

FPGA を用いた低遅延脳波処理による 眠気検知システムプロトタイプ

因間 龍星[†] 原 雅剛[‡] 中谷 裕教[‡] 大川 猛[†]

[†] 東海大学 情報通信学部 組込みソフトウェア工学科 〒108-8619 東京都港区高輪 2-3-23

[‡] 東海大学 情報通信学部 情報メディア学科 〒108-8619 東京都港区高輪 2-3-23

1. はじめに

知覚や記憶などの認知機能は α 波 θ 波などの特定の周波数帯域の脳波 (Electroencephalography) 活動と対応がある。また脳波信号の振幅は認知や精神の状態に対応して常に変化している。そのため BMI (Brain-Machine Interface) など、脳波活動をインタフェースとして活用する研究では、脳波の周波数特性と時間特性の両方が重要である。

現在主流な脳波の低遅延信号処理活用例は、大きく分けると Games, Art, Autonomous-driving vehicles, Augmented and virtual reality (AR/VR) へ分類ができる²⁾。これらの活用例では BMI の活用や脳活動のリアルタイムフィードバックによる映像提示をおこなっているが、そのためには低遅延な信号処理が求められる。

そのため、本研究では、FPGA (Field Programmable Gate Array) を用いた脳波処理プロトタイプを作成することで、人間が遅れを認知する 24ms³⁾以内で眠気の検知と映像提示フィードバックを行うことを目的とし、FFT 信号処理をハードウェア化した脳波処理システムプロトタイプの有用性及び課題点を検討した。

FPGA は内部の電子回路をプログラムによって後から変更することができ、並列処理による低遅延処理、低消費電力での処理が特徴である。

更に FPGA を Python から扱うことを可能とした PYNQ プラットフォーム⁴⁾を用いることで、Web ブラウザを介して柔軟に操作を行うことが可能となる。

2. FPGA を用いた脳波処理の提案

2.1 FFT IP コアの利用

本研究では、FPGA を用いた処理時間の削減を目的とし、Xilinx 社公式の FFT IP コア⁵⁾を FPGA で高位合成し利用した。

2.2 PYNQ の利用

従来手法では、脳波処理回路で増幅・帯域制限された入力電圧を A/D 変換器を利用しデジタル信号に変換した後、FPGA へデータ送信を行い FFT 処理、その後 FFT 処理を行なったデータを

FPGA から読み取る動作が必要となる。そのため必要なシステムやシステムボードが増える点や後から構成を変更する際にコストが膨大になる点が課題であった。そこで本研究では脳波電極のアナログ電圧入力および信号処理の一連の動作を単一のシステムボードで行うため、Python で FPGA を動作させることが可能な PYNQ⁴⁾を利用した。

脳波計測による映像提示フィードバックにおいては、脳波の特徴波 (α 波 θ 波など) には個人差があり⁶⁾、感情や安静/興奮状態の違いなどによって大きく変化する。精度の高いフィードバック結果を得るためには、生理的変動を考慮し分析手法を変更する必要がある。そのため Python から FPGA へアクセスできる PYNQ を用いることで、低遅延な処理の実現と分析手法の細かな修正を両立する。

3. 評価

3.1 評価環境

本研究では、PYNQ に含まれる Jupyter Notebook を利用し脳波の信号処理 (FFT) とそれによる眠気の種類にかかる時間の評価を行なった。評価目的は FPGA を利用することで脳波処理時間の削減を確認するためである。実行環境を図 1 に示す。

表 1 実行環境

	システムボード	信号処理ライブラリ
FPGA	PYNQ-Z1 (Xilinx) Processor:Cortex-A9 ZYNQ XC7Z020-1CLG400C RAM:512MB DDR3	Xilinx FFT IP コア
ソフトウェア	Raspberry Pi Zero W Processor:Broadcom BCM2835,ARM1176JZF-S RAM:512MB	NumPy.fft

3.2 脳波測定回路の設計

図 1 に脳波測定回路の概要図を示す。(a)は計装アンプ部分の回路接続を示している。脳波電

極(図1(b)参照)はinputの二つを両眉の上、GNDを乳様突起に接続した。(c)フィルタ・増幅部から出力された電気信号VoutはPYNQの入力ピンを通じて評価システムへ接続した。また脳波計測のためのアナログ電圧入力は、XilinxのAXI XADC Core⁷⁾を利用し、Jupyter Notebookで電圧を読み取った。

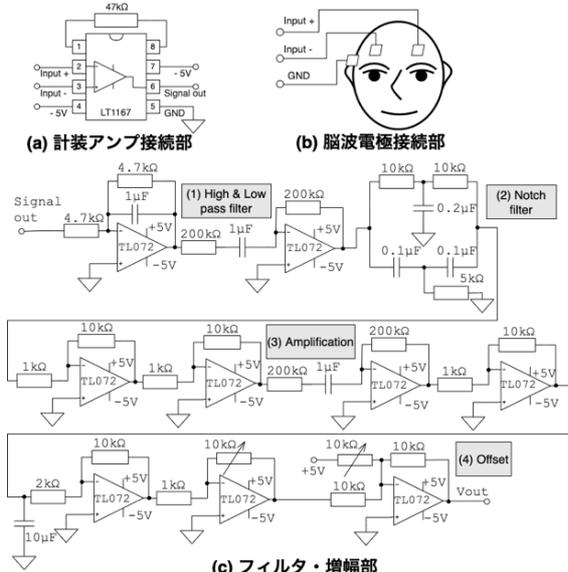


図1 脳波測定回路

3.3 ARM コアとの比較

表1に示したFPGAとソフトウェアでの信号処理にかかる時間の比較結果を表2に、信号検知からscikit-learnライブラリ⁸⁾のLinearSVC, SVC, K近傍法の3つのモデルでの推論とグラフ表示までの各処理時間を表3に示す。

表2 信号処理時間(単位: ms)

FFTデータ個数	ソフトウェア(Numpy.fft)	FPGA(XilinxFFT)	推論	グラフ表示
128 個	22.73	7.94	6.38	1532
256 個	51.25	14.95	5.71	1572
512 個	87.34	32.52	5.09	1639
1024 個	197.87	57.33	5.97	1746

表3 各分類モデルの精度

(n=10, 小数点第2位を四捨五入)

分類手法		被験者 1	被験者 2	被験者 3
		LinearSVC	平均正答率	49.0%
	平均偽陽性率	49.0%	47.6%	40.7%
	平均偽陰性率	53.1%	49.4%	36.2%
SVC	平均正答率	57.0%	48.8%	59.8%
	平均偽陽性率	43.2%	46.1%	55.0%
	平均偽陰性率	40.5%	51.4%	42.8%
K近傍法	平均正答率	69.5%	62.3%	71.0%
	平均偽陽性率	31.5%	34.1%	24.4%
	平均偽陰性率	25.5%	36.0%	29.6%

表3の各モデル分類精度の評価では、scikit-learnライブラリ⁸⁾のaccuracy_score(正答率)とconfusion_matrix(混同行列)を利用した。

4. 考察

PYNQボードを用いた場合、従来必要であったA/D変換と信号処理動作を一元化する点が有用であった。

また、表3からFFTデータ個数が256個以下場合にFFT処理と分類器による推論のみであれば目標として掲げた24ms以下での信号処理が可能であり、人間に遅延を認知されない信号処理を行う際に提案手法が有効であると考えられる。

しかしいずれの場合もグラフ表示によるユーザへのフィードバックにおける処理が1,500ms以上と膨大であるため、映像提示フィードバックの時間削減方法については今後の課題である。

また、表2の3つの機械学習による分類器を評価した結果K近傍法が最も正答率が高く、被験者1~3の平均で正答率が67.6%であった。

5. 結論

本研究では、FPGAを用いた場合と用いない場合の、FFT信号処理を比較した。

結果、Xilinx FFTを用いたことで信号処理において遅延時間は約1/3に削減した。

一方、グラフ表示によるフィードバックにかかる時間の削減が課題として残った。

参考文献

- 1) M.Akin, "Comparison of wavelet transform and FFT methods in the analysis of EEG signals", In Journal of Medical Systems, Vol. 26, No. 3, pp.241-247, June 2002.
- 2) Sergei L. Shishkin, "Active Brain-Computer Interfacing for Healthy Users", MEG Center, Moscow State University of Psychology and Education, Moscow, Russia, April 2022
- 3) 大森 一世, 佐藤 紘将, 柘津 祐, 増田 信之, "身体感覚と視覚情報にずれが生じる没入環境における低遅延な映像のユーザーへの影響", 第23回日本バーチャルリアリティ学会大会論文集, pp.1-3, 2019.
- 4) <http://www.pynq.io>
- 5) <https://japan.xilinx.com/products/intellectual-property/fft.html>
- 6) 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, pp.1259-1266, 2004.
- 7) https://japan.xilinx.com/products/intellectual-property/axi_xadc.html
- 8) <https://scikit-learn.org/stable>