

顎関節X線画像の理解

安永真二*, 児玉和彦*, 来栖剛臣*, 福島重廣*, 大庭 健**

*九州工業大学 情報工学部 **九州歯科大学 歯科放射線学教室

あらまし

顎関節のX線形態学的研究を支援するために、コンピュータによる形態トレースの自動化の可能性を検討した。トレースの対象としては、下顎窩と下顎頭の辺縁を選んだが、その補助として錐体鼓室裂と干渉像も認識した。顎関節X線画像は、形態と要素間相互の位置関係がほぼ一定なことが特徴である。したがって、モデルにもとづく認識方法を開発した。さらに、知識にもとづく自己サブトラクションの方法を提案した。

和文キーワード 顎関節, 形態トレース, モデルにもとづく, サブトラクション

Understanding the Radiogram of the Temporomandibular Joint

Shinji Yasunaga*, Kazuhiko Kodama*, Takeomi Kurusu*,
Shigehiro Fukushima* and Takeshi Ohba**

*Fac. Comp. Sci. Sys. Eng., Kyushu Inst. Tech. Fukuoka

**Dept. Dent. Rad., Kyushu Dent. Col. Fukuoka

Abstract

A computational system has been developed for generating a morphological tracing of the temporomandibular joint from its radiogram. A model-based method has been developed for recognizing the mandibular fossa, the mandibular head, the petrotympanic fissure, and an interfering object. Specially, the fossa has been traced by cost minimization by dynamic programming; the head has been extracted by knowledge-based forced enhancement. Moreover proposed is KAS, knowledge-based auto-subtraction, which has been applied to remove the interfering object from the radiogram.

英文 key words temporomandibular joint, morphological trace, model-based,
auto-subtraction

1 はじめに

歯学の分野においては、顎関節の形態に興味をもたれている。例えば、患者の愁訴と下顎窩の形態との相関や下顎窩の年齢的变化に興味をもたれて、下顎窩の形態は相似的に変化するのか、それとも関節結節から錐体鼓室裂までの距離は一定であるが下顎窩の深さが変化するのか、それとも下顎窩の深さは一定であるが関節結節から錐体鼓室裂までの距離が変化するか、といった問題がある。これらのことを研究するためにはX線写真から下顎窩や下顎頭の形態をより正確に求めることが重要である。しかし、下顎窩などの輪郭線の計測法は、X線写真上においてトレーシングペーパー上にトレースするという人間の手作業に頼っている。そこで本研究では、計算機を使うことにより精度よく効率的に輪郭線を抽出し、X線写真の全てのパーツを計算機上で認識することを目的としている。

本報告では、まず2.で本研究で用いた顎関節X線写真と画像データについて述べる。3.では、前処理として原画像に存在するグリッドの除去をフーリエ変換を利用して行う。以下の処理はその結果として得られる画像について行う。4.では、ダイナミックプログラミング(動的計画法)により下顎窩の輪郭線抽出を行う。つぎに、5.で下顎頭の輪郭線抽出、6.で錐体鼓室裂の辺縁抽出と干渉像の心線抽出を行う。5.,6.では、基本的流れとしてエッジ強調、2値化、ラベリング、膨張・収縮、細線化、枝の除去という処理手順により輪郭線抽出を行う。7.では、補足として干渉像の除去の可能性についても検討した。8.では、結果および考察について述べる。

2 顎関節X線写真と画像データ

2.1 顎関節X線写真の撮影

X線写真は図2.1のようにX線撮影装置を使用して撮影されたものである。このとき、被験者の口は閉じた状態である。また、X線撮影装置にはX線の散乱による写真のボケを低減するため、グリッド(縞模様)状の鉛のフィルターが取り付けられている。

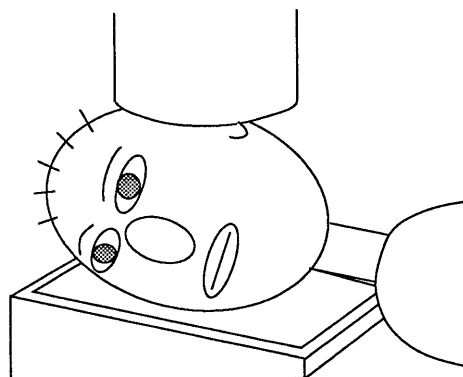
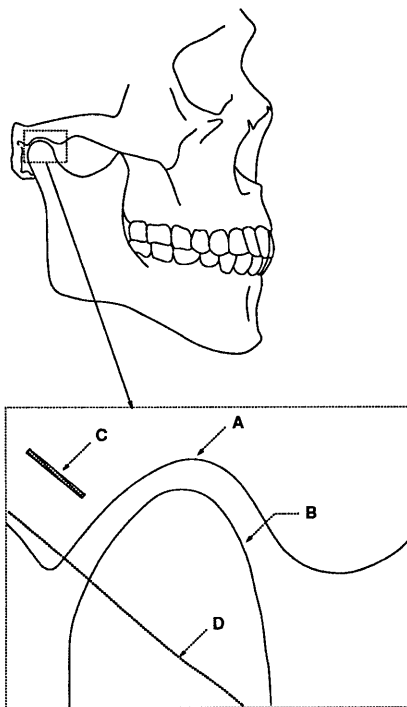


図 2.1 X線撮影

2.2 画像データの作成

得られたX線写真をテレビカメラで取り込みデジタル化する。その画像データは、サイズが512×400画素、濃淡値が0～255(8ビット)の階調である。その原画像を図2.3に示す。得られた画像データの模式図と各部の解剖学的名称を図2.2に示す。



A: 下顎窩 B: 下顎頭 C: 錐体鼓室裂 D: 干渉像

図 2.2 模式図

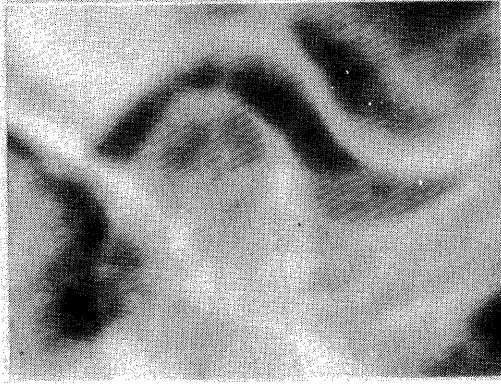


図 2.3 原画像

座標軸のとりかたは、図 2.4 のように直角座標に対して左上角から下へ行番号、右へ列番号をとる。そのとき第 x 列 y 行を (x, y) 、その濃淡値が $f(x, y)$ で与えられる画像を $\{f(x, y)\}$ と表す。

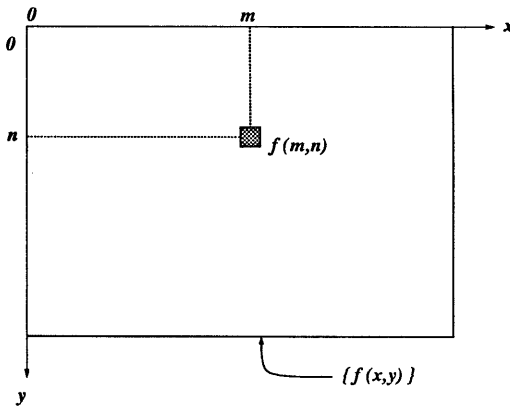
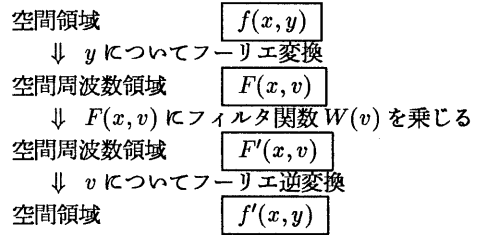


図 2.4 座標系

3 前処理

本研究で用いる画像には、X線写真撮影時に取り付けた鉛のフィルターによるグリッド(縞模様)の像が混入している。そこでまず、このグリッドの除去を行う。ここでは、画像のフーリエ変換を行った後、空間周波数領域でのフィルタリングによってグリッドを除去する。一般に、フーリエ変換による画像のノイズ除去は、縦方向、横方向と二次元フーリエ変換を行いフィルタリングする。しかし、本研究の場合、原画像でのグリッドがほぼ水平に近いため、縦方向のみの一次元フーリエ変換を用いる。つまり、

画像の一系列のデータをフーリエ変換しハミング窓の関数をフィルタ関数としてフィルタリングした後、フーリエ逆変換を行い、グリッドのないデータを作成する。この処理をすべての列について行う。



3.1 パワースペクトルの推定

m 列目 ($m = 0, 1, \dots, 511$) の画像データ $f(m, y)$ ($y = 0, 1, \dots, Y - 1$) をフーリエ変換したものを $F(m, v)$ ($v = 0, 1, \dots, Y - 1$) とする。

$F(m, v)$ の振幅値の 2 乗は、

$$|F(m, v)|^2 = |\text{Re}[F(m, v)]|^2 + |\text{Im}[F(m, v)]|^2$$

である。計算機のため処理範囲を $Y = 2^8 = 256$ に限定して高速フーリエ変換を適用する。

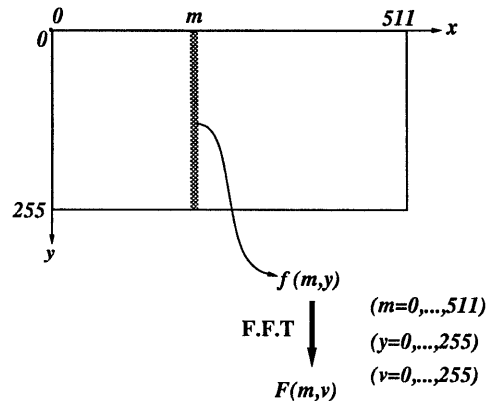


図 3.1 $f(m, y)$ と $F(m, v)$

さらに、すべての列の振幅 2 乗値の平均をとることにより、パワースペクトルの推定

$$\begin{aligned} & |F(m, v)|^2 \\ &= \frac{\sum_{m=0}^{511} \{|\text{Re}[F(m, v)]|^2 + |\text{Im}[F(m, v)]|^2\}}{512} \end{aligned}$$

を求めた。その結果を図 3.2 に示す。

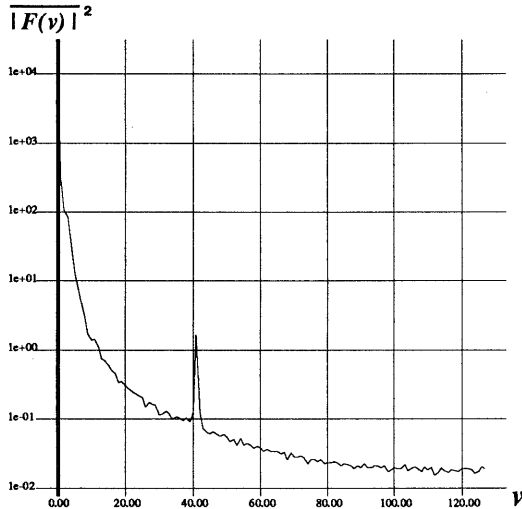


図 3.2 パワースペクトル推定

図 3.2 から分かるように、列方向には、直流分をピークとしてその両側に急速に減衰していく画像信号成分に重畳して、空間周波数±41 付近に鋭い線スペクトルが見られる。これがグリッドに対応している。

3.2 周波数領域でのフィルタリング

フィルタの関数 $W(v)$ ($v = -128, \dots, 127$) を用いてフィルタリングすることによって

$$F'(m, v) = W(v)F(m, v), v = -128, \dots, 127$$

が得られる。 $F'(m, v)$ ($v = 0, \dots, 511$) を逆変換することによって、グリッド除去をした画像データ $f'(m, y)$ を得る。

グリッドの周波数は±41 付近であるため、切り出す空間周波数の範囲は $v = -35, \dots, 35$ とする。

3.3 ハミング窓を用いたフィルタリング

ハミング窓の関数 $W_{HAM}(v)$ をフィルタ関数としてフィルタリングする。

この関数は矩形窓に余弦波状のテーパをつけたもので、次のように示される。

$$W_{HAM}(v) = \begin{cases} 0.54 + 0.46 \cos \frac{2\pi v}{V-1} \\ \left(-\frac{V-1}{2} \leq v \leq \frac{V-1}{2} \right) \\ 0 \\ \text{(その他のとき)} \end{cases}$$

このフィルタ関数を図 3.3 に示す。

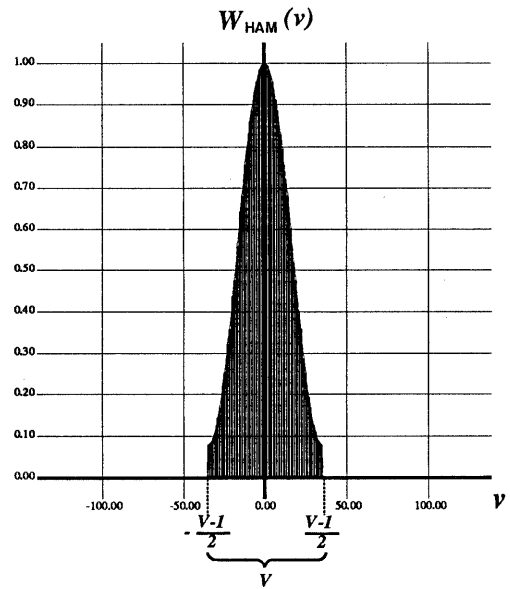


図 3.3 ハミング窓関数 $W_{HAM}(v)$ $V = 71$

画像データの各列をこのように処理し、グリッドを除去した結果を図 3.4 に示す。以下の処理は、この結果に対して適用する。

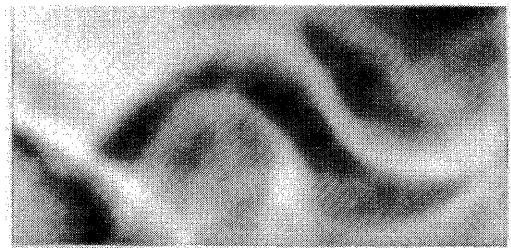


図 3.4 グリッド除去後の画像

4 下顎窩の輪郭線抽出

4.1 ダイナミックプログラミングの適用

本研究で用いる画像より求めようとしている下顎窩の輪郭線は、基本的に一次元(つまり横軸 x の一価関数 $y = f(x)$)と考えられる。従って、各列ごとに輪郭線を構成する一画素を抽出する。そのためにダイナミックプログラミングを用いる。

4.1.1 アルゴリズム

図 4.1 のように、 n 段からなる多段決定過程と考える。画像データの各列が決定の各段階に対応し、各

列から輪郭線上の一画素を選び出す操作が各段における最適政策の決定に対応する。始点の x 座標 x_s を入力することにより始点画素 P_{ss} (座標 (x_s, y_s)) から n 段目の各画素 P_{n0}, \dots, P_{nm} までの各最小コストを求める。このようにして、最後の列にいたるまでのコストが最小となるような経路を求めれば、それが輪郭線である。この輪郭線上の各画素は各段での最適決定をあらわす。ただし、第 $1 \sim n$ 段はそれぞれ m 個の画素をもち、第 $k-1$ 段目の画素 $P_{k-1,i}$ (座標 (x_{k-1}, y_{k-1})) から第 k 段目の画素 P_{kj} (座標 (x_k, y_k)) への接続コストは $C(P_{k-1,i}, P_{kj})$ ($k = 2, \dots, n$, $i = 1, \dots, m$, $j = 1, \dots, m$)、また、 P_{ss} から P_{1j} への接続コストは $C(P_{ss}, P_{1j})$ とする。始点画素 P_s から n 段目の各画素 P_{n0}, \dots, P_{nm} までの最小コストを求める式は

$$G(P_{1j}) = C(P_{ss}, P_{1j})$$

:

$$G(P_{nj}) = \min_{0 \leq i \leq m} \{G(P_{n-1,i}) + C(P_{n-1,i}, P_{nj})\}$$

である。従って、求める経路のコストは

$$G_{line} = \min_{0 \leq k \leq m} \{G(P_{nk})\}$$

となる。

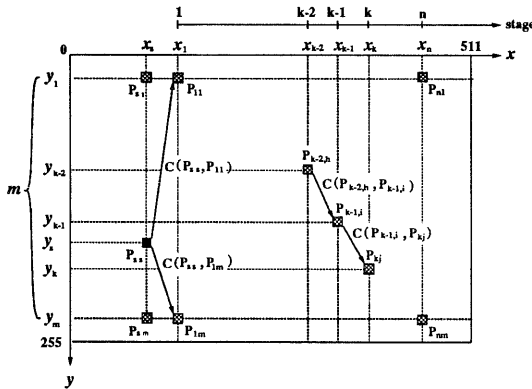


図 4.1 アルゴリズム

本研究では、始点座標 $x_s = 75$ とし、また、 $x_n = 511$, $y_1 = 20$, $y_m = 236$ とした。

4.1.2 目的関数

前小節で求めた式の接続コストを目的関数として定義する。このとき、輪郭線をできるだけ正確に、かつ滑らかな線を構成できるように、目的関数を定義する。なお、 $f(x_k, y_k)$ は画素 P_{kj} (座標 (x_k, y_k)) の濃淡値を示す。

1. エッジ性によるコスト。
エッジ性が強いほど低コストとする。

$$C_1 = -\{f(x_k, y_{k-1}) - f(x_k, y_{k+1})\}$$

2. y 座標の差によるコスト。
これは輪郭線の連続性を維持するためのコストである。雑音などによる経路からの逸脱を阻止する。

$$C_2 = \begin{cases} 0, & |y_k - y_{k-1}| \leq a \\ \infty, & |y_k - y_{k-1}| > a \end{cases}$$

a は抽出しようとしている輪郭の最大傾斜点での接線の傾きから求める (図 4.2)。従って、原画像より傾きはおよそ 2.1 であるので $a = 3$ とした。

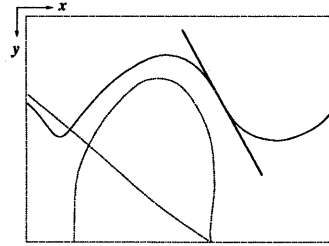


図 4.2 定数 a

3. 濃淡値の差によるコスト。
濃淡値変化がないほど低コスト。

$$C_3 = |f(x_k, y_k) - f(x_{k-1}, y_{k-1})|$$

4. 方向変化によるコスト。
方向変化が少なければ少ないほど低コスト (図 4.3)。これは線になめらかさを与えるためのコストである。

$$C_4 = \begin{cases} 0, & |(y_k - y_{k-1}) - (y_{k-1} - y_{k-2})| \leq 1 \\ \infty, & |(y_k - y_{k-1}) - (y_{k-1} - y_{k-2})| > 1 \end{cases}$$

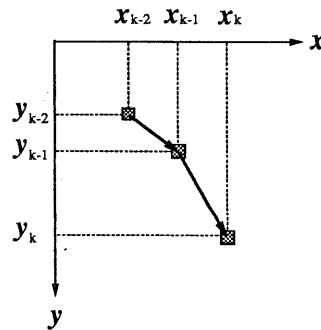


図 4.3 方向変化

$C(P_{k-1,i}, P_{k,j})$ をこれら $C_1 \sim C_4$ の重みつき和で定義する。

$$C(P_{k-1,i}, P_{k,j}) = w_1 C_1 + w_2 C_2 + w_3 C_3 + w_4 C_4$$

4.2 補間

ダイナミックプログラミングで輪郭の画素を決定したとき、図 4.4(a) のように 2 次元的に連続的でないところが生ずる。輪郭線は一本の連続した線で構成されなくてはならないので、この不連続なところを補間する必要がある。つまり図 4.4(b) のように、 k 段めの y 座標 y_k と $k-1$ 段めの y 座標 y_{k-1} との差が 2 以上である時、8 近傍で連続になるように画素を付加する。

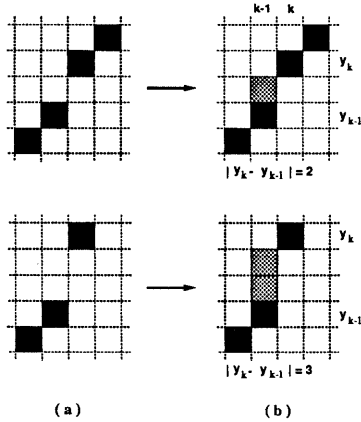
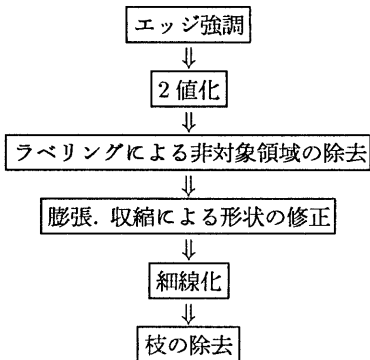


図 4.4 不連続な箇所の補間

5 下顎頭の輪郭線抽出

下顎頭の輪郭線は、以下のような処理手順により抽出を行う。



5.1 エッジ強調と画像の分割

以下のようなエッジ強調マスク (11×11) を 7 通りの角度 ($0^\circ, \pm 30^\circ, \pm 60^\circ, \pm 90^\circ$) に回転させて適用し、最大応答値を求めることによって、下顎頭のエッジを強調することを考える。

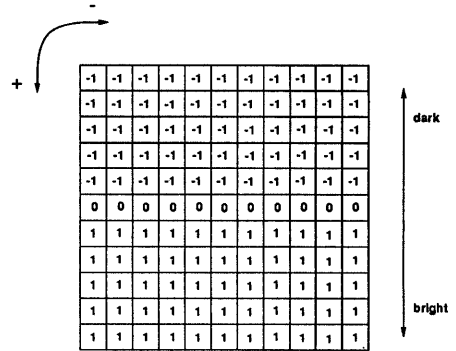


図 5.1 エッジ強調マスク

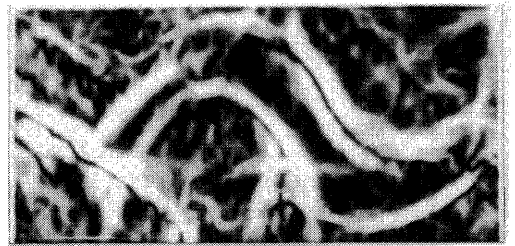
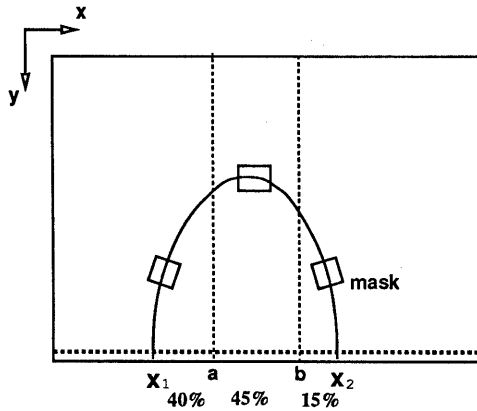


図 5.2 下顎頭のエッジ強調

しかし、すべてのマスクを同等に適用したのでは、図 5.2 のように干渉像が強調されてしまい、下顎頭のエッジがうまく強調されない。そこで図 5.3 のように a 点、 b 点を強引に求めて、画像を 3 分割して、それぞれにおいて下顎頭のエッジが強調されるような回転マスクをかける。このとき、 a 点と b 点は図 5.1 のマスクを 90° 回転して適用し、そのときの図 5.3 の下枠 ($y = 230$) における応答の最大点 (X_1) と最小点 (X_2) を求め、 a, b を決定する。そのようにして、エッジ強調した結果を図 5.5 に示す。



$$a = (X_2 - X_1) * 0.40 + X_1;$$

$$b = (X_2 - X_1) * 0.85 + X_1;$$

図 5.3 画像の 3 分割

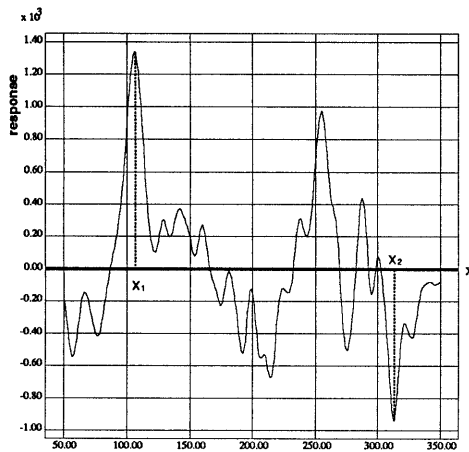


図 5.4 $y = 230$ の x 方向の微分値のグラフ



図 5.5 下顎頭の強引なエッジ強調

5.2 輪郭線抽出

まず、適当なしきい値を与えて、2 値化を行う。そして、ラベリングにより非対象領域を除去し、下

顎頭部分のみを取り出す。このようにして得られた画像には、枝や穴が生じている場合があり、そのまま細線化すると、枝やループが生じてしまう。これを改善するために膨張、収縮を行うことにより、形状を修正する。さらに、細線化を適用することにより、ほぼ中心の部分に幅 1 の中心線を取り出す。この取り出された中心線が下顎頭の輪郭線となる。細線化された画像には、枝が生じていることがあるので、最後にこの枝の除去を行う。

6 錐体鼓室裂の辺縁、干渉像の中心線抽出

錐体鼓室裂の辺縁と干渉像の中心線は、下顎窩の輪郭線と同様の処理手順により抽出を行う。

7 干渉像の除去

干渉像は下顎窩輪郭線のトレースにおいて妨害性をもつので、その除去の可能性についても検討し、知識にもとづく自己サブトラクション (KAS: knowledge-based auto-subtraction) の方法を開発した。

6. で抽出した干渉像の中心線上における濃淡値は、下顎窩と下顎頭のすきまで最小となる。この濃淡値は、干渉像だけによる値と考えられる。また、使用する画像は X 線写真であるので、原画像の濃淡値を P_{image} 、求めたい画像成分の濃淡値を P_{obj1} 、干渉像の濃淡値を P_{obj2} とするとき、

$$P_{obj1} = P_{image} - P_{obj2}$$

と考えられる。したがって、 P_{obj2} の推定ができれば P_{obj1} も求められる。そのために、中心線を左右に膨張させ、膨張による被覆線上の最小値を調べた。これをグラフにしたのが図 7.1 である。同図において、横軸は膨張の回数、すなわち中心線から被覆線までの距離を表している。横軸の左方向は中心線から左側へ、また、右方向は中心線から右側への膨張を表している。なお、被覆線とは中心線の膨張によってできる線幅 1 の各膨張部分のことである。

図 7.1 は、干渉像のみによる濃淡分布の断面を表すと考えられる。また、濃淡分布の変化が少なくなっているところより外側では干渉像は存在しないと考えられ、干渉像の中心線からの広がりはこの範囲までと考えられる。このような限界を判定するために、グラフから $|\text{minimum}[i] - \text{minimum}[i - 5]| < 0.5$ となるすそ野の部分を探し、そこの濃淡値を器官像を含まない背景濃淡値と仮定し、膨張された各被覆線上の値からその被覆線上での最小値を差し引き、さらに、背景濃淡値を加えることによ

て干渉像を除去した. 干渉像を除去した結果を図 7.2 に示す.

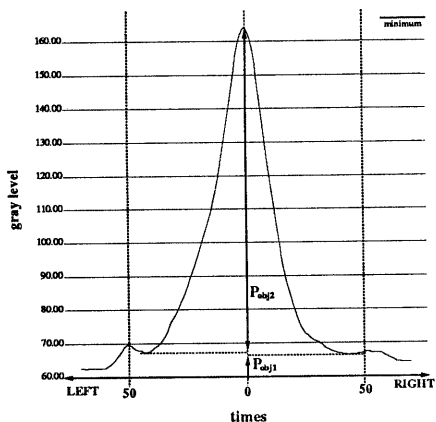


図 7.1 膨張による各被覆線上での最小値



図 7.2 干渉像除去の結果

8 結果および考察

以上の方法により, 下顎窩の輪郭線, 下顎頭の輪郭線, 錐体鼓室裂の辺縁, 干渉像の中心線の抽出を行い, これらの要素を個別に識別し, トレース図を生成することが可能になった. その結果を図 8.1 に示す.

さらに, 下顎窩の輪郭線のトレースにおける接続コストの重み係数の影響についても検討した. コスト C_2, C_4 はその値が 0 と無限大との両極をとるので, プログラムでは, 探索の範囲に対する制約条件として処理手続きの中に埋め込んだ. したがって, 係数 w_2, w_4 は数値をとる変数としては組み込まれていない. そして, 上の実験例では, 実効重み係数 w_1, w_3 の比率は 1.0 としている. そこで, これら 2 係数を変化させてトレースの結果を比較検討してみたところ, $10^{-10} < w_3/w_1 < 10^1$ にわたって安定であった.



図 8.1 トレースの結果

参考文献

- [1] 大庭健, 柏木茂昌: “フーリエ級数による曲線の解析” 歯放, 第 16 巻, 189/197 (1976)
- [2] 長尾真: “画像認識論”, コロナ社 (1983)
- [3] 尾形克彦: “ダイナミック・プログラミング”, 培風館 (1973)