

離散ウェーブレット変換を用いたドライバの緊張度解析

関根太郎 (日大理工) 武居昌宏(日大理工) 岡野道治(日大理工) 長江啓泰(日大理工)
越智光昭(日大理工) 齊藤兆古(法政大工) 堀井清之(白百合女子大)

Driver's Mental Stress Analysis Using Discrete Wavelets Transform

Taro Sekine, Masahiro Takei, Michiharu Okano, Hiroyasu Nagae
Mitsuaki Ochi, Yoshifuru Saito, Kiyoshi Horii

ABSTRACT

Discrete wavelets have been applied to analyzing a *R-R* Interval tachogram. Consequently, a specific wavelet level indicates the dominant frequency that indicates driver's mental stress with the time process. This method is able to replace former Fourier base analysis in the driver's circumstances. The experiments are carried out with a driver carrying an electrocardiograph in a passenger car circulating a test course with 140km/h. The *R-R* Interval tachogram was obtained from the driver before and while driving. The motivation behind this work is to establish a driver's mental model while the driver operates a vehicle. The model contributes to safe and comfortable driver's circumstances.

Keywords: Visualization, Mental Stress, Discrete Wavelets Transform, Driver's Model

1. 緒言

「人間 - 自動車 - 道路環境」で構成される道路交通システムをとらえる上では、正確なドライバモデルの構築が必要になる。筆者らは心拍信号を測定し、臨床医学の分野で用いられてきた拍間変動パワースペクトル解析法を応用して、ドライバの緊張度の測定法を検討してきた¹⁾。この解析法は、特に心臓外科の分野で患者の心負担を調べるために用いられてきた手法であり、自律神経系の興奮状態をもとに緊張度を表す方法である²⁾。これまでの研究の結果、運転時については拍間変動パワースペクトルの高周波領域面積 (H.F.P.A.) に着目し、その増減によって緊張度を表すことが有効であるとの知見を得た。

しかし、このような拍間変動パワースペクトル解析法では、時間情報が消去されてしまうために時間経過による把握が難しく、刻々と変化する運転場面でのドライバの緊張度の把握には、別の手段による解析が必要である。このような時間情報を残したまま周波数特性を得る手段としてウェーブレット解析が注目を集めており、筆者の一人は電磁気学の分野で離散ウェーブレットを応用している³⁾。

本報告は、より正確なドライバモデルの構築のために、拍間変動の離散ウェーブレット解析を試み、より詳細な波形抽出を行うことを目的としている。

2. 拍間変動スペクトル

心電波形中の最も顕著なパルス状の *R* 波の隣り合う時間間隔を *R-R* 間隔という。採取した心電図から、順次 *R-R* 間隔を取り出し、横軸にデータ個数、縦軸に *R-R* 間隔をとった平面上にプロットすると *R-R* 間隔タコグラムが得られる (Fig.1)。ここで、従来の高速フーリエ変換を用いた解析では *R-R* 間隔タコグラムを時刻歴化しなければならない。そこで式(1)で求めた時間 *T* を用いて Fig.1 に示すような時系列データに変換する。

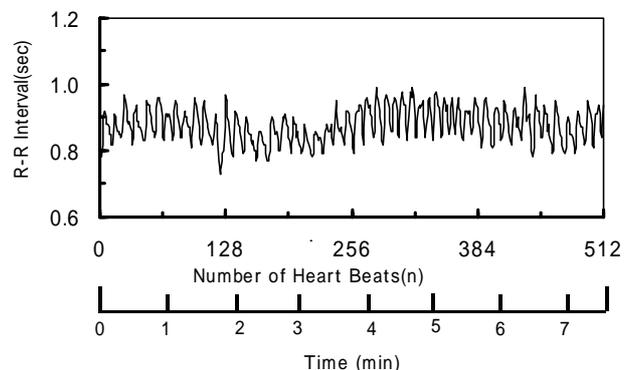


Fig.1 R-R Interval Tachogram

$$T = n \times \bar{T} \quad (1) \quad \bar{T} = \frac{1}{n} \sum_{i=0}^{n-1} \{x_{(i)}\} \quad (2)$$

ただし、 n はデータ個数、 \bar{T} は平均 $R-R$ 間隔で、式(2)により算出される。

上記の $R-R$ 間隔変動から求めたパワースペクトル線図は以下の3つの特徴を有している。

- (1) 0.05Hz 以下にピークを持つ波形で主に人体の体温調節機構の影響。
- (2) 0.1Hz 付近にピークを持つ波形で主に血圧の10秒波の影響によるもの。
- (3) 0.3Hz 付近にピークを持つ波形で主に呼吸の影響によるもの。

また、同線図は横軸に示した周波数によって以下の3つの領域に分けられる。

- (1) 極低周波領域 (Fig.2 の領域)
- (2) 低周波領域 (Fig.2 の領域)
- (3) 高周波領域 (Fig.2 の領域)

上記の分類のうち、自律神経系の影響を反映するのは低周波領域と高周波領域であり、それぞれ交感神経、副交感神経の支配下にあるといわれている。そして、各領域の面積をそれぞれ低周波領域面積(L.F.P.A.)、高周波領域面積(H.F.P.A.)という。

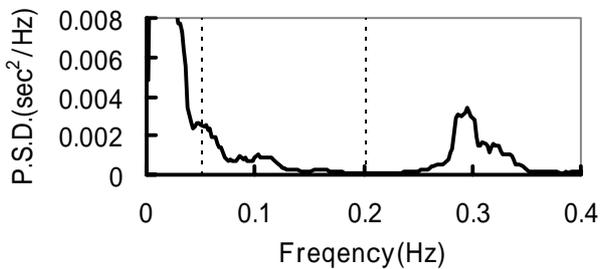


Fig.2 Power Spectral Density

3. 離散ウェーブレット変換

離散ウェーブレット変換の行列表現は、

$$S = WX \quad (3)$$

で表され、 S はウェーブレットスペクトラム、 W はアナライジングウェーブレット行列、 X は入力データである。 W は次の行列 C を基本として、カスケードアルゴリズムにより求めることができる。4次の Daubechies 関数 ($N=4$) の場合、行列 C は式(4)となり、逆変換を可能とするために $C^T \cdot C = I$ の関係が存在する。 I は単位行列、 C^T は C の転置行列である。行列 C の1行目はスケーリング係数であり、2行目はウェーブレット係数である。

$$C = \begin{bmatrix} c_0 & c_1 & c_2 & c_3 & 0 & 0 & \cdots & 0 & 0 & 0 & 0 \\ c_3 & -c_2 & c_1 & -c_0 & 0 & 0 & \cdots & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & c_0 & c_1 & c_2 & c_3 & \cdots & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & c_3 & -c_2 & c_1 & -c_0 & \cdots & 0 & 0 & 0 & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & \cdots & c_0 & c_1 & c_2 & c_3 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & \cdots & c_3 & -c_2 & c_1 & -c_0 \\ c_2 & c_3 & 0 & 0 & 0 & 0 & \cdots & 0 & 0 & c_0 & c_1 \\ c_1 & -c_0 & 0 & 0 & 0 & 0 & \cdots & 0 & 0 & c_3 & -c_2 \end{bmatrix}$$

ただし、
$$\begin{bmatrix} c_0 \\ c_1 \\ c_2 \\ c_3 \end{bmatrix} = \frac{1}{4\sqrt{2}} \begin{bmatrix} 1+\sqrt{3} \\ 3+\sqrt{3} \\ 3-\sqrt{3} \\ 1-\sqrt{3} \end{bmatrix} \quad (4)$$

式(5)と(6)より、入力行列の各要素が一定または単調増加である場合には、変換された値は0になる。

$$c_3 - c_2 + c_1 - c_0 = 0 \quad (5)$$

$$0c_3 - 1c_2 + 2c_1 - 3c_0 = 0 \quad (6)$$

4次の Daubechies 関数 ($N=4$) は各行に4個の係数を持ち、1行目は c_0, c_1, c_2 と c_3 を重みに持つ入力データの和の演算である。2行目は c_0, c_1, c_2 と c_3 を重みに持つ入力データの差の演算である。3行目は1行目を2ステップ移動したもの、4行目は2行目を2ステップ移動したものである。行列 C から W を求めるカスケードアルゴリズムについて、説明を容易にするために入力データ行列 X は、

$$X = [x_1 \ x_2 \ x_3 \ \cdots \ x_{15} \ x_{16}]^T \quad (7)$$

のように1次元16要素からなるものとする。

式(4)と(7)より、変換行列 X' は、

$$X' = C_{16} X = [s_1 \ d_1 \ s_2 \ d_2 \ \cdots \ s_8 \ d_8]^T \quad (8)$$

となり、 C_{16} は 16×16 の C 行列である。この式(8)で要素 s は和の演算を行ったものを示し、要素 d は差の演算を行ったものを示す。

次に、この X' 中の要素の位置を行列 P_{16} によって変換し並び替える。

$$P_{16} X' = [s_1 \ s_2 \ \cdots \ s_8 \ d_1 \ d_2 \ \cdots \ d_8]^T \quad (9)$$

そしてさらに、式(9)に対して、 C と P 行列によって変換を続ける。すなわち、

$$W^{(2)} X = [S_1 \ S_2 \ S_3 \ S_4 \ D_1 \ D_2 \ D_3 \ D_4 \ d_1 \ d_2 \ \cdots \ d_8]^T \quad (10)$$

$$S = W^{(3)} X = [S_1 \ S_2 \ D_1 \ D_2 \ D_1 \ D_2 \ D_3 \ D_4 \ d_1 \ d_2 \ \cdots \ d_8]^T \quad (11)$$

の演算を施す。ここで、

$$\mathbf{W}^{(2)} = (\mathbf{P}'_{16} \mathbf{C}'_{16}) (\mathbf{P}_{16} \mathbf{C}_{16}) \quad (12)$$

$$\mathbf{W}^{(3)} = (\mathbf{P}''_{16} \mathbf{C}''_{16}) (\mathbf{P}'_{16} \mathbf{C}'_{16}) (\mathbf{P}_{16} \mathbf{C}_{16}) \quad (13)$$

$$\mathbf{P}'_{16} = \begin{bmatrix} \mathbf{P}_8 & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{I}_8 \end{bmatrix}, \quad \mathbf{C}'_{16} = \begin{bmatrix} \mathbf{C}_8 & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{I}_8 \end{bmatrix}, \quad \mathbf{P}''_{16} = \begin{bmatrix} \mathbf{P}_4 & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{I}_{12} \end{bmatrix}, \quad \mathbf{C}''_{16} = \begin{bmatrix} \mathbf{C}_4 & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{I}_{12} \end{bmatrix} \quad (14)$$

$\mathbf{W}^{(3)}$ は式(3)のアナライジングウェーブレット行列 \mathbf{W} である。式(10)において、 S_1 は式(9)における s_1 から s_4 までの重みを付けた和を示す。 S_2 は s_3 から s_6 までの重みを付けた和を示し、 D_1 は式(9)における s_1 から s_4 までの重みを付けた差を示す。式(11)で、 S_1 は式(10)における S_1 から S_4 までの重みを付けた和を示し、 D_1 は式(10)の S_1 から S_4 までの重みを付けた差を示す。

式(11)から離散ウェーブレット逆変換は

$$\mathbf{X} = [\mathbf{W}^{(3)}]^T \mathbf{S} \quad (15)$$

$$\begin{aligned} [\mathbf{W}^{(3)}]^T &= [(\mathbf{P}''_{16})^T (\mathbf{C}''_{16})^T (\mathbf{P}'_{16})^T (\mathbf{C}'_{16})^T (\mathbf{P}_{16})^T (\mathbf{C}_{16})^T]^T \\ &= (\mathbf{C}_{16})^T (\mathbf{P}_{16})^T (\mathbf{C}'_{16})^T (\mathbf{P}'_{16})^T (\mathbf{C}''_{16})^T (\mathbf{P}''_{16})^T \quad (16) \end{aligned}$$

となり、式(15)から多重解像度は以下となる。

$$\mathbf{X} = [\mathbf{W}^{(3)}]^T \mathbf{S}_0 + [\mathbf{W}^{(3)}]^T \mathbf{S}_1 + [\mathbf{W}^{(3)}]^T \mathbf{S}_2 + [\mathbf{W}^{(3)}]^T \mathbf{S}_3 \quad (17)$$

$$\begin{aligned} \mathbf{S}_0 &= [s_1 \ s_2 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0]^T \\ \mathbf{S}_1 &= [0 \ 0 \ d_1 \ d_2 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0]^T \\ \mathbf{S}_2 &= [0 \ 0 \ 0 \ 0 \ d_1 \ d_2 \ d_3 \ d_4 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0]^T \\ \mathbf{S}_3 &= [0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0 \ d_1 \ d_2 \ d_3 \ d_4 \ d_5 \ d_6 \ d_7 \ d_8]^T \quad (18) \end{aligned}$$

以上から、入力行列要素数が 16 で 4 次の Daubechies 関数の場合、ウェーブレット逆変換による多重解像度は、式(18)の S_0 から S_3 に対応する Level 0 から Level 3 まで存在し、各レベルの原波形成分に分類可能となる。

一般的に、入力行列の要素が 2^n 個で k 次 ($N=k$) の Daubechies 関数を用いた場合、その多重解像度解析において、変換された和の要素の数が k より小さくなるまで、繰り返し和と差の演算が続けられる。

本報告においては、アナライジングウェーブレットとして 20 次の Daubechies 関数を用いた。

4. 実験

実験は、まず、緊張度の相違が離散ウェーブレット解析結果にどのように反映されるかを検証するために、同一被験者において一般的にリラックスするとされる NREM 睡眠時と精神負荷の加わる軽作業時の心拍データを計測した。第二に、従来のフーリエ解析では拡散してしまい特定が不十分であった不連続なタスク変動に対する時間分解能を検討する。ここでは普通乗用車を用いて、車両静止での着座安静時より専用高速周回路で 140km/h 一定走行を開始する際のデータを計測した。

計測は、各条件について被験者に測定用電極を装着し、長時間測定用ホルター心電計によって心電図を採取した。ここで、Fig.3 は条件比較実験で得られた R-R タコグラムである。

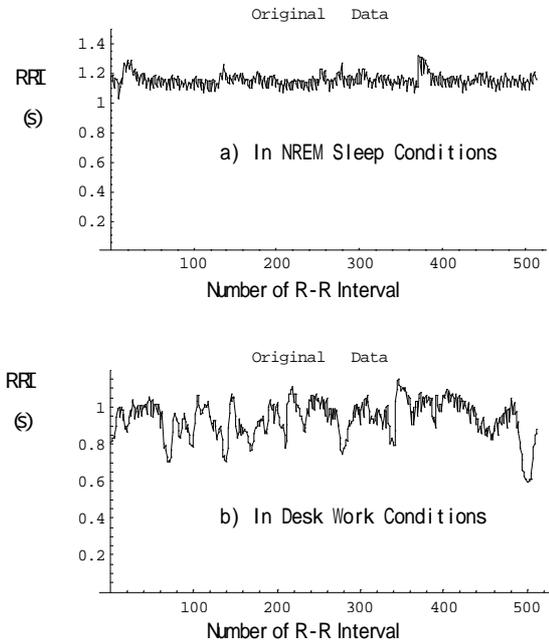
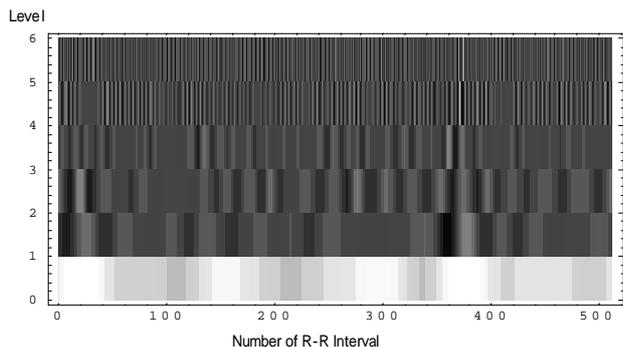


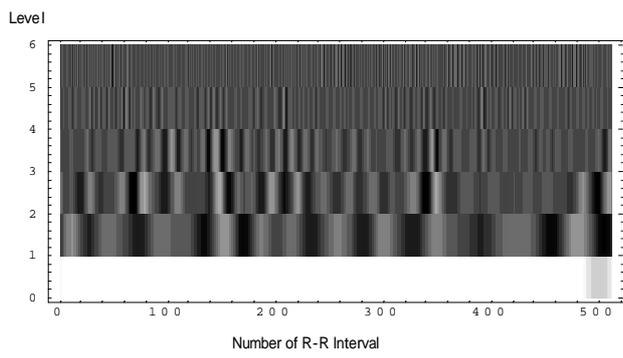
Fig.3 R-R Interval Tachogram in Experiments

5. ウェーブレット解析結果と考察

NREM 睡眠時と軽作業時の心電データ ($n=512$) である Fig.3 に対して R-R 間隔の最大・最小値を使い正規化した後、離散ウェーブレット変換を施し、続けて離散ウェーブレット逆変換を施すことで多重解像度解析を行った。結果は Fig.4 に示した通りであり、値の大小は表示色の淡濃で示されている。この図において、Level0 から Level5 とレベルが高くなるにしたがって周波数レベルが大きくなる。Fig.4 a), b) の比較より、睡眠時に比べて覚醒時にはフーリエ解析での高周波領域にあたる Level4,5 の値が低下するとともに、低周波領域にあたる Level2,3 付近が増加し、これは交感神経優位の状態を示している。したがって、従来の臨床事例に則した特徴について、



a) In NREM Sleep Conditions

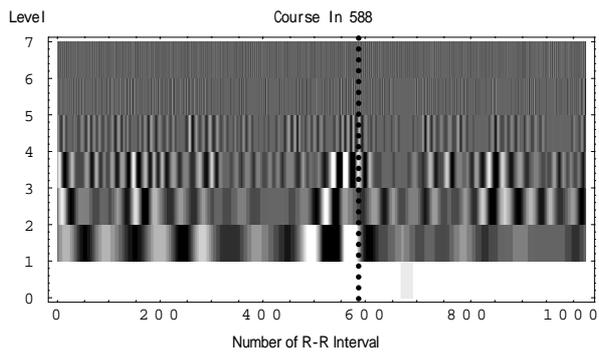


b) In Desk Work Conditions

Fig.4 Multiresolved Waveform

ウェーブレット変換を用いることで時間軸を残したままの周波数解析が可能である。

次に、運転席での着座安静状態から高速走行状態に移行した際(n=1024)の緊張度の時間応答について多解像度解析の結果を Fig.5,6 に示す。(なお、Fig.6 については、Level6 は記載を省略した。)



Starting Point of Hi-Speed Driving: 588

Fig.5 Multiresolved Waveform

Fig.5,6 での各レベルの振幅の増減より、コースイン直前からドライバの緊張状態の増加傾向が顕著に現れている。このようなパルス状の変化は、従来の FFT 解析では解析区間全体に拡散してしまいその把握は難しかったが、本手法では精神負荷の応答時間としてとらえられる可能性がある。

また、Fig.6 に示すように、本手法は、周波数レベルおきに波形を表現可能なため、外乱の影響がどのレベルに顕著に現れるかが可視化されている。加えて、離散ウェーブレット変換は正規直交するので、各レベルを加えたものは、元の R-R 間隔タコグラムの振幅を示すことができる。

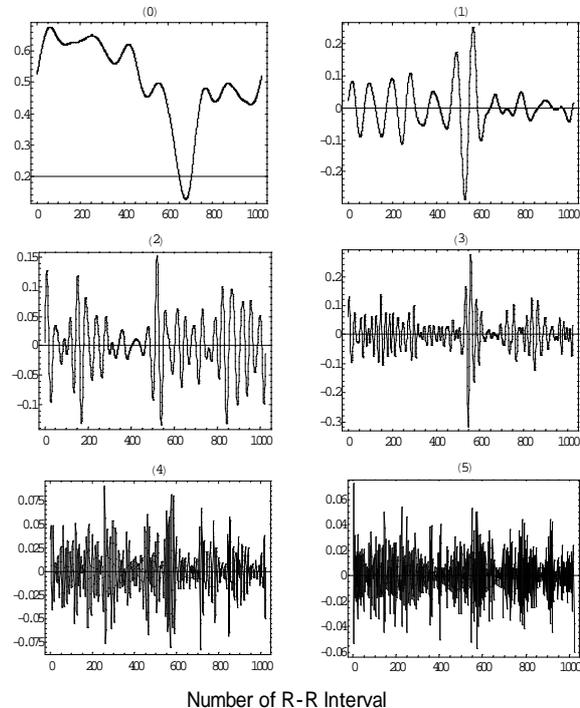


Fig.6 Waveform in Each Frequency Level

6. 結論

より正確なドライバモデルの構築のために、拍間変動を測定し、その離散ウェーブレット解析を試みた。得られた知見を以下に記す。

- 1) 緊張度測定の指標の一つである拍間変動パワースペクトルの周波数成分について、離散ウェーブレット変換の多解像度解析での特定レベルに着目することにより表現可能である。
- 2) 離散ウェーブレット変換を用いることにより、時間軸を残した周波数解析が可能である。この結果、時間分解能向上により、運転状態の変化のような過渡的なデータに対する緊張度の応答特性も把握できる可能性を見いだした。

参考文献

- 1) 関根太郎ほか, 車両運転時のドライバの緊張度測定法, 自動車技術会学術講演会前刷集, 946 (1994), PP.125-128
- 2) Roel,w.D.et al., IEEE Trans on Biomedical Eng, Vol.BME-31, No.4 (1984), PP.384-387
- 3) 齊藤兆古, 電気学会論文誌 A, Vol. 116A, No10 (1996), PP.833-839