

無拘束生体計測による睡眠指標と睡眠段階の推定法

栗原 陽介*・渡辺嘉二郎*・田中 博**

Sleep Indices and Sleep Stage Estimation Method by Unconstrained Bio-signal Measurement

Yosuke KURIHARA,* Kajiro WATANABE,* Hiroshi TANAKA,**

Abstract Sleeping has a significant role in refreshing the brain and body from fatigue. Due to the aging, however, obtaining the sleep of high quality gradually becomes difficult. In Japan, which now faces the problem of aging society, it is important to promote the maintenance and enhancement of the health by securing the sleep of high quality. For that end, unconstrained monitoring of sleeping conditions on a daily basis is expected to be helpful. In this study, comb filters were applied to bio-signal obtained by pneumatic method to extract with high accuracy the heartbeats and the body movements, which then were used to define an index that shows the condition of a REM sleep and another that shows the depth of a sleep. Also determined was a function used for obtaining the incidence ratio and the standard deviation of the extracted elements for each sleep stage. The function was determined for each age-group. Using these indices and the functions, an algorithm to surmise the sleeping stage of a subject was proposed. The mean rate of agreement between sleep stage categorized into 6 sleep stages or 5 sleep stages or 3 sleep stages determined by the proposed method and that by the R-K method, the world standard method, were 51.6%, 56.2% and 77.5%. Mean of kappa statistics were 0.29, 0.39 and 0.48, respectively.

Keywords: unconstrained bio-measurement, heartbeat, sleep stage, REM stage, Non-REM stage.

1. はじめに

睡眠はヒトにとって人生の約 1/3 を占める休息, 安らぎの時間であり, 脳と身体の疲労を回復するための重要な役割を持つ[1, 2]. しかし, 加齢に伴い, 良質の睡眠をとることが難しくなり, 睡眠が脳と身体の疲労を回復させる役割を果たさなくなると, 健康の維持/増進が困難になる. 健康の維持/増進を促すことは, 高齢化社会をむかえた我が国にとって, 重要なテーマの一つであり, 行政機関も積極的に取り組む姿勢をみせている[3]. 在宅で, 日々の睡眠の質の推移をモニタすることは, 健康の維持/増進, または睡眠に関する疾病の予防という観点からも必要である. 睡眠状態を無拘束で日常的にモニタすることができれば, その一助となる.

現在, 睡眠の状態を把握するための国際標準として, R-

K 法[4]が用いられている. この方法は脳波, 眼球運動, 顎筋電をもとにして, 睡眠の状態を覚醒, REM 睡眠, Non-REM 睡眠 1, 2, 3, 4 の 6 段階に分類するものである. しかし, この方法は脳波, 眼球運動, 顎筋電を計測するための電極を, 頭部, 脛, および顎に貼り付ける必要があるため, 拘束性が高い. また, 装置が大規模で高価であるため, 個人が日々在宅で使用することは難しい. 在宅で無拘束に睡眠状態をモニタするための基礎研究はこれまで多数報告されている[5-12]. これらは, ベッドに設置した無拘束型のセンサにより計測した脈波や体動などから睡眠状態を推定しようとするものである. 筆者らはこれまで, 無拘束で脈波, 体動を計測する空気圧方式を提案し, 脈波と体動から R-K 法流の睡眠段階を推定した[10, 11]. また, 脈波スペクトルと睡眠段階の関係を調べた[12]. しかし, これらの手法と結果には, 次の課題が残されていた.

(1) 質の異なる REM 睡眠と Non-REM 睡眠を同じ指標で判定していたこと.

(2) 睡眠段階の推定の精度を向上すること.

本論では, このような課題に対する解決手法を提案する.

2007 年 6 月 29 日受付, 2007 年 8 月 6 日改訂
Received June 29, 2007; revised August 6, 2007.

* 法政大学大学院工学研究科

Graduate School of Engineering, Hosei University

** 東京医科歯科大学情報医科学センター

Tokyo Medical and Dental University Information center
for Medical Informatics

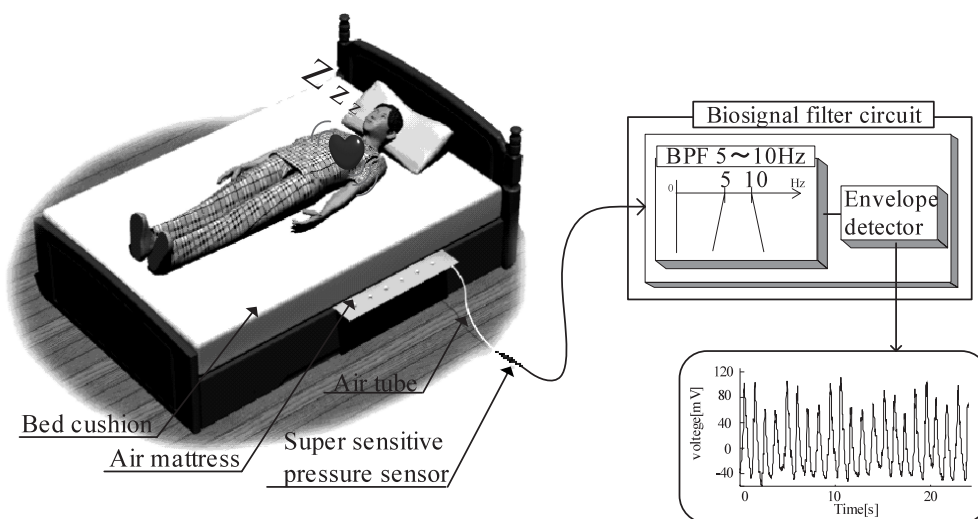


図1 空気圧方式による脈波計測原理
 Fig. 1 Unstrained and non-invasive bio-measurement by the pneumatic method.

2. 空気圧方式による生体計測法と問題の記述

2.1 空気圧方式

これまで筆者らが提案してきた空気圧方式の原理を図1に示す。家庭用ベッドのベッドクッションの下（もしくは布団の下）に、厚さ5mm程度のビニール製のエアマットレスを敷く。エアマットレスの内圧は大気圧と同じ圧力であり、ヒトがベッドクッション上で横になると、脈動や寝返りなどによる体動がベッドクッションを通して、エアマットレス中の空気に伝播される。この空気の圧力変化を超高感度圧力センサ(株式会社プリモ製S11-M2)で計測する。圧力センサは0.2 Pa-2Paの圧力変動を計測でき、0.1-3 kHzでフラットな周波数特性を持つ[13]。圧力センサで計測された信号は、生体信号分離回路に入力される。生体信号分離回路で、5-10 Hzのバンドパスフィルタを通した後、全波整流、エンベロープ処理を施し出力する。睡眠中のヒトの心拍数は約0.8 Hz~1.5 Hzであるが、圧力センサで計測した波形には、高調波成分が存在しており、S/N比が相対的に高い5~10 Hzでフィルタリングする。

2.2 問題の記述

本論では、図1の空気圧方式で計測される信号を用いて次の問題を考える。

- (P1) 出力信号から、脈波成分と体動成分を高精度に分離する方法を提案する。
- (P2) REM睡眠を表す指標を定義する。
- (P3) 睡眠の深さを表す指標を定義する。
- (P4) 健常者の各年齢における各睡眠段階の平均出現率、標準偏差を求める関数を定める。
- (P5) R-K法流の睡眠段階を推定するアルゴリズムを提案する。

3. くし型フィルタ

問題(P1)について検討する。筆者らはこれまで、センサ出力に対しFFT処理を施し、脈波の基本波、高調波成分と、その他の成分から、脈波成分と体動成分を分離した[9-12]。しかし、寝返り等に伴う体動には、心拍数付近の低周波成分が多く含まれているため、FFTのピークスペクトルから求める心拍数には誤差が含まれることがあった。本論では、脈波成分の高調波成分を効果的に利用し、脈波と体動を高精度に分離するため、くし型フィルタを用いた方法を提案する。

生体信号分離で出力された信号は $\Delta t=0.01$ secでサンプリングされ、図2に示す時系列データとして保存される。1 min 間隔の離散時間を k とし、 $k=1, 2, \dots, T_{ib}$ とする。 T_{ib} は被験者がベッド上で横になり計測した総時間である。離散時間 k の1 min内の Δt 毎の離散時間を l とし、 $l=1, 2, \dots, N$ ($=60/\Delta t$)とする。離散時間 k, l における脈波成分を $x_k(l)$ 、体動成分を $n_k(l)$ とすると、生体信号分離回路の出力 $y_k(l)$ は式(1)のように脈波成分と体動成分の線形和で与えられる。

$$y_k(l) = x_k(l) + n_k(l) \tag{1}$$

式(1)の $y_k(l)$ から脈波成分 $x_k(l)$ と体動成分 $n_k(l)$ を分離できれば、心拍数を高精度に推定することが可能である。くし型フィルタのむだ時間を T とすると、離散時間では $\tau = T/\Delta t$ となる。また、くし型フィルタのフィードバックゲインを $g(0 \leq g \leq 1)$ とする。このとき、離散時間 k, l における脈波成分 $\hat{x}_k(l)$ と体動成分 $\hat{n}_k(l)$ は式(2)、式(3)のくし型フィルタの出力として与える。

$$\hat{x}_k(l) = y_k(l) + y_k(l-\tau) + g \cdot \hat{x}_k(l-\tau) \tag{2}$$

$$\hat{n}_k(l) = y_k(l) - y_k(l-\tau) + g \cdot \hat{n}_k(l-\tau) \tag{3}$$

図3(a), (b)に式(2)、式(3)のくし型フィルタの周波数-ゲイン特性を示す。式(2)のフィルタは、図3(a)に示

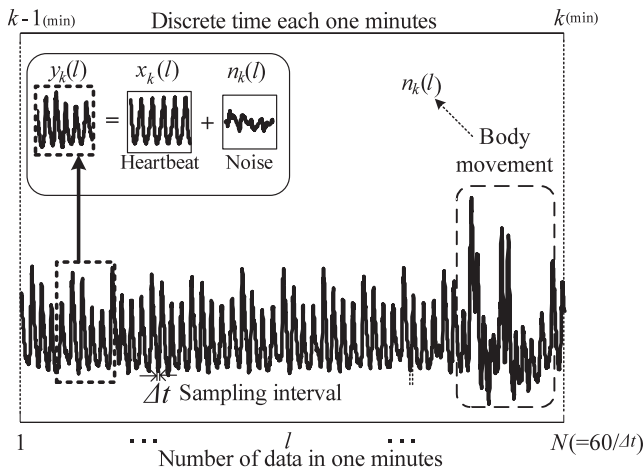
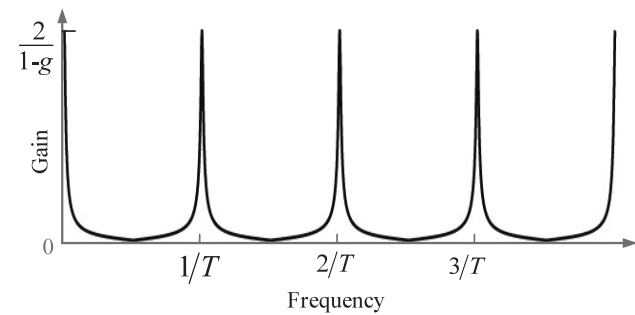
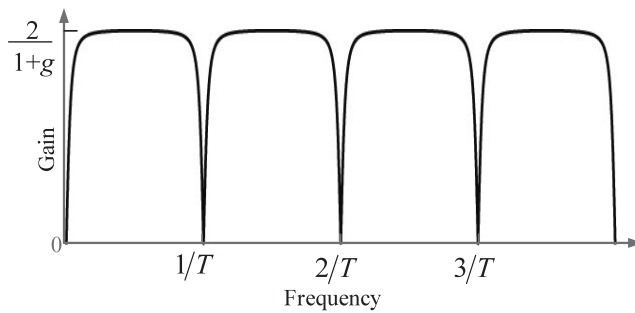


図2 空気圧方式で計測された生体信号
Fig. 2 Bio-signal measured by pneumatic method.



(a) $\hat{x}_k(l) = y_k(l) + y_k(l-\tau) + g \cdot \hat{x}_k(l-\tau)$



(b) $\hat{n}_k(l) = y_k(l) - y_k(l-\tau) + g \cdot \hat{n}_k(l-\tau)$

図3 くし型フィルタの周波数-ゲイン特性
Fig. 3 Frequency characteristics of comb filters.

すように直流成分と $1/T$ の整数倍の周波数でピークを持つ。逆に式(3)のフィルタは図3(b)に示すように図3(a)のピーク周波数と同じ周波数でゲインが0となる。図3(a),(b)の周波数特性のピークのシャープさは、フィードバックゲイン g によって変わり、1に近づけるとシャープになる。式(2)、式(3)において T が真の心拍周期に近い場合、式(2)のフィルタは脈波成分の振幅を増幅し、逆に式(3)のフィルタは脈波成分を減衰させ、体動などの成分を増幅させる。ここで図4に示すように、むだ時間 T がそれぞれ 0.66 s, 0.67 s, 0.68 s..., 1.43 s の式(2)のくし型

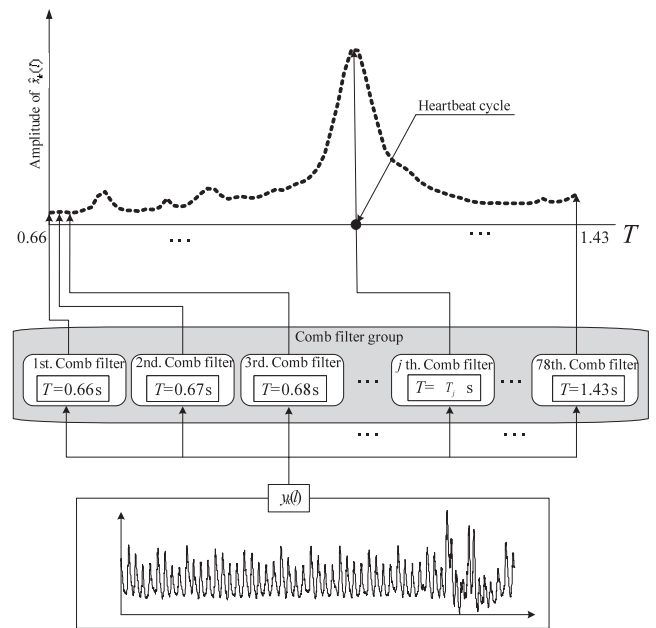


図4 くし型フィルタ群による心拍周期の推定
Fig. 4 Heartbeat cycle estimation by comb filter group.

フィルタを78個並列に並べる。1番目のくし型フィルタはむだ時間 $T=0.66$ s であり、ピーク周波数は 1.51 Hz の整数倍となるため、90 回/min の脈波に共振する。同様に78番目のくし型フィルタは、むだ時間 $T=1.43$ s であり、ピーク周波数は 0.7 Hz の整数倍となるため、42 回/min の脈波に共振する。1分間あたりの心拍数で、これらのくし型フィルタのむだ時間の分解能は $60\Delta t/T^2$ となり、90 回/min のとき 1.35 回/min, 42 回/min のとき 0.29 回/min となる。従って、この78個のくし型フィルタ群は、42 回/min~90 回/min の範囲で平均分解能 0.82 回/min の脈波をカバーできる。観測信号 $y_k(l)$ をこのくし型フィルタ群に並列に入力し、それぞれのくし型フィルタからの出力 $\hat{x}_k(l)$ の振幅を比較する。その中で最も振幅が大きい $\hat{x}_k(l)$ を出力したくし型フィルタのむだ時間 T を心拍周期として推定する。次に、この心拍周期として推定されたむだ時間 T に対し、式(3)の出力 $\hat{n}_k(l)$ は脈波成分を減衰させ、逆に体動などの成分を増幅させる。これより、体動の大きさを推定することができる。

4. 睡眠指標

4.1 REM睡眠を特徴づける指標

問題 (P2) について検討する。式(2)のくし型フィルタを用いてREM睡眠に関する指標を定義する。REM睡眠は、

- (1) Non-REM 1 および覚醒に似た脳波を示す。
- (2) デルタ波、スピンドル波の発生頻度が低下する。
- (3) 抗重力筋の緊張が完全に消失する。
- (4) 急速眼球運動が出現する。
- (5) 脈拍数, 呼吸数, が増加し, リズムが不規則とな

る。また、血圧が上昇する。

(6) 成人の場合、平均 90~100 min の周期で REM 睡眠が出現する。

(7) REM 睡眠の前後に体動が集中する。

の特徴を持つ[2, 14].

R-K 法では、REM 睡眠段階の判定は、特徴(1)~(4)に示すように脳波、顎筋電、眼球運動に着目している。本論では、空気圧方式の特質より特徴(5)の「REM 睡眠時に心拍数のリズムが不規則になる」ことに着目する。

離散時間 k の 1 min のデータの前半 30 s のデータ $y_k(1), y_k(2), y_k(3) \dots, y_k(N/2)$ を図 4 のくし型フィルタ群に入力する。このときの出力 $\hat{x}_k(l)$ の振幅が最大となり、心拍周期と推定されるむだ時間を T_k^1 とする。同様に、離散時間 k の後半 30 s のデータ $y_k(N/2+1), y_k(N/2+2), y_k(N/2+3) \dots, y_k(N)$ に対して、振幅 $\hat{x}_k(l)$ が最大となるむだ時間を T_k^2 とする。これらより、この離散時間 k の 1 min における前半と後半の心拍数の変化は $60(1/T_k^1 + T_k^2)$ で与えられる。同様の処理を $k=1, 2, \dots, T_{ib}$ で行い、前後 q 個のデータで移動平均し、REM 睡眠の状態を表す指標

$$RSI(k) = \frac{1}{2q+1} \sum_{i=-q}^q 60 |1/T_{k+i}^1 - 1/T_{k+i}^2| \quad (4)$$

を求める。この指標は REM 睡眠の特徴(5)より、REM 睡眠時に大きな値を持つ。

4.2 覚醒, Non-REM 睡眠を特徴づける指標

問題 (P3) について検討する。式(2), 式(3)のくし型フィルタを用いて、睡眠の深さに関する指標を定義する。

Non-REM 睡眠は、

- (1) 睡眠の深さに比例し、デルタ波の発生頻度が高くなる。
- (2) 睡眠段階 Non-REM 2 では、スピンドル波が発生する。
- (3) 覚醒状態から睡眠が深くなるにつれ、体動の大き

さが小さくなり、発生頻度が少なくなる。

(4) 睡眠が深くなるにつれて、脈拍数が低くなる。

(5) Non-REM 1 は、Non-REM 3, 4 または、REM 睡眠発生後、大きな体動を伴って出現することがある。

の特徴を持つ[2, 14].

REM 睡眠の場合と同様に空気圧方式の特質から、特徴(3)の特徴「睡眠が深くなるにつれ、体動の大きさが小さくなり、発生頻度が少なくなる」より、睡眠の深さの指標を定義する。心拍周期に近いむだ時間 T の式(3)のくし型フィルタの出力 $\hat{n}_k(l)$ は、脈波成分を減衰させ、体動などの成分を増幅させる。離散時間 k において、この出力の平均振幅を P_k^n とする。浅い睡眠では体動の発生頻度が多く、 P_k^n は大きい値になり、深い睡眠では小さい値になる。センサ出力信号レベルは、寝具や被験者または寝姿により異なる。この違いを基準化するため、離散時間 k におけるセンサ出力 $y_k(l)$ の平均振幅を P_k^y とし、 P_k^y で P_k^n を割り P_k^n/P_k^y を求める。また、 P_k^n は体動がある場合とない場合では、大きく変化し、体動がほとんどない状態でもわずかに変化する。この体動による大きな変化を押さえ込み、わずかな変化を拡大するため、 P_k^n/P_k^y の対数を求め、睡眠の深さを表す指標

$$SDI(k) = \frac{1}{2} \log_2 \left(\frac{P_k^n}{P_k^y} \right) \quad (5)$$

とする。この指標は深い睡眠のとき小さな値となり、浅くなるにつれて大きな値となる。

5. 睡眠段階の推定

5.1 年齢別の睡眠段階の出現率

問題 (P4) について検討する。被験者の実年齢を入力したとき、その年齢における各睡眠段階の平均的な出現率と、標準偏差が出力される関数を決定する。この関数は参考文献[15-18]の3歳~92歳までの306人の各睡眠段階の

表 1 式(6), 式(7)の係数および決定係数
Table 1 Coefficient and determination coefficient of eq. (6) and eq. (7).

Equation	Sleep stage	Coefficient					Determination coefficient
		c_4	c_3	c_2	c_1	c_0	R^2
Eq. (6)	Wake	-3.07×10^{-6}	6.02×10^{-4}	-3.23×10^{-2}	5.99×10^{-1}	-1.70×10^0	0.93
	REM	3.36×10^{-6}	-6.89×10^{-4}	4.55×10^{-2}	-1.19×10^0	3.50×10	0.88
	NR1	-4.20×10^{-7}	1.17×10^{-4}	-8.61×10^{-3}	3.12×10^{-1}	5.82×10^{-1}	0.82
	NR2	2.82×10^{-6}	-6.00×10^{-4}	3.46×10^{-2}	-4.06×10^{-1}	4.77×10	0.65
	NR3	4.37×10^{-8}	2.15×10^{-5}	-5.92×10^{-3}	3.27×10^{-1}	1.57×10	0.51
	NR4	-2.74×10^{-6}	5.49×10^{-4}	-3.33×10^{-2}	3.58×10^{-1}	1.68×10	0.96
Eq. (7)	Wake	-1.26×10^{-6}	2.45×10^{-4}	-1.24×10^{-2}	2.41×10^{-1}	-1.41×10^{-2}	0.72
	REM	1.14×10^{-6}	-1.60×10^{-4}	6.63×10^{-3}	-6.02×10^{-2}	3.49×10^0	0.52
	NR1	1.02×10^{-6}	-1.58×10^{-4}	7.83×10^{-3}	-8.71×10^{-2}	1.52×10^0	0.65
	NR2	1.66×10^{-6}	-2.49×10^{-4}	1.14×10^{-2}	-7.75×10^{-2}	4.78×10^0	0.56
	NR3	-4.94×10^{-7}	8.00×10^{-5}	-4.69×10^{-3}	1.54×10^{-1}	4.77×10^{-1}	0.56
	NR4	1.66×10^{-6}	-2.60×10^{-4}	1.07×10^{-2}	-5.30×10^{-2}	3.36×10^0	0.50

出現率に対して、4 次曲線で近似し決定する。

各睡眠段階の出現率は式(6)、標準偏差は式(7)で与えられる。式(6)、式(7)は各睡眠段階に対し、それぞれ与えられる。係数 $c_0 \sim c_4$ および決定係数 R^2 を表 1 に示す。

$$f_x = c_4 a^4 + c_3 a^3 + c_2 a^2 + c_1 a + c_0 \quad (6)$$

$$\delta f_x = c_4 a^4 + c_3 a^3 + c_2 a^2 + c_1 a + c_0 \quad (7)$$

x は各睡眠段階を表す。 a の定義域は、この関数を作成したデータのもととなる 306 人の年齢幅 3~92 とする。式(6)、式(7)は次数を 5 以上にしても決定係数はあまり変化がないため、4 次とした。図 5(a) に式(6)で表される各睡眠段階の平均的な出現率を示す。また、図 5(b) に式(7)で与えられる各睡眠段階平均出現率の標準偏差を示す。図 5(a) に示すように、 $f_{Wake} + f_{REM} + f_{NR1} + f_{NR2} + f_{NR3} + f_{NR4} = 100[\%]$ が成立する。睡眠の出現率は高齢になるにつ

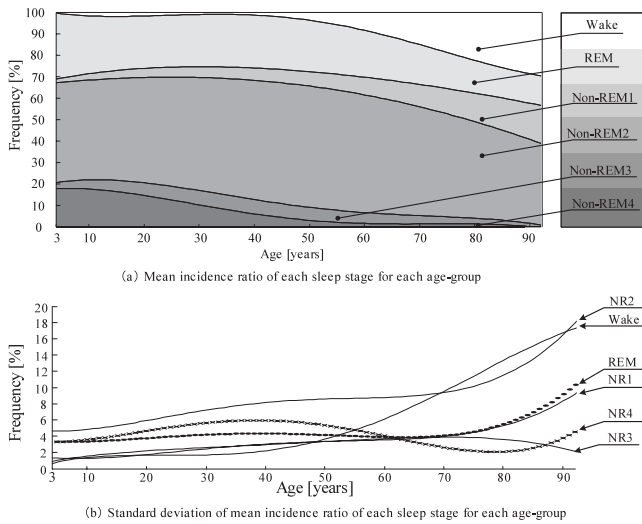


図 5 年齢ごとの各睡眠段階の平均出現率と標準偏差

Fig. 5 Mean incidence ratio and standard deviation of each sleep stage for each age-group.

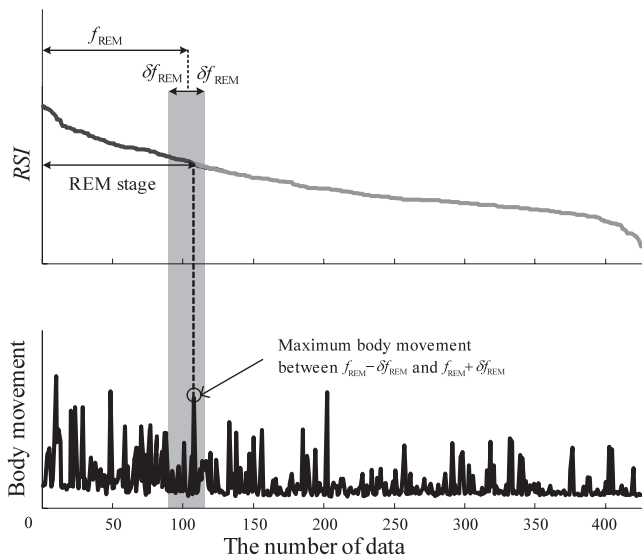


図 6 REM 睡眠段階の割り当て
Fig. 6 Allocation of REM stage.

れて、覚醒の出現率は上昇し、逆に深い睡眠の出現率は低下する。

5.2 睡眠段階の推定

問題 (P5) について検討する。REM 睡眠指標 $RSI(k)$ 、式(6)、式(7)から REM 睡眠である時間を推定する。式(6)、式(7) a に被験者の実年齢を代入し、 f_{REM} 、 δf_{REM} を求める。このとき REM 睡眠の出現率は $f_{REM} \pm \delta f_{REM}$ の範囲にあるとする。図 6 に示すように、REM 睡眠指標 $RSI(k)$ を降順にソートし、 $f_{REM} \pm \delta f_{REM}$ の範囲の中で、最も大きい体動が発生したとき以上の $RSI(k)$ を持つ時間帯を REM 睡眠の時間として割り当てる。これは、REM 睡眠の特徴(7)を利用したものである。

次に、 $SDI(k)$ 、式(6)、式(7)から、覚醒、Non-REM 睡眠 1, 2, 3, 4 の時間を割り当てる。REM の時間を除く時間帯の睡眠深さ指標 $SDI(k)$ を図 7 に示すように降順にソートする。REM 睡眠の場合と同様に式(6)、式(7)に被験者の実年齢を入力し、覚醒、Non-REM 1, 2, 3, 4 の各睡眠段階の出現率を求める。このとき各睡眠段階の出現率はそれぞれ

$$\text{覚醒} : [f_{Wake} - \delta f_{NR1}, f_{Wake} + \delta f_{Wake}]$$

$$\text{Non-REM 1} : [f_{NR1} - \delta f_{NR2}, f_{NR1} + \delta f_{NR1}]$$

$$\text{Non-REM 2} : [f_{NR2} - \delta f_{NR3}, f_{NR2} + \delta f_{NR2}]$$

$$\text{Non-REM 3} : [f_{NR3} - \delta f_{NR4}, f_{NR3} + \delta f_{NR3}]$$

$$\text{Non-REM 4} : [f_{NR4} - \delta f_{NR3}, f_{NR4} + \delta f_{NR4}]$$

の範囲にあるものとする。覚醒と Non-REM 1 の出現率は REM 睡眠と同様に、それぞれの範囲の中で体動が大きい箇所をその出現率とする。Non-REM 2, 3, 4 の出現率は降

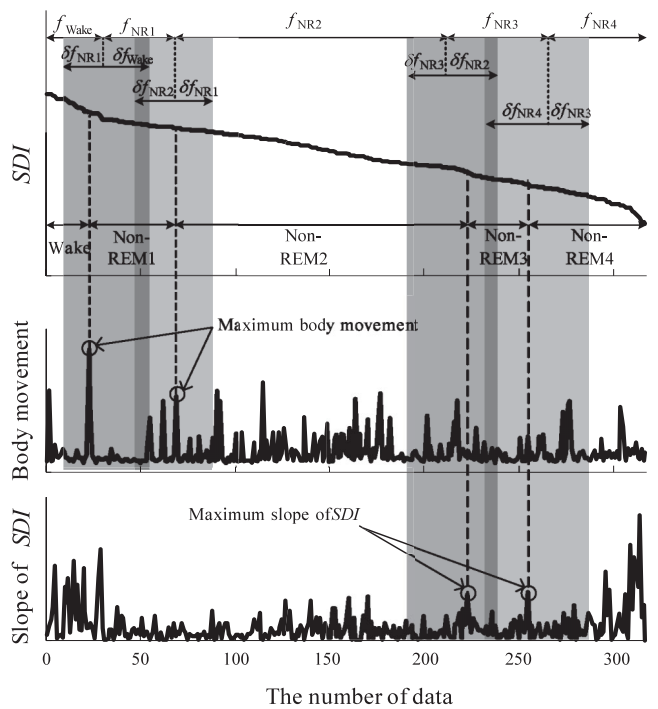


図 7 覚醒、Non-REM 睡眠の割り当て
Fig. 7 Allocations of Wake and Non-REM stages.

順にソートした $SDI(k)$ の傾きが大きい場所をその出現率とし、覚醒, Non-REM 1, 2, 3, 4 の睡眠段階を割り当てる。

各睡眠段階を割り当てた後、もとの時系列に戻し R-K 法流の睡眠段階とする。

6. 検証実験

6.1 被験者と実験環境

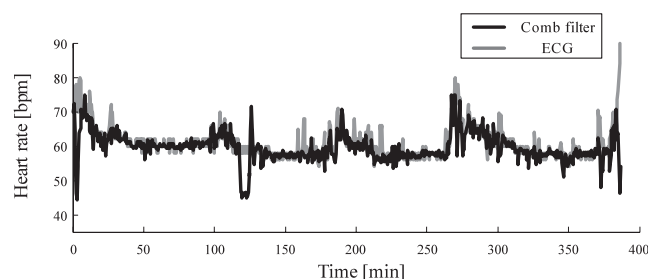
被験者は健康成人男性 10 名 (A~J), 平均年齢 22.2 歳を対象とし、インフォームドコンセントを得たうえで、20 夜分計測した。図 8 に計測状況を示す。脈波および体動は空気圧方式を用いて計測した。脈波、睡眠段階の比較用として、ポリグラフ (SANYOFIT2500NEC 三栄) により、ECG、脳波および眼球運動を同時に計測した。

6.2 くし型フィルタの有効性の検証

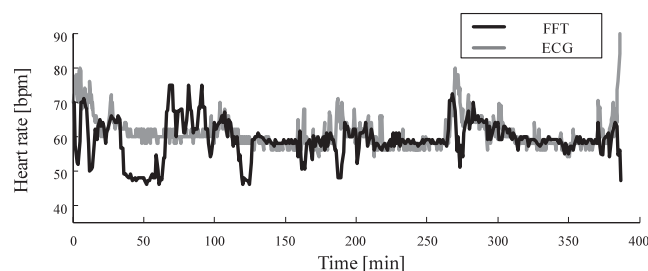
問題 (P1) の有効性について、くし型フィルタを用いて推定した心拍数と FFT より推定した心拍数を比較し検証する。

被験者 J の 2 晩目 (以降 J-2 とする) のデータを図 4 のくし型フィルタ群に入力し心拍数を推定した。このくし型フィルタ群のフィードバックゲインは $g=0.95$ とした。また、J-2 の 1 分毎の心拍数を FFT で求めた。心拍数のリファレンスとして ECG のデータから R-R 間隔を読み取り、1 min 毎の平均心拍数を求める。図 9(a) にくし型フィルタで推定した心拍数と ECG より求めた心拍数、図 9(b) に FFT で推定した心拍数と ECG より求めた心拍数を示す。10 min~100 min にかけて、くし型フィルタによる心拍数推定結果の方が FFT による推定結果より、ECG の心拍数との誤差が小さい。この時間帯は呼吸成分や体動などの、

低周波雑音の混入があったため、高調波まで増幅する特性を持つくし型フィルタでの推定結果が正確であったと考えられる。全被験者のデータに対し、くし型フィルタ、



(a) Comparison with comb filter and ECG



(b) Comparison with FFT and ECG

図 9 くし型フィルタ/FFT による心拍数と ECG による心拍数の比較

Fig. 9 Heart rate comparison with comb filter/FFT and ECG.

表 2 くし型フィルタによる心拍数の誤差と FFT による心拍数の誤差の比較

Table 2 Comparison with heart rate error by comb filter and heart rate error by FFT.

Subject	Age	Trial	Error[bpm]	
			Comb filter	FFT
A	22	1 st	5.17	5.51
		2 nd	3.97	4.30
B	21	1 st	10.72	13.00
		2 nd	22.67	22.96
C	23	1 st	2.78	2.91
		2 nd	2.64	2.75
		3 rd	2.55	10.29
D	22	1 st	2.54	2.76
		2 nd	5.47	5.89
		3 rd	3.03	3.57
		4 th	3.18	3.35
E	18	1 st	2.88	3.68
		2 nd	2.59	2.69
F	22	1 st	4.99	4.57
		2 nd	5.74	5.40
G	23	1 st	4.92	4.62
H	23	1 st	4.24	5.42
I	22	1 st	7.72	8.97
J	25	1 st	5.49	5.72
		2 nd	4.74	7.16
Mean	22.1	—	5.40	6.28
S. D.	1.8	—	4.54	4.77

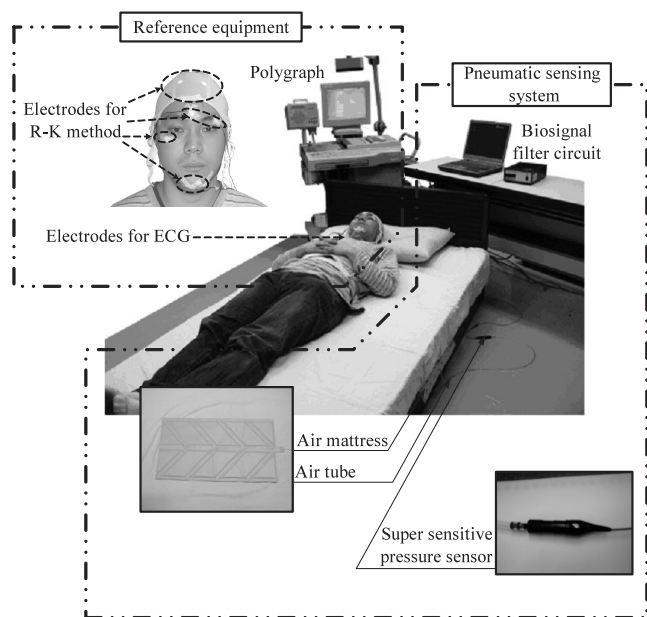


図 8 計測システム

Fig. 8 Measurement system.

FFT, ECGで心拍数を推定した. 表2にくし型フィルタのFFTにより推定した心拍数とECGにより求めた心拍数の二乗平均誤差を示す. くし型フィルタによる推定結果のほうが, 20ケース中17ケースにおいて誤差が小さかった. 誤差の平均値もくし型フィルタによる推定結果のほうが, FFTによる結果より誤差が小さい.

6.3 REM 睡眠指標の妥当性の検証

問題 (P2) における有効性を検証する. 図10にC-3のRSI(k)および, ポリグラフで計測した脳波のデルタ波, スピンドル波および急速眼球運動の発生率を示す. 式(4)のRSI(k)の移動平均の次数は $q=10$ とした. RSI(k)が大きな値を持つときは, 心拍数の変動が大きいので, REM睡眠の特徴(5)より, REM睡眠である可能性が高い, 図10のグレーの時間帯はデルタ波, スピンドル波の発生率が小さく, 急速眼球運動の出現回数が高くなっており, REM睡眠の特徴(2), (4)の特徴を示している. 同じ時間帯にREM睡眠指標RSI(k)は大きい値を示している. またRSI(k)の値が大きい箇所は約100分周期で現れており, REM睡眠の(6)の特徴が現れている. これはREM睡眠において, その特徴(2), (4)および(5)の状態が同時に発生しているため, 指標RSI(k)よりREM睡眠の発生を推定できることを示している.

6.4 睡眠深さ指標の妥当性の検証

問題 (P3) に関して有効性を検証する. 式(3)の $g=0.8$ とする. 式(5)の平均振幅 P_k^g, P_k^n は, 10個のデータの移動平均より求めた. 図11にC-3のSDI(k)とデルタ波を示す. 図11のグレーの時間帯はデルタ波の出現率が高く, Non-REM睡眠の特徴(1)より, 深い睡眠状態にある. この時間帯においてSDI(k)は小さい値を示している. これは, Non-REM睡眠における特徴(1), (3)の状態が同時に発生しているため, 睡眠の深さ指標SDI(k)から睡眠の深さが推定できたことを示している.

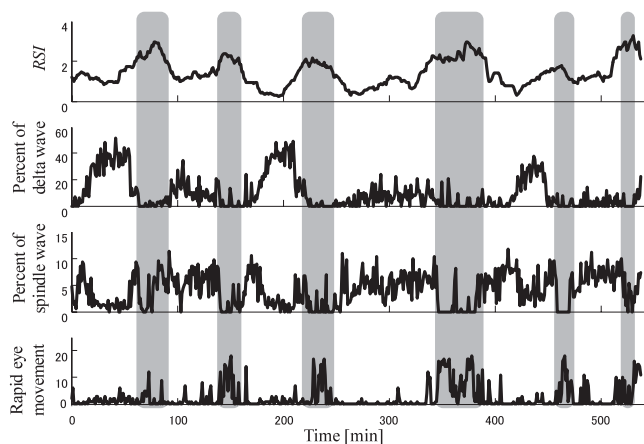


図10 REM睡眠指標とデルタ波, スピンドル波, 急速眼球運動の比較
Fig. 10 RSI, percent of delta wave, percent of spindle wave and number of REMs each minute.

6.5 睡眠段階の推定

(P5)の有効性について, 5章で述べたアルゴリズムを用いて睡眠段階を判定し, R-K法により判定した睡眠段階と比較する. 図12にC-3のデータのRSI(k), SDI(k), 推定した睡眠段階および, R-K法で決定した睡眠段階を示す.

RSI(k), SDI(k)から推定した睡眠段階と, R-K法で推定した睡眠段階を比べると, REM睡眠の特徴(6)にあるような約100分周期のリズムの発生箇所や, 明け方へ向かって睡眠段階が浅くなっていく様子など全体的な形は似ている. しかし, 100分, 280分付近では提案した方法は, Non-REM 4と判定しているのに対し, R-K法ではNon-REM 2と判定された. また, 470分付近では提案した方法ではWakeと判定されているが, R-K法ではREMと判定された. 提案する方法で判定された睡眠段階と, R-K法で判定された睡眠段階を6段階(覚醒, REM, Non-REM 1, 2, 3, 4), Non-REM 3, 4を一つに合わせた5段階(覚醒, REM, Non-REM 1, 2, 3/4) [19], 3段階(覚醒, REM, Non-REM)でそれぞれ比較する. 比較方法は, T_{ib} に対する両方の手法での判定結果が一致した数の割合(一致数/ T_{ib}) $\times 100[\%]$ とした一致率と, κ 統計量を用いる. 表3に全被験者の T_{ib} , 睡眠段階を6段階, 5段階, 3段階に分類したときの一致率, κ 統計量と, それぞれの平均値と標準偏差を示す.

図12の一晚の睡眠 $T_{ib}=537$ minでの睡眠段階が6段階のときの一致率は52.1%で, κ 統計量は0.25, 睡眠段階が5

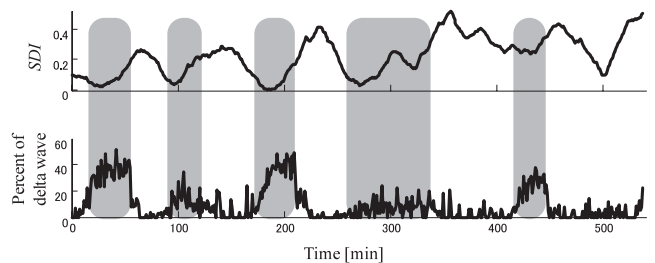


図11 睡眠深さ指標とデルタ波の比較
Fig. 11 SDI and percent of delta wave each minute.

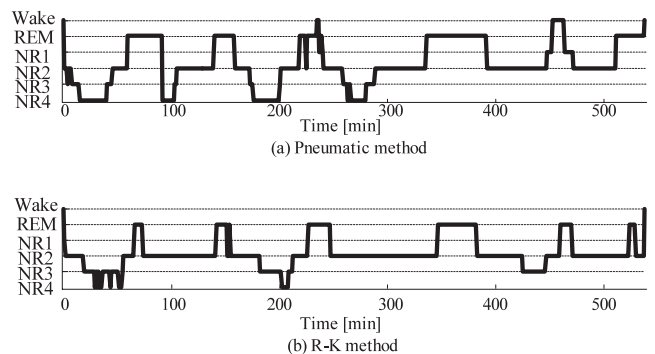


図12 睡眠段階の比較

Fig. 12 Sleep stages estimated by pneumatic method or R-K method.

表3 提案する方式と R-K 法における睡眠段階の一致率および κ 統計量
Table 3 Sleep stage agreement and kappa statistics between proposal method and R-K method.

Subject	Trial	T_{ib} [min]	Wake, REM, Non-REM 1, 2, 3, 4		Wake, REM, Non-REM 1, 2, 3/4		Wake, REM, Non-REM	
			Agreement[%]	Kappa	Agreement[%]	Kappa	Agreement[%]	Kappa
A	1 st	466	49.4	0.30	53.7	0.39	75.1	0.46
	2 nd	425	57.2	0.33	63.8	0.51	87.5	0.67
B	1 st	551	49.4	0.20	54.8	0.32	78.0	0.43
	2 nd	569	47.5	0.32	53.4	0.35	71.0	0.51
C	1 st	437	54.2	0.29	60.4	0.41	77.6	0.47
	2 nd	358	48.3	0.23	54.8	0.39	71.5	0.49
	3 rd	537	52.1	0.25	58.7	0.38	79.5	0.46
D	1 st	545	51.9	0.23	60.2	0.37	74.9	0.42
	2 nd	434	55.5	0.29	61.8	0.44	81.8	0.48
	3 rd	402	64.7	0.37	66.9	0.39	85.1	0.57
	4 th	509	50.5	0.32	54.4	0.37	80.8	0.45
E	1 st	377	53.3	0.33	64.2	0.41	80.9	0.56
	2 nd	247	41.3	0.27	47.0	0.34	77.3	0.40
F	1 st	483	50.7	0.29	54.7	0.38	70.4	0.44
	2 nd	448	50.0	0.20	56.5	0.28	78.6	0.42
G	1 st	441	52.2	0.22	37.6	0.34	59.9	0.37
H	1 st	464	46.6	0.36	52.2	0.39	77.6	0.48
I	1 st	496	48.8	0.27	54.2	0.37	74.6	0.42
J	1 st	404	54.7	0.35	57.9	0.46	80.0	0.51
	2 nd	387	54.5	0.37	57.9	0.47	87.1	0.60
Mean		449	51.6	0.29	56.2	0.39	77.5	0.48
S. D.		75	4.6	0.05	6.3	0.05	6.2	0.07

段階のときの一致率は58.7%, κ 統計量は0.38, 睡眠段階が3段階のとき一致率は79.5%であり, κ 統計量は0.46であった。

7. 考 察

表3の被験者の各睡眠段階数による一致率と κ 統計量はC-3の被験者と同様に, 段階数が少なくなるにつれて上昇していく。睡眠段階が6段階の場合, 一致率の平均値は文献[12]の一致率の平均36.4%に対し, 51.6%に上昇した。このときの κ 統計量の平均値は0.29で偶然の一致による誤差も含んでいる。また, 睡眠段階が5段階では, 一致率の平均値は56.2%と4.6%上昇するのにに対し, 3段階では77.5%となる。これは, Non-REM 3とNon-REM 4の間の判定の不一致率よりNon-REM 1, Non-REM 2, Non-REM 3/4間での不一致率が多いためである。 κ 統計量は5段階では0.39, 3段階では, 0.48となり, 睡眠の大局的なパターンやREM睡眠, Non-REM睡眠のリズムは把握することが可能である。

8. む す び

本論では, 空気圧方式で観測された波形から, 脈波と体動を分離する手法として, くし型フィルタを提案した。これにより, 体動発生時でも, FFTを用いた場合より高精度に脈波と体動が分離できた。また, REM睡眠を表す指標

$RSI(k)$ と睡眠の深さを表す指標 $SDI(k)$ を定義した。これらの指標とデルタ波, スピンドル波, 急速眼球運動の発生時間帯との符合を調べた。急速眼球運動頻度が高く, デルタ波およびスピンドル波の発生が少ないとき, $RSI(k)$ の値は大きな値を持ちREM睡眠の可能性の高さを示す。 $SDI(k)$ はデルタ波の発生率が高いとき, 小さな値を持ち, 覚醒からNon-REM 1, 2, 3, 4と睡眠が深くなるにつれて $SDI(k)$ は大きい値から小さい値へと変化する。これら2つの指標をもとに, 各睡眠段階を判定するために, 各睡眠段階の平均的な出現率と標準偏差を求める4次曲線の係数を決定した。2つの睡眠指標と各睡眠段階の出現率と標準偏差を用いて睡眠段階を推定した結果, 従来の方式と比べて睡眠段階の推定の精度が向上した。

文 献

1. 川原隆造, 前田久雄, 吉岡伸一: 現代病としての睡眠障害, 日本評論社, 東京, 2000.
2. 千葉 茂, 本間研一: サーカディアンリズム睡眠障害の臨床, 新興医学出版, 東京, 2003.
3. 経済産業省商務情報政策局: 平成16年度「健康サービス産業創出支援事業報告書」, 日本総合研究所, 2005.
4. Rechtschaffen A, Kales A: A manual of Standardized Terminology, Techniques and Scoring System for Sleep Stage of Human Subjects, Public Health Service U.S. Government Printing Office Washington D.C., 1968.
5. Otsuka K, Yanaga Y: Studies of Arrhythmias by 24 hours

- Polygraphic Recordings Relationship between Heart Rate and Sleep Stages. *Fukuoka Acta med.* **72**(10): 589-596, 1998.
6. Salmi T, Leinonen L: Automatic Analysis of Sleep Records with Static Charge Sensitive Bed. *Electroencephalography and Clinical Neurophysiology*. **64**: 84-87, 1986.
 7. 土井, 長井, 佐久間, 高橋: ニューラル・ネットワークを用いた人の動き情報からの睡眠状態判定法の開発, 電気学会誌 C. **114**(11): 1160-1165, 1994.
 8. Harper RM, Schechman VL, Kluge KA,: Machine Classification of Infant Sleep Stage Using Cardio respiratory Measures. *Electroencephalography and Clinical Neurophysiology*. (67): 379-387, 1987.
 9. 渡辺春美, 渡辺嘉二郎: 睡眠中の心拍, 呼吸, イビキ, 体動および咳の無侵襲計測. 計測自動制御学会論文集. **35**(8): 1012-1019, 1999.
 10. 渡邊崇士, 渡辺嘉二郎: 就寝時無拘束性体データによる睡眠段階の推定. 計測自動制御学会論文集. **38**(7): 581-589, 2002.
 11. Watanabe T, Watanabe K: Non-contact Method for Sleep Stage Estimation. *IEEE TBME*. **51**(10): 1735-1748, 2004.
 12. 渡辺, 真鍋, 吉川: 脈波と体動による睡眠指標の定義と睡眠段階の推定. 計測自動制御学会論文集. **42**(4): 404-410, 2006.
 13. Watanabe K et al: Noninvasive Measurement of Heartbeat, Respiration, Snoring and Body Movements of a Subject in Bed via a Pneumatic Method. *IEEE TBME*. **52**(12): 2100-2107, 2005.
 14. 日本睡眠学会編集: 睡眠ハンドブック, 朝倉書店, 東京, 1998.
 15. Robert L. Williams, Ismet Karacan, Carol J. Hirsch: *Electroencephalography (EEG) of Human Sleep: Clinical Applications*. A Wiley Biomedical health Publication. 1974.
 16. Harman W. et al: Clinical and Laboratory notes sleep patterns in late middle age males: an eeg study. *Electroenceph Clin Neurophysiol*. **23**: 168-171, 1967.
 17. 小野, 遠藤, 西原, 牧, 古閑: 睡眠の加齢変化—60歳代の睡眠—. *臨床脳波*. **28**(2): 88-93, 1986.
 18. 林 泰: 高齢者の終夜睡眠ポリグラフィ(第二報)—REM睡眠と徐波睡眠を中心に—. *臨床神経学*, **19**(10): 660-668, 1979.
 19. Iber C, Ancoli-Israel S, Chesson A, Quan SF for the American Academy of Sleep Medicine: *The AASM Manual for*

the Scoring of Sleep and Associated Events: Rules, Terminology and Technical Specifications 1st ed.: Westchester, Illinois, American Academy of Sleep Medicine, 2007.

栗原 陽介 (クリハラ ヨウスケ)

1977年6月26日生。2003年法政大学大学院工学研究科システム工学専攻修士課程修了。

同年日立ソフトウェアエンジニアリング株式会社入社, 2006年法政大学大学院工学研究科システム工学専攻博士課程入学, 現在に至る。主に, 生体信号計測の研究に従事。

日本生体医工学会, 計測自動制御学会, 電気学会, 日本看護研究学会, 日本保健科学学会などの会員。



渡辺 嘉二郎 (ワタナベ カジロウ)

1944年7月7日生。72年東京工業大学理工学研究科電気工学専攻博士課程修了(工学博士)。同年法政大学計測制御専攻専任講師(電気工学科計測制御専攻に所属), 75年同助教授を経て, 84年同大学院システム工学専攻教授。93年学科新設によりシステム制御工学科に所属, 現在に至る。主に, システム故障診断, 数値計算, センサ, 情報システムの研究に従事。

電気学会, 機械学会, IEEEなどの会員。



田中 博 (タナカ ヒロシ)

1974年東京大学工学部計数工学科卒, 81年東京大学医学系大学院基礎医学専門課程(博士)修了, 83年工学博士。82年同大医学部講師, 87年浜松医大医療情報部助教授。91年東京医科歯科大難治疾病研生命情報学教授, 95年同大情報医学センター長就任。06年より同大大学院生命情報科学教育部長及び評議員, 日本医療情報学会会長・理事長, 医療IT推進協議会会長, 現在に至る。

