

Chapitre 5

Eléments de représentation et groupements intermédiaires

Nous venons de présenter une méthode permettant d'extraire les structures linéaires visuellement importantes dans l'image à l'aide d'un premier niveau de groupements élémentaires. Nous montrons dans ce chapitre comment extraire de ces groupements élémentaires, un ensemble d'hypothèses géométriques utiles aux niveaux supérieurs de traitement.

Dans un premier temps, nous présentons les principes de notre méthode de structuration hiérarchique, issus de l'analyse des groupements élémentaires. Cette méthode est ensuite détaillée pour chaque type d'hypothèse géométrique envisagée et illustrée par une application à différentes scènes réelles.

5.1 Structuration hiérarchique

Comme nous l'avons présenté au chapitre 2, l'extraction de structures géométriques élémentaires à partir de contours est réalisée en général soit directement sur l'image de détection de contours, soit après une étape de chaînage et d'approximation polygonale. Les structures recherchées sont des segments, des arcs et les jonctions qui les relient entre elles. Ces dernières peuvent être considérées soit comme des objets à part entière, définis en tant que points d'intérêt, soit comme des relations de connectivité entre segments et arcs.

En éliminant une majeure partie des structures irrégulières, le premier niveau de groupement produit un meilleur ensemble d'hypothèses de départ pour une recherche de caractéristiques géométriques plus poussée. Au contraire des chaînes utilisées dans les approches classiques de structuration de contours, les chaînes groupées sont plus régulières, continues et surtout, moins nombreuses.

La fonction du second niveau d'organisation est, par conséquent, d'extraire les meilleures structures géométriques possibles à partir des groupements issus du niveau précédent. Afin d'obtenir des éléments de représentation aussi stables que pos-

sibles, il est nécessaire d'étudier dans un premier temps la nature des groupements issus du réseau de saillance.

5.1.1 Analyse des groupements élémentaires

L'optimisation globale d'une mesure de saillance locale est intéressante d'un point de vue combinatoire, mais elle reste insuffisante à extraire des structures d'intérêt directement utilisables. Bien que répondant à un certain nombre de critères de régularité, les groupements obtenus n'en restent pas moins des chaînes de pixels difficilement comparables ou manipulables.

Ces chaînes présentent de plus un certain nombre de problèmes liés à leur nature même de groupements :

- *Groupements fragmentés*

Les conditions d'arrêt variables le long du suivi d'un groupement ne garantissent pas la reconstruction de structures globales complètes. Le résultat obtenu correspond le plus souvent à une superposition de fragments de contours groupés. Cette superposition des groupements permet de couvrir les structures globales mais elle introduit aussi une certaine redondance. En particulier en cas d'occlusions ou d'intersections entre structures d'intérêt, les groupements sélectionnés se superposent et partagent de nombreuses portions de contours.

- *Comportement du suivi autour des jonctions*

En cas de jonction, le suivi des noeuds du réseau se poursuit en direction de la branche de meilleure qualité. Le sens de parcours d'une structure le long d'un groupement peut être différent selon les valeurs des branches les plus saillantes. L'information globale est, à ce niveau, uniquement fondée sur des critères de régularité. Elle est insuffisante pour faire un choix fiable de la meilleure direction à prendre car elle ne tient pas compte d'informations structurelles que pourrait fournir, par exemple, un étiquetage des éléments de contours. Cette situation est résumée par la figure 4.11, page 117.

Ces problèmes rendent les groupements individuels instables et par conséquent, impropres à une utilisation directe par des tâches visuelles de plus haut niveau. Leur somme permet pourtant de couvrir l'ensemble des structures d'intérêt. Ces constatations, familières aux problèmes d'organisation perceptuelle, conduisent à l'idée de grouper selon des règles plus globales des hypothèses extraites à partir de chaque courbe saillante.

5.1.2 Principes de groupement intermédiaire

Ce niveau de groupement intermédiaire est donc composé de deux étapes. Dans un premier temps, des hypothèses sont extraites à partir de chaque groupement.

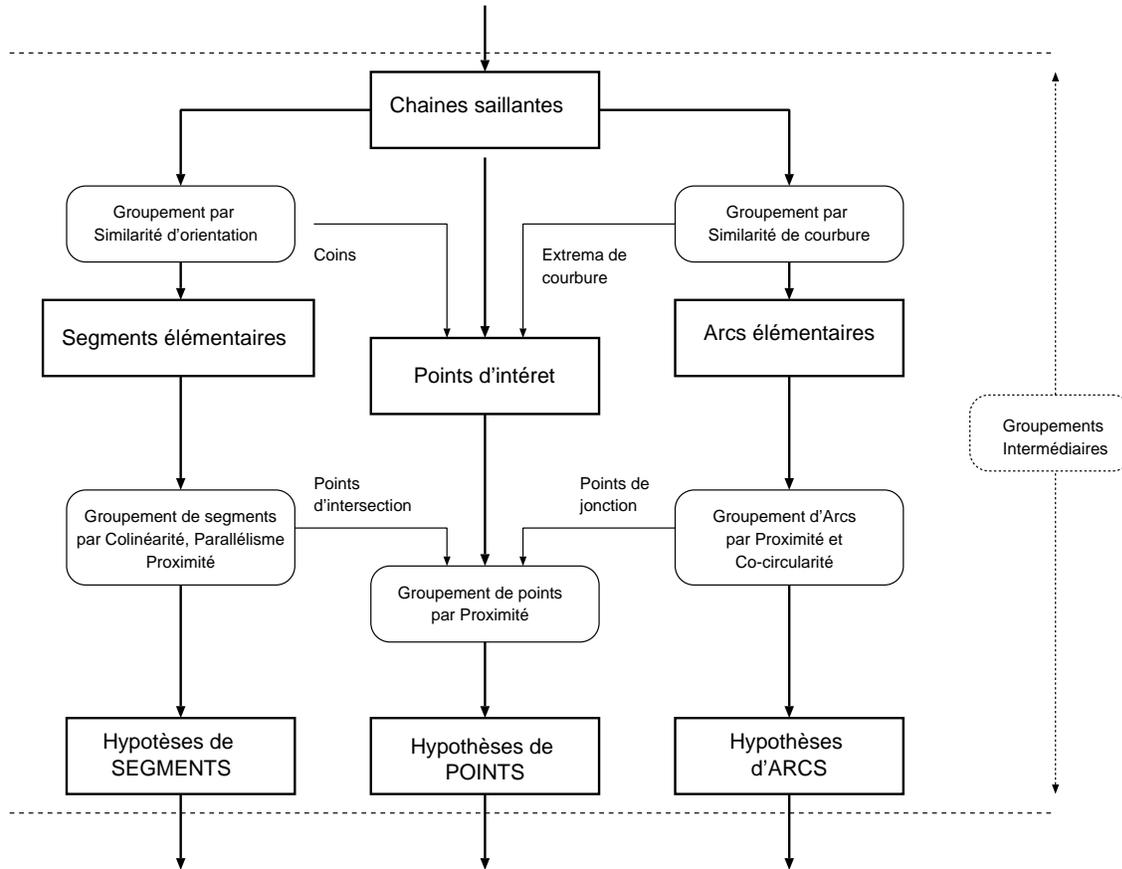


Figure 5.1 - *Principes du niveau intermédiaire de groupements. Le but est d'analyser les chaînes saillantes afin d'en extraire des hypothèses élémentaires de segments, d'arcs et de points d'intérêt. Ces hypothèses sont ensuite simplifiées par groupement.*

Ces hypothèses sont ensuite groupées entre elles afin d'obtenir un nouvel ensemble d'hypothèses simplifiées. Cette méthode, présentée d'abord de manière générale, est ensuite adaptée à chaque type d'hypothèse géométrique à l'aide d'algorithmes spécifiques.

Ce principe rejoint l'idée, suggérée entre autres par [Zucker *et al.*, 1989], de séparer en deux parties distinctes la détection de primitives et leur groupement en structures de plus haut niveau. La principale différence de notre méthode est d'extraire ces primitives à partir de groupements préliminaires et de les grouper ensuite globalement. Par comparaison, la méthode proposée par Zucker consiste à grouper à l'aide de contours actifs, des segments élémentaires définis directement à partir de l'image de contours.

– *Segmentation des groupements élémentaires*

Cette première phase consiste à détecter, sur chaque groupement, les primitives qui le composent à l'aide de techniques classiques de structuration de contours telles que celles décrites au chapitre 2, section 2.4. Sans qu'elles soient pour autant exprimées en termes Gestaltistes, la plupart de ces méthodes de segmentation répondent aux mêmes règles de groupements perceptuels lorsqu'elles sont appliquées à une chaîne de pixels. En effet, des techniques d'extraction de segments de droites par approximation polygonale [Gupta *et al.*, 1993] ou de détection de courbes à différentes échelles [Saund, 1991] impliquent nécessairement des groupements par proximité, continuité, ou similarité d'orientation.

Nous privilégions ici une approche modulaire, chaque groupement étant décomposé en segments rectilignes, en arcs et points d'intérêt indépendamment de la phase d'organisation. Ce type d'approche permet d'adapter sans difficulté la méthode à un plus large ensemble de situations en choisissant éventuellement la technique de structuration la plus adaptée au type de scène observée. En effet, la stratégie de groupement n'est pas remise en cause par un changement de la méthode de détection.

L'étude des différentes techniques de structuration de contours a mis en valeur l'importance de la notion d'échelle lorsqu'il s'agit de décomposer une chaîne de pixels en segments ou en arcs. Chaque hypothèse doit donc être associée à l'échelle à laquelle elle a été détectée.

Cette détection doit en outre permettre une certaine part de redondance afin de rendre possible plusieurs interprétations d'un même fragment de contour et de produire un ensemble d'hypothèses utiles aux niveaux supérieurs de représentation. Séparer ainsi l'extraction des hypothèses à partir des courbes saillantes et leur groupement permet enfin de garder cette approche ouverte à des coopérations éventuelles avec d'autres types de détections plus spécialisés. Par exemple, la détection de points d'intérêt peut être enrichie par un détecteur de coins spécialisé.

– *Fusion des hypothèses*

Parmi les différentes techniques de groupement présentées au chapitre 3, les plus adaptées à cette seconde étape intermédiaire sont les techniques algorithmiques de groupement ainsi que les approches fondées sur la théorie des graphes. Ces méthodes permettent une approche hiérarchique particulièrement utile pour représenter un ensemble d'hypothèses à différentes échelles et les relations qui les lient.

Le rôle de ce niveau de groupement est double. Il doit permettre d'une part, de réduire les redondances au sein d'un même jeu d'hypothèses pour une échelle donnée, et d'autre part, de définir un graphe de relations entre primitives.

5.2 Hypothèses “segments”

L'extraction de segments de droites à partir des chaînes saillantes correspond au problème classique de l'approximation polygonale d'une chaîne de pixels. Cette segmentation doit rester stable par rapport à des critères objectifs, liés à la discrétisation des chaînes, mais aussi critères subjectifs, relatifs à l'application.

Parmi les critères objectifs, on peut citer la résistance aux perturbations, l'approximation devant rester stable sinon invariante, en cas de modifications locales de la chaîne. L'invariance pour des transformations usuelles est tout aussi importante, en particulier face aux nombreux “escaliers” introduits le long d'une chaîne après une rotation ou une homothétie. L'approximation doit rester enfin invariante au fenêtrage, c'est à dire, l'approximation d'une partie de chaîne doit donner le même résultat si cette chaîne est prise individuellement. En conséquence de ce dernier critère, les extrémités d'une chaîne doivent être sans influence sur l'approximation.

Les critères subjectifs se retrouvent souvent sous la forme de seuils d'erreurs ou de longueurs, adaptés à l'application recherchée. Parmi les critères les plus généraux, on peut citer la conservation des mesures d'angles ainsi que le respect des droites en dépit de la discrétisation.

5.2.1 Détection des segments

La littérature concernant l'approximation polygonale de chaînes est abondante [Sklansky et Gonzalez, 1980] [Aoyama et Kawagoe, 1991] [Ray et Ray, 1992]. Elle reflète les deux approches citées précédemment pour la segmentation de chaînes, par fusion de points similaires ou par la détection de points de coupure.

On pourra se référer à [Garnesson et Giraudon, 1991] et [Rosin, 1997] pour des évaluations comparées des principales méthodes d'approximation polygonale.

Ces techniques donnent de bons résultats pour des chaînes constituées uniquement de segments. Des problèmes d'échelle et de localisation de points de coupure apparaissent lorsque les chaînes présentent des parties courbes. En particulier, la localisation de points particuliers, comme la séparation entre un segment tangent à une courbe doit faire l'objet de rectifications après détection.

Parmi les deux types d'approches décrites au chapitre 2, nous privilégions les approches par division afin d'obtenir à la fois un ensemble de segments et de points d'intérêts.

Algorithme de détection de segments

La technique de segmentation que nous retenons en particulier est l'application d'une méthode rapide et stable de division récursive. Cette méthode a été choisie pour sa simplicité et parce-qu'elle permet un contrôle direct de l'écart entre les segments et la chaîne, qui joue ici le rôle d'un facteur d'échelle.

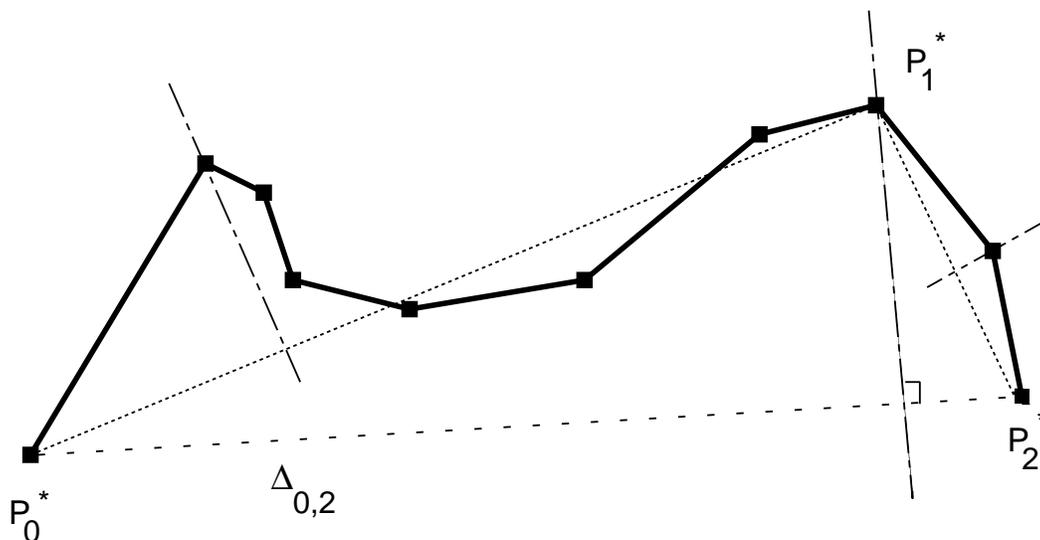


Figure 5.2 - Initialisation du découpage récursif d'une chaîne de pixels. Après détection du point le plus éloigné de la droite Δ , l'opération est répétée à gauche et à droite du point de coupure jusqu'à ce que l'écart maximal entre la chaîne et chaque segment soit inférieur à un seuil donné..

Elle consiste simplement à rechercher le point de la courbe le plus éloigné de la droite formée par les extrémités et de reproduire récursivement cette opération à gauche et à droite de ce point de coupure.

Soit γ une chaîne constituée des points $\{P_0, \dots, P_{n-1}\}$, on recherche le point P_i tel que :

$$\text{dist}(P_i, \Delta_0^{n-1}) = \mathbf{Max}_{k \in [1, n-2]} \text{dist}(P_k, \Delta_0^{n-1})$$

où : $\Delta_0^{n-1} = (P_0, \overrightarrow{P_0 P_{n-1}})$ est la droite reliant les deux extrémités de la chaîne.

Le pixel P_i est choisi comme point de coupure de la chaîne. Cette opération est répétée récursivement sur les portions de la chaîne composées des points $\{P_0, \dots, P_i\}$ et $\{P_i, \dots, P_{n-1}\}$.

Le processus s'arrête lorsque l'écart maximal est inférieur à un seuil ϵ^\vee représentant l'échelle d'approximation de la courbe. Les segments correspondent alors à la succession des points de coupure définis le long de la chaîne. Plus ϵ^\vee est petit, plus l'approximation est proche de la chaîne. Ce seuil varie en pratique entre $\frac{1}{2}$ et 10 pixels d'écart selon les échelles observées. Une autre condition d'arrêt concerne la longueur des segments, arbitrairement limitée à un minimum de 5 pixels.

En supposant que la chaîne soit découpée en k points de coupure P_i^* , ceux-ci

vérifient donc les propriétés suivantes :

$$\forall i \in [1, k] \left\{ \begin{array}{l} \text{dist}(P_i^*, \Delta_{i-1}^{i+1}) = \mathbf{Max}_{P_j \in [P_{i-1}^*, P_{i+1}^*]} \text{dist}(P_j, \Delta_{i-1}^{i+1}) \\ \text{dist}(P_i^*, \Delta_{i-1}^{i+1}) > \epsilon^\vee \\ \|\overrightarrow{P_i^* P_{i+1}^*}\| > 5 \end{array} \right. \quad (5.1)$$

On note P_0 et P_{k+1} les extrémités de la chaîne γ .

Cas particulier des boucles

Cette méthode suppose que la droite passant par les points P_0 et P_{n-1} existe. Dans le cas d’une boucle, les deux points sont confondus et cette droite ne peut pas être définie. Lorsque cette situation se produit, il est nécessaire de choisir un point de la boucle et de découper récursivement chacune des deux parties.

Le point de coupure recherché se doit de correspondre à un sommet de la chaîne et non à une perturbation accidentelle due à la discrétisation. Appliquer temporairement une autre approximation polygonale permet de sélectionner le meilleur sommet, en l’occurrence, le sommet le plus éloigné du point de départ. Nous utilisons à cette fin la méthode de [Wall et Danielson, 1984] . Cette méthode rapide détecte les points de coupure le long de la chaîne en estimant la surface définie par le segment courant et la portion de contours que ce segment délimite.

Afin d’obtenir une approximation polygonale de la boucle présentant les mêmes caractéristiques que pour les chaînes ouvertes, l’approximation récursive est appliquée aux portions de la boucle définies par les points $\{P_0, \dots, P^*\}$ et $\{P^*, \dots, P_{n-1}\}$. Le point P^* est le point de coupure le plus éloigné de P_0 .

Analyse des résultats

La complexité algorithmique de l’approximation récursive est comprise entre $\mathcal{O}(n^2)$ dans le cas le plus défavorable la chaîne est découpée en $(n-1)$ segments, et $\mathcal{O}(n \cdot \log m)$ dans le cas le plus favorable où sont créés m segments de longueur égale.

Cette méthode permet une meilleure détection des points de coupure que les méthodes de fusion. Les points de coupures sont autant de sommets probables et ajoutés en tant que tels à une liste de points d’intérêt. Cette liste est utilisée ensuite pour la détection des jonctions.

Utilisée seule, cette méthode est cependant sensible au bruit. Elle présente une certaine tendance à trop découper et, surtout, dépend du choix des extrémités de départ.

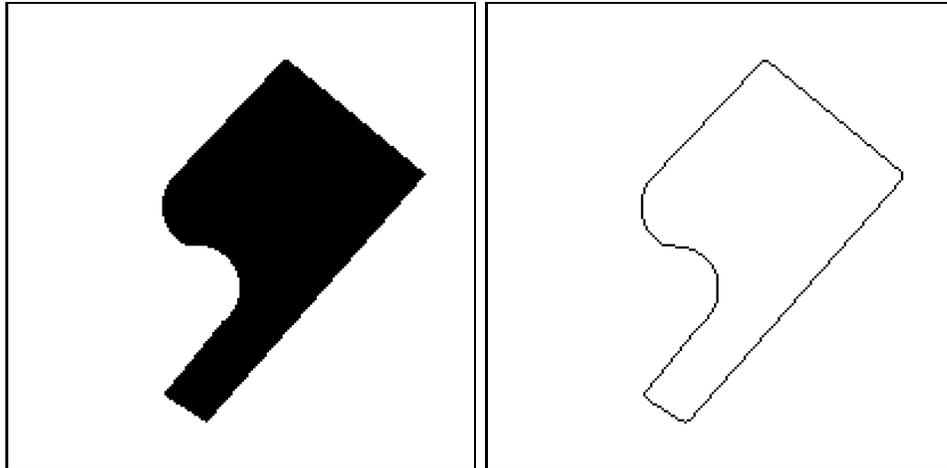


Figure 5.3 - *Scène de test et détection de contours.*

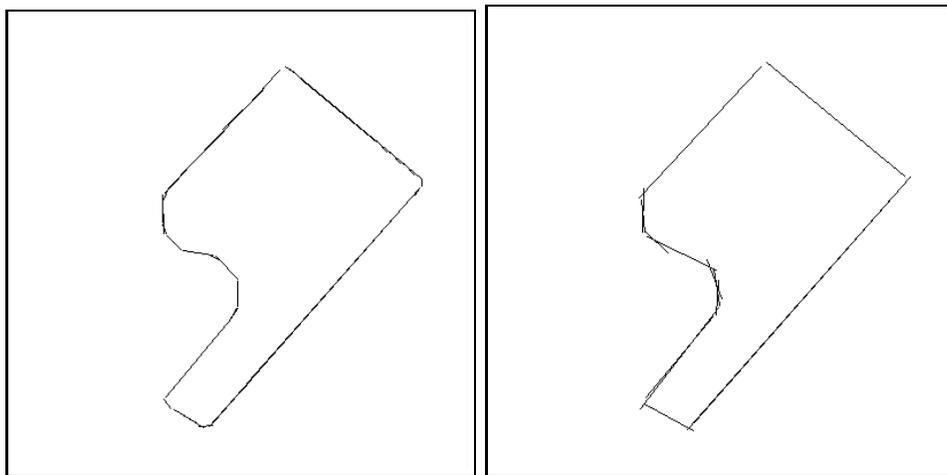


Figure 5.4 - *Détection de segments pour les écarts $\epsilon^\vee = 1$ et $\epsilon^\vee = 11$. Les segments ont été extraits de la seule chaîne saillante issue du groupement élémentaire.*

C'est pourquoi elle est souvent suivie d'une étape de fusion de segments et d'ajustement de points de coupure au sens des moindres carrés [Pavlidis, 1981]. Étant donné le grand nombre de groupements élémentaires à traiter, l'ajustement des points de coupure représente un coût trop important en temps de calcul. De plus, le groupement des segments similaires ferait perdre une partie de l'apport d'un tel ajustement. Dans le cadre de notre application, c'est précisément l'organisation perceptuelle des segments décrite dans le paragraphe suivant qui sert d'ajustement des hypothèses de segments. L'hypothèse d'insensibilité au fenêtrage décrite précédemment doit donc être envisagée pour les segments après groupement au lieu des hypothèses de segments extraites à

partir des groupements élémentaires.

Pour plus de stabilité, les segments $[P_k^* P_{k+1}^*]$ sont remplacés par une approximation au sens des moindres carrés de la partie de la chaîne délimitée par P_k^* et P_{k+1}^* . Cette approximation produit en effet des segments moins sensibles à la localisation des extrémités, et par conséquent, plus stables pour le groupement de l'étape suivante. Les discontinuités entre segments que l'on peut observer dans la figure 5.3 (pour un écart de $\epsilon^\vee = 11$ pixels) sont dus à cette approximation supplémentaire. L'un des objectifs de la seconde étape est précisément de réduire ces discontinuités (cf. figure 5.7).

Le bruit local le long de la chaîne a été en outre considérablement réduit par le réseau de saillance. Enfin, la superposition des segments issus des différents groupements permet, lors de l'organisation perceptuelle des segments, de rectifier dans une certaine mesure les erreurs de détection des points de coupure.

La figure 5.3 donne un exemple de segments détectés à partir des groupements selon deux écarts $\epsilon^\vee = 1$ pixel et $\epsilon^\vee = 11$ pixels. Malgré les superpositions de segments le long des parties rectilignes, les orientations des parties droites sont bien conservées. Cet exemple illustre les problèmes rencontrés le long des parties courbes, avec en particulier l'accumulation de segments issus de groupements différents. Les nombreuses intersections entre segments sont dues à la mauvaise localisation des points de coupure lorsque la courbure des contours devient ambiguë.

5.2.2 Organisation perceptuelle des segments

Le groupement des segments doit remplir deux fonctions. D'une part, cette étape doit éliminer les segments redondants pour une échelle donnée en fusionnant les segments superposés ou juxtaposés. D'autre part, elle doit ajuster les extrémités des segments autour des intersections afin de préparer la détection des jonctions. Le but est d'obtenir au final des segments les plus longs possibles, avec le moins d'intersections possibles, tout en préservant la structure d'ensemble des contours.

D'un point de vue perceptuel, le groupement d'éléments de contours selon des segments de droites fait appel aux principes de proximité et de continuité. L'approche par groupements hiérarchiques proposée par [Lowe, 1985] ou encore, par [Dickson, 1991] est représentative d'un groupement perceptuel progressif, à différentes échelles de structures. L'organisation est réalisée d'abord à un niveau local, par similarité, continuité et proximité. Chaque groupe est progressivement remplacé par un nouvel élément, ce qui conduit à l'émergence de propriétés globales. Un graphe de relations entre éléments groupés permet une recherche éventuelle de structures à différentes échelles.

Principes du groupement de segments

La première partie du groupement compare les segments deux à deux. Afin d'agglomérer plus efficacement les segments entre eux, chaque segment est comparé de préférence avec les segments de longueur inférieure. De cette manière, les segments les plus petits sont éliminés au profit de segments plus grands, moins susceptibles d'être bruités.

Soient deux segments S_1 et S_2 tels que leurs longueurs respectives vérifient : $L_{S_1} > L_{S_2}$. Ces segments sont éventuellement fusionnés après évaluation de leurs positions, distances et orientations relatives par rapport aux critères suivants.

– *Colinéarité et alignement*

Les segments sont à la fois colinéaires et alignés s'ils partagent la même droite porteuse. Ce critère est rempli lorsque les distances entre chaque extrémité de S_2 et la droite porteuse de S_1 sont inférieures à un seuil ϵ^{\parallel} (fixé en pratique à 3 pixels).

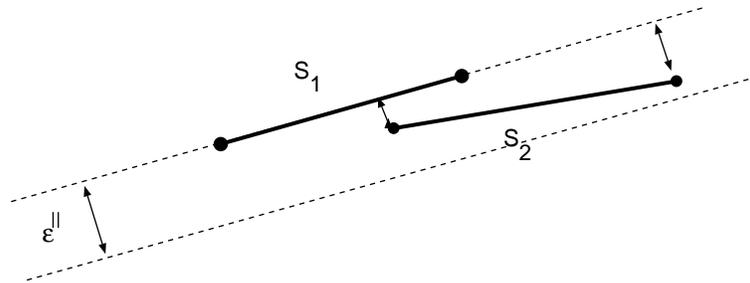


Figure 5.5 - Critère de colinéarité et d'alignement entre deux segments.

Soient $d_{S_1}^+(S_2)$ et $d_{S_1}^-(S_2)$ ces deux distances. Le critère d'alignement est alors :

$$et \left. \begin{array}{l} d_{S_1}^+(S_2) < \epsilon^{\parallel} \\ d_{S_1}^-(S_2) < \epsilon^{\parallel} \end{array} \right\} \implies S_1 \equiv S_2 \quad (5.2)$$

Comme les autres distances de tolérance définies pour les groupements de primitives dans ce chapitre, ϵ^{\parallel} est paramétrable en fonction de la précision de détection des contours et des hypothèses élémentaires.

– *Proximité*

En supposant que les deux vecteurs soient colinéaires et alignés, le critère de proximité est fixé à l'aide des vecteurs de recouvrement entre segments. On définit un vecteur de recouvrement entre deux segments S_1 et S_2 par la distance entre le milieu de S_1 et la projection de chaque extrémité de S_2 sur la droite porteuse de S_1 .

Soient $\vec{v}_{1,2}^+$ et $\vec{v}_{1,2}^-$ les deux vecteurs de recouvrement associés à S_1 et S_2 . Si l'un des deux vecteurs est de longueur proche de $\frac{\|S_1\|}{2}$, alors les segments partagent une extrémité. Pour tenir compte des erreurs de localisation des extrémités des segments, une zone de tolérance est admise autour des extrémités de chaque segment pour un groupement. Cette distance ϵ_d est fixée en pratique à 5 pixels.

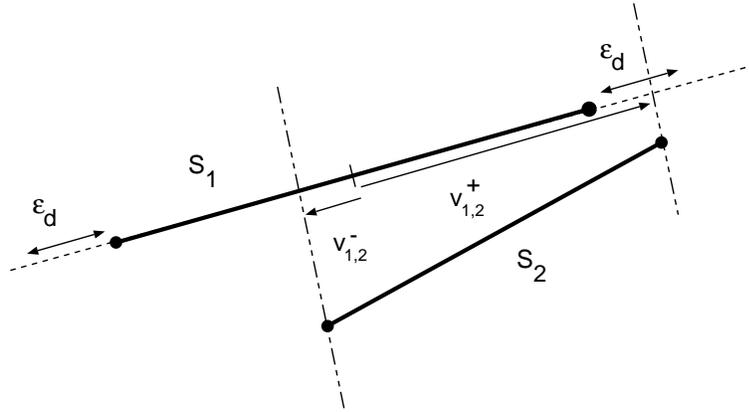


Figure 5.6 - Critère de proximité entre deux segments.

Le critère de proximité est donc :

$$\left. \begin{array}{l} \|\vec{v}_{1,2}^+\| < \left(\epsilon_d + \frac{\|S_1\|}{2}\right) \\ \text{ou} \\ \|\vec{v}_{1,2}^-\| < \left(\epsilon_d + \frac{\|S_1\|}{2}\right) \end{array} \right\} \implies S_1 \equiv S_2 \quad (5.3)$$

Les segments qui remplissent ces deux critères sont fusionnés. Cette opération est répétée jusqu'à ce qu'il n'y ait plus de groupements possibles entre segments superposés. De manière générale, et pour le reste de ce chapitre, on note le groupement de deux hypothèses par la relation \equiv . Ainsi, $[S_1 \equiv S_2]$ signifie que le segment S_2 est fusionné avec segment S_1 .

Simplification des intersections

Comme le montre la figure 5.7, une rectification des extrémités des segments est nécessaire afin d'obtenir un ensemble d'hypothèses plus stables. Une certaine tolérance est admise sur la localisation des extrémités tant que les intersections ne forment que des jonctions en L ou en T. Le but de cette étape est de réduire au maximum le nombre d'intersections en X.

La méthode que nous proposons pour rectifier les extrémités consiste à réduire progressivement la longueur des segments pour lesquels il existe une intersection proche des extrémités. Les intersections sont évaluées par ordre

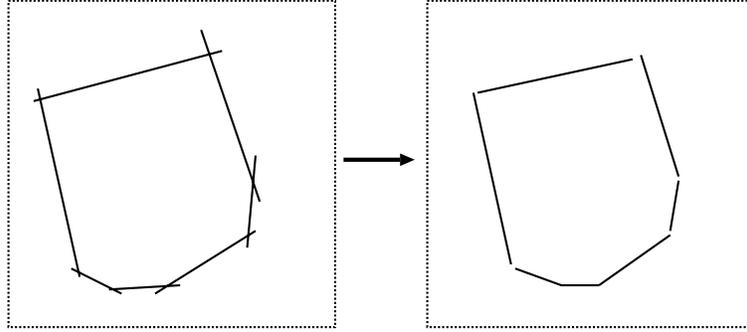


Figure 5.7 - *L'approximation des segments au sens des moindres carrés, et le groupement de segments par proximité introduisent des erreurs de localisation pour les extrémités des segments.*

de distance croissante avec les extrémités des segments. Pour des raisons d'efficacité algorithmique, la distance entre le point d'intersection et les extrémités d'un segment est exprimée par rapport au milieu de celui-ci. Ainsi, il n'est pas nécessaire de tester les deux extrémités à chaque fois.

Pour un segment S donné, de longueur L , on recherche le segment S_1 pour lequel l'intersection avec S est la plus proche de l'une des extrémités de S . On note I_{S,S_1} l'intersection entre ces deux segments. Le segment S_1 , s'il existe, remplit les conditions suivantes :

$$\begin{cases} d_m < \frac{L}{2} \\ d_m = \mathbf{Max}_{S_i \neq S, S \cap S_i \neq \emptyset} \{ \|\overrightarrow{M_S, I_{S,S_i}}\| \} \end{cases} \quad (5.4)$$

avec : $d_m = \|\overrightarrow{M_S, I_{S,S_1}}\|$, distance entre le point d'intersection et le milieu du segment.

Une fonction d'énergie est définie à partir des intersections entre segments. Les contributions de chaque segment pour cette fonction d'énergie sont inversement liées à la distance entre l'intersection et les extrémités des segments. Elles permettent de définir dans quelle proportion rectifier les extrémités des segments.

Soit t la distance entre un point de S et son milieu M_S . La contribution de S à l'énergie d'une intersection est définie par :

$$E_S(t) = \exp\left(-\frac{t^2}{\sigma_L^2}\right)$$

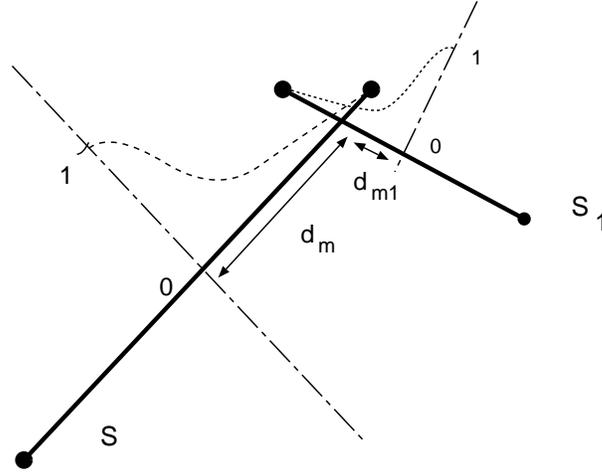


Figure 5.8 - *Energies d'intersection entre deux segments. Elles déterminent si la rectification de l'un ou l'autre segment doit avoir lieu, et si oui, dans quelle proportion.*

La constante σ_L est fixée de manière à ce que l'énergie soit presque nulle aux extrémités du segment, soit :

$$\sigma_L = \frac{1}{2} \cdot \frac{L}{2}$$

L'énergie associée à l'intersection I_{S,S_1} correspond à la somme des contributions des segments S et S_1 , soit :

$$E_{S,S_1} = E_S(d_m) + E_{S_1}(d_{m_1})$$

En cas d'intersections proches des extrémités, l'énergie d'intersection est inférieure à un certain seuil. Dans ce cas, l'extrémité de S proche de l'intersection doit être rectifiée afin de réduire la distance avec le point d'intersection et ainsi, réduire la nouvelle énergie. La rectification est réalisée en réduisant la longueur du segment S à partir de l'extrémité proche de l'intersection.

$$0 < E_S(t) < E_{sup} \implies \{L \leftarrow L \cdot \rho, \quad \rho \in [0, 1]\}$$

où E_{sup} est un seuil arbitrairement fixé à 0,4. Ce seuil définit la distance t à partir de laquelle une intersection doit être éventuellement réduite. Il permet ainsi d'interdire la réduction d'intersections trop proches du centre du segment.

Afin d'ajuster les segments en fonction de la position des intersections, le coefficient de réduction ρ est lié à l'énergie $E_S(t)$. Sa valeur est par ailleurs

bornée pour éviter des réductions trop importantes.

$$\rho = \begin{cases} (1 - E_S(t)) & \text{si } E_S(t) < 0,2 \\ 0.8 & \text{sinon} \end{cases} \quad (5.5)$$

L'algorithme 5.1 résume la procédure complète de réduction des extrémités.

Algorithme 5.1 : Rectification des intersections

```

début
  répéter
    EnergieTotale  $\leftarrow$  0
    pour Chaque segment S faire
      pour Chaque extrémité de S faire
        Rechercher le segment  $S_1$  dont l'intersection  $I$  est la plus proche de l'ex-
          trémité
         $E_S \leftarrow$  Energie d'intersection entre  $S_1$  et  $S$ 
         $E_{S_1} \leftarrow$  Energie d'intersection entre  $S$  et  $S_1$ 
        %
        si ( $E_S < E_{sup}$ ) alors
           $\lfloor$  Rectifier l'extrémité de  $S$  proche de  $I$ 
        si ( $E_{S_1} < E_{sup}$ ) alors
           $\lfloor$  Rectifier l'extrémité de  $S_1$  proche de  $I$ 
        %
         $\lfloor$  EnergieTotale  $\leftarrow$  EnergieTotale + ( $E_S + E_{S_1}$ )
      %
    jusqu'à EnergieTotale suffisamment faible
  fin

```

Les intersections sont évaluées pour chaque segment jusqu'à ce que l'énergie globale des intersections atteigne un niveau stable. Cette énergie globale est la somme des énergies des intersections répondant aux critères de distances définis ci-dessus.

$$\mathcal{E} = \sum_j E_{S,S_j}$$

Le processus est interrompu lorsque les segments ont atteint un état stable, correspondant à une énergie suffisamment faible pour chaque intersection. Au

fur et à mesure des itérations, les segments dont l'intersection correspond au critère sont rectifiés et leur nombre décroît, ce qui assure la convergence de l'énergie globale \mathcal{E} vers un état stationnaire.

Résultats et perspectives

Le résultat est un ensemble de segments de droites n'autorisant des intersections complètes qu'en cas de portions courbes. Les autres intersections sont restreintes aux extrémités. Comme le montrent les résultats des pages suivantes, les segments ne sont pas nécessairement jointifs.

La complexité de cet algorithme est, dans le pire des cas, de l'ordre de $O((k \cdot N)^2)$ si N est le nombre de groupes issus du réseau de saillance et k le nombre moyen de segments trouvés pour chaque groupe. La complexité réelle est inférieure à cette limite du fait de la réduction du nombre de segments au fur et à mesure des groupements et à cause de l'ordre imposé pour la comparaison des segments.

Les résultats suivants ont été obtenus dans les mêmes conditions de paramètres, pour différentes valeurs de l'écart d'approximation ϵ^{\vee} . Les figures 5.9 et 5.10 donnent des exemples de simplification de segments sur une scène synthétique simple. Malgré la superposition initiale des segments, on peut noter que la localisation des sommets de la partie polygonale est fidèlement respectée. Il en est de même pour la symétrie des points dominants de la partie courbe.

La scène suivante, figures 5.11 à 5.15, illustre l'intérêt du groupement de segments. A partir d'une image de contours relativement bruitée (452 chaînes de contours en gris), l'extraction de 14 groupes dominants permet de représenter l'essentiel de la structure polygonale de la scène en une trentaine de segments seulement. Rappelons que le but recherché n'est pas une représentation de la scène parfaite et sans ambiguïté, mais bien de recouvrir la majeure partie des structures rectilignes présentes dans l'image.

Les exemples des pages 180 à 182 reprennent les scènes utilisées pour le groupement par réseau de saillance. Chaque situation donne deux exemples de détection de segments suivie des résultats du groupement. Ces résultats soulèvent essentiellement deux remarques.

La première concerne le comportement du groupement sur les parties “courbes” de la scène. Selon l'écart d'approximation, ce sont les zones qui présentent le plus d'intersections entre segments non réduites en fin de groupement. A l'inverse, les parties rectilignes restent relativement stables d'une échelle à l'autre.

La seconde remarque concerne la disparition de certains segments. Ces “disparitions” sont dues principalement au critère de proximité entre segments, qui conduit à grouper des segments parallèles trop proches, et à la réduction des

extrémités, qui conduit à tronquer certains segments de manière importante lorsque les intersections sont relativement éloignée des extrémités.

Le dernier exemple, figures 5.22 à 5.25, permet de mieux apprécier l'intérêt du groupement de segments par rapport aux méthodes classiques. La plupart des méthodes de structuration d'image à partir de contours s'appliquent directement sur une approximation polygonale des contours détectés. Le groupement de segments à partir d'un réseau de saillance permet de restituer les principales structures rectilignes, en particulier lorsque la scène est fortement perturbée.

Comme le montrent les exemples précédents, les segments incorrects sont tolérés le long des portions courbes afin d'être comparés aux arcs détectés par ailleurs, et éventuellement éliminés. Le prolongement naturel de ces résultats devrait être une étude de la stabilité des segments détectés pour différents écarts d'approximation afin d'éliminer les segments les plus instables, correspondant à des parties courbes.

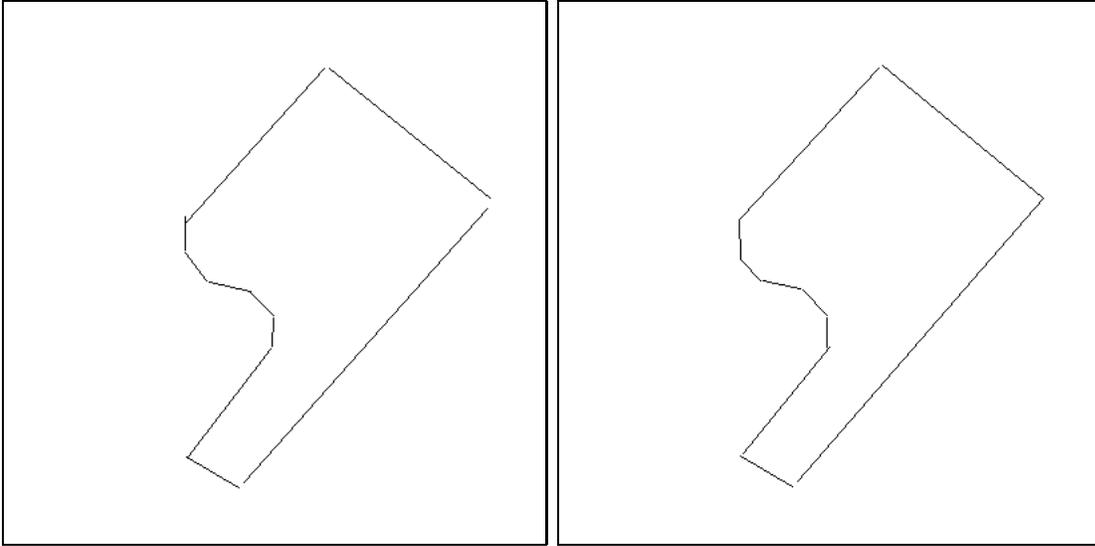


Figure 5.9 - *Groupement de segments pour les écarts $\epsilon^{\vee} = 1$ et $\epsilon^{\vee} = 4$*

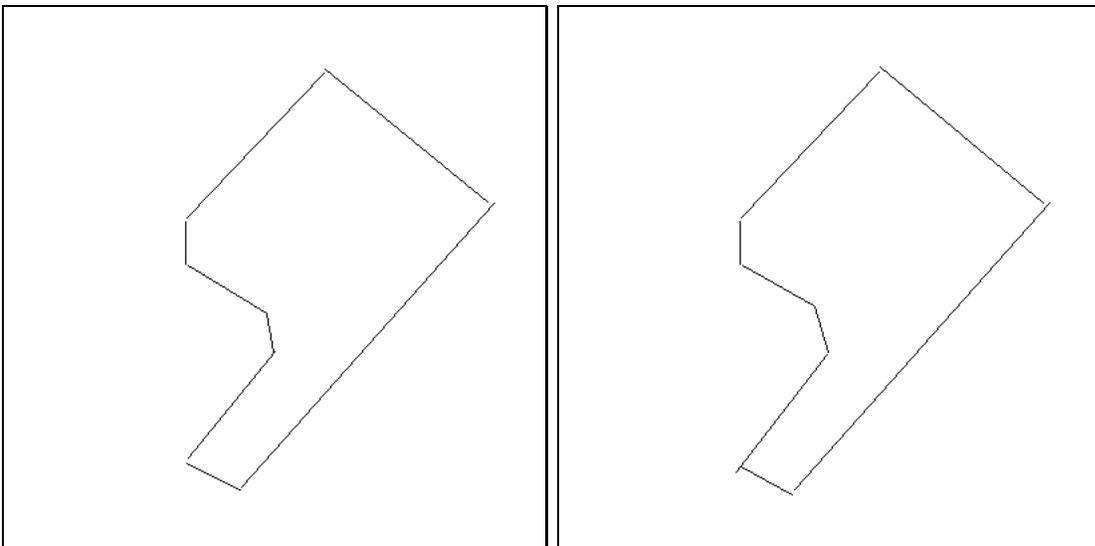


Figure 5.10 - *Groupement de segments pour les écarts $\epsilon^{\vee} = 8$ et $\epsilon^{\vee} = 11$*

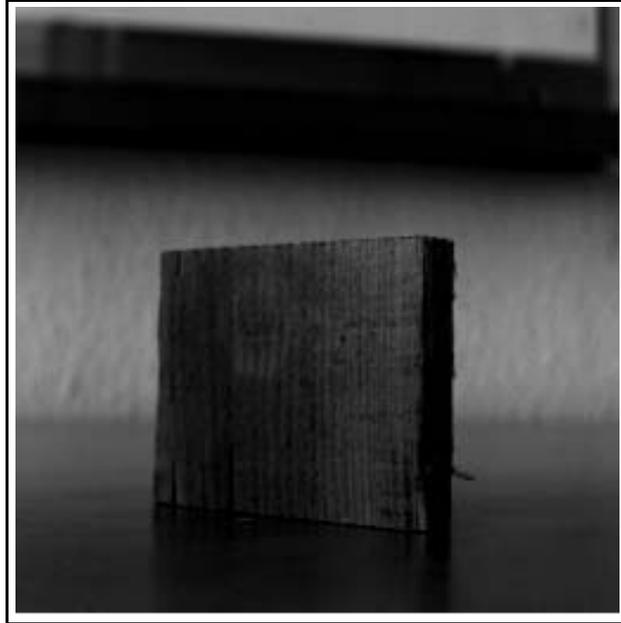


Figure 5.11 - *Pièce en bois*

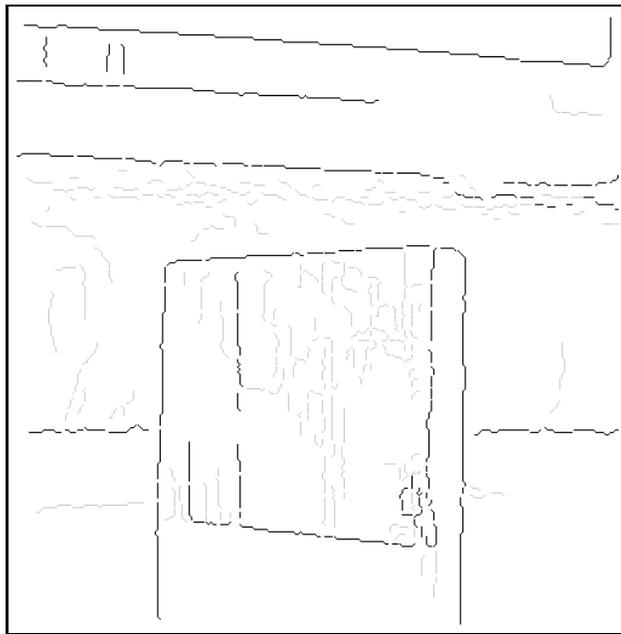


Figure 5.12 - *Détection de contours et sélection des meilleurs groupes - 452 chaînes - 14 groupes*

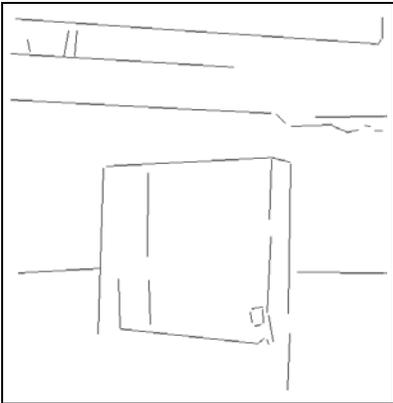


Figure 5.13 - Groupement - 36 segments - $\epsilon^\vee = 1$

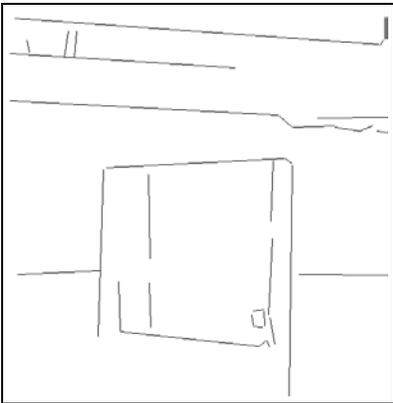


Figure 5.14 - Groupement - 34 segments - $\epsilon^\vee = 3$



Figure 5.15 - Groupement - 27 segments - $\epsilon^\vee = 11$



Figure 5.16 - *Téléphone*

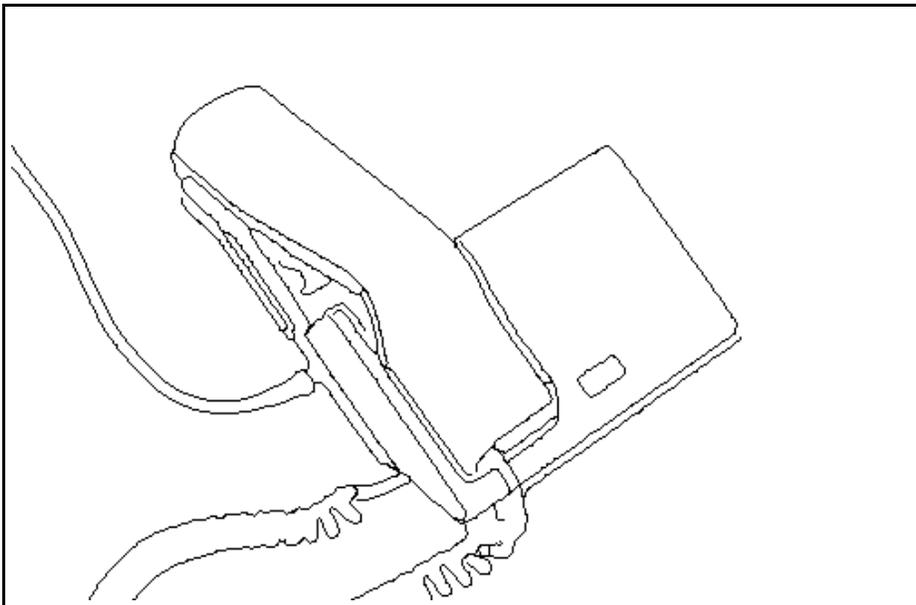


Figure 5.17 - *Détection de contours et sélection des meilleurs groupes - 560 chaînes - 23 groupes*

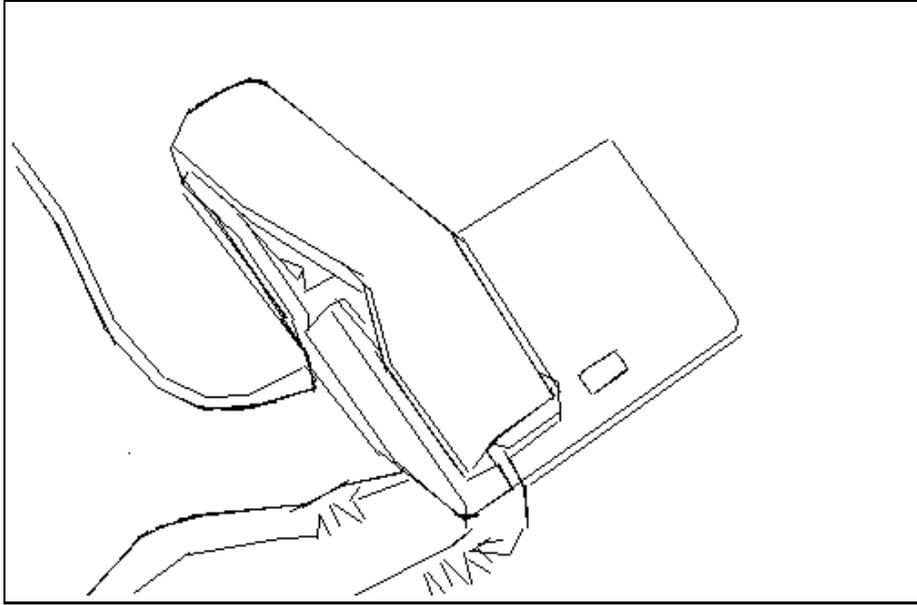


Figure 5.18 - *Avant groupement - 179 segments - $\epsilon^v = 3$*

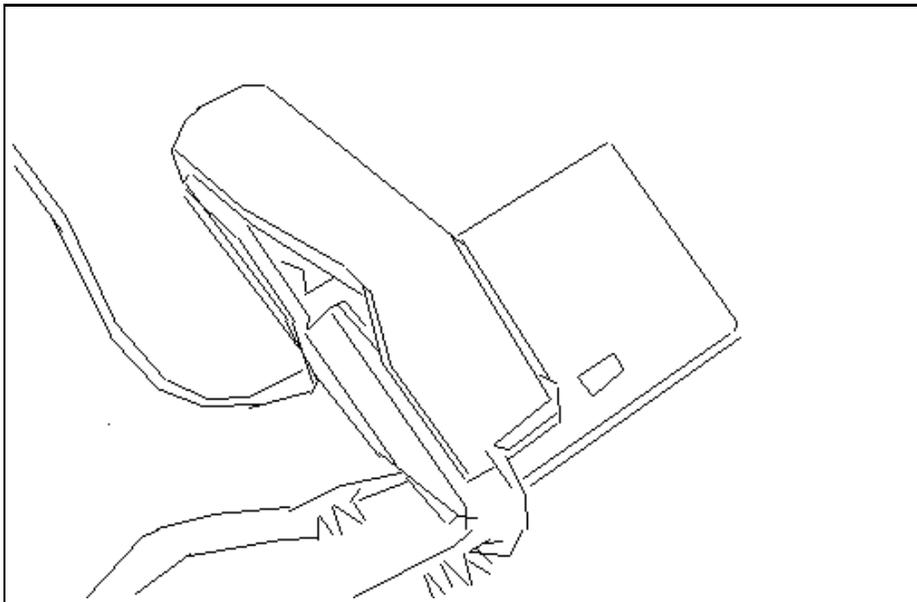


Figure 5.19 - *Après groupement - 102 segments*

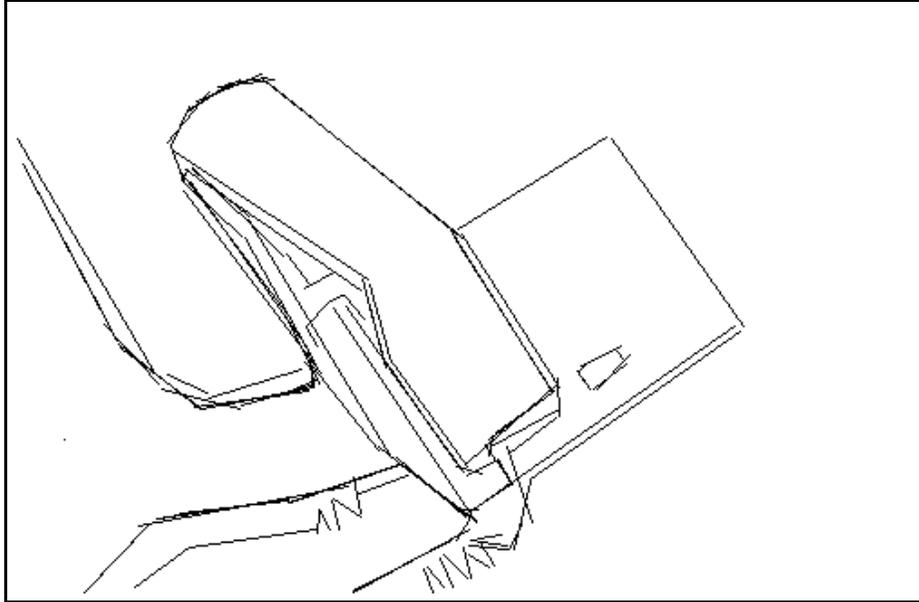


Figure 5.20 - *Avant groupement* - 132 segments - $\epsilon^{\vee} = 6$

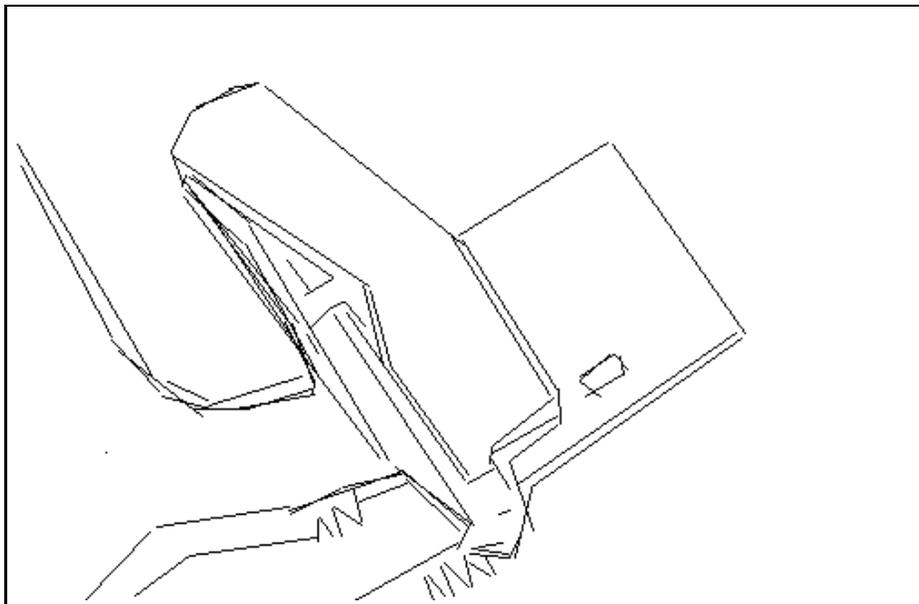


Figure 5.21 - *Après groupement* - 92 segments

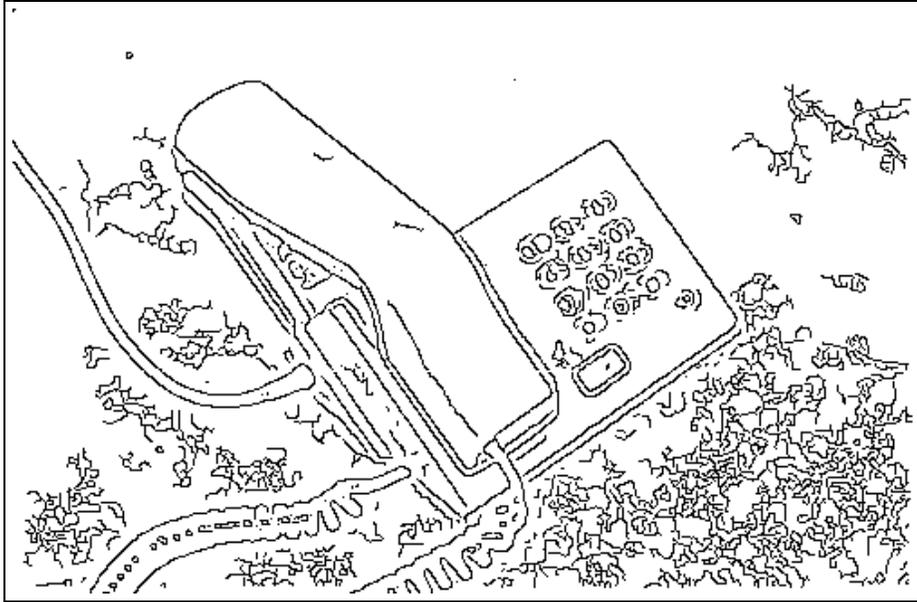


Figure 5.22 - *Téléphone “bruité” - Détection de contours - 2780 Chaînes*

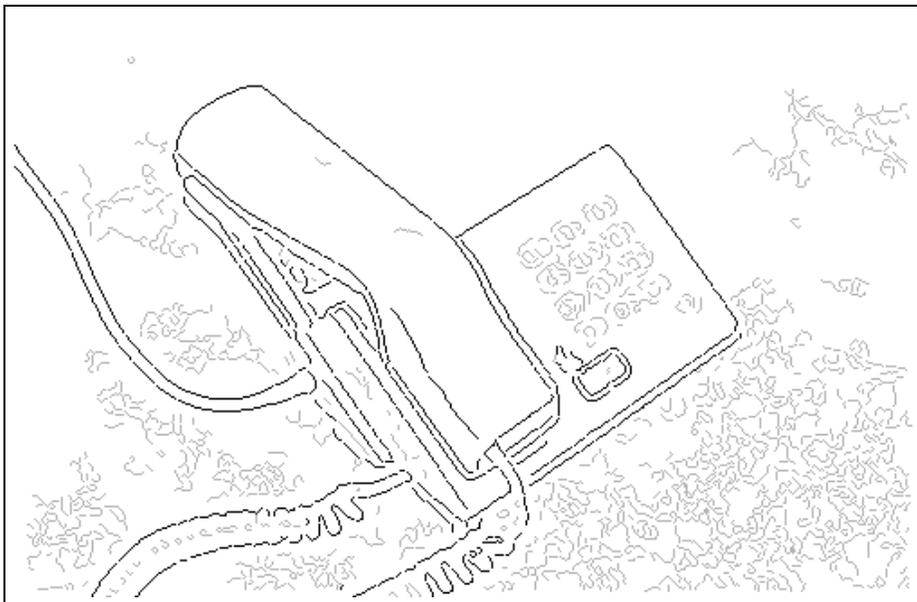


Figure 5.23 - *Sélection des meilleurs groupes - Chaînes couvertes par 29 groupes*



Figure 5.24 - *Approximation polygonale à partir des contours - 1311 segments - $\epsilon^{\vee} = 3$*

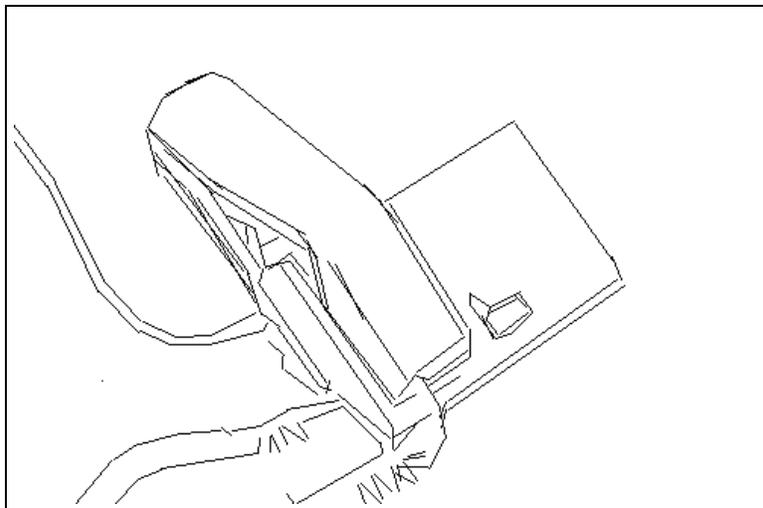


Figure 5.25 - *130 segments après détection et groupement - $\epsilon^{\vee} = 3$. Cet exemple permet de comparer le résultat d'une détection de segments classique (par approximation polygonale des contours) avec les hypothèses de segments issues des structures saillantes.*

5.3 Hypothèses “arcs”

En raison de la discrétisation des contours, la discrimination entre segments et courbes est particulièrement délicate. Une courbe sous forme d’une chaîne de points n’est rien d’autre qu’une succession de segments élémentaires reliant les points entre eux. La détection de courbes pose donc les problèmes du choix de l’échelle de lissage avec laquelle la détection des points dominants aura lieu, et du choix du modèle de représentation de la courbe une fois segmentée.

Plusieurs méthodes existent pour extraire les points dominants d’une courbe, la plupart reposent sur une estimation de la courbure. Le choix des points de coupure est ensuite établi à partir de fusion de points de courbure semblable [Wuescher et Boyer, 1991] ou bien, plus généralement, à partir des discontinuités de la mesure de courbure [Wu et Wang, 1993] [Tsang *et al.*, 1994]. Cette dernière approche souligne en général la nécessité de comparer la détection de points dominants selon différentes échelles de lissage, afin d’en extraire une représentation hiérarchique [Fermüller et Kropatsch, 1992] [Rattarangsi et Chin, 1992].

Concernant le choix d’un modèle de courbe, une première démarche consiste à approcher localement des portions de chaînes par des modèles paramétriques de coniques, comme des arcs de cercles ou d’ellipses [Joseph, 1994] [Ellis *et al.*, 1991] [Cabrera et Meer, 1996]. Le problème est alors de définir des critères correspondant à des arcs visuellement importants sur une chaîne. En tenant compte d’échelles multiples, un découpage est alors possible en fonction de critères d’erreur entre chaîne et modèle d’arc, d’amplitude des discontinuités et d’unicité de détection [Saund, 1991].

Lorsqu’il n’est pas possible, ou souhaitable, d’utiliser des coniques, des modèles plus généraux sont disponibles. Ces modèles, empruntés à la CAO, sont définis à l’aide de fonctions polynômiales. Ainsi, les modèles d’interpolation de chaîne de points (*C-splines*), ou d’approximation par points de contrôles (*B-splines*) sont disponibles selon l’ordre de continuité désiré le long de la courbe (C^1 pour des *C-splines* ou des *B-splines* quadratiques, C^2 pour des *B-splines* cubiques) [Arbogast, 1990] [Goshtasby, 1993].

5.3.1 Détection d’arcs élémentaires

La plupart de ces méthodes demandent des calculs intensifs et sont exposées à des erreurs éventuellement importantes étant donné qu’elles reposent principalement sur une estimation précise des modèles de courbes ou de la courbure le long de la chaîne à segmenter. Afin d’apporter une réponse plus qualitative à ce problème, Fischler et Bolles [Fischler et Bolles, 1986] [Fischler et Wolf, 1994] tirent deux principes pour la segmentation de courbes selon des critères perceptuels : le partitionnement doit être stable en cas de faibles perturbations et doit répondre aux principes Gestaltistes de simplicité et globalité. Le principe de continuité est aussi souvent utilisé, pour assurer une régularité de courbure et de co-circularité.

En reprenant ces principes, Gao et Wong [Gao et Wong, 1993] proposent un système de segmentation de courbes en fragments perceptuels inspiré d'expériences psycho-visuelles décrites par Rock (1975). D'après ces expériences, les sujets tendent à découper une courbe selon trois critères. Les points de coupure marquent un changement de propriété visuelle de la courbe. Les fragments d'une courbe sont choisis de manière à faciliter au maximum la reconstruction de celle-ci. Enfin, ces fragments permettent de faciliter la distinction entre différentes courbes.

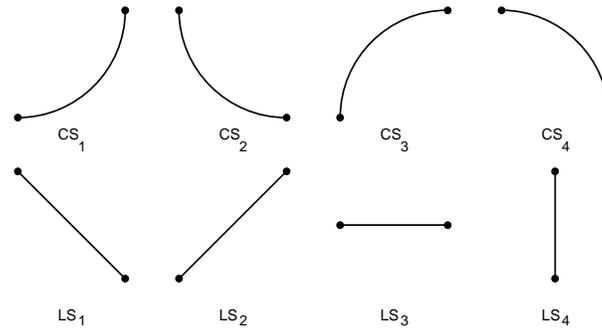


Figure 5.26 - *Huit arcs élémentaires*

Ces observations conduisent à choisir comme propriété visuelle d'une courbe, les variations des dérivées directionnelles le long de son tracé. Une courbe 2D peut être exprimée localement à l'aide de deux fonctions :

$$y = f(x) \quad \text{et} \quad x = \phi(y)$$

Les changements de signe des taux de variations de ces deux fonctions permettent de définir huit classes d'arcs élémentaires, représentées par la figure 5.26. Ces arcs correspondent aux propriétés décrites dans le tableau 5.1.

La méthode originellement proposée par Gao et Wong s'applique directement sur l'image d'intensité. Les arcs élémentaires sont extraits à l'aide d'un suivi des contours, en estimant les dérivées directionnelles à l'aide du gradient de la fonction intensité $I(x, y)$:

$$f'(x) = \arctan\left(\frac{\partial I}{\partial y} / \frac{\partial I}{\partial x}\right)$$

Cette approche directe donne des résultats satisfaisants sur des images bien contrastées. Cependant, un grand nombre de difficultés apparaissent lorsque l'image devient bruitée. En particulier, l'absence de considérations d'échelle accentue les problèmes de discrétisation et du choix du pas de déplacement le long des valeurs importantes du gradient.

Ce formalisme pour la segmentation et le groupement de courbes nous permet cependant d'adopter une démarche semblable au groupement de segments. En effet,

Arc	$y = f(x)$	$x = \phi(y)$	$\dot{y} = f'(x)$	$\dot{x} = \phi'(y)$
CS_1	M^+	M^+	M^+	M^-
CS_2	M^-	M^-	M^+	M^-
CS_3	M^+	M^+	M^-	M^+
CS_4	M^-	M^-	M^-	M^+
LS_1	M^-	M^-	c	c
LS_2	M^+	M^+	c	c
LS_3	c	N/A	∞	0
LS_4	N/A	c	0	∞

Table 5.1 - *Propriétés de variations des fonctions d’une courbe. M^+ et M^- définissent respectivement une croissance et une décroissance monotone. On note c une valeur constante et N/A une valeur non définie.*

une classification des différents arcs possibles est nécessaire afin de pouvoir les comparer, et éventuellement les grouper. Dans un premier temps, des arcs élémentaires sont extraits le long de chaque groupement, pour une échelle de lissage donnée. Ces hypothèses sont ensuite simplifiées à l’aide de règles de composition et de groupement d’arcs élémentaires.

Partitionnement de courbes selon des critères perceptuels

Nous ne gardons que les principes de découpage perceptuel des courbes pour les transposer à notre approche. A la différence de l’approche directe, le parcours des courbes est réalisé au préalable par l’optimisation du réseau de saillance. Les fonctions dont nous étudions les variations sont donc extraites à partir des dérivées première et seconde du tracé de chaque groupement.

Dans une étude comparée de différentes méthodes d’estimation de la courbure d’une chaîne de pixels, Worring et Smeulders [Worring et Smeulders, 1993] soulignent l’importance du choix de l’estimation des dérivées sur l’accumulation des erreurs de calcul. La méthode qu’ils recommandent repose sur l’application d’un filtre gaussien de lissage et de dérivation le long de la chaîne. Ils démontrent en outre que, dans le cas d’un filtre à réponse impulsionnelle finie, les erreurs dues à la largeur du filtre choisi deviennent négligeables à partir d’une largeur maximale, fonction de l’échelle de lissage utilisée pour le filtre.

Nous proposons une estimation de ces dérivées par application d’un filtre à réponse impulsionnelle infinie. En particulier, le filtre de Deriche¹ [Deriche, 1990] permet une implémentation récursive, particulièrement efficace dans le cas d’une chaîne de pixels.

1. Voir le §2.3.1.3, page 55, sur les détecteurs de contours optimaux.

Il est enfin indispensable de définir un sens de parcours le long des chaînes afin de pouvoir détecter les différentes classes d'arcs plus facilement. Nous choisissons pour cela le signe de la courbure de la chaîne, définie à l'aide des dérivées première et seconde par :

$$\kappa(t) = \frac{\dot{x}(t)\ddot{y}(t) - \dot{y}(t)\ddot{x}(t)}{[\dot{x}(t)^2 + \dot{y}(t)^2]^{3/2}}$$

On peut noter dès à présent que, en ne reposant que sur des changements de signes, ces critères de découpage sont moins exposés aux erreurs de calculs des valeurs des dérivées, comme le montre la figure 5.27.

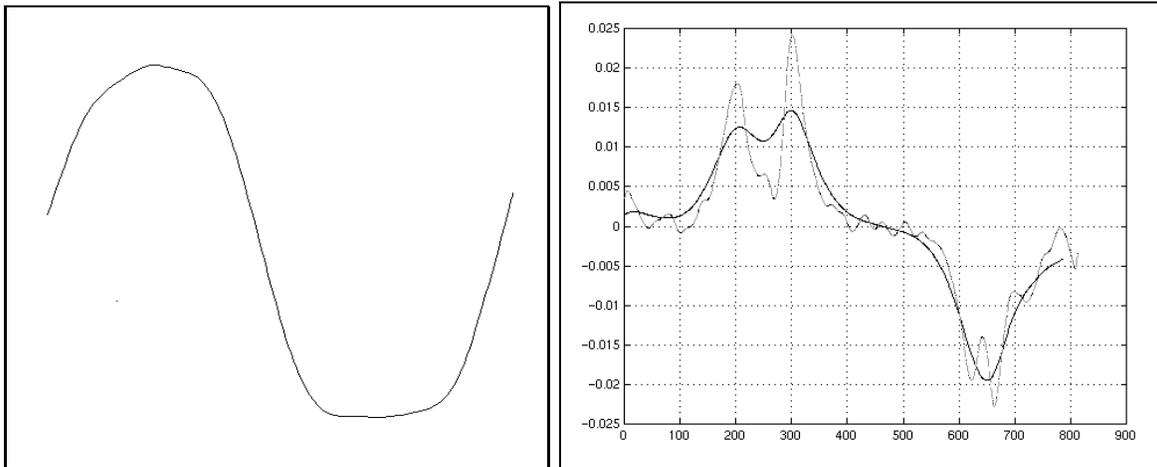


Figure 5.27 - La figure de droite représente l'estimation de la courbure d'une chaîne (figure de gauche) pour les échelles $\alpha = 0.2$ (en gris) et $\alpha = 0.09$ (en noir).

Méthode d'extraction des hypothèses "arcs"

Les différents arcs sont donc définis, pour chaque composante de γ , à l'aide du sens de croissance et des changements de signe de la dérivée première, ainsi que du signe de la dérivée seconde.

Le tableau 5.2 résume l'application des règles du tableau 5.1 pour un sens de parcours ($\kappa(t) < 0$). Seules les classes d'arcs CS_i sont utiles à ce niveau de groupement de courbes. Les classes d'arcs LS_i correspondent aux parties "rectilignes" des courbes, détectées de manière plus efficace lors du groupement de segments. Il n'est donc pas nécessaire de faire la différence entre les quatre classes de fragments rectilignes. Elle sont remplacées par une classe générique de fragments rectilignes LS .

L'algorithme de détection proprement dit consiste à étiqueter, dans un premier temps, chaque point de la chaîne selon l'une des huit classes d'arcs. Dans un

Arc	$\dot{x}(t)$	$\dot{y}(t)$	$\ddot{x}(t)$	$\ddot{y}(t)$
CS_1	Max^+ ↘ 0	0 ↘ Min^-	< 0	< 0
CS_2	0 ↗ Max^+	Max^+ ↘ 0	> 0	< 0
CS_3	0 ↗ Min^-	0 ↗ Max^+	< 0	> 0
CS_4	0 ↘ Min^-	0 ↗ Min^-	> 0	> 0
LS	$= 0$	$= 0$

Table 5.2 - Propriétés de variations des fonctions d’une courbe. Max^+ et Min^- définissent respectivement un extremum positif et un extremum négatif.

second temps, les points consécutifs de la chaîne appartenant à une même classe sont agglomérés sous forme d’arcs élémentaires.

Cette approche en deux passes permet de rectifier d’éventuelles erreurs d’étiquetage afin de reconstituer des arcs aussi complets que possible. Les erreurs les plus fréquentes sont de courtes séquences de points étiquetés $[LS_i]$ au milieu d’une série de points appartenant à la même classe $[CS_j]$. Ce type de situation apparaît en particulier lorsque le tracé d’une courbe correspond localement à une droite par rapport à l’échelle envisagée.

Les règles de groupement suivantes permettent de réparer ces erreurs :

$$\left\{ \begin{array}{l} [CS_j]^n \cdot [LS]^p \cdot [CS_j]^m \implies [CS_j]^{n+p+m} \\ [CS_j]^n \cdot [LS]^p \cdot [CS_k]^m \implies [CS_j]^{n+\frac{p}{2}} \cdot [CS_k]^{m+\frac{p}{2}} \end{array} \right. \quad (5.6)$$

avec $j \neq k$ et $p < \text{Min}(\frac{m}{2}, \frac{n}{2})$

en notant $[CS_j]^n$ une séquence de n points de classe CS_j .

Enfin, comme pour la détection de segments, les points dominants entre arcs élémentaires ainsi que les extrema de courbure sont ajoutés à une liste de points d’intérêt afin de compléter la détection de jonctions.

Analyse des résultats

Le résultat de cette première étape est donc la détection d'arcs élémentaires et de leurs points dominants associés. Les figures suivantes illustrent le résultat du découpage en arcs, dans un premier temps sur des courbes synthétiques, puis sur des courbes extraites de scènes réelles.

Les cercles de la figure 5.28 et les ellipses des figures 5.29 et 5.30 permettent de vérifier la segmentation de courbes simples en arcs perceptuellement importants. Dans chacune de ces figures, les arcs de classes CS_1 et CS_3 sont tracés en noir et les arcs de classes CS_2 et CS_4 en gris. La figure 5.30 permet en particulier de noter la stabilité de détection des transitions entre arcs sur des structures de tailles différentes, et ce, malgré un lissage relativement important. Les erreurs de positionnement qui apparaissent sur les figures 5.29 et 5.30 sont dues au point de départ de la chaîne de pixels lorsque celle-ci forme une courbe fermée.

La figure 5.31 illustre la distinction entre arcs de classe CS_i (en noir) et fragments rectilignes de classe LS (en gris). Cette distinction tend naturellement à s'estomper pour des échelles de lissage plus importantes.

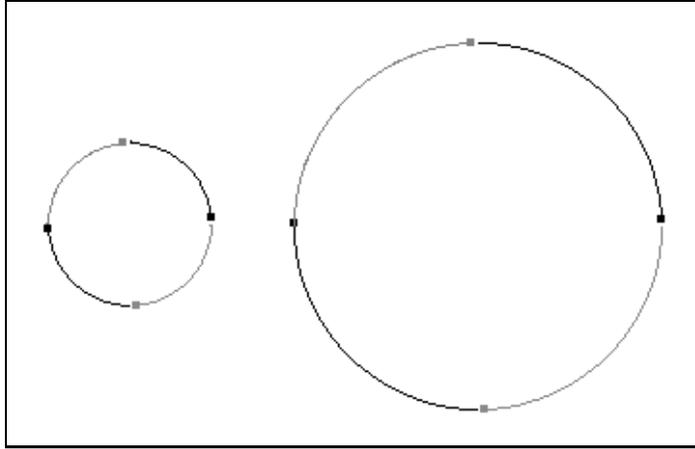


Figure 5.28 - *Segmentation de cercles - rayons 40 et 100 pixels - $\alpha = 0,125$.*

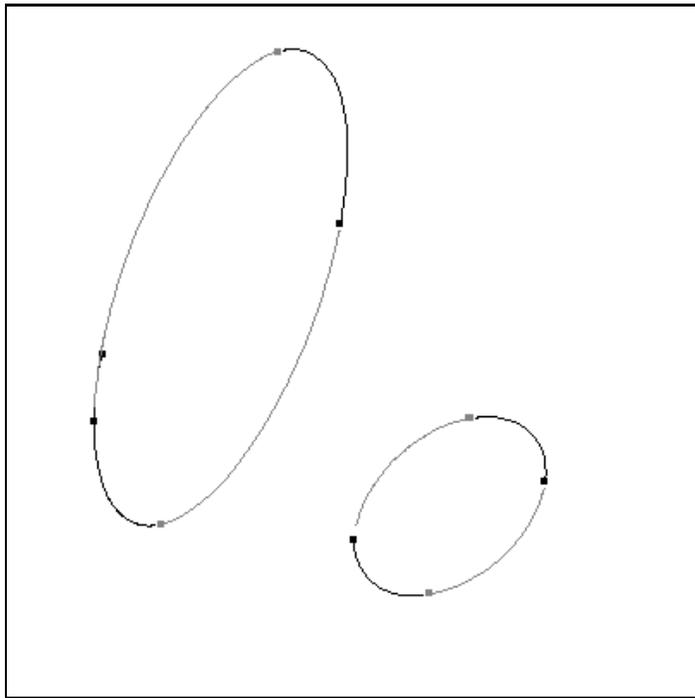


Figure 5.29 - *Segmentation d'ellipse inclinées - $\alpha = 0,125$. Le point supplémentaire sur l'ellipse de gauche vient du point de départ de la chaîne de contour.*

5.3.2 Organisation perceptuelle des arcs

Le groupement des arcs élémentaires répond aux mêmes impératifs que le groupement des segments : constituer un ensemble d’hypothèses aussi réduit que possible. Cette étape est organisée selon le même principe de groupement hiérarchique afin de réduire au maximum les redondances d’hypothèses.

Principes du groupement d’arcs

La comparaison entre arcs est en grande partie facilitée par la classification préalable. Cette classification apporte en effet des contraintes importantes sur les groupements possibles entre arcs élémentaires. Ici encore, les arcs sont comparés par ordre de longueur croissante.

Soient A_1 et A_2 deux arcs élémentaires, de longueurs respectives L_{A_1} et L_{A_2} . On suppose $L_{A_1} > L_{A_2}$. L’arc A_1 est composé des pixels $\{P_1^1, \dots, P_n^1\}$, et l’arc A_2 des pixels $\{P_1^2, \dots, P_m^2\}$. On note de plus \mathcal{C}_1 et \mathcal{C}_2 la classe de chaque arc.

– *Groupement par similarité et proximité.*

Deux arcs sont considérés comme similaires s’ils appartiennent à la même classe et s’ils partagent une majorité de pixels en commun. L’appartenance d’un point de A_2 à l’arc A_1 est définie par rapport à une distance maximale ϵ^{\approx} . Ce critère qualitatif donne en pratique de meilleurs résultats que des méthodes de comparaison plus classiques telles que la corrélation. En effet, il est beaucoup plus rapide qu’une comparaison point à point entre arcs qu’impliquerait un calcul de corrélation, et moins exposé aux erreurs de tracé des arcs. Il permet en particulier plus de souplesse face aux variations du tracé des arcs pour une échelle donnée.

On note $\Gamma_{1,2}$ l’ensemble des pixels communs aux deux arcs et $N_{1,2}$ le nombre de pixels de cet ensemble.

$$\forall P \in \Gamma_{1,2}, P \in A_2 \quad \text{et} \quad \exists Q \in A_1 / \|\overrightarrow{PQ}\| < \epsilon^{\approx}$$

Le taux de recouvrement de A_2 par A_1 est simplement défini par le rapport :

$$T_{1,2} = \frac{N_{1,2}}{m}$$

avec m , nombre de pixels de l’arc A_2 .

Ce taux prend la valeur 1 lorsque les deux arcs sont confondus et 0 lorsqu’ils sont suffisamment éloignés. Le critère de groupement revient donc à décider d’un seuil au dessus duquel deux arcs doivent être fusionnés. Ce seuil est arbitrairement fixé à 0,8, soit 80% de la longueur de A_2 .

Afin de réduire la complexité de la comparaison point à point des distances entre deux arcs, de l'ordre de $\mathcal{O}(n \cdot m)$, nous adoptons l'heuristique suivante : lorsque plusieurs points consécutifs de A_2 remplissent le critère de distance avec A_1 , l'hypothèse d'un recouvrement possible est établie. Il suffit ensuite de comparer les points restant de A_2 avec les successeurs du dernier point trouvé sur A_1 .

Avec un seuil de recouvrement supérieur à 0.9, le groupement d'arcs par proximité revient à éliminer les arcs redondants tout en gardant les arcs les plus longs.

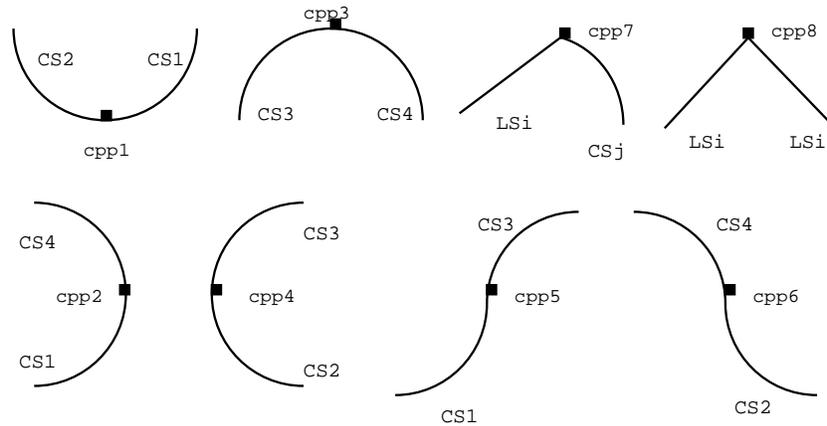


Figure 5.32 - *Huit groupements élémentaires*

– *Groupements élémentaires par co-circularité.*

Les arcs élémentaires de classes CS_i ne sont pas les seules hypothèses formulées lors de la détection des fragments de courbes. Deux autres types d'hypothèses sont générées durant cette étape :

1. Groupements élémentaires entre arcs co-circulaires.

Les points de coupure correspondant au passage d'un type d'arc à l'autre le long d'une courbe, les triplets constitués de deux arcs consécutifs et d'un point de coupure constituent des groupements élémentaires, notés \mathcal{G}_i . En reprenant la nomenclature définie par Gao et Wong, huit types de groupements sont ainsi définis, chacun associé à un type de point de coupure cpp_i particulier. Les groupements élémentaires sont résumés dans la figure 5.32.

Les hypothèses d'arcs co-circulaires correspondent aux groupements des points dominants cpp_1, \dots, cpp_4 .

2. Compositions d'arcs co-circulaires

Cette hypothèse d'arc étend la précédente à un nombre indéterminé d'arcs co-circulaires. Des séquences d'arcs telles que $cpp_1 \rightarrow cpp_2$ ou

bien $cpp_2 \rightarrow cpp_3 \rightarrow cpp_4$ constituent autant d’hypothèses de courbes fermées.

Ces hypothèses d’arcs particulières sont ensuite simplifiées à l’aide du groupement par proximité et similarité décrit précédemment.

Résultats et discussion

Les résultats de la détection et du groupement d’arcs démontrent un comportement complémentaire du groupement de segments, c’est à dire, une détection des parties courbes satisfaisante et des ambiguïtés le long des parties rectilignes.

Comme le montrent les ellipses de la figure 5.34, les paires d’arcs co-circulaires sont correctement regroupées, jusqu’à reconstituer, en l’absence de point d’inflexion, la courbe d’origine. La courbe de la figure 5.36 donne un autre exemple de groupement d’arcs en présence d’inflexions. Les fragments de courbes absents ont été identifiés comme des segments rectilignes.

Les figures des pages 199 à 199 reprennent la scène de téléphone précédemment utilisée. Dans chaque cas, un exemple de groupement d’arcs élémentaires est présenté pour deux échelles de lissage. Les arcs détectés y sont représentés en noir et les fragments rectilignes en gris. Dans les résultats complémentaires donnés en annexe B, les figures B.9 ,B.11 et B.13 donnent des exemples de paires d’arcs co-circulaires.

Ces résultats sont représentatifs des effets de la présence de structures de tailles différentes le long des chaînes. En particulier, des structures d’échelle trop petite introduisent des inflexions locales qui interrompent des séquence d’arcs co-circulaires. A l’inverse, des structures d’échelle trop grande admettent des inflexions trop importantes. Enfin, la détection de fragments rectilignes devient rapidement ambiguë en cas de prolongement d’un arc par un segment.

Une méthode pour départager les courbes correspondant à des “coins arrondis” des courbes correspondant à de véritables arcs consiste à comparer chaque arc élémentaire avec un modèle d’arc circulaire et ne conserver que ceux qui s’approchent le plus du modèle. Les figures B.14 et B.15 donnent des exemples de détection d’arcs d’ellipses à partir de la figure B.10. La méthode d’approximation utilisée à cette fin est inspirée de [Roth et Levine, 1993] . A l’aide d’une procédure de recuit simulé, une série de tirages aléatoires de points le long d’un arc permet de faire converger un modèle d’ellipse vers une représentation fidèle de cet arc. D’une manière plus générale, l’identification d’arcs particuliers pourrait être étendue à d’autres modèles de courbes afin de simplifier la représentation des hypothèses autant que possible.

Enfin, les résultats obtenus pour la détection des arcs élémentaires imposent un remarque concernant l’invariance de la détection. Les critères de classification des arcs sont effet liés au choix d’un repère dans l’image, indispensable

pour les calculs de dérivées. Dans notre cas, le repère choisi correspond aux directions horizontales et verticales de l'image. Cette remarque est importante car une même figure aura une décomposition en arcs différente si elle subit une rotation.

Les critères de détection restent cependant cohérents avec le comportement de la vision humaine. De nombreuses expériences sur des figures relativement simples, montrent en effet des difficultés d'identification et de perception de symétries en cas de forte rotation. Il suffit d'essayer d'identifier un visage présenté la tête en bas pour s'en persuader.

Pourtant, si le découpage en arcs élémentaires est susceptible de varier, le groupement d'arcs, lui, rétablit l'invariance par rotation. En effet, les propriétés visuelles de co-circularité et d'inflexions restent invariantes par rotation. Par exemple, quel que soit le repère choisi pour découper en arcs une ellipse telle que celle de la figure 5.34, la composition des arcs co-circulaires donnera toujours au final une ellipse complète.

Cependant, la classification d'arcs élémentaires peut jouer un rôle important lorsque la différence entre deux images est minimale, comme dans le cas de paires stéréoscopique en vision binoculaire ou bien pour une séquence d'images.

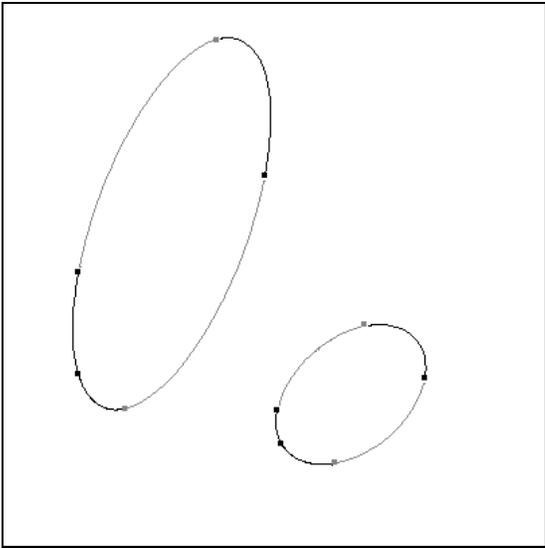


Figure 5.33 - Arcs élémentaires - $\alpha = 0,125$

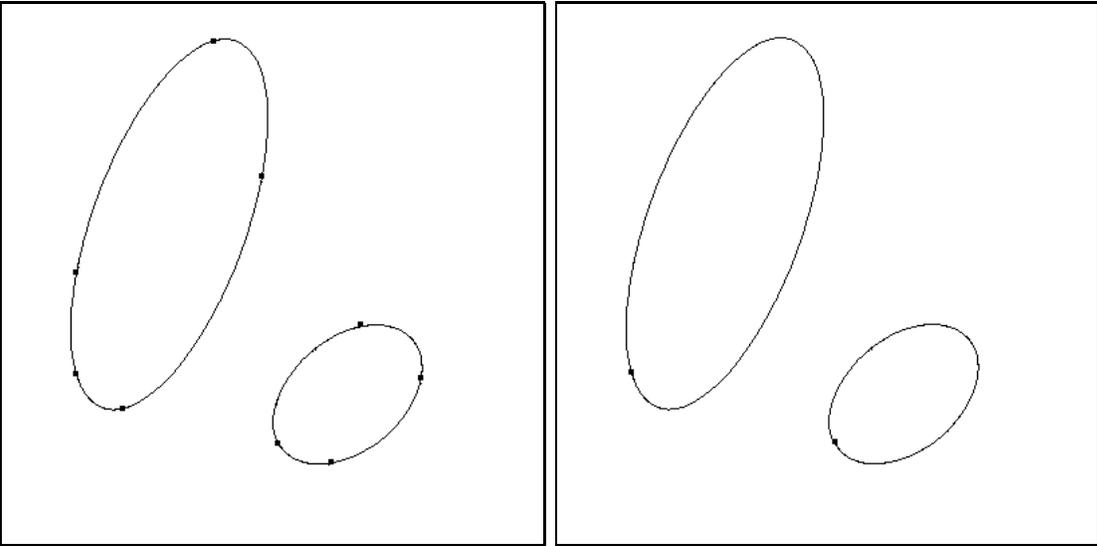


Figure 5.34 - Paires d'arcs co-circulaires et groupements.

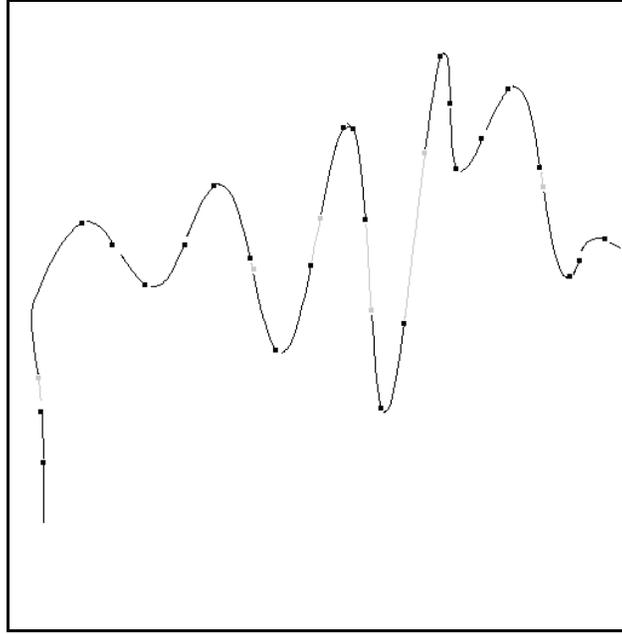


Figure 5.35 - *Arcs élémentaires sur une courbe quelconque - $\alpha = 0,2$*

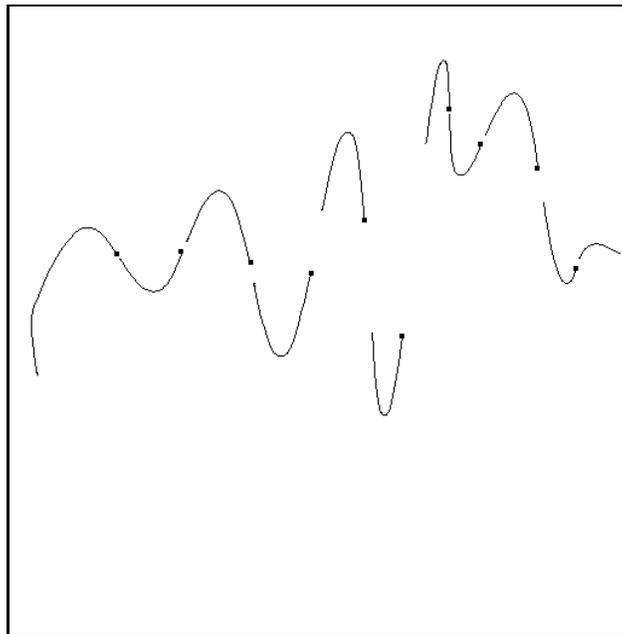


Figure 5.36 - *Paires d'arcs co-circulaires*

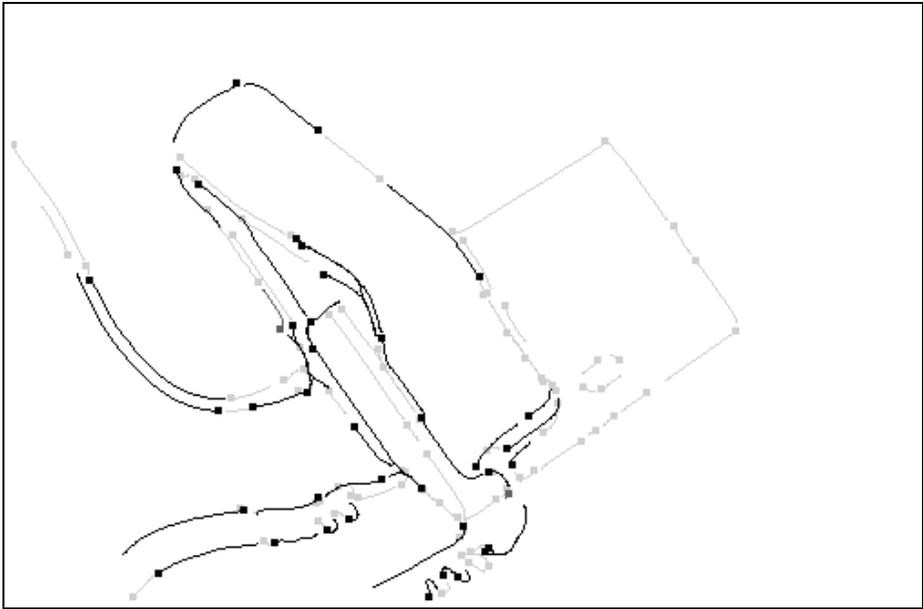


Figure 5.37 - Téléphone - 105 arcs élémentaires - $\alpha = 0,15$

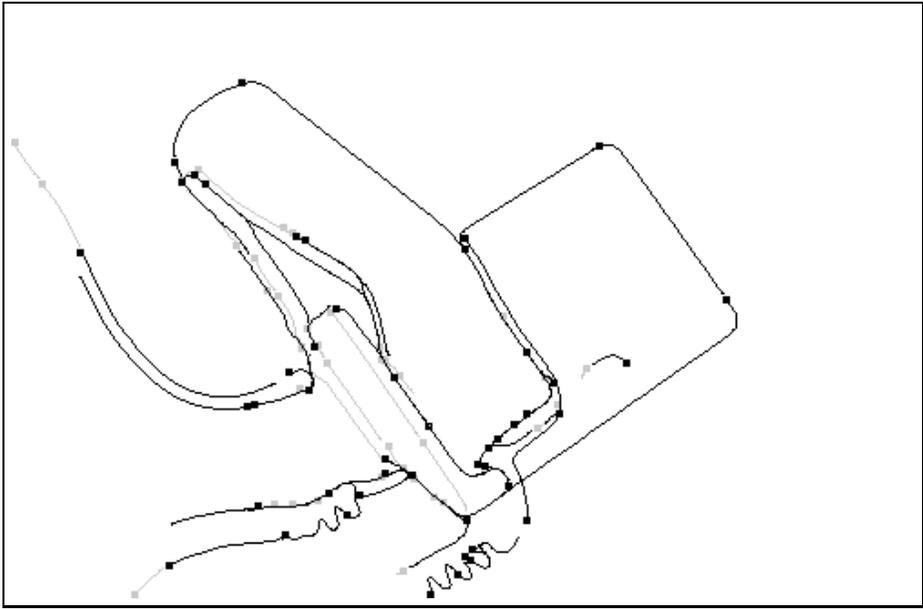


Figure 5.38 - Téléphone - 90 arcs élémentaires - $\alpha = 0,07$

5.4 Conclusions et perspectives

Nous avons présenté dans ce chapitre des principes d'extraction d'éléments visuels à partir des groupements résultant d'un réseau de saillance. Ces principes ont été appliqués à la perception de segments, d'arcs et de jonctions. Dans chaque cas, un ensemble d'hypothèses élémentaires est d'abord détecté à partir de chaque groupement individuel. Ces hypothèses sont ensuite mises en commun afin d'être groupées de manière hiérarchique. Le résultat est un ensemble simplifié d'éléments visuels représentatifs des structures curvilinéaires de la scène.

Le groupement de chaque type d'élément visuel a été illustré à l'aide d'exemples de scènes artificielles et d'images réelles. Les résultats obtenus confirment la détection correcte de la majeure partie des structures d'intérêt de la scène, mais ils présentent encore un grand nombre d'ambiguïtés qui sont autant d'obstacles à une application réelle. L'amélioration de cette méthode selon deux axes pourrait apporter à court terme une plus grande stabilité aux résultats obtenus.

– *Optimisation de ressources*

L'une des caractéristiques de cette méthode de groupement est la manipulation de grandes quantités d'hypothèses lors de l'organisation des éléments visuels. Le nombre de segments ou d'arcs peut temporairement atteindre quelques milliers pour aboutir au final à quelques centaines d'hypothèses optimisées. Les temps de traitement, de l'ordre d'une dizaine de minutes pour l'organisation de 3000 à 4000 hypothèses, sont essentiellement dus à l'implémentation sous forme de listes chaînées. D'autres types de structures de données pourraient accélérer les calculs tout en économisant les ressources mémoires.

En particulier, l'utilisation de méthodes d'indexation pourrait accélérer la recherche et la comparaison entre hypothèses lors de la détection d'un nouvel élément. Un exemple d'utilisation d'index pour optimiser un groupement perceptuel peut être trouvé dans [Havaldar *et al.*, 1996] .

– *Détection multi-échelles*

La notion d'échelle est une autre caractéristique importante de cette approche. Elle est présente tant au niveau de la détection que celui du groupement mais reste, pour le moment, à la discrétion de l'utilisateur. Un grand nombre d'ambiguïtés pourrait être levées en généralisant la détection à une étude multi-échelle. La sélection des segments et des arcs les plus stables selon plusieurs échelles de détection permettrait ainsi de ne conserver, dans chaque cas, que les éléments véritablement rectilignes ou courbes.

[Jacot-Descombes et Pun, 1997] donnent un exemple de groupement à partir d'une détection de contours dans un espace échelle. A l'aide d'un filtre gaussien de lissage et dérivation, les contours sont extraits selon différentes échelles.

Pour une échelle donnée, ceux-ci sont découpés selon des intervalles pour lesquels la variation de courbure reste inférieure à un certain seuil. A chaque intervalle est associé une mesure de saillance, en fonction de sa longueur et de l'échelle de détection. Cette mesure favorise les intervalles longs pour une échelle faible et des intervalles de plus en plus courts lorsque l'échelle croît. Les intervalles sélectionnés finalement sont ceux présentant la meilleure saillance sur l'ensemble des échelles.

Ces éléments visuels ne forment en aucun cas une représentation complète de la scène. Ils doivent être considérés comme un ensemble d'indicateurs probables de la structure de l'image, admettant une certaine part d'ambiguïtés. A plus long terme, deux prolongements de cette méthode devraient permettre une réduction significative du nombre hypothèses ambiguës.

– *Discrimination entre hypothèses.*

Les problèmes d'échelle et de discrétisation se font particulièrement sentir lorsque les chaînes ne sont ni franchement rectilignes, ni particulièrement courbes. Il y a alors ambiguïté entre plusieurs modèles pour une même portion de chaîne, avec éventuellement des recouvrements entre modèles. En appliquant le principe de simplicité commun aux règles de groupement, le modèle le plus simple devrait être choisi en cas d'ambiguïté.

La complexité d'un modèle peut être évaluée numériquement par une mesure de vraisemblance empruntée à la théorie de l'information. Pour simplifier, ce type d'approche mesure la complexité d'un modèle à partir du nombre de paramètres nécessaires à sa description et d'écart entre le modèle et la portion de chaîne d'origine [Lindeberg et Li, 1997] . Plus simplement, il est souvent suffisant d'appliquer différents modèles, par ordre de complexité croissante, à une portion de chaîne ambiguë et de retenir le modèle présentant le meilleur écart quadratique avec la chaîne [Leonardis et Bajcsy, 1992] .

– *Intégration d'autres sources de primitives*

Le résultat du groupement est un ensemble d'éléments de représentation probables. Il est donc possible de rectifier ces éléments de manière à ce qu'ils représentent les structures rectilignes de la scène aussi fidèlement que possible. Ce type de démarche consiste à lever les ambiguïtés en utilisant le résultat du groupement comme centres d'attention.

L'ajustement des hypothèses pourrait être réalisé selon un procédé de prédiction et vérification, en comparant chaque hypothèse de segment, d'arc ou de point d'intérêt soit avec l'image d'origine, soit avec le résultat d'autres méthodes de détection plus directes dans le voisinage immédiat des hypothèses. La localisation des points d'intérêt peut être ainsi rectifiée en appliquant un détecteur de coin spécialisé autour de chaque hypothèse de point. Ou encore,

les hypothèses d'arcs peuvent être ajustées de cette manière à l'aide de modèles paramétriques déformables [Blaszka et Deriche, 1994b] .

Une dernière caractéristique des groupements intermédiaires, parmi les plus importantes, est de privilégier des critères qualitatifs de détection et de groupement. Les techniques quantitatives sont appliquées le plus tard possible dans la chaîne de traitement afin d'éviter l'accumulation d'erreurs de calculs d'une étape à l'autre. Définir à partir de quel moment les ambiguïtés deviennent tolérables reste une tâche très délicate sachant qu'un certain nombre d'entre elles sont impossibles à départager sans l'apport d'informations contextuelles ou de connaissances liées à l'environnement ou à la tâche visuelle recherchée. C'est précisément le rôle des niveaux supérieurs de groupements présentés dans le chapitre suivant.