

( $P < 0.05$ ).

朝起床時の前後の時間を、4～7時、8～11時にわけて比較した。健常人では $3410 \pm 47$ (3372–3473)から $4634 \pm 272$ (4259–4908)に増加し有意であったが、心房細動では $4345 \pm 195$ (4199–4615)から $4812 \pm 311$ (4360–5077)に増加したが有意ではなかった。

#### 総括および考案

以上の成績は1) 健常人に比し、心房細動では、心拍数が大であること、2) 6～12時では両者間の心拍数が接近すること、3) 起床時の心拍数の増加は、心房細動に比し健康人において、著しいことを示す。

起床時の心拍増加の要因としては、労働、自律神経緊張があげられる。心房細動における心拍数は異所中核によって支配されるので、自律神経の影響を受けがたく、主として労働が影響するが健常人では、労働に加え、自律神経の作用が考えられる。健常人では早朝は、他の時間に比し緊張が亢進しており、不整脈の素地となると推測される。

#### 04 呼吸中枢の数理モデル—呼吸リズムの形成を中心として—

吉田 光一<sup>1)</sup>・大越 有近<sup>1)</sup>・本間 生夫<sup>2)</sup>・菊池 安行<sup>1)</sup>

1) 千葉大学・工学部・人間工学

2) 昭和大学・医学部・第二生理

#### Simulation Model Analysis of Respiratory Rhythm Generation

Koichi YOSHIDA<sup>1)</sup>, Kunicika OHKOSHI<sup>1)</sup>, Ikuo HOMMA<sup>2)</sup>, and Yasuyuki KIKUCHI<sup>1)</sup>

1) Department of Ergonomics, Faculty of Engineering, Chiba University.

2) Department of Physiology, School of Medicine, Showa University.

呼吸リズムは、 $V_T$ (一回換気量)、 $T_I$ (吸息時間)、 $T_E$ (呼息時間)で表わされる。これらが、どのようなメカニズムによって形成されているのであろうか。これまでに出された説には、相互抑制説、ペースメーカー説、神経回路説などがある。現在最も受け入れられているのは神経回路説で、D. W. Richter, M. I. Cohen, Von Euler 等が著名であり、特に Von Euler の off-switch モデルが呼吸リズム形成の機構として有力とされている。

我々は Euler が示した  $T_I$ – $V_T$  関係を再現するニューロンモデルを構築し、また伸展受容器を振動刺激する実験において off-switch モデルでは説明困難な現象をも、このモデルで説明可能なものにするを目的とした。

Euler が示した一回換気量と吸息時間の関係( $V_T \times T_I = \text{Constant}$ )を再現するようなニューロン回路モデルを想定した。想定にあたっては、既知の2種類の主要吸息ニューロン(Baumgartenによるところの  $R(\alpha)$ 、 $R(\beta)$ なるニューロン)の単位発射活動を参考とした。Von Euler の off-switch モデルでは、off-switch ニューロンを想定することにより off-switch ニューロンから  $R(\alpha)$  への all-or-none 形式の抑制が働くこととされているのに対し、我々はむしろ Younes, Remmers らのグレーディングインヒビションに近い立場をとり  $R(\beta)$  から  $R(\alpha)$  に直接徐々に抑制が働くようなニューロン回路モデルを構成した。

以上のような考えに立ったニューロン回路モデルを電気回路モデルに変換し、シミュレーション実験を行った。結果は、 $T_I$ – $V_T$  関係を十分に再現し、かつ  $R(\alpha)$ 、 $R(\beta)$  の活動状態も実際の実験結果とよく適合したものが得られた。

Euler によって呼息時間は前の吸息時間と正の直線関係( $T_E = nT_I + P$ )があることが示されている。しかし肺の気道の平滑筋中に存在する伸展受容器を振動刺激する実験により、この関係の不成立を示す結果が得られた。このような現象をも、今回構築したニューロン回路モデルで説明可能である。

また Euler の示した迷走神経切断時における一回換気量と吸息時間の関係を再現するようなニューロン回路についても只今検討中であり、今後これらについても電気回路シミュレーションを行い、研究を進めていく予定である。

#### 05 共分散情報を使用した予測アルゴリズム

中森 誠一・幡司 明

大分大学工学部

#### Prediction Algorithm Using Covariance Information

Seiichi NAKAMORI and Akira HATAJI

Faculty of Engineering, Oita University

## はじめに

本稿では、共分散情報を使用した離散時間予測器<sup>1)</sup>の予測誤差分散の式の提案を行なう(第2節参照). 次に、連続時間予測器<sup>2)</sup>による音声信号情報等の圧縮への応用的思考として、デルタ変調方式(Delta Modulation)<sup>3)</sup>を採り挙げ、連続時間予測器の予測コード化<sup>3)</sup>(Predictive Code)問題への適合性を数理的に解析する(第3節参照).

## 離散時間予測器の予測誤差分散

観測方程式は、スカラーの場合に

$$y(k) = z(k) + v(k), \quad E[z(k)] = 0, \quad E[v(k)] = 0 \quad (1)$$

$y(k)$ : 観測値,  $z(k)$ : 確率的信号,  $v(k)$ : 分散  $R$  を有する白色ガウス観測雑音, と与えられる.  $z(k)$  の自己共分散関数は

$$K(k, s) = \begin{cases} \sum_{i=1}^M \alpha_i(k) \beta_i(s), & 0 \leq s \leq k \\ \sum_{i=1}^M \beta_i(k) \alpha_i(s), & 0 \leq k \leq s \end{cases} \quad (2)$$

の様に semi-degenerate 核表示される. このとき, 時刻  $k+1$  における予測誤差分散  $P(k+1)$  は, (3)~(7) 式より計算される. (証・略)

$$P(k+1) = \sum_{i=1}^M \alpha_i(k+1) \beta_i(k+1) - \sum_{i=0}^{k+1} h(k+1, i) \sum_{j=1}^M \beta_j(i) \alpha_j(k+1) \quad (3)$$

$$h(k+1, s) = \sum_{i=1}^M \alpha_i(k+1) J_i(k, s) \quad (4)$$

$$J_i(k+1, s) = J_i(k, s) - J_i(k+1, k+1) \cdot \sum_{k'=1}^M \alpha_{k'}(k+1) J_{k'}(k, s) \quad (5)$$

$$J_i(k+1, k+1) = (\beta_i(k+1) - \sum_{m=1}^M r_{im}(k) \alpha_m(k+1)) / [R + \sum_{m=1}^M (\beta_m(k+1) - \sum_{n=1}^M r_{nm}(k) \alpha_n(k+1)) \alpha_m(k+1)] \quad (6)$$

$$r_{im}(k+1) = r_{im}(k) + J_i(k+1, k+1) (\beta_m(k+1) - \sum_{n=1}^M r_{nm}(k) \alpha_n(k+1)), \quad r_{im}(0) = 0, \quad J_i(0, s) = \beta_i(s) R^{-1} \quad (7)$$

## 連続時間アルゴリズムとデルタ変調

医用生体信号の解析として最も頻繁に利用されている

手法は恐らく PARCOR 格子型フィルタである. 音声信号を線形予測法で予測したり PARCOR 格子型フィルタを用いて連続のアナログ信号をビット数を少なくした形でデルタ変調方式に予測コード化する<sup>3)</sup>. 以下に、連続時間予測器<sup>2)</sup>に基づいて、予測コード化において必要となる予測誤差の定式化と数値面での実際的な適用可能性を示す.

観測方程式では、スカラーで

$$y(t) = z(t) + v(t), \quad E[z(t)] = 0, \quad E[v(t)] = 0 \quad (8)$$

( $y, z, v$  の諸量は(1)式の場合と同じである.) の様に与えられ,  $v(t)$  の分散は  $R$  とする. 文献3)のフィルタより, 信号の自己共分散関数が

$$K(t, s) = \begin{cases} \sum_{i=1}^M \alpha_i(t) \beta_i(s), & 0 \leq s \leq t \\ \sum_{i=1}^M \beta_i(t) \alpha_i(s), & 0 \leq t \leq s \end{cases} \quad (9)$$

と表示されるとき, 信号のイノベーションモデルは,  $\hat{z}(t)$  を  $z(t)$  のフィルタ推定値として新たに

$$\frac{d\hat{z}(t)}{dt} = F(t)\hat{z}(t) + h(t,t)v(t), \quad E[v(t)v(s)] = R\delta(t-s) \quad (10)$$

$$F(t) = \sum_{i=1}^M \frac{d\alpha_i(t)}{dt} e_i(t) [\sum_{i=1}^M \alpha_i(t) e_i(t)]^{-1} \quad (11)$$

$$\frac{de_i(t)}{dt} = J_i(t,t) (y(t) - \sum_{j=1}^M \alpha_j(t) e_j(t)), \quad e_j(0) = 0 \quad (12)$$

$$J_i(t,t)R = \beta_i(t) - \sum_{i=1}^M r_{ij}(t) \alpha_j(t) \quad (13)$$

$$\frac{dr_{ij}(t)}{dt} = J_i(t,t) (\beta_j(t) - \sum_{j=1}^M \alpha_j(t) r_{ij}(t)), \quad r_{ij}(0) = 0 \quad (14)$$

の様な  $z(t)$  の状態空間モデルを得る. このモデル実現は本稿で新規に提案するものである. フィルタ推定値の不偏性より時刻  $t$  が大きくなると  $\hat{z}(t)$  は  $z(t)$  に近づくことから予測誤差は最終的に(16)式で近似される.

予測誤差  $\cong$  予測値 - フィルタ推定値

$$= \sum_{i=1}^M \alpha_i(t + \Delta t) e_i(t) - \sum_{i=1}^M \alpha_i(t + \Delta t) e_i(t + \Delta t) \quad (15)$$

$e_i(t + \Delta t) \cong e_i(t) + \frac{de_i(t)}{dt} \Delta t$  を(15)式に代入して

$$\begin{aligned} \text{予測誤差} \cong & -\sum_{i=1}^M \alpha_i(t+\Delta t) J_i(t,t) (y(t) \\ & -\sum_{j=1}^M \alpha_j(t) e_j(t)) \Delta t \end{aligned} \quad (16)$$

ここに、数値計算における常微分方程式のきざみ幅は  $\Delta t$  とする。本手法の実データへの数値シミュレーションは今後の検討事項である。

#### 参考文献

- 1) S. Nakamori. New Design of Discrete-time Predictor Using Covariance Information, *Automatica*, 19(3): 341-344, 1983.
- 2) 中森他：共分散情報による線形フィルタの設計，システムと制御，22(2)：111-119，1978.
- 3) 安居院，中嶋：コンピュータ音声処理，産報（昭57）.

#### 06 局所加温，冷却装置の試作

森岡 亮<sup>1)</sup>・勝浦 哲夫<sup>1)</sup>・岡田 明<sup>2)</sup>・菊池 安行<sup>1)</sup>

- 1) 千葉大学・工学部・人間工学
- 2) 日本大学・医学部・第二解剖学

##### A System for Local Heating and Cooling

Makoto MORIOKA<sup>1)</sup>, Tetsuo KATSUURA<sup>1)</sup>, Akira OKADA<sup>2)</sup>, and Yasuyuki KIKUCHI<sup>1)</sup>

- 1) Department of Ergonomics, Faculty of Engineering, Chiba University
- 2) Second Department of Anatomy, Nihon University School of Medicine

今回、局所加温・冷却装置を試作し、頭部局所冷却実験を行なった。本装置は主に電子冷熱装置と恒温槽および局所加温・冷却部から成り立っている。局所冷却は循環水から分流した水を流す事によって行なわれるものである。その循環水は電子冷熱装置と恒温槽を循環するものであり、毎分8ℓの流速である。温度コントロールは-5℃から70℃まで可能であり、その精度は±0.02から0.08℃であった。局所冷却部は6本の細いタイゴンチューブで構成され、その内径は1.59mm、外径3.18mmのものであった。局所冷却部を流れる流水の入口の水温は8℃とし、流量は毎分500mlとした。チューブは頭皮に直接接触するように取り付けられた。その後チューブが動かないように頭部にネットをかぶり固定した。頭部冷却中はさらに外気温の影響を最小限にするために内面が断熱材で覆われた Bathing-Cap をかぶった。そして、頭部の左側から右側へ水

を流し、頭部局所冷却を行なった。

実験は人工象室内で行なわれ、気温40℃、相対湿度50%とした。被験者は成人男子4名であり、服装はショートパンツのみとし、倚座位安静を保ちながら、実験開始2分目から10分おきに全身および頭部に対する快適感を評価した。評価は両端に非常に不快、快適で表わされた10cmの線分にチェックしてもらう方法で行なった。また1分毎に、直腸温、鼓膜温、頭皮の皮膚温、Ramanathanの4点法による平均皮膚温を測定した。70分間の実験時間のうち30分目から50分目までの20分間頭部冷却を行なった。

実験中直腸温は頭部冷却にかかわらず上昇する傾向を示した。鼓膜温は頭部冷却に伴ない下降を示し、冷却終了後やや遅れて上昇する傾向を示した。平均皮膚温は実験中大きな変動は認められず、頭皮の皮膚温は冷却中急激に低下し、冷却終了後速やかに冷却前のレベルに戻った。頭部の皮膚温変動率(1分前の頭皮の皮膚温との差)は冷却開始時および冷却終了時に大きな変動を示した。全身および頭部に対する快適感は、頭部冷却中いずれもより快適になる傾向がみられ、頭部に対しては冷却前、全身に対しては冷却後に対し有意( $P<0.05$ )な差が認められた。また、快適感とそれぞれの測定項目について相関を調べたところ、頭部に対する快適感は鼓膜温および頭皮の皮膚温との間に有意( $P<0.05$ )な相関が認められた。一方、全身に対する快適感は直腸温との間に有意( $P<0.05$ )な相関が認められたが、鼓膜温、頭皮の皮膚温との間には有意な相関はなかった。さらに、頭部及び全身に対する快適感を頭皮の皮膚温、頭皮の皮膚温変化率、鼓膜温、直腸温、平均皮膚温を変数とし、偏回帰係数が全て有意な重回帰式を求めた。

$$Ch = 11.97 \cdot \Delta Th + 51.79 \cdot T_{tym} - 1892$$

$$Co = 8.99 \cdot \Delta Th - 19.69 \bar{T}_{sk} + 76.72 T_{re} - 2099$$

Ch：頭部の快適感

Co：全身の快適感

$\Delta Th$ ：頭皮の皮膚温変化率

$T_{tym}$ ：鼓膜温

$\bar{T}_{sk}$ ：平均皮膚温

この事より、頭部および全身に対する快適感は、鼓膜温や直腸温に対してだけでなく、頭皮の皮膚温変化率に大きく影響される事が明らかとなった。すなわち快適感の決定において温度受容器の活動が関与してい