

Support Vector Machine(SVM)-based classification of eyewitness memory using single-trial EEG*

Keunsoo Ham^{1†}, Kipyong Kim¹, Hojin Jeong¹

¹Psychological Forensics Division, National Forensic Service

The focus of this study was discriminating the eyewitness memory using single-trial electroencephalogram (EEG) evoked by memory cues composed of multiple words. We reanalyzed the event-related potentials (ERP) data (n=69) from Ham, Kim, & Jeong (2018) studies, and two-class classification was conducted to distinguish correctly witnessed objects vs unwitnessed objects trials using linear support vector machine (SVM) algorithm. The single-trial classification analysis showed the post-stimulus EEG activity between 800 to 850 ms was the most accurate interval for the memory classification (57.43%). This result suggests that the EEG during memory retrieval can be used to determine whether or not it is witnessed. Finally, we discussed some points to consider when using EEG for eyewitness memory classification.

Keywords: eyewitness memory, recognition, EEG, support vector machine

1 차원고접수 18.06.29; 수정원고접수 18.10.23; 최종게재결정 18.10.23

수사 현장에서 범죄와 관련된 물리적 단서가 없을 때 목격자들의 기억은 중요한 정보원이 된다. 이러한 점 때문에 인지 면담(Fisher, Milne, & Bull, 2011)이나 자기 기입식 면담(Kim & Kim, 2016), 혹은 도약 눈 운동과 같은 일시적인 인출 향상 기법(Ham & Jeong, 2017) 등 목격자들에게 정확한 정보를 최대한으로 얻기 위한 기법들을 알아보려는 연구가 수행되고 있다. 그러나, 협조적인 목격자에게서 수집한 기억 정보가 모두 정확하지 않을 수도 있다(Wells, Memon, & Penrod, 2006). 그렇지만 효율적인 수사 진행을 위해서는 목격자들이 보고한 기억 정보의 정확성을 평가할 필요가 있으며, 이 때문에 목격 여부를 구별할 수 있는 심리 행동적 특징들을 조사하기 위한 연구들이 수행되어왔다.

목격자 기억 연구에 활용할 수 있는 행동 및 신경생리학적 지표를 조사한 연구들은 자극 제시 후 응답까지의 반응 시간(Weber, Brewer, Wells, Semmler, & Keast, 2004)과 같

은 행동적인 측정치 또는 뇌파(Ham, Pyo, Jang, & Yoo, 2015; Lefebvre, Marchand, Smith, & Connolly, 2007)와 두뇌 활성화(Abe et al., 2008)와 같은 신경생리학적 측정치를 분석하여 목격 여부에 따라 발생하는 차이를 살펴보고 했다. 사건관련전위(event-related potentials, ERPs)를 이용한 연구들은 재인과 관련 있는 정보처리, 특히 친숙성(familiarity)과 의도적 회상(recollection)을 반영하는 ERP 성분들을 분석했다(Ham, Kim, & Jeong, 2018). 기억 단서가 제시되고 300~600ms 이후 전두 영역에서 유발되는 부적 전위는 자극의 친숙성 판단과 관련된 재인 처리를 반영하는 ERP 성분(FN400)으로 여겨지며, 목격 자극보다 비목격 자극에서 부적 전위가 더 높은 양상으로 관찰된다. 반면, 두정 영역에서 400~800ms 구간에서 유발되는 정적 전위는 자극과 연관된 세부적인 정보들을 인출하는 재인 처리로 알려진 의도적 회상을 반영하는 ERP 성분(LPC)이라 여겨지며, 비목

* 본 연구는 행정안전부 주관 국립과학수사연구원 과학수사감정기법 연구개발 사업의 지원을 받아 수행되었음(2018-심리-01).

† 교신저자: 함근수, 국립과학수사연구원 법심리과, (26460) 강원도 원주시 입춘로 10

Tel : 033-902-5355, Email : ksham@korea.kr

격 자극보다 목격 자극에서 정적 전위가 더 높은 양상으로 나타난다(Rugg & Curran, 2007). 목격 여부에 따라 이런 ERP 성분의 차이를 조사한 한 연구에서는 범 죄 재연 동영상 상에서 목격한 범인의 얼굴(target)에 대해 목격하지 않은 얼굴(filler)보다 LPC가 더 크게 유발되며, 이런 패턴이 목격 후 1주일도 지나도 유지되었다는 결과를 관찰했다(Lefebvre et al., 2007). 기능적 자기공명영상(functional magnetic resonance imaging, fMRI)을 이용한 Abe 등(2008)의 연구는 목격한 자극이 연상회(supramarginal gyrus)나 측두회(temporal gyrus)에서 더 높은 활성화를 유발하는 것을 관찰했다.

이렇게 목격 여부에 따른 신경생리학적 반응의 차이가 있다는 것을 보여주는 증거들은 축적되고 있지만, 이런 지표들을 분석하여 목격 여부를 변별한 연구는 적은 편이다. 이런 연구들은 부스트랩 방법을 이용하여 ERP의 차이를 검증하거나(Lefebvre et al., 2007), 기계학습 알고리즘을 이용하여 목격 여부에 따른 뇌파 패턴을 구분하고자 했다. 예를 들어, Ham, Kim, Jeong과 Yoo(2018)는 범 죄를 재연한 동영상에서 목격할 수 있었던 물건들을 재인하는 동안 유발된 개별 시행의 뇌파에 Support Vector Machine(SVM) 기법을 적용했을 때, 목격 여부를 최대 56% 분류할 수 있다고 보고했다. SVM은 주어진 자료의 범주를 가장 잘 구분할 수 있는 초평면(hyperplane)을 계산하고, 학습에 이용되지 않은 새 자료가 제시되었을 때 해당 자료와 초평면 간 거리를 고려하여 범주들을 분류하는 기법으로 뇌파를 이용한 분류 연구에서도 유용하다는 연구 결과가 보고되고 있다(Nemrodov, Niemeier, Mok, & Nestor, 2016; Noh, Herzmann, Curran, & de Sa, 2014).

한편, 앞서 언급한 Ham, Kim, Jeong과 Yoo(2018)의 연구에서는 물건 사진에 의해 유발된 뇌파를 이용하여 목격 여부를 분류하려고 했다. 그 결과, 자극 제시 후 400~450ms의 뇌파를 이용하여 분류했을 때 평균 정확률이 56.26%로 제일 높았으며, 다음으로 350~400ms 구간의 뇌파를 이용한 목격 여부의 분류 정확률이 55.19%로 관찰되었다. 하지만 실제 범 죄 수사 과정에서 실물이나 사진과 같은 물리적 단서를 확보하는 것이 어려울 수 있다. 예를 들어, 목격자가 범인에게서 특정 상표가 붙어 있는 빨간색 모자를 봤다고 보고했지만, 그 모자가 증거로 수집되지 않아 목격자에게 보여줄 수 없는 상황이 존재할 수 있다. 이런 경우 물건 사진이 아닌 물건의 단어를 이용하여 유발된 뇌파를 분석하여 목격 여부를 분류하는 시도를 적용해볼 수 있을 것이다. 목격자의 진술 내용을 토대로 실험 자극을 구성할 수 있기 때문에, 정

확한 정보의 인출을 반영하는 뇌파 패턴이 있음을 확인한다면 추후에는 진술의 타당성을 검증하는데도 활용할 수 있을 것이다.

본 연구는 기억 단서로 물건 사진을 사용했던 Ham, Kim, Jeong과 Yoo(2018)의 선행 연구를 확장해 여러 단어로 구성된 기억 단서에 대한 뇌파 패턴을 이용하여 목격 여부를 얼마나 정확하게 분류할 수 있는지를 알아보려고 했다. 이를 위해 Ham, Kim과 Jeong(2018)의 실험 2에서 수집한 자료를 재분석하여 물건 단어에 의해 유발된 뇌파를 이용한 목격 여부 분류 모델의 정확성을 평가했다. 이 연구에서 참가자들은 실험 자극을 범 죄 재연 동영상에서 목격했는지, 목격하지 않았는지를 분류했다. 실험 자극으로는 동영상에서 목격한 물건을 의미하는 세 어절의 단어구 9개(예, 빨강 하트 상자)와 이 물건의 색상(예, 검정 하트 상자)이나 형태(예, 빨강 사각 상자)와 같은 일부 속성이 변경된 비목격 자극 18개(색상 변형 9개, 형태 변형 9개)가 각각 7회씩 반복 제시되었다. ERP를 분석했을 때 목격 자극은 비목격 자극보다 LPC를 크게 유발시키는 것이 관찰되었다. 본 연구는 이 연구에서 수집한 뇌파 자료에 SVM을 적용하여 분류 정확률을 평가함으로써, 수사 과정에서 활용할 수 있는 목격 여부 분류 방법을 개발하기 위한 기초자료를 제공하고자 한다.

방 법

연구대상

Ham, Kim과 Jeong(2018)의 실험 2에서 목격 자극에 대한 단어구를 이용한 재인 과제 중 언어진 69명의 사건관련전위 자료(62개 전극, 표집률 1000Hz)를 재분석하여 분류를 시도했다. 이 실험에서 목격 자극에 대한 적응률은 76%였고, 비목격 자극에 대한 정확기각률은 91%로 높게 나타났기 때문에, 이를 고려하여 목격 자극과 목격하지 않은 자극을 정확하게 분류한 적응과 정확 기각 시행의 뇌파만을 분석에 사용했다. Ham, Kim과 Jeong(2018)은 표본율을 250Hz로 낮춘 후 뇌파 자료를 1~30Hz 대역의 신호만을 여과(band-pass filtering)해서 분석했으나, 고역 통과 필터(high pass filter)가 0.3Hz를 넘는 경우 언어나 인지와 관련 있는 ERP 성분이 영향을 받는다는 선행 연구(Tanner, Morgan-Short, & Luck, 2015)를 고려하여 해당 자료를 0.3~30Hz 대역의 신호만을 대역 여과(band-pass filtering)한 후 주성분 분석을 통해 눈 움직임의 영향을 교정하는 절차로 재분석했다(Wallstrom, Kass, Miller, Cohn, & Fox, 2004). 다음으로 적응과 정확 기각 조건의 시행마다 기억 단서 제시 200ms

전부터 제시 후 1000ms까지 구간을 추출하였다. 각 조건마다 뇌파 중 잡음이 있는 시행(최대/최소 전위가 50 μ V를 초과한 시행)은 제외되었으며, 적중 또는 정확 기각 시행을 최소 20개 이상 유지한 참가자들의 자료만 분석했다. 그렇지만 이 기준에 해당되는 참가자는 없었다.

자료 분석

본 연구에서는 LIBSVM(Chang & Lin, 2011)에서 제공하는 선형 SVM 커널을 이용한 Decoding Deciding Toolbox(Bode, Feuerriegel, Bennett, & Alday, 2018)를 활용하여 Support Vector Machine(SVM) 분류기의 학습 및 성능 평가에 사용했다. 먼저, 분석에 사용할 전극들의 수를 30개로 줄였다. 평균적으로 참가자마다 목격 자극의 시행 수가 40개 내외라는 것을 고려했을 때, 62개의 측정 전극을 모두 사용할 경우 과적합(overfitting) 문제가 발생할 수 있어 30개의 측정 전극만을 선정하여 분석에 사용했다. 구체적으로, 32개의 전극이 붙어있는 Quik-cap(Neuroscan, USA)에서 눈움직임을 측정하는 전극(VEOG, HEOG)들을 제외하고 나머지 30개의 위치에 해당하는 전극(FP1, FP2, F7, F3, FZ, F4, F8, FT7, FC3, FCZ, FC4, FT8, T7, C3, CZ, C4, T8, TP7, CP3, CZ, CP4, TP8, P7, P3, PZ, P4, P8, O1, O2, OZ)들을 사용했다. 다음으로 30개의 전극마다 적중 시행과 정확 기각 시행의 기억 단서 제시 전 200ms부터 제시 후 1000ms까지 총 1200ms를 50ms씩 이동하면서 각 구획(50ms)의 뇌파 신호를 평균함으로써, 시간 구간마다 공간적 전위 분포에 대한 특징들을 추출했다.

다음으로 10 \times 10겹 교차 타당성 검증을 통해 분류기의 성능을 평가했다. 이 방법은 전체 뇌파(목격자극: $M=41.30$, $SD=8.65$; 비목격자극: $M=99.22$, $SD=18.61$)의 90%(시행 수: $M=73.99$, $SD=15.60$)를 이용하여 선형 커널의 SVM 분류기(cost parameter=1)를 학습시킨 후, 나머지 10%(시행 수: $M=7.81$, $SD=1.72$)의 자료에 대한 분류 정확성을 평가한다. 학습과 검증에 사용되는 자료를 교차하면서 이 분류 과정을 10번 수행한 후 평균 정확률을 계산하여 분류기의 성능을 평가한다. 이러한 10겹 교차 타당성 검증을 10번 반복했으며, 각 타당성 검증 과정에서 산출된 분류 정확률을 평균한 값을 분류기의 성능 평가를 위한 통계 분석에 사용했다. 이 과정에서 비목격 자극의 뇌파를 목격 자극의 수와 동일하게 무선적으로 추출함으로써 분류기가 목격 자극이나 비목격 자극에 편향되지 않고 패턴을 학습하도록 조작했다.

시간대별로 각 구간의 분류 정확률이 우연 수준인 50%보다 높은지를 알아보기 위해 종속 표본 t -검증을 실시함으로써,

분류기의 성능을 평가했다. 이때 시간대별로 총 24개의 구간마다 개별로 통계 검증이 이뤄진다는 점을 고려하여, 다중 비교로 인한 1종 오류의 확률을 교정하고자 Benjamini와 Hochberg(1995)가 제안한 False Discovery Rate(FDR) 교정된 p 값을 계산하여 유의 수준을 평가했다.

결과

사건관련전위 재분석 결과

Ham, Kim과 Jeong(2018)의 자료를 재분석한 목격 자극과 비목격 자극의 ERP가 Figure 1A에 제시되어 있다. 반구 위치를 구분하여 기억 단서 제시 후 목격 여부에 따라 FN400(400~600ms)과 LPC 성분(600~900ms)의 차이를 각각 분석했을 때, 좌반구 전두 영역(F1, F3, F5 평균)에서 유발된 FN400(목격자극: $M=-.42$, $SD=1.36$, 비목격자극: $M=-.70$, $SD=1.32$, $t_{68}= 3.36$, $p<.01$)과 우반구 두정 영역(P2, P4, P6 평균)에서 유발된 LPC(목격자극: $M=1.21$, $SD=1.26$ 비목격자극: $M=.36$, $SD=1.07$, $t_{68}= 9.96$, $p<.001$)에서 차이가 유의미했다.

SVM을 이용한 뇌파 분류 결과

선형 SVM을 이용하여 학습된 뇌파 분류기의 시간 구획 별 분류 정확률이 Figure 1B와 Table 1에 제시되어 있다. 기억 단서 제시 이후 분류 정확률은 점진적으로 증가하는 패턴을 보이며, 800~850ms 구간에서 분류 정확률($M=57.43\%$, $SD=7.17$)이 가장 높았고, 이후 점차 감소하는 패턴이 관찰되었다.

종속-표본 t -검증($n=69$) 결과는 기억 단서가 제시되기 전의 구간(-200~0ms)에서는 목격 자극과 비목격 자극을 우연 수준(50%) 이상으로 구분하지 못한다는 것을 보여주었다(range: 49.90~50.91%). 그렇지만 기억 단서 제시 후에는 20개 구간 중 11개의 구간의 뇌파가 목격 여부를 우연 수준 이상으로 분류했으며, 특히 450ms 이후 모든 구간에서 분류 정확률이 50%보다 유의하게 높았다(Table 1). 평균 분류 정확률이 가장 높았던 800~850ms 구간을 살펴봤을 때, 69명의 참가자 중 분류 정확률이 50% 미만은 8명(11.59%)이었으며, 60%를 초과하는 경우는 23명(33.33%)으로 나타났다(Figure 1C). 구간별로 분류 정확률이 60%를 초과하는 참가자들의 수를 살펴봤을 때, 750~800ms 구간에서 28명(40.58%)으로 가장 높은 것으로 나타났다.

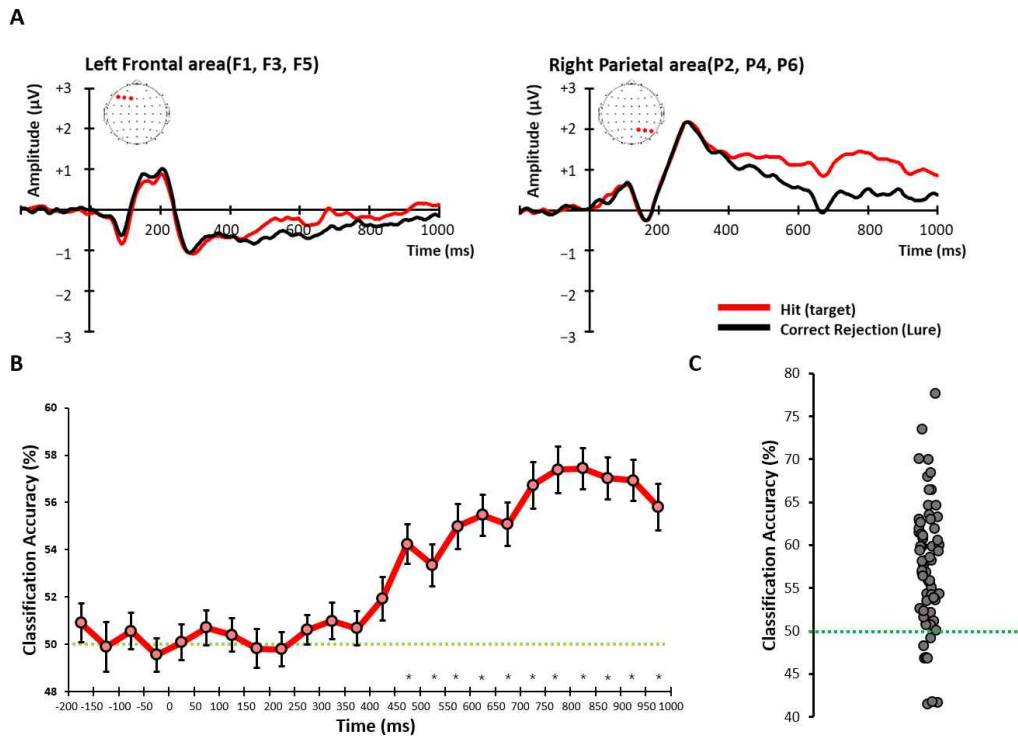


Figure 1. (A) The re-analyzed event-related potentials of hit (witnessed) and correct rejection (unwitnessed) condition (Ham, Kim, & Jeong, 2018; Experiment 2). (B) Classification accuracy using SVM according to time window (50ms; 0 to 1000ms). Mean±1SE intervals shown in error bar and asterisks indicate significantly higher decoding accuracy compared to chance level (50%) at FDR-corrected $p < .05$ level. (C) Classification accuracy for hit versus correct rejection epochs in the time window of 700 to 750ms. Filled circles correspond to individual participants

Table 1. Classification accuracy for hit(witnessed) versus correct rejection (unwitnessed) trial using single-trial EEG epoch.

Time window (ms)	Mean±SD (%)	Range (%)	<i>t</i> -value	<i>p</i> -value*	Ratio of classification accuracy above 60%, n (%)
0~50	50.08±6.34	38.5~66.50	-0.54	0.703	4 (5.80)
50~100	50.70±6.10	37.83~73.33	+0.31	0.378	5 (7.25)
100~150	50.39±5.78	35.50~69.00	+0.44	0.333	3 (4.35)
150~200	49.82±6.74	35.00~64.66	-0.42	0.662	6 (8.70)
200~250	49.79±6.12	35.25~65.12	-0.22	0.587	4 (5.80)
250~300	50.60±5.16	37.00~59.62	+1.63	0.055	0 (0.00)
300~350	50.99±6.45	37.75~65.37	+0.84	0.202	9 (13.04)
350~400	50.67±6.06	37.83~68.62	+0.62	0.270	4 (5.80)
400~450	51.92±7.53	36.66~72.25	+1.60	0.059	10 (14.49)
450~500	54.24±6.92	40.12~79.50	+5.35	<0.001	10 (14.49)
500~550	53.35±7.35	38.50~76.25	+2.89	0.003	16 (23.19)
550~600	54.98±7.99	40.00~75.25	+4.46	<0.001	21 (30.43)
600~650	55.46±7.13	38.75~71.62	+6.20	<0.001	16 (23.19)
650~700	55.07±7.67	35.00~70.25	+5.29	<0.001	20 (28.99)
700~750	56.73±8.15	36.00~74.12	+6.60	<0.001	25 (36.23)
750~800	57.38±8.08	34.75~76.12	+6.60	<0.001	28 (40.58)
800~850	57.43±7.17	41.50~77.62	+8.65	<0.001	23 (33.33)
850~900	57.02±7.39	38.50~75.25	+8.60	<0.001	23 (33.33)
900~950	56.92±7.27	37.75~81.50	+7.45	<0.001	21 (30.43)
950~1000	55.79±8.12	40.25~91.50	+5.72	<0.001	16 (23.19)

Note. *FDR-corrected *p*-value.

논 의

본 연구는 Ham, Kim과 Jeong(2018)의 자료를 재분석하여 절도 범죄를 재연한 동영상에서 목격할 수 있었던 물건들을 단어구로 바꾸어 재인할 때 유발되는 단일 시행의 뇌파를 분석하여 목격 여부를 얼마나 정확하게 분류할 수 있는지를 검증했다. 그 결과 기억 단서 제시 450ms 이후 모든 구간에서 우연 수준 이상으로 분류할 수 있었으며, 800~850ms 구간에서 평균 분류 정확률이 57.43%으로 가장 높았다. 이와 같은 결과는 기억 단서 제시 후 약 500~800ms 구간에서 관찰되는 후기 양적 성분(LPC)이 단서에 대한 세부적인 정보 탐색을 반영한다는 것을 고려해본다면(Rugg & Curran, 2007), 이런 정보처리가 발생할 것으로 예상되는 구간, 특히 기억 단서 제시 후 700ms 이후의 뇌파를 이용하여 목격 여부를 변별하는 것이 효과적일 수 있음을 시사한다.

그러나 이런 결과는 물건 사진에 대한 뇌파로 목격 여부를 구분한 선행 연구 결과(Ham, Kim, Jeong, & Yoo, 2018)와는 다소 다른 양상이다. 선행 연구에서는 기억 단서 제시 후 300~500ms 구간에서 분류 정확률이 높았으며, 500~800ms 구간은 유의미하지 않았다. 이런 차이는 연구에서 사용한 자극 유형에서의 차이, 즉 목격 여부를 바로 판단할 수 있는 사진과 달리, 화면에 제시된 단어구의 개념적인 의미를 파악한 후 목격 여부를 판단해야 하는 본 연구의 과제 속성으로 인해 발생했을 가능성이 있다(Hagoort, Brown, & Groothusen, 1993). 직접적인 비교는 어렵지만 반응 시간을 살펴봤을 때, 물건 사진을 사용한 재인 연구(Ham, Kim, Jeong, & Yoo, 2018)에서는 정확 반응 시간이 목격자극에서 714ms였고 비목격자극에서 773ms였다. 그러나 단어구를 사용한 본 연구(Ham, Kim, & Jeong, 2018; 실험 2)에서는 목격자극에 대한 정확 반응 시간은 915ms, 비목격자극에 대해서는 902ms로 목격 여부를 판단하는데 소요되는 시간이 물건 사진보다 더 늦은 경향이 있었다.

본 연구에서 세 단어로 구성된 기억 단서에 의해 유발된 뇌파를 이용하여 목격 여부를 구별할 수 있는지 살펴본 점은 수사 현장에서 목격자의 기억 평가에 뇌파의 응용 가능성을 높였다는 점에서 의의가 있다. 그러나 실제 현장에서 뇌파 기법을 응용하기 위해 추후 연구에서 고려해야 할 문제점들이 있다. 먼저, 본 연구에서는 참가자들이 목격 자극과 비목격 자극을 정확하게 분류한 시행의 뇌파만을 이용하여 목격 여부를 판단했다. 이는 본 연구의 결과를 목격자들이 정확하게 진술한 내용을 검증하는데만 적용할 수 있음을 시사한다. 추후 현장에서 활용 가능성을 높이기 위해서는 목격한 것을

목격하지 않았다고 보고하는 누락(miss)이나 목격하지 않은 것을 목격했다고 보고하는 오경보(false alarm) 시행도 고려할 필요가 있을 것이다. 다음으로, 실용적인 측면에서 평균 분류 정확률이 최대 57.43%로 높지 않다는 것을 고려해볼 때, 분류 정확률을 향상시키는 방법들을 탐색하는 작업이 필요할 것이다. 본 연구에서는 t -검증을 통해 분류 정확률이 우연 수준(50%) 이상임을 확인했지만, 학습과 검증에 사용된 조건별 시행의 수(약 40개)를 고려한다면, 60%의 정확률이 나와야 우연 수준 이상이라고 볼 수 있다(Müller-Putz et al., 2008). 즉, 엄밀하게 따지면 본 연구의 결과는 단일 시행의 뇌파만을 이용해 목격 여부를 우연 수준 이상으로 분류할 수 없다는 것이다. 따라서, 본 연구의 결과를 제한적으로 해석한다면 목격 여부를 변별할 수 있는 신경생리학적 지표를 고려할 때 기억 단서 제시 후 700~900ms의 뇌파에 주목할 필요가 있음을 보여주는 것이다.

본 연구와 같이 단일 시행의 뇌파를 이용한 분류 기법의 정확률이 낮게 나타난 여러 이유 중 하나는 단일 시행의 뇌파에는 여러 잡음 요인이 혼재되어 있다는 것이다. 학습과 분류에 사용되는 뇌파의 신호대잡음비(signal to noise ratio)를 개선하기 위해 4개 이상의 뇌파 시행을 부분적으로 평균했을 때, 분류 정확률이 향상되었다는 연구들이 있다(Grootswagers, Wardle, & Carlson, 2017). 본 연구에서는 자극들의 반복 효과를 통제하지 못해 부분 평균 방법을 적용하지 못했지만, 추후 연구에서는 부분 평균된 뇌파를 이용했을 때 분류 정확률이 얼마나 향상되는지 검증할 필요가 있다. 다음으로 선형적 관계만을 고려한 서포트 벡터 머신 분류 모델의 한계도 생각해볼 수 있다. 따라서, 비선형적 관계도 함께 고려하는 정교한 기계학습(예, convolutional neural network)을 적용하는 시도가 필요할 것이다. 이 외에 뇌파를 이용한 목격 여부를 분류 정확률을 높이기 위해서 주파수와 같은 다른 유형의 신경생리학적 측정치를 이용하는 대안도 있을 것이다. 마지막으로 개별 참가자별로 가장 높은 분류 정확률을 관찰할 수 있는 구간이 다르다는 점을 생각해본다면, 구간 선택과 무관한 지표(예, 최대 peak, latency)들을 이용하여 목격 여부를 변별해볼 필요도 있을 것이다.

본 연구는 목격한 물건의 색상이나 형태 정보가 포함된 단어구를 재인하는 동안 유발된 뇌파의 특정 구간을 분석하여 목격 여부를 우연 수준 이상으로 분류할 수 있음을 관찰했다. 실제 수사 장면에서 이 기법을 이용할 만큼 분류 정확률이 높지 않다는 한계가 분명하지만, 본 연구의 결과는 실험 절차나 분석 절차를 개선한다면 물리적 증거가 존재하지 않을 때도 진술 내용에 기반하여 자극들을 선정한 후, 기억

인출을 반영하는 신경생리학적 지표들을 분석함으로써 목격 여부를 평가할 수 있음을 시사한다. 추후 분류 정확률을 높이는 실험적, 분석 방법론적 개선을 통해 뇌파를 이용하여 법심리 분야에 응용가능한 과학적인 검사가 개발될 수 있기를 기대한다.

References

- Abe, N., Okuda, J., Suzuki, M., Sasaki, H., Matsuda, T., Mori, E., ... & Fujii, T. (2008). Neural correlates of true memory, false memory, and deception. *Cerebral Cortex*, *18*, 2811-2819.
- Benjamini, Y., & Hochberg, Y. (1995). Controlling the false discovery rate: a practical and powerful approach to multiple testing. *Journal of the Royal Statistical Society. Series B (Methodological)*, *57*, 289-300.
- Bode, S., Feuerriegel, D., Bennett, D., & Alday, P. M. (2018). The Decision Decoding ToolBOX (DDTBOX) - A multivariate pattern analysis toolbox for event-related potentials. *Neuroinformatics*, 1-16.
- Chang, C.-C., & Lin, C.-J. (2011). LIBSVM: a library for support vector machines. *ACM Transactions on Intelligent Systems and Technology (TIST)*, *2*, 1-27.
- Fisher, R. P., Milne, R., & Bull, R. (2011). Interviewing cooperative witnesses. *Current Directions in Psychological Science*, *20*, 16-19.
- Groetswagers, T., Wardle, S. G., & Carlson, T. A. (2017). Decoding dynamic brain patterns from evoked responses: A tutorial on multivariate pattern analysis applied to time series neuroimaging data. *Journal of Cognitive Neuroscience*, *29*, 677-697.
- Hagoort, P., Brown, C., & Groothusen, J. (1993). The syntactic positive shift (SPS) as an ERP measure of syntactic processing. *Language and Cognitive Processes*, *8*, 439-483.
- Ham, K. S., & Jeong, H. J. (2017). The effect of horizontal saccadic eye movement on eyewitness memory recall. *The Korean Journal of Forensic Psychology*, *8*, 195-211.
- Ham, K. S., Kim, K. P., & Jeong, H. J. (2018). Estimating eyewitness memory accuracy using event-related potentials (ERPs) Focusing on FN400 and LPC. *Korea Journal of Investigative Psychology*, *4*, 1-12.
- Ham, K. S., Kim, K. P., Jeong, H. J., & Yoo, S. H. (2018). The assessment of eyewitness memory using electroencephalogram: application of machine learning algorithm. *Korean Journal of Legal Medicine*, *42*, 62-70.
- Ham, K. S., Pyo, C. Y., Jang, T. I., & Yoo, S. H. (2015). Estimation of eyewitness identification Accuracy by event-related potentials. *Korean Journal of Legal Medicine*, *39*, 115-119.
- Kim, M. Y., & Kim, S. U. (2016). SAI (Self-Administered Interview) effect on the accuracy of recalling the event. *The Korean Journal of Social and Personality Psychology*, *30*, 63-75.
- Lefebvre, C. D., Marchand, Y., Smith, S. M., & Connolly, J. F. (2007). Determining eyewitness identification accuracy using event-related brain potentials (ERPs). *Psychophysiology*, *44*, 894-904.
- Müller-Putz, G., Scherer, R., Brunner, C., Leeb, R., & Pfurtscheller, G. (2008). Better than random: a closer look on BCI results. *International Journal of Bioelectromagnetism*, *10*, 52-55.
- Nemrodov, D., Niemeier, M., Mok, J. N., & Nestor, A. (2016). The time course of individual face recognition: A pattern analysis of ERP signals. *Neuroimage*, *132*, 469-476.
- Noh, E., Herzmann, G., Curran, T., & de Sa, V. R. (2014). Using single-trial EEG to predict and analyze subsequent memory. *Neuroimage*, *84*, 712-723.
- Rugg, M. D., & Curran, T. (2007). Event-related potentials and recognition memory. *Trends in Cognitive Science*, *11*, 251-257.
- Tanner, D., Morgan-Short, K., & Luck, S. J. (2015). How inappropriate high-pass filters can produce artifactual effects and incorrect conclusions in ERP studies of language and cognition. *Psychophysiology*, *52*, 997-1009.
- Wallstrom, G. L., Kass, R. E., Miller, A., Cohn, J. F., & Fox, N. A. (2004). Automatic correction of ocular artifacts in the EEG: a comparison of regression-based and component-based methods. *International Journal of Psychophysiology*, *53*, 105-119.
- Weber, N., Brewer, N., Wells, G. L., Semmler, C., & Keast, A. (2004). Eyewitness identification accuracy and response latency: the unruly 10-12-second rule. *Journal of Experimental Psychology: Applied*, *10*, 139-147.
- Wells, G. L., Memon, A., & Penrod, S. D. (2006). Eyewitness Evidence: Improving Its Probative Value. *Psychological Science in the Public Interest*, *7*, 45-75.

단일 시행의 뇌파와 서포트 벡터 머신(support vector machine)을 이용한 목격자 기억 분류

함근수^{1*}, 김기평¹, 정호진¹

¹국립과학수사연구원 법심리과

본 연구는 여러 단어로 구성된 기억 단서에 의해 유발된 뇌파를 이용하여 목격 여부를 우연 수준 이상으로 구별할 수 있는지 알아보기 위해 수행되었다. Ham, Kim과 Jeong(2018)의 연구에서 수집한 사건관련전위 자료(n=69)를 재분석하여 선형 서포트 벡터 머신(support vector machine, SVM) 분류 모델의 정확성을 평가했다. 참가자들마다 절도 범위를 재연한 동영상에서 목격할 수 있었던 물건과 목격하지 않은 물건을 정확하게 분류한 적중 시행과 정확 기각 시행의 뇌파가 분석에 이용되었다. 선형 SVM 커널을 이용하여 뇌파를 분류한 결과, 기억 단서 제시 후 800~850ms 구간에서 분류 정확률 평균이 57.43%로 가장 높았다. 이런 결과는 기억 단서가 제시되었을 때 이 단서와 관련된 세부적인 정보 인출이 이뤄지는 것으로 여겨지는 구간의 뇌파를 분석하여 목격 여부를 구별할 수 있음을 시사한다. 마지막으로 수사 현장에서 뇌파를 활용할 때 고려해야 할 점에 대해 논의하였다.

주제어: 목격자 기억, 재인, 뇌파, 서포트 벡터 머신