



HOKKAIDO UNIVERSITY

Title	時系列データにおける規則性の定量化 : 運動解析へのApproximate Entropyの適用
Author(s)	阿部, 匡樹; Abe, M.; 山田, 憲政 他
Citation	バイオメカニクス研究, 2(2), 82-91
Issue Date	1998
Doc URL	https://hdl.handle.net/2115/44037
Type	journal article
File Information	BMK2-2_82-91.pdf



時系列データにおける規則性の定量化 —運動解析への Approximate Entropy の適用—

阿部 匡樹, 山田 憲政

Quantifying the regularity of time-series data —Application of approximate entropy to human movement analysis—

Abe M, Yamada N (Faculty of Education, Hokkaido University)
Jpn J Biomech Sports Exerc 2(2) : 82-91, 1998

Approximate Entropy (Ap entropy) was developed as a method to quantify regularity of time-series data. The aim of this study was to examine problems in the application of Ap entropy to human movement data and to distinguish movement patterns by quantifying the regularity of experimental human movement data. The following results were obtained:

1) For a relatively periodic time-series function with a small number of periods, difference in both the number of data points and number of periods affected the Ap entropy value. Thus, for the application of Ap entropy, the number of data points and the number of periods should be made the same.

2) Under the experimental conditions of this study, the change in the Ap entropy value was in accordance with subjective judgment of movement patterns. This indicates that Ap entropy is an effective parameter for quantitatively distinguishing movement patterns in data that differ in time-series regularity.

Key words : entropy, movement pattern, posture

I. 緒 言

生体が生み出す時系列変動は、環境や条件によってパターンの規則性あるいは複雑性が変化する。例えば人間の生理的データの多くは老化とともに段階的に複雑さを減少させることが報告されている (Lipsitz ら 1992, Ryan ら 1994)。また運動パターンの多くは発達や学習によって不安定なパターンからより規則的な安定したパターンに変化すること (Kawai 1987, 麓 1997)、そして外部環境の変化によってもパターンが変化すること (Cordo ら 1982, Horak ら 1986) が報告されている。身体運動におけるパターンとは身体の自由度が拘束されて一定の動きに収束された状態と考えられるが、冗長性のある身体の自由度が拘束される過程に関しては現在も多くの研究が成されており (山田 1997)、パターンの変化を検討することは、身体の自由度の拘束過程を考察する上で重要であると考えられる。

運動におけるパターンの定義は、使用される筋群の組み合わせ (Horak ら 1986) や部位間の関係 (Kelso 1984) など、着目する点によってさまざま考えられるが、本研究では外部に現れた骨格の運動に着目する。外部に表れた運動のパターンに関しては、Johansson (1973) の研究が有名である。彼は、人間の関節に十数個の光点をつけ、その光点だけを観察者に提示した場合、光点が静止している状態では観察者にはそれが何であるか認識できないが、光点が動き出すことで、観察者はその光点が付着しているものが人間であり、何をしているか、さらには男であるか女であるかまで認識できることを報告している。この報告から、我々が運動そのものあるいは運動のデータをパターンとして捉えることができるのは、人間の動きの中に時空的な一定の規則性が存在するためと考えられる。

時空的な変動により特徴づけられる運動パターンの比

較を行う場合、データの平均値や標準偏差では判別が困難な場合がある (Lipsitz ら 1992, Pincus ら 1994). また、波形のパターンや規則性の違いが明確である場合は、グラフなどで表すことによりその差異を概ね視覚的につかむこともできるが、それは主観的な視覚判断に基づくものであり、特に見た目には明確に判別しかねる複雑な変動を見せるデータの場合、その比較は困難となる。時系列データの時間的な変動に着目し、より客観的に運動データに見られる規則性の差異の比較を行うためには、何らかの方法で時系列データの規則性を定量化する方法が必要と考えられる。

システムの規則性・秩序性を定量化する概念の一つにエントロピーがある。エントロピーは熱力学から生まれた概念であるが、現在では統計力学や情報理論など、さまざまな分野で用いられている (阿部 1992, 大矢 1992). その計算式は各分野に適した形で用いられているが、いずれもあるパターンを基準にしての秩序性・規則性の定量化という方式がその根底にある。エントロピー概念の導入により時系列的なデータの特性を定量的に捉えようとする試みの根源となるのは、1950年代に開発された Kolmogorov-Sinai エントロピー (以下 K-S エントロピーと省略) である。K-S エントロピーは時系列関数における決定論的システムの混合率を記述する方法として開発されたもので、システムのカオス判定のパラメータの一つとしても用いられてきた (Jackson 1991). その後、Grassberger ら (1983) や Eckmann ら (1985) がより簡易に計算しやすいようにこの方法を改良した。しかし、これらの方法は有限個でノイズを含む実験データの特性を前提としたものではないため、実験データへの適用は困難さを伴った (Pincus 1991, Pincus ら 1994).

1990年代に入って、実験データの特性を考慮し、実験データを規則性において判別することに重点を置いた Approximate Entropy (以下 Ap エントロピーと省略) という手法が考案された。Ap エントロピーのアルゴリズムは K-S エントロピーのそれとよく似ているが、比較的少ない有限個のデータで、しかもノイズの影響を抑えて適正な値を導き出せるように工夫されている。現在、この方法は主に生理学の分野で適用されており、幼児の心臓異常 (Pincus ら 1992), 男女差や年齢差 (Ryan ら 1994), 運動時と休息時の差異 (Tulppo ら 1996) など、心拍変動の複雑さの判別に用いられている。Lipsitz ら (1992) は若年者と老年者の心拍のデータを比較し、心拍の平均値 (若年者 64.7, 老年者 64.5) や変動の標準偏差 (若年者 3.9, 老年者 3.8) にほとんど差はなくても、規則性を定量化した Ap エントロピーの値は大きく異なる

(若年者 1.09, 老年者 0.48; この値が小さいほど規則的であることを表している) ことを報告している。

運動解析に Ap エントロピーを適用した研究は, Morrison ら (1996) によって初めて行われた。彼らは立位時のポインティング維持動作における上肢の各部位の加速度を求め、その時系列的な変動の複雑さを Ap エントロピーを用いて定量化した。その結果、上腕、手の加速度変化が前腕、指先に比べより低い Ap エントロピーを示した。この結果から、彼らは上腕、手の振動がより安定した周期を持ち、それらの部位を動かす肩、手首関節が位置安定のコーディネーションに主要な働きをしていると結論づけた。

Ap エントロピーの特徴の一つとして、Pincus (1991) はこの方法が決定論的カオスでも確率論的統計でも、周期運動を含めたどんな時系列データでも同様に適用できると報告している。しかし、彼の検討はカオティックかまたはそれに準じた時系列データにおいて行われたものである。よって、人間の運動に Ap エントロピーを適用するためには、身体運動の特性を考慮する必要があると考えられる。人間の運動は足圧重心変動のように非常に複雑なもの (Collins ら 1993, Yamada 1995 a) だけでなく、歩行時の歩幅やタッピングのリズムのように一定の周期を保ちながら変動してゆくもの (Hausdorff ら 1995, Yamada 1995 b) もある。特に、関節まわりの周期運動のように比較的規則的で周期性が強いデータの場合、基本波が繰り返される数 (以下基本波の数と省略) の違いや一周期あたりのデータ数の違いが Ap エントロピーの値にどのような影響を与えるのかは、別に検討される必要があると考えられる。

本研究では、人間の運動の周期的な時系列データに Ap エントロピーを用いるため、Pincus (1991), Pincus ら (1994) が検討した Ap エントロピーにおける設定を前提に、各データの比較の際の基本波の数、一周期あたりのデータ数の条件を検討した。また、その条件を基にして、規則性に差異が見られる複数の周期的な運動データを Ap エントロピーを用いて定量化し、時系列データにおけるパターン判別の有効性を検討した。

II. 周期的変動データにおける Ap エントロピーの検討

II-1. 方法

(1) Ap エントロピーアルゴリズム

Ap エントロピーを計算するために、まず2つの値を

設定する必要がある。それは、条件確率を求める際の構成要素を定めるために時系列データの連鎖からなるベクトル空間を決定する m 、そしてデータ間の距離に関する精度を表す r である。Ap エントロピーにおいて、 r はノイズの影響を避ける役割を果たす。Ap エントロピーでは、計算の前に評価するデータのモデルを考慮する必要はない。

次に、与えられた N 個のデータ $\{u(1), u(2), u(3), \dots, u(N)\}$ から、 $x(i) = [u(i), \dots, u(i+m-1)]$ で定義されるベクトルの行列を作る。そしてベクトル $x(i)$ と $x(j)$ の最大距離を $d[x(i), x(j)]$ とする。 d は、 $u(i) - u(j), \dots, u(i+m) - u(j+m)$ の絶対値のうち、最大のものを示す。 $i \leq N - m + 1, j \leq N - m + 1$ のとき、

$$C_i^m(r) = (d[x(i), x(j)] \leq r \text{ を満たす } j \text{ の数}) \dots\dots\dots (1)$$

とする ($j \geq 1$)。このとき、 $d[x(i), x(j)] \leq r$ は、 $u(i) - r \leq u(j) \leq u(i) + r$ かつ $u(i+1) - r \leq u(j) \leq u(i+1) + r$ であることを意味する。

ここで、

$$\Phi^m = (N - m + 1)^{-1} \sum_{i=1}^{N-m} \log C_i^m(r) \dots\dots\dots (2)$$

(log は自然対数)

とおく。このとき、Ap エントロピー $ApEn(m, r)$ は

$$ApEn(m, r) = \lim_{N \rightarrow \infty} [\Phi^m(r) - \Phi^{m+1}(r)] \dots\dots\dots (3)$$

と定義される。

実際のデータ解析においてはデータ数 N は有限となる。そこで、以下のような定義を行うことにより Ap エントロピーを評価する。

$\Phi^m(r) - \Phi^{m+1}(r)$ をそのまま展開すると

$$\begin{aligned} \Phi^m(r) - \Phi^{m+1}(r) &= -[\Phi^{m+1}(r) - \Phi^m(r)] \\ &= -[(N - m)^{-1} \sum_{i=1}^{N-m} \log C_i^{m+1}(r) \\ &\quad - (N - m + 1)^{-1} \sum_{i=1}^{N-m} \log C_i^m(r)] \dots\dots\dots (4) \end{aligned}$$

となるが、 $\Phi^m(r) - \Phi^{m+1}(r)$ に -1 を乗じた $\Phi^{m+1}(r) - \Phi^m(r)$ は、 $N \rightarrow \infty$ のように N が十分に大きいとき、次の式に近似することができる。

$$\begin{aligned} \Phi^{m+1}(r) - \Phi^m(r) &\doteq (N - m)^{-1} [\sum_{i=1}^{N-m} \log C_i^{m+1}(r) - \sum_{i=1}^{N-m} \log C_i^m(r)] \\ &= (N - m)^{-1} \sum_{i=1}^{N-m} \log C_i^{m+1}(r) / C_i^m(r) \dots\dots\dots (5) \end{aligned}$$

$C_i^{m+1}(r) / C_i^m(r)$ は、 $d[x(i), x(j)] \leq r$ を満たす j が $d[x(i+1), x(j+1)] \leq r$ をも満たす条件確率を表す。よって、 $\Phi^{m+1}(r) - \Phi^m(r)$ は、全ての i, j についてこの条件確率を求め、対数で表したものの平均値となる。

この式 (5) から、 N の値が適切であるとき、Ap エントロピー $ApEn(m, r, N)$ は次のように定義される。

$$\begin{aligned} ApEn(m, r, N) &= \Phi^m(r) - \Phi^{m+1}(r) \\ &= -[\Phi^{m+1}(r) - \Phi^m(r)] \\ &= -[(N - m)^{-1} \sum_{i=1}^{N-m} \log C_i^{m+1}(r) / C_i^m(r)] \dots\dots\dots (6) \end{aligned}$$

Ap エントロピー値は、相対的に小さいほど規則性、秩序性が高いことを、大きいほど規則性、秩序性が低く、複雑さが増していることを示す。

Ap エントロピーのアルゴリズムは、K-S エントロピーを発展させた K2 エントロピー (Grassberger ら 1983)、Eckmann and Ruelle エントロピー (以下 E-R エントロピーと省略) (Eckmann ら 1985) のアルゴリズムと基本的な計算の概念は同じであり、計算式も類似している。しかし、計算式のパラメータの設定が次のように異なる。K2 エントロピー、E-R エントロピーアルゴリズムは理論的に厳密に定義されたもので、ノイズが無く、データ量が無限であることを想定しているため、 r を 0、 m と N を無限大として近似する。しかし、実験データにおいては通常はノイズの混入を避けられないため、このままこれらのアルゴリズムを実験データに応用しようとすると、エントロピー値がノイズに対して非常に敏感に影響を受けてしまうという問題があった。また、理論的には無限個のデータを必要とするため、適正な値を出すためには膨大なデータ量が要求されるが、実際に得られるデータ数は限られており、応用が困難であった (Pincus ら 1994)。これに対して、Ap エントロピーアルゴリズムはもともと実験データを規則性において判別できるように定義されたものであり、 m, r, N の値を事前に設定する。この設定によって、Ap エントロピーはノイズの影響を避けることができ、比較的少ないデータ数にも適用可能となっている。Ap エントロピーは時系列データの動的な構造を見出すというよりは規則性という基準に立った時系列データの定量化であるといえる (Pincus 1991, Pincus ら 1994)。

Pincus (1991), Pincus ら (1994) は、ロジスティック関数を用いて生成したカオス的な数値列などで Ap エントロピーの数値計算を行い、 $m=2$ における r, N の設定値に関して以下のように結論づけた。

1) 適当な Ap エントロピー値を得るためには $m=2$ において $N \geq 1000$ が目安となる。また、カオティックなデータの場合、データ数が多いほど Ap エントロピーは大きくなる傾向があるため、比較の際にはデータ数を同じ値に設定する必要がある。

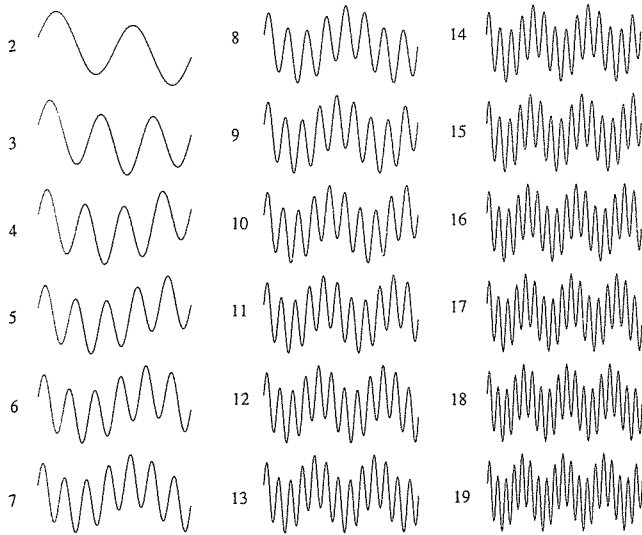


図1 基本波の数が2から19までの $f(n)$ (データ数は全て1000) 図の左側に基本波の数を示す。

2) ノイズの影響を避けるため、 r の値はノイズの振幅よりも大きくなければならない。 $m=2, N=1000$ において r は標準偏差の0.1~0.2倍が適当である。また、 r の設定は各時系列データ毎に行うのが適当である。

本研究ではこの基準に従い、 $m=2, N=1000, r=0.15$ SD (SDは標準偏差) に設定し、Apエントロピーの計算を行った。

(2) モデルデータによる検討

試技ごとに運動速度が変化したりあるいは被験者によって運動速度が異なるような実験設定の場合、データ記録のサンプリング周波数を各試技で同じ値に設定すると、同じデータ数でもデータに含まれる基本波の数は試技毎に異なる。逆に、各試技のデータの基本波の数を統一すると、今度は一周期あたりのデータ数が試技毎に異なる。Pincus (1991) はApエントロピー値の比較の際はデータ数を揃えた方がよいという報告をしているが、含まれる基本波の数が比較的少ない複数のデータを比較する場合、データ数だけでなく基本波の数の大小によってもApエントロピー値に差異が生じることが考えられる。よって、本研究では周期性が強い時系列データにおける基本波の数の違いによるApエントロピー値の差、そして一周期あたりのデータ数の違いによるApエントロピー値の差の2つを検討する。実際の関節運動のデータには幅広い周期数成分が存在し、さらに波形自体のパターンも様々であると考えられ、その全てを把握することは困難である。しかし、人間の基本的な運動である歩行や走運動などにおける関節運動は非常に周期的であり、そのような周期運動における運動パターンの検討は

大変重要であると考えられる。そこで、本研究では極度に周期性の強いデータに限定してApエントロピーの導入を検討した。

検討のため用いる時系列データは、2種類の周期からなる

$$f(n) = \sin(n) + 0.5 \cos(0.2n + 0.25\pi) \dots\dots\dots (5)$$

とした。ここでは正弦波形を $f(n)$ の基本波とみなす。基本波の数の違いによるApエントロピー値の差は、 $f(n)$ において基本波の数が2から19までの計18個のデータを作成し、それぞれのデータ数を1000に統一してApエントロピーを計算することによって検討した。また、一周期あたりのデータ数の違いによるApエントロピー値の差は、 $f(n)$ において基本波の数が11の波形でデータ数が200から2000まで200ずつ増加させた計10個のデータを作成し、Apエントロピー値を計算することによって検討した。

ApエントロピーアルゴリズムはコンピュータソフトのMathematicaによってプログラミングし、Apple社製Power Macintosh 7600/200によって計算処理を実行した。

(3) 結果および考察

図1は、基本波の数が2から19までの $f(n)$ を示したものである。この図から、 $f(n)$ は正弦波形の5倍の周期をもつ余弦波形が加わることにより、基本波が5~6周期目のときに一つのパターンを形成し、その後はそのパターンの繰り返しとなることがわかる。図2aには基本波の数毎に計算したApエントロピー値を示している。Apエントロピー値は13~14基本波までは増加し続け、その後はほぼ一定の値に落ち着いている。この結果から、たとえ同じ関数から生じる周期的データであっても、基本波の数が少ない段階ではApエントロピー値は基本波の数の増加に伴い大きくなってゆくことが考えられる。式(5)は波形のパターンが定まっているためパターンの繰り返しが始まるとApエントロピー値は安定してきたと考えられるが、もし生体のデータのように比較的周期的でもパターンが全く同じように繰り返されない場合は、カオティックなデータにおいてデータ数の増加とともにApエントロピー値が増加する傾向にある(Pincus 1991)のと同様、Apエントロピー値はこのシミュレーションの途中経過のように周期の増加に伴い増加し、特に、基本波の数が比較的少ないデータにおいては、この傾向は顕著になると考えられる。以上のことから、周期性が強く、基本波の数が少ないような運動のデータをApエントロピーを用いて比較する際には、基本波の数を統一して分析する必要があると考えられる。

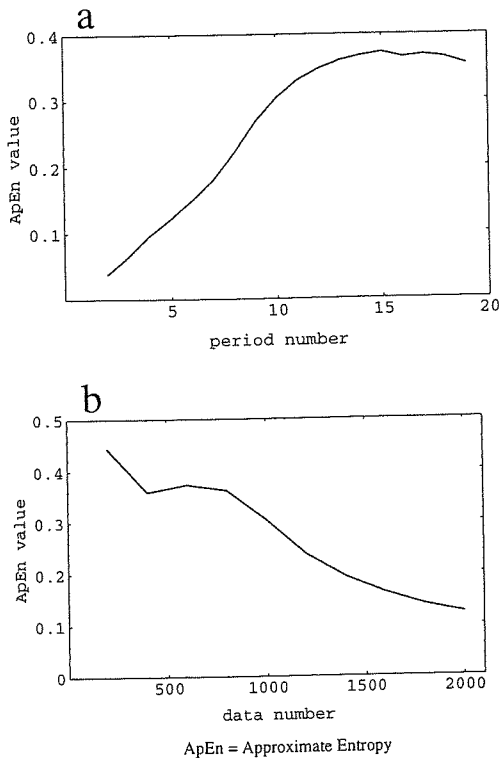


図2 基本波の数 (a) とデータ数 (b) の違いによる Ap エントロピー値の比較

一方、図 2b は、基本波の数を 11 個に固定した場合の $f(n)$ のデータ数を変えた時の各データ数の Ap エントロピー値を示している。図 2b から、各データの Ap エントロピー値は、データ数の増加に伴い減少していることがわかる。この結果は、データ数の増加とともに Ap エントロピー値が増加する傾向にあるという Pincus (1991) の報告と異なるが、彼が検証したのはデータ数の増加に伴いその波形も常に変化していくような、あるいは基本波の数が増加してゆくようなカオティックな時系列データであり、図 2b で検討したようにパターンや振幅が変わらずにデータ数だけが增加了らした場合は設定が異なる。この結果の違いは、 r の設定の基準となる標準偏差が変わらず、構成ベクトルだけが小さくなることにより、 $d[x(i), x(j)] \leq r$ かつ $d[x(i+1), x(j+1)] \leq r$ を満たすことが容易になるため生じたと考えられる。このことは、試技の速度が変化してもパターンそのものや振幅があまり変わらない場合、基本波の数を統一してデータ数を変えずに Ap エントロピー計算を行うと、見かけはほとんど同じ複雑さなのに Ap エントロピー値はデータごとに大きく異なるということも有り得ることを示している。よって、適当な比較のためには、基本波の数とともにそのデータ数も統一する必要があると考えられ

る。

以上の結果から、周期性が強く、しかも基本波の数が少ないようなデータに Ap エントロピーを導入する場合は、比較するデータの基本波の数とデータ数がある程度一致させる工夫が必要になると考えられる。具体的には、比較する各データの基本波の数を揃えるために、設定する基本波の数に相当する範囲を各データから抽出し、解析の段階において抽出したデータの補間あるいは間引きを行ってデータ数を揃えるということになるが、ここで次の問題が生じる。それは、同じ周波数でデータをサンプリングした場合、基本波の数を揃えたときに動きの速い運動におけるデータが相対的にサンプリング間隔が短くなり、ノイズの影響が大きくなるという問題である。しかし、Pincus (1991) は数値計算を用いて実験データへのノイズ混入の影響を検討した結果、 r の適切な設定によって Ap エントロピー値へのノイズの影響を回避できることを報告している。よって、複数の実験データの比較において、サンプリング間隔の短い試技に合わせて r の値を全てのデータ共通に設定することで、サンプリング間隔の短縮に由来するノイズの増大が Ap エントロピー値に及ぼす影響を回避できると考えられる。また、Ap エントロピーは m, r, N の設定によって値が変わるため、Ap エントロピー値によるデータの評価はその規則性の絶対値ではない。Ap エントロピー値の示す差は、あくまで得られたデータ間の相対的な差であることに注意する必要がある。

III. 実際の運動時系列データへの応用

III-1. 実験方法

以上の結果を踏まえ、実験によって得られたデータの基本波の数とデータ数を統一し、Ap エントロピーを用いて運動データの規則性の定量化を試みた。実験は、立位姿勢における身体各部位の協調関係の変化を検討する目的で行われた。実験設定を図 3 に示す。被験者は健康な男子大学生 5 名である。本実験で検討する Ap エントロピーに関しては全ての被験者において同様の結果が得られたため、その中の 1 名のデータを代表としてここで扱うことにする。各被験者に直立状態でピッチ音に合わせて両腕を前後に連続して振るように指示した。振幅範囲は前方が肩の高さまで、後方が肩関節可動域限界までで、腕を振る際に肘関節は伸展状態を維持させた。腕振周波数 (swing frequency) は各被験者の腕振周波数の最大値を事前に求め、その 30% から 70% の速さで、5%

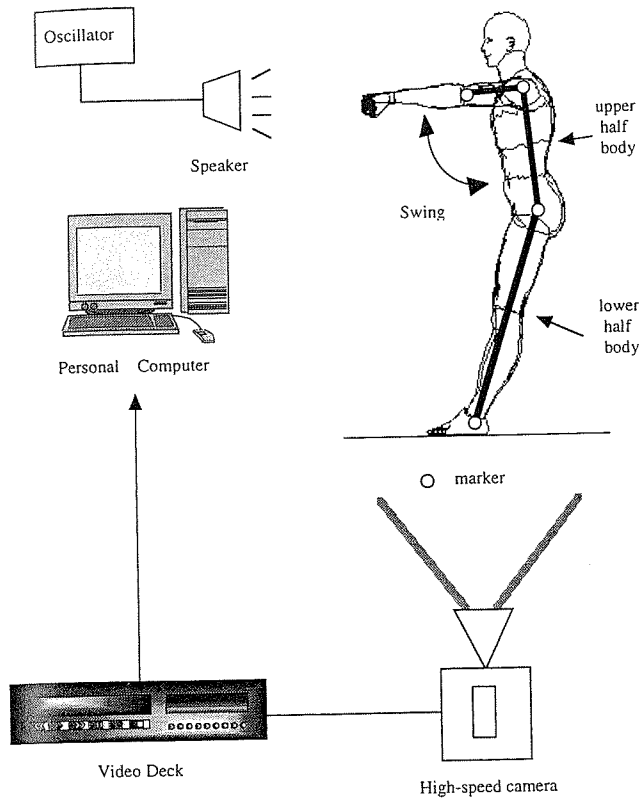


図3 実験設定図

毎に周波数を増加して計9回試技を行った。1回の試技は腕振り15回で、被験者の肩峰、肘関節、股関節、足関節にマーカーを設置し、ハイスピードカメラによる2次元画像から各座標値を求めた。ハイスピードカメラのフレーム速度は腕振りの周期12回に要する時間が16秒以上の試技は毎秒60コマ、8秒以上16秒未満の試技は毎秒120コマ、8秒未満のものは毎秒240コマと、試技時間によって変化させた。なお、実験は腕に負荷を加えない設定と1kgの負荷を加えた設定の2種類で行われたが、ここで扱うデータは負荷を加えた設定により得られたものである。

分析では腕振周期を基本波とし、腕振り15回のうち、最初の2回と最後の2回を除いた11回分のデータを用い、三次スプライン補間によってデータ数を1000に統一した。各座標値から、肩峰-股関節からなる上半身軸、股関節-足関節からなる下半身軸の水平軸に対する身体背面側の角度を求め、Apエントロピー値と標準偏差(SD)を計算した。Apエントロピー値は $m=2$, $r=0.15$ SDで計算した。また、肩関節角度との関係を検討するため、肩関節角度と上半身軸角度、肩関節角度と下半身軸角度の位相図を求めた。

III-2. 結果および考察

図4は、最大腕振周波数に対して30%、40%、50%、60%、70%の腕振周波数で行った試技(以下腕振周波数の大きさを%maxで示す)における、水平軸に対する上半身軸、下半身軸の角度変化を示す。図4を主観的視覚判断により観察すると、上半身軸の角度変化の波形は腕振周波数増加に伴いパターンを減少させているのに対し、逆に下半身軸の角度変化の波形はパターンの規則性が50%maxを境に高まっているように見える。また、図5には上半身軸、下半身軸それぞれの角度と肩関節角度の関係を表した位相図を示す。これらの位相図は、同試技における肩関節と上半身軸、下半身軸の角度データを、試技毎の各データの最大値が1、最小値が-1になるように規格化し、縦軸に肩関節、横軸に上半身軸、下半身軸それぞれを取って軌道で表したものである。この軌道が右下がりの直線状であれば、腕を挙上したときに軸が後方に傾くことを示している。図5においても主観的視覚判断によりそれぞれの位相図を比較すると、上半身軸の位相図は50%maxからN字のような形に変わりつつあるのに対し、下半身軸の方は50%maxを境に軌道が定まらない状態から比較的まとまった逆位相に変化しているように見える。この結果は、腕運動に対する上半身軸、下半身軸の協調パターンが腕振周波数の違いによって変化し、50%max前後を境に上半身軸と下半身軸の運動パターンが入れ替わったことを示唆していると考えられる。

このように主観的な視覚判断によって特徴づけられたパターンの変化を定量化するために、上半身軸、下半身軸それぞれの角度データのApエントロピー値を求めた。図6aは各試技におけるApエントロピー値を表したもので、横軸が腕振周波数、縦軸がApエントロピー値を示しており、実線が上半身軸、点線が下半身軸の値の変化である。Apエントロピー値は50%maxから上半身軸と下半身軸のApエントロピー値が入れ替わり、その後Apエントロピー値の大小関係が逆転することはない。この変化は、図4、図5において主観的に特徴づけられた協調パターンの変化と一致していると考えられる。これらの結果は、腕振周波数が小さい段階では上半身、腕振周波数が大きい段階では下半身の動きが規則的になっていることを定量的に示しており、位相図の関連を併せて考えると、腕運動による動揺に対し主に補償を行う部位が腕振周波数によって変化したと考えられる。また姿勢パターンは、主に上半身軸が腕運動に対応しているパターンから下半身軸が腕運動に対応しているパ

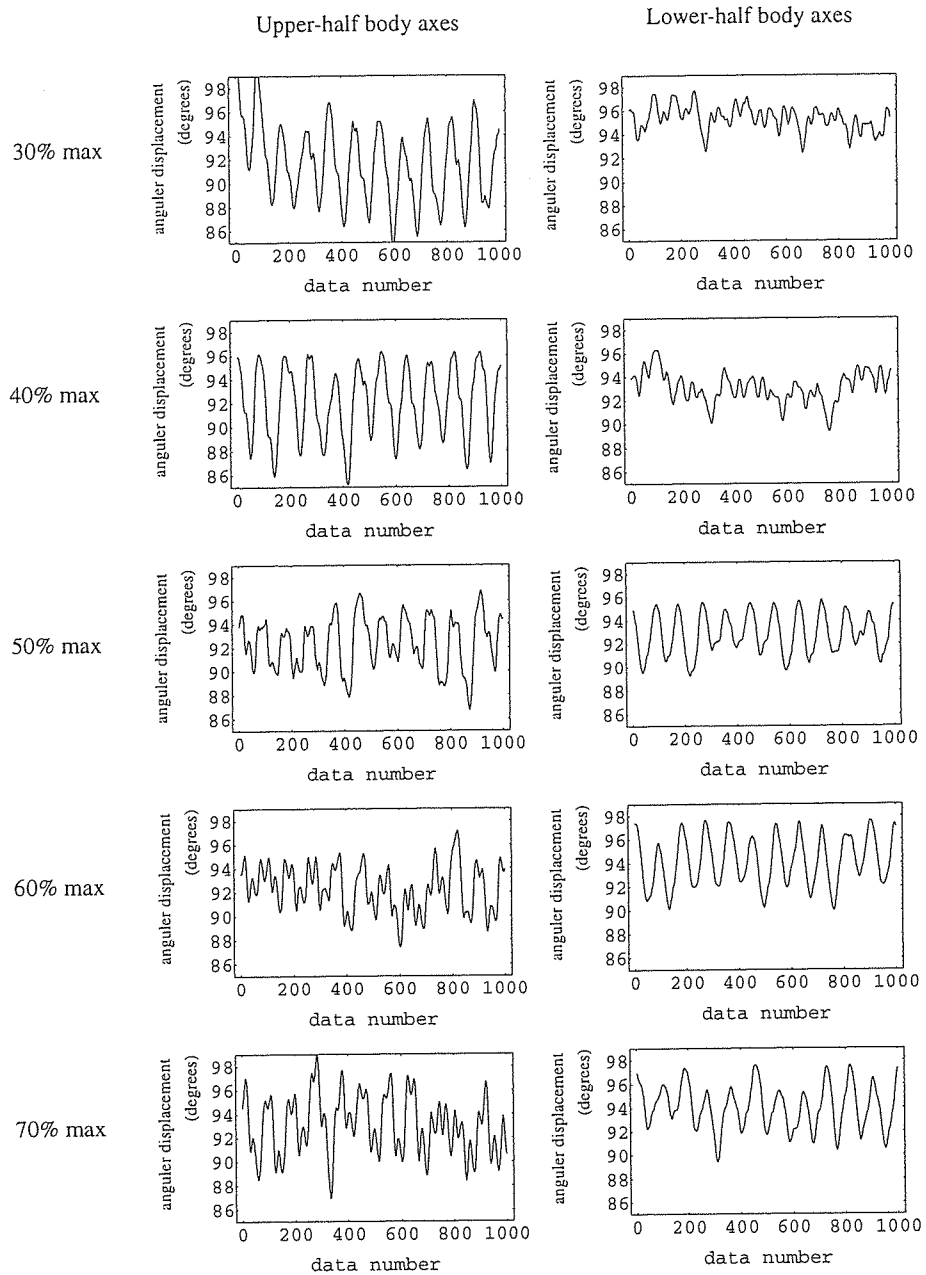


図4 上半身軸および下半身軸の角度変化

ターンに変化したと考えられる。

Ap エントロピーと変動量の大きさによる運動データの評価を比較検討するため、本研究で得られたデータから標準偏差を計算し、Ap エントロピー値との比較を行った。図 6b は各試技における標準偏差を表したもので、横軸が腕振周波数、縦軸が標準偏差を示しており、実線が上半身軸、点線が下半身軸の値である。この図において、腕振周波数の小さい段階では上半身軸角度の標準偏差が下半身軸のそれを上回り、腕振周波数の大きい段階では 2 つの標準偏差の差が比較的小さくなっている。標

準偏差は角度変化の平均的振幅の大きさの指標となると考えられ、この結果は、腕振周波数の小さい段階では上半身軸の揺れが大きく、腕振周波数の大きい段階では上半身軸と下半身軸の揺れの差が比較的小さいことを示していると考えられる。

外部に現れた身体各部位の変動量の大きさを指標として姿勢のパターン化を行った研究に、藤原ら (1995) の一過性の急速上肢挙上動作における検討がある。この研究においては、肩峰点と大転子点の移動距離によって姿勢パターンが分類されている。本研究で得られた姿勢

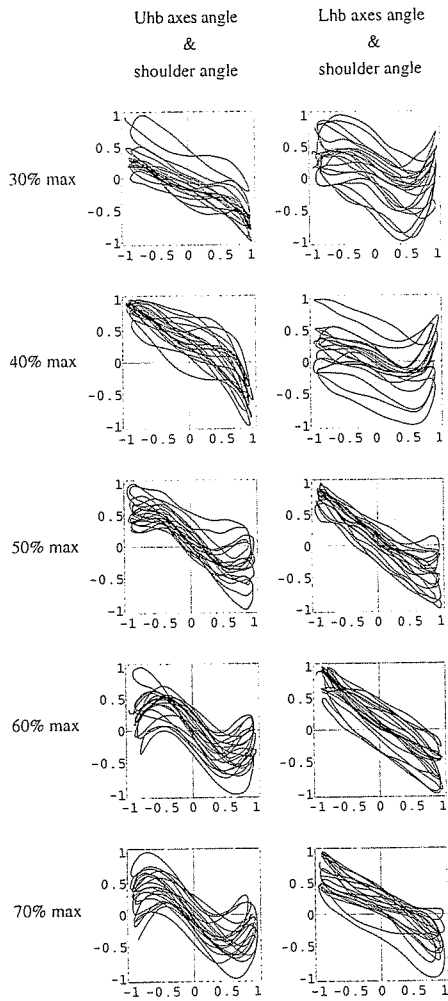


図5 肩関節角度と上半身 (Uh) 軸角度および下半身 (Lhb) 軸角度の位相図

データにおいても、上記のように移動距離に関連する角度変化の標準偏差を用いて姿勢の差異化を行うことができる。しかし、時間的な変動にそれぞれの特徴があるような複数の時系列データを比較する場合、変動量の大きさを示すパラメータを用いたパターン判別では、データ間の差異を捉えることは困難であると考えられる。

変動量の大きさを示すパラメータではデータの時間的変動の特徴を捉えることが困難であると考えるのは、次のような理由による。時系列データにおいて、時間的変動の特徴はその順番性、データの配列によって決定される。たとえ個々のデータの値が全く同じであっても、その配列が異なれば時間的変動の特徴は異なったものになる。しかし、変動量の大きさを表すパラメータは、データの配列の差異をその値に反映しない。よって、配列によって生じる時間的変動の特徴の差異は、変動量の大きさを表すパラメータでは的確に捉えることができないと

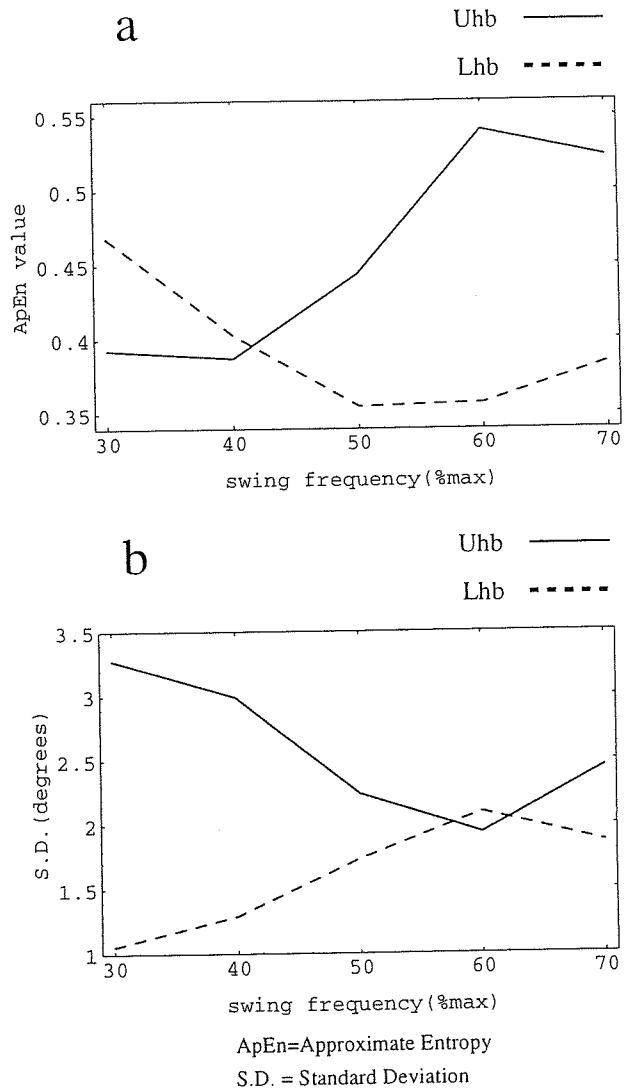


図6 上半身軸 (Uh—実線) および下半身軸 (Lhb—点線) の角度データにおける Ap エントロピー値 (a) と標準偏差 (b) の変化

考えられる。

このことを、本研究で得られた 50% max と 70% max の試技における上半身軸角度と下半身軸角度のデータを例に説明することにする。図 4 において、50% max では 2 つの波形パターンが比較的類似しているのに対し、70% max では明らかに上半身軸角度の波形パターンが複雑になっている。この違いは図 6 a に示された Ap エントロピー値に的確に表されており、70% max における上半身軸と下半身軸の角度の Ap エントロピー値は、比較的 2 つの波形パターンが類似している 50% max と比べて差が大きくなっている。一方、図 6 b に示された標準偏差は、波形パターンを形成するデータの配列が値の大小に影響を与えないため、2 者の大小関係は 50%

maxと70% maxでほとんど変化が見られない。このことは、データの配列を考慮しない標準偏差のようなパラメータが、データの時間的変動の特徴を捉えるのに適していないことを示唆している。この例のように、複数の時系列データを比較する際に、変動量の大きさよりはむしろ各部位の挙動自体に運動パターンの特徴があるような場合、データの変動量の大きさだけでなく、データの時間的変動の特徴を定量化することでパターンの差異を検討する必要があると考えられる。

一方、Ap エントロピーは時系列データの配列における規則性を示すパラメータであり、データの配列の差異が値を左右する。よって、たとえデータの変動量の大きさに差異がないデータどうしても、データ配列の規則性という時間的変動の特徴からその差異を捉えることが可能になる。このAp エントロピーの機能は、若者と老人の心拍のデータ、あるいは健常者と心臓に障害を持つ者の心拍のデータなど、ときとして平均値や標準偏差に差のないデータの特徴を捉えるのに役立つ（Pincusら 1992, Lipsitzら 1992）。本研究においても、Ap エントロピーを導入することによってはじめて上半身、下半身の時間的変動におけるパターン化の傾向を定量的に捉えることが可能となったといえる。

本研究における検証実験は複数部位の運動においてどの部位がパターン化された挙動を示すかを検討したもののだが、その他にも、学習や経験によって運動パターンの規則性がどのように変化するか、あるいは外部環境の力学的条件によってパターンの安定性がどのように変化するか等の検討に、Ap エントロピーは有効に応用できると考えられる。このように、身体運動データの特徴が時間的変動にあり、平均値や標準偏差などの変動の大きさによる量的な評価によってはパターンの差異化ができないとき、規則性をそのまま定量化できるAp エントロピーは身体運動のパターン判別の方法として有効な手段の一つになりうると考えられる。

IV. まとめ

本研究では、人間の基本的な運動パターンに見られるような周期性が強い時系列データの規則性の差異を比較するために、時系列データの規則性を定量化するために開発された手法である Approximate Entropy (Ap エントロピー) の導入を試みた。この新たな分析方法の導入に当たり、運動データにおいて基本波が繰り返される数や一周期あたりデータ数の違いがAp エントロピー値に与える影響を検討した。また、実験によって求められた各

運動データの規則性をAp エントロピーを用いて定量化し、パターン判別の有効性を検討した。その結果、以下の結論が導かれた。

1) 周期性が強く、基本波の数が少ないような運動データの解析にAp エントロピーを適用するには、各試技のデータの基本波の数とデータ数を統一する必要があると考えられる。

2) 実験で得られた姿勢のデータをAp エントロピーを用いて定量化したところ、Ap エントロピー値は上半身軸と下半身軸それぞれにおけるパターン化が腕振周波数によって変化することを定量的に示した。時系列データにおいて時間的変動の規則性に注目してパターンの変化を定量的に検討するとき、Ap エントロピーはパターン判別の方法として有効な手段の一つになりうると考えられる。

謝辞：本研究では実験において高速撮影が可能なハイスピードカメラが不可欠でしたが、北星学園女子短期大学の佐々木敏教授、角田和彦氏の御厚意、御協力によりこの機材を用いた実験が実現いたしました。深く感謝いたします。

文 献

- 阿部龍蔵 (1992) : エントロピー/その様々な顔つき。別冊数理科学, エントロピー そのさまざまな顔つき。サイエンス社, 東京, pp 6-15
- Collins JJ, De Luca CJ (1993) : Open-loop and closed-loop control of posture; A random-walk analysis of center-of-pressure trajectories. *Experimental Brain Research* 95: 308-318
- Cordo PJ, Nashner LM (1982) : Properties of postural adjustments associated with rapid arm movements. *Journal of Neurophysiology* 47: 287-302
- Eckmann JP, Ruelle D (1985) : Ergodic theory of chaos and strange attractors. *Reviews of Modern Physics* 57 (3) Pt 1: 617-656
- 藤原勝夫, 外山寛, 浅井仁, 国田賢治 (1995) : 急速拳上時の姿勢変換方法と筋活動順序。第10回生体・生理工学シンポジウム論文集 277-280
- 麓信義 (1997) : 運動学習の理論。運動制御と運動学習第3部 運動学習。宮本省三, 沖田一彦編, 協同医書出版社, 東京, pp 233-267
- Grassberger P, Procaccia I (1983) : Estimation of Kolmogorov entropy from a chaotic signal. *Physical Review A* 28: 2591-2593
- Hausdorff JM, Peng CK, Ladin Z, Wei JY, Goldberger AL (1995) : Is walking a random walk? Evidence for long-range correlations in stride interval of human gait. *Journal of Applied Physiology* 78: 349-358
- Horak FB, Nashner LM (1986) : Central programming of pos-

- rural movements: adaptation to altered support-surface configurations. *Journal of Neurophysiology* 55: 1369-1381
- Jackson EA (1991): *Perspective of Nonlinear Dynamics 2*. Cambridge University Press (田中茂, 丹羽敏雄, 水谷正大, 森真訳「非線形力学の展望 II」共立出版, 1994)
- Johansson G (1973): Visual perception of biological motion and a model for its analysis. *Perception and Psychophysics* 14: 201-211
- Kawai M (1987): Development of reaching behavior from 9 to 36 months. *Japanese Psychological Research* 29: 184-190
- Kelso JAS (1984): Phase transitions and critical behavior in human bimanual coordination. *American Journal of Physiology: Regulatory, Integrative and Comparative Physiology* 15: R 1000-R 1004
- Lipsitz LA, Goldberger MD (1992): Loss of Complexity and Aging. *Journal of the American Medical Association* 267: 1806-1809
- Morrison S, Newell KM (1996): Inter- and Intra limb coordination in arm tremor. *Experimental Brain Research* 110: 455-464
- 大矢雅則 (1992): エントロピーって何だろう. 別冊数理科学, エントロピーそのさまざまな顔つき, サイエンス社, 東京, pp 16-20
- Pincus SM (1991): Approximate Entropy as a measure of system complexity. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America* 88: 2297-2301
- Pincus SM, Viscarello RR (1992): Approximate Entropy: A Regularity Measure for Fetal Heart Rate Analysis. *Obstetrics & Gynecology* 79: 249-55
- Pincus SM, Goldberger AL (1994): Physiological time-series analysis: what does regularity quantify? *American Journal of Physiology* 266: H 1643-56
- Ryan SM, Goldberger AL, Pincus SM, Mietus J, Lipsitz LA (1994): Gender- and Age-Related Differences in Heart Rate Dynamics: Are Women More Complex Than Men? *Journal of American College of Cardiology* 24: 1700-1707
- Tulppo MP, Makikallio TH, Takara TE, Seppanen T, Huikuri HV (1996): Quantitative beat-to-beat analysis of heart rate dynamics during exercise. *American Journal of Physiology* 271: H 244-52
- Yamada N (1995 a): Chaotic swaying of the upright posture. *Human Movement Science* 14: 711-726
- Yamada N (1995 b): Nature of variability in rhythmical movement. *Human Movement Science* 14: 371-384
- 山田憲政 (1997): 運動の自由度. 運動制御と運動学習. 第3部 運動学習. 宮本省三, 沖田一彦編, 協同医書出版社, 東京, pp 269-295