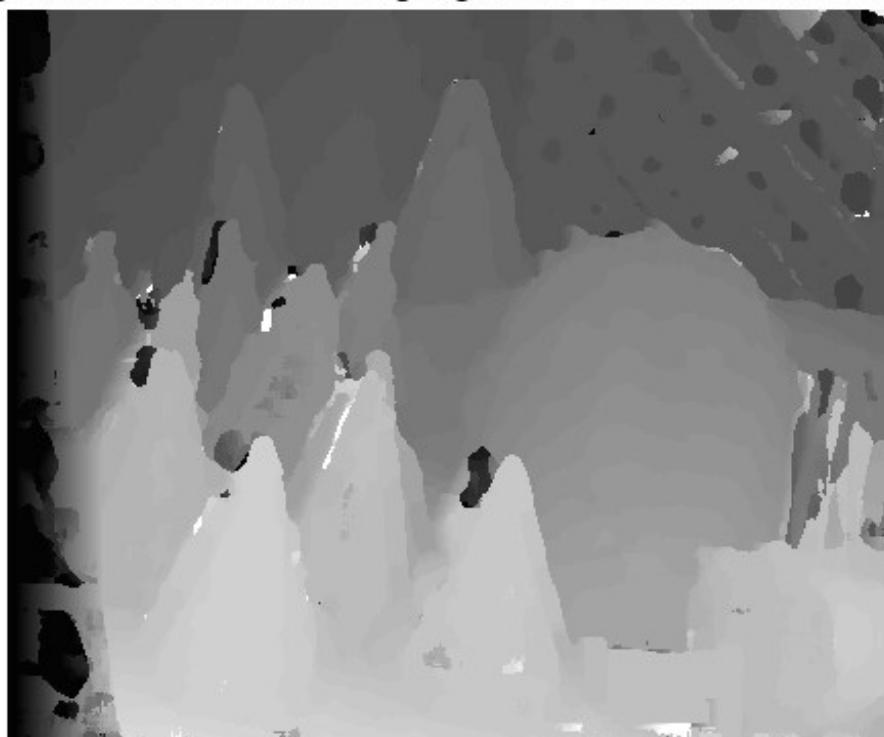


FIGURE 10 – Disparité avec agrégation des coûts

3.5 Question 13

Lorsque l'agrégation des coûts est réalisée avec un filtrage gaussien, les résultats deviennent plus précis que la fenêtre carrée car le filtrage est plus progressif. On peut voir en figure 11 la carte des coût pour plusieurs valeur de R et σ .

Lorsque R augmente, on remarque que le bruit diminue un peu est que les contours des objets sont lissés, mais cependant ce dernier peu être trop important, et on perd donc des détails sur les bords des objets.

Lorsque σ augmente, on a un effet bien plus important que R sur la réduction du bruit, et un effet inférieur pour le lissage.

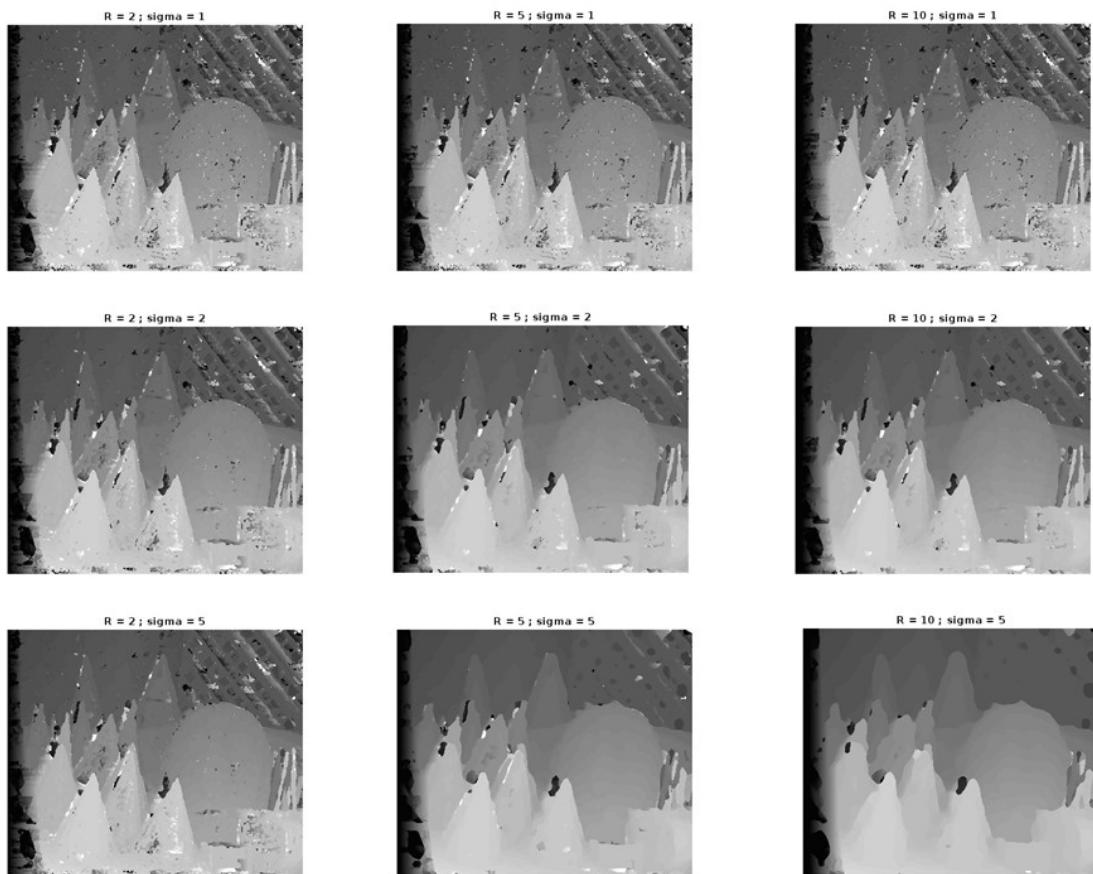


FIGURE 11 – Disparité avec agrégation gaussienne