			_
			_
			_
			_
IMN638 - CHAPITRE 1 MODULE 2 INTERACTION VISUELLE Automne 2012 - Université de Sherbrooke	NUMÉRIQUE		
Automine 2012 - Université de Silerbrooke			_
			_
9/1/2013		1	_

9/1/2013

Sommain

- · Processus d'interaction visuelle
- · Classification des marqueurs visuels
- Outil pour la détection marqueur
- Segmentation d'image en 2 classes
- Détection de marqueurs planaires
 - Détection de contour en temps interactif
 - Détection d'orientation et calcul
 de transformation
- Détection de marqueurs topologiques
 - Remplissage des régions
 - Construction de l'arbre d'adjacence
 - Encodage d'information
- Détection de marqueurs ponctuels
- Contextes d'utilisation



Marqueurs ARTag - MRL McGill (2007



Marqueurs topologiques – Bencina et al. (2005)

9/1/20

Introduction

Dans le cadre de ce module, nous verrons quelques méthodes d'interaction visuelle. L'interaction visuelle se caractérise par une interaction avec l'application via une vidéo ou un film en temps interactif.

Pour rendre le tout possible en temps interactif, certains raccourcis doivent être pris pour compenser des lacunes de performances de l'analyse de vidéo habituelle. Un de ces raccourcis est l'utilisation de marqueurs visuels, qui génèrent un à priori permettant au système de détecter certains éléments précis de la scène filmée très rapidement.

Prenons note qu'il existe certaines méthodes d'interaction visuelle sans marqueur telles que des méthodes de détection de visages ou, plus récemment, de structures articulées humanoïdes. Ces méthodes ne seront pas couvertes dans le cour car elles nécessitent des connaissances approfondies en analyse de vidéo (IMMS59).

3

INTERACTION VISUELLE NUMÉRIQUE

				Ш
PROCESSUS	'INTERACTIO	ON VISUELLE		
				ı
9/1/2013			4	

Le concept général de l'interaction visuelle est d'acquérir de l'information d'interaction visuellement (à l'aide d'une caméra par exemple), de traiter cette information, puis de modifier le système interactif en tenant compte de cette dernière.

Dans le cas précis du cours, nous nous intéresserons plus précisément à l'**interaction** visuelle avec marqueur. L'interaction avec marqueur visuel est une famille d'interaction où les actions et entrées interactives du système sont **transmises à** l'aide d'objets physiques (par exemple des formes aux caractéristiques prédéfinies, des lumières d'une certaine couleur, etc.) possédant des caractéristiques visuelles particulières.

Ces formes, appelées des marqueurs visuels, sont spécialement conçues pour être **détectable rapidement et de manière robuste** par le système d'acquisition et de traitement. De l'information est extraite de ces marqueurs afin de modifier

Le processus d'interaction visuel reste commun pour tous les systèmes fonctionnant à base de marqueurs visuels. Là où un système se démarque d'un autre n'est pas dans le processus, mais plutôt au niveau des algorithmes utilisés dans le processus pour la détection.

Un **processus d'interaction** conventionnel avec un marqueur possède les étapes suivantes :

- Acquisition de l'image ou de la vidéo
 Filtrage et traitement des données acquises
 Détection ou rejet des marqueurs potentiels
- Mise à jour de l'environnement de simulation
- Restitution de l'environnement modifié (affichage)

Le point 5 sera le sujet principal de notre chapitre 2 et du module 1.3. Dans le cadre de ce chapitre, nous nous concentrerons principalement sur les point 2 et 3.

-	

	9/1/2013
Marqueurs visuels	
La qualité d'un système de marqueur visuel se caractéristiques, soit :	e définie en fonction d'une série de
Caractéristiques quantitatives :	Caractéristiques qualitatives :
Quantité d'information (entropie) du marqueur	Nature de l'information transmise Stabilité de la détection
Robustesse de détection angulaire	Média de transmission visuelle
Robustesse de détection homographique	Nature et coût du ou des capteur requis
• Robustesse de détection selon la distance	
Robustesse au flou de mouvement	
Résistance à la déformation	
Résistance à l'occultation	
Taux de détection de faux positifs	

Taux de détection de faux négatifs
Taux d'erreur inter-marqueur

Classification des marqueurs visuels	INTE	
Il existe plusieurs types de marqueurs différents répartis dans diverses familles. Les familles les plus importantes sont :	RACTION V	
Marqueurs ponctuels (ou unis) Ponctuels actifs Ponctuels passifs	Interaction Visuelle Numérique	
Marqueurs planaires Marqueurs à encodage binaires Marqueurs à encodage par motif Marqueur à encodage géométrique quelconque	ÉRIQUE	
Marqueurs topologiques Ceci étant dit, les marqueurs topologiques, bien que planaires, possèdent des caractéristiques complètement différentes des autres types de marqueurs planaires. Nous les considérerons donc dans une classe séparée.		
10		
Classification des marqueurs visuels	INTE	
Il existe plusieurs types de marqueurs différents répartis dans diverses familles. Les familles les plus importantes sont :	RACTION V	
Marqueurs planaires Marqueurs à encodage binaires Marqueurs à encodage par motif Marqueur à encodage géométrique quelconque	Interaction Visuale Numérique	
Marqueurs topologiques	ÉRIQUE	
Marqueurs ponctuels Ponctuels actifs Ponctuels passifs		
Dans le cadre du cours, nous étudierons en détail les marqueurs planaires à encodage binaire , les marqueurs topologiques et les marqueurs ponctuels .		
п		
ı		
OUTIL POUR LA DÉTECTION DE MARQUEUR		
9,0,0013		

9/1

Outils de détection de marqueu

Comme vous pourrez le constater, les marqueurs visuel possèdent habituellement une forme et une couleur particulière. Dans le cas de marqueurs planaires ou topologiques, les marqueurs sont souvent dits **binaires**, soit **entièrement constitués de noir et de blanc**.

Une étape importante pour la détection de marqueur est d'isoler le marqueur des éléments non pertinents de la scéne. Dans cette optique, il devient important de maximiser les caractéristiques du marqueur pour favoriser sa détection. Dans notre cas, ceci consistera à maximiser rapport de contraste entre les régions blanches et noires



Pour maximiser le rapport de contraste entre le noir et le blanc, la technique la plus directe est de procéder à une segmentation en deux classes de notre image. À défaut d'avoir déjà détecté la région de l'image où se situe le marqueur (nous sommes encore au début du processus) la segmentation deux classe s'effectue sur toute l'image.

13

1/2013

Segmentation days classes

Puisque nous devons effectuer une analyse en temps interactif, l'objectif est d'avoir une segmentation correcte et rapide plutôt que précise. Notons que la couleur même des marqueurs qui favorise déjà un contraste noir/planc donne un à priori de couleur nous permettant d'utiliser un algorithme de segmentation moins performant.

La technique employée pour la segmentation sera donc habituellement un simple seuillage puisqu'il donne des résultats suffisamment précis pour la tâche à accomplir et reste rapide.

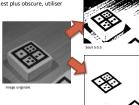
Pseudo-Code :

Segmentation deux classes

Notre premier réflexe serait de fixer le seuil à une valeur intermédiaire de 0.5 par exemple et simplement seuiller l'image directement. Ceci étant dit, le meilleur seuil d'une image dépend plutôt de l'éclairage ambiant de la scène acquise, du capteur, du contraste de l'appareil de détection, etc.

Par exemple, si notre image possède un histogramme de couleur particulier, par exemple si la scène filmée est plus obscure, utiliser un seuil de 0.5 pourrait être une erreur.





la valeur recherchée

eraction Visuelle Numérique

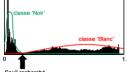
5

Segmentation deux classes

La question se pose donc, comment peut-on déterminer le meilleur seuil possible pour une image dont le contenu est inconnu?

Une approche serait de **tester toutes les valeurs de seuil possibles** et trouver pour quel seuil l'énergie globale après seuillage est minimisée. Ceci étant dit, **le processus serait long**, ce qui ne répond pas à nos contraintes d'analyse en temps interactive.

Une approche préférable est de prendre un raccourci mathématique et de poser un modèle probabiliste de la distribution des pixels de notre image. Pour le cas de la segmentation, nous supposerons que l'histogramme de couleur de l'image peut se diviser en deux classes (blanc et noir), et que la distribution de chaque classe se modélise par une loi gaussienne. Les deux classes ost non determinées par deux gaussiennes.



Une modélisation de ce type s'appelle une modélisation par mixture de gaussiennes et est très utilisée en analyse d'image. Cette modélisation ne sera qu'un simple estimé de la varied distribution de couleur de l'image mais donnera néanmoins un seuil beaucoup plus adapté que le seuil fixe à mi-chemin du spectre de couleur.

9/1/2013

Segmentation deux classes

La segmentation par mixture de gaussienne consiste donc à faire correspondre deux cloches gaussiennes à notre histogramme, et déterminer le point d'intersection entre ces gaussiennes. Ce point d'intersection correspondra ensuite à notre seuil.

Théoriquement, le point d'intersection entre nos deux gaussiennes, dans un contexte de mixture, serait donné tel que :

$$\frac{P(blanc)}{\sigma_{blanc}\sqrt{2\pi}}e^{\frac{\left(s-H_{blanc}\right)^2}{2\sigma_{blanc}^2}} = \frac{P(noir)}{\sigma_{noir}\sqrt{2\pi}}e^{\frac{\left(s-H_{blanc}\right)^2}{2\sigma_{noir}^2}}$$

Puisque nous utiliserons l'algorithme des **K-moyennes** pour déterminer la moyenne et l'écart-type, nous poserons cependant l'hypothèse que la probabilité d'avoir un pixel blanc *P(blanc)* et la probabilité d'avoir un pixel noir *P(noir)* sont égales, **on fixe donc leurs valeurs à 1.** (Ou à 0.5, le tout est équivalent dans l'égalité.)

17

Segmentation deux classes

Pour commencer, nous savons qu'une distribution gaussienne correspond à la fonction suivante:

$$f(x) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}}e^{-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}}$$
 (1)

Dans la mesure où x représente un niveau de gris dans l'histogramme, nous remarquons que les deux seuls inconnus sont l'écart type σ et la moyenne $\mu.$

Il faut donc trouver un moyen de déterminer σ et μ pour chacune de nos deux gaussiennes sur l'histogramme.

18

VISUELLE NUMÉRIQUE

:

9/1/201

La partie non-triviale de la modélisation revient donc à trouver un écart-type et une moyenne suffisamment précis pour déterminer la gaussienne de chacune de nos

On sait que l'écart type, pour une série de valeur finie X, est donné tel que :

$$\sigma_X = \sqrt{E[(X - E[X])^2]} = \sqrt{E[X^2] - E[X]^2}$$
 (2)

Où E dénote l'espérance*.

*Notons qu'on parle ici d'espérance et d'écart type plutôt que de moyenne et puisque les couleurs sont aléatoires et ne suivent pas réellement une gaussienne. Ceci cause d'ailleurs une certaine incertitude au niveau du seuil.

Segmentation deux classes

Dans notre cas, on souhaite estimer l'écart type de chacune de nos classes (qu'on notera $X = \{blanc, noir\}$). Chaque classe possède donc un nombre fini de n éléments (pixels dans l'image). On a donc :

$$\sigma_X = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \overline{x})^2}$$

Où

$$\overline{x} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n} x_{i}$$
 (4)

On réalise donc qu'au final, l'écart type dépend exclusivement de la moyenne.

Estimer la moyenne dans notre cas reviens à trouver la couleur moyenne de chaque classe (classe noir et classe blanc).

Il existe différents algorithmes pour estimer la moyenne de K classes différentes. Dans notre cas, nous prendrons un classique du baccalauréat en imagerie (et de pas mal tout le reste de la planète qui fait de l'imagerie en fait), et nous utiliserons l'algorithme des K-Moyennes qui demeure simple et bien connu.

À titre de rappel, les étapes de l'algorithme sont les suivantes :

- 1. On crée autant de barycentres qu'il y a de classes à trouver.
- 2. On associe chaque pixel de l'image à un des barycentres qu'on choisi au hasard.
- Pour chaque barycentre, on calcule la moyenne de couleur de tous les pixels qui lui sont
- associés et on assigne la couleur moyenne au barycentre en question. Si la moyenne de couleur des barycentres n'a pas changé depuis l'itération précédente, on arrête l'algorithme et les valeurs de barycentres sont nos moyennes. Sinon, on continue à
- 5. On associe chaque pixel au barycentre le plus près de sa valeur.
- 6. On retourne à l'étape 3.

9/1/2013			
Segmentation deux classes			
L'algorithme des K-moyennes effectué, les pixels de l'image ont été divisés en deux classes, soit une classe « noir » et une classe « blanc ».			
À l'aide de l'équation (4), on peut retrouver la moyenne pour chaque classe,. Cette moyenne sera utilisée pour définir la gaussienne qui caractérise chaque classe.			
À l'aide de l'équation (3), on peut trouver l'écart-type de chaque classe, écart-type qu'on utilise encore une fois pour définir la gaussienne de chaque classe.			
classe 'Noir' classe 'Blanc' 1.0			

Segmentation deux classes

Une fois les deux classes obtenues, classer un pixel d'une image dans une des deux classes peut s'effectuer de deux façons :

- On trouve le point d'intersection entre les deux gaussiennes, ce point d'intersection est le seuil et on compare les valeurs de pixel par rapport à celuiri
- On ne détermine pas directement le seuil, on évalue plutôt la valeur pour chaque gaussienne à la couleur du pixel désiré. On place le pixel dans la classe pour laquelle la valeur est la plus grande des deux.

23

Segmentation deux classes

Note théorique :

Notons que la détermination du seuil en utilisant l'algorithme des K-moyennes est une méthode offrant des résultats peu précis étant donné l'hypothèse P(blanc) = P(noir) émise à l'acétate 17. Aussi, le comportement de l'algorithme des K-moyennes ne tient pas compte des écart-types des distributions, ce qui constitue une autre hypothèse qui approxime le problème.

Pour obtenir de meilleurs résultats, il faudrait utiliser des méthodes plus complètes, tel que la méthode des « Soft K-Means » ou la méthode « Expectation Maximisation », qui permettent d'estimer les écart-types, probabilité et moyennes des classes dans l'algorithme même.

Ces méthodes sont abordées en détail dans le cours IMN559.

9/1/201	13			
Segmentation deux classes	_			
Dans un contexte pratique, la segmentation automatique serait utilisée de cette façon :	RACTION	_		
1. On démarre le système de réalité virtuelle.	VISUEL	_		
On prend une image de la scène avec notre caméra vidéo.	IE NO	_		
On modélise les deux classes sur l'image à l'aide de gaussiennes en effectuan l'algorithme des K-moyennes.	INTERACTION VISUELLE NUMÉRIQUE	_		
On pré-calcule le seuil en calculant l'intersection entre les gaussiennes et or conserve ce dernier en mémoire.	1	_		
5. On démarre la simulation en réutilisant le seuil pré-calculé pour chaque image subséquente de la vidéo. Le seuil demeure correct si les conditions d'éclairages ou le contenu général de la scène ne change pas outre mesure.		_		
В				
		_		
9/1/201	13			
Segmentation deux classes	INTER			
Quelques petites notes d'implémentation :	INTERACTION VISUELLE NUMÉRIQUE			
Note 1: Cette méthode de détermination du seuil en vue de la détection de	s Vis	_		
marqueurs fonctionne bien pour déterminer le seuil au début d'une session où les couleurs de l'environnement ne changeront pas beaucoup. (Éclairage, arrière-plan	, velle			
etc.) Si l'environnement change, le seuil perd sa pertinence. Une approche souvent utilisée pour s'assurer que le seuil reste correct est de	NUMB	_		
prendre une image toutes les 3 ou 4 secondes et d'effectuer le calcul d'un nouveat seuil parallèlement à l'application principale, en l'étalant sur une plus longue durée de temps de manière à ne pas affecter les performances outre mesure.	RIQUE			
Note 2 : Dans la mesure où les marqueurs à détecter sont uniquement composés de blanc et de noir, une pratique courante pour favoriser la bonne détection es	t	_		
d'augmenter la luminosité des images acquise sur le capteur directement. Le capteur gardera habituellement les noirs noir et les blancs seront mieux définis Faire le même processus au niveau logiciel revient à effectuer un ajustement de contraste et n'offre pas d'amélioration intéressante.	i.	_		
_				
26		_		
		_		
		_		
		_		
		_		
DÉTECTION DE MARQUEURS PLANAIRES		_	 	
		_		
		_		
9/1/2013 27				

Les marqueurs planaires, tels que nous les verrons dans le cours, sont des marqueurs ayant un motif imprimé sur une surface (habituellement rigide). Le motif imprimé sur la surface possède habituellement une forme géométrique précise (carré, rectangle, cercle) et des structures visuelles prédéterminées. La forme géométrique non-triviale du marqueur et du motif qu'il contient favorise leur détection et transmet de l'information. Les marqueurs planaires se caractérisent d'ailleurs par le fait qu'il est possible d'utiliser leur forme non-triviale pour retrouver leur information de positionnement spatial (rotation, translation).

La détection des marqueurs planaires s'effectue généralement en 5 étapes. Chacune des étapes exceptée la première sera détaillée dans les acétates à venir.

- 1. Segmentation en deux classes des couleurs de l'image. (Vue à la section
- 2. Détection des contours principaux de l'image.
- 3. Regroupement des pixels de contour en segments et en formes.
- 4. Filtrage des formes détectées.
- 5. Lecture des données du marqueur/calcul de la transformation.











Détection des contours :

En pratique, on pose une heuristique très simple pour détecter les contours et cette dernière s'avère amplement suffisante puisque nous avons déjà transformé l'image en image binaire avec l'étape de segmentation en deux classes. (Notons que le tout fonctionne dans notre cas car on souhaite détecter les contours des marqueurs qui sont eux-mêmes noir et blanc. N'essayez pas d'utiliser cet algorithme pour détecter des contours généraux, vous allez être déçu.)

Pseudo-code:

```
si 1(x,y) := 1(x+1,y) ou 1(x,y) := 1(x,y+1)
```

Détection de marqueurs planaires

Image avec seuillage puis ensuite avec la détection de contour :

Détection de marqueurs planaires

Image avec seuillage puis ensuite avec la détection de contour :

Disputible en niveaux de l'acceptance de détection de contour de l'agentime de détection de contour de l'Agentime de détection de contour de l'agentime de détection de contour de l'acceptance de détection de contour de l'agentime de détection de l'agentime de d

9/1/2013

Détection de marqueurs planaires

Conversion des contours en segments :

Dans le but final d'identifier nos marqueurs dans l'image, il faut d'abord déterminer la présence ou non de marqueurs. Pour ce faire, on **exploite le fait que nos marqueurs ont une forme particulière** (pour notre exemple ce sont des quadrilatères) et nous tentons d'identifier cette forme dans l'image.

Afin de pouvoir identifier les quadrilatères, il faut d'abord être en mesure d'identifier les différents segments de ligne droite présents dans notre image.

Il existe une multitude de méthodes pour convertir des pixels de contours en segments. Dans notre cas, nous étudierons l'algorithme de « décomposition et fusion » (traduction libre de l'anglais « Split and Merge algorithm »).

32

9/1/2013

Détection de marqueurs planaires

Algorithme de décomposition et fusion :

L'algorithme de décomposition et fusion est spécialement utilisé en vision par ordinateur pour segmenter une image. Les étapes de décomposition et de fusion peuvent cependant être généralisées pour que l'algorithme puisse fonctionner avec des segments de droite.

Globalement, l'algorithme se divise en deux phases distinctes, une phase de décomposition et une phase de fusion. Pour la détection de segments de droite, les deux phases sont les divines de droite, les deux phases sont les divines de droites.

- 1. On sépare récursivement un contour en plusieurs sous-contours tant que tous les sous-contours ne sont pas des segments de droite. (C'est la phase de décomposition.)
- Une fois les contours séparés en segments de droite, on tente de recombiner tous les contours interconnectés dont les segments sont parallèles deux à deux afin de former des segments plus long (C'est la phase de fusion).

Une fois la fusion effectuée, on se retrouve avec une série de segments de droite. (Chaque segment est constitué de deux points sur le plan image.)

33

INTERACTION VISUELLE NUMÉRIQUE

En détail, voici les étapes de l'algorithme de séparation/recombinaison pour former des segments de droite : Phase de décomposition : 1. Trouver un pixel de contour (blanc) non exploré, suivre de pixel en pixel jusqu'à

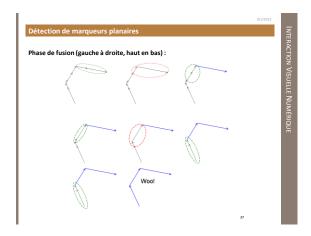
- revenir à un pixel déjà exploré ou jusqu'à ce qu'il n'y ait plus de voisin. (Utiliser les 8 voisins plutôt que les 4 voisins.) La liste des pixels explorés est un contour. 2. Créer un segment de droite passant par le premier et dernier point du contour.
- 3. Calculer la distance moyenne entre les pixels du contour et leur point le plus près sur le segment de droite.
- 4. Si la distance moyenne dépasse un certain seuil (fixé relativement bas), séparer le contour en deux sous-contours, conserver les relations de connexion entre les contours et effectuer récursivement les étapes 2 à 4 sur chaque sous-contour. Sinon, aller à l'étape 5.
- 5. Retourner à 1 s'il reste des contours non explorés, sinon terminer l'algorithme.

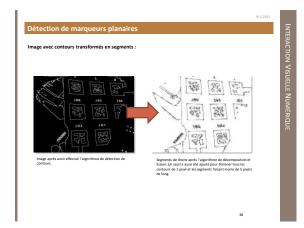
Phase de décomposition (gauche à droite, haut en bas) :

Une fois la décomposition effectuée, on remarque que certains segments de droites ont été séparés en sous-segments par l'algorithme. Retrouver les segments de droits les plus longs possible , on fusionne les sous-segment qui sont du même segment de

Phase de fusion :

- 1. On sélectionne un segment au hasard.
- 2. On normalise le vecteur formé par le segment.
- 3. Tant qu'il reste des voisins connectés au segment
 - 3.1 On choisi un des voisins
 - On normalise le vecteur formé par le segment du voisin 3.2
 - On effectue le produit scalaire entre le vecteur du segment courant 3.3 et celui du voisin.
 - Si le produit scalaire est suffisamment près de 1 (ou -1), on combine le voisin au segment courant et on ajoute le voisin du voisin à la liste courante des voisins. Sinon, on enlève le voisin de la liste des voisins.
- 4. S'il reste des segments non-parcourus par la recombinaison, retourner à l'étape 1. Sinon, terminer.





as de de 4 et ne dant er la ueur

Détection de marqueurs planaires

Filtrage des formes détectées :

Le filtrage des formes détectées s'effectue relativement simplement. Dans le cas de marqueurs carrés, on cherche dans tous les segments détectés des groupes de 4 segments inter reliés de façon à former un cycle. Cette étape est très rapide et ne demande pas d'analyse supplémentaire. Elle peut même être effectuée pendant l'étape de fusion lors de la conversion des contours en segments. Afin d'éviter la détection de quadrilatères trop petits, il est possible de mettre un seuil de longueur minimale pour les côtés du quadrilatère.

Il est difficile d'ajouter des heuristiques supplémentaire pour filtrer un peu plus les formes détectées puisque les marqueurs peuvent être perçu différemment selon leur angle par rapport à la caméra (déformation due à une homographie).

Finalement, notons que certains systèmes de détection de marqueurs plus avancés ajoutent des heuristiques ou de la morphologie mathématique afin de compléter des quadrilatères incomplets. Ces heuristiques ne seront pas couvertes dans le cours et elles doivent souvent faire l'objet de paramétrage manuel.

Image d'exemple avec les quadrilatères détectés : (Dans notre cas, on évalue la taille minimale de détection comme étant la taille minimale requise pour que l'intérieur du marqueur puisse être lu correctement.)

Les étapes précédentes permettaient de déterminer la présence ou non de marqueurs et leur position dans l'image. Ceci étant dit, la caméra n'est pas nécessairement parfaitement alignée avec ces marqueurs. Il peut en effet y avoir une transformation projective entre le marqueur et la caméra.

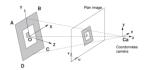
À ce stade du processus, il devient donc utile de déterminer le positionnement spatial du marqueur afin de créer un parallèle entre les marqueurs filmés et l'environnement physique de l'interaction. L'objectif ici sera de calculer une matrice de transformation qui permettra de passer de l'image filmée à un espace 3D définissant notre environnement de simulation.

Une fois la matrice trouvée, elle pourra être utilisée pour déterminer les actions de l'utilisateur dans l'espace.

Un exemple d'utilisation de cette matrice est l'ajout d'éléments virtuels 3D surimposés à l'image en réalité augmentée.

Pour trouver la matrice de transformation, on commence par définir notre système. Celui-ci sera composé de trois repères différents :

- 1. L'espace monde. (X, Y,Z)
- 2. L'espace caméra (x,y,z)
- 3. L'espace image (u,v)



Notre stratégie sera de trouver les coordonnées des quatre coins du marqueur en espace monde pour ensuite construire la matrice de transformation de la caméra à partir de ceux-ci.

Calcul de la transformation du marqueur

Pour trouver A, B, C et D en espace monde, on assume que la caméra suit un modèle « Pin-hole ». La relation entre un point en coordonnées image (u,v) et le même point en espace monde (X,Y,Z) <u>par rapport au repère caméra</u> est donc donnée avec les relations suivantes :



$$X = \frac{Z}{fk_u}(u - u_0)$$

$$Y = \frac{Z}{fk}(v - v_0)$$
(1)

Où f est la distance focale et k est la dimension d'un pixel (sur l'axe u et v ici).

Nous partirons de ce modèle pour générer une profondeur arbitraire de nos points en espace caméra pour ensuite utiliser la profondeur arbitraire afin d'évaluer la vraie profondeur de nos points. Une fois la vraie profondeur trouvée, nous utiliserons (1) pour déterminer les composantes X et Y du point du marqueur.

43

Calcul de la transformation du marqueur

Puisque nos marqueurs sont carré, nous pouvons établir la contrainte suivante :

$$\overline{AB} = \overline{DC} \Leftrightarrow \begin{bmatrix} X_B - X_A \\ Y_B - Y_A \\ Z_B - Z_A \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} X_C - X_D \\ Y_C - Y_D \\ Z_C - Z_D \end{bmatrix}$$
 (2)

En remplaçant les X et Y par leur équivalent dans (1), on obtient alors :

$$\begin{bmatrix} \frac{Z_B}{fk_c}(u_B - u_0) - \frac{Z_A}{fk_c}(u_A - u_0) \\ \frac{Z_B}{fk_c}(v_B - v_0) - \frac{Z_A}{fk_c}(v_A - v_0) \\ Z_B - Z_A \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{Z_C}{fk_c}(u_C - u_0) - \frac{Z_D}{fk_c}(u_D - u_0) \\ \frac{Z_C}{fk_c}(v_C - v_0) - \frac{Z_D}{fk_c}(v_D - v_0) \\ Z_C - Z_D \end{bmatrix}$$
(3)

44

Calcul de la transformation du marqueur

On peut ensuite simplifier (3) pour obtenir :

$$\begin{bmatrix} u_{B}Z_{B} - u_{A}Z_{A} \\ v_{B}Z_{B} - v_{A}Z_{A} \\ Z_{B} - Z_{A} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} u_{C}Z_{C} - u_{D}Z_{D} \\ v_{C}Z_{C} - v_{D}Z_{D} \\ Z_{C} - Z_{D} \end{bmatrix}$$
(4)

..

9/1/20

Calcul de la transformation du marqueu

Tel que mentionné plus tôt, nous posons ensuite une profondeur arbitraire. Dans notre cas, nous dirons que la profondeur de A est égale à 1 : (Puisque nous calculons des profondeurs relatives, nous les noterons 2' pour éviter la confusion.)

$$\begin{bmatrix} u_{B}Z'_{B} - u_{A} \\ v_{B}Z'_{B} - v_{A} \\ Z'_{B} - 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} u_{C}Z'_{C} - u_{D}Z'_{D} \\ v_{C}Z'_{C} - v_{D}Z'_{D} \\ Z'_{C} - Z'_{D} \end{bmatrix}$$
 (5)

Connaissant les valeurs pour tous les u et v, il est possible de transformer (5) en un système de la forme AX = B, soit :

$$\begin{pmatrix} u_{B} & -u_{C} & u_{D} \\ v_{B} & -v_{C} & v_{D} \\ -1 & 1 & -1 \end{pmatrix} \begin{bmatrix} Z'_{B} \\ Z'_{C} \\ Z'_{D} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} u_{A} \\ v_{A} \\ -1 \end{bmatrix}$$
 (6)

AG.

9/1/2013

Calcul de la transformation du marqueui

De (6), on résout pour obtenir le système d'équation suivant, nous permettant de trouver nos profondeurs Z relatives:

$$\begin{split} Z'_{B} &= \frac{1}{\delta} [u_{A}(v_{C} - v_{D}) + v_{A}(u_{D} - u_{C}) - (u_{C}v_{D} - u_{D}v_{C})] \\ Z'_{C} &= \frac{1}{\delta} [u_{A}(v_{B} - v_{D}) + v_{A}(u_{D} - u_{B}) + (u_{D}v_{B} - u_{B}v_{D})] \\ Z'_{D} &= \frac{1}{\delta} [u_{A}(v_{B} - v_{C}) + v_{A}(u_{C} - u_{B}) + (u_{B}v_{C} - u_{C}v_{B})] \end{split}$$
(7)

 $\delta = (u_C v_D - v_C u_D) + (u_D v_B - u_B v_D) + (u_B v_C - u_C v_B)$

(Le système en haut est en fait l'équation matricielle 6 inversée avec la méthode des déterminant.)

Calcul de la transformation du marqueur

La vraie profondeur de notre marqueur est reliée à la profondeur arbitraire que nous venons de trouver par un facteur d'échelle (trigonométrie secondaire 5 ici). On a donc :

$$r_1 = Z_A / Z_C = Z'_A / Z'_C$$
 $r_2 = Z_B / Z_D = Z'_B / Z'_D$
(8)

Puisque nous avons accès aux profondeurs arbitraires Z', nous sommes à même de trouver les ratios de profondeur r.

Nous allons ensuite utiliser nos ratios de profondeur r et exploiter le fait que nous connaissons les dimensions de notre marqueur pour trouver les profondeurs réelles de nos points A,B,C et D.

...

INTERACTION VISUELLE NUMÉRIQUE

Calcul de la transformation du marqueur

Grace à nos r et connaissant la vraie taille des marqueurs, on peut poser la relation

$$Z_{A} = \frac{-\|\overrightarrow{AC}\|}{\sqrt{(r_{1}-1)^{2} + (f(r_{1}))^{2} + (g(r_{1}))^{2}}}$$
Où
$$f(r_{1}) = \frac{r_{1}(u_{C}-u_{0}) - (u_{A}-u_{0})}{fk_{u}}$$

$$g(r_{1}) = \frac{r_{1}(v_{C}-v_{0}) - (v_{A}-v_{0})}{fk_{v}}$$
(9)

On trouve ensuite la profondeur de C avec (8) :

$$Z_C = Z_A / r_1 \tag{10}$$

On effectue ensuite (9) et (10) mais avec r_2 afin de trouver les profondeurs de B et D.

Ayant maintenant les profondeurs de A, B, C et D par rapport à la caméra, nous avons la position en Z de chaque point. On peut maintenant utiliser (1) afin de

Par exemple, pour A, on ferait :

trouver la position en X et en Y de ces derniers.

$$X_A = \frac{Z_A}{jk_u} (u_A - u_0)$$
$$Y_A = \frac{Z_A}{jk_u} (v_A - v_0)$$

On poursuit ainsi pour obtenir les coordonnées en X et en Y de B, C et D.

Avec nos positions de point en 3D connues, il ne reste plus qu'une seule étape : la construction de la matrice de transformation.

$$M = \begin{bmatrix} R & T \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

Trouver la translation T est plutôt direct, il ne suffit que de faire la moyenne des points A, B, C et D.

$$T = \frac{A + B + C + D}{4}$$

Pour trouver les colonnes de R, qu'on notera R_2 , R_2 et R_3 , on effectue les opérations suivantes (notez le produit vectoriel pour trouver la troisième composante):

$$R_1 = \frac{\overline{AB}}{\parallel \overline{AB} \parallel} \quad R_2 = \frac{\overline{AC}}{\parallel \overline{AC} \parallel} \quad R_3 = R_1 \times R_2$$

À ce stade, nous avons donc notre matrice de transformation M permettant de passer de la caméra à l'objet filmé.

On note cependant que pour trouver la matrice, seulement les points A, B et C étaient nécessaires. Une approche suggérée est de renforcer le résultat en recalculant la matrice de rotation pour B, C et D puis ensuite effectuer une moyenne sur le résultat obtenu.

Notons aussi que si **plusieurs marqueurs** sont présents dans la scène, on effectue simplement le **même processus pour chaque marqueur**. La matrice de transformation obtenue à chaque fois reste dans le même espace, les marqueurs sont donc eux-aussi dans le même espace.

Pour terminer, notons que les vecteurs utilisés pour déterminer ${\sf R}_1$ et ${\sf R}_2$ pourraient ne pas être orthogonaux. Pour éviter tout problème, il est suggérer de rectifier ces vecteurs avant d'effectuer le produit vectoriel pour trouver R₃.

Lecture du symbole du marqueur

La lecture du symbole d'un marqueur utilise l'information de position des coins du marqueur récoltée à l'étape précédente.

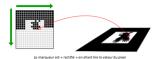
La méthode exacte de lecture du symbole varie d'un système de marqueur à l'autre et dépend habituellement du format d'encodage de l'information. Les deux formats d'encodage les plus populaires sont :

- 1. Le symbole peut être une image contenue dans une librairie de symboles. Le niveau de correspondance devient un calcul de distance entre le symbole détecté et les symboles potentiels issus du dictionnaire. Cette technique est plus résistante à un angle d'incidence élevé pour la capture mais oblige le système à avoir un dictionnaire de symbole.
- Encodage de l'information binaire, le marqueur est divisé en une grille et chaque case de la grille est noir ou blanche, ce qui correspond à 0 ou 1. La lecture de l'information sur le marqueur revient à lire chaque case et reconstruire l'information binaire.

Le marqueur apparaissant sur l'image acquise n'est pas prêt à être lu directement. En effet, en fonction de l'angle de capture ou de la distance, le marqueur peut être déformé et doit avant tout être rectifié.

La rectification consiste à toute fin pratique de partir d'un marqueur déformé et de le transformer en un marqueur carré. Pour ce faire, on prend simplement chaque pixel du marqueur et on lit la valeur de couleur du pixel correspondant dans l'espace image (u,v).

Le calcul est rendu possible par l'équation (1) utilisée précédemment. Dans ce cas-ci, on inverse (1) puisqu'on cherche la coordonnée image (u,v) alors que la coordonnée du marqueur (formulée en espace monde) est déjà connue.



La lecture d'un marqueur avec symbole est particulière dans la mesure où le système ne peut détecter dans quelle direction le marqueur est réellement aligné exclusivement à partir des coins du marqueur.

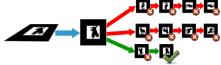
Il existe en effet 4 orientations principales de marqueur possibles lorsqu'un quadrilatère est détecté. La seule façon de bien identifier le marqueur est sa direction est de tester les 4 orientations possibles de celui-ci. Si nécessaire, la matrice de transformation du marqueur peut être ajustée pour refléter son orientation principale.



Dans le cas de tels systèmes, il faut aussi s'assurer que deux marqueurs dans la librairie de symboles ne ressemblent pas à un autre marqueur retourné d'un multiple de 90 degrés. (Les systèmes de marqueur ont souvent un utilitaire analysant les symboles pour valider la robustesse du dictionnaire à ce niveau.)

Pour lire un marqueur contenant un symbole, on compare le marqueur avec tous les marqueurs du dictionnaire après l'avoir rectifié. On effectue un calcul de distance (par exemple une distance de Hamming ou euclidienne) sur la série de données composée des pixels du symbole.

On déclare ensuite une correspondance avec un symbole du dictionnaire ayant la distance minimale, si cette dernière est inférieure à un certain seuil. On s'assure naturellement aussi de comparer les quatre orientations principales possibles.



Marqueur avec encodage binaire sur grille

Pour lire un marqueur organisé en grille, on évalue la couleur moyenne de chaque région de la grille correspondant à un bit d'information. Une couleur majoritairement noire indique que la valeur est égale à 0 alors qu'une couleur majoritairement blanche indique une valeur de 1.





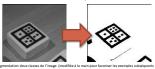
Les marqueurs sont maintenant détectés et identifiés. À la fin du processus, nous avons les informations de position relatives à la caméra dans l'espace, des informations d'orientation et les informations contenues dans le symbole du marqueur. Pour récapituler, le processus consistait à : 1. Effectuer une segmentation deux classes de l'image avec un seuil par mixture de gaussienne. 2. Effectuer une détection de contour primitive. 3. Effectuer l'isolement des segments de droite dans les contours. 4. Trouver la transformation géométrique du marqueur. 5. Lire l'information contenue dans le marqueur. Les marqueurs topologiques sont une famille de marqueurs particulière qui n'utilise pas les méthodes conventionnelles de détection des marqueurs planaires. En effet, les marqueurs topologiques utilisent, comme leur nom l'indique, la topologie même des différentes zones du marqueur afin d'identifier et de localiser ce dernier.

Le fonctionnement des marqueurs topologiques tire ses caractéristiques du fait qu'ils sont binaires (noir et blanc). De cette propriété, il est possible de caractériser toutes les régions d'un marqueur comme étant «contenues» dans une autre région. La relation «contenant/contenu» permet de créer une hiérarchie qu'il est possible de représenter sous la forme d'un arbre. Cet arbre est appelé « arbre d'adjacence » car il permet de décrire l'adjacence (la relation contenant/contenu) entre les différentes régions du marqueur.

La détection d'un marqueur topologique dans une scène est une des formes de détection de marqueur visuel les plus robuste, de par son fonctionnement et sa simplicité.

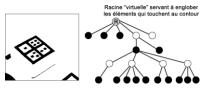
Pour débuter, la première étape est de segmenter en deux classes l'image acquise. Cette étape ne sert pas uniquement à rehausser les caractéristiques de l'image, elle est primordiale pour que soit possible la détection du marqueur (car le marqueur et tout l'environnement doivent être binaire pour construire l'arbre d'adjacence).

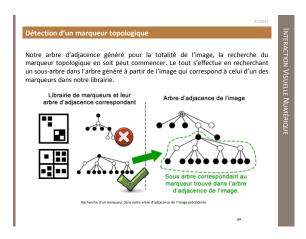
La segmentation deux classes est effectuée en utilisant la méthode par mixture de gaussiennes précédemment vue dans le chapitre.



Détection d'un marqueur topologique

Une fois la segmentation deux classe effectuée, l'étape suivante consiste à prendre notre image binaire puis générer un arbre d'adjacence de la totalité de l'image. (Nous verrons dans les acétates qui suivent comment générer le dit arbre d'adiacence.)





Détection d'un marqueur topologique	
Attention!	l
Plusieurs marqueurs topologiques de forme différentes peuvent posséder la même topologie. Aux yeux du système, ils sont donc tous le même marqueur. Il faut prévoir le système de manière à refuser des duplications de topologie dans le dictionnaire de marqueur.	
PARA	
Les trois marqueurs c'haut posident tous la même topologe, représentée dans l'arbre au haut de l'image. Es Sersient confondus comme dant la même marqueur dans se système de détection topologique.	

9/1/2013	
Création de l'arbre d'adjacence	
Pour détecter le marqueur, il faut être en mesure d'obtenir l'arbre d'adjacence de l'image acquise. Pour comprendre comment obtenir un tel arbre, il est nécessaire d'explorer les algorithmes utilisés dans un tel contexte. Dans le cadre du cours, nous explorerons l'algorithme de remplissage par diffusion (flood fill algorithm). Puisqu'il est à la base des multiples variantes utilisées dans les systèmes de marqueurs topologiques.	
	ı

Algorithme de remplissage par diffusion

L'algorithme de remplissage par diffusion peut se résumer ainsi:

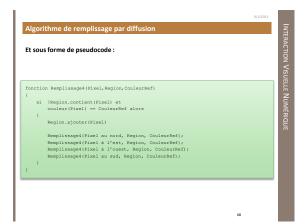
1. On fixe une position (pixel) de départ. Le pixel de départ est le « germe ». Le germe devient le pixel courant.

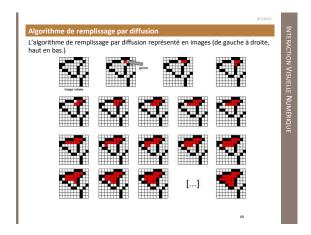
2. On ajoute le pixel courant à la liste de pixels formant la région.

3. On explore les voisins du pixel courant.

3.1 — Si le voisin est de la couleur du pixel courant et n'est pas déjà dans la liste de pixels de la région, aller récursivement à l'étape 2 en passant le voisin comme pixel courant.

On effectue ces étapes jusqu'à ce qu'il n'y ait plus aucun voisin disponible ou que tous les voisins soient dans la liste de pixels de la région.





Notons que jusqu'à présent, l'algorithme fonctionne en utilisant les 4 voisins. Ce dernier n'est pas limité à seulement 4 voisins et peut être exécuter pour des voisinages différents. En pratique, on utilise les 4 ou les 8 voisins selon la forme générale des délimitations entre les régions de noir et de blanc. 4 voisins (voisins en vert) Algorithme de remplissage par diffusion Au niveau de l'algorithme en soit, il existe différentes façons de l'optimiser. Ces optimisations sont souvent utilisées en pratique pour accélérer le traitement. Parmi les optimisations possibles, on compte notamment : Utiliser des piles explicites plutôt que d'appeler les fonctions récursivement. 2. Effectuer l'algorithme sur des tuiles et combiner les différentes régions connexes d'une tuile à l'autre. 3. Plutôt que de remplir 1 seul pixel à la fois, remplir des lignes complètes de pixels jusqu'à atteindre les frontières de la région.

Construction de l'arbre d'adjacence

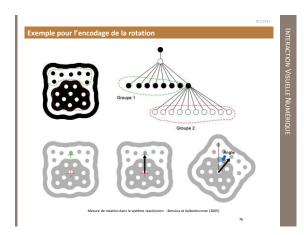
Dans notre cas, pour construire l'arbre d'adjacence, on utilise l'algorithme de remplissage par diffusion auquel on ajoute certaines règles.

- 1. On débute l'algorithme à la coordonnée (0,0) de l'écran.
- À n'importe quel moment, si un pixel d'une région touche un des bords de l'image, la région devient l'enfant du nœud racine.
- Si, lors du remplissage d'une région, on rencontre une couleur différente de la région couramment remplie, on débute le remplissage de cette nouvelle région avant de continuer. Elle devient l'enfant de la région à partir de laquelle elle a été trouvée.
- 4. Si, lors du remplissage d'une région, on rencontre une autre région de la même couleur partiellement remplie, on fusionne les deux régions. Si la région courante est plus près de la racine, la région rencontrée et ses enfants sont fusionnés vers la région courante. Si la région rencontrée et plus près de la racine, la région courante et ses enfants sont fusionnés vers cette dernière.
- Lorsque la construction de l'arbre sur toute l'image est terminée, on conserve en mémoire le barycentre de chaque région remplie.

Alternative à la construction de l'arbre d'adjacence Une autre méthode de la construction de l'arbre d'adjacence peut venir complémenter l'acétate précédente Elle fonctionne toujours à base de l'algorithme de remplissage par diffusion, mais les règles changent : À n'importe quel moment, si un pixel d'une région touche un des bords de l'image, la région devient l'enfant du nœud racine. Si, lors du remplissage d'une région, on rencontre un pixel d'une couleur différente de la région couramment remplie, on garde en mémoire ce pixel dans une liste « pixels enfants » et on continue de remplir la région courante (la région « mère »). 4. Une fois la région « mère » remplie, on effectue un remplissage en utilisant la liste « pixels enfants » comme point de départ. Les régions remplies de ces pixels sont automatiquement enfant de la région « mère ». 5. Lorsque la construction de l'arbre sur toute l'image est terminée, on conserve en mémoire le barycentre de chaque région remplie. Lecture de l'information du marqueur topologique Un marqueur topologique sert principalement dans un contexte de détection de marqueur sur un plan. (Par exemple pour une surface interactive.) Il sert donc principalement à encoder de l'information brute et de l'information de position 2D. • Information brute : La forme du marqueur génère un arbre d'adjacence particulier. Cet arbre correspond à un identifiant. L'identifiant du marqueur est transmis de cette façon. • Information de position 2D : Par position 2D, on parle ici surtout de la position sur le plan image. On peut utiliser le barycentre de la racine du marqueur, le centre de son aire englobant ou la moyenne de position des barycentres de ses régions pour déterminer sa position sur le plan image. Technique d'encodage d'information supplémentaire Même si le marqueur topologique peut transmettre une quantité d'information relativement limitée, il est possible d'ajouter à la quantité d'information transmissible par le marqueur en ajoutant la contrainte que le marqueur ne peut être déformé. Exemples: • Rotation : L'arbre des marqueurs peut être divisé en deux groupes distincts. La position d'un des groupes par rapport à l'autre est calculée à l'aide des deux barycentres qui permettent de construire un vecteur. L'orientation de ce vecteur dans l'espace fenêtre donne la rotation (Le vecteur doit être perpendiculaire au vecteur de vision de la caméra pour que ceci fonctionne.) • Matrice de transformation : L'arbre des marqueurs peut être divisé en quatre

sections différentes. Le centre de chaque section devient équivalent à un « coin » d'un marqueur planaire et peut être utilisé pour trouver la matrice de

transformation avec les méthodes précédemment vu.



Notes sur les caractéristiques d'un marqueur topologique

Les marqueurs topologiques sont principalement construits pour être détectés de façon robuste dans une scène.



En effet, on remarque qu'ils sont :

- 1. Non affectés par l'orientation, l'homographie, etc.
- Non affectés par les déformations (jusqu'à un certain degré)

Cette robustesse a cependant un coût :

- Marqueur réellement fiable seulement pour la détection 2D.
- 2.Le marqueur ne possède pas d'information sur la transformation géométrique (rotation, taille, homographie, etc.) en soit.
- nomograpnie, etc.), en soit.
 3.La complexité du marqueur doit être suffisante
 pour qu'on ne puisse pas trouver de topologie
 équivalente dans l'environnement.
 4. Plus la librairie de marqueur est grosse, plus le
 marqueur devient complexe et plus la résolution
 du matériel de capture doit être élevée.

Les marqueurs topologiques peuvent être considérés comme étant les marqueurs les plus robustes pour la détection simple. Le marqueur peut en effet être en très mauvaise condition et tout de même demeure détectable, puisqu'il est robuste à différents abus tels que la rotation ou les angles de capture prononcés.

Rappelons du même coup que pour le peu qu'on perd la capacité du marqueur à se déformer, il est possible de lui ajouter des informations de positionnement 3D ou de

Pour terminer, la détection de marqueurs topologique, lorsque bien optimisée, est beaucoup plus rapide et robuste que la détection de marqueurs planaires. Ils constituent donc une famille de marqueur intéressante à implémenter pour les scènes contenant potentiellement un nombre de marqueur élevé.

		-
		-
MARQUEURS PONCTUELS		
9/1/2013 79		
ı		
9/1/2013 Marqueurs ponctuels	=	
Les marqueurs ponctuels sont très variés et les techniques de détection de	Interaction Visuelle Numérique	
marqueurs diffèrent habituellement d'un système de marqueur à l'autre. Sans les étudier dans le détail (parce que très peu de techniques sont effectivement	СПО	
communes à plusieurs systèmes de marqueur différents), il existe néanmoins	ž ≤	
certaines contraintes et considérations générales propre à cette famille de marqueurs.	SUEL	
	E	
L'étude des marqueurs ponctuels se portera donc principalement sur ces considérations et contraintes.	UMÉ	-
considerations of contraintes.	RIQ	
	m	
Gauche à droite : Déflecteurs utilisés comme marqueurs ponctuels passifs. Balles réfléchissantes utilisées comme marqueurs de capture de		
mouvement (funcom, 2007). Emetteur infrarouge de la Nintendo Wii utilisé pour l'interaction avec le contrôleur Wilmote (Nintendo 2006).		
80		
9/1/2013		
Marqueurs ponctuels	INTE	
Les marqueurs ponctuels sont particuliers dans la mesure où ils transportent très		
peu d'information. En effet, un marqueur ponctuel n'aura habituellement pas d'identifiant unique et ne donnera que de l'information spatiale 2D pour un	CTIO	
système à une seule caméra. (la 3D peut se faire avec plusieurs caméras et de la stéréovision mais ce ne sera pas le sujet de cette section du chapitre.)	N VIS	
scer covision mais de ne sera pas le sujet de cette section du chapitre.)	raction Visuelle Numérique	
Dans certains cas, les marqueurs visuels peuvent fournir de l'information sommaire	N.	
de classe, notamment en ayant différentes couleurs pour un jeu de marqueurs. (On parle ici d'un nombre de classes relativement réduit, habituellement plus petit que	JMÉR	
10.)	IQUE	
En pratique, les marqueurs ponctuels sont utilisés car ils fournissent un signal de		
détection précis, sont très facile à détecter et relativement facile à suivre d'une image à l'autre dans une séquence vidéo.		
g- 1was dans and sequence race.		
Dans presque tous les cas, les marqueurs ponctuels demandent des conditions d'éclairage particulières pour bien fonctionner.		
a counting particulares pour over forettofffer.		

On divise les marqueurs ponctuels en deux familles, soit : · Les marqueurs ponctuels actifs. • Les marqueurs ponctuels passifs. Les marqueurs ponctuels actifs se caractérisent par le fait qu'ils émettent un signal permettant de les identifier plus facilement dans une image. Par signal, on parle ici habituellement de lumière (visible ou infrarouge). Cette dernière augmente le contraste entre le marqueur et l'environnement afin de faciliter l'identification du marqueur. Le signal n'est cependant pas limité à la lumière. Des marqueurs produisant un champ magnétique ou émettant des ondes sonores (ultra-sons) sont aussi considérés des marqueurs ponctuels actifs. Les marqueurs ponctuels passifs se caractérisent quant à eux par le fait qu'ils n'ont aucun comportement particulier permettant la facilitation de leur détection. Ces marqueurs possèdent plutôt des caractéristiques matérielles permettant une détection simple aux caractéristiques optiques particulières du matériel. (Par exemple du ruban réfléchissant, un couleur parfaitement blanche, etc.)

Détection de marqueur ponctuel visuels La détection de marqueur ponctuel visuels La détection de marqueur ponctuel visuels visuels utilise les méthodes que nous avons vu jusqu'à présent. La grosse différence ici se situe au niveau de la segmentation, qui doit tirer profit du type de signal émis, ou du type de signal « favorisé » par le marqueur. Voici un exemple de séquence pour la détection d'un marqueur ponctuel : 1. Segmentation de l'image en deux classes. Une des classe contenant les marqueurs (blanc), l'autre classe l'arrière-plan (noir). 2. Remplissage des régions blanches par diffusion et conservation du barycentre de chaque région. (Chaque région représentera un marqueur). 3. Utilisation de l'image originale pour déterminer la classe de chaque marqueur si applicable (en évaluant les pixels correspondants à une région dans l'image originale). 4. (Utilisation du marqueur)

Les marqueurs ponctuels, de par leur simplicité, possèdent certains défauts :

• Deux marqueurs trop près peuvent être confondus comme étant un seul marqueur.

• Effectuer le suivi d'un marqueur d'une image à l'autre peut être difficile si la densité de marqueur dans chaque image est élevée (les marqueurs peuvent encore une fois être confondus).

La détection est très sensible aux conditions d'éclairages et à l'environnement.
Les marqueurs actifs et passifs requièrent souvent du matériel supplémentaire (DEL, Projecteurs, ruban réfléchissant, etc.) par rapport aux marqueurs visuels planaires.

 Outre la position, il n'y a pas de façon simple d'obtenir d'autre information spatiale sur les marqueurs (rotation par exemple) à moins d'utiliser des configurations de plusieurs marqueurs à distance fixe les un par rapport aux autres.

Et des qualités :

 Cette famille de marqueur peut être détectée extrêmement rapidement. (Possibilité d'un plus grand nombre d'images par seconde pour un meilleur suivi ou possibilité d'augmenter grandement le nombre de marqueurs.)

 Ils prennent moins d'espace sur l'image, il est donc possible d'avoir une densité plus élevée de marqueur sans qu'ils soient confondu, ou d'avoir des systèmes d'acquisition à plus base résolution sans perdre trop de « détail » utile à la détection du marqueur.

86

Marqueurs ponctuels et capture de mouvement

Finalement, notons que les marqueurs ponctuels sont souvent utilisés dans des systèmes à multiples caméras pour la reconstruction 3D, notamment pour la capture de mouvement.

Globalement, pour la capture de mouvement, la détection des marqueurs est effectuée de façon indépendante dans chaque caméra, et une triangulation est ensuite effectuée pour obtenir la position en 3D du marqueur.

La création d'un système de capture de mouvement utilise la matière vue dans le cours IMN538 (Animation par Ordinateur) et le cours IMN659 (Analyse de la vidéo) et n'est pas couverte dans ce cours. INTERACTION VISUELLE NUMÉRIQUE

Conclusion

Pour terminer, rappelons que nous avons exploré trois types de marqueurs différents :

Marqueurs planaires : Utilisés pour le positionnement 30, nombre de marqueur limité, peu robuste mais très verarile.

Marqueurs topologiques : Principalement utilisés pour le positionnement 20, nombre de marqueur moyen à élevel, tês robusts, suffisamment versaitée pour des applications 20 mais différente utilisés pour le positionnement 20 par des applications 20 mais différente utilisés pour le spositionnement 20 par des applications 20 mais différente utilisés pour le positionnement 20 par des applications 20 mais différente utilisés pour le positionnement 20 par des applications 20 mais différente sité des la company de l