



저작자표시-비영리-변경금지 2.0 대한민국

이용자는 아래의 조건을 따르는 경우에 한하여 자유롭게

- 이 저작물을 복제, 배포, 전송, 전시, 공연 및 방송할 수 있습니다.

다음과 같은 조건을 따라야 합니다:



저작자표시. 귀하는 원저작자를 표시하여야 합니다.



비영리. 귀하는 이 저작물을 영리 목적으로 이용할 수 없습니다.



변경금지. 귀하는 이 저작물을 개작, 변형 또는 가공할 수 없습니다.

- 귀하는, 이 저작물의 재이용이나 배포의 경우, 이 저작물에 적용된 이용허락조건을 명확하게 나타내어야 합니다.
- 저작권자로부터 별도의 허가를 받으면 이러한 조건들은 적용되지 않습니다.

저작권법에 따른 이용자의 권리는 위의 내용에 의하여 영향을 받지 않습니다.

이것은 [이용허락규약\(Legal Code\)](#)을 이해하기 쉽게 요약한 것입니다.

[Disclaimer](#)

공 학 석 사 학 위 논 문

뇌파 디코딩을 위한 입자 군집 최적화 기반의
특징 선택 알고리즘 개발

Development of feature selection algorithm based on
binary quantum-behaved particle swarm optimization for
decoding electrocorticography

울 산 대 학 교 대 학 원
의 용 생 체 공 학 과
김 동 석

뇌파 디코딩을 위한 입자 군집 최적화 기반의
특징 선택 알고리즘 개발

Development of feature selection algorithm based on
binary quantum-behaved particle swarm optimization for
decoding electrocorticography

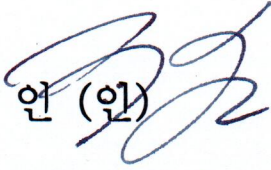
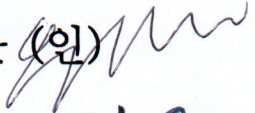
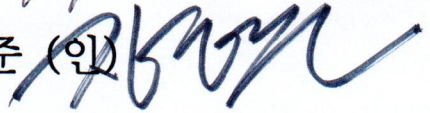
지도교수 우지환

이 논문을 공학석사학위논문으로 제출함

2021년 12월

울산대학교 대학원
의용생체공학과
김동석

김동석의 공학석사학위논문을 인준함

심사위원	구교언 (인)	
심사위원	우지환 (인)	
심사위원	지영준 (인)	

울산대학교 대학원

2021년 12월

감사의 글

본 석사학위논문이 있기까지 도움 주신 모든 분들께 감사의 마음을 전하고자 합니다.

먼저, 여러 해 동안 연구 과정 전반을 지도해 주신 우지환 교수님께 감사드립니다. 학부 2학년이 끝날 즈음 연구실 생활을 시작하며, 뇌파라는 복잡하고도 재미있는 신호에 대해 연구하기 시작했습니다. 때로는 연구의 방향성을 잡지못해, 때로는 명확히 이해되지 않아 정체되기도, 방황하기도 했던 것 같습니다. 그때마다 따뜻한 격려, 따끔한 충고로 이끌어 주셔서 감사합니다. 한 명의 연구자로서, 한 명의 사회인으로서 많은 것을 배우고 성장할 수 있었습니다. 사회에서, 책에서는 배울 수 없는 것들을 지도해 주셔서 다시 한 번 감사드립니다.

자랑스러운 의공학도로 성장할 수 있도록 가르침을 주신 의공학과 교수님들께도 감사의 말씀을 전합니다. 공모전과 취업, 전공지식 등 많은 영역에서 다정하게 조언해주고 가르침을 주셨던 지영준 교수님, 항상 격려와 지원을 주신 구교인 교수님, 많은 물음을 주셨던 김성민 교수님께 감사드립니다.

그리고 함께 공부하고 연구하며 서로 의지가 되었던 의공학과 대학원 연구실 식구들과 늘 힘이 되어 주었던 CNE 멤버 모두에게도 감사의 마음을 전합니다.

마지막으로 언제나 저를 믿어주시고 물심양면으로 도와주셨던 부모님께 감사드립니다.

이 글을 마치고 난 후 연구자로서 학문의 길을 정진할지, 개발자로서 사회로 나아갈지, 사업가로서 새로운 모험을 할지 모르겠습니다. 다만, 어떤 삶을 살아가든 늘 새로운 리스크에 몸을 던지며 가슴 뛰는 도전을 해 나가겠습니다. 도전하는 모든 이들의 하루가 더욱 값지기를 기원하겠습니다. 지금의 제가 있기까지 도와주신 모든 분들께 다시 한 번 감사의 인사를 드리며 마무리 하겠습니다. 감사합니다.

[국문 요약]

뇌파 디코딩을 위한 입자 군집 최적화 기반의 특징 선택 알고리즘 개발

울산대학교 대학원
의용생체공학과
김동석

최근 brain-computer interface(BCI)를 위한 뇌파 디코딩 연구가 활발히 진행되고 있다. BCI 기술은 환자 및 사용자가 상상한 음성을 디코딩 하여 외부 기기로 출력함으로써, 마비 환자의 의사소통을 도울 수 있다. 이러한 BCI 시스템의 개발에 있어 뇌파를 정확하게 디코딩하는 기술은 필수적이다. 그러나 뇌파에는 작업과 관련 없는 신호가 많이 섞여 있어, 정확도를 감소시키고 과적합 문제를 일으킨다. 따라서 디코딩 성능 향상을 위해서는 특징 선택이 필요하다. 특징 선택 기법에는 filter 방식과 wrapper 방식이 있는데, wrapper 방식은 filter 방식 대비 높은 성능을 보인다. Wrapper 방식의 특징 선택 방법으로 입자 군집 기반의 알고리즘이 제안되었는데, 대표적으로 particle swarm optimization (PSO)과 quantum-behaved particle optimization(QPSO)이 있다. 이러한 방식은 최근 운동 상상(motor imagery) BCI 영역에 적용 되었으며, 성능 개선을 위해 많은 연구가 진행되고 있다.

본 연구에서는 binary-QPSO(BQPSO) 알고리즘을 기반으로 한 SHImR-BQPSO라 불리는 새로운 특징 선택법을 제안하여 음성 인식에 대한 electrocorticography(ECoG) 디코딩에 적용하였다. SHImR-BQPSO에서는 성능 향상을 위해 세가지 개선안이 적용되었다. 세가지 개선안은 각각 의미론적 정보(semantic information)를 기반으로 한 semantic-hierarchical 구조의 적용, 돌연변이 확률 추가, filter 기반의 특징 선택 알고

리즘과의 결합이다. 각 개선안은 정확도 향상과 지역 최저점 수렴 방지, 특징 차원 크기의 효과적인 감소를 목표로 한다.

우리가 제안한 SHImR-BQPSO 알고리즘은 기존 BQPSO 알고리즘 대비 특징 개수 감소와 디코딩 정확도 향상 측면에서 유의미하게 뛰어난 결과를 보이며 음성 인식 ECoG 신호 디코딩에 효과적임을 입증했다. 본 연구에서 제안한 특징 선택 방식은 채널 선택 기법 또는 음성 상상 뇌파 디코딩 연구에 기여할 수 있을 것이다.

[주제어] Decoding words, Quantum-behaved particle swarm optimization, Speech brain computer interface, Electrocorticography

목 차

감사의 글.....	IV
[국문 요약]	V
[그림 목록]	IX
[표 목록].....	X
1. 서 론.....	1
1.1 연구의 필요성 및 목표	2
1.2 BCI에서 뇌파.....	5
1.3 특징 선택.....	6
1.3.1 FILTER 방식 특징 선택	6
1.3.1.1 MRMR ALGORITHM.....	7
1.3.2 WRAPPER 방식 특징 선택.....	8
1.3.2.1 QPSO ALGORITHM,	9
1.3.2.2 BQPSO ALGORITHM.....	10
2. 연구 방법.....	12
2.1 ECOG 신호 수집.....	13
2.1.1 임상시험 프로토콜.....	13
2.1.2 피험자 정보.....	14
2.2 ECOG 디코딩.....	16
2.2.1 특징 추출.....	16
2.2.1.1 시간-주파수 영역 특징.....	16
2.2.2 디코딩을 위한 특징 선택.....	18
2.2.2.1 BQPSO 알고리즘에서의 특징 평가.....	18
2.2.2.2 SHIMR-BQPSO 알고리즘.....	18

2.2.2.3	SH-BQPSO.....	19
2.2.2.4	I-BQPSO.....	21
2.2.2.5	MR-BQPSO.....	22
2.2.3	매개변수 설정.....	23
3.	연구 결과.....	24
3.1	BQPSO와 SHIMR-BQPSO 비교.....	25
3.2	BQPSO와 SH-BQPSO 비교.....	27
3.3	BQPSO와 I-BQPSO 비교.....	29
3.4	BQPSO와 MR-BQPSO 비교.....	31
3.5	MRMR과 BQPSO, SHIMR-BQPSO 비교.....	33
4.	토의 및 결론.....	34
4.1	토의 및 결론.....	35
	참고 문헌.....	37
	[ABSTRACT].....	41

[그림 목록]

그림 1. SPEECH BCI의 도식	2
그림 2. 각 뇌파 측정법에서의 전극 위치	5
그림 3. FILTER 방식 특징 선택 모식도.....	6
그림 4. WRAPPER 방식 특징 선택 모식도.....	8
그림 5. 임상시험 프로토콜	13
그림 6. MNI 좌표에 매핑 된 피험자들의 전극 위치와 분석에 사용된 전극 위치.....	14
그림 7. NON-HIERARCHICAL 구조와 SEMANTIC-HIERARCHICAL 구조의 모식도...	19
그림 8. SHIMR-BQPSO와 BQPSO 알고리즘 비교.....	25
그림 9. MNI 좌표에 매핑 된 전극 별 디코딩 정확도	26
그림 10.가중치에 따른 SH-BQPSO와 BQPSO 방식의 결과 비교.....	27
그림 11.최적값에서 SH-BQPSO와 BQPSO의 정확도 및 NSFR 비교	28
그림 12.가중치에 따른 I-BQPSO와 BQPSO의 방식의 결과 비교.....	29
그림 13.최적값에서 I-BQPSO와 BQPSO의 정확도 및 NSFR 비교.....	30
그림 14.가중치에 따른 MR-BQPSO와 BQPSO의 방식의 결과 비교.....	31
그림 15.최적값에서 MR-BQPSO와 BQPSO의 정확도 및 NSFR 비교.....	32
그림 16.20MS TIME WINDOW에서 MR-BQPSO와 BQPSO의 NSFR 비교.....	32
그림 17.MRMR과 BQPSO, SHIMR-BQPSO 비교.....	33

[표 목록]

표 1. 분석에 사용된 전극 정보.....	15
표 2. BQPSO 알고리즘의 매개변수.....	23

1. 서론

1.1 연구의 필요성 및 목표

근위축성측삭경화증(amyotrophic lateral sclerosis)과 같은 신경 퇴행성 질환 또는 사고로 인한 뇌 손상은 잠금 증후군(locked-in syndrome)으로 이어질 수 있다[1]. 잠금 증후군은 대부분의 수의근(voluntary muscles)이 마비되어 환자가 운동능력을 상실하게 된 상태이다[2]. 잠금 증후군 환자는 수의근을 제어하지 못하기 때문에, 언어 피질이 손상되지 않았음에도 의사소통에 어려움을 겪는다[3]. 하지만 환자들은 가족 및 친구들과 상호작용 할 수 있기를 원하며, 사회적 상호작용은 환자의 생존 욕구에 긍정적인 영향을 미친다[4-6]. 또한 언어적 의사소통은 인간 삶에서 필수적인 속성이기도 하다[7]. 따라서 의사소통 보조 시스템은 이러한 환자들의 삶의 질 향상에 있어 필수적이다.

최근, 인간과 외부환경의 상호작용을 위한 매개체로서 사용자의 근전도와 안전도, 시선 등의 데이터를 이용한 human-computer interface(HCI) 기술이 빠르게 발전하고 있다[8-10]. 잠금 증후군 환자는 조음 기관(articulators)과 눈, 손가락을 포함한 전신 대부분이 마비되기 때문에, 이러한 환자에게는 뇌파 데이터를 활용하는 HCI 시스템이 적합하다. 뇌파로부터 사용자의 의도를 디코딩(decoding)하여 외부 환경을 제어하는 형태의 HCI를 brain-computer interface(BCI)라 한다[11]. 특히, speech BCI는 사용자가 상상한 음성을 디코딩하여 디스플레이 또는 스피커로 출력함으로써 사용자가 외부환경과 의사소통 할 수 있게 하는 것을 목적으로 고안되었다[12, 13] (그림 1). 이러한 speech BCI 기술은 의사소통이 불가능한 환자를 위한 커뮤니케이션 도구로 사용되어 환자들의 삶의 질을 크게 향상시킬 수 있다.

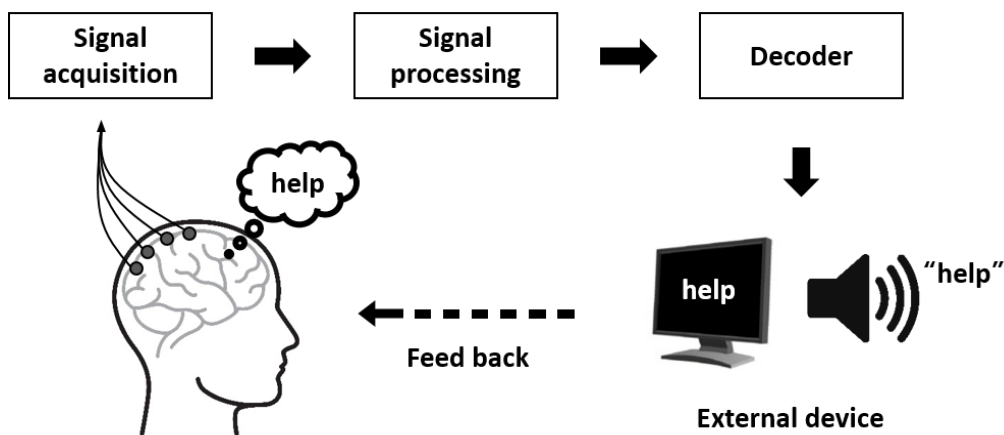


그림 1. Speech BCI의 도식

디코딩이란 뇌파를 해석하여 뇌파를 유발한 자극에 대한 정보나 사용자의 의도를 예측하는 것을 의미한다[14]. Speech BCI 시스템의 개발에 있어 환자 또는 사용자의 언어 상상(covert speech) 시 뇌파를 높은 정확도로 디코딩하는 것은 필수적이다. 그러나 음성 상상 뇌파는 뇌파 측정 프레임워크의 특성상 데이터의 신뢰도 검증이 어렵다[15]. 또한 음성 발화(overt speech)나 음성 인지(speech perception)에 비해 음성 상상 시에는 뇌 신경의 활성화 정도가 낮아 언어 상상 뇌파는 노이즈에 취약하다[16]. 이 때문에 운동 상상(motor imagery) 뇌파를 이용하는 motor BCI 시스템은 성공적으로 구축된 반면, 음성 상상 뇌파 디코딩 연구는 미비하며, 여전히 낮은 성능을 보인다[17-19]. 이 같은 음성 상상 뇌파 디코딩의 한계 때문에 음성 발화나 음성 인지 시의 뇌파를 분석함으로써 뇌의 언어 처리 메커니즘을 이해하고자 하는 연구가 진행되어 왔다[20-22]. 또한 음성 인지 및 음성 발화 시 생성되는 신경 반응은 음성 상상 시와 유사하기 때문에, 음성 인지 및 음성 발화 뇌파의 디코딩 연구는 언어 상상 뇌파 디코딩 연구에 도움이 될 수 있다[23, 24].

뇌파 데이터 세트에 작업과 관련이 없거나 중복된 특징이 많이 포함되어 있다. 작업과 관련 없는 특징은 정확도를 감소시키고 과적합(overfitting) 문제를 일으킨다[25]. 따라서 디코딩 성능을 높이기 위해서는 특징 선택 알고리즘을 이용하여 작업과 관련 없는 특징을 제거해야 한다. 특징 선택 알고리즘은 filter 방식과 wrapper 방식으로 나뉜다. Wrapper 방식은 filter 방식 보다 높은 분류 성능을 보이지만, 많은 연산을 필요로 하고 지역 최적값(local optimal point)으로 수렴될 수 있다는 문제가 있다[26]. 이러한 문제를 해결하기 위해 wrapper 방식의 알고리즘을 개선하기 위한 연구가 활발히 수행되고 있다[27-29]. Wrapper 방식의 개선에는 알고리즘의 규칙을 수정하는 방법과 filter 방식과 결합하는 hybrid 방법이 있다. Hybrid 방법은 wrapper와 filter 방식의 장점을 결합하는 것을 목표로 한다. 알고리즘의 규칙 수정은 조기 수렴 방지를 목표로 한다.

한편, Kennedy 등 [30]은 wrapper 방식의 특징 선택 알고리즘으로 입자 군집 최적화(practical swarm optimization, PSO) 알고리즘을 제안하였다. 이후, PSO 알고리즘은 특징 선택과 같은 이산(discrete) 검색 공간 문제 해결에 적용되기 위해 이진(binary) 버전인 binary particle swarm optimization(BPSO)으로 확장되었다[31]. Jun Sun 등은 양자 이론(quantum theory)에 기반하여 PSO 알고리즘을 변형시킨 quantum-behaved particle swarm optimization(QPSO) 알고리즘을 제안하였다[32]. 이후, QPSO 알고리즘은 이산 검색 공간에 적용될 수 있도록 binary quantum-behaved particle swarm optimization(BQPSO)으로 확장되었다[33]. 이러한 입자 군집 최적화 기반의 wrapper 방식은 다양한 데이터 세트의 특징 선택 알고리즘으로 채택되었다[34, 35]. 운동 상상

뇌파의 디코딩을 위한 특징 선택 알고리즘으로 BQPSO 방식을 적용한 최근 연구에서는, BQPSO 알고리즘이 BPSO보다 효과적으로 특징 조합을 최적화 함을 입증했다[36].

본 연구에서는 음성 인식 뇌파의 디코딩 성능 향상을 위해 새로운 BQPSO 기반의 특징 선택 알고리즘을 제안한다. 연구를 위해 측정된 뇌파는 electrocorticography(EEG)이다. 제안한 특징 선택 알고리즘은 BQPSO 방식에 세가지 개선안을 적용시켜 개발되었다. 첫번째 개선안은 뇌의 의미론적 정보처리 메커니즘을 기반으로 Na 등 [22]이 제안한 semantic-hierarchical 구조의 디코딩 모델을 BQPSO 방식에 적용시키는 것이다. 두번째는 Wu 등 [37]이 제안한 알고리즘의 개선 방식을 기반으로, 입자의 다양성을 보장하기 위해 돌연변이(mutation) 함수를 추가한 방식이다. 돌연변이 함수에서 돌연변이 확률은 입자 군집의 다양성이 줄어들수록 증가되도록 설계되었다. 세번째는 filter 방식의 한 종류인 minimal-redundancy-maximal-relevance(mRMR)과 BQPSO 알고리즘을 결합한 hybrid 방식으로, wrapper 방식의 한 종류인 moth flame optimization(MFO)과 mRMR 알고리즘을 결합한 연구[38]로부터 착안하였다. 이 세가지 개선안이 적용된 새로운 BQPSO 알고리즘을 SHImR-BQPSO라 한다.

1.2 BCI에서 뇌파

뇌파는 대뇌 피질의 수많은 뉴런들이 동기화(synchronization) 되어 흥분할 때 발생한 전기적 활동을 기록한 것이다[39]. 뇌파 측정 방식에 따라 침습적과 비침습적으로 나뉜다 (그림 2). 비침습적 방식에는 뇌 신경의 전기적 활동에 따라 발생하는 자기장을 검출하는 magnetoencephalography(MEG)와 두피에 전극을 부착하여 신호를 측정하는 electroencephalography(EEG)가 있다. 침습적 방식에는 경막하(subdural)에 전극을 삽입해 신호를 얻는 electrocorticography(ECoG)와 피질을 관통하는 미세한 바늘 전극으로 local field potential(LFP) 및 단일 뉴런의 활동을 측정 하는 microelectrode arrays(MEAs)가 있다. 이러한 뇌파는 뇌의 신경병리학적 및 기능적 상태 진단, 그리고 인지 과정과 같은 뇌 활동 분석 등을 위한 정보로 사용되고 있다[40].

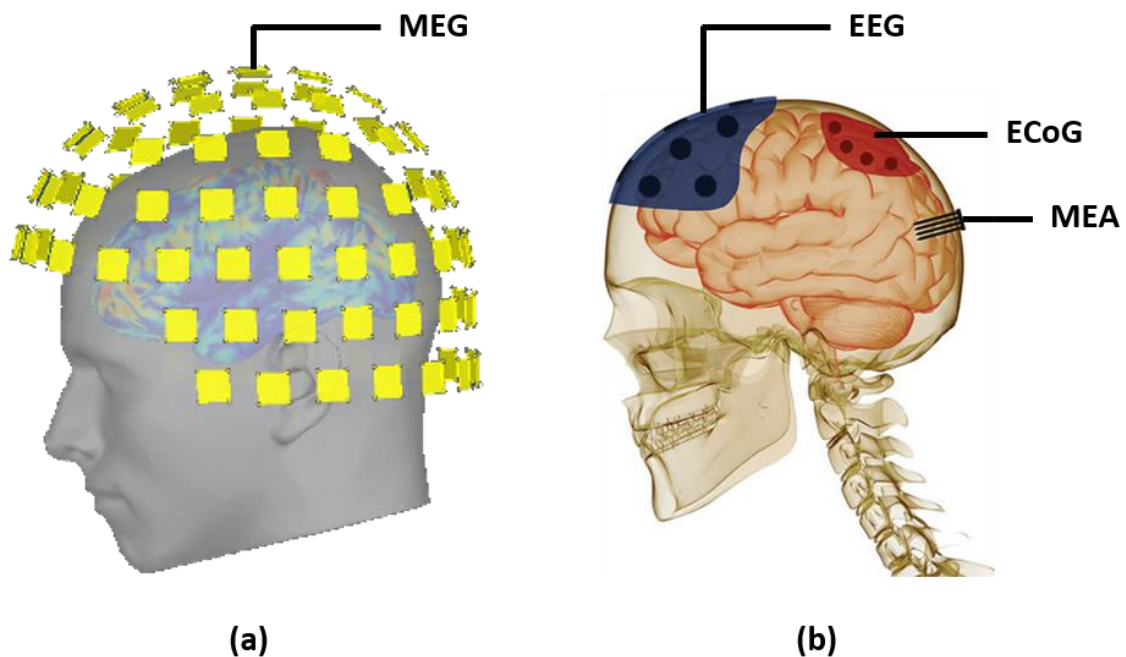


그림 2. 각 뇌파 측정법에서의 전극 위치
(a) MEG에서 자기장 검출 전극(neuroimage.usc.edu/brainstorm)
(b) EEG와 ECoG, MEA에서 전극 위치(Lago et al., 2017)

1.3 특징 선택

작업과 관련 없는 특징은 정확도 감소와 과적합, 연산 비용 증가와 같은 문제를 일으키기 때문에, 분류 성능을 높이기 위해서는 작업과 관련된 주요한 특징을 선택하는 것이 필요하다. 특징 선택 알고리즘은 filter 방식과 wrapper 방식으로 나뉜다.

1.3.1 Filter 방식 특징 선택

Filter 방식의 특징 선택 알고리즘은 데이터의 통계적 특성을 사용하며, 분류기(classifier)와 독립적으로 특징 조합을 평가한다 (그림 3). 이러한 방식은 학습 알고리즘과의 상호작용 연산이 없기 때문에 wrapper 방식 대비 계산량이 적지만, 상대적으로 낮은 분류 정확도를 보인다. 이러한 filter 방식의 특징 선택 알고리즘의 대표적인 예로 특징과 클래스(class)간의 상호 정보(mutual information)를 기반으로 한 maximum information coefficient (MIC) 알고리즘, mRMR 알고리즘이 있다[41, 42].

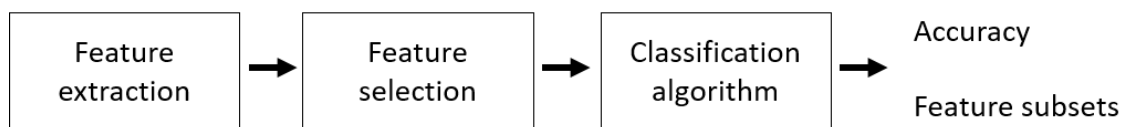


그림 3. Filter 방식 특징 선택 모식도

1.3.1.1 mRMR algorithm

mRMR 알고리즘은 특징과 클래스 간의 관련성(relevance) 및 중복성(redundancy)을 기반으로 상호 정보를 계산하여 특징을 평가한다[42]. mRMR 기반의 특징 선택은 각 클래스와 높은 상관 관계가 있고, 다른 클래스의 특징 간 낮은 중복성을 보이는 특징을 선택하는 방식으로 작동한다.

mRMR에서 두 개의 이산 변수 x, y 에 대한 상호 정보 $I(x,y)$ 는 확률 밀도 함수 $p(x)$ 와 $p(y), p(x,y)$ 로 정의되며 (식 (1)), 최대 관련성은 및 최소 중복성은 각각 식 (2), (3)을 만족하는 특징을 검색하는 것이다.

$$I(x, y) = \sum_{x \in X} \sum_{y \in Y} \frac{p(x,y) \log(p(x,y))}{p(x)p(y)} \quad (1)$$

$$\max D(S, c), D = \frac{1}{|S|} \sum_{x_i \in S} I(x_i, c) \quad (2)$$

$$\min R(S), R = \frac{1}{|S|^2} \sum_{x_i, x_j \in S} I(x_i, x_j) \quad (3)$$

x_i 는 개별 특징, c 는 클래스, S 는 특징 조합을 나타낸다. 위 두가지 조건을 결합한 기준을 mRMR이라고 한다. D 와 R 을 결합한 연산자 $\Phi(D,R)$ 는 식 (4)에 따라 D 와 R 을 동시에 최적화 한다.

$$\max \Phi(D, R), \Phi = D - R \quad (4)$$

1.3.2 Wrapper 방식 특징 선택

Wrapper 방식은 분류기의 결과를 기반으로 특징 조합을 반복적으로 최적화한다 (그림 4). Wrapper 방식은 filter 방식 대비 많은 연산을 필요로 하지만, 높은 성능을 보인다 [43]. 이러한 wrapper 방식의 특징 선택 알고리즘의 대표적인 예로는 입자 군집 최적화를 기반으로 한 PSO 알고리즘, artificial bee colony(ABC), ant colony(AC) 알고리즘이 있다[44].

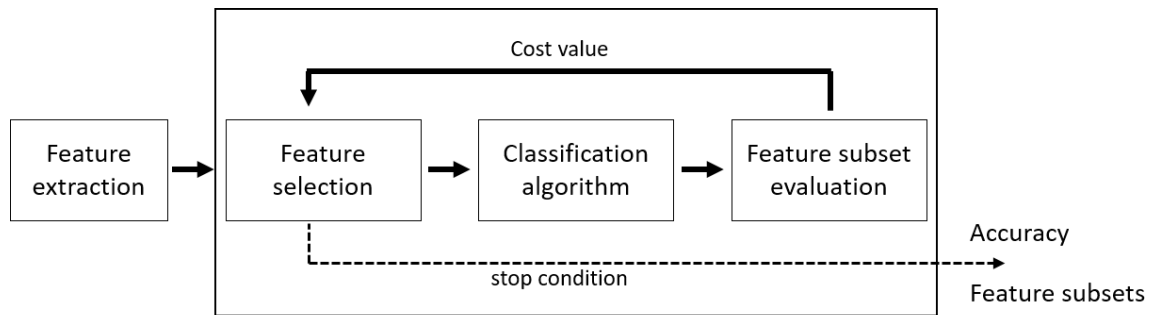


그림 4. Wrapper 방식 특징 선택 모식도

1.3.2.1 QPSO algorithm,

이러한 Wrapper 방식의 특징 선택 알고리즘으로 입자 군집 기반의 최적화 알고리즘 PSO가 제안되었다. PSO 알고리즘은 population 기반 검색 기법으로, 새 무리(bird flocking), 어류 교육(fish schooling), 군집 이론(swarm theory)과 같은 군집을 이루는 동물의 사회적 행동으로부터 영감을 받아 개발되었다[30]. 이후, 양자 이론에 기반하여 PSO 알고리즘을 변형시킨 QPSO 알고리즘이 개발되었다. QPSO 알고리즘은 PSO 보다 최적화 문제 해결 성능이 뛰어나다[36, 45].

QPSO 알고리즘에서 각 입자는 아래 식 (5-7)에 따라 연속 검색 공간에서 이동한다.

$$mbest = \left(\frac{1}{M} \sum_{i=1}^M pbest_{i1}(t), \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M pbest_{i2}(t), \dots, \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M pbest_{iD}(t) \right) \quad (5)$$

$$q_i = \varphi \times pbest_i + (1 - \varphi) \times gbest, \quad \varphi = rand() \quad (6)$$

$$X_i^{t+1} = q_i \pm \alpha |mbest - X_i^t| \times \ln\left(\frac{1}{u}\right), \quad u = rand() \quad (7)$$

$pbest_i$ 는 i 번째 입자의 personal best position 이고, $gbest$ 는 전체 입자에 대한 global best position 이다. Best position 은 fitness function 에 따라 평가된 fitness value 가 가장 큰 경우에서의 position 이다. 모든 입자들의 mean best position 인 $mbest$ 는 식 (5)에 따라 계산된다. i 번째 입자의 local attractor q_i 는 $pbest_i$ 와 $gbest$ 의 무작위 교차(crossover) 연산을 통해 계산된다. φ 와 u 는 $[0, 1]$ 범위의 균등 분포(uniform distribution) 난수 이며, α 는 QPSO 의 매개 변수 중 하나이다.

1.3.2.2 BQPSO algorithm

Sun 등 [33]은 특징 선택과 같은 이산 검색 공간의 최적화 문제에 적용 될 수 있도록 QPSO 의 식 (5-7)을 수정한 BQPSO 알고리즘을 개발했다. BQPSO 에서 각 차원의 결정 변수(decision variable)는 이진 문자열(string)로 대체되며, 두 입자간 거리는 이진 문자열 사이의 해밍 거리(hamming distance) $d_H(\cdot)$ 로 계산된다. $d_H(\cdot)$ 는 두 이진 문자열 사이의 다른 비트의 수를 나타내며, 식 (8)과 같이 표현 된다.

$$|X - Y| = d_H(X, Y) \quad (8)$$

$mbest$ 의 각 비트는 모든 $pbest$ 의 각 비트에서의 1 의 개수에 따라 결정된다. 모든 $pbest$ 의 각 비트에서 1 의 개수가 0 의 개수보다 많은 경우 $mbest$ 의 해당 비트는 1 이고, 1 의 개수가 더 적은 경우 0 이 된다. 1 과 0 의 개수가 같은 경우 $mbest$ 의 해당 비트는 0 과 1 중 무작위로 선택된다. q_i 는 $pbest_i$ 와 $gbest$ 의 교차 연산 결과 각 비트의 값이 0.5 보다 클 경우 해당 비트는 1 로, 0.5 보다 작을 경우 해당 비트는 0 으로 결정된다. 0.5 인 경우에는 1 과 0 중 무작위로 선택된다. X_i 의 d 번째 차원의 문자열의 길이를 l_d 라고 할 때, X_i 의 길이 l 은 식 (9)에 따라 계산된다.

$$l = \sum_{d=1}^D l_d, \quad d = 1, 2, \dots, D \quad (9)$$

BQPSO 에서 $X_i(t+1)$ 는 q_i 에 돌연변이 확률 Pr 을 적용한 transformation 연산을 통해 계산된다. Pr 은 식 (10, 11)로부터 계산되며, X_i 의 업데이트는 Algorithm 1 에 따른다.

$$b = \alpha \times d_H(X_{id}^t, mbest_d) \times \ln\left(\frac{1}{u}\right), \quad u = rand() \quad (10)$$

$$Pr_d = \begin{cases} b/ld \\ 1, & \text{if } b/ld > 1 \end{cases} \quad (11)$$

Algorithm 1. The calculation for X_{id}^{t+1} in BQPSO

Compute b by (10)

Compute Pr_d by (11)

for each bit in the substring q_{id} **do**

if $\text{rand}() < Pr_d$ **then**

if the state of bit is 1 **then**

 set its state to 0;

else

 set its state to 1;

end if

end if

end for

$X_{id} = q_{id}$;

return X_{id}

2. 연구 방법

2.1 ECoG 신호 수집

2.1.1 임상시험 프로토콜

자극 단어로 8개의 단음절 한국어 단어 귀/ (ear), 눈/ (eye), 목/ (neck), 코/ (nose), 삼/ (three), 오/ (five), 구/ (nine), 십/ (ten)이 사용되었다. 자극 단어의 길이(durations)는 275 - 498 ms이다. 단어는 의미론적으로 두개의 그룹으로 분류된다. 귀, 눈, 목, 코는 얼굴 그룹에, 삼, 오, 구, 십은 숫자 그룹에 포함된다. 얼굴 그룹 단어의 길이는 383 ± 36 ms이고, 숫자 단어의 길이는 410 ± 103 ms 이다. 숫자 그룹 단어와 얼굴 그룹 단어 간 유의미한 ($p < 0.05$) 음향적 차이는 없다.

각 단어는 피험자로부터 1m 떨어진 스피커에서 60 ± 10 dBA로 재생되었다. 8개의 단어는 무작위로 제시되었으며, 각 단어는 80 - 110번 반복되었다. 자극은 2 초 간격으로 제시된다 (그림 5). 피험자들은 단어를 듣는 동안 모니터에 고정된 십자 표시를 응시한다. ECoG 신호 측정 기기는 EEG-1200 system 및 JE-125AK amplifier (Nihon-Kohden, Japan)을 사용하였다. 샘플링 주파수는 1000 Hz이고 전극의 직경은 4.0 mm, 전극 간 거리는 10.0 mm 이다. ECoG 신호는 단어 자극 시점을 기준으로 -200 - 1000 ms로 epoch 되었으며, ± 300 uV 임계값을 기준으로 artifact epoch를 제거했다.

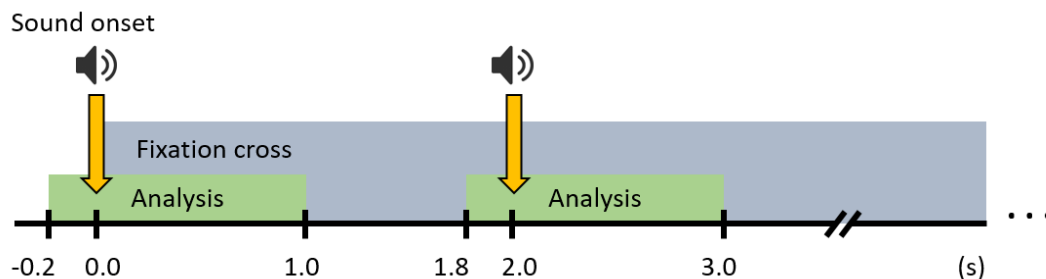


그림 5. 임상시험 프로토콜

2.1.2 피험자 정보

피험자들은 seizure focus를 국소화(localize)하기 위해 대뇌 피질에 전극을 삽입하였다. 전극의 위치는 임상 결과를 기반으로 한다. ECoG 신호의 측정을 위한 임상시험은 서울아산병원 연구윤리위원회의 승인을 받았으며, 서울아산병원에서 진행하였다.

피험자는 총 6명으로 간질 진단을 받은 한국인이다. 피험자 별로 20-126개의 전극이 삽입되었고, 전극 그리드(grid)는 좌반구 (subjects S3, S4, S5) 또는 우반구 (subjects S1, S2, S6)에 배치되었다. 그림 6에서는 각 피험자의 전극 위치를 나타내는 cortical map을 보여준다. 전극 위치는 CT 및 MRI 이미지를 기반으로 Curry Software (Compumedics Neuroscan Ltd., Australia)를 사용하여 Talairach 좌표에서 식별되었다. 전극 위치는 Matlab Surfstat toolbox (The Mathworks, Inc., USA)를 사용하여 MNI (Montreal Neurological Institute, Canada) 좌표로 맵핑 되었다[46]. ECoG 신호 분석은 청각 및 언어 처리와 관련된 primary auditory cortex, Broca's area, Wernicke's area 영역의 13개 전극에서 진행하였다[22]. 분석한 전극에 대한 정보는 표 1과 같다.

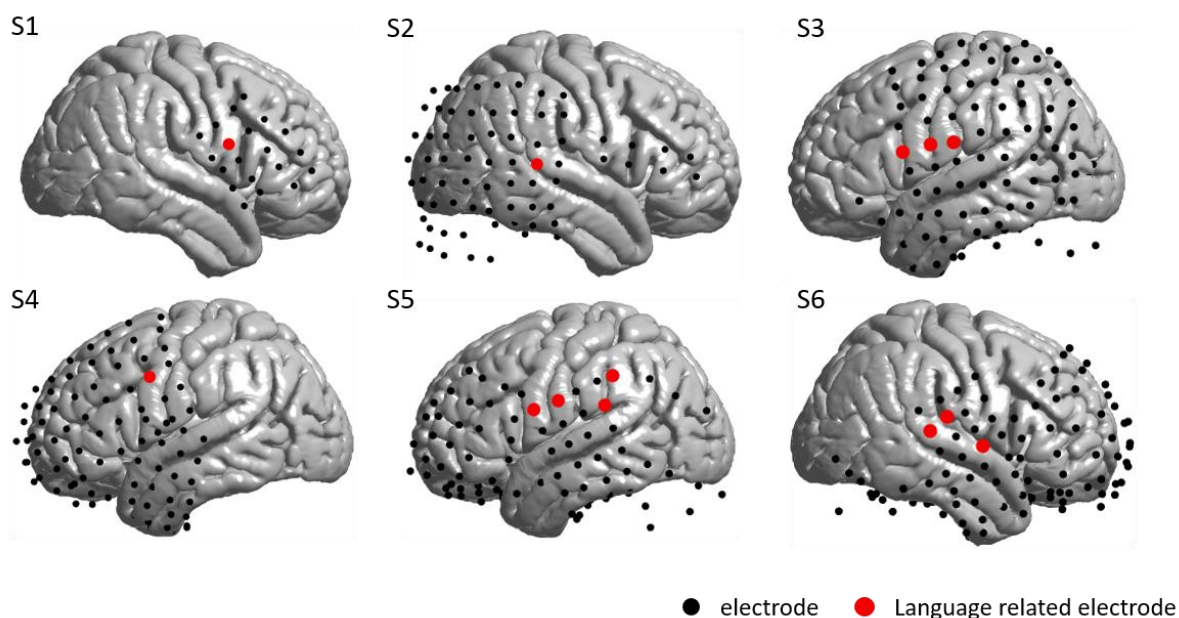


그림 6. MNI 좌표에 매핑 된 피험자들의 전극 위치와 분석에 사용된 전극 위치

Electrode num.	Subject	Anatomical name	Clinical language mapping
1	S1	Inferior Frontal Gurus	Broca
2	S2	Superior Temporal Gyrus	Auditory
3	S3	Postcentral Gyrus	Wernicke
4	S3	Precentral Gyrus	Wernicke
5	S3	Inferior Frontal Gyrus	Wernicke
6	S4	Precentral Gyrus	Broca
7	S5	Precentral Gyrus	Broca
8	S5	Precentral Gyrus	Broca
9	S5	Superior Temporal Gyrus	Wernicke
10	S5	Inferior Parietal Lobule	Wernicke
11	S6	Superior Temporal Gyrus	Auditory
12	S6	Postcentral Gyrus	Auditory
13	S6	Superior Temporal Gyrus	Auditory

표 1. 분석에 사용된 전극 정보

2.2 ECoG 디코딩

2.2.1 특징 추출

특징 추출은 분류를 위해 데이터에서 discriminative 정보를 추출하는 신호 처리 단계로, 클래스 간의 분산을 높이고 분류 정확도를 개선하는 것을 목표로 한다[47].

2.2.1.1 시간-주파수 영역 특징

뇌파와 같이 다중 구성 요소(multi component) 신호의 분석 시에는 시간과 주파수 영역 모두 고려했을 때 더 나은 성능을 보였다[48]. 또한 특징의 분포가 시간-주파수 영역에서 복잡할 경우 시간과 주파수 영역 특징들을 함께 고려하지 않으면 정보가 손실될 수 있다[49]. 인지 작업이나 언어 처리 등과 관련된 뇌파는 단일 주파수 sub-band가 아닌 여러 주파수 sub-band로 분산되어 있으며, multiple brain processes를 포함한다[49]. 따라서 복잡한 신경 처리 과정을 포함하는 언어 인지 뇌파의 디코딩에는 시간-주파수 영역 특징 사용이 적절하다

본 연구에서는 시간-주파수 영역의 특징 추출을 위해 event-related spectral perturbation(ERSP)를 사용했다. ERSP는 청각 자극에 의해 유도된 뇌파의 시간에 따른 power spectrum의 사건 관련 변화(event-related changes)를 측정하기 위해 도입되었다[50]. ERSP는 여러 trials에 대한 sliding latency window의 power spectrum 평균으로 계산되며, 식 (12)과 같다.

$$ERSP(f, t) = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n |F_k(f, t)|^2 \quad (12)$$

식 (12)에서 $F_k(f, t)$ 는 n 번의 trials 동안 k 번째 trial의 주파수 f 와 시간 t 에 대한 power spectrum을 나타낸다. 각 trial의 power spectrum은 baseline을 빼내어 정규화된다. Baseline은 청각 자극 직전 뇌파의 power spectrum의 평균으로 계산된다. ERSP 계산에 사용되는 trial은 무작위로 선택되었다.

각 단어당 4개의 ERSP가 계산되어, 각 ERSP는 20 - 27개의 trials으로 구성되었다. 각 trial은 자극 개시 시간을 기준 -200 - 1000ms의 epoched ECoG이며, baseline은 -200 - 0 ms에서의 ECoG 신호로부터 계산되었다. ECoG 신호 디코딩 사용되는 특징은 ERSP에서 특정 길이의 time window마다 각 주파수 대역에서 평균값으로 계산되었다. 본 연구에서 분석한 주파수 대역은 theta (4-8 Hz), alpha (8-13 Hz), beta (13-30 Hz), low-gamma (30-50 Hz), high gamma₁ (70-110 Hz), high gamma₂ (130-170 Hz)이다. 사용한 time window 길이는 20, 50, 100 ms 이고, 50%씩 overlap되어 sliding 된다.

2.2.2 디코딩을 위한 특징 선택

2.2.2.1 BQPSO 알고리즘에서의 특징 평가

BQPSO 알고리즘을 이용한 특징 선택에서 각 입자는 특징 개수와 동일한 길이의 이진 문자열로 설정된다. 이진 문자열에서 1은 선택된 특징을, 0은 제외된 특징을 나타낸다. 특징 선택은 디코딩 정확도 향상과 특징 개수 감소라는 두가지 목표가 있다. 이를 위해 각 입자를 평가하는 fitness value는 $f_1(z)$ 와 $f_2(z)$ 의 가중 합으로 계산되며, 식 (13)과 같다.

$$f(z) = w_1 f_1(z) + w_2 f_2(z) \quad (13)$$

$f_1(z)$ 은 디코딩 정확도이고, $f_2(z)$ 는 non selected feature rate(nSFR)이다. nSFR은 $1 - r_{feature}$ 로 계산되는데, $r_{feature}$ 는 상대 특징 개수로, 선택된 특징 개수를 전체 특징 개수를 나눈 값이다. 디코딩에 사용된 분류 알고리즘은 서포트 벡터 머신(support vector machine)이며, 디코딩 정확도는 4-fold cross validation에서 평균값으로 계산되었다. w_1 과 w_2 는 각각 특징 평가에서 정확도 향상과 특징 개수 감소에 대한 가중치이며, w_1 과 w_2 의 합은 1 이다. 학습이 반복될 수록 fitness value를 최대화 시키는 방향으로 각 입자들의 값을 업데이트 한다. 즉, 적은 수의 특징으로 높은 정확도를 가지는 특징 조합이 선택된다. w_1 이 높을수록 더 많은 개수의 특징을 선택하더라도 더 높은 정확도를 가지는 특징 조합을 찾도록 업데이트 된다. w_2 가 높을수록 정확도가 감소하더라도 적은 특징 개수가 선택되도록 특징 조합이 업데이트 된다.

2.2.2.2 SHImR-BQPSO 알고리즘

우리 연구에서는 정확도 향상 및 계산 효율 향상, 조기 지역 수렴 문제를 해결하기 위해 기존 BQPSO 알고리즘에 세가지 개선안을 적용했다. 첫번째는 BQPSO 알고리즘에 semantic hierarchical 구조를 적용한 semantic hierarchical structured BQPSO (SH-BQPSO) 방식이다. 두번째는 추가적인 돌연변이 확률을 도입한 improved BQPSO (I-BQPSO) 방식이다. 마지막은 mRMR 알고리즘과 BQPSO 알고리즘을 결합한 mRMR-BQPSO(mR-BQPSO) 방식이다. SH-BQPSO, I-BQPSO, mR-BQPSO 방식은 각각 음성

인식 ECoG의 디코딩 정확도 향상, 입자의 다양성 보장, 효과적인 특징 개수 감소를 목표로 한다.

2.2.2.3 SH-BQPSO

우리는 음성 인식 ECoG 신호의 디코딩 정확도 향상을 위해 BQPSO 알고리즘에 semantic-hierarchical 구조를 적용시켰다. SH-BQPSO 알고리즘에서는 단어 그룹 분류를 위한 특징 조합을 최적화 한 다음, 하위 단어의 특징 조합을 최적화한다 (그림 7, Algorithm 2). 하위 단어의 특징 조합 최적화 단계에서 fitness value 계산을 위한 디코딩 정확도는 단어 그룹과 하위 단어 모두에서 정답인 경우만을 카운트 하여 얻는다. 특징 개수는 단어 그룹과 하위 단어에서 분류하는 단어 개수에 비례한 가중 평균으로 계산한다.

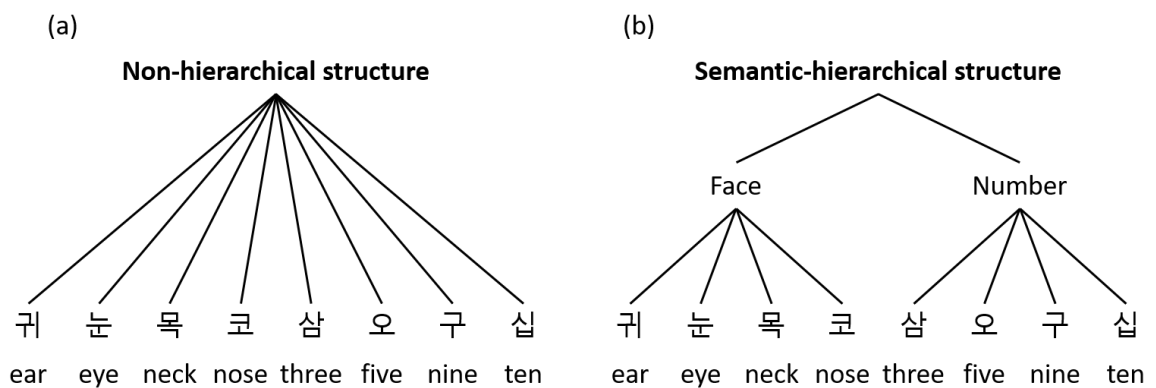


그림 7. Non-hierarchical 구조와 semantic-hierarchical 구조의 모식도

Algorithm 2. Pseudo code for the SH-BQPSO algorithm

Initialize D , X_i , $pbest_i$

While $t < T_{max}$ **do**

for $i = 1$ to popsize **do**

 update $X_{wg(i)}$ by algorithm 1

 classify word group using feature subset $X_{wg(i)}$

 evaluate $X_{wg(i)}$ by (13)

 update $pbest_{wg(i)}$

 update $gbest_{wg}$ and $gbest_pred_{wg}$

end for

end while

While $t < T_{max}$ **do**

for $k = 1$ to number of word group **do**

for $i = 1$ to popsize **do**

 update $X_{sw(i,k)}$ by algorithm 1

 classify sub-word using feature subset $X_{sw(i,k)}$

 evaluate $X_{sw(i,k)}$ by (13) with $gbest_pred_{wg}$

 update $pbest_{sw(i,k)}$

 update $gbest_{sw(k)}$

end for

end for

end while

return $gbest_{wg}$, $gbest_{sw}$

2.2.2.4 I-BQPSO

BQPSO 방식은 알고리즘이 반복됨에 따라 입자의 다양성이 줄어들어 지역 최적값으로 수렴한다는 문제가 있다. I-BQPSO에서는 Wu 등 [37]이 제안한 improved-BQPSO 알고리즘에 돌연변이 연산을 추가하여 입자의 다양성을 보장하고, 지역 최적점에서 탈출을 용이하게 하였다. 돌연변이 연산은 Algorithm 3과 같다.

Algorithm 3. The calculation for X_i^{t+1} in I-BQPSO

Compute $Pr^{inversion}$ by (15)

if rand() < $Pr^{inversion}$ **then**

invert all bits of q_i

invert all bits of X_i

end if

update X_i by Algorithm 1

return X_i

식 (10-11)에 따라, 각 입자가 $mbest$ 에 수렴 할 수록 기존 BQPSO 알고리즘의 돌연변이 확률도 0으로 수렴하게 된다. 따라서 학습이 반복될수록 입자들의 다양성 또한 빠르게 줄어들게 된다. 입자의 다양성이 줄어들면 i 번째 입자는 전체 입자의 평균에 수렴하게 된다. 이는 지역 최적값으로의 수렴 문제를 야기한다. 이를 방지하기 위해 입자의 다양성이 줄어들수록 입자의 값을 반전시키는 확률이 증가하도록 설계하였다. 추가한 돌연변이 연산에서는 i 번째 입자의 이진 문자열의 모든 0을 1로, 모든 1을 0으로 반전 (inversion) 시킨다. i 번째 입자와 전체 입자의 평균 간 차이 X_{spread} 에 따른 반전 확률 $Pr^{inversion}$ 은 아래의 식 (14)-(15)과 같다.

$$X_{spread} = \frac{d_H(X_i, \bar{X})}{l} \quad (14)$$

$$Pr^{inversion} = \gamma \times (0.5 - X_{spread})/2 \quad (15)$$

2.2.2.5 mR-BQPSO

BQPSO 알고리즘은 특징 차원이 커질수록 연산에 필요한 컴퓨팅 리소스와 시간이 크게 늘어난다. mR-BQPSO는 mRMR과 BQPSO 알고리즘을 결합하여 특징 차원의 크기를 빠르게 줄이는 것을 목표로한다. 이를 위해 mRMR 알고리즘을 기반으로 하위 50% 미만의 특징을 제거한 후 BQPSO 알고리즘의 반복을 진행하였다.

2.2.3 매개변수 설정

SHImR-BQPSO, SH-BQPSO, I-BQPSO, mR-BQPSO, BQPSO에 사용된 매개변수는 표 2와 같다. 각 BQPSO 알고리즘에 사용되는 매개변수 α , γ 는 여러 번의 테스트 평가 후 최상의 성능을 보이는 구성으로 선택되었다. Fitness value 계산을 위한 가중치 w_i 은 0.1에서 0.9까지 0.2단위로 나누어 $[w_1, w_2]$ 은 다섯 쌍의 조합을 가진다. Semantic-hierarchical 구조와 결합된 SHImR-BQPSO, SH-BQPSO 방식에서 가중치는 단어 그룹과 각 하위 단어에서 다섯 쌍씩 가진다. 입자의 이진 문자열 차원 크기(D)는 특징 개수로 설정되었다. Time window의 길이에 따라 D 는 102 - 552이다. 특징 차원의 크기에 따라 검색 공간의 크기도 달라지기 때문에 입자의 개수 또한 달라져야 한다. 선행연구 [26]을 기반으로 입자의 개수를 설정했다. $round(\cdot)$ 는 반올림 연산 함수이다.

Parameter settings	
Maximum iteration(T_{max})	100
Dimension of particles(D)	102, 216, 552
Length of particles	D
Population size(swarm size)	$round(12 + \sqrt{2 \times D})$
$w_1, w_1^{wg}, w_1^{sw(1)}, w_1^{sw(2)}$	(0.1, 0.3, ..., 0.9)
$w_2, w_2^{wg}, w_2^{sw(1)}, w_2^{sw(2)}$	$1-w_1$
α	$\frac{T_{max} - t}{T_{max}} \times 0.5 + 0.5$
γ	$\cos(0.5\pi \times \frac{t}{T_{max}})^2$

표 2. BQPSO 알고리즘의 매개변수

3. 연구 결과

3.1 BQPSO와 SHImR-BQPSO 비교

ERSP가 계산될 때 ECoG trial이 무작위로 선택되며, BQPSO 알고리즘에서 첫 입자의 이진 문자열은 무작위로 선택된다. 무작위 표본 추출에 대해 통계적으로 신뢰도 있는 결과를 얻기 위해 각 알고리즘의 결과는 50번 반복한 평균값으로 계산된다.

SHImR-BQPSO와 BQPSO 알고리즘의 디코딩 결과는 가중치 조합 $[w1, w2]$ 과 time window에서 최대 정확도 일 때의 값이다. SHImR-BQPSO 알고리즘은 디코딩 정확도와 특징 개수 감소에서 모두 BQPSO 보다 유의미하게($p < 0.001$) 높은 성능을 보였다 (그림 8). 그림 9에서는 각 전극 별 디코딩 정확도를 색으로 표현하여 매핑한 것을 볼 수 있다. SHImR-BQPSO에서 디코딩 정확도 평균 85.2%이고 BQPSO에서 디코딩 정확도는 46.9%로, SHImR-BQPSO에서 BQPSO 대비 43.8 - 162% (mean 89.1%) 증가 하였다. nSFR은 SHImR-BQPSO 평균 84.5%이고, BQPSO에서 65.9%이다. BQPSO 대비해서 nSFR은 20.7 - 36.6% (28.2%) 증가하였다. 즉 28.2% 적은 특징 개수를 선택하여 89.1%의 디코딩 정확도 증가를 보였다.

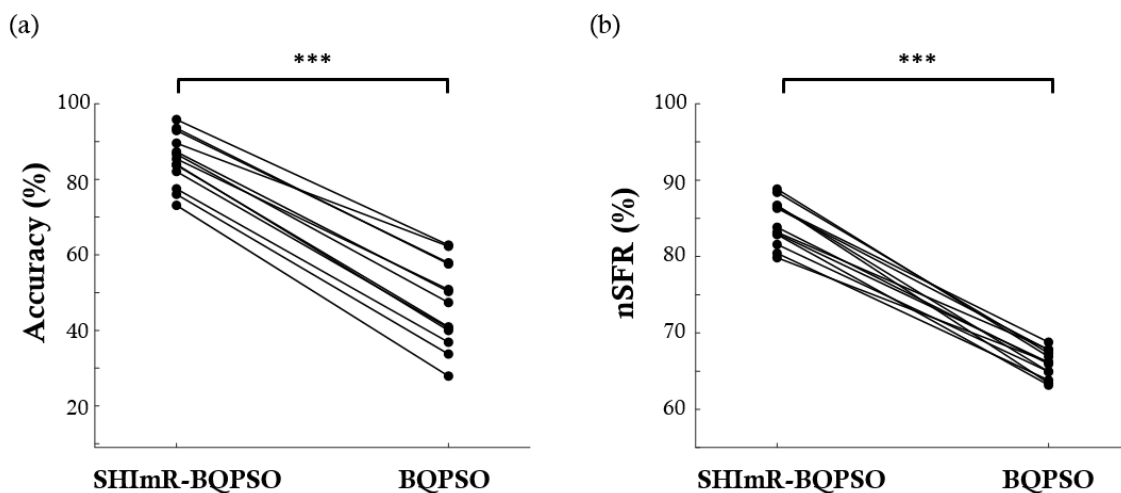


그림 8. (a) SHImR-BQPSO와 BQPSO 알고리즘의 디코딩 정확도
(b) SHImR-BQPSO와 BQPSO 알고리즘의 non selected feature rate(nSFR)

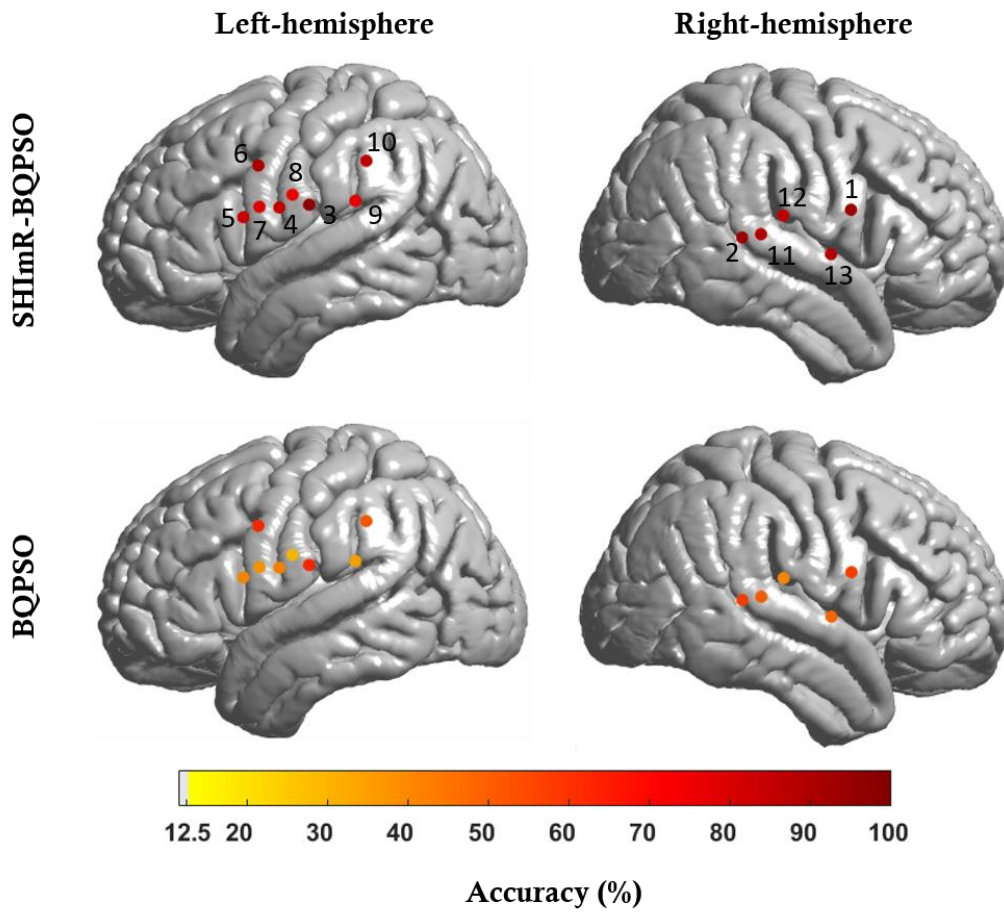


그림 9. MNI 좌표에 매핑 된 전극 별 디코딩 정확도

3.2 BQPSO와 SH-BQPSO 비교

Time window가 20ms일 때를 제외하면, SH-BQPSO에서 디코딩 정확도는 가중치와 상관없이 BQPSO 알고리즘 보다 유의미하게 높았다 (그림 10). 이는 Semantic-hierarchical 구조가 음성 인식 ECoG 디코딩에 효과적이며, BQPSO 특징 선택의 성능 향상에도 유효한 성능을 보임을 나타낸다. 정확도에 대한 가중치가 낮고 특징 개수 감소에 대한 가중치가 높은 경우, 기존 BQPSO 방식이 SH-BQPSO 방식 대비 특징 개수 감소에서 더 나음을 볼 수 있다. Time window와 가중치에 대해 최대 정확도를 보이는 경우로 최적화 했을 때의 결과는 그림 11에서 볼 수 있다. BQPSO 대비 SH-BQPSO에서 디코딩 정확도와 특징 개수 감소 모두 유의미한 성능 향상을 보였다.

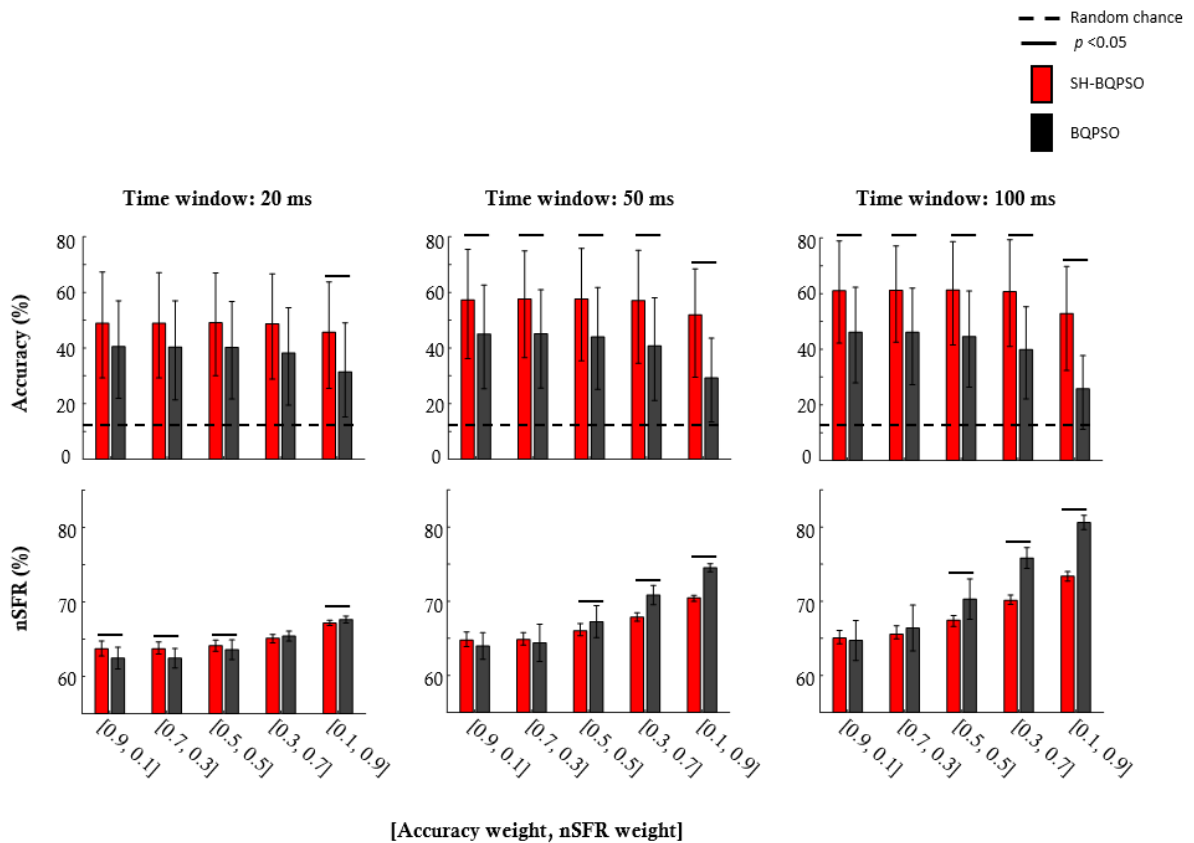


그림 10. 가중치에 따른 SH-BQPSO와 BQPSO 방식의 결과 비교
(위: 정확도 비교; 아래: nSFR 비교)

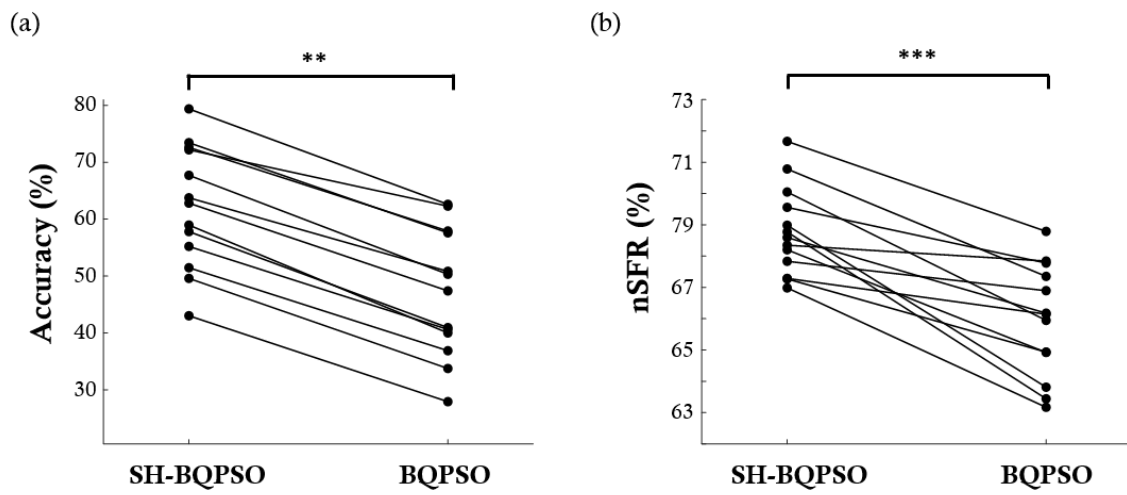


그림 11. (a) SH-BQPSO와 BQPSO 알고리즘의 디코딩 정확도
 (b) SH-BQPSO와 BQPSO 알고리즘의 nSFR

3.3 BQPSO와 I-BQPSO 비교

I-BQPSO 알고리즘의 디코딩 결과는 기존 연구에서 제안한 방식인 I-BQPSO(reference)와 본 연구에서 개선한 방식인 I-BQPSO(proposed) 그리고 BQPSO 방식과 비교되었다 (그림 12). Time window가 20ms일 때를 제외하면 가중치 조합과 관계없이 디코딩 정확도가 뛰어났다($p < 0.05$). Time window가 20ms 일 때에도 가중치 조합에 따라 유의미한 성능 향상을 보였다. 특징 개수 감소에서는 time window와 관계없이 유의미하게($p < 0.05$) 뛰어남을 볼 수 있다. 이는 우리가 제안한 방식이 기존 I-BQPSO와 BQPSO 방식 보다 특징 선택 성능이 더 우수함을 나타낸다. Time window와 가중치에 대해 최대 정확도를 보이는 경우로 최적화 했을 때의 결과는 그림 13에서 볼 수 있다. 정확도와 특징 개수 감소에서 유의미한 성능 향상이 있었다.

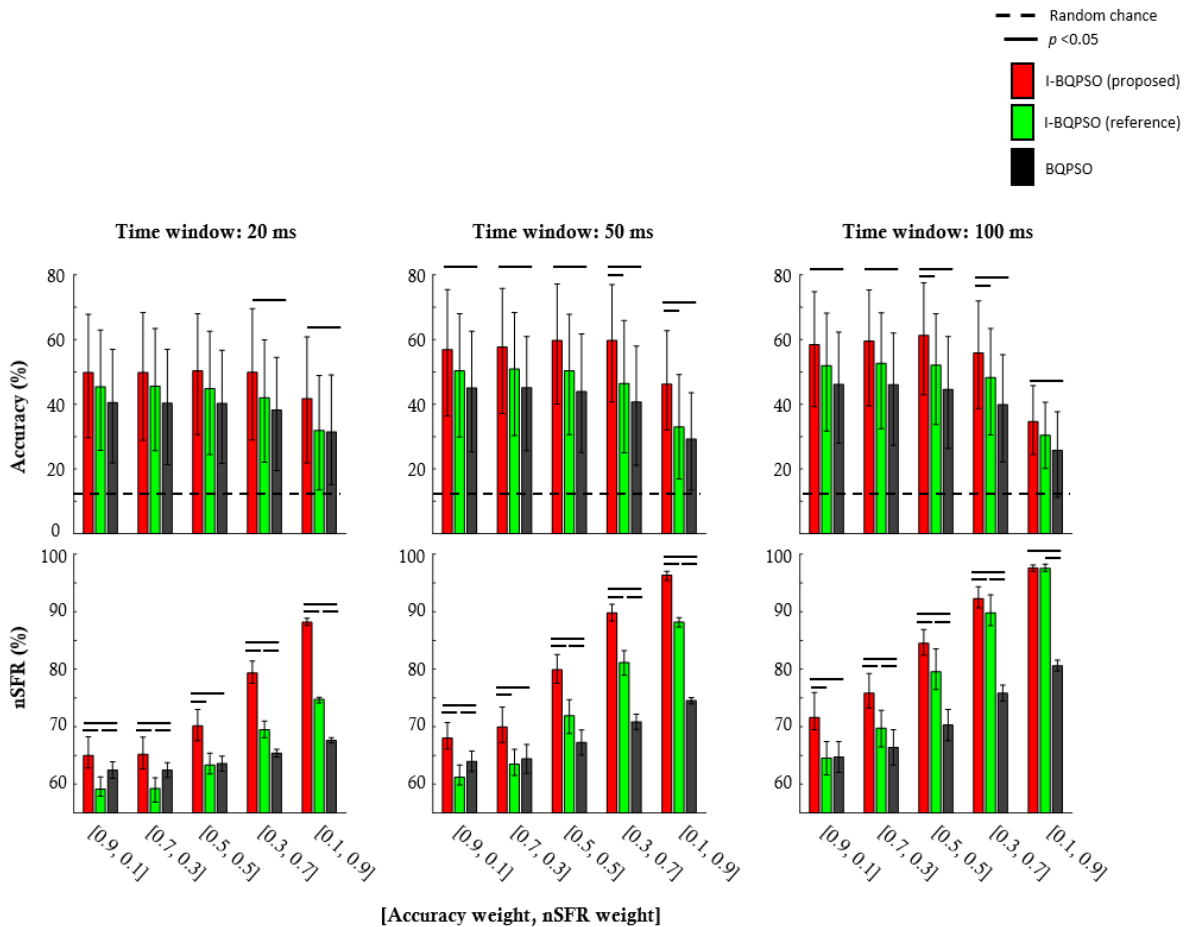
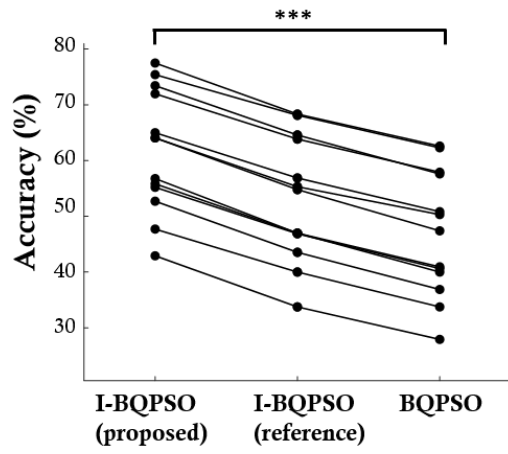


그림 12. 가중치에 따른 I-BQPSO와 BQPSO 방식의 결과 비교
(위: 정확도 비교; 아래: nSFR 비교)

(a)



(b)

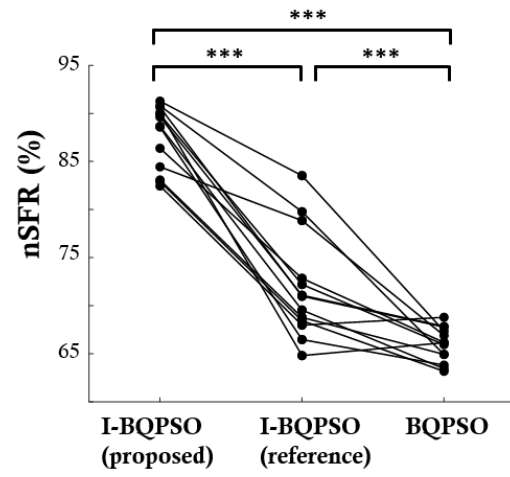


그림 13. (a) I-BQPSO와 BQPSO 알고리즘의 디코딩 정확도
(b) I-BQPSO와 BQPSO 알고리즘의 nSFR

3.4 BQPSO와 mR-BQPSO 비교

mR-BQPSO는 time window가 20ms일 때, 즉 특징 차원의 크기가 클 때 특징 개수 감소에 효과적이었다 (그림 14). 디코딩 정확도에도 차이를 보였으나 유의미한 차이는 없었다. 이는 mR-BQPSO 방식은 정확도 향상에는 크게 기여하지 못하지만 특징 차원이 고차원 일수록 특징 개수 감소에 효과적일 수 있음을 나타낸다. Time window와 가중치에 대해 최대 정확도 케이스로 최적화 했을 때의 결과는 그림 15에서, time window가 20ms일 때 가중치 조합에 대해 최대 정확도인 경우의 결과를 그림 16에서 볼 수 있다. 그림 15에서 BQPSO과 mR-BQPSO는 통계적 차이를 보이지 않았다. 하지만 특징 차원의 크기가 가장 큰 20ms 인 경우에서 mR-BQPSO는 BQPSO 대비 유의미한 nSFR 증가를 보였다.

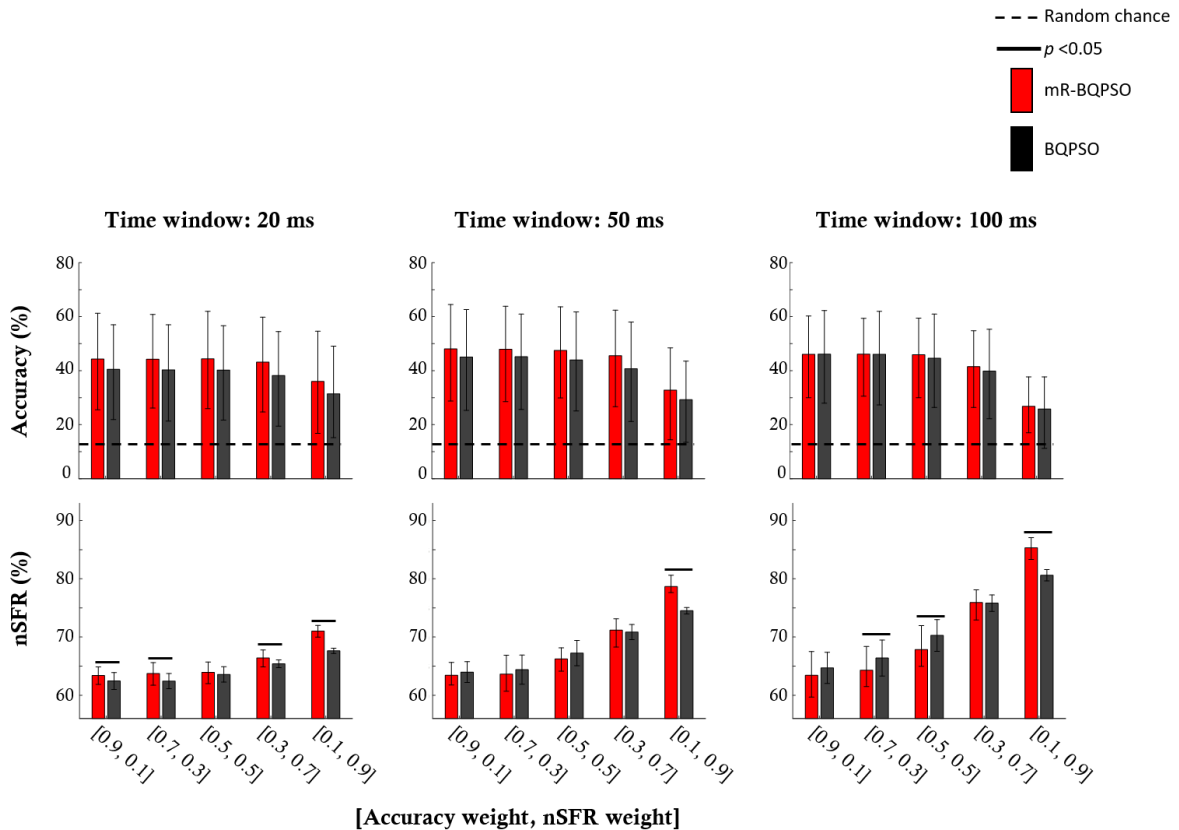


그림 14. 가중치에 따른 mR-BQPSO와 BQPSO 방식의 결과 비교 (위: 정확도 비교; 아래: nSFR 비교)

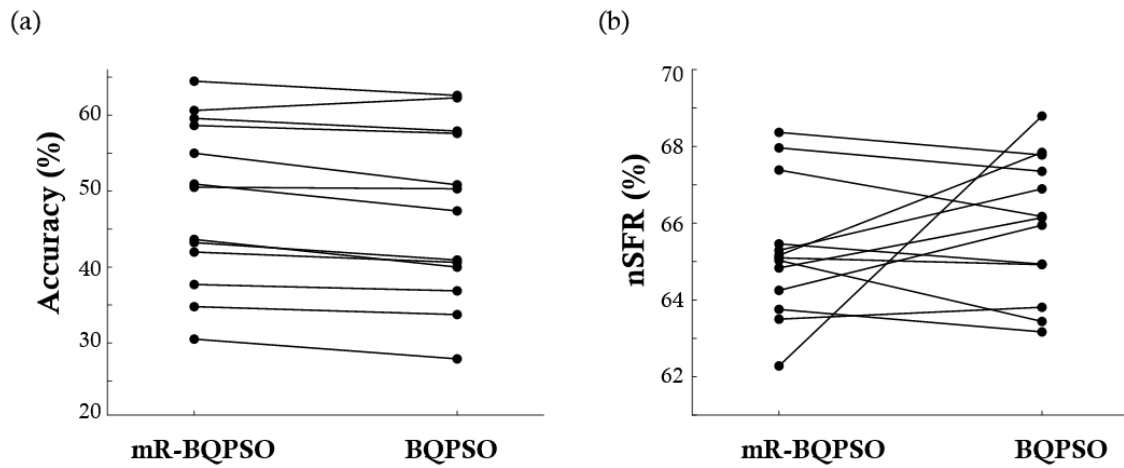


그림 15. (a) mR-BQPSO와 BQPSO 알고리즘의 디코딩 정확도
(b) mR-BQPSO와 BQPSO 알고리즘의 nSFR

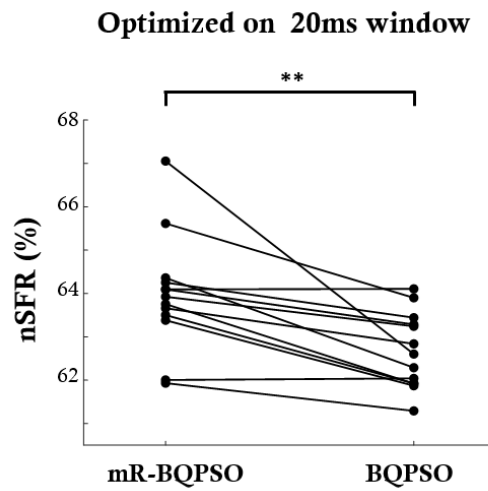


그림 16. Time window가 20ms일 때, mR-BQPSO와 BQPSO 알고리즘의 nSFR 비교

3.5 mRMR과 BQPSO, SHImR-BQPSO 비교

SHImR-BQPSO와 BQPSO 알고리즘의 결과는 가중치 조합 $[w1, w2]$ 과 time window 에서 최적화 된 값이다. mRMR 알고리즘은 time window에 대해서 최적화 되었다. SHImR-BQPSO와 BQPSO 알고리즘은 디코딩 디코딩 정확도에서 mRMR 방식보다 뛰어났다($p < 0.001$) (그림 17). 성능 상승 폭은 최소 74.6%에서 최대 284% 였으며 평균 162%의 성능 상승을 보였다. 특징 개소 감소 측면에서는 SHImR-BQPSO 방식과 mRMR 방식이 BQPSO 방식대비 유의미한 차이를 보였다. 그러나 SHImR-BQPSO와 mRMR 방식 간 유의미한 차이는 없었다.

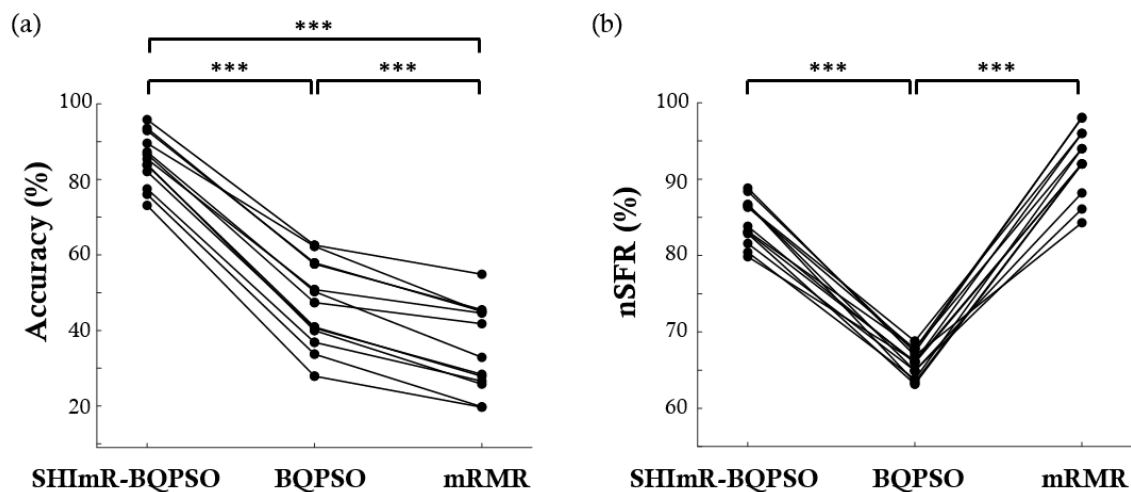


그림 17. mRMR과 BQPSO, SHImR-BQPSO 비교
(a) 디코딩 정확도; (b) nSFR

4. 토의 및 결론

4.1 토의 및 결론

분류 성능은 특징 벡터의 품질에 의존하므로, 특징 선택은 정확도 향상을 위해 매우 중요하다. Wrapper 기반의 알고리즘은 특징 선택에서 우수한 성능을 보여 널리 사용되는 방식이다. 그 중에서 BQPSO 방식은 뛰어난 성능을 보여 최근 활발히 연구되고 있다. 그러나 지역 최적 값으로의 조기 수렴 방지 및 정확도 향상을 위한 개선은 여전히 필요하다. 우리는 음성 인식 ECoG 분류에서 특징 선택을 위한 방식으로 새로운 BQPSO 방식을 제안한다.

우리는 BQPSO 알고리즘의 성능 향상을 위해 3가지 개선안을 적용시킨 SHImR-BQPSO 알고리즘을 제안했다. SH-BQPSO는 디코딩 성능 향상을, I-BQPSO 알고리즘은 조기 수렴을 방지, mR-BQPSO에서는 고차원 특징을 효과적으로 줄이는 것을 목표로 한다. **그림 10-16**에서 각 방식에서 성능 향상 목표가 달성되었음을 볼 수 있다. SH-BQPSO 방식과 I-BQPSO 방식, mR-BQPSO 방식을 결합시킨 SHImR-BQPSO 방식은 BQPSO 방식 대비 89.1%의 정확도 향상과 28.2%의 특징 개수 감소를 보여 음성 인식 ECoG 분류에서 기존 BQPSO 대비 통계적으로 유의미한($p < 0.001$) 성능 향상을 보였다.

일반적으로 wrapper 방식은 filter 방식보다 분류 성능이 뛰어나다. **그림 17**에서 BQPSO 방식은 mRMR 방식 대비 정확도는 높았지만, 더 많은 개수의 특징 필요로 했다. 그러나 우리가 제안한 SHImR-BQPSO 방식은 mRMR 방식 대비 성능을 크게 향상 시킴에도 선택된 특징의 개수에는 유의미한 차이가 없었다. 이러한 결과로부터 기존 BQPSO 방식은 높은 연산 비용을 필요로 함에도 filter 기반의 특징 선택 방식보다 특징 개수 감소 측면에서 성능이 떨어짐을 알 수 있다. 반면, SHImR-BQPSO 방식은 filter 기반의 방식과 유사한 특징 개수로 유의미한 성능 향상을 보였다.

Speech BCI 시스템은 음성 상상 뇌 신호의 디코딩을 목표로 한다. 하지만 본 연구에서는 음성 인식 작업에서 ECoG 신호를 사용했다. 음성 상상과 음성 인식은 동일한 뇌 기능에 의존하기 때문에 음성 상상 뇌파와 음성 인식 뇌파는 상관관계가 있다. 우리가 제안한 방식은 음성 인식 뇌파 디코딩을 위한 뇌파 특징 선택에서 뛰어난 성능을 보여주었기 때문에, 음성 상상의 효과적인 디코딩에도 적용될 수 있다.

ECoG은 높은 시간 및 공간해상도를 제공하지만, 전극 그리드의 위치는 임상 결과를 기반으로 하기 때문에 공간적 범위는 제한된다. 이 연구에서 분석한 피험자 6명의 13개의 전극은 우반구에 5개와 좌반구에 8개 위치해 있었는데, 좌반구와 우반구에 공간적으로 대칭을 이루는 전극은 없었다. 따라서 본 연구는 반구 간 디코딩 성능 및 언어 처리

메커니즘 비교를 할 수 없다는 한계가 있다.

우리의 결과를 기반으로 speech BCI 시스템의 몇가지 개선이 제안될 수 있다. SHImR-BQPSO 방식을 이용한 음성 인식 ECoG 신호 분류 성능이 우수했기 때문에, 이 방식은 음성 상상 유발 뇌 신호 분류를 위한 특징 선택에 이용될 수 있다. 운동 상상 BCI 영역에서 채널 선택을 위해 wrapper 기반의 알고리즘인 BPSO, BQPSO를 사용한 연구 사례가 있기 때문에, speech BCI를 위한 뇌파 디코딩에 채널 선택 방법으로 SHImR-BQPSO 방식을 적용할 수 있다. 본 연구에서는 개별 전극에서 디코딩을 진행하였지만, 다중 전극(multi-channel)을 이용한 디코딩을 진행한다면 정확도 개선이 있을 것이다.

참고 문헌

- [1] Kiernan, Matthew C., et al. "Amyotrophic lateral sclerosis." *The lancet* 377.9769 (2011): 942-955.
- [2] National Organization for Rare Disorders (NORD)., "Locked In Syndrome." NORD, last modified May 21, 2015, accessed Jan 11, 2022, <https://rarediseases.org/rare-diseases/locked-in-syndrome/>.
- [3] Smith, Eimear, and Mark Delargy. "Locked-in syndrome." *Bmj* 330.7488 (2005): 406-409.
- [4] Richard, I., et al. "Persistence of distal motor control in the locked in syndrome. Review of 11 patients." *Spinal Cord* 33.11 (1995): 640-646.
- [5] Casanova, Emanuela, et al. "Locked-in syndrome: improvement in the prognosis after an early intensive multidisciplinary rehabilitation." *Archives of physical medicine and rehabilitation* 84.6 (2003): 862-867.
- [6] Doble, Jennifer E., et al. "Impairment, activity, participation, life satisfaction, and survival in persons with locked-in syndrome for over a decade: follow-up on a previously reported cohort." *The Journal of head trauma rehabilitation* 18.5 (2003): 435-444.
- [7] Dash, Debadatta, Paul Ferrari, and Jun Wang. "Decoding imagined and spoken phrases from non-invasive neural (MEG) signals." *Frontiers in neuroscience* 14 (2020): 290.
- [8] Zhu, Hongzhi, Septimiu E. Salcudean, and Robert N. Rohling. "A novel gaze-supported multimodal human-computer interaction for ultrasound machines." *International journal of computer assisted radiology and surgery* 14.7 (2019): 1107-1115.
- [9] Shin, Sungtae, Reza Tafreshi, and Reza Langari. "EMG and IMU based real-time HCI using dynamic hand gestures for a multiple-DoF robot arm." *Journal of Intelligent & Fuzzy Systems* 35.1 (2018): 861-876.
- [10] Na, Youngmin, Hyejin Yang, and Jihwan Woo. "Classification of the Korean Sign Language Alphabet Using an Accelerometer with a Support Vector Machine." *Journal of Sensors* 2021 (2021).
- [11] Rabbani, Qinwan, Griffin Milsap, and Nathan E. Crone. "The potential for a speech brain-computer interface using chronic electrocorticography." *Neurotherapeutics* 16.1 (2019): 144-165.
- [12] Brumberg, Jonathan S., et al. "Brain-computer interfaces for speech communication." *Speech communication* 52.4 (2010): 367-379.
- [13] Min, Beomjun, et al. "Vowel imagery decoding toward silent speech BCI using

extreme learning machine with electroencephalogram." *BioMed research international* 2016 (2016).

- [14] Hollenstein, Nora, et al. "Decoding EEG Brain Activity for Multi-Modal Natural Language Processing." *arXiv preprint arXiv:2102.08655* (2021).
- [15] Cooney, Ciaran, Raffaella Folli, and Damien Coyle. "Neurolinguistics research advancing development of a direct-speech brain-computer interface." *IScience* 8 (2018): 103-125.
- [16] Palmer, Erica D., et al. "An event-related fMRI study of overt and covert word stem completion." *Neuroimage* 14.1 (2001): 182-193.
- [17] Hwang, Han-Jeong, Kiwoon Kwon, and Chang-Hwang Im. "Neurofeedback-based motor imagery training for brain-computer interface (BCI)." *Journal of neuroscience methods* 179.1 (2009): 150-156.
- [18] Ahn, Minkyu, and Sung Chan Jun. "Performance variation in motor imagery brain-computer interface: a brief review." *Journal of neuroscience methods* 243 (2015): 103-110.
- [19] Yoshimura, Natsue, et al. "Decoding of covert vowel articulation using electroencephalography cortical currents." *Frontiers in neuroscience* 10 (2016): 175.
- [20] Pei, Xiaomei, et al. "Decoding vowels and consonants in spoken and imagined words using electrocorticographic signals in humans." *Journal of neural engineering* 8.4 (2011): 046028.
- [21] Livezey, Jesse A., Kristofer E. Bouchard, and Edward F. Chang. "Deep learning as a tool for neural data analysis: speech classification and cross-frequency coupling in human sensorimotor cortex." *PLoS computational biology* 15.9 (2019): e1007091.
- [22] Na, Youngmin, et al. "Semantic-hierarchical model improves classification of spoken-word evoked electrocorticography." *Journal of neuroscience methods* 311 (2019): 253-258.
- [23] Brigham, Katharine, and BVK Vijaya Kumar. "Subject identification from electroencephalogram (EEG) signals during imagined speech." *2010 Fourth IEEE International Conference on Biometrics: Theory, Applications and Systems (BTAS)*. IEEE, 2010.
- [24] Lee, Seo-Hyun, Minji Lee, and Seong-Whan Lee. "EEG representations of spatial and temporal features in imagined speech and overt speech." *Asian Conference on Pattern Recognition*. Springer, Cham, 2019.
- [25] Kumar, Lalit, and Kusum Kumari Bharti. "A novel hybrid BPSO-SCA approach for feature selection." *Natural Computing* 20.1 (2021): 39-61.
- [26] Wu, Qing, et al. "A feature selection method based on hybrid improved binary

- quantum particle swarm optimization." *IEEE Access* 7 (2019): 80588–80601.
- [27] Unler, Alper, Alper Murat, and Ratna Babu Chinnam. "mr2PSO: A maximum relevance minimum redundancy feature selection method based on swarm intelligence for support vector machine classification." *Information Sciences* 181.20 (2011): 4625–4641.
- [28] Tabakhi, Sina, Parham Moradi, and Fardin Akhlaghian. "An unsupervised feature selection algorithm based on ant colony optimization." *Engineering Applications of Artificial Intelligence* 32 (2014): 112–123.
- [29] Tabakhi, Sina, and Parham Moradi. "Relevance–redundancy feature selection based on ant colony optimization." *Pattern recognition* 48.9 (2015): 2798–2811.
- [30] Kennedy, James, and Russell Eberhart. "Particle swarm optimization." *Proceedings of ICNN'95–international conference on neural networks*. Vol. 4. IEEE, 1995.
- [31] Kennedy, James, and Russell C. Eberhart. "A discrete binary version of the particle swarm algorithm." *1997 IEEE International conference on systems, man, and cybernetics. Computational cybernetics and simulation*. Vol. 5. IEEE, 1997.
- [32] Sun, Jun, Bin Feng, and Wenbo Xu. "Particle swarm optimization with particles having quantum behavior." *Proceedings of the 2004 congress on evolutionary computation (IEEE Cat. No. 04TH8753)*. Vol. 1. IEEE, 2004.
- [33] Sun, Jun, et al. "Quantum–behaved particle swarm optimization with binary encoding." *International Conference on Adaptive and Natural Computing Algorithms*. Springer, Berlin, Heidelberg, 2007.
- [34] Xi, Maolong, et al. "Cancer feature selection and classification using a binary quantum–behaved particle swarm optimization and support vector machine." *Computational and mathematical Methods in Medicine* 2016 (2016).
- [35] Benkhaled, Sihem, Hichem Houassi, and Mounir Hemam. "A Quantum Particle Swarm Optimization Approach for Feature Selection in the Data Classification." *The 8th International Seminary on Computer Science Research at Feminine* 2379 (2016): 33–41.
- [36] Zhang, Lei, and Qingguo Wei. "Channel selection in motor imaginary–based brain–computer interfaces: a particle swarm optimization algorithm." *Journal of integrative neuroscience* 18.2 (2019): 141–152.
- [37] Wu, Qing, et al. "iBQPSO: An improved BQPSO algorithm for feature selection." *2018 International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN)*. IEEE, 2018.
- [38] Dabba, Ali, Abdelkamel Tari, and Samy Meftali. "Hybridization of Moth flame optimization algorithm and quantum computing for gene selection in microarray data." *Journal of Ambient Intelligence and Humanized Computing* 12.2 (2021): 2731–2750.

- [39] Schomer, Donald L., and Fernando Lopes Da Silva. *Niedermeyer's electroencephalography: basic principles, clinical applications, and related fields*. Lippincott Williams & Wilkins, 2012.
- [40] Bear, Mark, Barry Connors, and Michael A. Paradiso. *Neuroscience: Exploring the Brain, Enhanced Edition: Exploring the Brain*. Jones & Bartlett Learning, 2020.
- [41] Kinney, Justin B., and Gurinder S. Atwal. "Equitability, mutual information, and the maximal information coefficient." *Proceedings of the National Academy of Sciences* 111.9 (2014): 3354–3359.
- [42] Peng, H. C., Chris Ding, and F. H. Long. "Minimum redundancy–maximum relevance feature selection." *IEEE Intelligent Systems* 20.6 (2005): 70–71. 0
- [43] Zhao, Jing, Jun Sun, and Wenbo Xu. "A binary quantum–behaved particle swarm optimization algorithm with cooperative approach." *International Journal of Computer Science Issues (IJCSI)* 10.1 (2013): 112.
- [44] Baig, Muhammad Zeeshan, et al. "Differential evolution algorithm as a tool for optimal feature subset selection in motor imagery EEG." *Expert Systems with Applications* 90 (2017): 184–195.
- [45] Lin, Lin, et al. "Novel adaptive hybrid rule network based on TS fuzzy rules using an improved quantum–behaved particle swarm optimization." *Neurocomputing* 149 (2015): 1003–1013.
- [46] Worsley, Keith J., et al. "A Matlab toolbox for the statistical analysis of univariate and multivariate surface and volumetric data using linear mixed effects models and random field theory." *NeuroImage Organisation for Human Brain Mapping 2009 Annual Meeting*. Vol. 47. 2009.
- [47] Padfield, Natasha, et al. "EEG–based brain–computer interfaces using motor–imagery: Techniques and challenges." *Sensors* 19.6 (2019): 1423.
- [48] Hassanpour, Hamid, Mostefa Mesbah, and Boualem Boashash. "Time–frequency feature extraction of newborn EEG seizure using SVD–based techniques." *EURASIP Journal on Advances in Signal Processing* 2004.16 (2004): 1–11.
- [49] Li, Junhua, et al. "Decoding EEG in cognitive tasks with time–frequency and connectivity masks." *IEEE Transactions on Cognitive and Developmental Systems* 8.4 (2016): 298–308.
- [50] Makeig, Scott. "Auditory event–related dynamics of the EEG spectrum and effects of exposure to tones." *Electroencephalography and clinical neurophysiology* 86.4 (1993): 283–293.

[Abstract]

Development of feature selection algorithm based on binary quantum-behaved particle swarm optimization for decoding electrocorticography

Kim Dong-Seok

Supervisor: Woo Ji-Hwan

Department of Biomedical Engineering

University of Ulsan

BCI system can help paralyzed patients communicate by decoding the patient's imagined speech and outputting it to an external device. In the development of such a BCI system, a technology for accurately decoding EEG is essential. However, EEG is mixed with signals that are unrelated to the task, which reduces accuracy. Therefore, feature selection is required to improve decoding performance. A typical feature selection algorithm of the wrapper method is binary quantum-behaved particle optimization (BQPSO).

In this study, we proposed a novel feature selection method based on the BQPSO algorithm and applied to electrocorticography (ECoG) decoding for speech perception. In SHImR-BQPSO, three improvements were applied to improve performance. Proposed SHImR-BQPSO algorithm was significantly higher performance than BQPSO algorithm in terms of reducing the number of features and improving decoding accuracy.

[Keyword] Decoding words, Quantum-behaved particle swarm optimization, Speech brain computer interface, Electrocorticography