

簡易脳波計を使用した脳波のライフログに関する研究

Research on LifeLog of EEG with simple bio-sensor

清水 俊光† 大西 克実† 中野 秀男†
Toshimitsu Shimizu Katsumi Onishi Hideo Nakano

1. はじめに

最近、IT テクノロジーの発展や各種センサーの開発によって、日々のセンサーデータを蓄積してマーケティングや社会生活に役立てようとする「ライフログ」が注目を浴びてきている。経済産業省「ライフログ活用サービス WG」によると、ライフログとは「利用者のネット内外の活動記録（行動履歴）が、パソコンや携帯端末等を通じて取得・蓄積された情報」と定義されている。「情報革命から生活革命」^[1]といわれているライフログの目的は、長期的に取得した蓄積データを多面的に分析することで、周期的に現れる習慣的な行動などを特定することにある。

また、ライフログを活用するためには2つの側面がある。1つは、個人の活動がリアルワールドで活動されたのか、サイバースペースで活動されたのかという面であり、もう1つは、個人のライフログに閉じて利用するのか、多数の人のライフログを集めて利用するのかという面である。^[2]本研究では、リアルワールドで個人のライフログに閉じて利用することを前提に、簡易脳波計を使用して、日々の個人の脳波と活動履歴をライフログすることによって、日々の生活改善に役立てる方法について検討する。

以下第2章ではライフログについて、第3章では脳波について、第4章では本研究における仮説について、第5章ではデータの収集方法について、第6章ではデータの SVM（サポートベクターマシン）による識別方法について、第7章でまとめとして考察結果を述べる。

2. ライフログとは

ライフログは個人の活動をデジタル化して長時間にわたって蓄積したものである。例えば、Web 閲覧履歴や E コマース履歴から、好みの傾向が推定可能になり、好みに似た商品やサービスを推薦することも可能になってきている。^[2]また、このように蓄積された大量のデータを短時間に分析して有意な関連性を推定する「ビッグデータ」の研究がさかんに行われるようになってきている。

一方、最近では、携帯端末が小型化してきただけでなく、歩数計や GPS 等の各種センサーが標準搭載されるようになってきている。また、そのセンサーを活用したアプリケーションが高性能化してきている。脳波を測定するための脳波計も簡易化・低価格化してきている。

しかし、現在、我が国においては、ライフログの利用に関する直接的な法律やガイドラインがないため、ライフログ研究においてプライバシーの問題が大きな障壁になっているのが事実である。

ただし、本研究においては、個人の PC で自分のライフログデータを蓄積・活用する利用シーンを想定しているために、プライバシー問題に関する障壁は比較的低いと考えている。

一般的に、ライフログの対象となる情報については、次のような情報が挙げられている。^[1]

- 【歩数等の活動の記録】
- 【読んだもの等の知識の記録】
- 【写真等の記憶の記録】
- 【体重や脳波等の身体の記録】
- 【レシート等の認証・決済の記録】
- 【位置情報等の環境の記録】
- 【気分等の精神の記録】

本研究においては、個人所有の PC や携帯端末で比較的簡単にデータ取得及び蓄積可能な「歩数等の活動の記録」と「脳波等の身体の記録」を対象にした。

3. 脳波とは

3.1 脳波とは

脳波とは、EEG (Electro Encephalon Gram) とも呼び、頭皮上から計測された電位を増幅することによって得られる生体信号であり、医学や心理学等の各分野で研究が古くから進められている。

脳波は、周波数によって Delta (デルタ) 波は 1~3HZ で深い睡眠、無意識時 Theta (シータ) 波は、4~7HZ で深い瞑想、眠気時 Alpha (アルファ) 波は 8~12HZ でリラクセス時、Beta (ベータ) 波は、12~30HZ で高興奮時、Gamma (ガンマ) 波は 30~50HZ で動作を想像した時に発生すると言われている。その中で、Alpha 波が最も基本的なリズムで、それよりも遅い波を徐波 (slow wave)、それより早い波を早波 (fast wave) と呼ばれている。^[3]

最近の脳波研究では、BMI (Brain-Machine Interface) が注目されている。これは、脳内で処理される信号から、手足や口などの感覚器官を介さずに、直接コンピュータや外部機器を操作するインターフェースであり、四肢あるいは四肢への運動命令機構に障害をもつ人をサポートする目的で臨床的研究が盛んに行われている。大阪大学と国際電気通信基礎技術研究所、東京大学の研究チームは、運動まひの患者が脳波の信号でロボットを操る実験に成功している。脳の表面に取り付けた電極で脳波を読み取り、ロボットの腕を最大 90% の精度で患者が考えた通りに動かせたと米神経学会誌 (電子版) に掲載された。^[6]

†大阪市立大学, Osaka City University

3.2 簡易脳波センサーとは

本研究に使用した簡易脳波計は、NeuroSky製のMindSet（脳波センサー付ヘッドフォン）で脳から発信される電気信号を、額に置いた1個の脳波センサーからキャッチする。キャッチされた電気信号は増幅、ノイズ除去され、デジタル信号になって出力され、Bluetoothで周波数成分（Delta波、Theta波、lowAlpha波、highAlpha波、lowBeta波、highBeta波、lowGamma波、highGamma波）がPCに送信される。



図1 MindSet

3.3 脳波の計測部位

計測部位は国際10-20法における電極配置図2（Fp1:左前頭極）にあたる1箇所であり、左耳朵を基準電極及び左前頭極を探查電極とする基準電極誘導法により計測している。^[3]

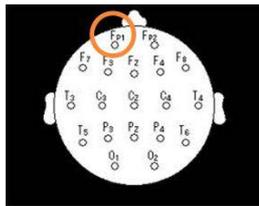


図2 国際10-20法における電極配置図

4. 仮説設定

脳波は複数の要因が複雑に絡み合った時系列信号であり、計測環境や計測部位及び個人差によって現れる脳波は異なる。^[5]さらに、色や音楽等に関する感性の度合いは、各個人によって差があるために、感性や精神活動と脳波との因果関係を実証しきれない場合が多い。

そのため、本研究では、まず、日々の歩行数（運動量）と日々の脳波との関係に着目して仮説を検証することにした。

仮説1「日々の脳波と歩行数の間には何らかの因果関係があるのではないか？」

仮説2「もし因果関係があれば、脳波の状態から歩行数の状況を推定できるのではないか？」

尚、脳波と歩行数のデータは、著者自身の2012年1月～6月までのデータで仮説を検証することにした。

5. データ収集方法

5-1 歩行数データの収集方法

毎日の運動量を計る数値として歩行数を測定することにした。日々の歩行数は携帯電話の歩行計から、毎日20時時点の歩数を取得蓄積することにした。起床時は携帯電話を出来るだけ携帯するようにして、日々行動するように努めた。

5-2 脳波データの収集方法

著者自身の1日の脳波全量の変動測定結果は図3のようになった。9時頃を底にして日中は行動内容によって変動したのち、23時ごろには最高値に達するようである。そのため、毎日同じ状況で測定可能な20時～21時頃の脳波を毎日測定するようにした。

脳波の測定は、閉眼で座位の状態です3分間測定したデータの平均値を採用した。また、脳波には個人差があるために、日々測定した各脳波の平均値の最高値を100とした場合の各脳波の比率で比較するようにした。

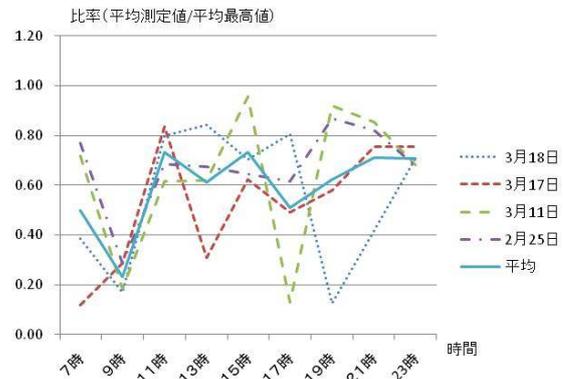


図3 1日の脳波全量の変動

5-3 識別要素の特定

識別対象脳波を選定するために、各脳波と歩行数との相関係数を比較した結果、表1のように、歩行数とAlpha波、Beta波、Gamma波との間に、非常に弱い正の相関関係が認められた。したがって、識別要素としてAlpha波、Beta波、Gamma波を選定することにした。

表1 歩行数と脳波の相関係数

脳波	Delta	Theta	Alpha	Beta	Gamma	総量
相関	-0.169	-0.096	0.134	0.346	0.295	-0.140

また、図4のように、曜日別 Alpha/Beta 比率を見る
と月～火及び金～土と比較的低く、水～木及び日が比較
的高くなっている。脳波変動が曜日(休日・平日)によ
って周期的に変動している可能性がある。したがって、
識別要素に曜日も対象にした

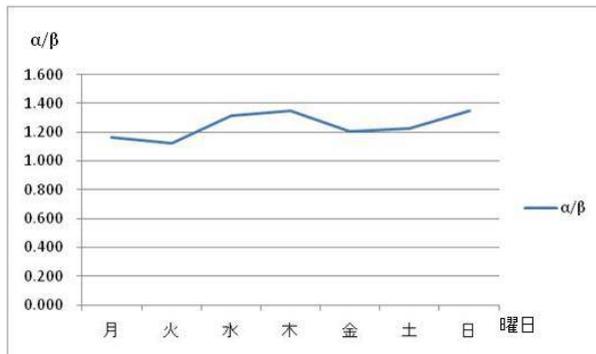


図4 曜日別 Alpha/Beta 比率

6. SVMによる識別

6-1 SVM(サポートベクターマシン)とは

SVMとは、2値分解問題を解くために考えられた学習アルゴリズムで線形の識別器であるが、カーネル関数と最適化法との組み合わせにより非線形識別器に拡張されている。基本的な考え方は、識別超平面と学習データとの最短距離を評価関数として、評価関数を最大化するという方法である。また、SVMの特徴として、非線形の識別を扱えるものの、局所解の問題がないという利点がある。^[4]そのため、各分野の応用の研究者にとっては非常に有用なものであり、本研究の脳波識別にも応用することにした。

6-2 分析ツール

分析ツールは、フリーソフトウェアの統計解析ソフト R の library("e1071") の SVM 機能を利用し、カーネルは ("radial") を採用した。分析方法としては、学習データにより機械学習した結果を基に、被評価データの評価を実施した。

6-3 機械学習データ

機械学習データとしては、2012年1月～3月の3ヶ月間測定的全データ(86件)を表2のように、Alpha波、Beta波、Gamma波及び曜日区分(1月、2火、3水、4木、5金、6土、7日)を識別要素として分析ツールに登録した。運動状態は5,000歩、7,500歩、15,000歩を境に以上の日は運動充足、以下の日を運動不足として評価した。その結果、表3のように、5,000歩を境にした場合は、運動充足の正解率は96%、運動不足の正解率は53%であり7,500歩を境にした場合は、運動充足の正解率は0.4%、運動不足の正解率は100%及び10,000歩を境にした場合は、運動充足の正解率は0%、運動不足の正解率は100%であった。

この事から、5,000歩を境にした場合が最も有意に評価されている状況から、サンプル数の影響も考えられるが、5,000歩を境にして、脳波に何らかの影響を与えている可能性が高いと考えられる。

表2 機械学習データ (2012年1月の場合)

日	歩数	運動状態	Alpha	Beta	Gamma	曜日区分
1月1日	0	運動不足	0.202	0.289	0.105	7
1月2日	5,662	運動充足	0.198	0.179	0.124	1
1月3日	0	運動不足	0.303	0.324	0.284	2
1月4日	8,948	運動充足	0.767	0.944	1.000	3
1月5日	4,571	運動不足	0.290	0.257	0.140	4
1月6日	4,806	運動不足	0.111	0.461	0.305	5
1月7日	8,419	運動充足	0.119	0.443	0.201	6
1月8日	1,104	運動不足	0.115	0.298	0.098	7
1月9日	0	運動不足	0.181	0.204	0.144	1
1月10日	6,335	運動充足	0.288	0.170	0.088	2
1月11日	9,754	運動充足	0.297	0.316	0.226	3
1月12日	6,693	運動充足	0.185	0.150	0.114	4
1月13日	14,238	運動充足	0.179	0.142	0.109	5
1月14日	877	運動不足	0.378	0.166	0.091	6
1月15日	0	運動不足	0.194	0.090	0.039	7
1月16日	5,943	運動充足	0.411	0.147	0.110	1
1月17日	6,215	運動充足	0.203	0.114	0.061	2
1月18日	5,686	運動充足	0.386	0.220	0.112	3
1月19日	10,029	運動充足	0.160	0.137	0.047	4
1月20日	7,592	運動充足	0.251	0.213	0.119	5
1月21日	5,103	運動充足	0.326	0.314	0.209	6
1月22日	0	運動不足	0.276	0.162	0.085	7
1月23日	5,745	運動充足	0.265	0.346	0.219	1
1月26日	5,040	運動充足	0.495	0.258	0.131	4
1月27日	10,461	運動充足	0.147	0.338	0.113	5
1月28日	3,735	運動不足	0.432	0.190	0.116	6
1月29日	0	運動不足	0.288	0.399	0.213	7
1月30日	5,068	運動充足	0.121	0.240	0.185	1
1月31日	5,619	運動充足	0.230	0.250	0.122	2

表3 歩数による機械学習データの分析結果

5,000歩	運動充足	運動不足
運動充足	A 50件(96%)	B 16件(47%)
運動不足	C 2件(4%)	D 18件(53%)
7,500歩	運動充足	運動不足
運動充足	A 1件(0.4%)	B 0件(0%)
運動不足	C 22件(99.6%)	D 63件(100%)
10,000歩	運動充足	運動不足
運動充足	A 0件(0%)	B 0件(0%)
運動不足	C 10件(100%)	D 76件(100%)

- A.運動充足を運動充足として正しく評価した数
- B.運動不足を運動充足として間違って評価した数
- C.運動充足を運動不足として間違って評価した数
- D.運動不足を運動不足として正しく評価した数

6-4 被評価データ

被評価データとしては、5,000歩を境にした、1月度～3月度の全データを機械学習データとして、5,000歩を境にした、4月度～6月度のデータを個別に被評価データとして評価した結果、表4のようになった。

運動充足においては、79%～95%の非常に高い識別率であるが、運動不足では47%～53%の比較的低い識別率であった。

表4 被評価データ（4月～5月）の評価結果

4月度	運動充足	運動不足
運動充足	A 11件(79%)	B 8件(53%)
運動不足	C 3件(21%)	D 7件(47%)
5月度	運動充足	運動不足
運動充足	A 20件(95%)	B 5件(50%)
運動不足	C 1件(5%)	D 5件(50%)
6月度	運動充足	運動不足
運動充足	A 14件(93%)	B 4件(44%)
運動不足	C 1件(7%)	D 5件(56%)

- A.運動充足を運動充足として正しく評価した数
- B.運動不足を運動充足として間違っ評価した数
- C.運動充足を運動不足として間違っ評価した数
- D.運動不足を運動不足として正しく評価した数

7 考察結果

当初の仮説1「日々の脳波と歩行数の間には何らかの因果関係があるのではないか。」については、表1の歩行数と脳波の相関係数において、脳波取得時状況や精神状況等の影響によって相関係数には毎月変動があったが、毎日の歩行数とAlpha波、Beta波、Gamma波の間には非常に弱い正の相関関係があると思われる。また、図4のように、曜日（休日・平日）の影響も想定される。そこで、表2で示すように、Alpha波、Beta波、Gamma波及び曜日の4要素により、表3で示すように、5,000歩を境にSVMによる評価を行った結果、運動充足96%及び運動不足53%の識別が可能なことは、機械学習データとして有意であると思われる。

また、仮説2「もし因果関係があれば、脳波の状態から歩行数の状況を推定できるのではないか」を検証するために、5,000歩を境にした、1月度～3月度の全データを機械学習データとして、5,000歩を境にした、4月度～6月度の各月データを被評価データとして評価した結果、表4のように運動充足では、79%～95%の高い正解率を得ている。一方、運動不足では、47%～56%の正解率に留まっている。これは、携帯電話の着用を忘れた日の歩数計が実際の歩数より少なく表示される影響等が考えられる。

このように、本研究において、日々の脳波データと歩数との関係性を評価することによって、日々の運動量をあ

る程度推定できる可能性があることがわかった。今後は、運動不足の正解率を高める方法について研究を行うとともに、脳波から仕事時間や勉強時間の推定及び脳波から精神状況の推定ができないか、さらなる研究を続けたいと考えている。また、今回は、著者のデータだけで調査分析してきているが、他人のデータでも仮説の検証を実施する予定である。

最後に、本研究では脳波を対象に分析を実施したが、今後は、脳波以外でライフログすることによって、日々の生活を改善する可能性のある情報も対象にして、研究を進めたいと思っている。

参考文献

- [1] 寺田眞治 ライフログビジネス. 株式会社インプレス R&D. 2009
- [2] NTT 技術ジャーナル 特集「ライフログ活用サービスの基盤技術」Vol.22, No7(2010)
- [3] 市川忠彦. 脳波の旅への誘い. 星和書店.2011
- [4] 小野田 崇 サポートベクターマシン. オーム社. 2008
- [5] 伊藤伸一、満倉靖恵、福見 稔、赤松則男 脳波の個人特性を考慮した脳波分析法の提案 電学論 C、124 巻 6号 2004
- [6] 日本経済新聞 2011年 11月 04日

以上