




Reference 3 Summary (lite)

High-Density Myoelectric Pattern Recognition Toward Improved Stroke Rehabilitation - IEEE Journals & Magazine
IEEE Xplore, delivering full text access to the world's highest quality technical literature in engineering and technology. | IEEE Xplore
 <https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/6172561>

Abstract

Myoelectric pattern-recognition techniques는 사람이 어떤 행동을 하려고 하는지 유추하는 분야에서 많이 발전되었다. 따라서 stroke 환자의 rehabilitation을 증진시키기 위해 EMG를 이용할 수 있을 것이다. 우리 연구에서는 high-density surface EMG를 이용하여 팔이 움직이려는 의도를 측정하고자 했다. 89개의 channel이 있는 surface EMG로 12분의 hemiparetic stroke subject를 대상으로 20가지의 서로 다른 팔과 손, 손가락/엄지의 움직임을 분석했다. 그 결과 매우 높은 classification accuracies ($96.1\% \pm 4.3\%$)가 측정되었고 이는 마비된 환자들이 모터의 도움으로 움직일 수 있을 것이라는 가능성을 보여준다.

Introduction

Stroke 환자의 일상생활 quality의 향상을 위해서라도 upper limb의 기능이 제대로 작동하지 않는 사람들은 해당 부분을 개선할 필요가 있다.

현재까지의 연구로 인해 수동적으로 움직이는 것조차도 해당 부분과 뇌의 기능에 향상을 준다는 것이 밝혀졌다. 그런데 환자가 움직이려고 의도하고 이에 맞게 움직이는 active한 상황이 연출된다면 이는 치료에 훨씬 도움이 될 것이다.

이 연구에서는 EMG를 신박한 방법으로 분석하여 subject가 어떤 행동을 하려고 의도 했는지 판단하기에 매우 높은 accuracies를 자랑한다. 이는 HD EMG를 이용한 점과 pattern-recognition analyses를 이용했기 때문이라 생각한다. 게다가 높은 수준의 accuracy를 계속 유지할 수 있었던 이유는 HD EMG의 모든 electrode를 사용하지 않고, 특정 electrode만 선별했기 때문이라 생각한다.

Methods

A. Subjects

Subject #	Age	Sex	Duration	Paretic	F-M (U-L)	C-M Hand
1	59	F	13	L	28	2
2	56	M	23	L	15	2
3	67	M	8	L	20	4
4	63	F	7	R	19	2
5	45	M	6	L	58	5
6	58	F	2	R	23	2
7	64	M	8	L	38	2
8	61	M	7	R	56	4
9	65	M	15	L	20	2
10	46	M	13	L	52	3
11	81	M	17	L	28	2
12	71	F	22	R	22	3

Duration: years since the onset of stroke. Paretic: the side of hemiparesis.

F-M (U-L): the Fugl–Meyer assessment scale of the paretic upper-limb

(total score: 66) [23]. C-M Hand: the hand impairment part of the

Chedoke–McMaster stroke assessment scale (from 1 to 7) [24].

B. Data Acquisition

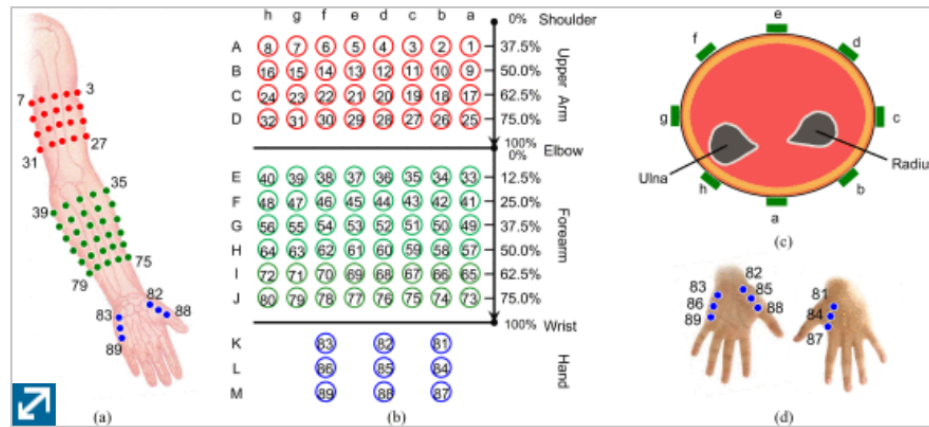


Fig. 1.

Electrode placement for 89-channel EMG signal recordings. (a) Schematic diagram of electrode placement with numbers indicating the index of EMG channel. Only the electrode positions on the anterior aspect of the upper arm, forearm, and hand are visible. (b) Electrode arrangement in a grid formation with ten round groups and eight lateral line groups. The open circles with channel index number inside represent the surface EMG electrodes. (c) Cross section of forearm through round group H, which is located in the middle of the forearm. (d) The positions of nine electrodes on three hand muscles.

C. Experimental Protocol

건강한 사람이 해당 동작을 하는 비디오를 보여줘서 가이드하였다. 각 동작 당 5번 씩 반복했다. 이때 3초 간 해당 동작을 하려고 유지하고 10초간 쉬고를 반복하면서 진행했다. 각 동작 사이의 휴식은 subject를 위해서 3-5분의 시간을 주었다.

Index	Movement	Index	Movement
1	Wrist Flexion	2	Wrist Extension
3	Wrist Supination	4	Wrist Pronation
5	Elbow Flexion	6	Elbow Extension
7	Hand Open	8	Hand Close
9	Thumb Extension	10	Thumb Flexion
11	Index Finger Flexion	12	Index Finger Extension
13	Fingers 3-5 Flexion	14	Fingers 3-5 Extension
15	Fine Pinch	16	Lateral Pinch
17	Tip Pinch	18	Gun Posture
19	Ulnar Wrist Down	20	Ulnar Wrist Up

D. Data Preprocessing and Segmentation

먼저 high-frequency noises와 movement artifact를 없애기 위해 fourth-order Butterworth band pass filter (30-500Hz)를 이용해서 preprocessing을 한다. Segmentation은 일반적으로 thresholding algorithm을 이용하지만 몇몇 session에서 subject들이 중립의 상태로 돌아오는 muscle activity도 기록되어 있기에 mislabeling을 피하기 위해 우리는 manual segmentation을 했다.

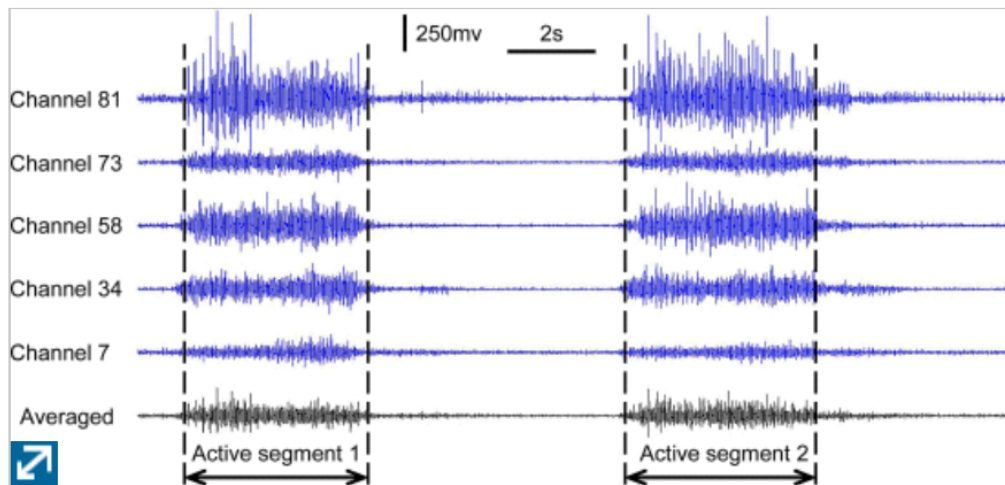


Fig. 2.

Surface EMG signals from randomly chosen channels during the movement of hand open with two repetitions. The signals of three channels (81, 58, and 34) were used to calculate the averaged signal stream for data segmentation.

각 segment를 길이가 256ms이고 128ms만큼 overlapping되는 window로 또 다시 segmentation하였고 이 window에 대해서 이후에 feature extraction을 하고 pattern classification method를 적용했다. Overlapped window를 사용한 이유는 제한된 data를 최대한 활용하고 classifier의 output이 연속되도록 만들기 위함이었다.

E. Feature Extraction

EMG data를 characterize하기 위해 각 window에서 feature를 extract했다. 우리는 2가지 feature sets을 이용했다. 첫 번째는 time domain (TD) feature set이고, 두 번째는 autoregressive (AR) mode coefficients와 신호의 RMS 값의 combination이다. Feature set은 89개의 각 channel에 대해 계산되었고 이는 feature vector로 만들어졌다.

F. Feature Dimensionality Reduction

위에서 생성한 feature들은 매우 높은 차원의 vector이다. TD feature set은 356-dimensional, AR+RMS feature set은 623-dimensional feature vectors이다. 따라서 높은 dimension을 줄이기 위해 principal component analysis (PCA)와 Fisher linear discriminant (FLD)의 활용형인 enhanced FLD model (EFM)을 이용하였다.

G. Classification

우리는 3가지의 classification method를 이용했다.

1. MAP rule과 Bayesian principles를 이용한 Linear discriminant classifier (LDC)
2. [11]에서 제시된 것과 같은 GMM
3. Support vector machine (SVM). SVM은 우리와 같이 data samples가 제한적이고 높은 차원이고 nonlinear할 때 유용하게 이용된다.

H. Performance Evaluation and Statistical Analysis

Pattern recognition은 각 subject에 대해 행해졌고 cross-validation scheme을 실행했다. 5번의 cross-validation의 averaged accuracy를 각 subject의 performance로 잡았고 전체 performance는 모든 subject에 대한 performance의 분포의 mean과 standard deviation으로 설정했다.

Paired t-tests were used to compare the pattern-recognition performance using different feature sets (TD and AR+RMS) or classifiers (LDC, GMM and SVM).

I. Channel Selection

간단한 sequential feedforward selection algorithm이 사용됐다. 즉 classification accuracy에 가장 많이 반복적으로 유용한 정보를 제공한 channel이 선택되었다.

Experimental Results

A. Characterization of Muscle Activity Patterns

각 channel의 RMS value로 contour plot을 그려서 characterization했다.

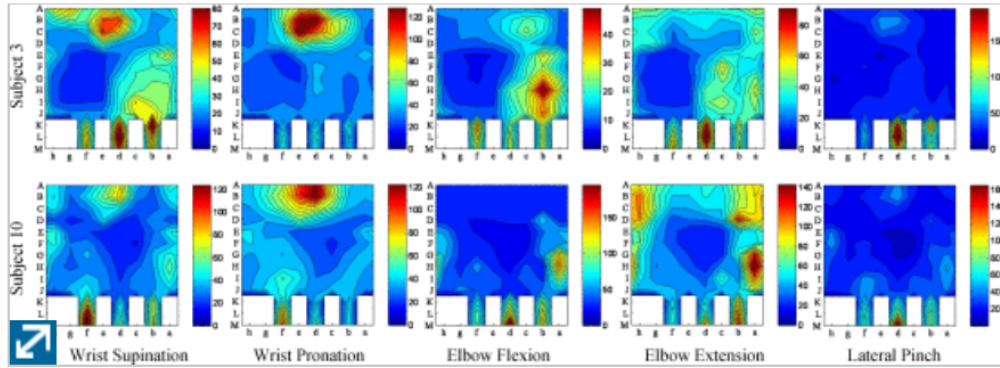


Fig. 3.

Examples of the surface EMG amplitude (unit in μV) contour plots for five different movements from two typical subjects (Subject 3 and Subject 10).

B. Effect of Number of PCs on Performance

아래의 결과에 따라 TD feature set일 때는 $m=150$, AR+RMS일 때는 $m=220$ 을 갖는 것이 가장 optimal하다.

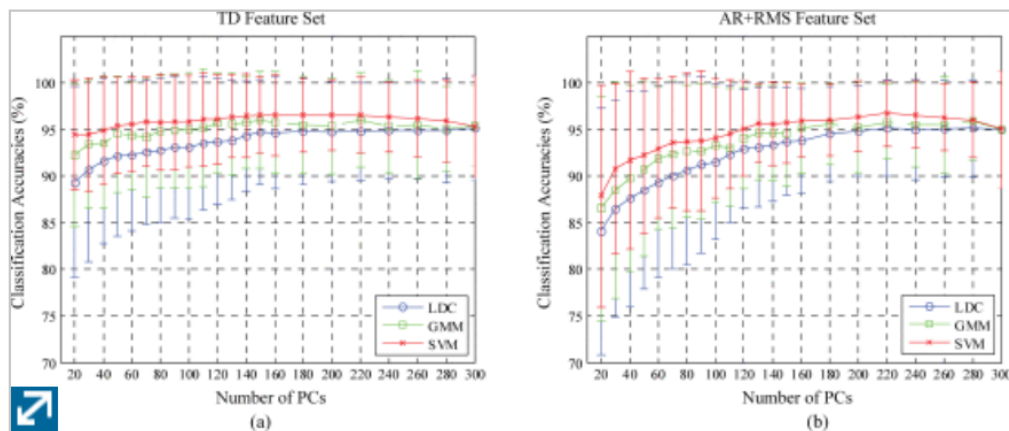


Fig. 4.

Effect of number of PCs on the classification performance evaluated by the three classifiers. The classification accuracies are averaged across 12 subjects and plotted with SD error bars. The figures present the results when using (a) the TD feature set, and (b) the AR+RMS feature set.

C. Classification of Intended Movements in Stroke

TD가 AR+RMS보다 전체적으로 좋은 결과가 나왔는데 이는 더 적은 feature dimension을 가지기 때문이라 추측한다. Classifier는 GMM과 SVM이 LDC 보다 더 좋은 정확도를 냈고, 종합적으로는 TD와 SVM의 조합이 가장 좋았다.

Table III Pattern-Recognition Results (Mean \pm SD) in Stroke Subjects, Averaged Across Fivefold Tests for Each Subject (Unit: %)

Subject #	TD feature set			AR+RMS feature set		
	LDC	GMM	SVM	LDC	GMM	SVM
1	89.71 \pm 7.93	93.53 \pm 5.30	92.47 \pm 7.51	90.41 \pm 6.89	94.07 \pm 4.34	93.44 \pm 5.56
2	79.69 \pm 16.76	83.96 \pm 12.22	86.78 \pm 11.77	80.42 \pm 12.80	84.56 \pm 11.36	85.22 \pm 12.58
3	95.43 \pm 2.22	97.29 \pm 2.20	98.11 \pm 1.40	94.93 \pm 2.36	97.29 \pm 2.20	98.14 \pm 1.26
4	86.99 \pm 5.34	89.06 \pm 8.47	90.13 \pm 5.40	87.50 \pm 7.06	89.43 \pm 9.22	91.22 \pm 7.00
5	96.44 \pm 3.03	96.33 \pm 3.72	96.96 \pm 3.73	93.55 \pm 5.00	92.49 \pm 3.10	94.86 \pm 4.25
6	94.94 \pm 2.35	95.40 \pm 2.94	96.76 \pm 1.65	95.45 \pm 2.22	96.69 \pm 2.36	96.33 \pm 2.24
7	99.19 \pm 1.56	99.19 \pm 1.56	99.46 \pm 1.20	99.87 \pm 0.30	99.82 \pm 0.40	99.87 \pm 0.30
8	99.65 \pm 0.56	99.83 \pm 0.18	99.91 \pm 0.12	99.43 \pm 0.64	98.35 \pm 2.18	99.82 \pm 0.24
9	91.86 \pm 7.50	94.35 \pm 3.02	94.70 \pm 4.67	94.14 \pm 4.04	95.52 \pm 2.86	95.07 \pm 3.55
10	97.57 \pm 1.67	98.51 \pm 2.48	98.38 \pm 2.28	97.97 \pm 2.60	98.52 \pm 2.09	98.21 \pm 2.10
11	98.57 \pm 2.09	98.75 \pm 2.32	99.78 \pm 0.23	99.02 \pm 0.92	98.35 \pm 2.27	99.46 \pm 0.44
12	98.63 \pm 3.06	99.06 \pm 1.99	99.74 \pm 0.57	98.42 \pm 2.97	99.28 \pm 1.01	98.98 \pm 1.76
all	94.05 \pm 6.02	95.44 \pm 4.75	96.10 \pm 4.27	94.26 \pm 5.77	95.36 \pm 4.58	95.88 \pm 4.34

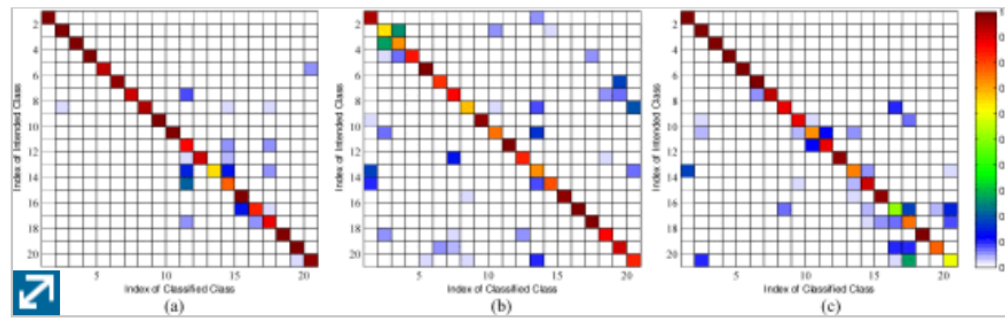


Fig. 5.

Pseudocolor plots of confusion matrices derived from the classification results of three subjects: (a) Subject 1, (b) Subject 2, and (c) Subject 4, using the TD feature set and the SVM classifier. The results in confusion matrices are averaged across fivefold cross-validation and expressed as percentages. In each confusion matrix, the main diagonal elements represent the percentages of correct classifications (accuracy) for each class and others are error rates.

D. Preliminary Channel Selection Analysis

EMG channel이 8개 여도 충분하다.



어떤 규칙으로 EMG channel을 선택한 것인가?

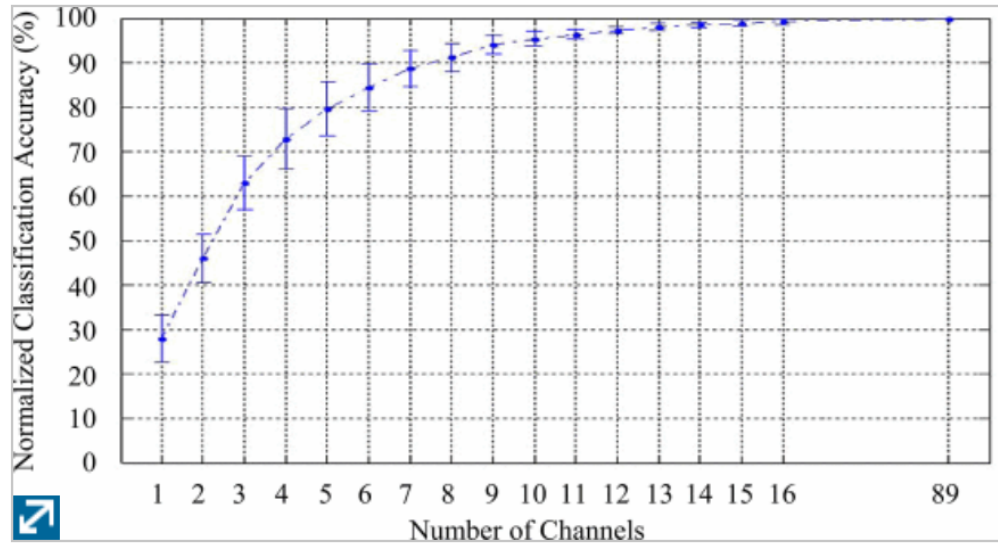


Fig. 6. Normalized classification accuracies from all 12 stroke subjects as a function of number of channels. For each subject, the classification accuracies were averaged across fivefold cross-validation tests and then normalized to his/her maximum accuracy using all 89 channels. The normalized accuracies across all subjects were averaged and plotted with SD error bars. TD feature set and SVM classifier were used for classification of all 20 functional movements.

Discussions and Conclusion

본 연구에서는 high-density surface EMG를 분석할 때 pattern-recognition techniques를 적용하는 것이 accuracy를 더 높여준다는 것을 증명했다.