

# GrabCut

## Interactive Foreground Extraction using Iterated Graph Cuts



### IDEES CLES

- **Trimap  $\{TB, TU, TF\}$**  : généralement, background et foreground sont fournis par l'utilisateur, et on cherche à calculer les "alpha values" dans la région TU
- **Alpha values** : ils décrivent la segmentation de l'image. Pour un pixel  $n$ ,  $\alpha(n) = 0$  si le pixel appartient au "background",  $\alpha(n) = 1$  si le pixel appartient au foreground
- Algorithme basé sur la recherche de coupe minimale : **minimal graph-cut**

Magic Wand



Intelligent Scissors



Bayes Matte



Knockout 2



Graph cut



GrabCut

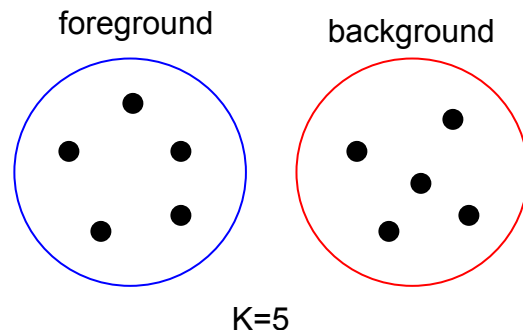


## AMELIORATIONS:

- modèle monochrome (basé sur des histogrammes) remplacé par un **modèle en couleur**, basé sur des **GMM** (Gaussian Mixture Model)
- algorithme **itératif** basé sur l'algorithme de **graph-cuts**
- interaction très faible de l'utilisateur: **labelling incomplet** (juste TB est spécifié)

## Modèle de couleur

- mélanges de gaussiennes(GMM)
- 2 GMMs représentant 2 classes:
  - $\alpha=1$ (foreground )
  - $\alpha=0$ (background )
- chaque GMM contient K composantes(couleur)
- paramètre du modèle



$$\underline{\theta} = \{ \pi(\alpha, k), \mu(\alpha, k), \Sigma(\alpha, k), \alpha = 0, 1, k = 1 \dots K \} ,$$

- chaque pixel  $n$  est classifié dans une classe(foreground ou background), noté par un attribut  $\alpha_n$  ( $\alpha_n \in \{0, 1\}$ )
- chaque pixel  $n$  est classifié plus précisément dans une composante de GMM de sa classe, noté par un attribut  $k_n$  ( $k_n \in \{1, 2, \dots, K\}$ )

Energie à minimiser :

$$\mathbf{E}(\underline{\alpha}, \mathbf{k}, \underline{\theta}, \mathbf{z}) = U(\underline{\alpha}, \mathbf{k}, \underline{\theta}, \mathbf{z}) + V(\underline{\alpha}, \mathbf{z}),$$

$$U(\underline{\alpha}, \mathbf{k}, \underline{\theta}, \mathbf{z}) = \sum_n D(\alpha_n, k_n, \underline{\theta}, z_n), \quad \text{terme d'attache aux données}$$

$$D(\alpha_n, k_n, \underline{\theta}, z_n) = -\log p(z_n \mid \alpha_n, k_n, \underline{\theta}) - \log \pi(\alpha_n, k_n)$$

$$D(\alpha_n, k_n, \underline{\theta}, z_n) = -\log \pi(\alpha_n, k_n) + \frac{1}{2} \log \det \Sigma(\alpha_n, k_n) \\ + \frac{1}{2} [z_n - \mu(\alpha_n, k_n)]^\top \Sigma(\alpha_n, k_n)^{-1} [z_n - \mu(\alpha_n, k_n)].$$

$$V(\underline{\alpha}, \mathbf{z}) = \gamma \sum_{(m,n) \in \mathbf{C}} [\alpha_n \neq \alpha_m] \exp -\beta \|z_m - z_n\|^2. \quad \text{terme de régularisation}$$

$[A]=1$  si A est vrai,  $[A]=0$  si A est faux

### Initialisation

- User initialises trimap  $T$  by supplying only  $T_B$ . The foreground is set to  $T_F = \emptyset$ ;  $T_U = \overline{T}_B$ , complement of the background.
- Initialise  $\alpha_n = 0$  for  $n \in T_B$  and  $\alpha_n = 1$  for  $n \in T_U$ .
- Background and foreground GMMs initialised from sets  $\alpha_n = 0$  and  $\alpha_n = 1$  respectively.

### Iterative minimisation

1. Assign GMM components to pixels: for each  $n$  in  $T_U$ ,

$$k_n := \arg \min_{k_n} D_n(\alpha_n, k_n, \theta, z_n).$$

2. Learn GMM parameters from data  $\mathbf{z}$ :

$$\underline{\theta} := \arg \min_{\underline{\theta}} U(\underline{\alpha}, \mathbf{k}, \underline{\theta}, \mathbf{z})$$

3. Estimate segmentation: use min cut to solve:

$$\min_{\{\alpha_n: n \in T_U\}} \min_{\mathbf{k}} \mathbf{E}(\underline{\alpha}, \mathbf{k}, \underline{\theta}, \mathbf{z}).$$

4. Repeat from step 1, until convergence.

5. Apply border matting (section 4).

### User editing

- *Edit*: fix some pixels either to  $\alpha_n = 0$  (background brush) or  $\alpha_n = 1$  (foreground brush); update trimap  $T$  accordingly. Perform step 3 above, just once.
- *Refine operation*: [optional] perform entire iterative minimisation algorithm.

## ITERATIVE ENERGY MINIMIZATION

1. mise à jour de  $k$  dans TU par minimisation de l'énergie

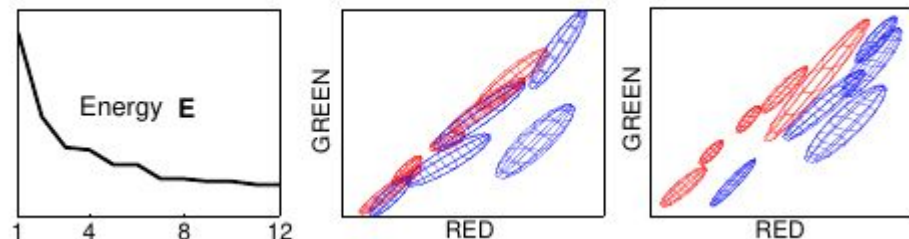
2.  $F(k) = \{z_n : k_n = k \text{ and } \alpha_n = 1\}$

$\mu(\alpha, k)$  = sample mean of pixel values in  $F(k)$

$\Sigma(\alpha, k)$  = sample covariance of pixel values in  $F(k)$

$$\pi(\alpha, k) = |F(k)| / \sum_k |F(k)|$$

3. mise à jour de  $\alpha$  dans TU par recherche de coupe minimale

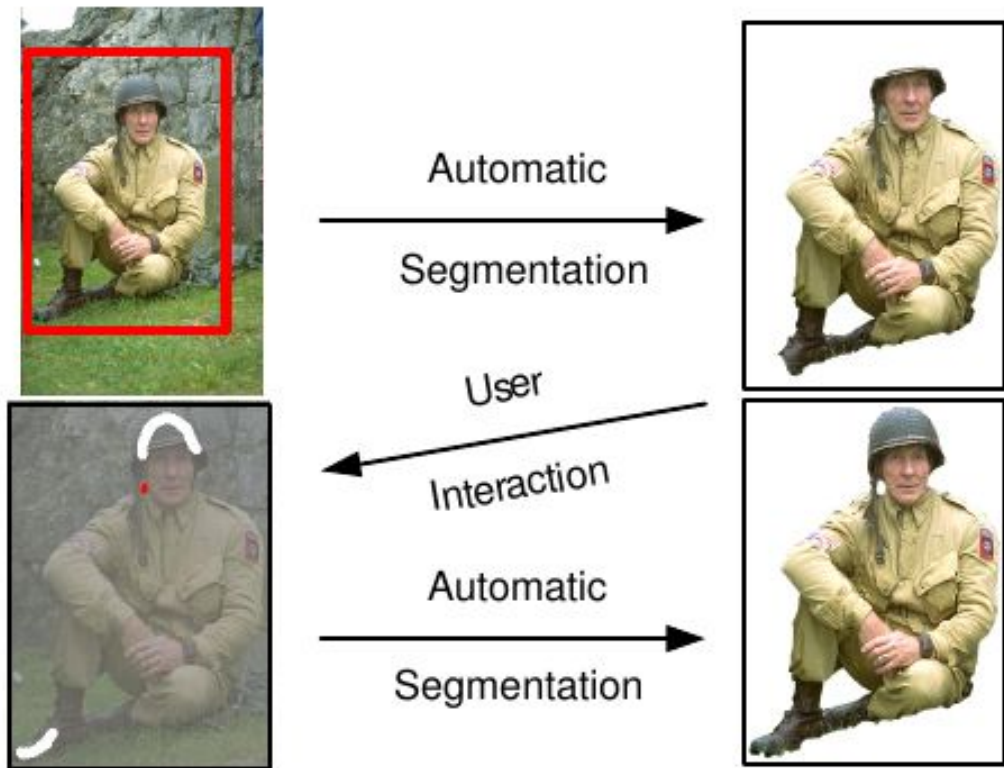


On a **convergence** vers un minimum local



## USER INTERACTION

Dans l'initialisation, seulement les labels de TB sont définitifs



Après l'exécution de l'algorithme, l'utilisateur peut donner des **labels définitifs** au background (rouge) et au foreground (blanc)

Il n'est pas nécessaire de marquer les objets entièrement, car l'algorithme est relancé et les labels se propagent selon ce que l'utilisateur a marqué

# Amélioration des contours

1. border matting:  
transformer les valeurs binaires de  $\alpha$  en  
valeurs continues

$$\alpha_n = g\left(r_n; \Delta_{t(n)}, \sigma_{t(n)}\right)$$

Parameter values  $\Delta_1, \sigma_1, \dots, \Delta_T, \sigma_T$  are estimated by minimizing the following energy function using DP over  $t$ :

$$E = \sum_{n \in T_U} \tilde{D}_n(\alpha_n) + \sum_{t=1}^T \tilde{V}(\Delta_t, \sigma_t, \Delta_{t+1}, \sigma_{t+1}) \quad (12)$$

$$\tilde{V}(\Delta, \sigma, \Delta', \sigma') = \lambda_1 (\Delta - \Delta')^2 + \lambda_2 (\sigma - \sigma')^2,$$

$$\tilde{D}_n(\alpha_n) = -\log \mathbf{N}\left(z_n; \mu_{t(n)}(\alpha_n), \Sigma_{t(n)}(\alpha_n)\right)$$

2. foreground pixel stealing:  
restaurer la fuite de couleur de background  
en volant les pixel foreground

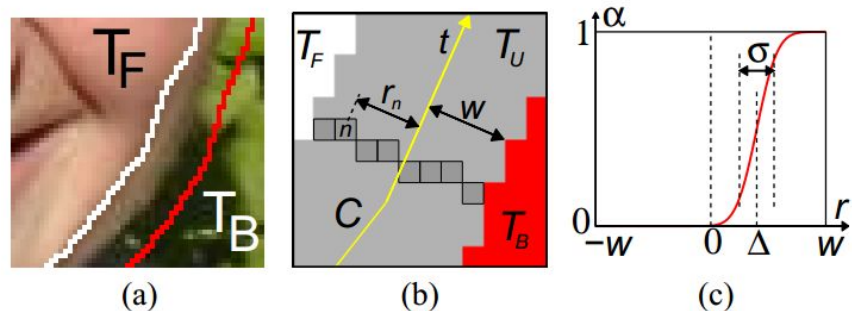
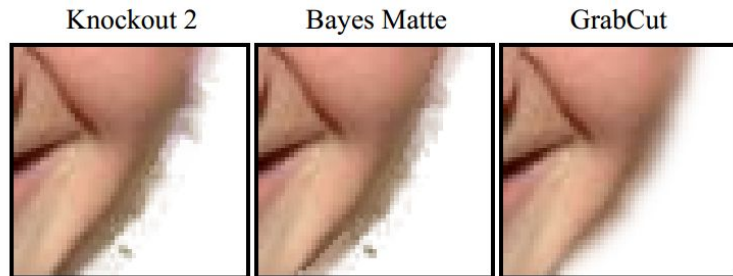


Figure 6: **Border matting.** (a) Original image with trimap overlaid. (b) Notation for contour parameterisation and distance map. Contour  $C$  (yellow) is obtained from hard segmentation. Each pixel in  $T_U$  is assigned values (integer) of contour parameter  $t$  and distance  $r_n$  from  $C$ . Pixels shown share the same value of  $t$ . (c) Soft step-function for  $\alpha$ -profile  $g$ , with centre  $\Delta$  and width  $\sigma$ .



## POINTS FORTS

- Prise en compte de la **couleur**
- **Faible interaction** de l'utilisateur
- Bonne **qualité des contours**
- grâce aux **K composants** de chaque GMM (2K composants au total), on peut détecter plus des variations de couleur dans le foreground et le background

## POINTS FAIBLES

- Plus **lent et complexe** que ses concurrents
- Le niveau d'interaction de l'utilisateur dépend de l'image. Par exemple, besoin d'interaction supplémentaires si:
  - transition avec peu de contraste entre le foreground et le background
  - camouflage (chevauchement en couleur entre le foreground et le background)
  - le background contenu dans le rectangle rouge n'est pas bien représenté par la zone TB



# CONCLUSION



No User  
Interaction



## UNE AUTRE APPROCHE :

Méthode **markovienne** et optimisation par **graph-cut**

Critère MAP (maximiser  $P(X|Y) \propto P(Y|X)P(X)$  )

$\Leftrightarrow$

minimiser

$$\mathcal{U}(x|y) = \sum_i V_c(y_i|x_i) + \sum_{(i,j)} \beta(x_i - x_j)^2$$

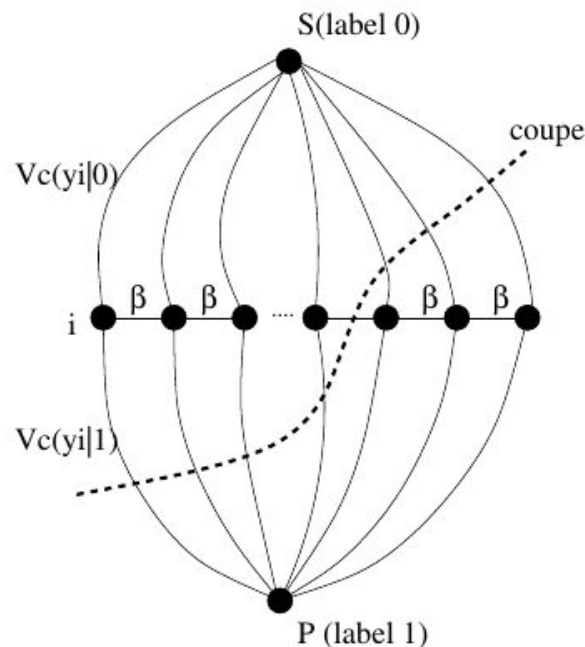
terme d'attache aux données
potentiel des cliques pour le modèle d'Ising

$\Leftrightarrow$

minimiser

$$cut(E_S, E_P) = \sum_{i \in E_S} V_c(y_i|1) + \sum_{i \in E_P} V_c(y_i|0) + \sum_{(i \in E_S, j \in E_P)} \beta$$

$x_i = 1$  pour  $i \in E_S$  ,  $x_i = 0$  pour  $i \in E_P$



## **BIBLIOGRAPHIE**

- C. Rother, V. Kolmogorov, A. Blake: Grab Cut Interactive foreground extraction using iterated graph-cuts, SIGGRAPH 2004