

Thèse de doctorat
en Automatique, Génie informatique, Traitement du Signal et Images

intitulée

**Détection et localisation tridimensionnelle par stéréovision
d'objets en mouvement dans des environnements complexes :
Application aux passages à niveau.**

Présentée par

Nizar FAKHFAKH

Le 14 juin 2011

Directeur de thèse
Co-directeur de thèse

Dr. El-Miloudi EL-KOURSI
Dr. Louahdi KHOUDOUR

1 Contexte applicatif

- Les passages à niveau : besoin en sécurité
- Choix de la vision artificielle : Système stéréoscopique

2 Localisation 3D par stéréovision

- Appariement (Mise en correspondance)
- Algorithme de mise en correspondance proposé

3 Détection du mouvement

- Principe et méthodes existantes
- Algorithme de détection du mouvement proposé

4 Validation sur des données réelles

- Difficulté des scènes traitées
- Résultats sur la localisation 3D d'objets en mouvements

5 Conclusion & Perspectives

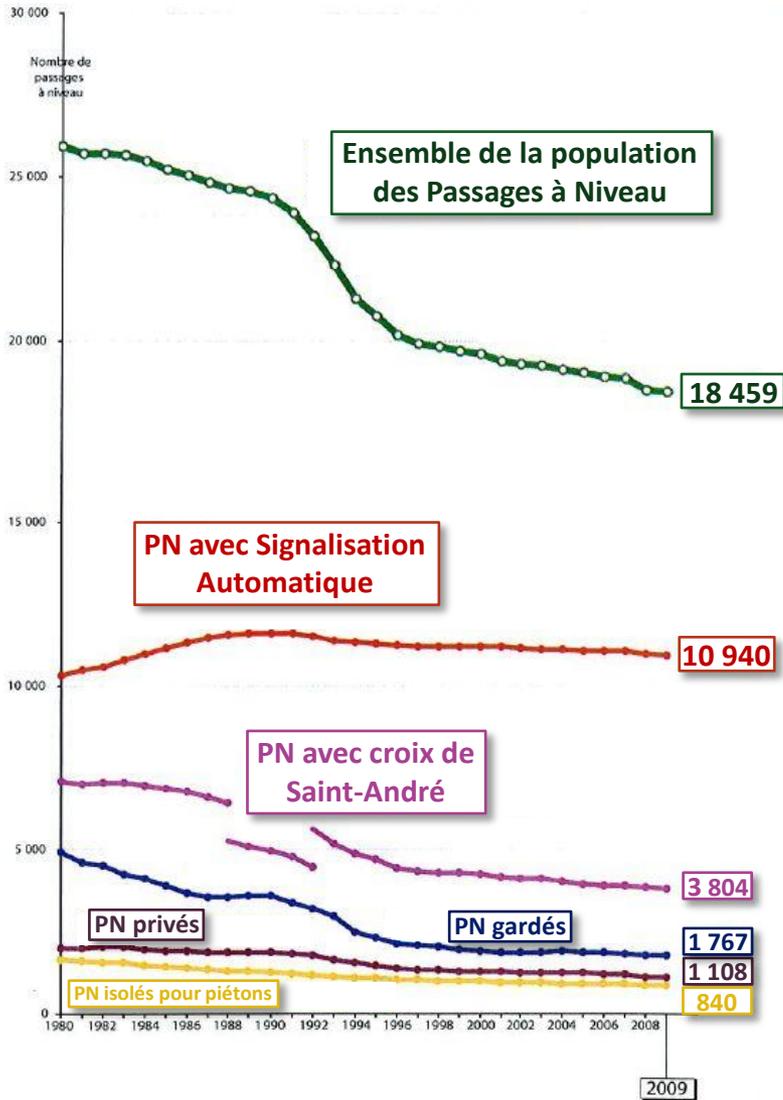
- Un Passage à Niveau (PN) est :

- Le lieu de croisement à niveau d'une voie routière ou piétonne, et d'une voie ferrée.
- La partie la plus dangereuse des deux voies.
- Le lieu où les accidents sont généralement graves.

- Différents types de PN:

- PN actifs (gardés) et PN passifs (non gardés)
- PN automatiques et PN manuels





**En 2009, 36 tués
dans 128
collisions entre
un train et un
usager de la
route.**



● Pannes liées au système

- Dysfonctionnement des barrières, pédales, feux de signalisation.

● Erreurs humaines

- Le non respect des signalisations (violation ou sous-estimation des risques).
- Une mauvaise perception de l'environnement.
- Une mauvaise évaluation des risques avant ou au moment de la traversée du PN.
- Le temps mis par les usagers de la route pour traverser la zone de danger.

● Autres facteurs :

- La Vitesse et la Fréquence de circulation des trains.

● Pannes liées au système

- Dysfonctionnement des barrières, pédales, feux de signalisation.

● Erreurs humaines

- Le non respect des signalisations (violation ou sous-estimation des risques).
- Une mauvaise perception de l'environnement.
- Une mauvaise évaluation des risques avant ou au moment de la traversée du PN.
- Le temps mis par les usagers de la route pour traverser la zone de danger.

● Autres facteurs :

- La Vitesse et la Fréquence de circulation des trains.



Comment réduire le nombre et la gravité d'accidents, afin d'éviter de telles catastrophes ?

Etat de l'art sur les technologies existantes [Selcat] [Pansafer]

Radar

- Détection des objets métalliques.
- N'interrompt pas le trafic lors de l'installation.
- Ne détecte pas les piétons.
- Ne différencie pas les objets.
- Pas de suivi des objets détectés.

Boucles inductives

- Facilité d'installation.
- Indépendance aux conditions environnementales.
- Coût élevé d'installation et de maintenance.
- Pas de suivi des objets détectés.

Faisceau optique

- Simple à mettre en œuvre.
- Coût élevé d'installation.
- Nécessite l'arrêt du trafic routier et ferroviaire.
- Pas de reconnaissance et suivi des objets.

Détecteurs ultra-soniques

- Possibilité de détecter des objets métalliques en stationnement ou en mouvement.
- Coût élevé d'achat et d'installation.
- Pas adapté à la détection de piétons.

[Selcat] Projet Européen SELCAT - Safer European Level Crossing Appraisal and Technology

[Pansafer] Projet National PANsafer – Vers un passage à niveau plus sûr.

● La vision artificielle

- **Détection** de toute sorte d'objets (métalliques, piétons, autres).
- **Reconnaissance** et **suivi** des objets détectés.
- **Reconstitution** possible de scénarios (évaluation du niveau de risque).
- Coût acceptable d'installation et de maintenance.

● Configuration des capteurs de vision

- Le **nombre de caméras** à mettre en œuvre dépend des zones dangereuses à couvrir.
- La **position des caméras** dépend de la typologie des PN.

● Une seule caméra en niveau de gris [Foresti98]

- **Détection** d'objets en mouvement par différence entre images successives.
- **Localisation** 3D des objets détectés à l'aide de la géométrie du capteur.
- **Suivi** des objets par filtre de Kalman.
 - Détection et localisation imprécise.
 - Taux de fausses alarmes élevé.

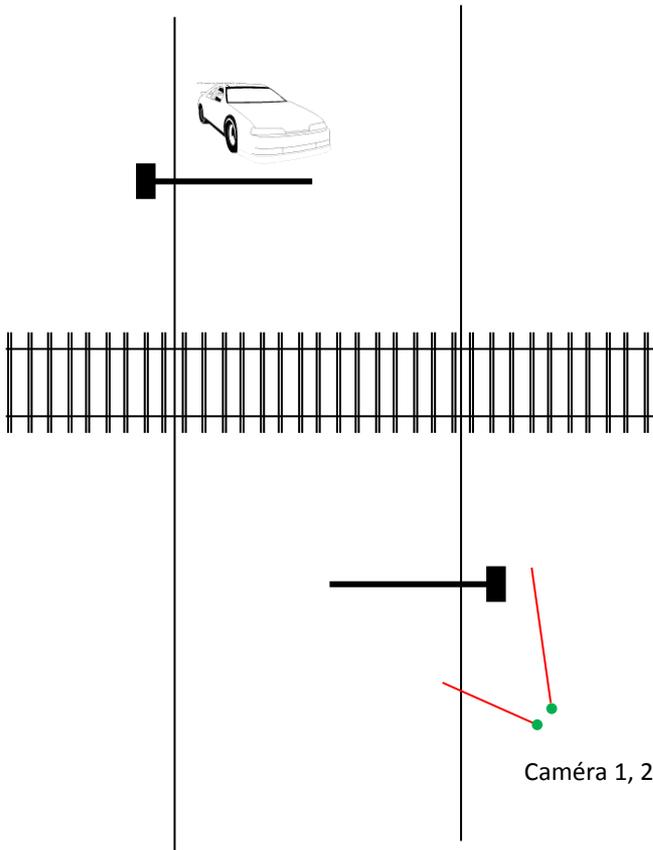
● Deux paires de caméras stéréoscopiques en niveau de gris [Ohta05]

- **Localisation** 3D d'obstacles par **mise en correspondance stéréoscopique**. 
- Extraction d'objets en mouvement par différence d'une carte de référence des distances et une carte estimée.
- Localisation 3D imprécise. 



[Foresti98] G.L. Foresti. A real-time system for video surveillance of unattended outdoor environments, IEEE Trans. on Circuits Syst. Video Technol. Vol. 8, No. 6, pp. 697-704, 1998.

[Ohta05] M. Ohta. Level Crossing Obstacle Detection System Using Stereo Cameras, QR of RTRI, Vol 46, No. 2, June 2005.

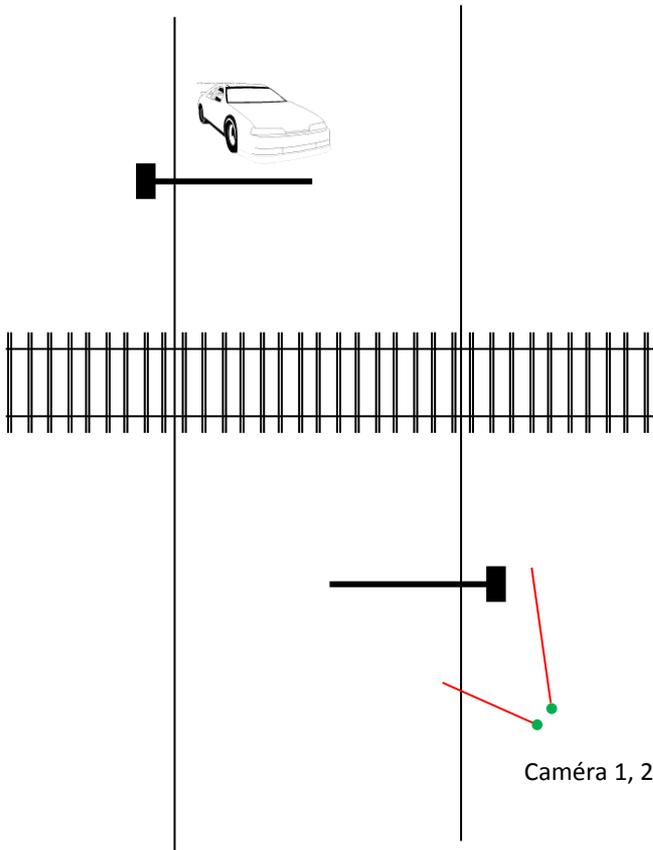


● Système de vision proposé

- Une seule paire de caméras stéréoscopique couleur.
- Détection d'objets stationnaires et/ou en mouvement.
- Localisation 3D des objets détectés.

● Objectifs

- Réduire la complexité algorithmique.
- Améliorer la robustesse et la précision de la localisation 3D.



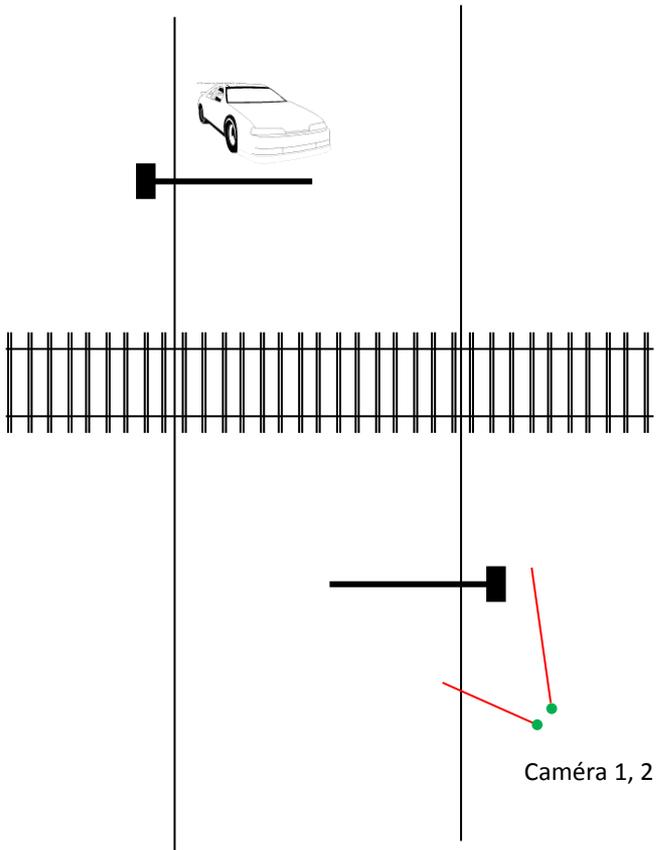
● Système de vision proposé

- Une seule paire de caméras stéréoscopique couleur.
- Détection d'objets stationnaires et/ou en mouvement.
- Localisation 3D des objets détectés.

● Objectifs

- Réduire la complexité algorithmique.
- Améliorer la robustesse et la précision de la localisation 3D.

Deux caméras



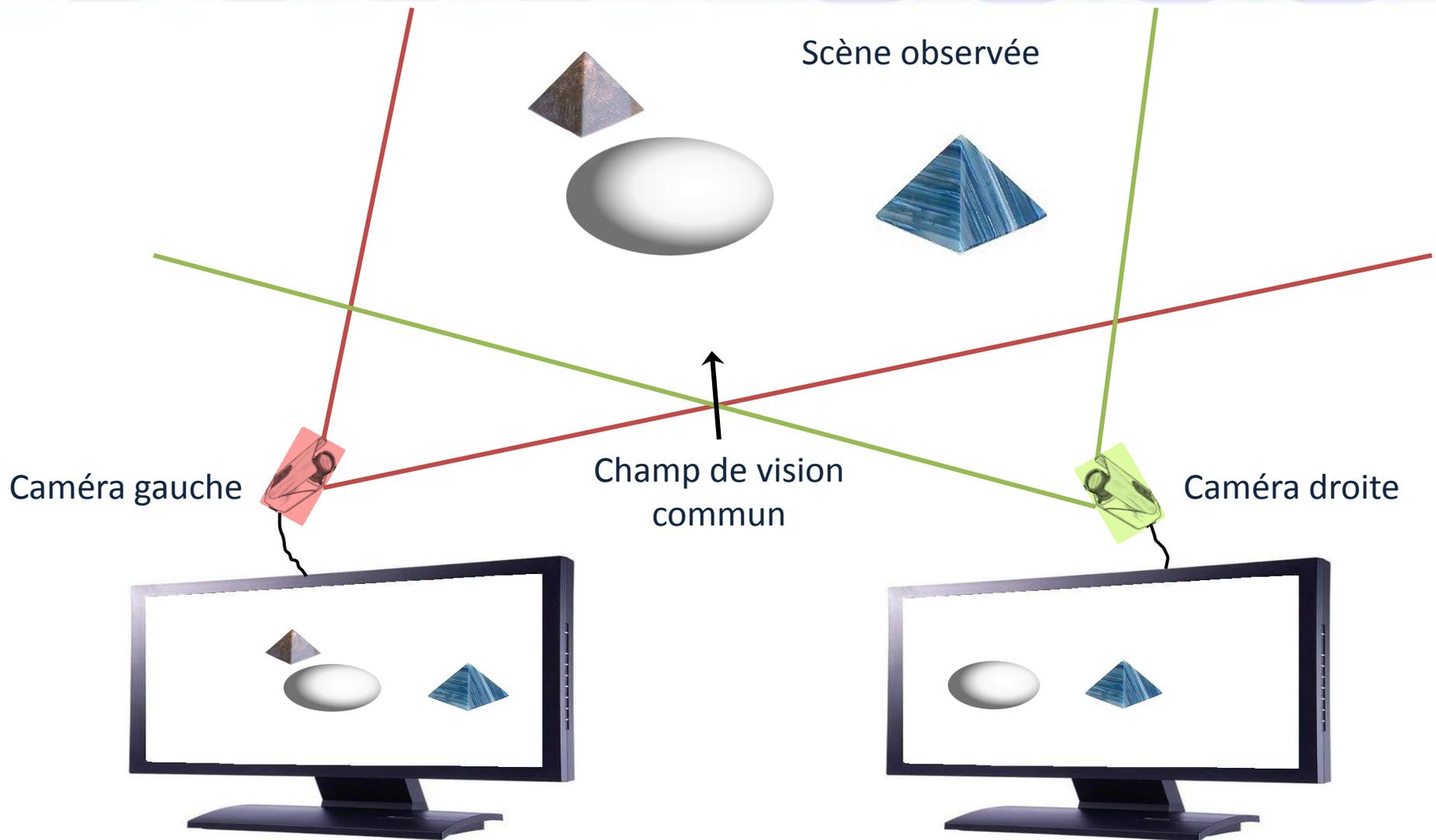
● Système de vision proposé

- Une seule paire de caméras stéréoscopique couleur.
- Détection d'objets stationnaires et/ou en mouvement.
- Localisation 3D des objets détectés.

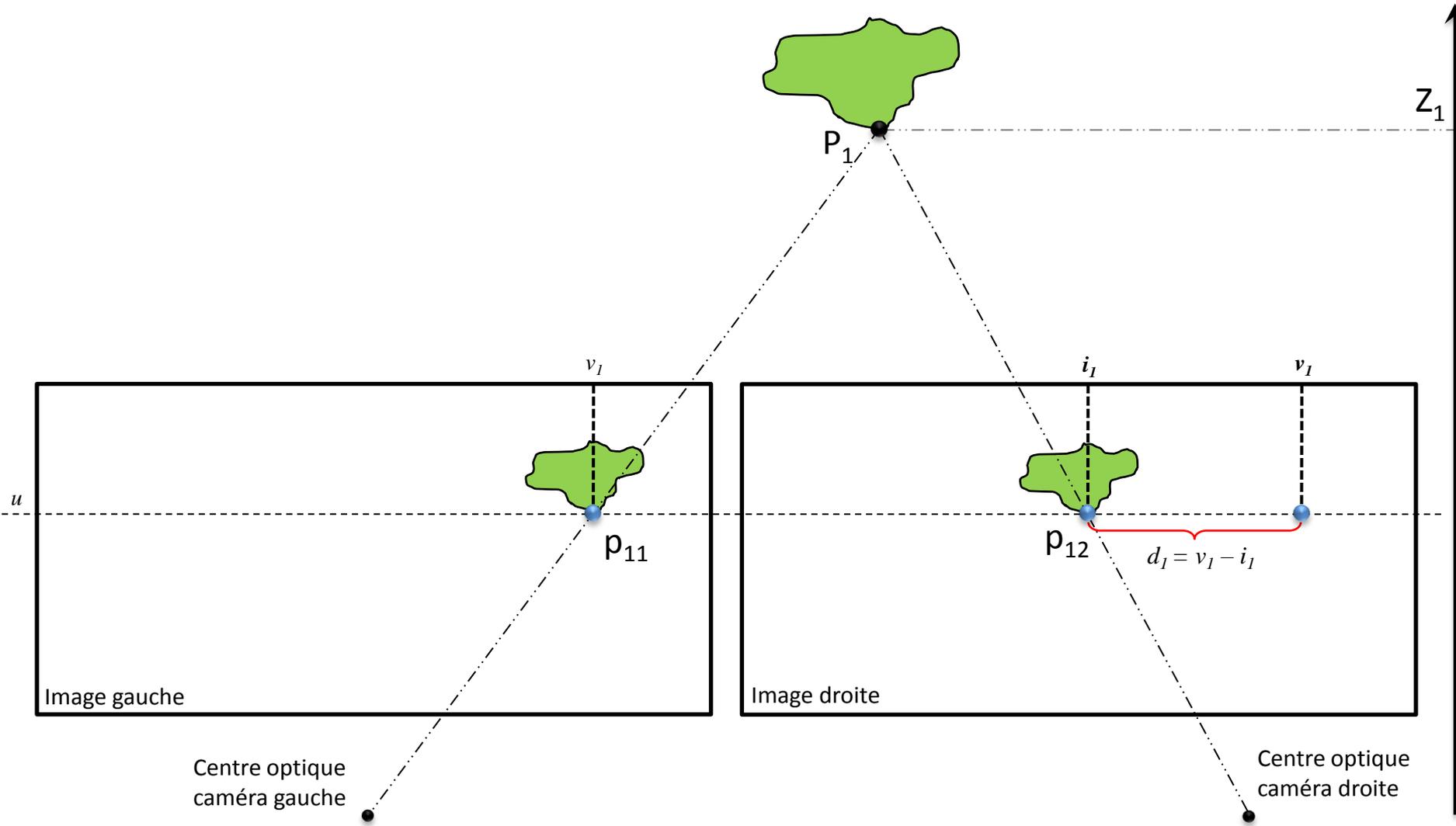
● Objectifs

- Réduire la complexité algorithmique.
- Améliorer la robustesse et la précision de la localisation 3D.





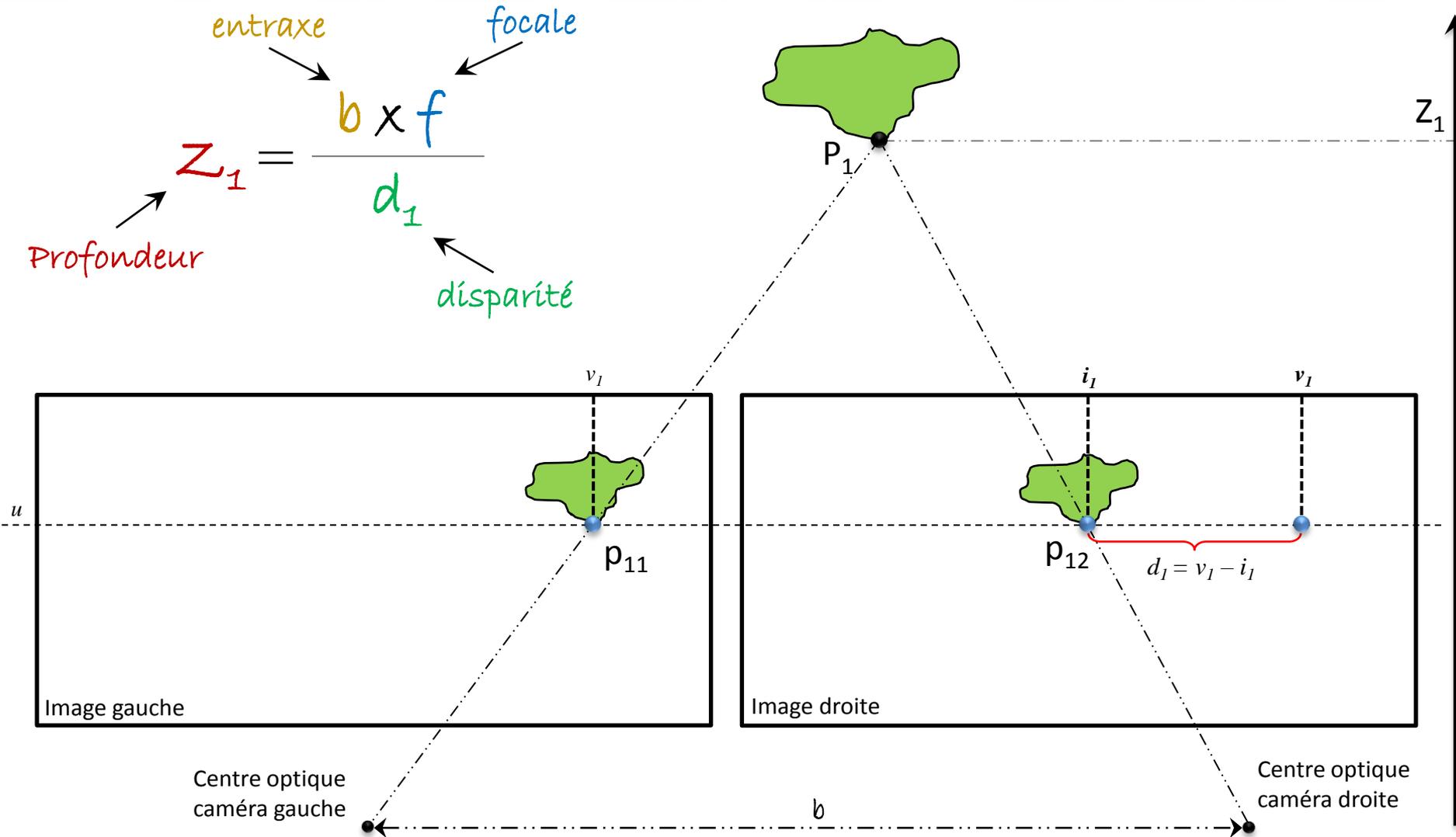




entraxe b focale f

$$Z_1 = \frac{b \times f}{d_1}$$

Profondeur Z_1 disparité d_1



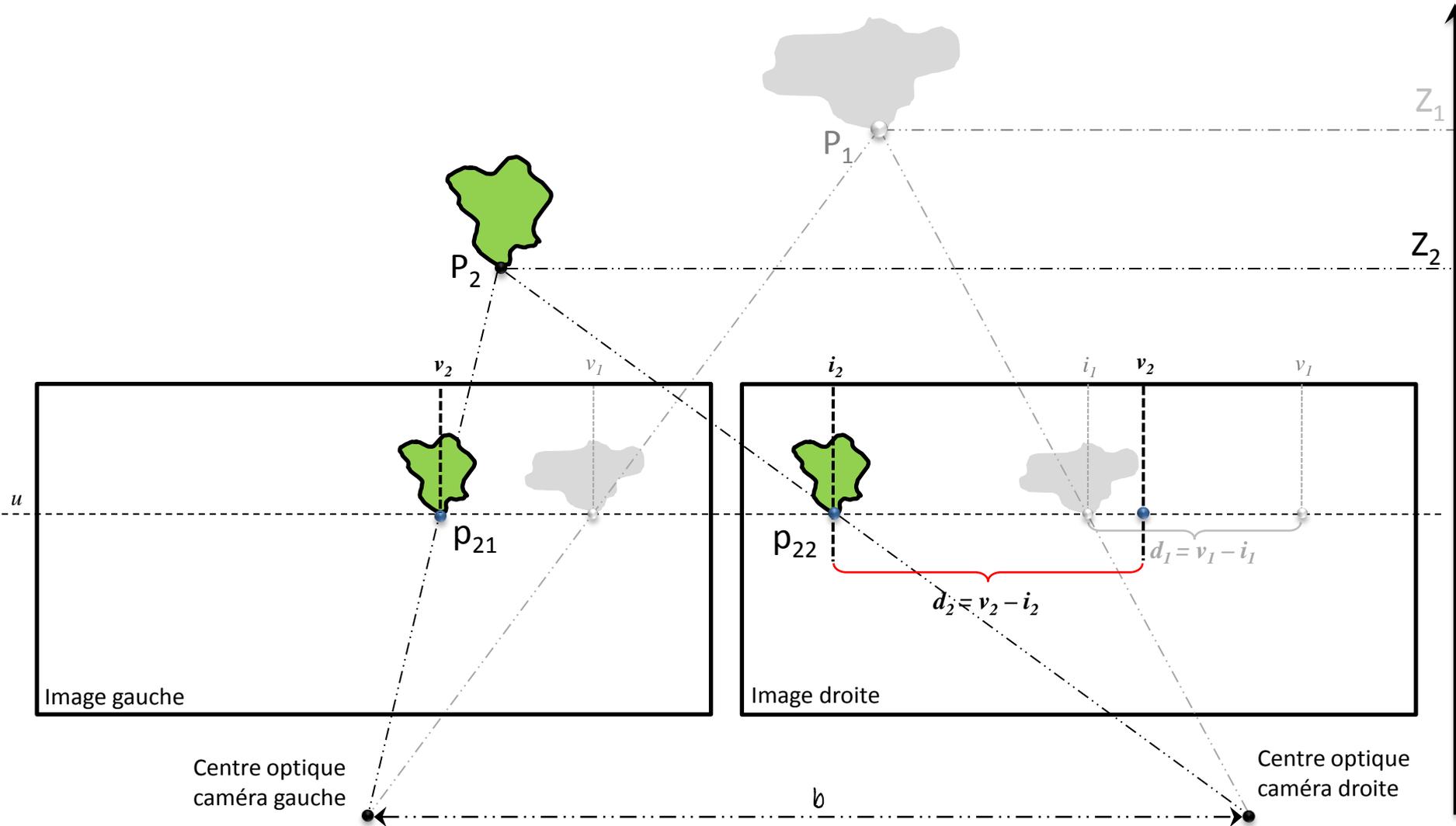


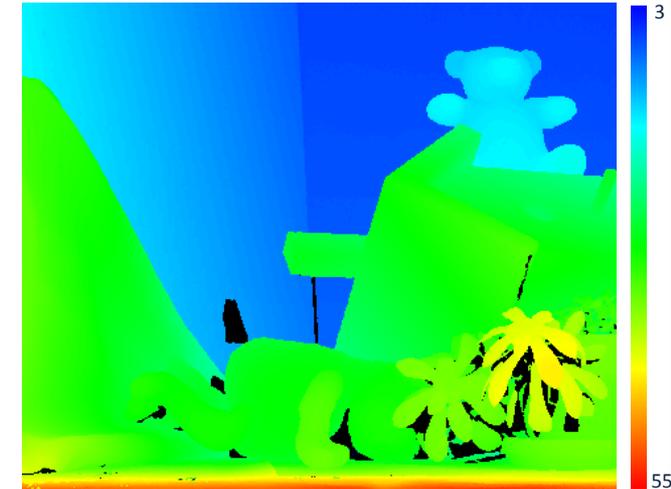
Image gauche « Teddy »



Image droite « Teddy »



Carte de disparités théoriques



Pour chaque pixel de l'image gauche (image de référence), la mise en correspondance consiste à chercher **le pixel le plus similaire** dans l'image droite.

● Zone de recherche (ZR)

- Dans le cas d'une **configuration quelconque**:
 - ▶ La ZR correspond à l'ensemble des pixels de l'image droite (H.W opérations).
- Dans le cas d'une **configuration particulière** : la géométrie épipolaire
 - ▶ La ZR correspond à la ligne épipolaire conjuguée (1.W opérations).



Image gauche



Image droite

H et W correspondent aux nombres de lignes et colonnes respectivement.

● Zone de recherche (ZR)

- Dans le cas d'une **configuration quelconque**:
 - ▶ La ZR correspond à l'ensemble des pixels de l'image droite (H.W opérations).
- Dans le cas d'une **configuration particulière** : la géométrie épipolaire
 - ▶ La ZR correspond à la ligne épipolaire conjugué (1.W opérations).



Image gauche



Image droite

H et W correspondent aux nombres de lignes et colonnes respectivement.

● Zone de recherche (ZR)

- Dans le cas d'une **configuration quelconque**:
 - ▶ La ZR correspond à l'ensemble des pixels de l'image droite (H.W opérations).
- Dans le cas d'une **configuration particulière** : la géométrie épipolaire
 - ▶ La ZR correspond à la ligne épipolaire conjugué (1.W opérations).



Image gauche



Image droite

H et W correspondent aux nombres de lignes et colonnes respectivement.

● Zone de recherche (ZR)

- Dans le cas d'une **configuration quelconque**:
 - ▶ La ZR correspond à l'ensemble des pixels de l'image droite (H.W opérations).
- Dans le cas d'une **configuration particulière** : la géométrie épipolaire
 - ▶ La ZR correspond à la ligne épipolaire conjugué (1.W opérations).



Image gauche



Image droite

H et W correspondent aux nombres de lignes et colonnes respectivement.

● Zone de recherche (ZR)

- Dans le cas d'une **configuration quelconque**:
 - ▶ La ZR correspond à l'ensemble des pixels de l'image droite (H.W opérations).
- Dans le cas d'une **configuration particulière** : la géométrie épipolaire
 - ▶ La ZR correspond à la ligne épipolaire conjugué (1.W opérations).



Image gauche



Image droite

H et W correspondent aux nombres de lignes et colonnes respectivement.

Comment évaluer le degré de dissimilarité entre deux pixels ?

- Définir une fonction mesurant le degré de dissimilarité de deux pixels donnés.

► $f(p_{i,j}, p_{i,v}) \rightarrow$ Mesure de Dissimilarité (MD) $v = 1, \dots, W$

$f(\blacksquare \text{ et } \square) \rightarrow$ MD grand

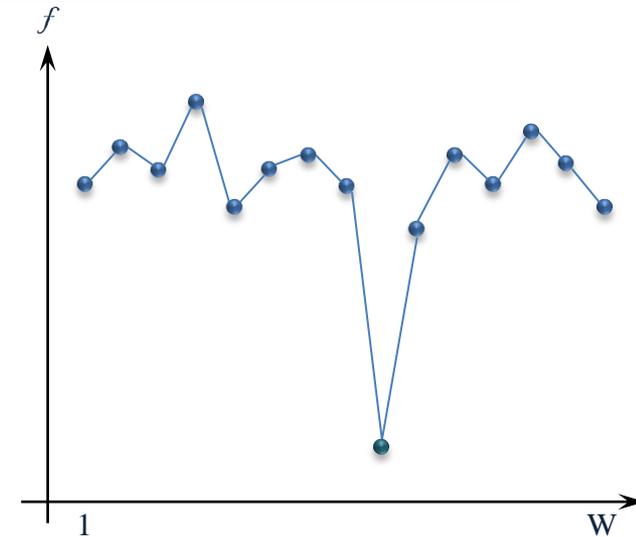
$f(\blacksquare \text{ et } \blacksquare) \rightarrow$ MD petit



Image gauche



Image droite



Comment évaluer le degré de dissimilarité entre deux pixels ?

- Définir une fonction mesurant le degré de dissimilarité de deux pixels donnés.

▶ $f(p_{i,j}, p_{i,v}) \rightarrow$ Mesure de Dissimilarité (MD) $v = 1, \dots, W$

$f(\blacksquare \text{ et } \square) \rightarrow$ MD grand

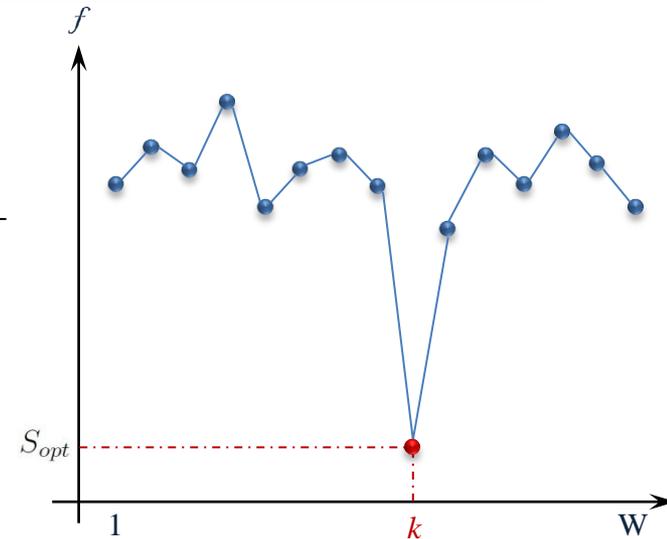
$f(\blacksquare \text{ et } \blacksquare) \rightarrow$ MD petit



Image gauche



Image droite



disparité $(p_{i,j}) = j - k$

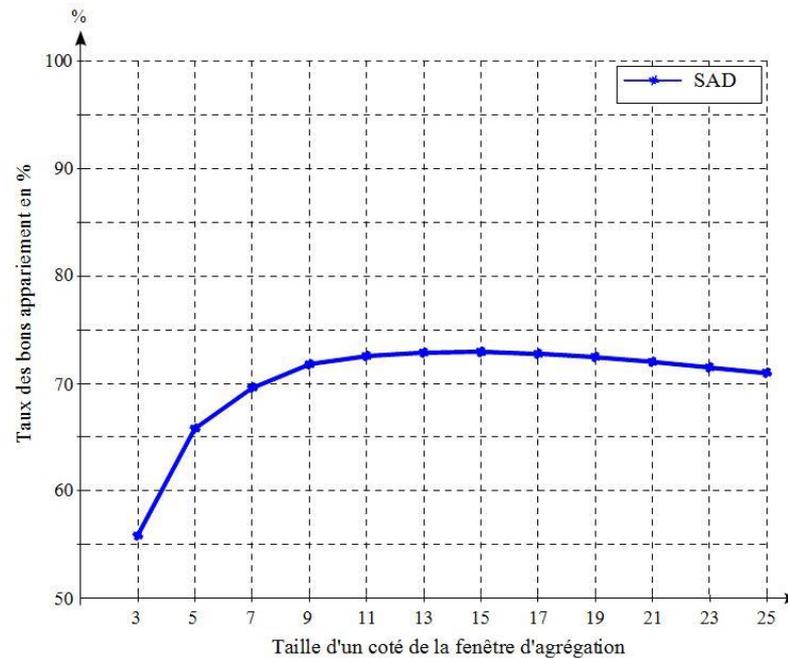
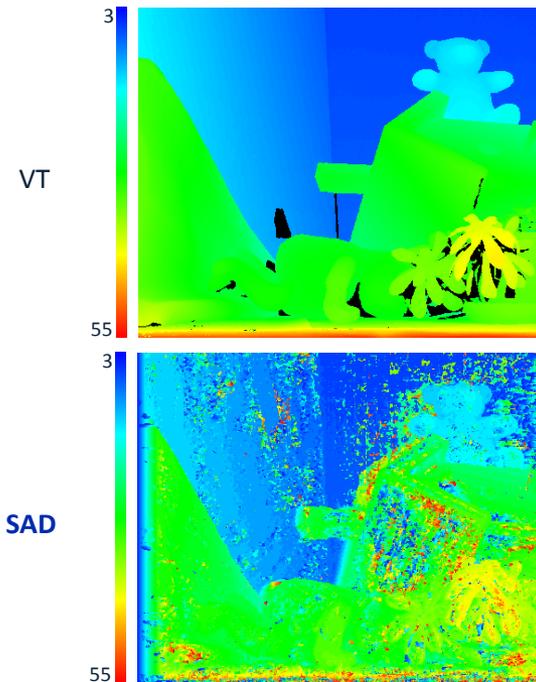
● Comment peut-on réduire les ambiguïtés d'appariement ?

- La prise en compte d'un voisinage local.



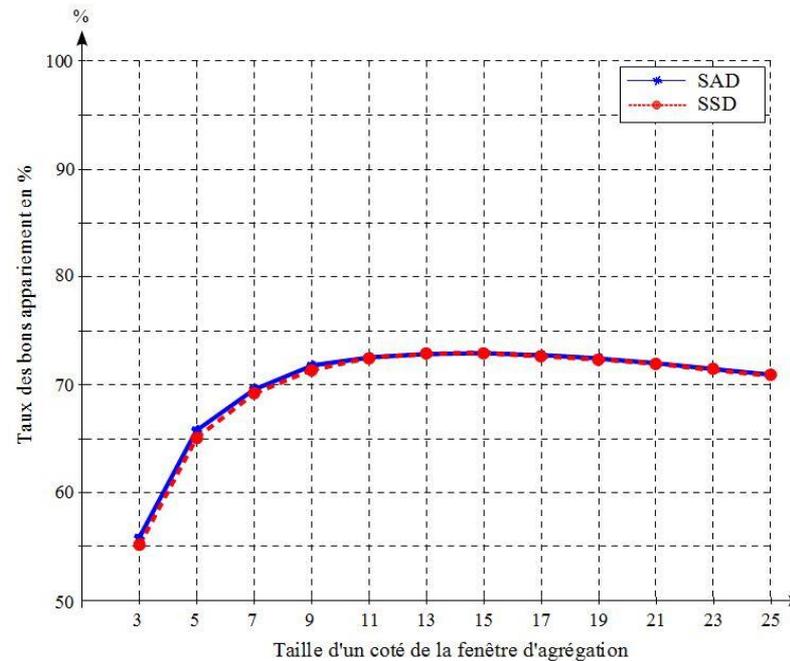
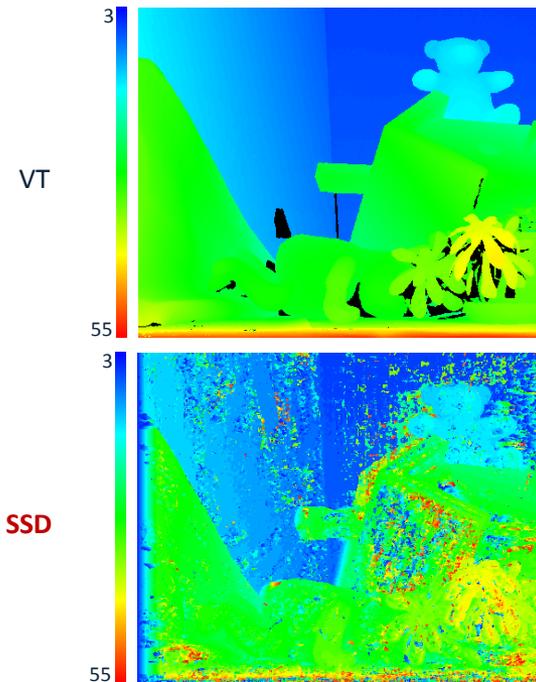
Méthodes existantes d'appariement local

- La somme des valeurs absolues des différences **SAD**
- La somme des carrés des différences **SSD**
- Mesure de corrélation croisée normalisée **NCC**.



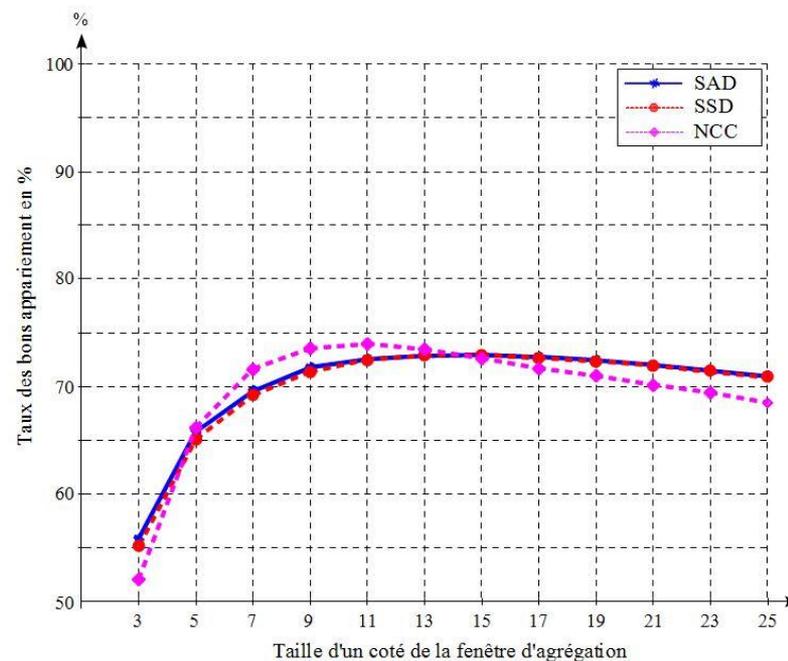
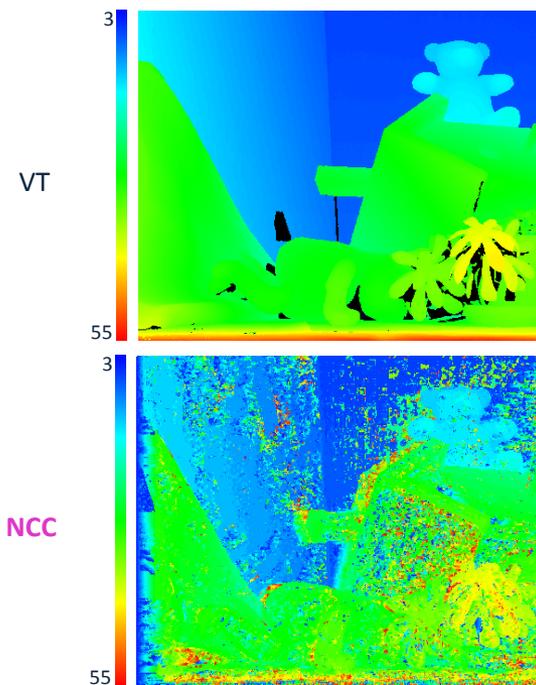
Méthodes existantes d'appariement local

- La somme des valeurs absolues des différences **SAD**
- La somme des carrés des différences **SSD**
- Mesure de corrélation croisée normalisée **NCC**.



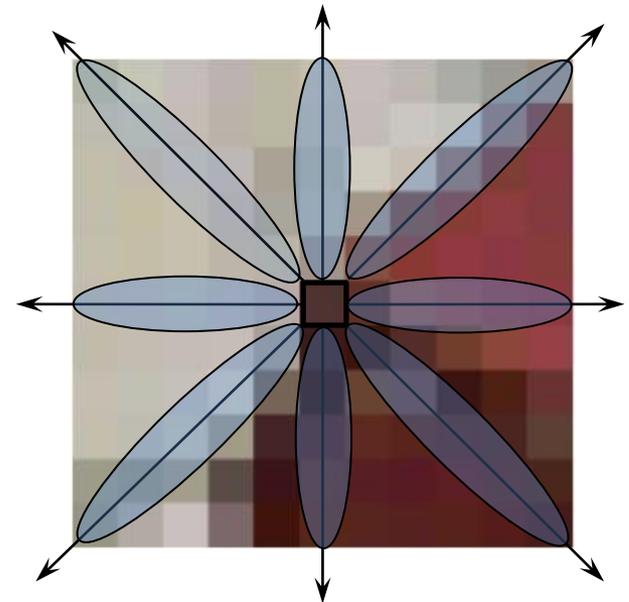
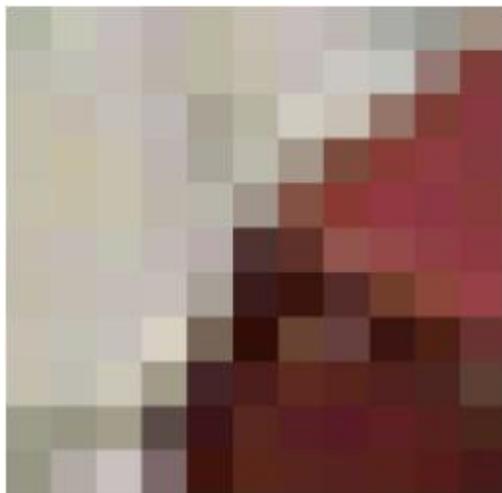
Méthodes existantes d'appariement local

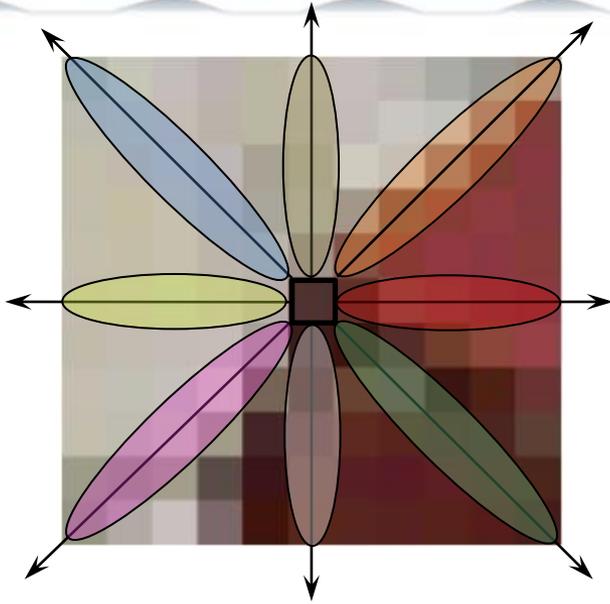
- La somme des valeurs absolues des différences **SAD**
- La somme des carrés des différences **SSD**
- Mesure de corrélation croisée normalisée **NCC**.



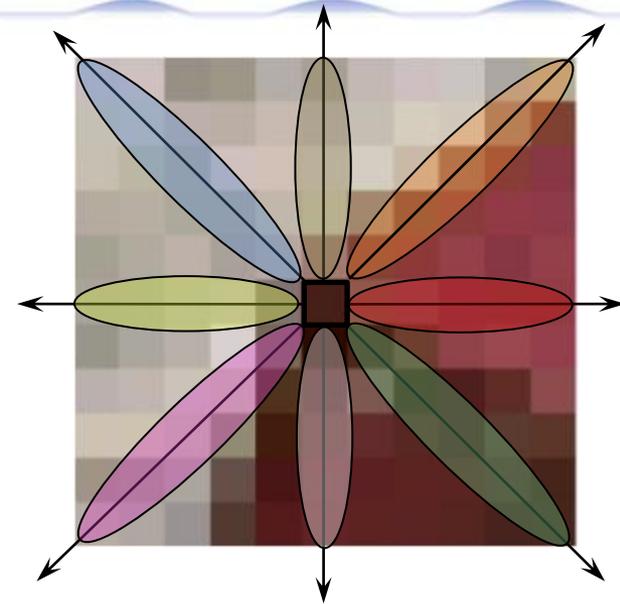
● La fonction de dissimilarité proposée

- Différence de couleur Moyenne Pondérée (*DCMP*).
- **Objectif** : Améliorer la **qualité** d'appariement.
- N'exploiter que les lignes verticales, horizontales et les diagonales passant par le pixel central (à mettre en correspondance).



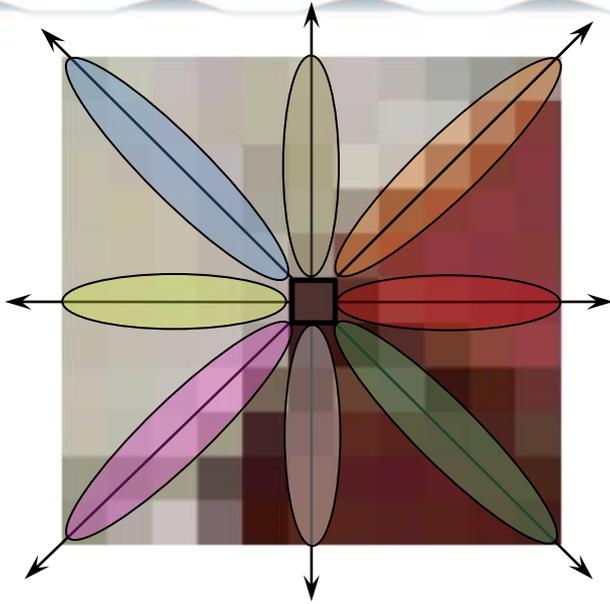


Fenêtre gauche

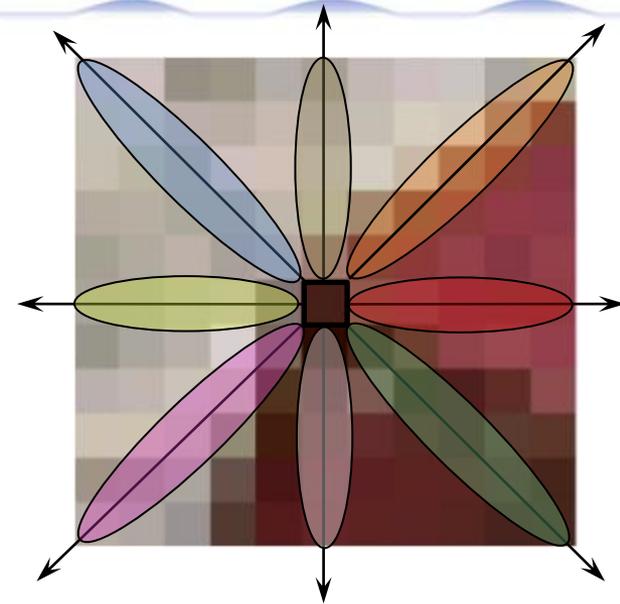


Fenêtre droite

$$DCMP(\mathcal{P}_1, \mathcal{P}_2) = \Delta_2(\mathcal{P}_1, \mathcal{P}_2) \times \sum_{\substack{s \in \mathcal{H} \\ k \in \{R, V, B\}}} (D_{k,s} \times W_{k,s})$$



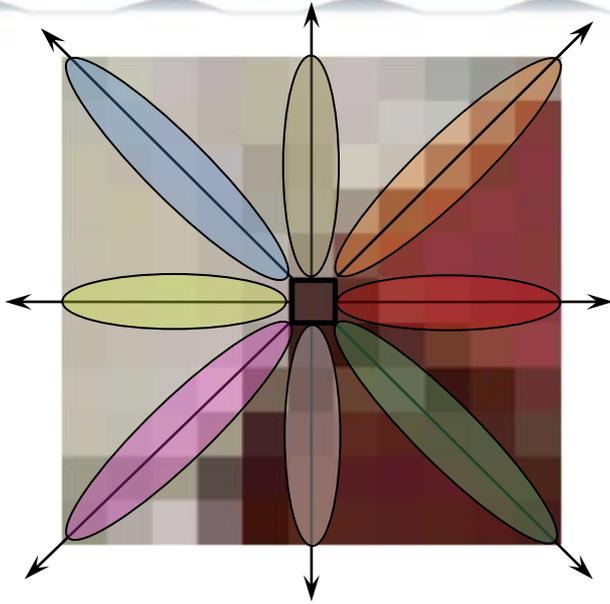
Fenêtre gauche



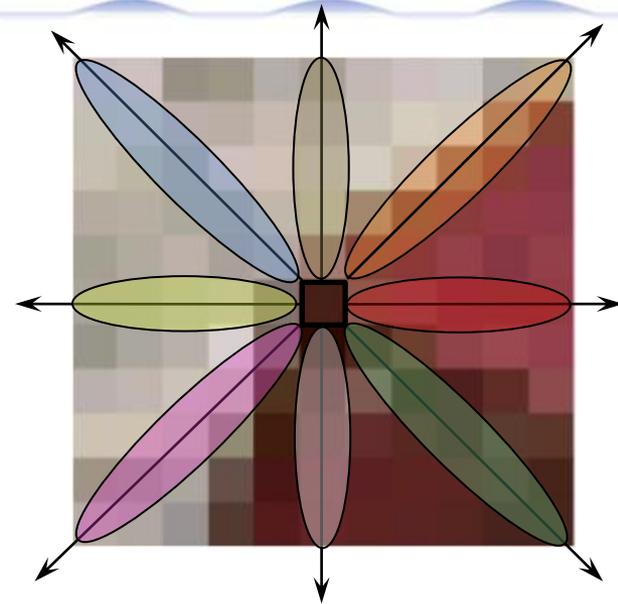
Fenêtre droite

$$DCMP(\mathcal{P}_1, \mathcal{P}_2) = \Delta_2(\mathcal{P}_1, \mathcal{P}_2) \times \sum_{\substack{s \in \mathcal{H} \\ k \in \{R, V, B\}}} (D_{k,s} \times W_{k,s})$$

$$D = \text{MAX}(|(P_{i,j,k} - v_k) - (P'_{i,j,k} - v'_k)|, 1)$$



Fenêtre gauche

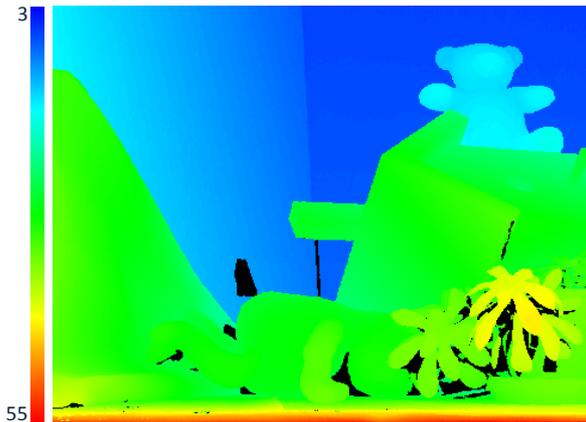


Fenêtre droite

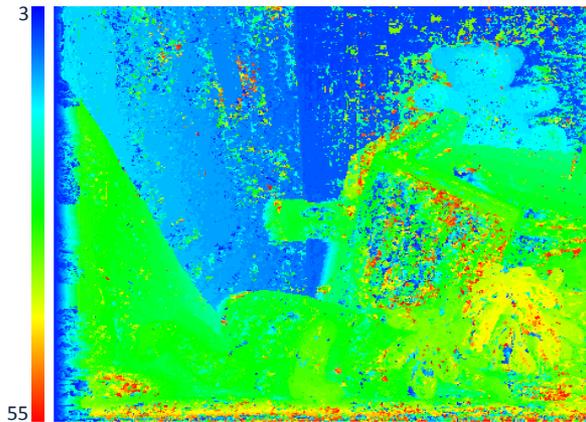
$$DCMP(\mathcal{P}_1, \mathcal{P}_2) = \Delta_2(\mathcal{P}_1, \mathcal{P}_2) \times \sum_{\substack{s \in \mathcal{H} \\ k \in \{R, V, B\}}} (D_{k,s} \times W_{k,s})$$

$$\delta_g = \frac{(P_{i,j,k} + v_k)}{2} \quad \delta_d = \frac{(P'_{i,j,k} + v'_k)}{2}$$

$$W = \text{MAX}(|\delta_g - \delta_d|, 1)$$



Carte de disparité théorique



DCMP

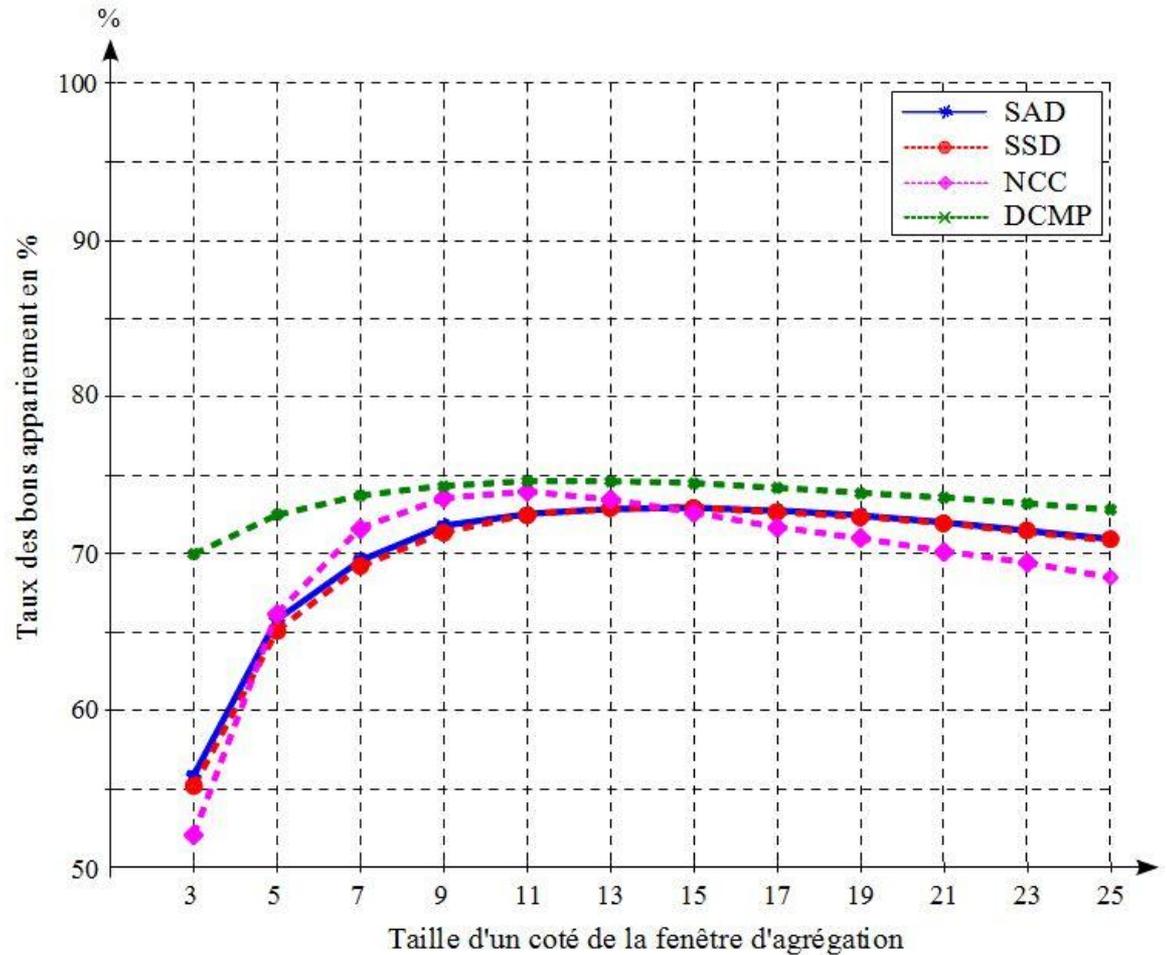
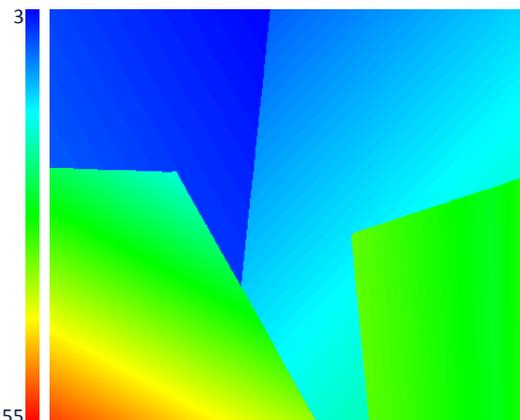


Image de référence : **Venus**

Carte de disparité théorique

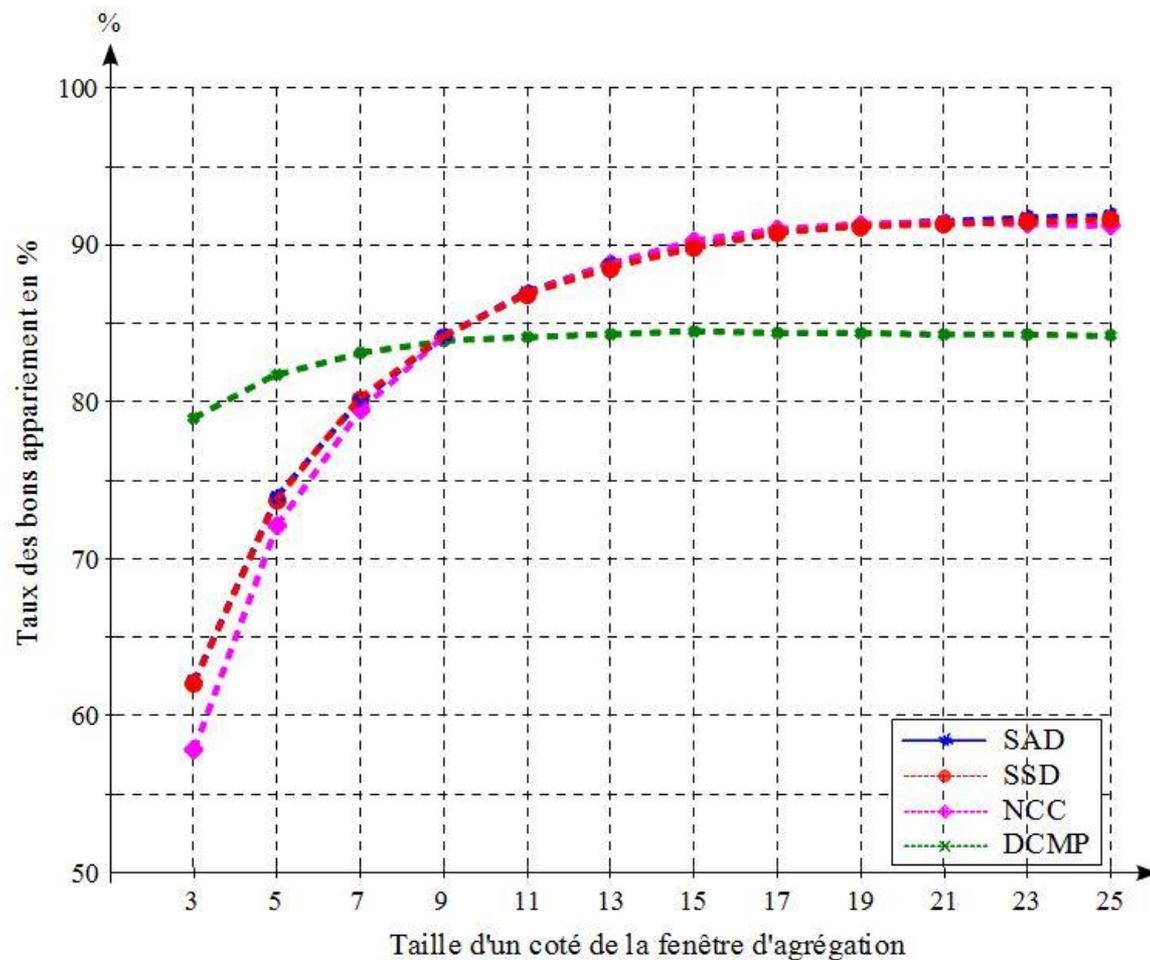
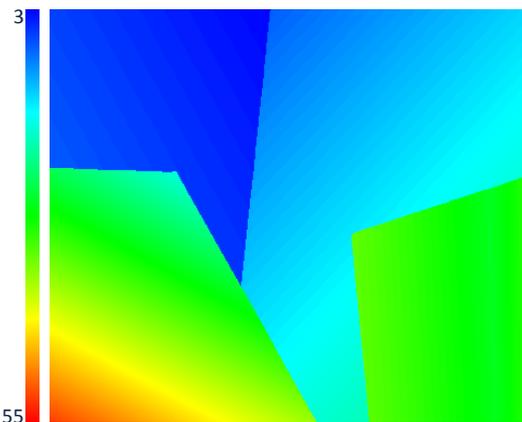
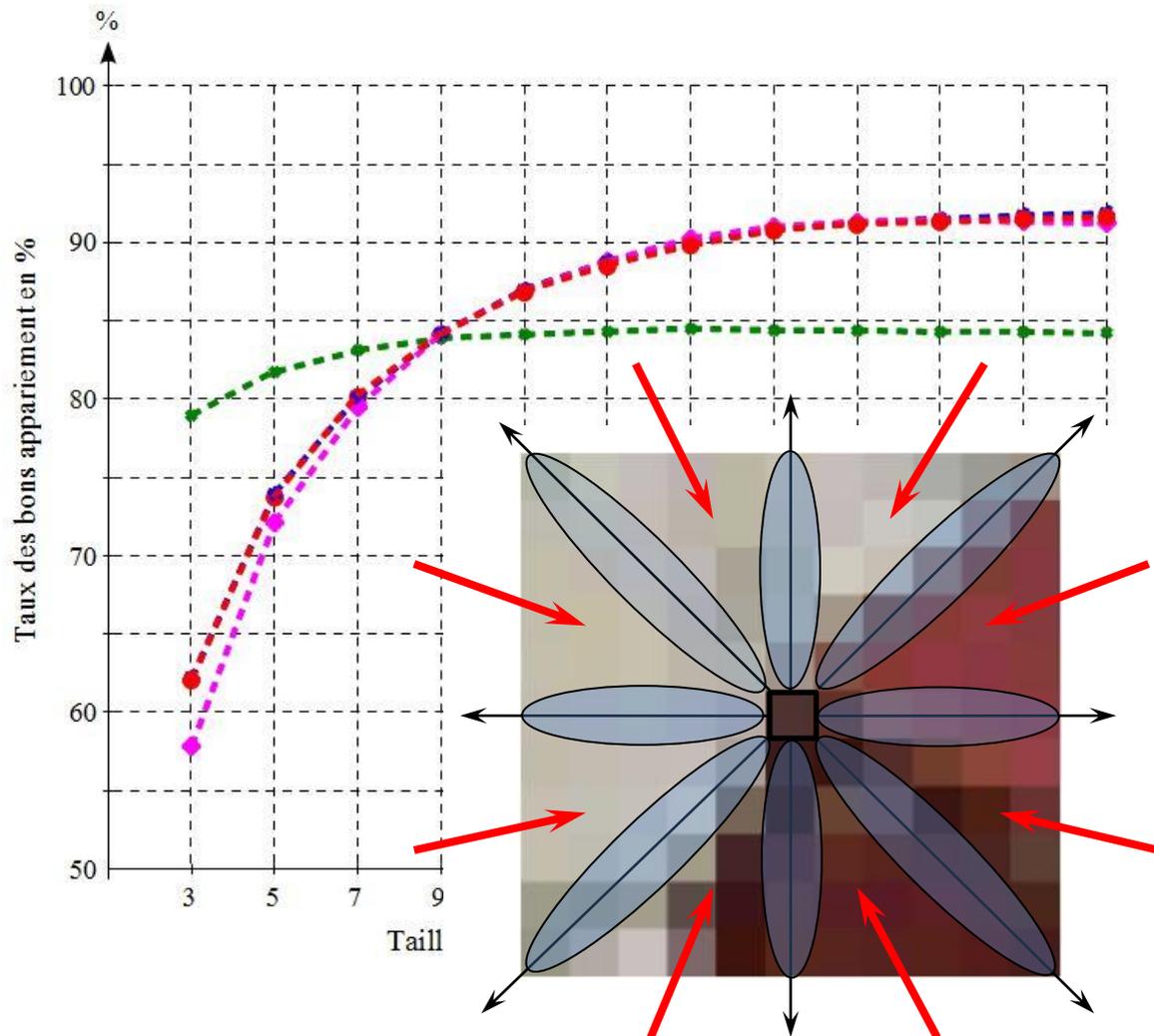




Image de référence : Venus



Carte de disparité théorique



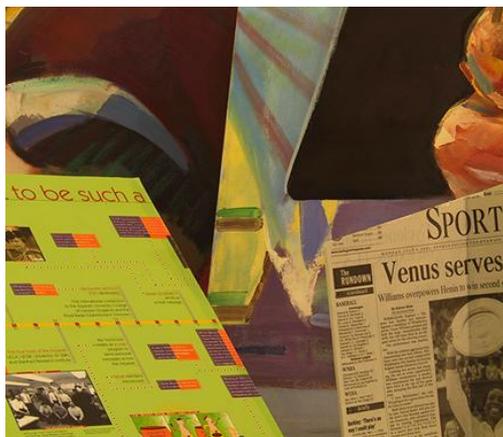
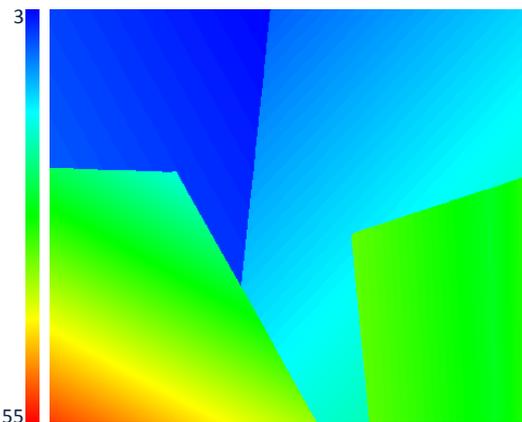
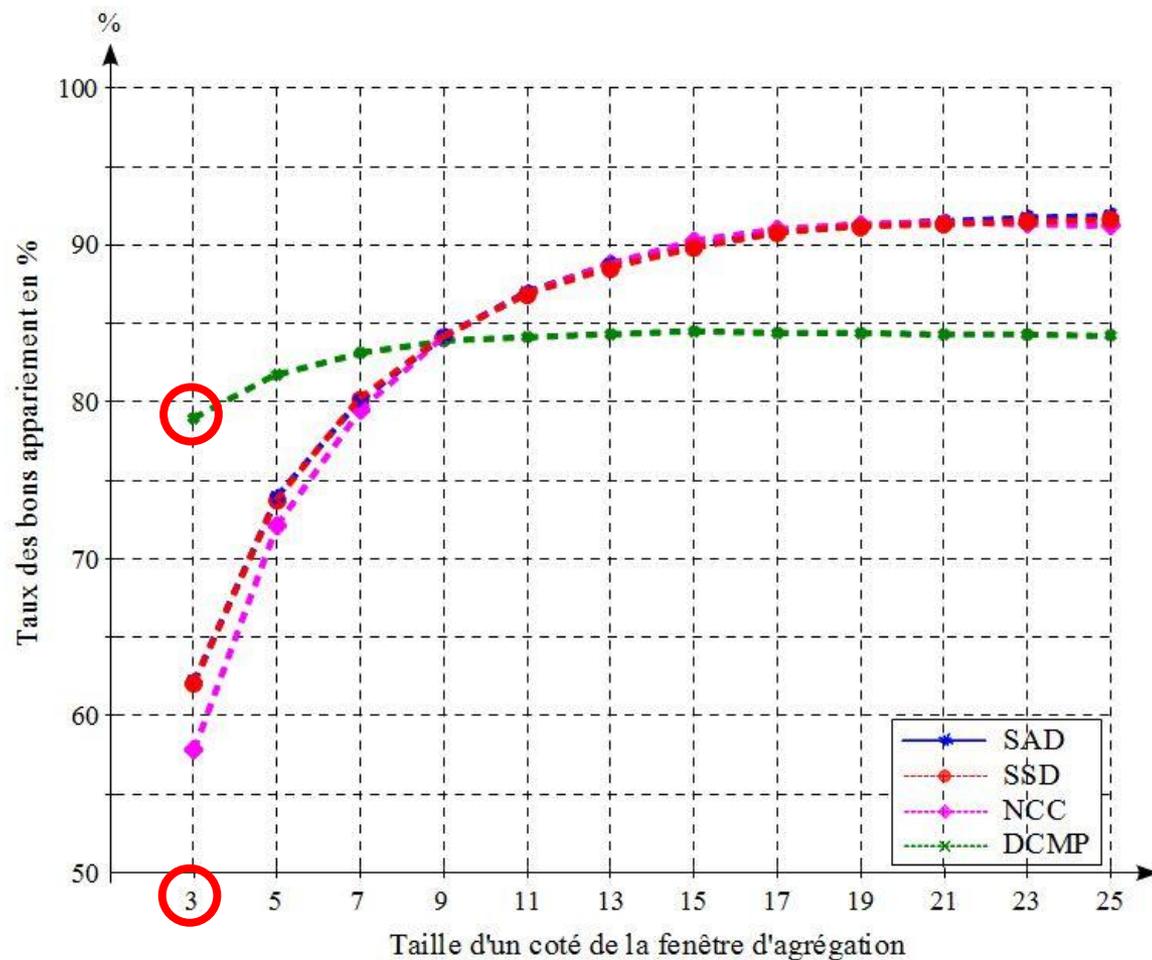


Image de référence : Venus



Carte de disparité théorique



**Y a-t-il un moyen pour
améliorer la qualité
d'appariement ?**



**Y a-t-il un moyen pour
améliorer la qualité
d'appariement ?**

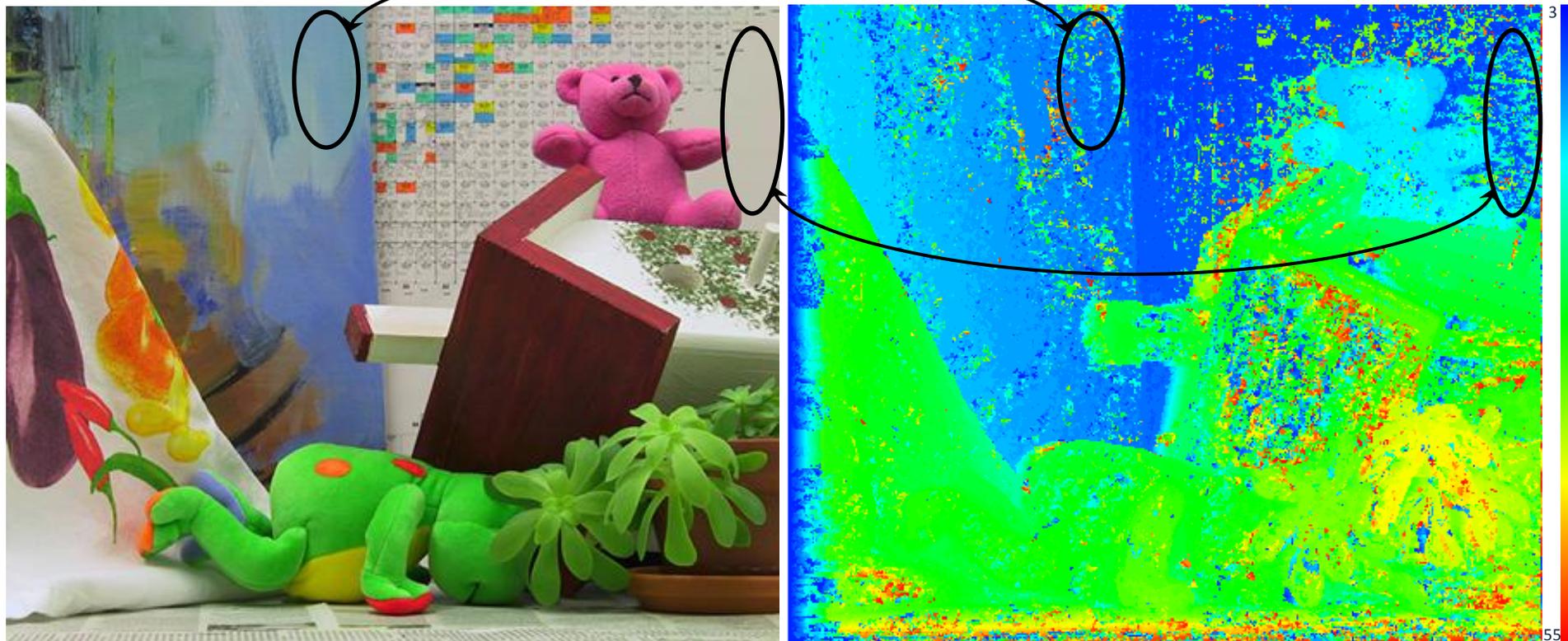


Approches globales !



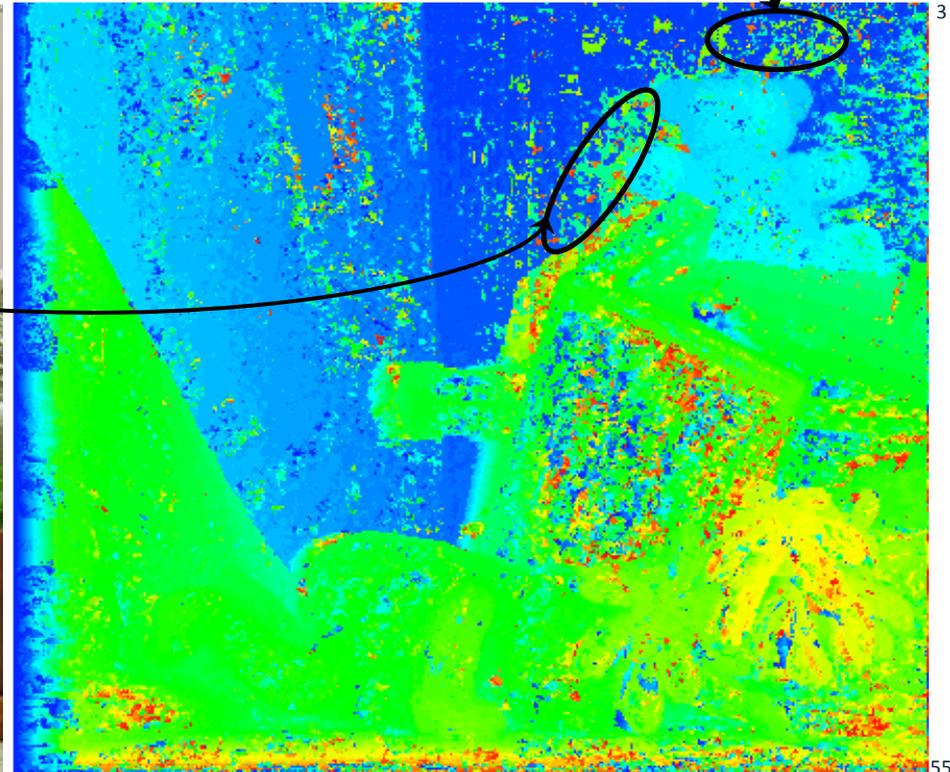
● Dans quels cas l'appariement échoue ?

- Dans des régions de couleur homogène



● Dans quels cas l'appariement échoue ?

- Dans des régions de couleur homogène
- Dans des régions de texture répétitive



• Dans quels cas l'appariement échoue ?

- Dans des régions de couleur homogène
- Dans des régions de texture répétitive
- Dans des régions occultées



• Dans quels cas l'appariement échoue ?

- Dans des régions de couleur homogène
- Dans des régions de texture répétitive
- Dans des régions occultées

Peut-on localiser les appariements erronés ?



• Dans quels cas l'appariement échoue ?

- Dans des régions de couleur homogène
- Dans des régions de texture répétitive
- Dans des régions occultées

Peut-on localiser les appariements erronés ?



Analyser l'histogramme des scores des pixels candidats

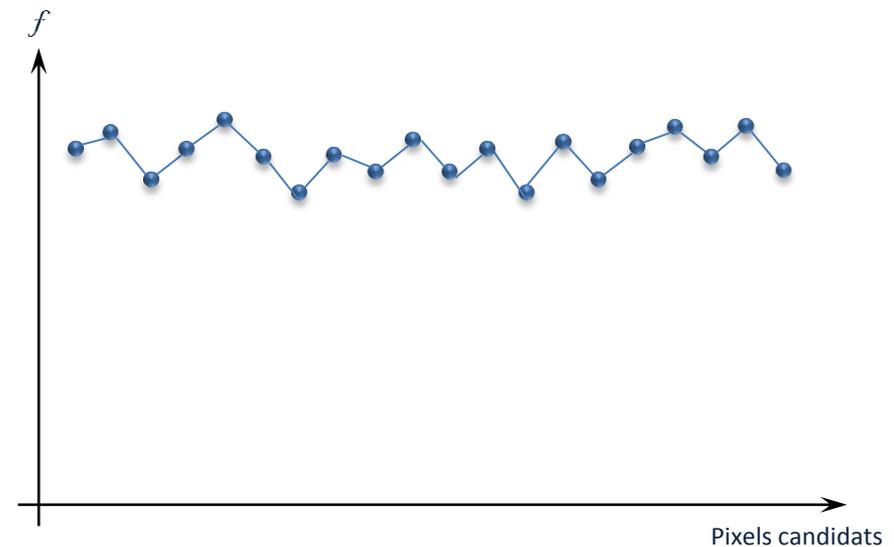
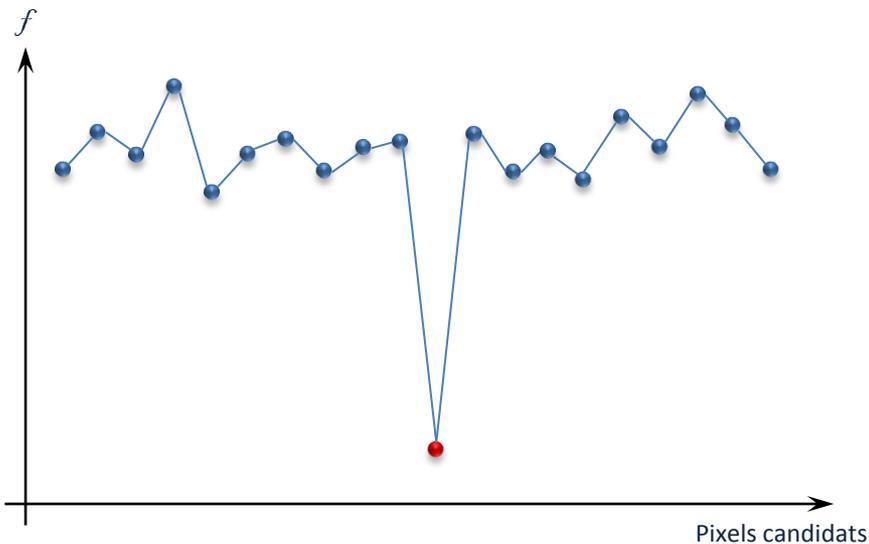


Cas d'un appariement non ambigu

- Le cas d'un point caractéristique.
- Un minimum global bien distinct.

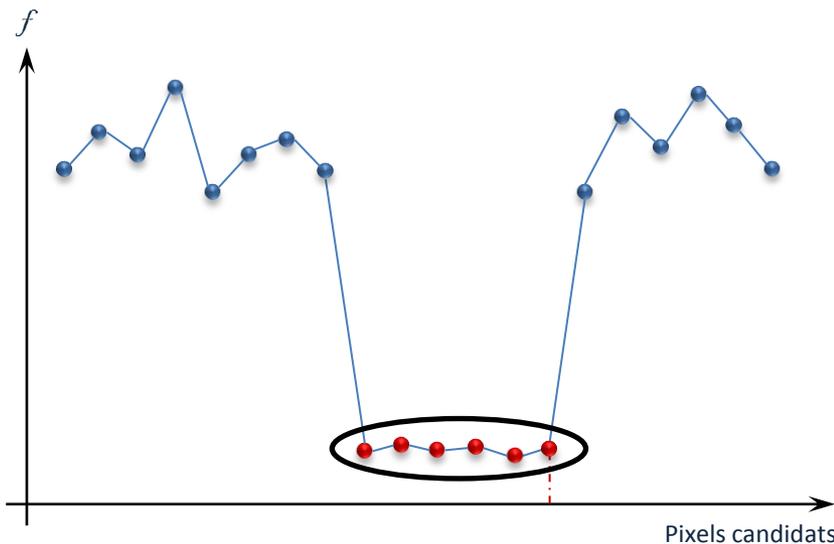
Cas d'un appariement ambigu (1)

- Le cas d'un pixel appartenant à une **région occultée**
- Le minimum global n'est pas distinct.



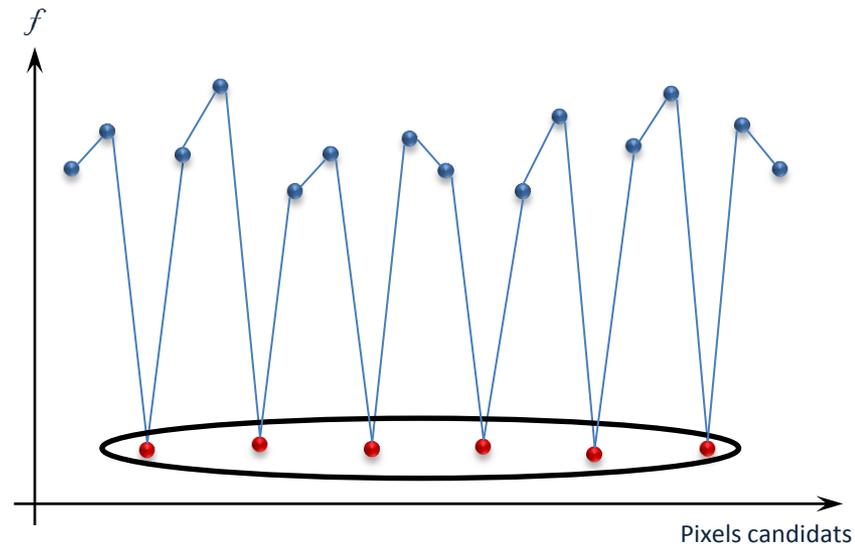
Cas d'un appariement ambigu (2)

- Le cas d'un pixel appartenant à une région de **couleur homogène**.
- Plusieurs pixels candidats ayant des scores très similaires.
- La **variation des disparités** des pixels candidats est **significative**.



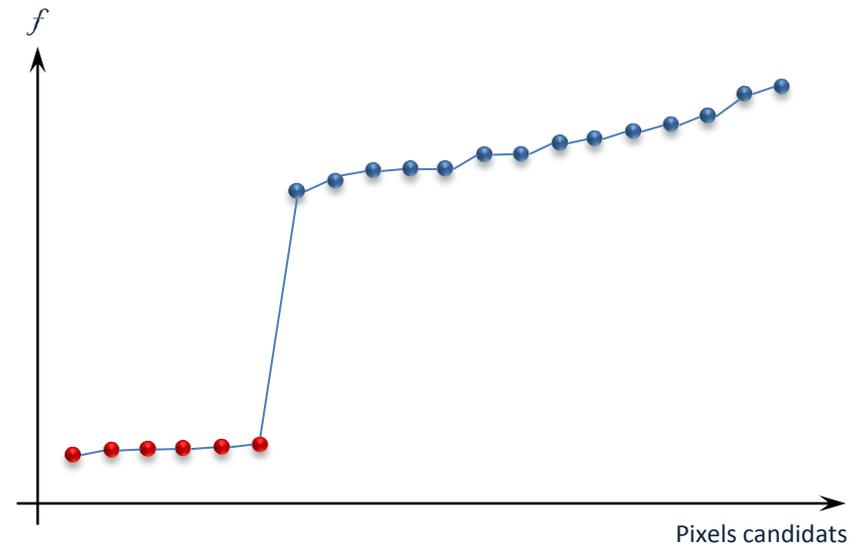
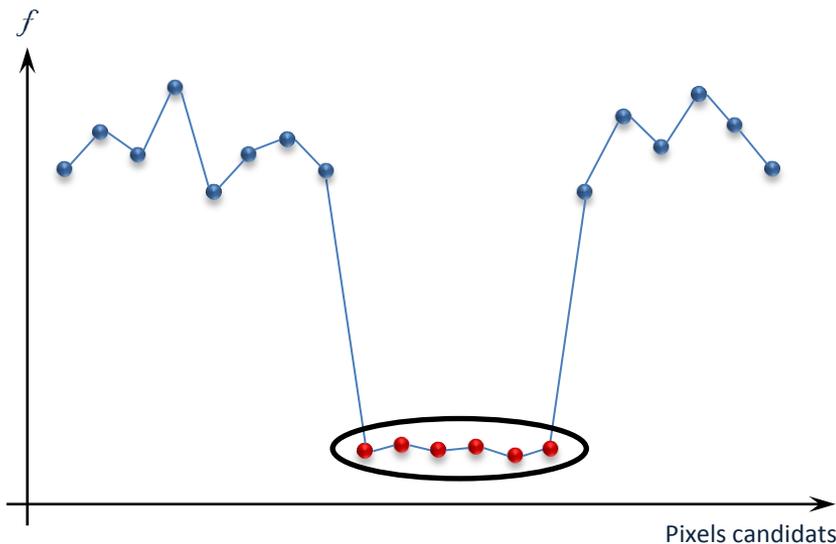
Cas d'un appariement ambigu (3)

- Le cas d'un pixel appartenant à une **région texturée**.
- Plusieurs pixels candidats ayant des scores très similaires.
- La **variation des disparités** des pixels candidats est **petite**.



● Développement d'une fonction mesurant le degré de confiance d'un appariement

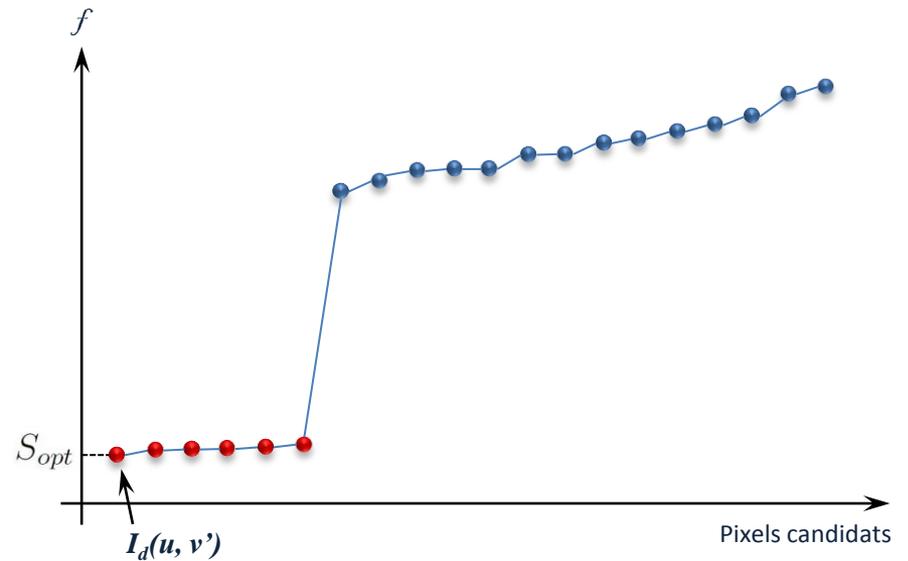
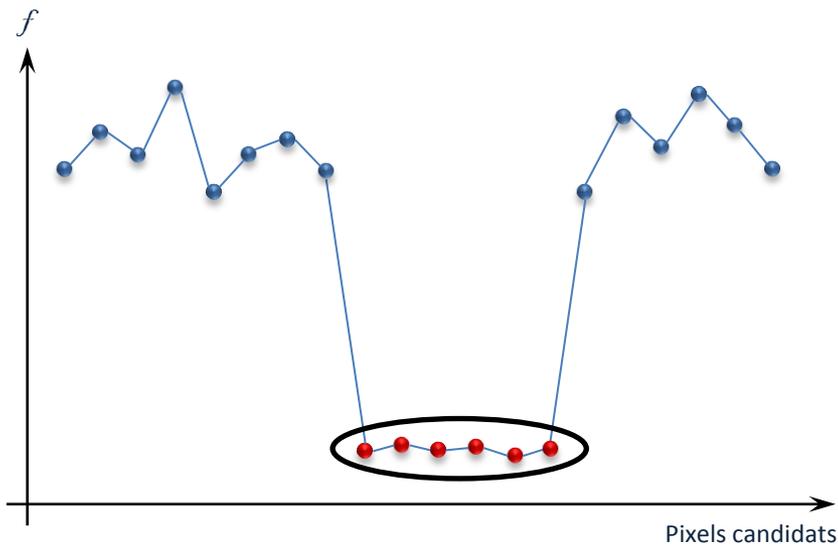
● Soit $I_g(u, v)$ le pixel à appairer de l'image de référence, et $I_d(u, v')$ un pixel candidat dans l'image droite.



● Développement d'une fonction mesurant le degré de confiance d'un appariement

● Soit $I_g(u, v)$ le pixel à appairer de l'image de référence, et $I_d(u, v')$ un pixel candidat dans l'image droite.

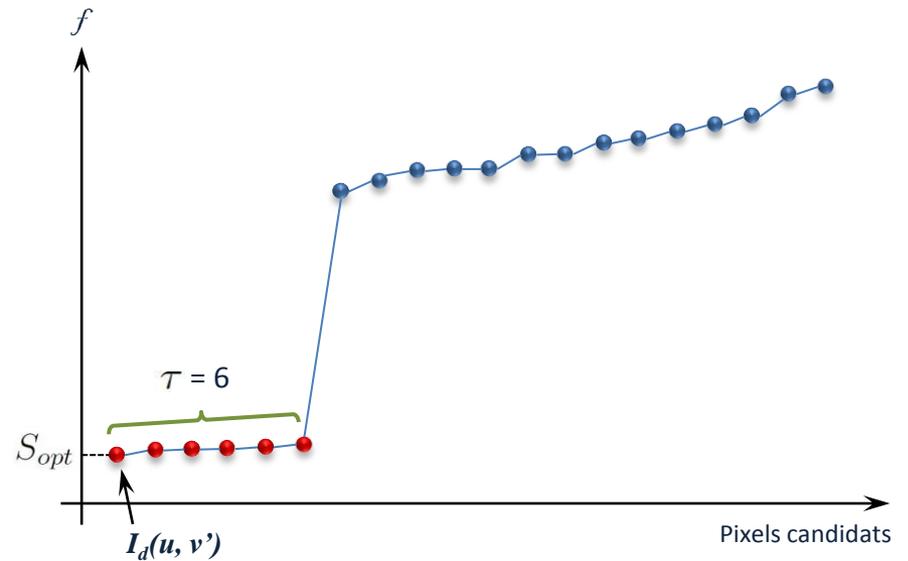
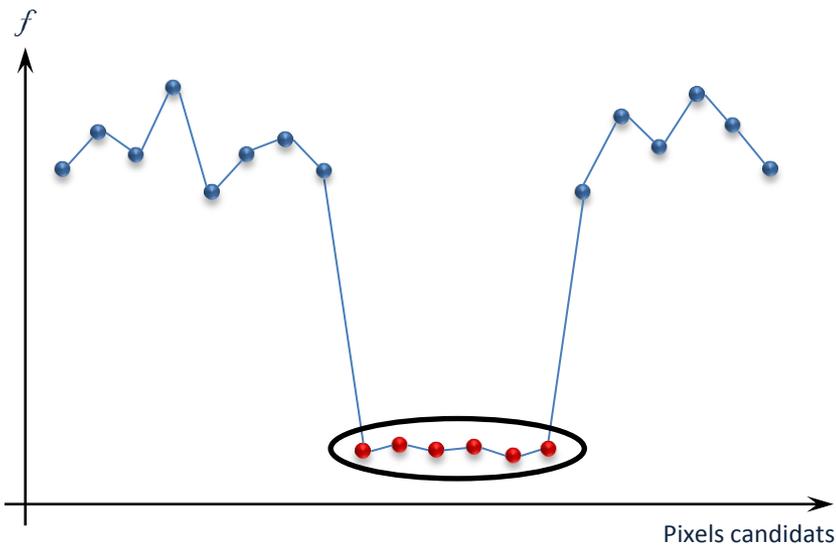
▶ S_{opt} Le score optimal : score du meilleur candidat $I_d(u, v')$



● Développement d'une fonction mesurant le degré de confiance d'un appariement

● Soit $I_g(u, v)$ le pixel à appairer de l'image de référence, et $I_d(u, v')$ un pixel candidat dans l'image droite.

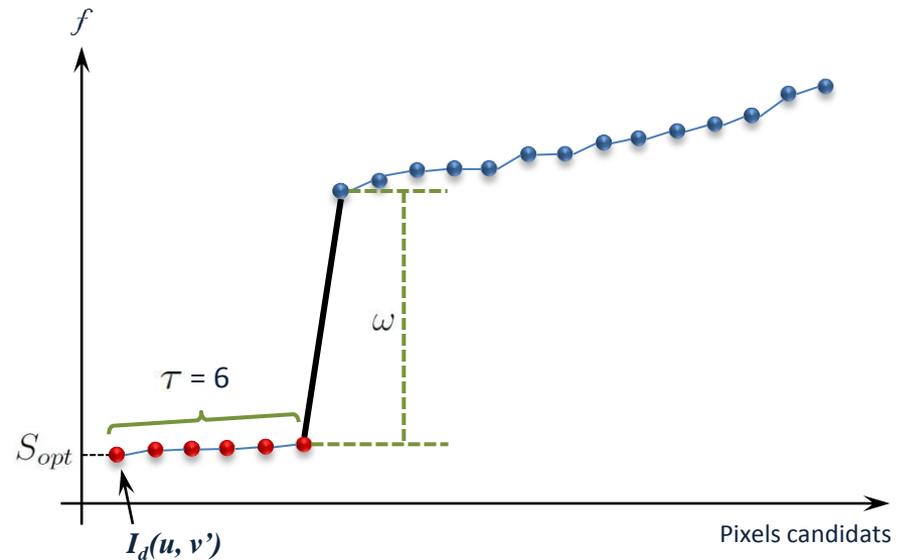
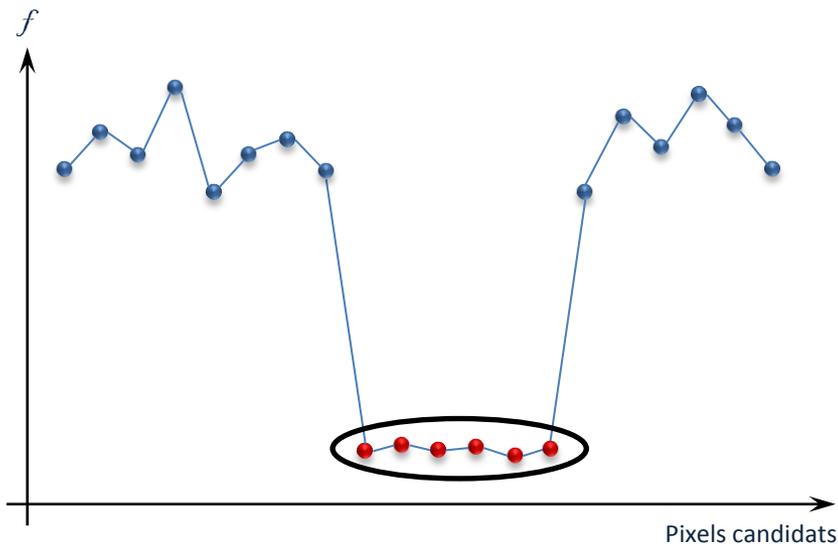
- ▶ S_{opt} Le score optimal : score du meilleur candidat $I_d(u, v')$
- ▶ τ Le nombre de candidats ayant des scores successifs et très proches.



● Développement d'une fonction mesurant le degré de confiance d'un appariement

● Soit $I_g(u, v)$ le pixel à appairer de l'image de référence, et $I_d(u, v')$ un pixel candidat dans l'image droite.

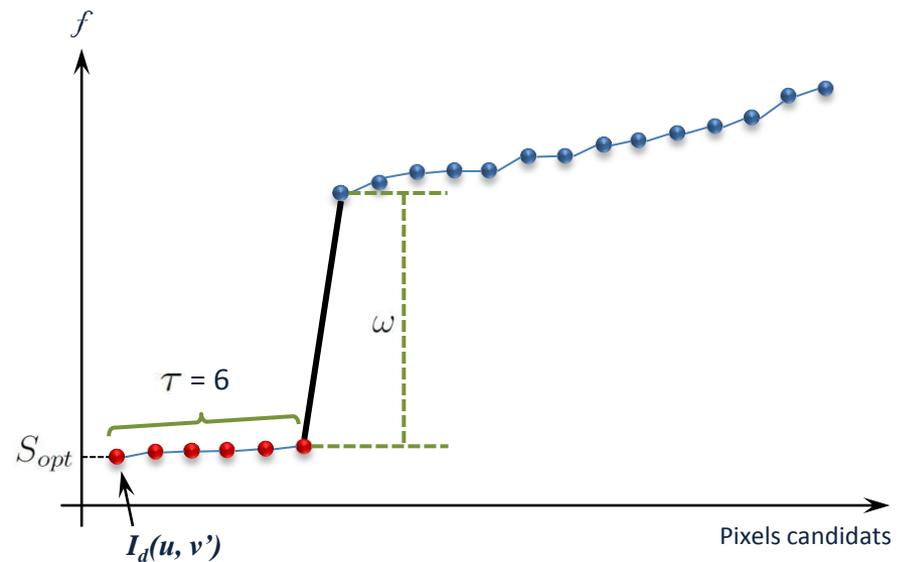
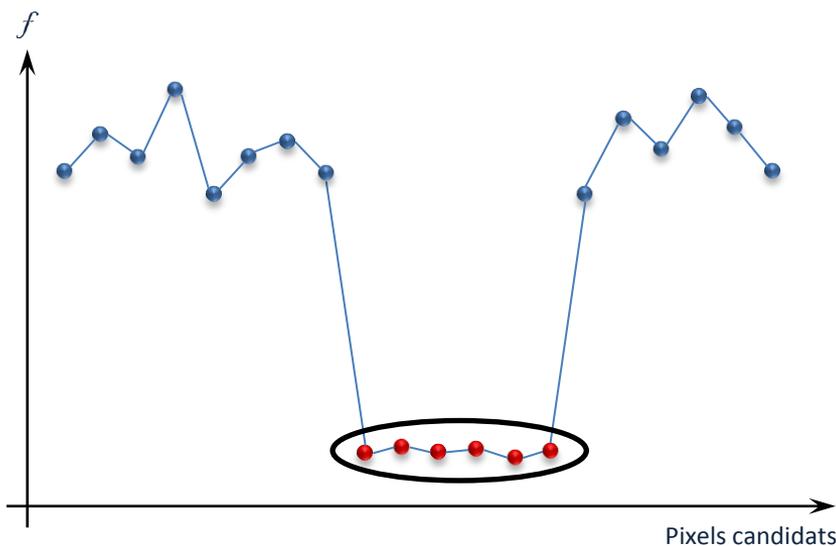
- ▶ S_{opt} Le score optimal : score du meilleur candidat $I_d(u, v')$
- ▶ \mathcal{T} Le nombre de candidats ayant des scores successifs et très proches.
- ▶ ω L'écart entre les scores du $\mathcal{T}^{\text{ème}}$ candidat et le $(\mathcal{T} + 1)^{\text{ème}}$ candidat.



● Développement d'une fonction mesurant le degré de confiance d'un appariement

● Soit $I_g(u, v)$ le pixel à appairer de l'image de référence, et $I_d(u, v')$ un pixel candidat dans l'image droite.

- ▶ S_{opt} Le score optimal : score du meilleur candidat $I_d(u, v')$
- ▶ \mathcal{T} Le nombre de candidats ayant des scores successifs et très proches.
- ▶ ω L'écart entre les scores du $\mathcal{T}^{\text{ème}}$ candidat et le $(\mathcal{T} + 1)^{\text{ème}}$ candidat.
- ▶ σ L'écart type des disparités des \mathcal{T} meilleurs candidats.

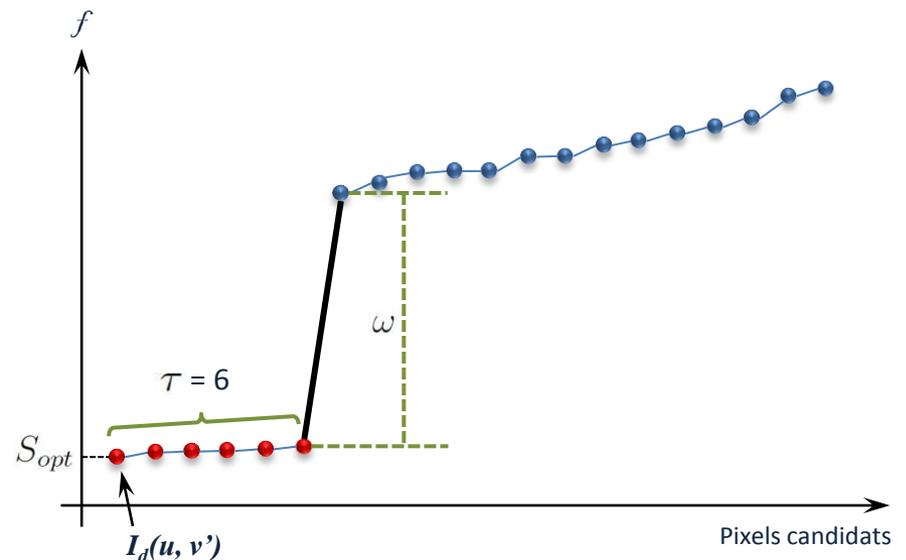


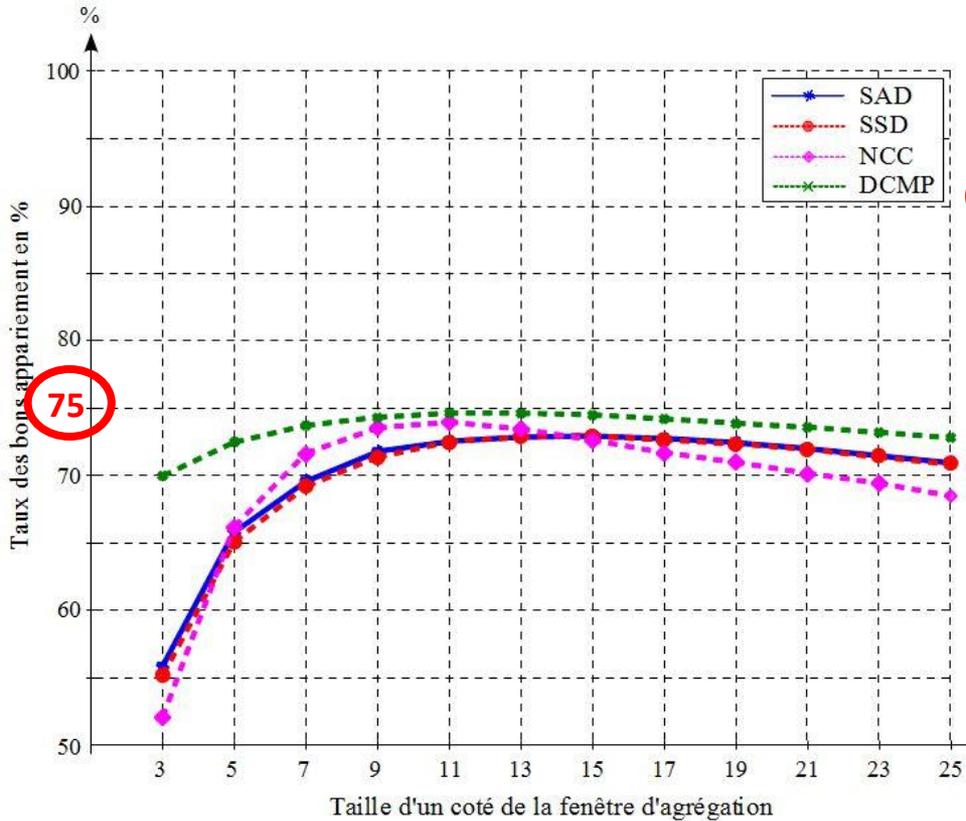
● Développement d'une fonction mesurant le degré de confiance d'un appariement

● Soit $I_g(u, v)$ le pixel à appairier de l'image de référence, et $I_d(u, v')$ un pixel candidat dans l'image droite.

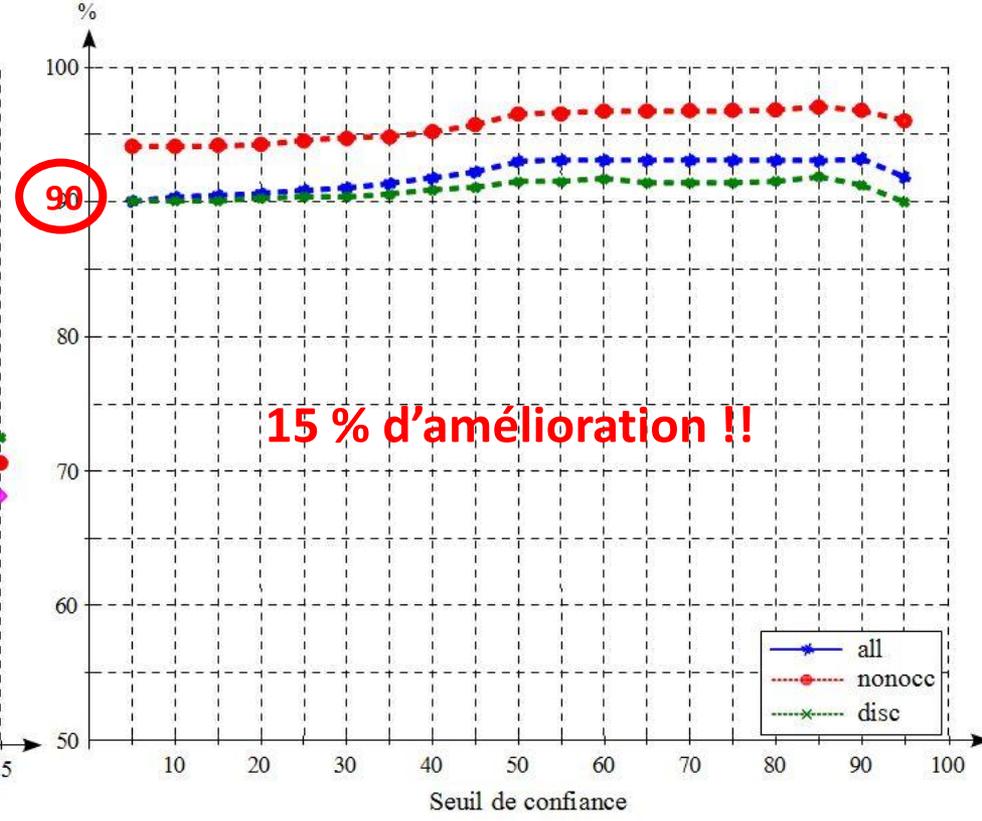
- ▶ S_{opt} Le score optimal : score du meilleur candidat $I_d(u, v')$
- ▶ τ Le nombre de candidats ayant des scores successifs et très proches.
- ▶ ω L'écart entre les scores du $\tau^{\text{ème}}$ candidat et le $(\tau + 1)^{\text{ème}}$ candidat.
- ▶ σ L'écart type des disparités des τ meilleurs candidats.

$$\psi(I_g(u, v), I_d(u, v')) = \left(1 - \frac{S_{opt}}{\omega}\right)^{\tau^2 \cdot \log(\sigma)}$$

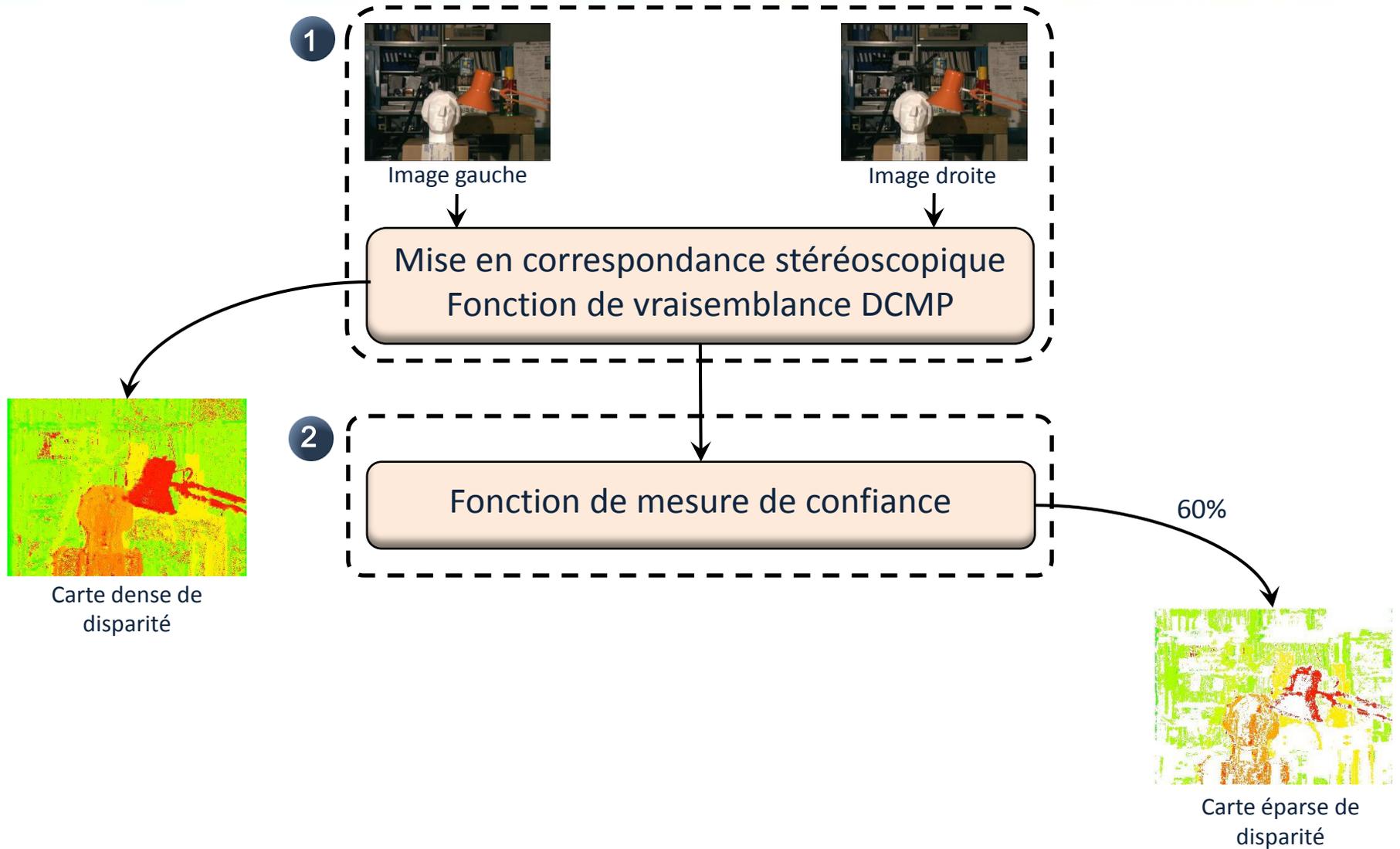


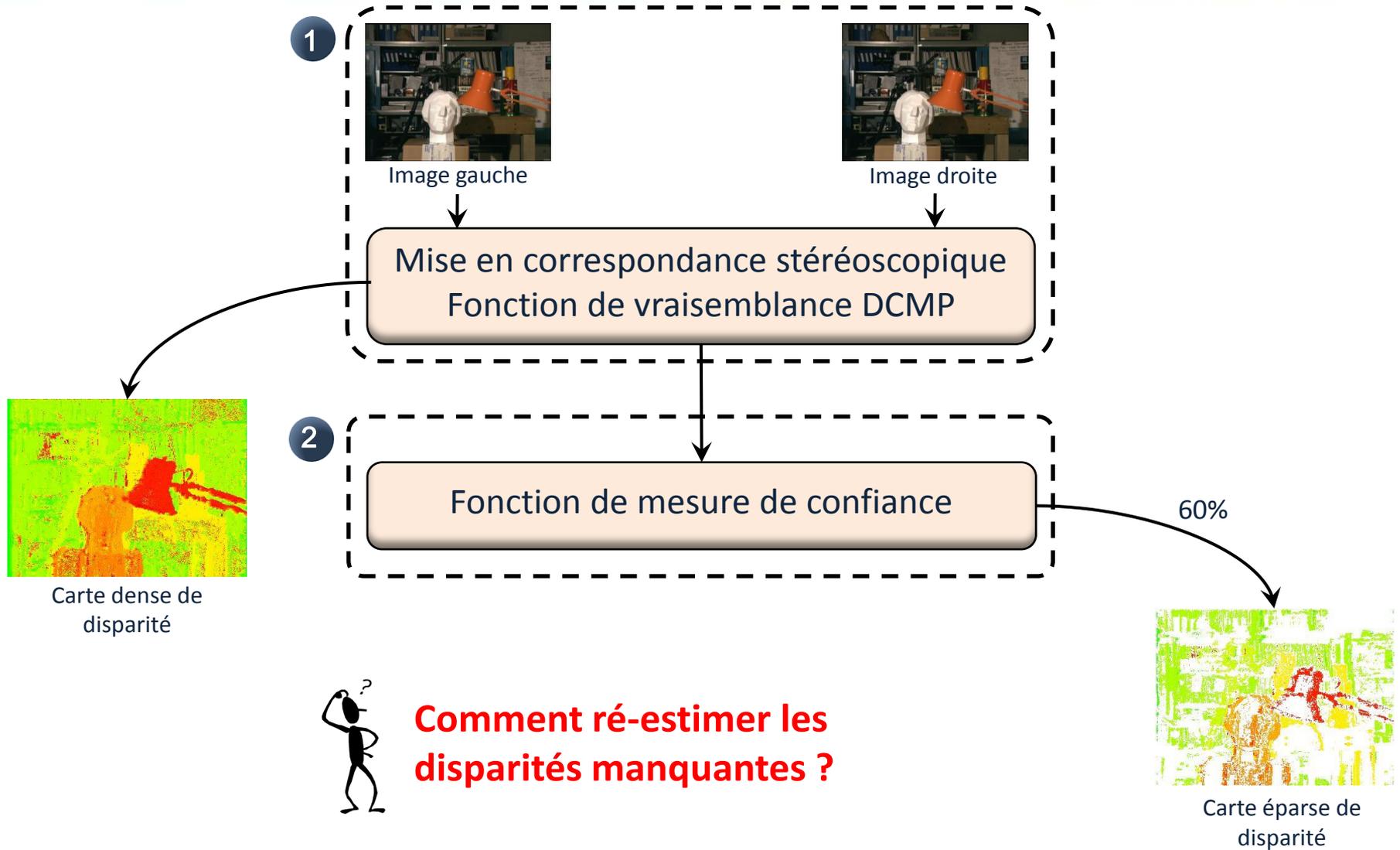


La fonction locale DCMP



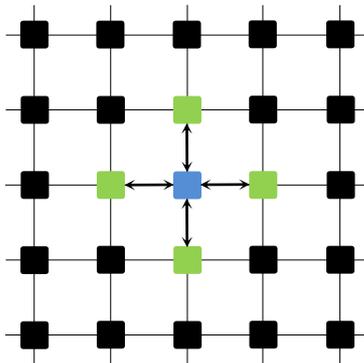
Fonction de mesure de confiance





● Propagation de croyance standard

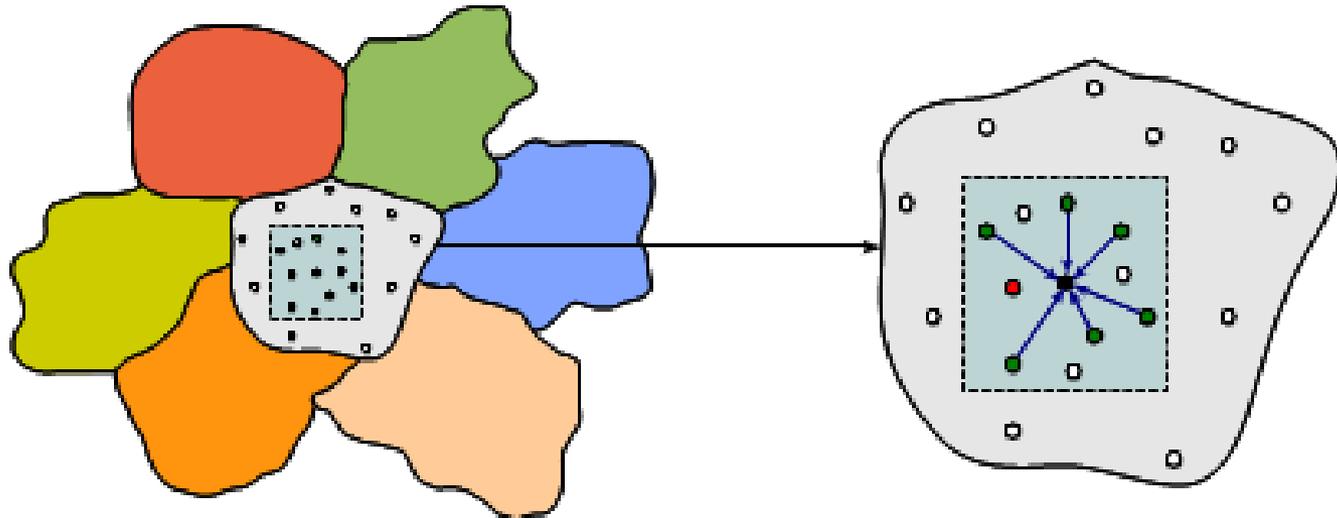
- Modélisation du processus d'appariement par un Champs de Markov Aléatoire.
- Les pixels de l'image de référence sont interconnectés et forment un graphe.
- Des messages circulent entre les pixels permettant la mise à jour des disparités.
- Minimisation d'une fonction d'énergie $E = E_{\text{initialisation}} + E_{\text{étiquetage}}$
 - ▶ $E_{\text{initialisation}}$ correspond au coût d'initialisation des disparités.
 - ▶ $E_{\text{étiquetage}}$ correspond au coût de mise à jour des disparités.



- ▶ Chaque pixel reçoit des messages de ses quatre voisins.

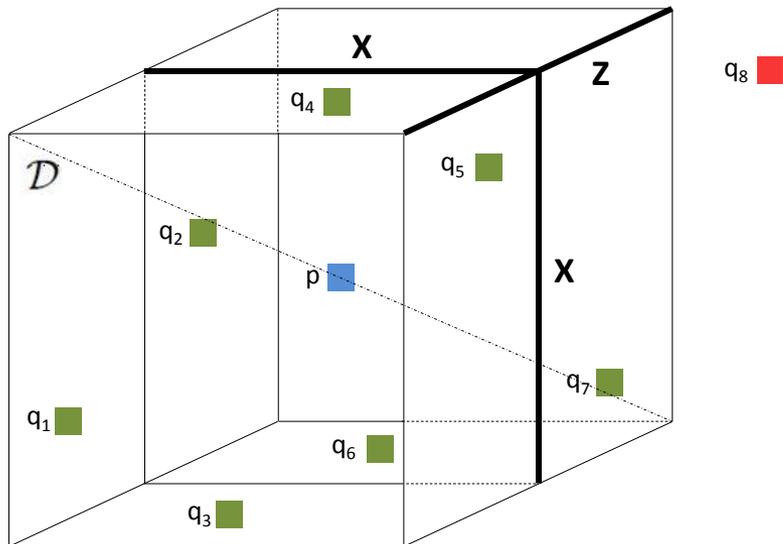
● Propagation de croyance sélective : Approche proposée

- Modélisation du processus d'appariement par un Champs de Markov Aléatoire.
- **Hypothèse** : Deux pixels appartenant à une même région de couleur homogène ont des disparités similaires.
- Etendre le voisinage lors du processus de propagation de messages.
- Une partie des pixels voisins participent à la mise à jour du pixel central.



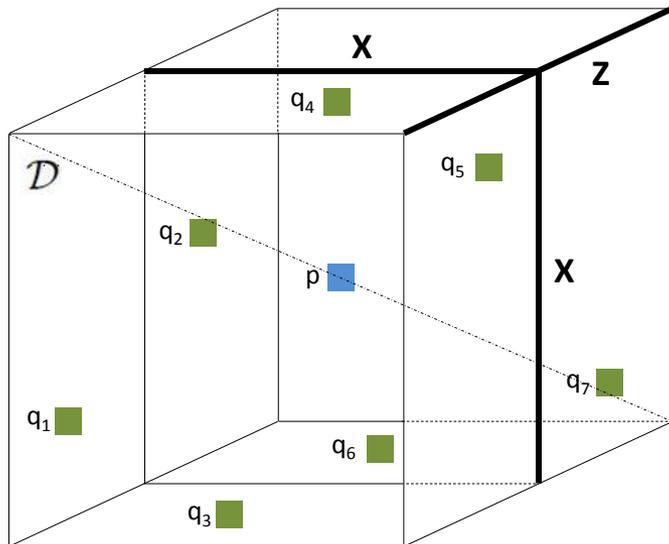
● Propagation de croyance sélective : Approche proposée

- Les pixels voisins appartiennent à une fenêtre 3D.



● Propagation de croyance sélective : Approche proposée

- Les pixels voisins appartiennent à une fenêtre 3D.
- La troisième dimension (Z) correspond à l'intervalle de disparité valide.
- Les pixels voisins ayant une mesure de confiance élevée participent à la mise à jour du pixel central.



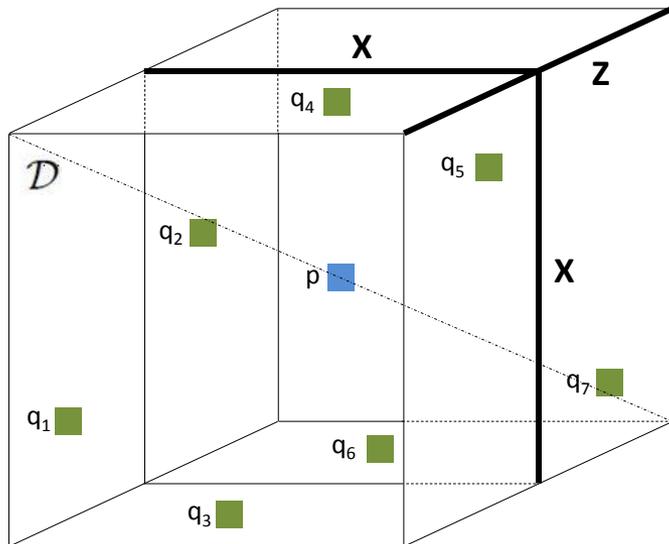
q₈ ■

● Exemple

- ▶ $X = 9$
 - ▶ Moy disp = 15
 - ▶ $-Z/2 = 11$
 - ▶ $+Z/2 = 19$
- } $Z = 9$
- ▶ $D = X \cdot \text{SQRT}(3)$

Propagation de croyance sélective : Approche proposée

- Les pixels voisins appartiennent à une fenêtre 3D.
- La troisième dimension (Z) correspond à l'intervalle de disparité valide.
- Les pixels voisins ayant une mesure de confiance élevée participent à la mise à jour du pixel central.

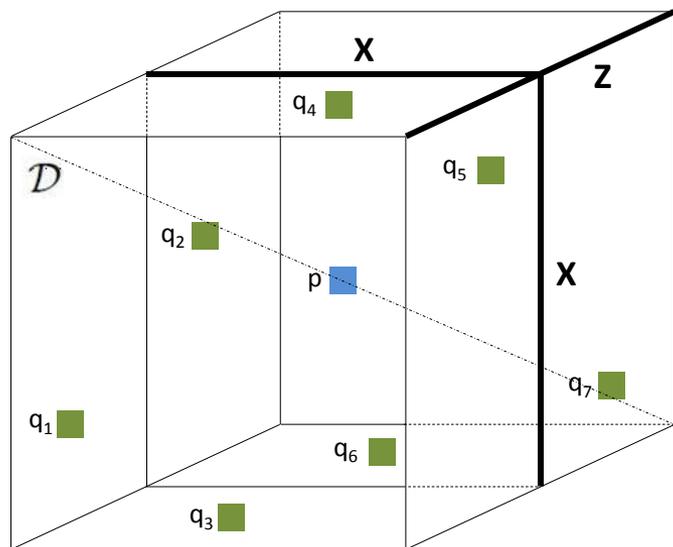


► L'ensemble des pixels participant à la MAJ

$$\mathcal{N}_p^* : \left\{ q_i / \underbrace{\frac{1}{\#\mathcal{N}_p - 1} \sum_{i=1}^{\#\mathcal{N}_p} \Delta_{q_i, q_j}}_{\tilde{d}_i} < D \right\}$$

Propagation de croyance sélective : Approche proposée

- Les pixels voisins appartiennent à une fenêtre 3D.
- La troisième dimension (Z) correspond à l'intervalle de disparité valide.
- Les pixels voisins ayant une mesure de confiance élevée participent à la mise à jour du pixel central.



- L'ensemble des pixels participant à la MAJ

q8 ■

$$\mathcal{N}_p^* : \left\{ q_i / \underbrace{\frac{1}{\#\mathcal{N}_p - 1} \sum_{i=1}^{\#\mathcal{N}_p} \Delta_{q_i, q_j}}_{\tilde{d}_i} < \mathcal{D} \right\}$$

- La MAJ de la disparité du pixel central

$$\hat{d}_p^t = \frac{1}{\sum_{q_i \in \mathcal{N}_p^*} w_i} \sum_{q_i \in \mathcal{N}_p^*} \underbrace{(\mathcal{D} - \tilde{d}_i)}_{w_i} \cdot \hat{d}_{q_i}^{(t-1)}$$

Evaluation

- Comparaison avec des algorithmes de complexité similaire de la base Middlebury [Middlebury]
 - ▶ Coupure de graphe : **H-Cut** [Miyazaki09]
 - ▶ Propagation de croyance : **Max-Product** [Felzenszwalb06]
 - ▶ Différence de phase : **PhaseBased** [El-Etriby07]

Algo \ Images	Tsukuba			Venus			Teddy			Cones		
	nonocc	all	disc									
H-Cut	2.85	4.86	14.4	1.73	3.14	20.2	10.7	19.5	25.8	5.46	15.6	15.7
PCS	4.87	5.04	8.47	3.42	3.99	10.5	17.5	20.8	28.0	7.46	12.5	13.3
Max-Product	1.88	3.78	10.1	1.31	2.34	15.7	24.6	32.4	34.7	21.2	28.5	30.1
PhaseBased	4.26	6.53	15.4	6.71	8.16	26.4	14.5	23.1	25.5	10.8	20.5	21.2

[Miyazaki09] D. MIYAZAKI, Y. MATSUSHITA et K. IKEUCHI : Interactive shadow removal from a single image using hierarchical graph cut. in : Asian conference on computer vision. In ACCV, 2009

[Felzenszwalb06] P.F. FELZENSZWALB et D.P. HUTTENLOCHER : Efficient belief propagation for early vision. International Journal of Computer Vision (IJCV), 70(1):41–54, 2006.

[El-Etriby07] S. EL-ETRIBY, A. AL-HAMADI et B. MICHAELIS : Dense stereo correspondance with slanted surface using phase-based algorithm. In IEEE International Symposium on Industrial Electronics, pages 1807–1813, 2007.



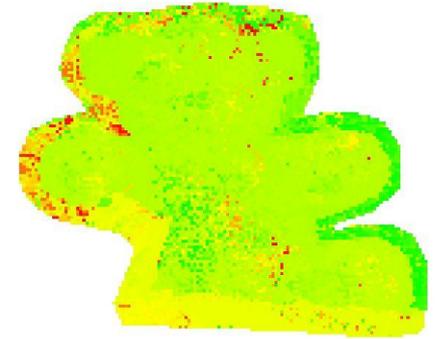
Image de référence

Objet segmenté
par MeanShift



1

DCMP



2

Seuil de 60% de
mesure de confiance



3

Prop. de croyance
Sélective

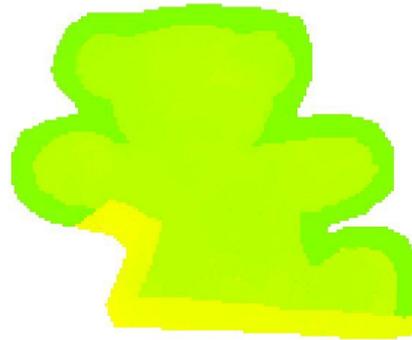




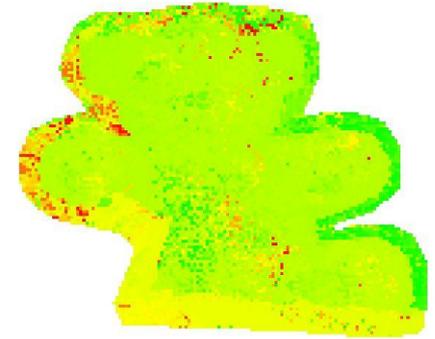
Image de référence

Objet segmenté
par MeanShift



1

DCMP



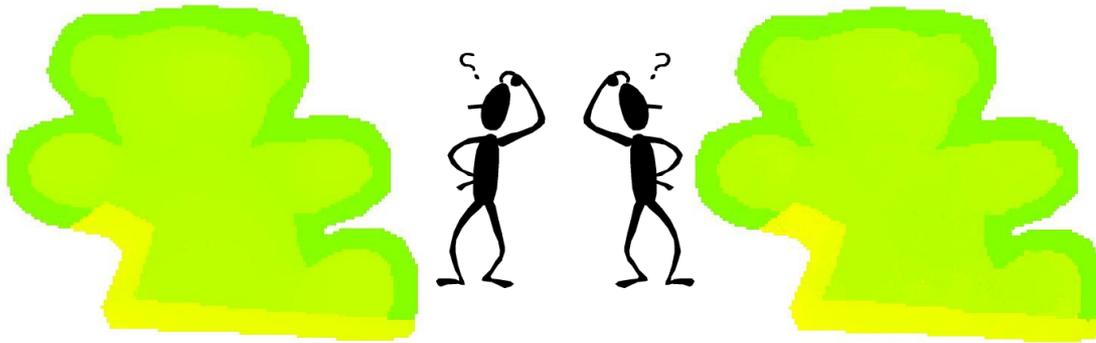
2

Seuil de 60% de
mesure de confiance

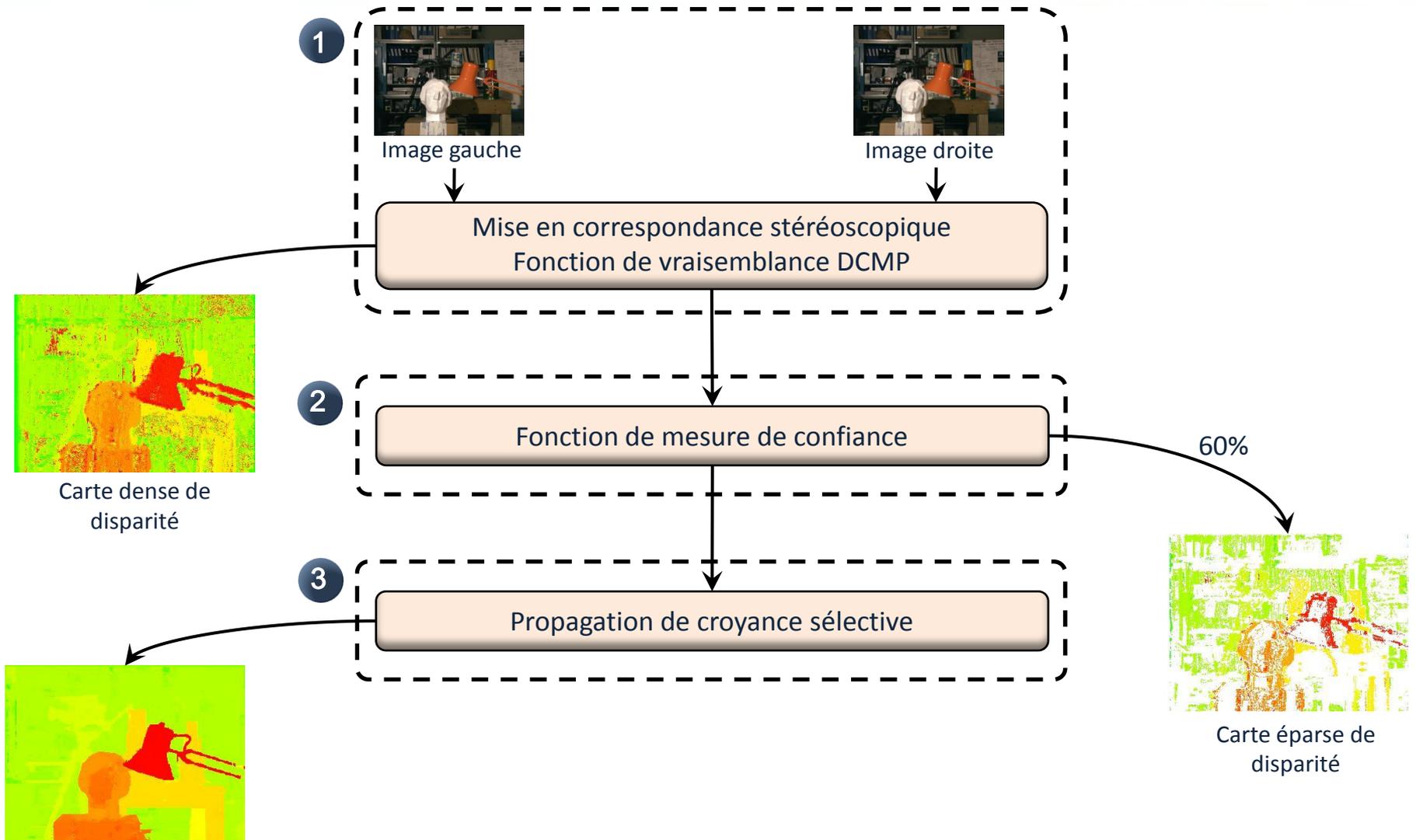


3

Prop. de croyance
Sélective

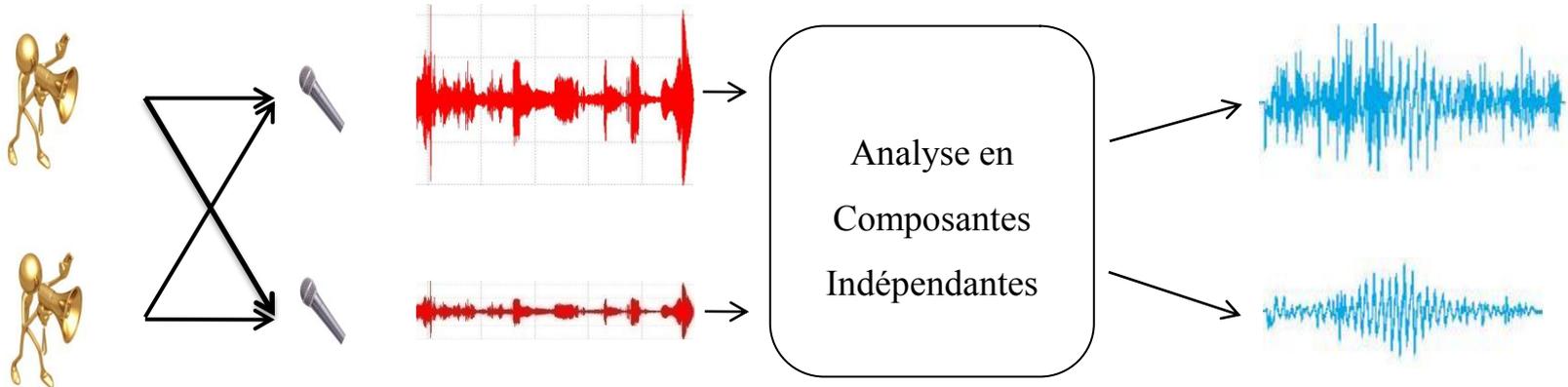


Disparités théorique



● Une nouvelle approche : l'Analyse en Composantes Indépendantes

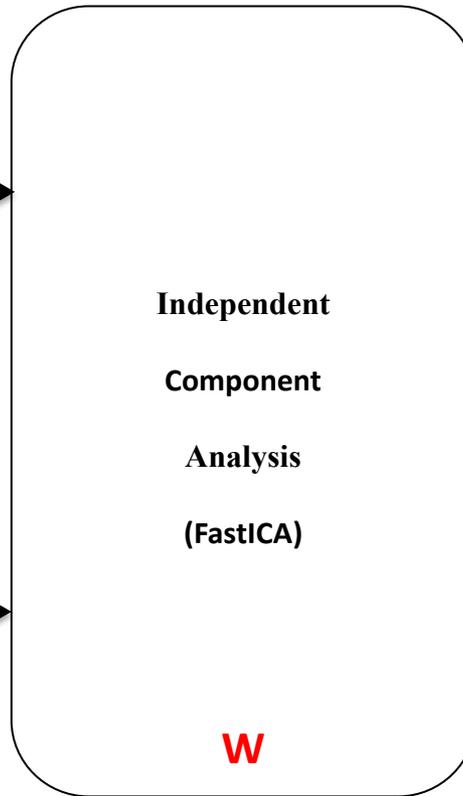
- Initialement développé pour la séparation des signaux sources.
- **Principe** : maximiser l'indépendance statistique entre des signaux indépendants estimés à partir d'un mélange de signaux d'entrés.
- **Avantages** :
 - ▶ Facile à implémenter.
 - ▶ Les paramètres sont estimés facilement.
 - ▶ Beaucoup moins sensible aux variations du fond.



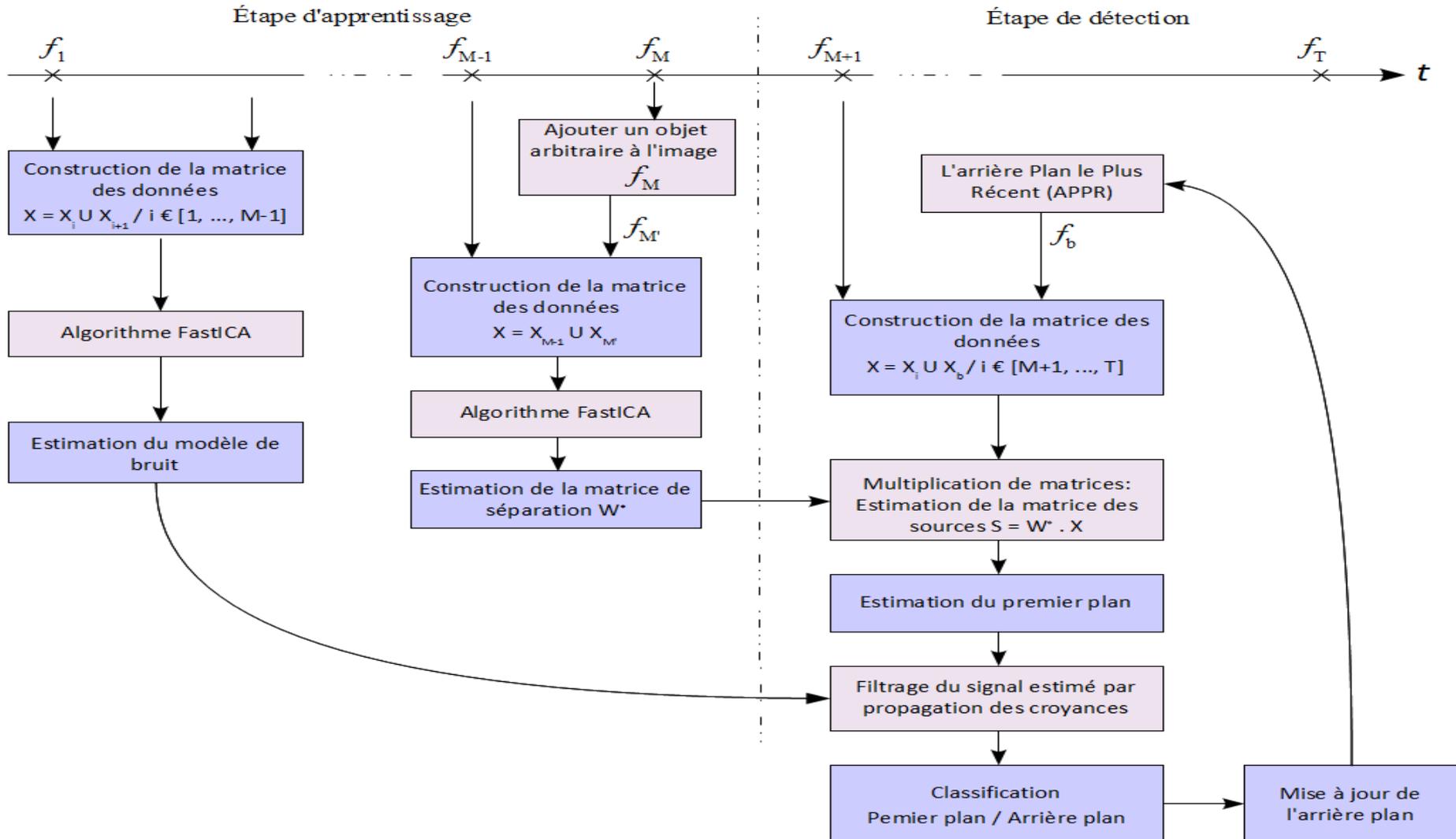
$$S = W \cdot X$$



X



S





1 Image du fond



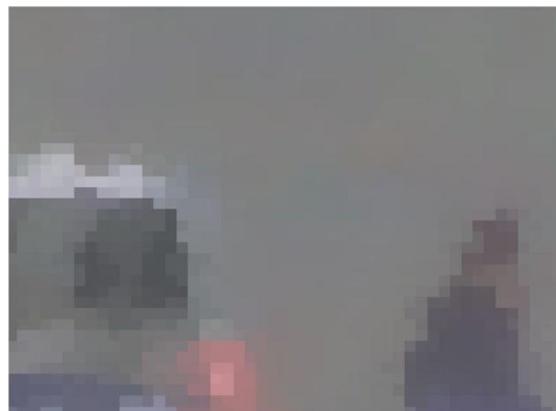
2 Image du fond + objets



3 Objets obtenus par ACI



4 Objets obtenus par ACI : zoom



5 Lissage par propagation de croyance spatio-temporelle

● Evaluation : 4 bases d'images

1



2



3



4



● Evaluation

- Comparaison avec les méthodes **Codebook** et **Mélange de gaussiennes (GMM)**
- Rappel et précision sur 1000 images segmentées manuellement.

	GMM	Codebook	ACI + PCST
Rappel	94.76%	93.49%	96.14%
Précision	95.87%	91.72%	97.34%

● Temps de traitement

	Temps d'exécution
GMM	286.588 ms
Codebook	118.402 ms
ACI + PCST	81.263 ms

Les différentes étapes de l'algorithme	Temps d'exécution
Estimation de la matrice de séparation	466.324 ms
Approximation d'objets	39.735 ms
Lissage par Propagation de croyance	41.528 ms

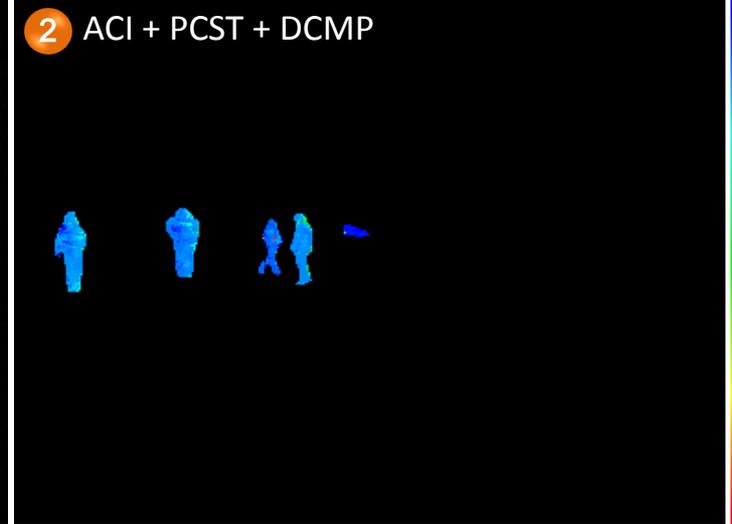
Expérimentation



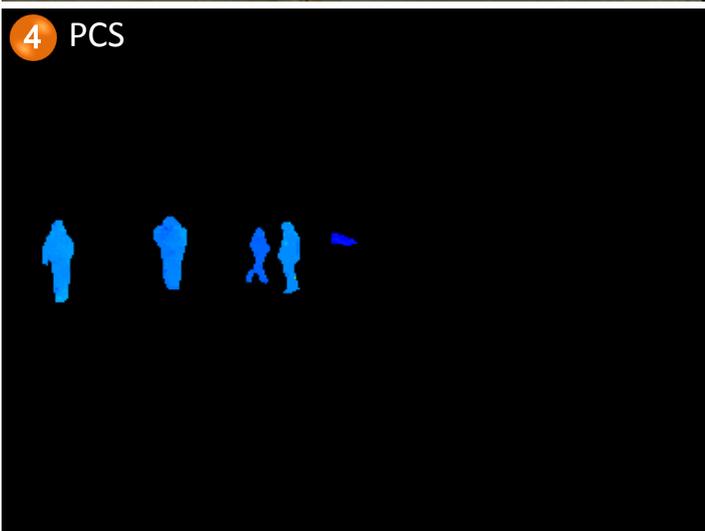
1 Image originale



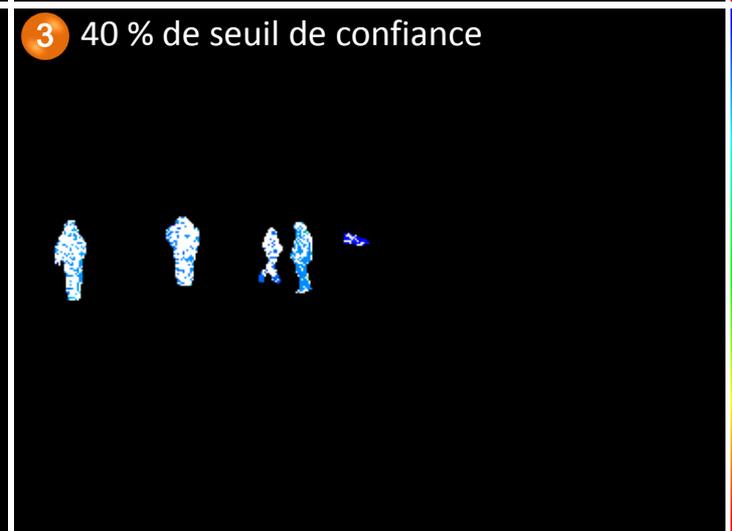
2 ACI + PCST + DCMP



4 PCS



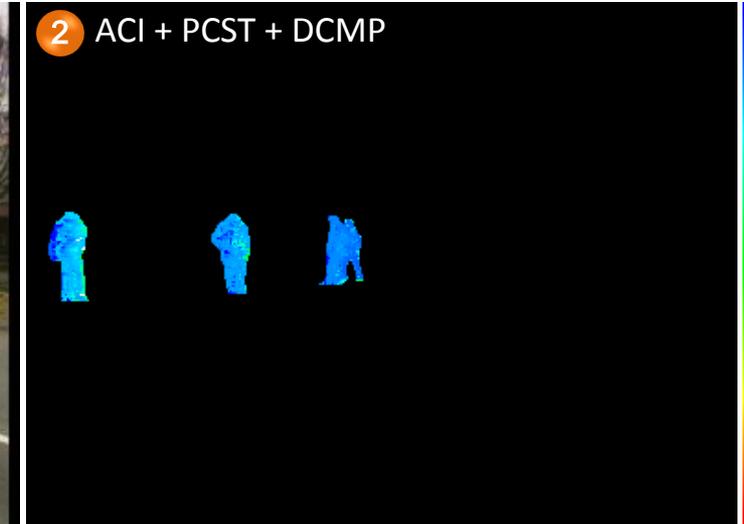
3 40 % de seuil de confiance



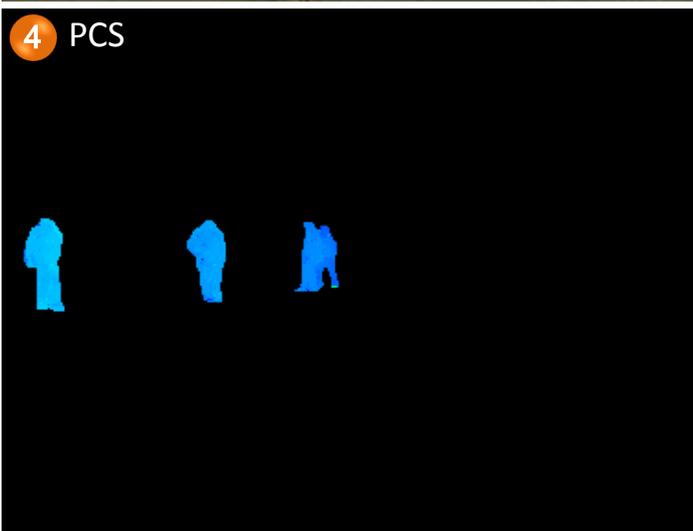
1 Image originale



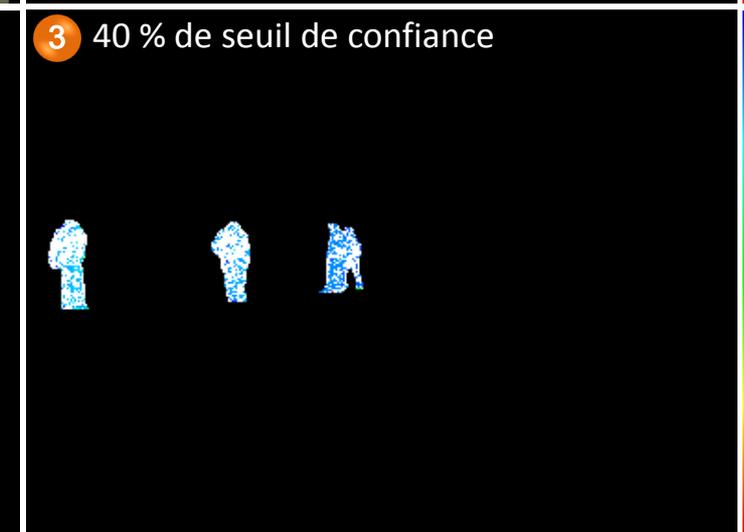
2 ACI + PCST + DCMP



4 PCS



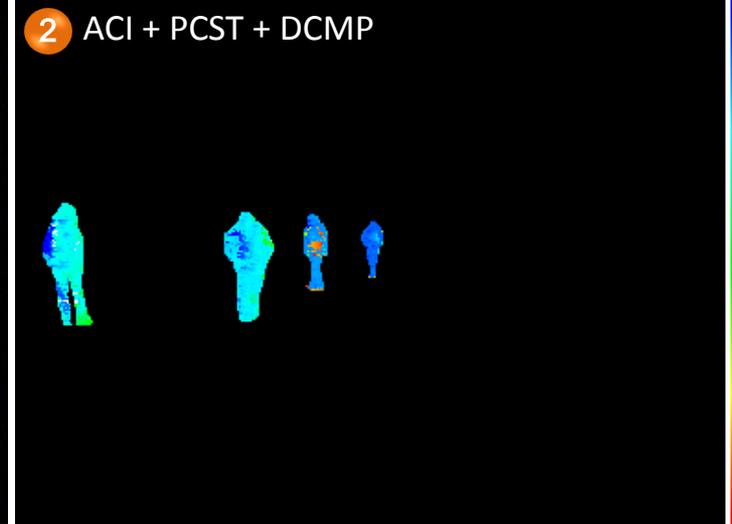
3 40 % de seuil de confiance



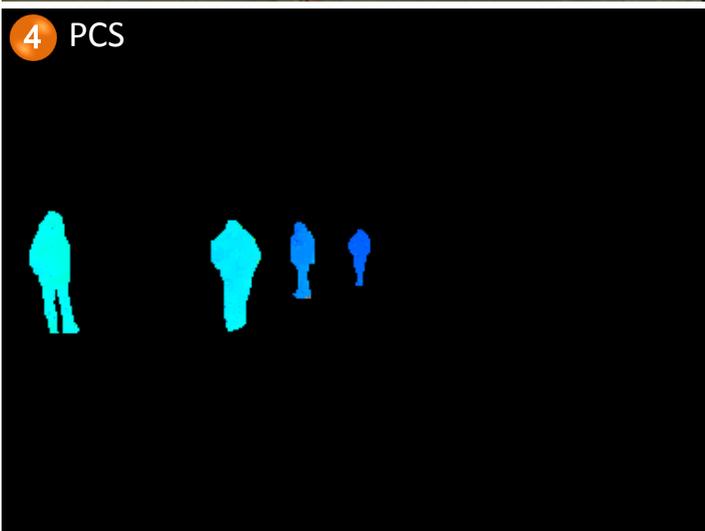
1 Image originale



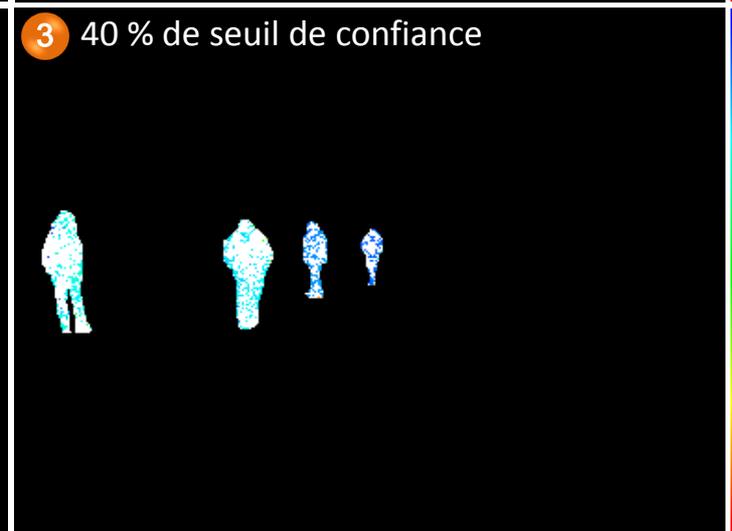
2 ACI + PCST + DCMP



4 PCS



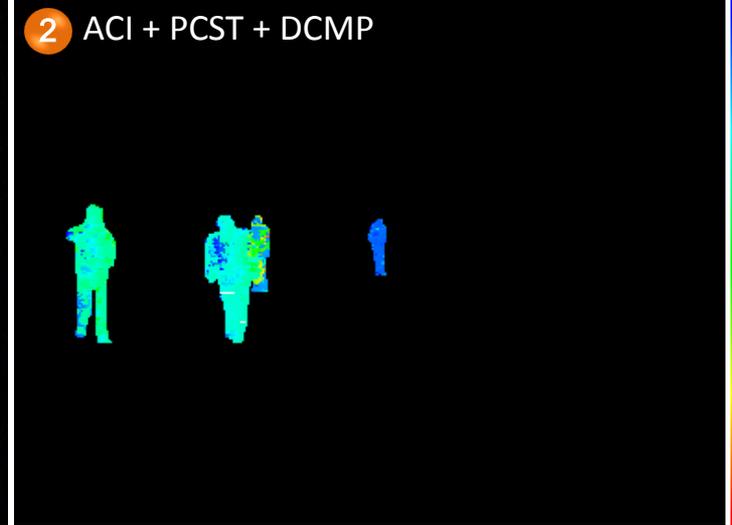
3 40 % de seuil de confiance



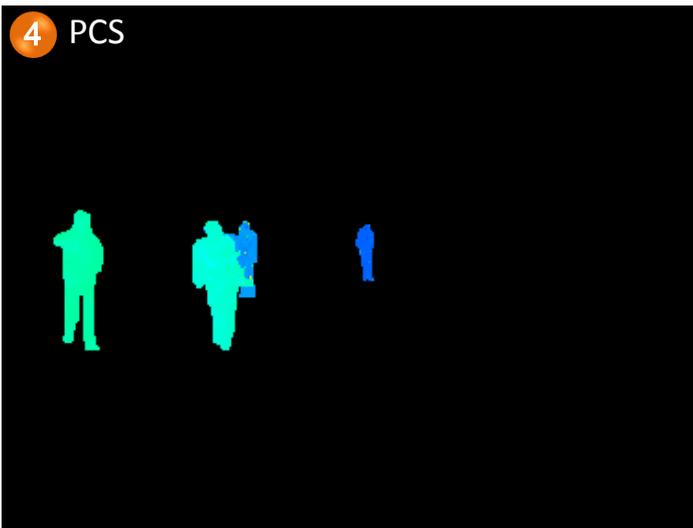
1 Image originale



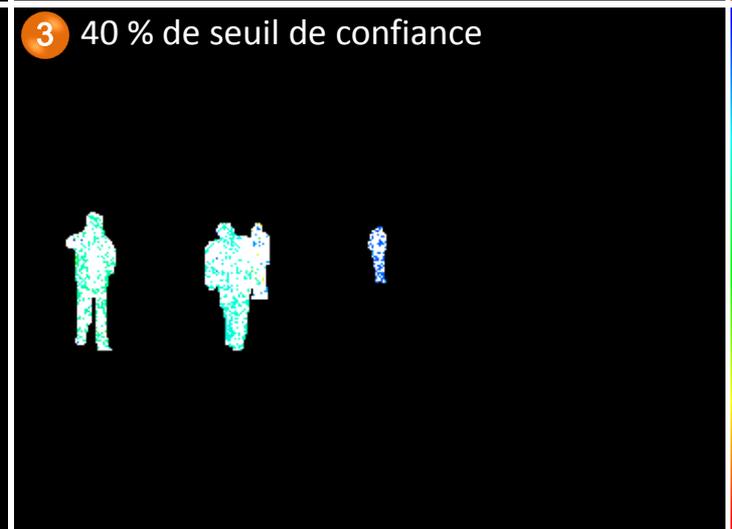
2 ACI + PCST + DCMP



4 PCS



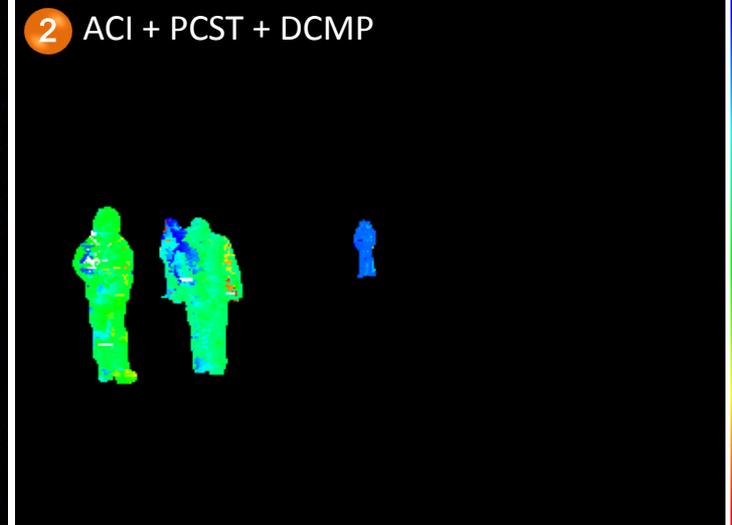
3 40 % de seuil de confiance



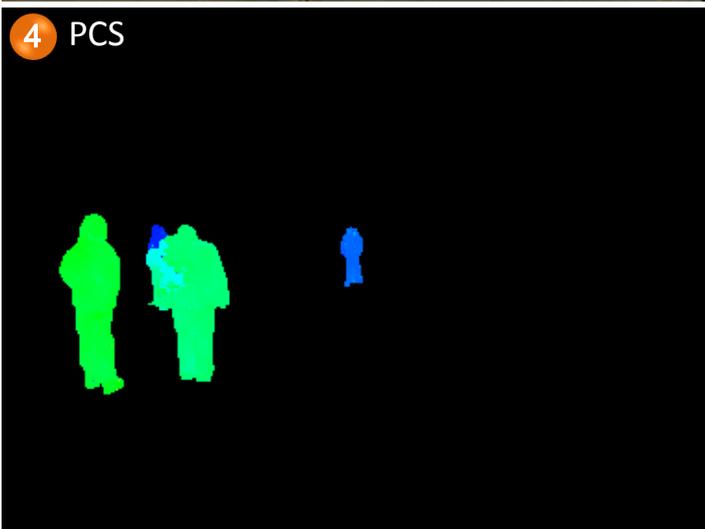
1 Image originale



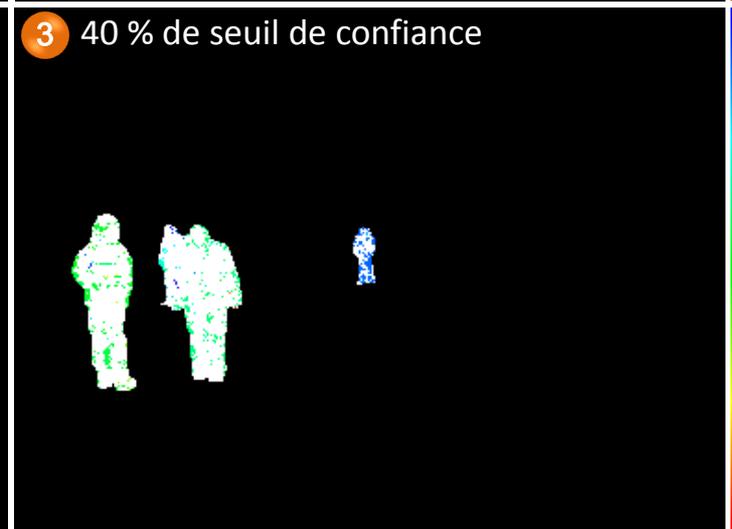
2 ACI + PCST + DCMP



4 PCS



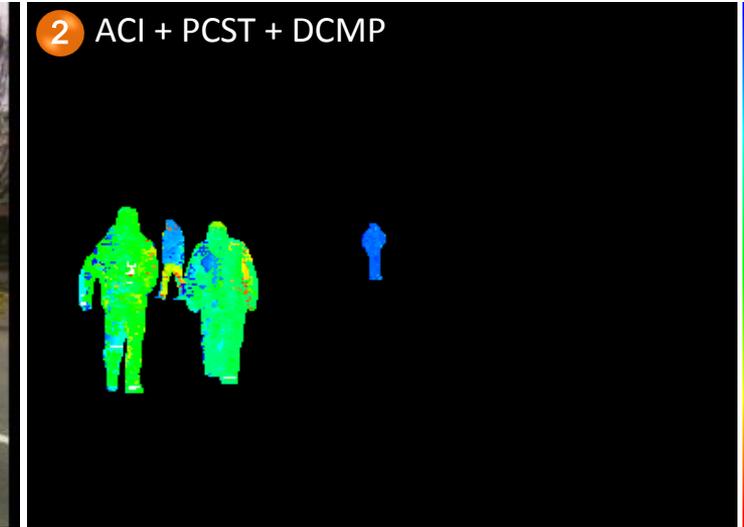
3 40 % de seuil de confiance



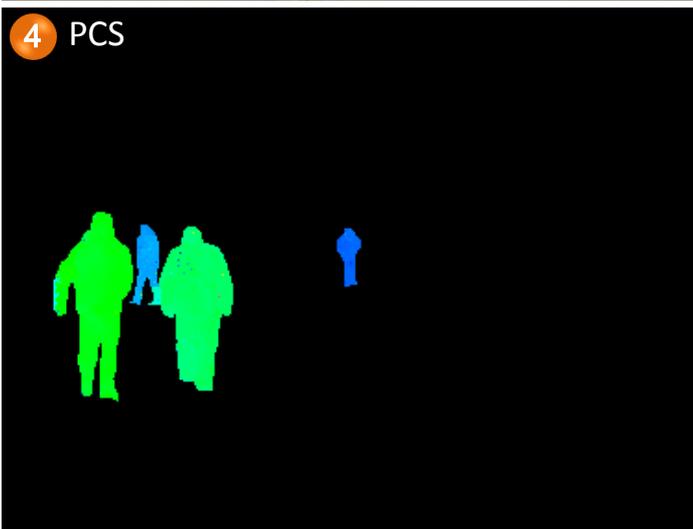
1 Image originale



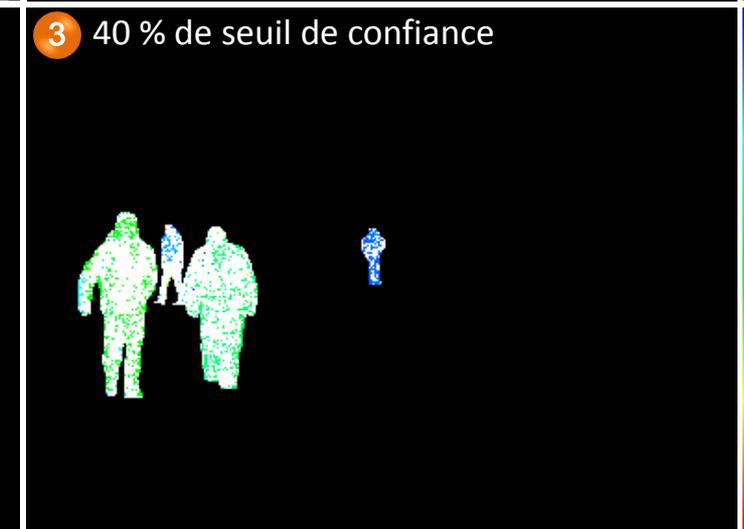
2 ACI + PCST + DCMP



4 PCS



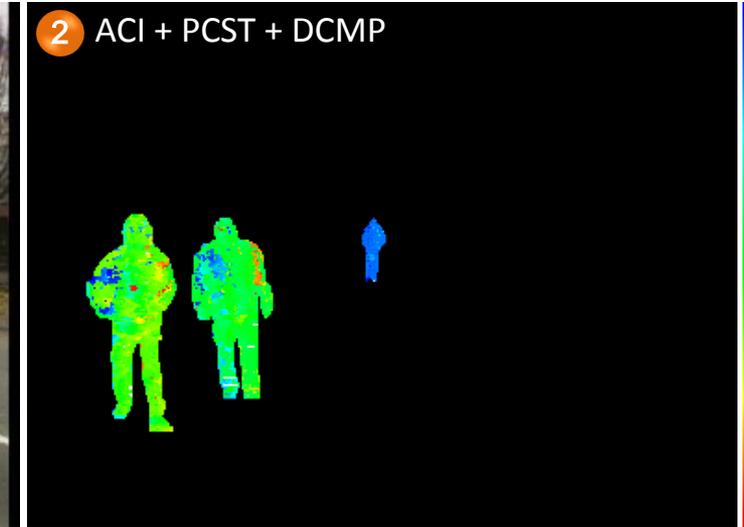
3 40 % de seuil de confiance



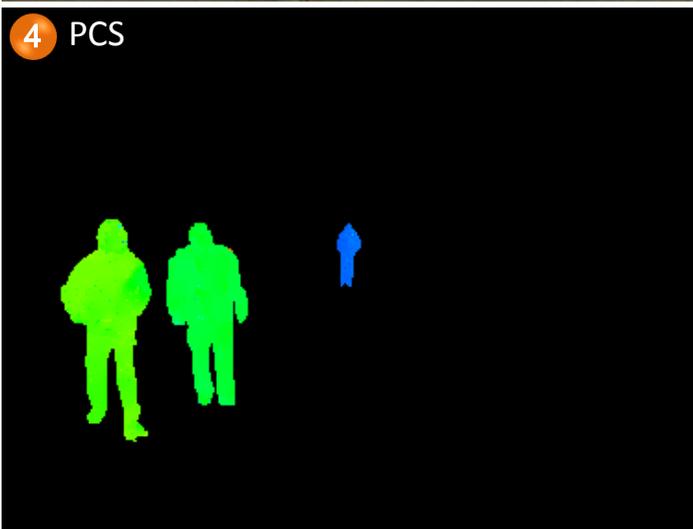
1 Image originale



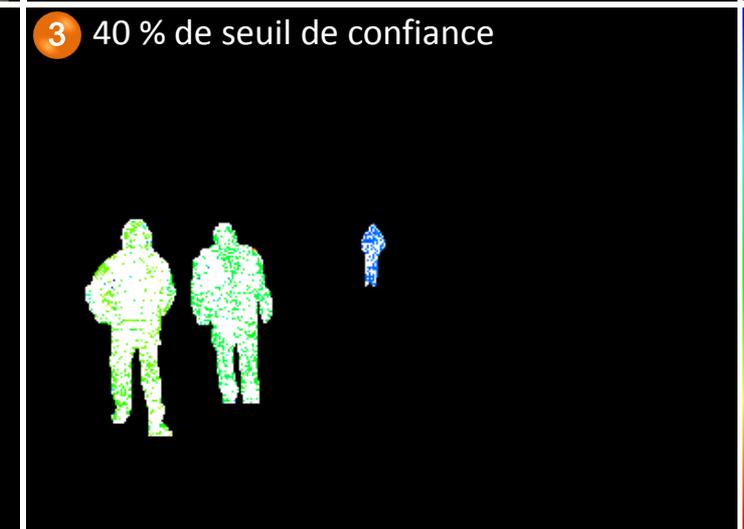
2 ACI + PCST + DCMP



4 PCS



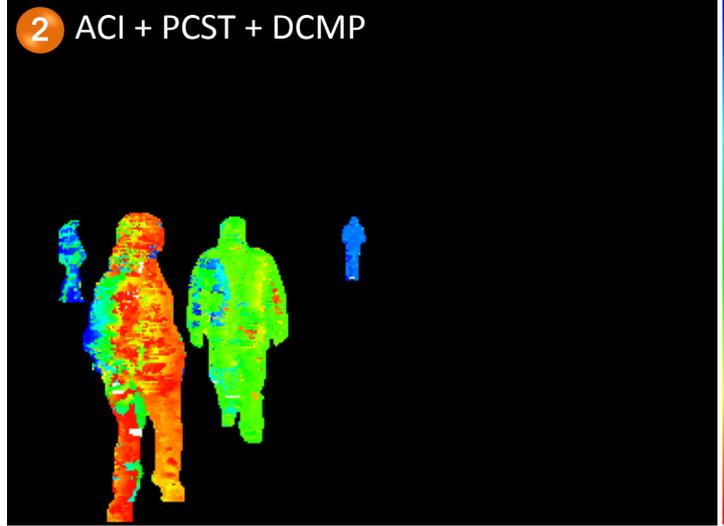
3 40 % de seuil de confiance



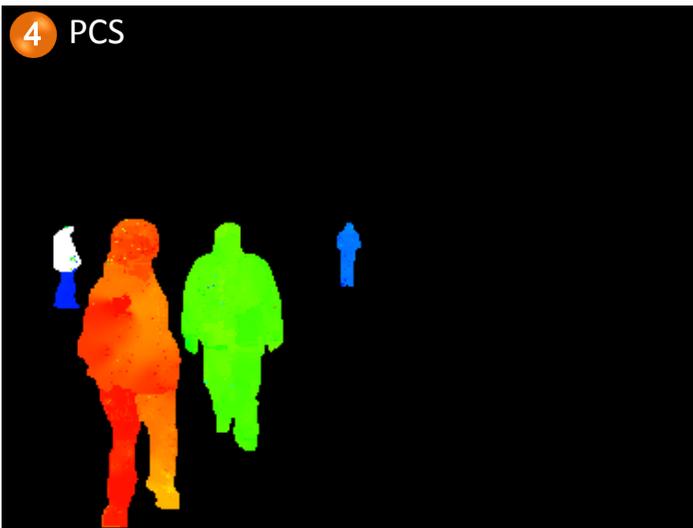
1 Image originale



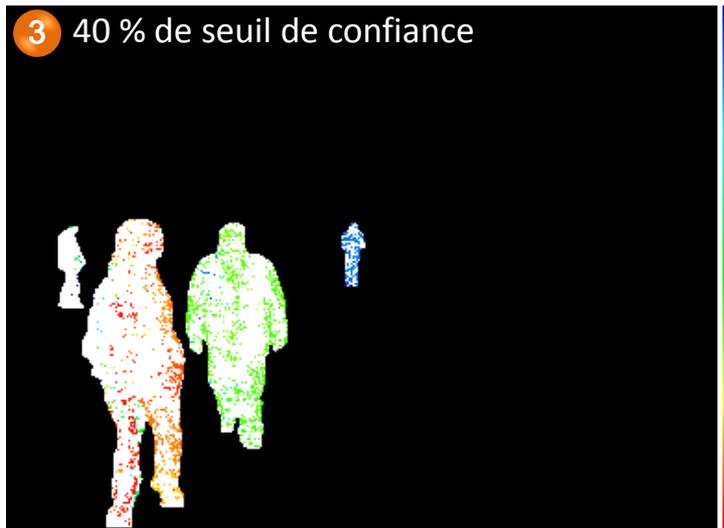
2 ACI + PCST + DCMP



4 PCS



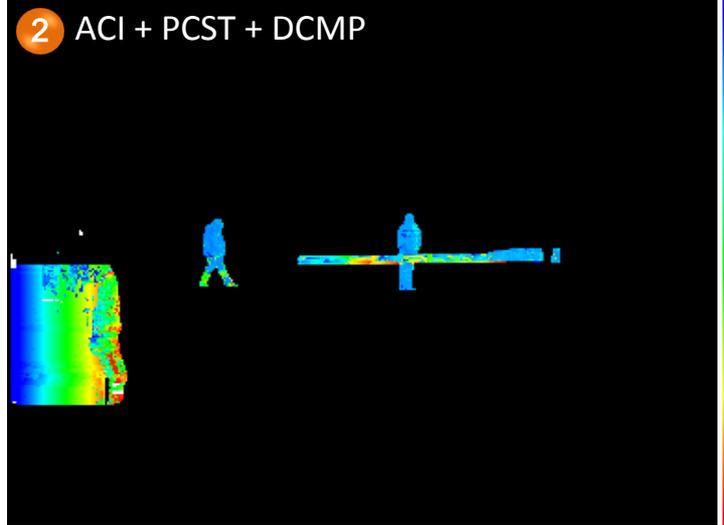
3 40 % de seuil de confiance



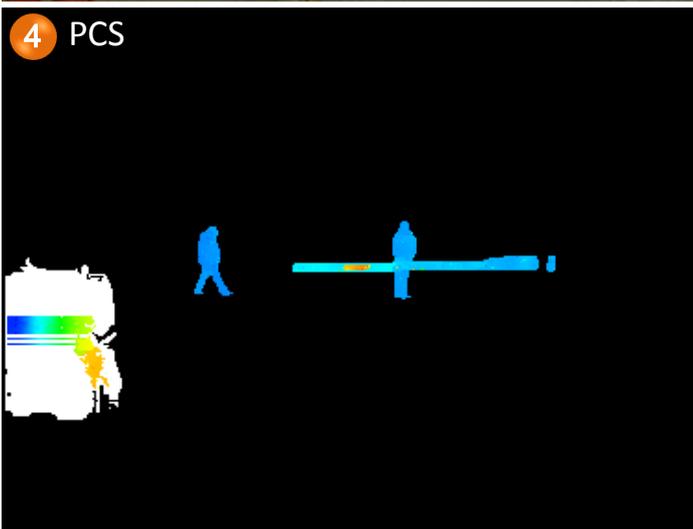
1 Image originale



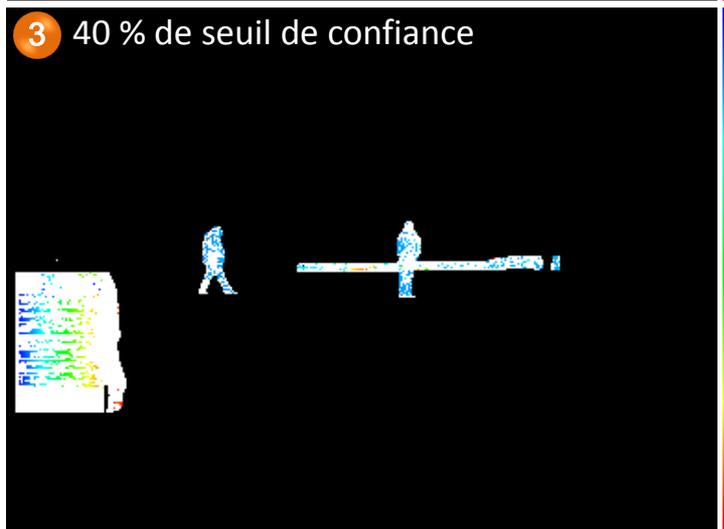
2 ACI + PCST + DCMP



4 PCS



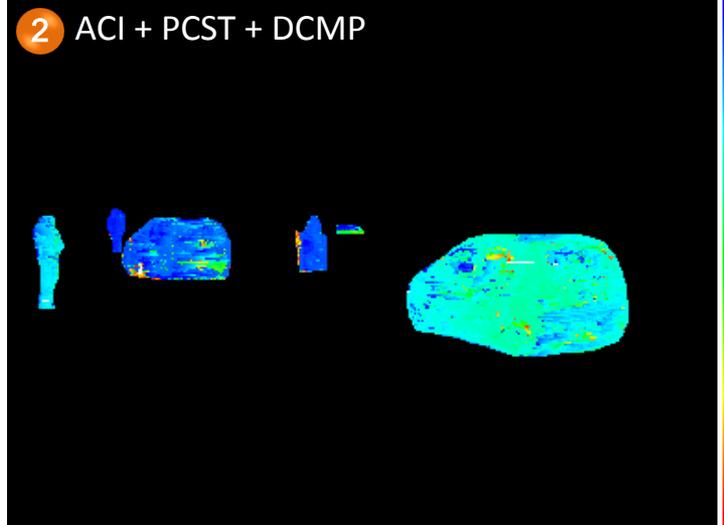
3 40 % de seuil de confiance



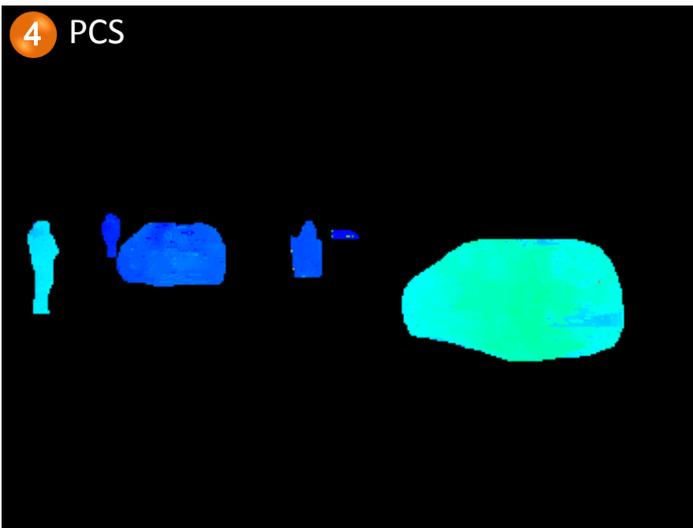
1 Image originale



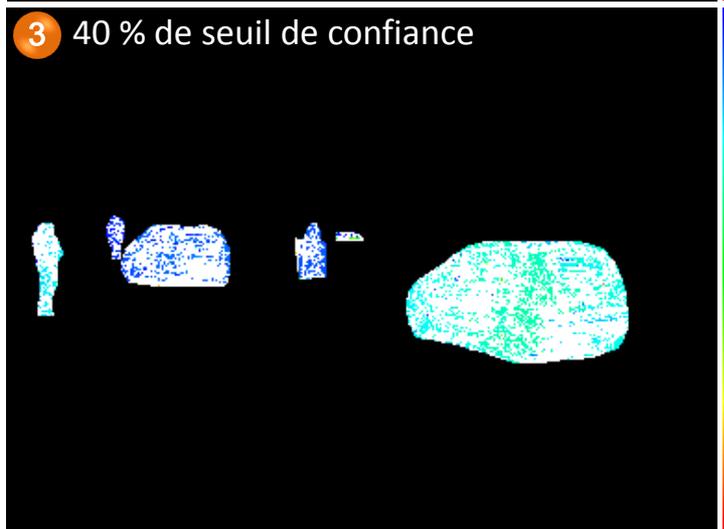
2 ACI + PCST + DCMP



4 PCS



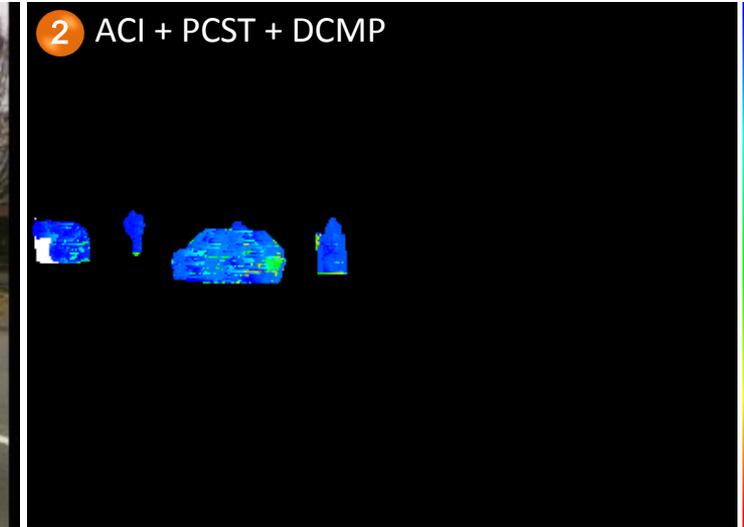
3 40 % de seuil de confiance



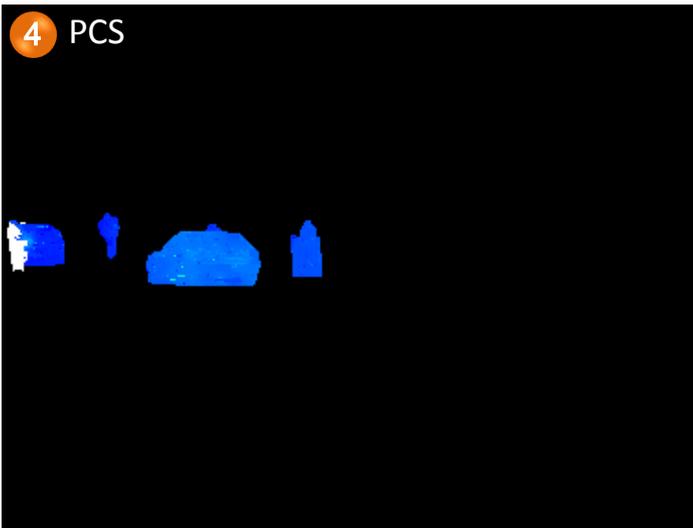
1 Image originale



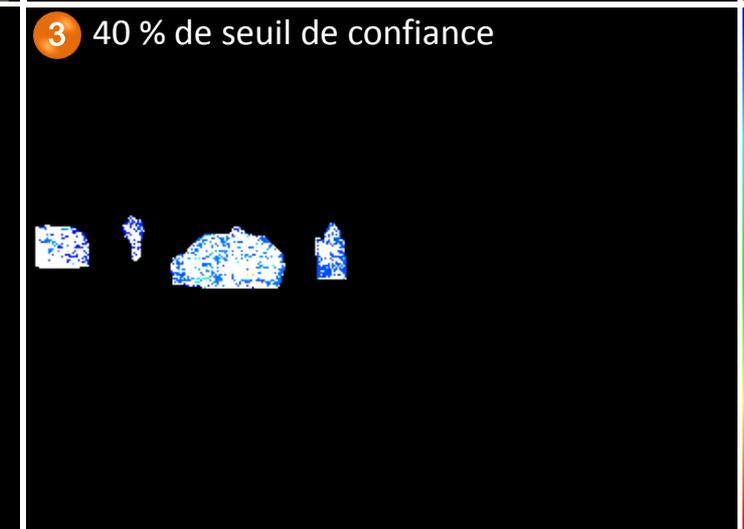
2 ACI + PCST + DCMP



4 PCS



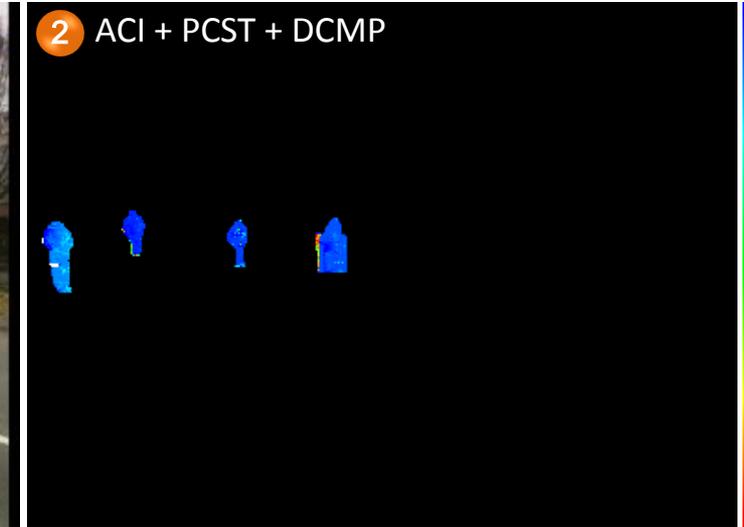
3 40 % de seuil de confiance



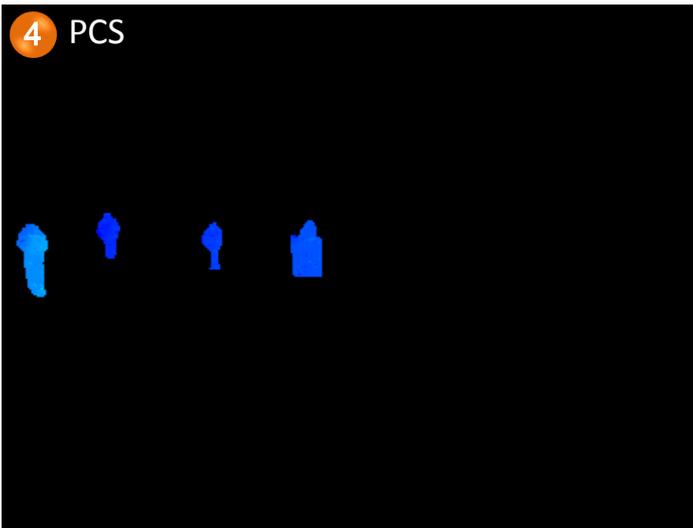
1 Image originale



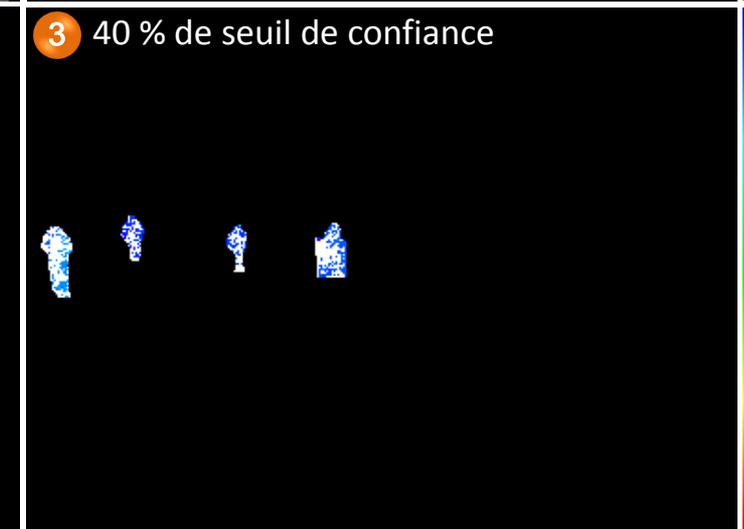
2 ACI + PCST + DCMP



4 PCS



3 40 % de seuil de confiance



Conclusion

- Une nouvelle méthode d'extraction des régions affectées par du mouvement basée sur l'**ACI** et un **Filtrage Spatio-temporel** basé sur **Propagation de Croyance**.
- Développement d'une nouvelle **fonction de dissimilarité** locale.
- Evaluation de la qualité d'appariements par une nouvelle **fonction de confiance**.
- Développement d'un nouvel algorithme d'appariement basé sur la **propagation de croyance sélective**.
- **Validation** sur des bases de données **académiques** et **réelles**.

● Perspectives

● Scientifiques

- ▶ Amélioration de la fonction de corrélation locale par, soit une pondération des segments, soit dans le choix de la forme de la fenêtre d'agrégation.
- ▶ L'intégration de la contrainte temporelle dans le même cadre général.
- ▶ Application de la fonction locale sur des points d'intérêts.

● Applicatifs

- ▶ Reconnaissance et suivi d'objets pour l'identification des scénarios dangereux.
- ▶ La communication de l'état des PN aux usagers.
- ▶ Traitement hors lignes : analyse statistique.

