頭部 X 線規格写真上での類似法による成長予測の検討

相 馬 邦 道

東京医科歯科大学歯学部矯正学教室 (指導: 三浦不二夫教授)

(昭和46年10月15日受付)

Considerations in the similarity method applied to the cephalometric prediction of growth

Kunimichi Souma

Department of Orthodontics, School of Dentistry,
Tokyo Medical and Dental University
(Director: Prof. Fujio Miura)

要旨: 顎顔面頭蓋のセファログラム上での成長予測に関して, 類似法を適用するにあたって, 適用の前提条件であるパターンの類似の持続性を検討した。さらにこの考え方を展開させるにあたって, パターン分類およびモデル化への作成の試みを行ない検討を加えた。

資料は, 東京医科歯科大学矯正学教室所蔵の男子26名, 女子24名の平均7歳1カ月より17歳3カ月にわたる連続頭部X線規格写真上に23個の計測点の設定が行なわれたものを用いた。方法, および得られた結果は以下の通りである。

I. a) 多次元資料の低次元への射影を図る目的で, 主成分分析法を適用し, 一組のそれぞれが独立な成分を得た。その結果, 5主成分は約77%, 10主成分は約98%の寄与率を有していた。

b) 上記の主成分は, 寄与率の大なるものから, 顎顔面頭蓋の回転成分, 顎顔面頭蓋の後方部深さ成分, 中顔面の前方部深さ成分, 下顎歯槽部の深さ成分, 中顔面部の前方高さ成分とそれぞれ解釈された。

II. 前述の10主成分により, 類似度パラメータとして距離と相関を設定し, パターンの類似性の検討を行なったところ,

a) 同一個体内にはパターンの強い時間的従属性が, 異個体間にはパターン類似の比較的充分な持続性が認められた。

b) さらに, 時間的変化による形態パターンの変異量は, 若年齢層ほど大であった。

III. 前述の5主成分によりパターン分類を行なった。その結果,

a) ホテリングの T^2 検定により形態パターンの性差は有意であった。

b) 顎顔面パターンを, 上述の5主成分を用いた5角形で表わし, この図とともに類似度パラメータを用いて分類を行ない, これに2シグマ法, 正準分析法, 判別分析法により評価検討を加えたところ, 試験的に男女共に5型の, 成長型を基本とする, パターンに分類された。

IV. 前項の分類に対して判別関数を適用し, 判別の基準を設定した。

V. 分類されたグループに, 連立回帰方程式によりモデル化への作成の試みがなされた。

VI. 情報量により, セファログラムの識別パターン数を求めたところ, 少なくとも約16ビットとなり, このことにより, 多数の識別が可能であることと同時に, 今後モデル数を論理的に検討し増加してゆく必要性の確認を得た。

I. 緒 言

歯科矯正学の分野においては、不正咬合の診断およびその治療に際して、従来から、頭部X線規格写真法を用いて、齒顎顔面頭蓋の形態を定量的に把握しようとする研究がきわめて多く報告されてきている。これらの報告は、動的に成長変化していく顎顔面頭蓋のある時点での形態を、横断的資料 (cross sectional material) にもとずいて、ある集団の平均的傾向を把握しようとするものが殆んどであった。

一方、成長期にある矯正患者の齒顎顔面頭蓋の診断、治療にあたって、最も重要な点は、初診時の形態的特徴が、その個体の成長発育にともない、どのように変化していくかということとを予測するということにあると考えられる。この形態の成長発育にともなう変化について、Björk¹⁾ (1955), Hixon²⁾ (1966), および、桑原³⁾ (1961) は、個体成長を中心に齒顎顔面頭蓋の特徴を把握することの重要性を指適している。Tracy⁴⁾ (1965), Balbach⁵⁾ (1965) は、回帰方程式を用いて、顎顔面頭蓋の成長の予測を行なおうとした。また松本⁶⁾ (1968) は、顎顔面頭蓋と身長との間に、相対成長を適用し、顎顔面頭蓋の距離的な成長の予測を行なおうと試みた。また Hirschfeld⁷⁾ (1970) は、時系列分析 (time series analysis) と指数平滑法 (exponential smoothing method) の手法を用いて、成長予測の可能性を示唆している。しかしながら、これらの成長予測に関する研究に共通した問題として、顎顔面頭蓋の将来値を初診時一時点もしくは、それに続く僅かの時点による情報により求めなければならないという避けることのできない難点が潜在している点にあると考えられる。このため、幼少期より成人に至る成長発育変化の様相を、適確に予測するための十分満足すべき方法は、未だもって報告されていない。

そこで著者は、この成長予測に関して、基本的に潜在している問題点に、統計学的手法を用いて検討を加え、従来、経験的に成長予測および成長研究のコントロールとして応用されている類似形

態への“あてはめ”という手法の妥当性を考察しようと試みた。つまり、この類似法を用いる際に、まず考慮されねばならない事項、すなわち、異った個体間で、ある同一時点における顎顔面頭蓋の形態が類似した際、その後の時点においても同様に、この両個体間にみられた形態的類似性が、持続されるか否か、またその類似性が持続されたとしても、その程度は、どの程度であるかという、類似法適用の前提条件である本質的問題点の解明を計ろうとした。そして、上記の前提条件が満足された際は、さらにこの類似法の活用化を考慮するために、体系的に整理された定量的な成長モデルの作成が必要となろう。以上のことを検討することにより、従来未検討、未解決のまま応用していたと思われる成長予測の方法の基礎を明確にされ把握することができるよう考えられる。さらに、頭部X線規格写真からの各種情報を、将来、より客観的に処理し、定量的に成長発育の様相を追求する方法の手がかりを得ることもなろう。

以上の観点から、本研究においては、1) 顎顔面頭蓋の形態の経時的变化にともなう類似性に関する検討およびこの考え方を展開してゆくための2) 定量的な成長モデル作成の試み、とを目的とした。

II. 資 料

本研究に用いた資料は、東京医科歯科大学矯正学教室所蔵の平均7歳1カ月より17歳3カ月にわたる男子26名、女子24名、計50名の半年毎に撮影された側貌頭部X線規格写真を対象とした。これら対象とした50名の被験者は咬合型に無関係に、無作為的に抽出された矯正治療未経験者である。これら被験者の側貌頭部X線規格写真は、それぞれ17~18期にわたり、総数 889 枚である(表1)。

III. 計 測 方 法

I) 測定点の設定

資料の側貌頭部X線規格写真から通常の透写機により、それぞれ次にあげる23個の計測点を、透写紙上に設定した。計測点の設定にあたっては、

従来頭部X線規格写真法において一般的に広く用いられている Ethmoid registered point, Nasion, Orbitale, Anterior nasal spine, Point A, Upper central incisor, Lower central incisor, Point B, Pogonion, Menton, Spina mentale, Gonion, Posterior nasal spine, Pterygo maxillare, Articulare, Sella turcica を用いた。加えて、顎顔面頭蓋の形態の特徴をより詳細に分析するために、次の計測点を本研究では追加した。

Posterior border of frontal sinus point ; 前頭洞後壁と前頭蓋窩との交点。

Superior mid-point of palate⁸⁾ ; ANS-PNS 線の中点を通り、これに直線の口蓋骨の上縁との交点。

Inferior mid-point of palate⁸⁾ ; ANS-PNS 線の中点を通り、これに直交する直線の口蓋

1. Ethmoid registered point (ERP)	13. Menton (Me)
2. Posterior border of frontal sinus point (PFS)	14. Spina mentale (SM)
3. Nasion (N)	15. The most inferior point of mandibular lower border (IMB)
4. Orbitale (Or)	16. The most superior point of mandibular lower border (SMB)
5. Superior mid point of palate (Smp)	17. Gonion (Go)
6. Inferior mid point of palate (Imp)	18. Molar point (MP)
7. Anterior nasal spine (ANS)	19. Point of anterior ramus border (AR)
8. Point A (A)	20. Posterior nasal spine (PNS)
9. Upper central incisor (U1)	21. Pterygomaxillare (Ptm)
10. Lower central incisor (L1)	22. Articulare (Ar)
11. Point B (B)	23. Sella turcica (S)
12. Pogonion (Pog)	

Fig. 1 Landmarks and measure points

Table 1. Material

Case	Stage	Variable									
1	1	x1 1 1	y1 1 1	x2 1 1	y2 1 1	x3 1 1	y3 1 1	-----	x23 1 1	y23 1 1	
	2	x1 2 1	y1 2 1	x2 2 1	y2 2 1	x3 2 1	y3 2 1	-----	x23 2 1	y23 2 1	
	18	x1 18 1	y1 18 1	x2 18 1	y2 18 1	x3 18 1	y3 18 1	-----	x23 18 1	y23 18 1	
2	1	x1 1 2	y1 1 2					-----	x23 1 2	y23 1 2	
	18	x1 18 2	y1 18 2					-----	x23 18 2	y23 18 2	
	50	x1 18 50	y1 18 50					-----	x23 18 50	y23 18 50	

xijk yijk i --- measure point
 j --- stage
 k --- case

骨の下縁との交点。

The most inferior point of mandibular lower border ; 下顎下縁の外形線上で、下顎下縁平面に対する最下点。

The most superior point of mandibular lower border ; 下顎下縁の外形線上で、下顎下縁平面に対する最上点。

Molar point ; 上、下顎第一大臼歯相互の近遠心嵌合点の中点。

Point of anterior ramus border⁸⁾ ; 下顎骨下縁への Menton からの接線と下顎枝後縁への Articularle よりの接線よりなる角の2等分線が下顎骨下顎枝部前縁との交点。

以上、本研究の計測に用いた23個の計測点を、図に示す(図1)。

II) 計測方法

計測方法は 東京医科歯科大学矯正学教室所蔵のフィルモーション 頭部X線規格写真分析装置(大沢商会製)によって、透写紙に透写された各計測

点を座標値として読みとり、然る後 S, N を結ぶ直線を x 軸とし、また x 軸に垂直でしかも ERP を通る直線を y 軸として、各点を新 x-y 座標系に座標変換し、原データ (x_i, y_i) $i=1, 2, \dots, 23$ とした。(但し添字 i は図 1 の計測点番号を示す。)

IV. 研究方法

本研究の目的である 1) 顎顔面頭蓋の形態の経時的变化にとりまう類似性の問題点に関する検討、2) 定量的な成長モデル作成の試みを追求するために本研究の研究手順および方法を、まず、得られた資料を処理操作の目的に適うように I) 資料の単純化、次いで、本研究の第一目的である II) パターン類似の持続性の検討、さらに第二目的である III) パターン分類、および IV) モデル作成の試み、と大きく、4 段階に分けて考えてみた。以下、それぞれに関する概要を述べる。

I) 資料の単純化

a) 個体間の大小差の補正

顎顔面頭蓋にみられる形態のいくつかのパターンの比較検討を行なう際に、もし個体間に大小差が存在していると、その大小差に比例した値が、各変数の上に投影されてくる。したがって、これらの個体間の大小差に基づいている各変数への偏よった“重み”を除去し、同一規格で検討を加えるべく、各個体の計測値に対し、一定の比率に基づいた等尺化を行なった。計測値の等尺化にあたっては、各個体のなかで計測された原データの絶対値が、比較的大きい値を示す Pog の y 座標値と他の各計測点の値との比率を求め、それぞれ X, Y 座標値とした。

b) 等尺化した変数 X, Y の独立性の検討

変数 X, Y は、対として表現されたままでは、実際の解析操作は困難なので、別個に取り扱ってよいかどうか、2 変数間の独立性に関して検討を行なった。一般には、生物統計学的にはこの種のパラメータは正規分布をなすと考えられているので、その前提に立って、2 変数間の相関係数値より独立性の検討を行なった。

c) 高次元データの低次元への射影

各個体の原データは多次元的にとらえられているために、その演算処理も煩雑化し、且つそれに対する解釈も複雑化してくる。そこで、多変量解析法を適用し、高次元空間を、なるべく情報量の損失を少なくしながら低次元空間に射影する方法を考えた。この方法としては多変量解析法の一つで、数学的に安定している主成分分析法 (Principal component analysis) を採用した。これにより得られた主成分を基にして以後の検討を行なう。

II) パターン類似の持続性の検討

a) 類似度パラメータの設定

まず、前記で求められた主成分を用いて、各々の顎顔面頭蓋パターンを表現した。さて、2 つのパターンの類似度を示すパラメータとして、一般には、距離 $d(x, y) = \sqrt{\sum_{i=1}^n w_i^2 (x_i - y_i)^2}$ が用いられている。しかしこの手法では、それぞれのパターンを決定している対応成分の間にみられる距離のみで判別され、その変数の方向が考慮されていない。したがって本研究では、対応する成分間の偏異を量的に表わす距離と、それぞれの共分散から導き出された相関係数を用いて、2 つのパターンの類似度パラメータとすることを考えた。そこで各成分の寄与率を考慮し、“重み” 付きの相関係数および“重み” 付きの距離をもって類似度を表わすパラメータとした。

b) 同一個体内におけるパターンの時間的従属性の検討

類似法の前提条件のうち、まず第一に、必要条件ともいふべき問題、すなわち、同一個体において、異なる時点におけるパターンの状態が相互にどの程度関連を示すものか、つまりパターンの経時的变化が自己の系列内で高い相関関係を有するか否かという問題を検討する。本研究においては、ある個体の t 時点と t' 時点でのパターンの類似度が、その個体の t 時点と他のすべての個体の t' 時点でのパターンの類似度と比して、最大であった場合の全個体に対する確率を求め、相対的に、パターンの時間的従属性の検討を行なっ

た。さらに最大であったものに対し、上記と同様の操作を、その t' 時点より t 時点に対して行ない、やはり最大を示したものの確率を求めた。

c) 異なる個体間におけるパターンの類似度の持続性

さらに類似法的前提条件のうち、十分条件ともいふべき問題、すなわち、異なる個体間のパターンの類似度が経時変化にともなう、平行性を有するか否かという問題、つまり異なる個体間での多次元時系列の相関の程度を検討した。ここでは、 t 時点において高い類似度を示した異なる個体相互のパターンが t' 時点においても、なお有意の類似度を保持している確率を求め、絶対的に、パターン類似の持続性の検討を行なった。

III) パターン分類

a) 性差の検定

パターンの分類に先立ち、性差の検定を行なった。パターンを表わす主成分すなわち検定の際の変量が多次元にわたるので、 t 検定の多次元への拡張としての Hotelling の T^2 検定を用いた。

b) 分類への前準備

主成分分析より得られた数個の成分をパラメータとした多次元座標系の点群を肉眼的に分類するのは不可能であるため、個体別の各時期に各成分を基にした多角形図を作成し、分類への手段とした。

c) パターン分類

前項で作成した図型を用いて肉眼的にグループ分けを行なう。しかしこの際、肉眼的方法では主観的に作業が行なわれるので、II-a) 項で設定した類似度パラメータ、すなわち重み付きの相関および、重み付きの距離を用いて、グループ分けに客観性を加えた。

d) 分類された結果への検討および評価

前項によりグループ分けが終了したものに対し、その検討および評価を加えた。すなわち、まず工業統計分野において、品質管理の管理限界線の設定に用いられている 2 シグマ法 (two-sigma limits) により概括的に異常値の検出を行ない、次に正準分析法 (canonical analysis) を適用し、多

次元の情報空間にある点群を、グループ間の差を最大にするように新しい直交座標を設けていき、それぞれの軸上の投影値によって、よりよいグループ分けを行なおうとした。加えて、判別分析法 (discriminant analysis) により各個体がそれぞれのグループに属する確率を得て、その結果から、分類結果を検討、評価した。このような操作を採ることにより、可及的に明確なグループ分けを試みる手段とした。ここで満足されない際は、再度 III-c) 項に戻って再グループ化を計った。

e) 判別基準の設定

III-c), III-d) 項により層別された各群へ、新観測値の“あてはめ”を計る目的で各群への適合基準を設定した。これには III-c), III-d) 項より決定された分類項に対し、判別関数法 (discriminant function analysis) を適用し、判別に対する再現性をもたせた。

IV) モデル作成への試み

前項までの段階で、グループ毎に準備された多次元時系列データをさらに体系的に整理された形とし、その中から重要な情報を選択して、実際の予測に活用しようとする考え方を試みた。ここでは、計量的成長モデルへの第一段階として、連立回帰方程式モデル (system of regression equations model) の作成を試みようとした。

V. 処理内容および結果

研究方法で述べた各段階に沿って、その具体的な処理操作内容および、その結果を説明する。

I) 資料の単純化

a) 個体の大小差の補正

処理操作に先立ち、演算量を減少させるために、観測対象数および、その変量数を縮小した。観測対象は各個体とも 2, 7, 12, 17 期の 4 期づつ、男女計 50 人分、総数 200 個とし、変量は原データより (x_i, y_i) $i = 1, 3, 7, 8, 9, 10, 11, 12, 13, 17, 20, 22, 23$, の 26 変量とした (図 1)。さらにこれら変量のうち、絶対値が比較的大きい Pog の y_{12} で各 x_i, y_i を除し、新変量 (X_i, Y_i) $i = 1, 2, \dots, 13$ とした。

Table 2. Matrix of correlation coefficients of X, Y variables

		ERP		N		ANS		A		U1		L1		B		Pog		Me		Go		PNS		Ar		S	
		X	Y	X	Y	X	Y	X	Y	X	Y	X	Y	X	Y	X	Y	X	Y	X	Y	X	Y	X	Y	X	Y
ERP	X																										
	Y																										
N	X																										
	Y																										
ANS	X																										
	Y																										
A	X																										
	Y																										
U1	X																										
	Y																										
L1	X																										
	Y																										
B	X																										
	Y																										
Pog	X																										
	Y																										
Me	X																										
	Y																										
Go	X																										
	Y																										
PNS	X																										
	Y																										
Ar	X																										
	Y																										
S	X																										
	Y																										

b) 等尺化した変数 X, Y の独立性の検討
 26変量間の相関行列は表2に示す(表2)。この結果、各座標値 (X_I, Y_I) 間の相関はきわめて低く、1%の危険率で僅かに有意性の認められるものは L1 および Me のみであった。なお、この両座標点は、矯正学分野での治療対象部位に相当するため、両座標値 X, Y を独立に扱うことにより、この両者に重みのかかることを、敢えて行ない、以後の操作では、座標値 X_I, Y_I は、それぞれ独立のパラメータとして取り扱うことにした。

c) 高次元データの低次元への射影

主成分分析の結果、一組のそれぞれ独立な成分が得られ、各々について、固有値 (eigenvalue), 寄与率 (proportion of total variance), 累積寄与率 (cumulative proportion of total variance) および固有ベクトル (eigenvector) が求められた (表3)。

Table 3. Principal component analysis

- Eigenvalue -			
Component	Eigenvalue	Proportion of total variance (%)	Cumulative Pro. of total variance (%)
I	8.33	37.87	37.87
II	3.83	17.39	55.26
III	2.15	9.75	65.01
IV	1.42	6.45	71.46
V	1.25	5.70	77.16
VI	0.90	4.11	81.26
VII	0.87	3.94	85.21
VIII	0.70	3.18	88.38
IX	0.41	1.88	90.26
X	0.39	1.78	92.04
XI	0.33	1.49	93.52
XII	0.32	1.46	94.98
XIII	0.27	1.22	96.20
⋮	⋮	⋮	⋮
XXVI	0.01	0.04	100.00

それより、第1成分より第10成分までの10次元により、はじめの26次元で示していた情報量の約92%の情報を説明し得ることが判明した。さ

— Eigenvector —

		Component				
		I	II	III	IV	V
ERP	X	0	0	0	0	0
	Y	0.13	-0.02	0.38	0.13	-0.07
N	X	0.07	-0.20	0.44	-0.08	-0.25
	Y	0	0	0	0	0
ANS	X	0.27	-0.16	0.27	-0.01	-0.13
	Y	0.16	-0.38	-0.06	-0.07	-0.13
A	X	0.28	-0.16	0.25	-0.06	-0.15
	Y	0.09	0.38	-0.09	-0.09	-0.36
U1	X	0.30	-0.11	0.01	0.03	-0.01
	Y	0.07	0.02	-0.15	-0.44	-0.41
L1	X	0.30	-0.02	-0.01	0.03	0.09
	Y	0.13	0.08	-0.24	0.55	-0.13
B	X	0.33	-0.03	-0.09	-0.13	-0.01
	Y	0.09	0.11	-0.13	0.59	-0.30
Pog	X	0.31	-0.05	-0.17	-0.09	0.04
	Y	0	0	0	0	0
Me	X	0.31	-0.03	-0.23	-0.03	0.05
	Y	-0.07	0.25	0.34	0.18	-0.25
Go	X	0.26	0.24	0.00	-0.10	0.11
	Y	-0.18	0.24	0.36	0.05	-0.02
PNS	X	0.27	0.10	0.21	-0.03	0.13
	Y	-0.11	0.35	0.02	-0.07	-0.03
Ar	X	0.16	0.37	0.09	-0.03	0.34
	Y	-0.23	0.16	0.03	-0.12	0.05
S	X	0.12	0.26	0.18	0.16	0.50
	Y	0	0	0	0	0

らに、通常目安として用いられる固有値 1.0 以上をもつ成分は、第 1～第 5 成分であり、これらの 5 個の主成分によれば、約 77% の寄与率があることが明らかになった。

したがって、本研究では、26 座標を、10 個もしくは、5 個の総合座標（主成分）に要約し、これを基として検討を進めていくことにした。

II) パターン類似の持続性の検討

a) 類似度パラメータの設定

主成分分析より求めた 10 個の主成分を変量とし、パターンの類似度を表現する手段として距離、および相関係数を求めた。この各変量には、各成分のもつ、全分散に対するそれぞれの分散の割合に応じた“重み”づけがなされた。つまり、各変量に $\sqrt{\lambda_i}$ (但し、 λ は固有値) の重みをつけ、距離の平方和、および相関係数を算出した。

b) 同一個体内におけるパターンの時間的従属性の検討

II-a) 項で設定された重み付きの距離と相関を用いて、各個体 4 期毎 50 人の 200×200 の相関行列、および距離の行列を求めた (表 4)。この行列より、同一個体の系列内で、t 時点と t' 時点との相関係数および、距離がその個体の t 時点

Table 4. Matrix of distances and correlation coefficients between samples

		Individual				2				----- 50			
		Stage											
		1	2	3	4	1	2	3	4				
Indi.	St.	1	2	3	4	1	2	3	4				
1	1	*	r _{1 2}	r _{1 3}	r _{1 4}	r _{1 5}	r _{1 6}	r _{1 7}	r _{1 8}	----- r _{1 200}			
	2	d _{2 1}	*	r _{2 3}	r _{2 4}	r _{2 5}	-	-	-	----- r _{2 200}			
	3	d _{3 1}	d _{3 2}	*	r _{3 4}	r _{3 5}	-	-	-	----- r _{3 200}			
	4	d _{4 1}	d _{4 2}	d _{4 3}	*	r _{4 5}	-	-	-	----- r _{4 200}			
2	1	d _{5 1}	d _{5 2}	d _{5 3}	d _{5 4}	*	r _{5 6}	r _{5 7}	r _{5 8}	----- r _{5 200}			
	2	d _{6 1}	*	r _{6 3}	r _{6 4}	d _{6 5}	*	r _{6 7}	r _{6 8}	----- r _{6 200}			
	3	d _{7 1}	d _{7 2}	*	r _{7 4}	d _{7 5}	d _{7 6}	*	r _{7 8}	----- r _{7 200}			
	4	d _{8 1}	d _{8 2}	d _{8 3}	*	d _{8 5}	d _{8 6}	d _{8 7}	*	----- r _{8 200}			
50										<div style="text-align: center;"> - Correlation coefficient - - Distance - ----- r_{199 200} </div>			
	4	d _{200 1}	d _{200 2}	d _{200 3}	d _{200 4}	d _{200 5}	d _{200 6}	d _{200 7}	d _{200 8}				
										----- d _{200 199}			

と、他の個体の t' 時点との相関係数および距離に比して、最大の相関係数を示すか、若しくは、最小の距離を示すものを抽出して最大類似度とした。さらに、この最大類似度を示した個体数の、50 個体に対する割合を求めた。例えば、個体 A において、先ず 1 期間の時差をつけた場合について考えてみる。個体 A の第 1 期と第 2 期の類似度が、個体 A の第 1 期と他の全ての個体の第 2 期との類似度に比して、最大類似度を示すか否かを検討する。次いで、第 2 期と第 3 期、第 3 期と第 4 期に関しても、同様な手順で、検討を加えた。このように時差を、順次、2 期間、3 期間と移行させ、それぞれについて最大類似度を示すか否かを検討した。

上記の操作を残りの 49 例について行ない、50 例の中で、各時差に応じて、同一個体内の類似度が最大を示している割合を求めた (表 5 a)。この表

Table 5. Time dependency of pattern within individual

a) (Examined on each row vector in matrix of distance and correlation coefficients)

span	stage $t - t'$	L.S.	total number	P. of D.	
1	1 - 2	45	50	90%	93 %
	2 - 3	46	50	92	
	3 - 4	48	50	96	
2	1 - 3	37	50	74	77
	2 - 4	40	50	80	
3	1 - 4	35	50	70	70

b) (Examined on both row and column vectors in matrix of dis. and cor. coefficients)

span	stage $t - t'$	L.S.	total number	P. of D.	
1	1 - 2	38	50	76 %	86%
	2 - 3	45	50	90	
	3 - 4	46	50	92	
2	1 - 3	35	50	70	70
	2 - 4	35	50	70	
3	1 - 4	29	50	58	58

L.S. ; Numbers of individual showing largest similarity
P. of D. ; Proportion of dependency

においては、各時差における類似度の最大なものをみると、1 期間では 90%, 92%, 96%, 2 期間では 74%, 80%, 3 期間では 70% を示し、同一個体内における類似度が非常に高いことを示唆している。このことはパターンの経時的变化には強い“従属性”があることを意味している。

さて以上で検討してきた最大類似度は、相関係数および距離の行列において、 t 時点より t' 時点に対する類似度を示している“行ベクトル”中より求められたのであるが、ここでは、さらに、行ベクトルで最大類似度を示した要素が、 t' 時点より t 時点に対する類似度を示している“列ベクトル”においても、同時に、最大類似度を示すかどうかを検討した。つまり、同一個体の 2 時点間の関係が、その両時点双方からみて、他の個体の同一時点と比較し、最も類似している個体の全体に対する割合を求めた (表 5 b)。その結果、行ベクトルにおける場合と同様に、行および列ベクトルにおいて検討した場合も、パターンの強い時間的従属性が認められた。

c) 異なる個体間におけるパターンの類似度の持続性

類似度の持続性とは、本来、きわめて定性的な性質をもつものであるため、本研究では、抽出の一つの基準として、各個人の各期における、相関係数 0.5 以上、距離の平方和 25 以下の、かなり強い類似度を示す個体を抽出した。次いで、それぞれの個体が、1 期間、2 期間、および 3 期間の時差をおいても、なお有意の類似性を認める個体数

Table 6. Durability of pattern similarity between individuals

span	stage $t - t'$	N. t'.	N. t.	P. of Du.	
1	1 - 2	71	100	71%	79 %
	2 - 3	57	71	80	
	3 - 4	65	73	89	
2	1 - 3	55	100	55	64
	2 - 4	54	71	76	
3	1 - 4	52	100	52	52

N. t' : Numbers showing similarity between individuals at stage t'

N. t. : Numbers showing similarity between individuals at stage t

Fig. 2 Graphical examination of durability of pattern similarity

の、初期時の個体数に対する割合を表6に示した(表6)。なお、この判定基準設定には、相関係数値と距離平方和値との間の一次回帰直線が0.4229の危険率5%での相関係数有意水準線に対して、対称な直線より下方にある範囲のものを、有意な類似とみなした。例として、最も持続性の高かった3期と4期、および最も持続性の低かった1期と4期の間の散布図を示す(図2)。

その結果、全体として、1期間(2年6カ月)で

は79%, 2期間(5年間)では64%, 3期間(7年6カ月)では52%の値を示し、異なる個体間でのパターンの類似度の持続性の程度を把握した。

以上の II-b) および c) 項において、類似法的前提条件は確認され、ほぼ満足された。

III) パターン分類

a) 性差の検定

主成分分析法より得られた5主成分を変量として、5次元にわたる Hotelling の T^2 検定を行なっ

Table 7. Hotelling's T^2 test

	P = 2	P = 3
T^2	9.616	15.199
F_0	4.783	5.015
Signif. level ($\alpha = 0.05$)	3.040	2.650

た結果を表7に示した(表7)。この結果、次数 p が2および3の場合も有意と認められた。なお主成分はそれぞれ独立で、無相関であるので、 T^2 の一般式を変形すると、 $T^2 = \sum_{p=1}^n t^2 p$ で表わされ、 $p=4,5$ の場合、 $F_0 = \frac{f-p+1}{p \cdot f} T^2$ (但し、 t は t 値、 f は自由度を示す) の値は $F(4, 195; 0.05)$ $= 2.26$ よりいずれも大となり、有意性が認められるので省略した。以上のことから、性差によるパターンの差は有意であると認め、以後の操作では男子、女子を別個に扱うことにした。

b) 分類への前準備

5つの総合座標(主成分)値を用いて顎顔面頭蓋の形態を、代表させる5角形図を、各個体の各期毎に作成した(図3)。なお、主成分分析の結果、成分得点(component score)は各成分毎に等しい“重み”で算出されているため、各成分にそれぞれの寄与率を投影させる目的で、II-a)項で求めた類似度パラメータと同様に $\sqrt{\lambda_i}$ の“重み”をつけた値を各成分軸の座標とした。

c) パターン分類および、d) 分類された結果への検討および評価

分類の途中の段階で用いられた正準分析の結果を表8に示す(表8)。これによると、男子では第2成分までで約98%の寄与率を有しているの、2つの正準軸座標系へ、各観測値を投影し、グル

Fig. 3 Projection of principal components on pentagon

Fig. 4 Canonical analysis (ex. Female)

ープ分けの状態を検討した。女子においても、第2成分までで約88%の寄与率を示しているの、

Table 8. Canonical analysis

	I	II	III	
Eigenvalue	432.19	132.69	12.77	
Cumulative proportion of total variance (%)	74.82	97.79	100.00	- Male -
	I	II	III	IV
Eigenvalue	331.27	66.23	33.15	22.14
Cumulative proportion of total variance (%)	73.10	87.80	95.12	100.00
				- Female -

Table 9. Discriminant analysis (a part of female's group 2)

Function No. for Largest "Probability"	Largest Probability	Sample No.	Function I	II	III	IV	V
2	1.0000	24	0.0000	1.0000	0.0000	0.0000	0.0000
2	1.0000	25	0.0000	1.0000	0.0000	0.0000	0.0000
1	0.6821	26	0.6821	0.3179	0.0001	0.0000	0.0000
2	0.9999	27	0.0001	0.9989	0.0001	0.0000	0.0000
1	1.0000	28	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
2	0.7244	29	0.2755	0.7244	0.0001	0.0000	0.0000
2	0.9999	30	0.0001	0.9999	0.0000	0.0000	0.0000

Male

Female

Fig. 5 Pattern classification

同様の操作を行なった(図4)。次いでこの散布図上で分類の評価を肉眼的に行ない、一方では判別分析法での各グループへ帰属する確率値より、それぞれのグループ分けの結果に対して、数量的な検討を行なった(表9)。この結果、最終的に男女それぞれ試験的に5グループに分類することができた(図5)。なお、それぞれのグループへ同一個人の4期全部が入ったものは48名(96%)、1期だけ別のグループへ入ったものは2名(4%)であった。

e) 判別基準の設定

III-d) 項で繰り返し検討され、修正された各グループの分類項に対して、判別関数法を適用し26変量の一次結合式を得た。これにより新観測値に対する、各グループへの判別基準が設けられた。その結果を表10に示す(表10)。

IV) モデル作成への試み

本研究では、試みとして、単一グループでの、

しかも少数の連立回帰方程式の作成を試みた。用いた資料は、III-e) 項までで比較的良好に分類のなされている、すなわち、全て、同一グループへ同一個人の全期間が帰属している男性の第4グループを用いた。次にそのグループでの46個の各変量に対し、18期の期別毎の平均値を算出した。その変量を独立変数(independent variable or explaining variable)として、4期(2年)先のANS, A, Pog, Goのそれぞれの各X, Y値を従属変数(dependent variable or explained variable)とした8本の連立回帰方程式モデル作成を行なった(表11)。なお独立変数の選択法にあたっては、独立変数と、これに対し時差を有した従属変数の関係がこれまでに明らかにされていないため試行過程の第一段階として、変数の取捨選択基準をFレベル1.000とした変数増減法を適用した。まず、演算の打ち切りに対して回帰の適合度の良さを判断する寄与率(contribution, 決定係数)、すなわ

Table 10. Coefficients matrix of discriminant function
— Male —

		Function I	II	III	IV	V
ERP	X	0	0	0	0	0
	Y	0	0	0	0	0
N	X	4496.17	4526.20	4621.16	4237.03	4484.57
	Y	0	0	0	0	0
ANS	X	-6799.72	-6844.36	-6481.50	-6459.14	-6803.22
	Y	1326.18	1435.53	1025.86	769.20	1330.45
A	X	2994.60	2794.19	3198.70	3114.34	2814.53
	Y	6571.78	6503.98	6603.05	6522.90	6462.47
U1	X	-8347.30	-8234.24	-8182.87	-7883.43	-8338.82
	Y	-733.02	-694.46	-670.90	-723.24	-739.91
L1	X	3212.38	3205.31	3251.07	3188.33	3175.83
	Y	-794.64	-810.04	-672.27	-551.38	-756.91
B	X	2874.69	2800.41	2720.44	2666.52	2819.22
	Y	-8998.77	-9030.83	-8979.21	-8783.71	-9021.68
Pog	X	6155.62	6183.77	5755.24	5810.67	6037.76
	Y	0	0	0	0	0
Me	X	9501.55	9557.88	9189.83	9194.16	9530.14
	Y	-412.85	-366.50	-103.28	-325.98	-429.56
Go	X	24065.74	23858.66	23894.08	23379.69	23923.46
	Y	-4826.71	-4811.14	-4738.15	-4828.49	-4743.68
PNS	X	390.23	465.19	286.15	400.33	375.78
	Y	9501.55	2626.12	2331.89	2308.91	2493.77
Ar	X	-412.85	980.18	1446.07	938.76	1189.06
	Y	640.11	649.04	687.82	781.82	545.05
S	X	-107.10	-118.92	-181.77	-212.62	-136.97
	Y	0	0	0	0	0
Constant		-2624.85	-2854.13	-2576.45	-2506.38	-2596.65

— Female —

		Function I	II	III	IV	V
ERP	X	0	0	0	0	0
	Y	0	0	0	0	0
N	X	-1374.54	-1634.36	-1741.74	-1331.50	-1398.09
	Y	0	0	0	0	0
ANS	X	1088.04	1084.63	1080.88	1119.38	1118.19
	Y	-5874.69	-5904.54	-5863.36	-5814.91	-5776.10
A	X	-2547.55	-2217.54	-2037.27	-2417.66	-2829.11
	Y	2822.99	2689.05	2531.93	2776.58	2617.44
U1	X	-3043.14	-3434.53	-3543.49	-3004.84	-3142.01
	Y	3139.23	3194.94	3166.89	3098.35	3070.55
L1	X	3439.59	3480.19	3493.25	3326.25	3350.26
	Y	1604.17	1853.02	1927.60	1574.44	1397.96
B	X	1382.56	1148.18	958.83	1241.14	1492.23
	Y	-5167.63	-5475.78	-5522.96	-5147.83	-4842.93
Pog	X	4442.84	4499.31	4562.99	4503.44	4274.08
	Y	0	0	0	0	0
Me	X	4171.65	4823.27	5061.14	4122.15	4018.86
	Y	-714.09	-961.61	-1145.21	-721.59	-610.92
Go	X	15763.79	16004.18	15949.77	15931.89	16064.43
	Y	-683.38	-764.27	-836.17	-900.56	-644.06
PNS	X	-2116.00	-2033.51	-1982.51	-2249.02	-2182.69
	Y	-177.88	22.31	90.72	-303.48	-199.26
Ar	X	3766.19	3823.40	3561.62	3450.38	3923.50
	Y	-1081.22	-1270.82	-1282.00	-991.33	-1265.05
S	X	-931.56	-896.41	-820.15	-929.24	-894.32
	Y	0	0	0	0	0
Constant		2094.40	2130.10	2129.57	2130.49	2277.19

Table 11. Materials of multiple regression model

	Dependent variable	Independent variable
Stage 1	$Y_{1\ 1+4} Y_{2\ 1+4} \cdots Y_{8\ 1+4}$	$X_{1\ 1} X_{2\ 1} X_{3\ 1} \cdots X_{46\ 1}$
2	$Y_{1\ 2+4} Y_{2\ 2+4} \cdots Y_{8\ 2+4}$	$X_{1\ 2} X_{2\ 2} X_{3\ 2} \cdots X_{46\ 2}$
⋮	⋮	⋮
14	$Y_{1\ 14+4} Y_{2\ 14+4} \cdots Y_{8\ 14+4}$	$X_{1\ 14} X_{2\ 14} X_{3\ 14} \cdots X_{46\ 14}$

Table 12. System of multiple regression equations model

(Stepwise selection)

a)	Depend. vari.	Independent variables and coefficients												F value	D.W. d statistics
	ANS(X ₄₄)=	PFS(Y)	N(X)	Or(X)	U1(X)	IMB(X)	IMB(Y)	SMB(Y)	Go(Y)	PNS(Y)	Ar(X)	S(X)	Const.		
		-2.75 [▲]	-1.81 [▲]	0.29 [▲]	0.45 [▲]	0.80 [▲]	0.02 [▲]	-0.76 [▲]	1.12 [▲]	-1.58 [▲]	-0.10	0.92 [▲]	675.79	11.49	3.14
	ANS(Y ₄₄)=	PFS(X)	PFS(Y)	SmP(X)	ImP(X)	ANS(X)	L1(Y)	Pog(Y)	Go(X)	MP(Y)	RP(Y)	Ptm(Y)	Const.		
		-0.92 [▲]	2.22 [▲]	0.04	-0.01 [▲]	1.16 [▲]	-0.12 [▲]	0.14 [▲]	-0.42 [▲]	0.97 [▲]	-0.02	0.16 [▲]	-82.66	1.38	2.98
	A(X ₄₄)=	RP(Y)	Or(X)	Or(Y)	SmP(X)	U1(Y)	B(Y)	Pog(X)	SMB(X)	Go(X)	MP(X)	PNS(Y)	Const.		
		-0.36 [▲]	-1.11 [▲]	-1.05 [▲]	-0.23 [▲]	-0.30 [▲]	0.02 [▲]	-2.31 [▲]	0.89 [▲]	-0.27 [▲]	0.97 [▲]	-1.86 [▲]	-66.98	494.59 [▲]	2.50
	A(Y ₄₄)=	PFS(X)	PFS(Y)	Or(X)	Or(Y)	U1(X)	L1(X)	IMB(Y)	MP(Y)	RP(X)	PNS(X)	S(X)	Const.		
		-0.27	4.59 [▲]	-0.88 [▲]	-0.49 [▲]	3.21 [▲]	-3.38 [▲]	0.03 [▲]	0.64 [▲]	0.17	-0.21	-0.65 [▲]	-237.06	5.40	2.74
	Pog(X ₄₄)=	RP(Y)	Or(X)	U1(X)	L1(X)	B(Y)	L1(Y)	Me(X)	IMB(X)	Go(Y)	RP(X)	PNS(Y)	Const.		
		0.74 [▲]	-0.96 [▲]	0.29 [▲]	0.45 [▲]	0.20 [▲]	-0.58 [▲]	-0.13 [▲]	-1.20 [▲]	0.86 [▲]	0.16 [▲]	-2.37 [▲]	-510.41	417.79 [▲]	2.13
	Pog(Y ₄₄)=	RP(Y)	PFS(Y)	Or(X)	SmP(Y)	L1(X)	MP(X)	RP(X)	PNS(Y)	Ptm(X)	Ar(Y)	S(X)	Const.		
		1.00 [▲]	3.69 [▲]	0.91 [▲]	-0.15 [▲]	-1.51 [▲]	-1.98 [▲]	0.74 [▲]	-1.07 [▲]	0.32 [▲]	1.57 [▲]	-2.43 [▲]	-1610.60	25.95 [▲]	2.42
	Go(X ₄₄)=	RP(Y)	Or(Y)	SmP(X)	L1(X)	IMB(Y)	SMB(X)	MP(X)	RP(X)	RP(Y)	PNS(Y)	Ptm(X)	Const.		
		3.30 [▲]	-2.19 [▲]	1.62 [▲]	-0.20 [▲]	-0.08 [▲]	0.77 [▲]	-3.70 [▲]	-0.89 [▲]	-0.09	-1.24 [▲]	-1.07 [▲]	-2019.65	5.31	2.58
	Go(Y ₄₄)=	PFS(Y)	N(X)	Or(X)	SmP(Y)	U1(Y)	L1(X)	B(X)	SMB(X)	PNS(Y)	Ptm(Y)	Ar(X)	Const.		
		5.07 [▲]	1.00 [▲]	0.29 [▲]	1.88 [▲]	-0.50 [▲]	-2.81 [▲]	0.12 [▲]	-0.26 [▲]	0.30 [▲]	-2.03 [▲]	1.41 [▲]	-36.23	27.97 [▲]	2.76

▲ --- Significant level = 0.01

△ --- Significant level = 0.05

● --- Variable selected at step 1

(Defined by contribution at 1.000 level)

ち重相関係数(multiple correlation coefficient)の2乗値が1.000となることを基準として設けた。その結果、それぞれの従属変数に対して、選択された独立変数、その係数、定数項、t 値、F 値、およびダービン・ワントソン d 統計量 (Durbin-Watson d statistics) が得られた(表12 a)。さらに、重相関係数の有意性検定のための、すなわち独立変数は従属変数に対して影響を与えておるかどうかという判定に用いられるF値が、十分満足されなかった ANS (X), ANS(Y), A(Y), Pog (Y), Go(X), Go(Y) に関して、新たにF値を基準として検討した結果、いずれも一個の独立変数で説明された (表12 b)。

b)

Dependent variables	Independ. vari. & coefficients	F value	Mult. cor. coeff.	Contribution
ANS(X ₄₄)=	PNS(Y) Const. -0.82 [▲] 47.04	199.25 [▲]	0.97	0.94
ANS(Y ₄₄)=	MP(Y) Const. 0.61 [▲] -157.08	708.81 [▲]	0.99	0.98
A(Y ₄₄)=	MP(Y) Const. 0.64 [▲] -185.49	590.91 [▲]	0.99	0.98
Pog(Y ₄₄)=	Ar(Y) Const. 2.69 [▲] -323.57	896.28 [▲]	0.99	0.98
Go(X ₄₄)=	IMB(X) Const. -1.47 [▲] -489.70	68.21 [▲]	0.92	0.85
Go(Y ₄₄)=	SmP(Y) Const. 1.96 [▲] 176.97	464.93 [▲]	0.99	0.97

(Defined on the basis of F level)

VI. 考 察

I) 研究方法に関して

a) 形態を表わすパラメーターについて

2次元平面に投影された歯顎顔面頭蓋の形態的特徴を表現する際には、その大きさ、形、およびそれを構成する各構造の占める相対的位置関係が

必要な要素と考えられる。この点に関して、従来、複雑な形態を単純な多角形として表現しようとする観点から、それらの要素を代表するパラメータとして、各計測点間の距離、角度、座標等が用いられてきている。一般に、角度をパラメータとして形が、距離をパラメータとして形と大きさが、

さらに座標をパラメータとして形、大きさおよび位置が表現できる。もちろん、単一のパラメータだけで表現されなかった要素については、別のパラメータを並行させて用いることにより補足することが可能であるが、パラメータの次数が低い程、情報処理の上において、煩雑さをさげ得ることは明白であろう。すなわち、 n 角形の外形を表現する際に、距離を用いれば $2n-3$ 、座標を用いれば $2n$ の次数が、最少限必要となる。ここでさらに、位置の要素を表現するためには、前者の場合、改めて基準線の設定を行なわなければならない。一方後者においては、座標軸を n 角形内の 3 点を用いて設定することにより、次数を 3 個減ずることができる。したがって、以上のことより、座標値を用いた方が、パラメータの次数の点からは有利なように思われる。

b) 主成分分析法

各変量を基準化して相関行列の潜在的な構造を追求する手段として、一般に、主成分分析法と因子分析法とが用いられている。近年、これらの手法は、各分野において、それぞれの情報量の拡張、複雑化にともない、情報の類型化や構造分析に頻繁に用いられているが、歯科矯正学の分野においても、Brown⁹⁾ (1965), Solow¹⁰⁾ (1966), 石黒⁸⁾ (1970)らにより、顎顔面頭蓋の形態分析に、因子分析法を利用した報告が行なわれている。これらの報告に用いられている因子分析法と本研究で用いた主成分分析法とは、形式的には、かなり類似した方法であるが、この両者の間には、次のような相異が存在している。

まず、因子分析法においては、観測変量の相関行列を共通因子と独自因子とに分け、誤差因子を含む独自因子を別項として、構造の共通性を“説明”しようとするものである。これに対し主成分分析法においては、誤差因子を別項とせず、観測変量に線型変換を施し、新たにそれぞれが無相関である成分に、元の観測変量の相関行列の構造を“分解”しようとするものである。いわば、前者は、その操作において、ある仮説を設けて、間接的に構造のもつ特性を解説しようとするもので

あり、後者は、直接的にその構成成分を解明しようとするものである。

一方、主成分分析法では、変量の単位が、共通であることが必要条件となっているが、因子分析法においては、特にこのような前提は必要とされていない。しかしながら解析操作の過程で、反復計算の手順の収束が主成分分析法では、因子分析法に比しては、はるかに速く安定していることが認められている。

ここで本研究では、顎顔面頭蓋の形態を表現している相関行列を、主要な成分に分解することが目的であり、しかも幸い、本研究の原データは同一の単位、すなわち X , Y 座標値で表現されているため、津村¹¹⁾ (1971) も推奨している因子分析法に代わる数学的に安定している主成分分析法を採用した。

c) 類似度パラメータについて

本研究では、1) 同一個体内におけるパターンの時間的従属性の検討、および、2) 異なる個体間におけるパターンの類似性の検討の 2 つの目的で、類似度パラメータとしての相関係数および距離の平方和を設定した。主成分分析法により算出された各資料の成分得点は、各成分間で平均 0、分散 1 の等しい重みになるように基準化されている。しかし、本来、各成分は全分散に対するそれぞれの成分の分散に相当する重みをつけた成分で表現されなければならない。故に、基準化されている成分得点に $\sqrt{d_i}$ の重みをつけた。

次いで、用いた類似度パラメータは、それぞれ別個に取り出された距離と相関係数の両者をもって総合判断されるべきものと考え、本研究では簡便法として両者の間の一次回帰を求め、それを基準として、相互関係を推定するのに止どめたが、今後、この問題としては、それぞれの変量に対するそれぞれの平均値よりの差を標準偏差で除した値を用いて、基準化を計り、両者が等しい“重み”となるように操作することも妥当かと考えている。これにより、両者を総合した 1 つの類似度係数 (similarity index) が作成されるであろう。

d) 正準分析法と判別分析法

本研究においてパターンの分類に際し、その分類結果の評価、検討に用いた正準分析法は、本来、多変量解析法において、高次元空間の低次元空間への投影を目的とする手段であり、その点において前述した因子分析法および主成分分析法と同様な意図を有するが、これらが同一観測集団に対して適用されるのに対し、この手法は異なる観測集団に対して適用されるものである。すなわち k 個の観測対象群を $k-1$ 個の可能な限りの正準変量で表現しようとするものである。このような本法の性質を利用して、著者は、各観測値が $k-1$ 次元の座標系に投影された際に、もし第1、第2成分の固有値が、他の成分の固有値に比して大であれば、それらの観測値は2次元の散布図として容易に把握され、その結果、各群の層別 (classification) の状態を検討することが可能となると考え、パターン分類の検討に採用した。加えて、もし正準軸の張る $k-1$ 次元の座標系において各群の重心が求められており、この座標系に新たに観測値が投影された場合には、その観測値と各群の重心との距離を算出し、この距離の最小となる群をもって、この観測値の各群への判別 (discrimination) とすることも可能となるとも考えられる。

しかし、正準分析法では、層別と判別の目的として用いた場合、観測値の各群へ帰属する確率が明示されない欠点が存在する。

そこで、この欠点を補なう意味で、各観測値を層別された各群に属する確率で表わし、その層別効果を検討することが可能である判別分析法を、正準分析法と併用した。しかし、一方この判別分析法には観測値が各群の重心より遠い位置に存在した場合には、各群自身が多変量正規分布の広がりを持つために算出されてくる確率のみでは他群との距離的關係を明確にさせることが困難となる欠点を有している。したがって、この両者を併用することにより、両者の欠点を互いに補足して、パターンの分類に対する比較的満足いく検討および評価がなされ则认为る。

e) 変数増減法について

成長現象の解明に未だ、時系列的な性格を加味

して、独立変数と従属変数とに時差を設けて回帰方程式を作成した報告は見当たらない。そのため時系列として成長現象をとらえようとする本研究の遂行にあたり、独立変数と従属変数との相互關係が不明であった。そこで、その探索的な観点より、変数増減法を採用した。変数増減法とは独立変数の取捨選択をあらかじめ与えたF値を基準として決定するものであり、一変数ずつ段階的に回帰式に独立変数として採用し、各段階で再度、すでに採用されている変数に対しても検定を行ない、基準値に達しない際は棄捨されるという手法である。しかしながら、この手法を用いる際、注意すべき点は、変数の選択にあたって、第2段階から独立変数として採用される変数に対して、従属変数は必ずしも本質的な意味での従属性を有していないということである。つまり、第2段階での操作は、最初の段階で決定された推定値で説明し得なかった量、すなわち、観測値と推定値との差である残渣を最もよく説明できる変数を第一番目の変数を除いた他の変数より選択してくるのである。換言すれば、変数増減法の使用にあたっては、もし変数間に高い多重共線性 (multi-collinearity) を有していたとすると、採用された変数の解釈に際して、各変数のもつ回帰係数の大きさ、変数の採用された順序、および変数の数がそのまま生物学的意味に反映する訳ではなく、あくまで従属変数の変動を統計学的に説明したという意義にすぎないことを認識されなければならないと考える。

II) 研究結果について

a) パターンの類似の持続性

類似法的前提条件のうち、必要条件ともいうべき、同一個体内でのパターンの類似性の経時的変化にともなう従属性を検討した結果は表5a, bに示した通りであり、同一個体内には強い従属性が認められた。この結果を別の観点から考えてみると、1期と2期、2期と3期、3期と4期等の同一間隔期間内の従属性において異った値を示し、年齢が進むにつれて、従属性が高まっている。このことは、個体の成長変化による形態パターンの変

異量が、本研究の対象年齢 7 歳～17 歳の間では、若年令層程、大であることを示唆するものである。しかし、この点を思春期性発育と照合するには、類似性の比較の対象期間の精度が本研究では乏しく、かつ、従来の報告にみられる経時変化に併なった形態の絶対変異量と、ここで取り扱った形態パターンとしての相対変異量とを比較することは困難ではあるが、この点に関して、Hirschfeld⁷⁾ (1970) が顎顔面頭蓋のいくつかの計測値に時系列分析としての周期変動と、傾向変動をみつけるために、これらの計測値の自己相関係数を求めているが、時間的経過に併ない自己相関係数は必ずしも漸減せず増加を示している部分も認められており、興味深い。

次に、類似法的前提条件のうちで、十分条件ともいべき異なる個体間でのパターンの類似性の持続に関しては、その両者間にパターン類似の時間的持続性が認められた(表 6)。ここではさらに別の観点からこの結果を考えると、1 期と 2 期に対し、2 期と 4 期のパターンの類似性の持続度の方が高い現象が認められた。このことは、7.5 歳～10 歳でのパターン変異が、10 歳～15 歳のいわゆる思春期性発育期に比し大なることを意味している。すなわち、成長発育という現象を、形態の絶対変異量として捉え、思春期性発育期が成長変化の最も大きい時期であると一般的に報告されている従来の見解に対し、本法のように、形態のパターンの相対変異量として把握した場合には、むしろ思春期性発育期は、パターンの変化に対して、それ以前の期よりも安定していることを意味しており、この観点からすれば、成長発育の研究上、矯正治療開始時期等に対して示唆に富んだ事象であろう。したがって、今後さらに対象期間の精度を上げ、多変量としての時差相関および、その総

合表現型である自己相関が検討され、より一層の成長発育現象の解明がなされるべきである。

さて、先に述べた同一個体内でのパターンの時間的従属性に関して、行および列ベクトルで同時に、最大類似度を示した場合について、さらに進んで検討を加えてみる。

まず、類似度を示す行列において、2 時点標本間の関連をあらわす要素が、それを含み行と列とにおいて最大の類似度をもったという意味は、その 2 標本相互が全標本と比較して、最も類似した形態パターンを有していることであり、これはまた、パターン分類の操作における最小単位のグループであるということである。

さらに、本研究ではパターンの時間的变化に対して一定間隔を設けた 4 時点を代表させて検討しているが、その 4 時点相互の関連の組み合わせは、1 期と 2 期、1 期と 3 期というように全部で 6 通りである。この各時点相互の 6 つの組合せそれぞれが、上記に示したパターン分類の最小単位になり得るかどうかを、組合せ全体から総合的に検討を加えた。つまり、同一個体内の全時点での形態パターンの分布状態が、他の全ての個体全時点のパターンの分布状態に対し、どのような位置を占めているかを検討した。これはまた、パターンの時間的従属性に重点をおいて観た顎顔面頭蓋の成長型分類の一法かとも云える。ここでは、最大類似度を示した、いわばパターン分類の最小単位となるものが 6 つの組合せ中、幾つ占めていたかを、それぞれの出現率の期待値(すなわち、最小単位が 6 コを有する時は $6C_6/2^6$, 5 コの時は $6C_5/2^6$, 4 コの時は $6C_4/2^6$ というように求めた。)と比較し、観察度数と期待度数との適合の程度を χ^2 検定で行なった(表 13)。その結果、6 と 3 の組合せに対し、観察度数と期待度数との間に有意差が認められ、前者に対しては、出現率の高さが、後者に対しては、その低さが判明した。これにより、同一個体の 4 期相互の関連は非常に密接であり、いわば 4 期全部がパターン分類での最小単位になる確率は高く、同一個体内でのパターンの強い時間的

Table 13. Relation among stages within individual

C.L.S.	6	5	4	3	2	1	0
observed frequency	22	7	8	5	4	4	0
expected frequency	$50.1/64$	$50.9/64$	$50.15/64$	$50.29/64$	$50.15/64$	$50.9/64$	$50.1/64$
$\chi^2_{(2df)} = 3.84$	550.79 ^a	0.87	1.98	10.90 ^a	3.33	0.10	2.10

C.L.S. ; Numbers of combination showing largest similarity

従属性が再確認された。

b) パターン分類に用いられた主成分の具体的解釈

主成分分析によって抽出され、パターン分類に用いられた5個の各主成分には、表3の固有ベク

Table 14. Varimax rotation

	I'	II'	III'	IV'	V'
X					
ERP	0	0	0	0	0
N	-0.03	-0.16	0.70	-0.17	0.11
ANS	0.45	0.11	0.86	0.05	0.01
A	0.48	-0.09	0.83	0.01	-0.05
U1	0.68	0.18	0.51	0.20	-0.05
L1	0.65	0.35	0.42	0.20	-0.09
B	0.82	0.28	0.37	0.05	-0.24
Pog	0.88	0.26	0.24	0.08	-0.16
Me	0.88	0.28	0.15	0.18	-0.16
Go	0.41	0.66	0.19	0.07	-0.41
PNS	0.34	0.57	0.51	0.05	-0.15
Ar	0.05	0.90	0.01	0.04	-0.30
S	-0.04	0.79	0.07	0.10	0.03
Y					
ERP	0.01	0.21	0.54	0.09	0.02
N	0	0	0	0	0
ANS	0.10	0.48	0.02	0.22	-0.70
A	-0.03	0.25	-0.04	0.23	-0.82
U1	0.15	0.03	-0.07	-0.16	-0.70
L1	0.26	0.13	-0.04	0.69	-0.07
B	0.08	0.06	0.04	0.70	-0.13
Pog	-0.00	-0.00	0.00	0.00	-0.00
Me	-0.59	0.19	0.19	0.16	-0.24
Go	-0.80	0.18	0.03	-0.07	-0.11
PNS	-0.47	0.23	-0.28	-0.01	-0.39
Ar	-0.55	-0.05	-0.37	-0.21	-0.08
S	0	0	0	0	0

トル値においても示されるように、26座標のもつ情報がそれぞれある重みをもつて含まれているため、この5個の主成分の具体的解釈は困難であった。そこで各成分軸の単純構造への接近を計る目的で Varimax 回転法を適用し、その結果、比較的解釈のし易い軸が得られた(表14)。

さて、ここで得られた因子負荷の大きさをもとに、各主成分が顎顔面頭蓋の形態にどのような特徴を示唆するかについて、具体的に検討を加えてみる。

まず、第1成分においては因子負荷の大なるものより、プラス側では、Me(X), Pog(X), B(X), U1(X), L1(X) があげられる。一方、マイナスの側では、Go(Y), Me(Y), Ar(Y)があげられる。これにもとづいて、本研究に用いた資料の平均値によって描かれている顎顔面頭蓋のパターンを示すプロフィログラム上にこれら因子負荷量に比例して、各計測値を投影し、重ね合わせてみると、図6 a) のようになる。これにより、第1成分は、“顎顔面頭蓋の回転成分”と考えられよう。第2成分においては、Ar(X), S(X), Go(X), PNS(X)

Fig. 6 Characteristics of each principal component on profilograms

が因子負荷の大なるものとしてあげられ、これにもとづき、第1成分と同様に、その特徴を図に示すと、b) のようになり、これは“顎顔面頭蓋の後方部深さ成分”と考えられよう。以下、第3、第4、第5成分についても同様の検討を行ない、各々の特徴図を c) d) e) に示し、それぞれ、第3成分を“中顔面部の前方深さ成分”，第4成分を“下顎歯槽部の深さ成分”，第5成分を“中顔面部の前方高さ成分”とした(図6)。

なお、ここで再認識されなければならない事項として、顎顔面パターン決定の際して、上記で解釈決定された各成分のもつ“重み”の重要性に加えて、各成分の独立性があげられよう。このことは、今後、成長発育研究の上でこのような方法を進めることにより、予期し得ない潜在的に独立している顎態パターンの決定要因が検出、解明され得ることを示唆している。

c) 従来の咬合分類との比較

従来より用いられている咬合分類と本研究での結果とを、比較検討し、前者と後者の関連、および、位置づけの確認を行ない、不正咬合の要因をも検討してみよう。

はじめに、主成分分析法より算出された各主成分と従来よりの咬合の分類との関連について考えてみる。第1、第2成分で寄与率は約55%となるので、両成分軸を用いた座標系に Angle の不正咬合分類による I 級、II 級1類、II 級2類、III 級の4型および正常咬合の計5型を投影し、散布図を作成した(図7)。これによると、第1成分軸上では明確な差異が各咬合型に認められないが、第2成分軸では、比較的明確な層別がなされているように思われる。すなわち第2成分軸—顎顔面頭蓋の後方部深さ成分—において、Angle II 級1類および2類は、後方部の深さにおいて、他の型に比して長い特徴を示している。しかし Angle III 級は Angle I 級および正常咬合に比して明瞭な差異を認めることはできない。さらに寄与率約27%となる第2、第3成分軸での散布図を図8に示す(図8)。これより中顔面の前方部深さ成分である第3成分軸上で Angle III 級は比較的前方深

Fig. 7 Principal component (Component I -Component II)

Fig. 8 Principal component (Component II -Component III)

さが短い特徴を示すが、Angle II 級は正常咬合群との間に明確な差異を認めることはできない。また Angle I 級では、前方深さが比較的長い傾向を示している。なお第4、第5成分については寄与率が小さくなるため、同様の検討を割愛した。次に各成分を基にしてパターン分類を行なった結果と、咬合分類を比較し考えてみる。この結果を

Table 15. Comparison with classification of occlusion

Group	Normal	Angle I	Angle II ₁	Angle II ₂	Angle III	Total
1	13	3	0	0	11	27
2	14	12	0	0	4	30
3	4	0	8	0	0	12
4	9	5	0	0	1	15
5	4	4	8	4	0	20

— Male —

Group	Normal	Angle I	Angle II ₁	Angle II ₂	Angle III	Total
1	6	3	8	0	0	17
2	14	6	0	0	0	20
3	4	4	0	12	0	20
4	8	7	0	0	8	23
5	8	4	4	0	0	16

— Female —

表に示す(表15)。これによると少なくとも Angle II 級と Angle III 級が同じ群には分類されていないが、両者とも Angle I 級、正常咬合とは明確に差異が認められない。しかしながら男子、女子共 Angle II 級 2 類は単一グループに帰属しており特徴的であった。

以上、各成分および各層別群と従来の咬合の分類との関連性を検討してきたが本法との間には、特に強い互関性は認められなかった。この点は本来、顎顔面頭蓋のパターンを分類する場合に、ある特定の歯の位置関係、あるいはこれに加えた 2, 3 の追加基準から分類され得ると考えること自体に、きわめて不合理な点があると考えられる。本法による分類法は必ずしも顎顔面頭蓋の諸構造を代表するいくつかの基準をすべて網羅しているものでないが、少なくとも複雑な構造系の中で、各部位が成長発育現象に応答するその挙動のパターン、およびそれぞれの部位の相互作用の上から、この系をいくつかの特徴を有す群に分類しており、より生物学的な観点に立脚していると思われる。いわば、ある時点での形態分類ではなく、経時変化を組み入れた形態分類なのである。なお、本法で用いたような多変量解析法は、解析操作でまず、変量の基準化を行ない、等しい重みとして処理されるために、変量の設定にあたっては、十分、生物学的な意味をまず考慮して選択していく

ことが主要な課題であろう。

d) 回帰モデルについて

男子の第 4 グループに関して、変数増減法を適用したが、その際、演算の打ち切りの基準を設ける必要がある。そこで第 1 の試行として、寄与率 1.000 に基準を設けた結果、従属変数は、いずれも 11 個の独立変数により説明されていた(表 12a)。ここでまず定数項以外の回帰係数がすべて 0 であるという、すなわち、すべての独立変数は従属変数に対してなんら影響を与えていないという帰無仮説を検定する F 値が、A(X), Pog(X) では十分大となり、上記の仮説を棄却し得たが、他の ANS(X), ANS(Y), A(Y), Pog(Y), Go(X), Go(Y) に関しては、この仮説を十分棄却し得なかった。次いで、それぞれの回帰係数が 0 であるという、すなわち、それぞれの独立変数は従属変数に対して何ら影響を与えていないという帰無仮説を検定する t 値も、この仮説を棄却するに十分な値を示していない幾つかの回帰係数が認められた。

したがって、第 2 の試行として寄与率を基準とする代りに F 値に基準を設けた結果、従属変数は、いずれも 1 個の独立変数により説明され、F 値も、t 値も、先述の帰無仮説を棄却するに十分大であった。さらにその寄与率も十分満足され得ることが判明した。

しかしここで選択された独立変数はいずれも説明しようとする従属変数の先行する期に相当した変数の中から採用されていなかった。そこでさらに、独立変数に対して、あらかじめ変数の指定をし、回帰方程式の作成を試みた。つまり、従属変数と時差をもつ同一の部位の変数で、従属変数を説明しようとした(表 16)。その結果 t 値、F 値をもとに検討してみると、いずれも、独立変数に同一測定点の Y 座標値のみを用いた場合が最も従属変数に対して影響性が高く、次いで X 座標値のみを用いた場合となり、X, Y 両座標値を用いた場合は、影響性が低かった。また、重相関係数および寄与率に関して検討すると、最もよく従属変数を説明し得るのが X, Y 両座標を用いた場合、次いで Y 座標値のみ、X 座標値のみの順になって

Table 16. Regression equations using specified variables

Dependent variables	Independ. vari & coefficients		Constant	F value	Mult. cor. coeffi.	Contribution	D-W d statistics
	(X)	(Y)					
ANS(X ₄₄)=	0.99 [▲]		25.87	68.80 [▲]	0.92	0.85	0.99
=		-0.79 [▲]	6.61	185.95 [▲]	0.97	0.94	
=	-0.58	-1.22 [▲]	12.50	3.03	0.98	0.95	1.46
ANS(Y ₄₄)=		0.99 [▲]	-35.79	453.11 [▲]	0.99	0.97	1.36
A(X ₄₄)=	0.81 [▲]		83.78	22.32 [▲]	0.81	0.65	0.53
=		-0.52 [▲]	71.65	44.68 [▲]	0.89	0.79	
=	-0.59	-0.86 [▲]	90.97	1.60	0.90	0.82	1.09
A(Y ₄₄)=		0.96 [▲]	-54.50	394.21 [▲]	0.99	0.97	1.14
Pog(X ₄₄)=	0.77 [▲]		66.63	25.98 [▲]	0.83	0.68	0.54
=		-0.36 [▲]	-179.10	35.30 [▲]	0.86	0.75	
=	-1.28	-0.94 [▲]	-556.44	1.99	0.89	0.79	1.05
Pog(Y ₄₄)=		1.08 [▲]	24.73	575.01 [▲]	0.99	0.98	1.39
Go(X ₄₄)=	1.11 [▲]		23.72	20.88 [▲]	0.80	0.64	1.36
=		0.44 [▲]	-134.36	66.07 [▲]	0.92	0.85	
=	-0.77	0.68 [▲]	-285.32	3.48	0.94	0.88	2.28
Go(Y ₄₄)=		1.09 [▲]	9.84	140.51 [▲]	0.96	0.92	0.47

いる。なお、誤差項に対して次の4項の仮定が設けられている。1) その平均値は0である。2) その分散は一定である。3) 独立変数と誤差項はそれぞれ独立である。4) 誤差項は時間的に独立である。これらの4つの仮定は通常第4の仮定に対して、ダービン・ワトソン d 統計量による検定でなされている。したがって本研究においても、もしこの仮定が満足されなければ、回帰係数の分散は大となり、その回帰モデルを予測に用いることは予測の安定性を欠くことになるので、ダービン・ワトソン d 統計量による検定を行なった。この統計量は2を中心とした対称的な分布をなしており、この統計量が2に近い程、仮定を満足している度合いが高いことを示すものであり、上記の回帰方程式の結果を検討してみると、X座標のみよりもX、Y両座標を用いた方が仮定を満足させていることが解った。

以上の結果より、実際の変動を忠実に再現させるには、変数が多い程よいが、反面、個々もしくは全体の独立変数の従属変数に対する影響度が減じるという傾向が存在することが判明した。また各座標値の将来値を決定するものは、必ずしも同一部位の時差をもった座標値を用いた方が良好な結果をもたらすとは限らず、しかも、Y座標値が、A(X)およびPog(X)の場合を除いては将来のX座

標およびY座標値、双方に対し強い影響性および説明性をもつことも明確となった。加えて、X座標の将来値を決定する方がY座標の将来値を決定するのに比して、独立変数を多く必要とし、煩雑であった。特にGo(X)は十分満足される寄与率を持ち得なかった。いわば、Y座標はX座標に比して、回帰モデルの独立変数になり易く、かつ従属変数にもなり易いことが言えよう。

このことは、本研究の対象年令層では、顎顔面頭蓋の高さ方向の成長量が、深さ方向のそれに対して、顎態の成長変化の特徴をより著名に示す因子となり得ることを示唆すると解釈することができよう。本研究では男子の第4グループについてのみ検討

を加えたわけであるが、他のグループに関しても、モデル作成が試みられ、それらの結果の比較検討が行なわれることが望まれる。また今後、モデルの外的条件による変化および耐久性を乗数分析、外生複合効果分析等により検討を加え、また絶対量からの成長のモデルだけでなく、相対量としてとらえられたパターンの変化を示す予測モデルの作成も望まれる。

III) 今後の問題点

情報量と今後の問題点

本研究の主題である類似法を前提とした際、個体変異に富む顎顔面頭蓋の形態を側貌頭部X線規格写真を用いて分析し、類似法の活用に対して幾種類の形態を把握しておけば満足されるかという観点から、測定点としての位置パラメータの情報量¹²⁾(amount of information)を用いて考察してみる。

先ず前述の、個体間の大小差が補正された資料を用いた相関行列(表1)に加えて、主成分分析での各成分と各変数との間の関係を参考にして、顎顔面頭蓋の形態を決定する際に最小にして、最も重要と思われる次の9個をパラメータとした。つまり、N(X)、ANS(X, Y)、Pog(X)、Go(X, Y)、Ar(X, Y)、S(X)であり、なお各パラメータの平

Table 17. Mean and St. Dev. of each parameter

		Mean	St. Dev.
N	X	-0.357	0.040
ANS	X	-0.323	0.038
	Y	0.478	0.020
Pog	X	-0.127	0.063
Go	X	0.408	0.048
	Y	0.643	0.036
Ar	X	0.416	0.037
	Y	0.260	0.024
S	X	0.238	0.029

均値および標準偏差を表17に示す(表17)。次に識別可能なパターン数の求め方を定性的に説明すると、パラメータの値が x を示した場合、誤差を測定とすると値は $x \pm R$ の範囲にちらばり、他の測定値との区別がつかない。その範囲は、パラメータの確率密度関数の全分布に対してある割合を占めることになり、その割合はパラメータの値 x が異なることにより変化する。さて情報量すなわち識別可能パターン数は、上記で示した確率の逆数で表わせるため、連続的に変化する確率の平均を求めることにより算出されるわけである。ここで、この算出に際しての観測点の測定誤差は、部位によっても、測定術者によっても、その上、パラメータ値の大きさによっても一定の比率を示さず、本研究では、パラメータの値が0.500以下の時は0.02の絶対誤差を、また0.500以上の時は4%の相対誤差をもつものとしてパラメータの情報量を概括的に求めた。その結果を表18に示す(表18)。それによると、少なくとも16ビット程度の情報量が得られることが判明した。そのことは、 $2^{16}=65536$ の場合から1つを取り出すことができることを示しており、言い換えれば少なくとも約7万人に1人程度のパターンの識別が可能であることを意味している訳である。

以上の結果より、側貌頭部 X線規格写真を用いた際、識別し得るパターン数が求めた訳であるが、ここで、誤差の精度が高められ、さらに重要な測定点が増加された際、このパターン数は一段と飛躍的に数を増すこととなるだろう。この点より、

Table 18. Amount of information of each parameter

		Amount of information
N	X	2.00 bits
ANS	X	1.93
	Y	1.00
Pog	X	2.66
Go	X	2.26
	Y	1.49
Ar	X	1.89
	Y	1.26
S	X	1.64
Total		16.13 bits

本研究の類似パターンへの”あてはめ”による顎顔面頭蓋の予測法について、さらに考察を加える。

第一に、もし識別可能な限りの全パターン数の多次元時系列情報を把握することを、仮に電子計算機の記憶に求めても、資料の膨大さのため不可能に近いことと思われる。第二に情報検索 (information retrieval) の観点からも、その手法を判別関数に求めれば超多次元関数となり、関数決定に際して困難な点が多く、ここにもし、他のパターン類似の基準が設定されたとしても、検索に多大の時間を要し、実用性には難点があろう。第三に、本来予測とは、その性格を決定論的な立場で扱うものではなく、確率論的な立場で扱う問題である。つまり顎顔面頭蓋の形態の将来像は絶対的な予測結果としてではなく、相対的な予測結果として診断等の一助として用いられるべきものと考えられる。以上の三つの観点より、前に識別可能数として示された7万例の情報を収容記憶しておく必要はなく、それらの中で高い類似性を示すものをそれぞれ集約させ、各々に体系化された時系列変化をもととする代表モデルを作成してゆくことが妥当と考えられる。

さて、本研究では試みとして男子5個、女子5個の計10個のモデルの設定を行なったが、ここで必要、最小モデル数に関して考えてみる。このモデル数の推定に当たっては、モデルは時系列的性格を持つため、モデル数は目的とする予測の対象期間によって当然異なってくる。つまり、対象期間が短かい程、モデル数は増加し、その予測精度も

上昇する。これに反し、対象期間が長い程、モデル数は減少し、その精度も低下する。例えば、10個のモデルの際は、パターン分類の結果の項でも述べたが、4期全部が同一モデルへ帰属したものが96% (48例) を示したが、パターンの類似の持続性の考察の項で述べた最小単位の段階では、全期共、同一グループへ帰属する率は44% (22例) となっている。

したがって、顎顔面頭蓋の予測が目的に応じてどの程度の精度をもつ必要があるかをまず、十分検討を加え、この立場から対象期間を決定し、次いで、同一個体内の期間単位でのグループを検討し、さらに、この結果と、個体間の類似の持続性とを合わせて考慮して、モデル数を決定しなければならないと考えられる。

以上により、本研究の第1の目的である類似法の妥当性は確認され、さらに、第2の目的であるその活用化を考慮するためのパターン分類がなされ、それに対し、成長モデルの作成の試みがなされた。今後の問題としては、モデル数を論理的に検討し、増加してゆく必要があろう。

VII. 総括および結論

顎顔面頭蓋のセファログラム上での成長予測に関して、類似法、すなわち、既知の類似形態への“あてはめ”という手法を適用するのに当って、その適用の前提条件であるパターン類似の時間的持続性を検討した。さらに、この類似法の活用化を考慮するための、パターン分類を行ない、そのモデル化への作成を試みた。

資料は、東京医科歯科大学矯正学教室所蔵の、男子26名、女子24名の平均7歳1カ月より、17歳3カ月にわたる連続頭部X線規格写真で、それらに23個の計測点をそれぞれ設定し、得られた多次元時系列データを用いて以下の結論を得た。

I. a) 多次元にわたる資料の単純化を計る目的で、主成分分析法を適用し、一組のそれぞれが独立する成分を得た。これにより、全変動に対する寄与率は、大きな説明性をもつ5個の主成分で約77%、10個の主成分で約92%であった。

b) さらに、バリマックス回転を行なって、前項の5個の主成分を検討したところ、それぞれ、(1) 顎顔面頭蓋の回転成分、(2) 顎顔面頭蓋の後方部深さ成分、(3) 中顔面の前方部深さ成分、(4) 下顎歯槽部の深さ成分、(5) 中顔面部の前方高さ成分と解釈された。

II. 前述の約9割の寄与率を有する10個の主成分を変量として、類似法の前提条件を検討したところ、

a) パターンの類似度をあわす距離と相関をパラメータとして、展開した結果、同一個体内にはパターンの強い時間的従属性が、異個体間には比較的充分なパターン類似の持続性があった。

b) さらに、時間的変化による形態パターンの変異量は、若年齢層ほど大であり、なかでも、1期(7.5歳)と2期(10歳)より、2期(10歳)と4期(15歳)の方が、パターンの類似性が強く持続していた。

III. 前述の約8割の寄与率を有する5個の主成分を変量として、パターン分類を行なった。その結果、

a) ホテリングの T^2 検定により、形態パターンの性差は有意であった。

b) 顎顔面頭蓋パターンを、上述の5主成分を用いた5角形で表わし、この図とともに、類似度パラメータを用いて分類を行ない、これに2シグマ法、正準分析法、判別分析法により評価検討を加えたところ、男子、女子ともに試験的に5型の成長型を基本とするパターンに分類された。

IV. 前項の分類に対し、判別関数法を適用し、判別基準の設定を行ない、さらに体系化された再現性を加えるために、モデル作成の試みを男子の第4グループについて行なった。その結果、

a) 8本の連立回帰方程式モデルを作成した。

b) モデルは、顎顔面頭蓋の高さ方向への成長量が、深さ方向への成長量に比して顎態の成長変化の特徴をより著明に表わすことを示していた。

V. 本研究をさらに展開するために、モデル数に関して検討したところ、セファログラムによる顎顔面パターンの情報量は少なくとも約16ビット

であることが解った。その結果、セファログラムにより、多数の識別が可能であると同時に、今後モデル数を論理的に検討し、増加する必要があることを知った。

稿を終るにあたり、御懇篤な御指導御校閲を賜った三浦不二夫教授に心から感謝いたします。また、絶えず御教示いただき、御校閲を賜った黒田敬之先生に深く感謝するとともに、御助言、御協力をいただいた矯正学教室の方々に厚く御礼申し上げます。

なお、演算の大半は、日本科学技術研修所計算センターによった。

文 献

- 1) Bjork, A.: Facial growth in man studied with the aid of metallic implants, *Acta Odont. Scand.*, 13 : 9, 1955.
- 2) Horowitz and Hixon: The nature of orthodontic diagnosis, St. Louis, 1966, Mosby, p. 303.
- 3) 桑原未代子: 頭部X線規格写真法による日本人学童の顎顔面頭蓋の成長の累年的研究, *日矯歯誌*, 20 : 170-191, 1961.
- 4) Tracy, W. E. et al.: Relation of height,

width and depth of the mandible, *Angle Ortho.*, 35 : 269-277, 1965.

- 5) Balbach, D. R.: A cephalometric study of the relationship between the morphology of the mandible and its future occlusal position, Thesis for M. S., 1965, Univ. of Michigan, p. 1-49.
- 6) 松本 稔: 顎顔面頭蓋と全身との相対成長に関する研究, *日矯歯誌*, 27 : 125-136, 1968.
- 7) Hirschfeld, W. J.: Time series and exponential smoothing methods applied to the analysis and prediction of growth, *Growth*, 34 : 129-143, 1970.
- 8) 石黒慶一: 多変量解析法による下顎前突の遺伝学的研究, 第一報, 因子分析法による検討, *口病誌*, 37 : 356-386, 1970.
- 9) Brown, T. et al.: Craniofacial factors in two ethnic groups, *Growth*, 29 : 103-123, 1965.
- 10) Solow, B.: The pattern of craniofacial associations, *Acta Odont. Scand.*, 24, Supp. 46, 1966.
- 11) 津村善郎: 因子分析は有用か, *科学*, 41 : 437-441, 1971.
- 12) 茅 陽一: 顔のパターン認識, *自然*, 25 : 6, 32-39, 1970.