

## 기계학습을 통한 수행오류 예측 및 분류: 시행 간 간격을 중심으로\*

이 경 면

김 초 복<sup>†</sup>

경북대학교 심리학과

오류의 원인을 이해하고 예측하는 것은 일상생활이나 산업현장에서 일어날 수 있는 사고를 방지하는 데 중요하다. 최근 오류 예측 연구에서는 고정된 시행 간 간격(inter-trial interval, ITI)의 인지 과제를 사용하여 성공적으로 오류를 예측하였지만, ITI를 고려하지 않아 오류 예측 모형을 일반적인 상황까지 적용하기가 어려움이 있다. 본 연구에서는 오류 이전 여섯 시행들로부터 얻어진 반응시간과 ITI 추세, 그리고 오류 시행에서의 과제조건을 이용하여 기계학습을 통해 오류를 예측하고자 하였다. 그 결과, 다양한 오류의 유형이 분류 및 예측되었으며, 특히 ITI 추세에서 반복적인 ITI 패턴이나 시간 압력의 변화와 같은 요인들이 오류와 관련되는 것으로 나타났다. 본 연구는 변화하는 ITI 변인이 오류예측에 중요한 역할을 할 뿐만 아니라 오류 발생과 관련된 피험자의 정신적 상태와 관련이 있다는 것을 확인하였다. 따라서 본 연구는 다양한 환경에서 다양한 유형의 오류를 예측할 수 있으며, 이러한 오류들이 다양한 원인으로 발생할 수 있음을 확인하였다는데 의의가 있다.

주제어: 기계학습, 시행 간 간격, 인간 오류

---

\* 이 논문은 2014년 정부(교육부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 연구되었음.

(NRF-2014S1A5A8017594)

<sup>†</sup> 교신저자 : 김초복, 경북대학교 심리학과, (41566) 대구광역시 북구 대학로 80

E-mail : ckim@knu.ac.kr

인간 오류는 수행자의 의도, 기대 또는 원하는 결과를 벗어난 행동을 말한다(Senders & Moray, 1991). 인간 오류는 종종 일상생활이나 산업현장에서 크고 작은 사고의 원인이 되며 (Bohm, Gladman, Brown, Schaufler, Schiller, & Anderson, 2008; O'Hara et al., 2008; Thimbleby & Cairns, 2010), 특히 항공기(Shappell, Detwiler, Holcomb, Hackworth, Boquet, & Wiegmann, 2007)와 원자력시설(Rasmussen & Pedersen, 1984)과 같이 안전이 중요시 되는 장면에서는 매우 위협적인 요인으로 작용한다. 따라서 오류에 의한 사고들을 방지하기 위해서는 오류의 원인에 대한 연구가 필요하고, 이를 바탕으로 오류를 성공적으로 예측하는 것이 중요하다.

오류는 다양한 원인에 의해 발생할 수 있다고 제안되었다. 예를 들어, 주의 감소로 인해 목표 지향적 행동을 지속적으로 유지하지 못하거나(Weissman, Roberts, Visscher, & Woldorff, 2006), 자동적 수행으로 인해 낮은 주의 수준이 지속되거나(Gratton, Coles, Sirevaag, Eriksen, & Donchin, 1988), 또는 순간적인 주의 분산으로 인해 오류가 발생할 수 있다(Robertson, Manly, Andrade, Baddeley, & Yiend, 1997). 또한 오류의 원인적 측면을 규명하기 위해 신경과학적 접근을 이용한 연구들에서는 오류 이전에 나타나는 뇌 활성화의 특징을 살펴보았다. 예컨대, Go/No-Go 과제를 이용한 Sakai, Uchiyama, Shin, Hayashi, 그리고 Sadato(2013)의 연구에서는 단순한 과제를 수행하는 환경에서 충동적인 반응을 억제하지 못할 때 오류가 발생한다고 제안하면서, 충동적 반응으로 인해 발생한 오류 이전 시행의 뇌 활성화의 특성을 발견하였다. 즉, 과제 관련 뇌 영역인 우반구

배외측 전전두피질과 두정내구에서의 활성화가 감소하였고 기본상태 신경망(default mode network, DMN) 영역인 내측 전전두피질과 후측 대상피질의 활성화가 증가하는 것을 확인하였다. 또한 수반자극과제를 이용한 사건관련전위(event-related potential, ERP) 연구에서 오류 이전 시행에서 정확 이전 시행 보다 오류관련 양성전위(error preceding positivity, EPP) 신호가 더 크게 나타났다(Ridderinkhof, Nieuwenhuis, & Bashore, 2003).

이러한 연구들은 오류 직전 시행에서 나타나는 신경학적 특징으로 오류의 원인을 규명하고자 한 연구들이다. 하지만 오류 직전의 신경학적 특징만으로 다가오는 오류를 예측하는 것은 어렵다. 성공적인 오류 예측을 위해서는 오류가 발생되기 이전에, 그리고 정확 시행과는 구별되는, 상대적으로 긴 기간 동안의 독특한 신경학적 추세, 혹은 행동 변화의 특징을 찾는 것이 필요하다. 수반자극과제를 수행하는 동안 뇌 기능 영상을 측정했던 Eichele 등(2008)의 연구에서는 오류 이전 시행들에서 지속적인 뇌 활성화의 변화가 나타난다고 제안하였다. 구체적으로, 오류 직전 시행에서는 움직임과 관련된 보조운동영역의 활성화가 감소하는 것으로 나타났으나, 오류 이전 여섯 시행부터 과제 수행과 관련된 후내측 전두영역의 활성화가 지속적으로 감소하며, 지속적인 DMN의 활성화가 나타났다. 이 연구에서는 오류 이전 여섯 시행들의 신경학적 변화를 관찰한 결과로 오류 예측의 가능성을 보여주었으나, 신경학적 변화를 관찰하기 위해서는 특수한 장비와 공간, 비용이 필수적으로 요구된다. 따라서 상대적으로 간단한 개인용 컴퓨터

와 같은 장치만으로 행동반응을 측정해 오류를 예측할 수 있다면 실제 산업 현장이나 다양한 장면에서 오류 예측이 가능할 것이다.

최근에 행동적 특징을 기반으로 오류를 예측한 연구가 시도되었다. 즉, Choi와 Kim(2015)의 연구에서는 오류 발생 이전의 반응시간 추세를 바탕으로 기계학습을 이용한 방법을 적용하여 오류 유형을 구분하고 오류를 성공적으로 예측할 수 있음을 확인하였다. 이 연구에서는 피험자의 내적상태를 오류 이전의 반응시간의 추세를 통해 간접적으로 추론하였고, 이를 통해 오류가 인지 부하의 증가로 인해 오류가 발생하거나(van Merriënboer & Sweller, 2005), 정확 시행 이후에 더 빠른 반응을 위해 반응 역치가 감소되어 오류가 발생하거나(Brewer & Smith, 1984; Jentzsch & Leuthold, 2006; Laming, 1979), 또는 과제 수행동안에 발생하는 피로감으로 인해 발생할 수 있다고 제안하였다(Scheffers, Humphrey, Stanny, Kramer, & Coles, 1999). 하지만 이 연구에서는 자극 간 간격(inter-trial interval, ITI)이 고정된 스트룹 과제를 사용하여 자극 제시 시간이 오류 발생에 영향을 미치는 것을 고려하지 않았다.

스트룹 과제의 경우 불일치 조건(예, 파란색으로 쓰인 ‘빨강’이라는 글자에서 글자가 아닌 색상에 반응하는 조건)에서 일치 조건(예, 빨간색으로 쓰인 ‘빨강’이라는 색상에 반응하는 조건)보다 오류가 더 많이 발생한다(McLeod, 1991; Stroop, 1935). 그러나 ITI가 오류 발생에 미치는 영향에 대해서는 상반된 결과가 보고되었다. 예컨대, Rabbitt(1980)은 강제 선택 과제(forced-choice task)를 이용한 연구에서 시행 직전 ITI가 반응 시간과 오류에 영향을 미치

는 것을 확인하였다. 이 연구에서 연구자는 과제를 성공적으로 수행하기 위해서는 과제 수행에 필요한 불응기가 존재하기 때문에 준비기간(preparatory interval)이 필요하다고 주장하였다. 이 실험에서는 ITI가 무선적으로 또는 고정적으로 제시되는 것과 관계없이 ITI가 길어지면 반응시간이 빨라지고 오류는 감소한다는 것을 발견하였다. 이와 반대로, 지각적 의사결정 과제(same-different task)를 사용한 Krueger와 Shapiro(1981)의 연구에 따르면, ITI 제시가 무선적이거나 고정적인 것과는 관계없이 ITI가 길 때 반응시간은 빨라지지만 오류는 증가하는 것을 발견하였다. 이 결과를 바탕으로 연구자들은 ITI가 짧을 때 불응기 동안 과제를 수행할 수 없음에도 불구하고 과제를 더 주의 깊게 처리하여 수행이 향상된다고 주장하였다. 이렇게 ITI 변동에 따라 오류 발생의 증가되기도 하고 감소되기도 하는 서로 다른 결과는 오류 발생에 미치는 영향이 오류 직전의 ITI 뿐만 아니라, 그 보다 더 이전의 축적된 영향으로 인해 발생했을 가능성을 나타낸다(Fedota & Parasuraman, 2010). 다시 말하면, 오류 발생 전부터 변화하는 ITI 추세가 오류 발생에 영향을 미칠 가능성이 있다.

한편, 앞서 언급한 Choi와 Kim(2015)의 연구에서는 오류 이전 시행들의 반응시간 추세를 통해 피험자의 내적상태를 추론하였다. 하지만 오류 이전, 오류, 그리고 오류 이후의 반응 시간과 오류 시행에서의 과제 조건과 같은 측정치를 통해 피험자의 내적상태를 살펴보지 않았다. 구체적으로 오류와 관련된 다양한 측정치들을 살펴보면 다음과 같다. 오류 전 빨라짐(pre-error speeding)은 오류 직전의 정확 시

행의 반응시간이 다른 정확 시행의 반응시간보다 빠른 것을 의미하는데, 과제를 자동적으로 수행하고 주의 수준이 낮을 때 나타나는 것으로 알려져 있다(Robertson et al., 1997). 오류 시행에서 빨라짐(error speeding)은 정확시행에서의 반응시간보다 오류 시행에서 반응시간이 빠른 것을 의미하는데, 이는 피험자가 과제를 빠르게 수행하기 위해 자극에 대한 분석을 완벽하게 끝마치기 전에 반응을 함으로 인해 오류가 발생할 때 나타난다(Gratton et al., 1988). 마지막으로 오류 후 느려짐(post-error slowing)은 오류 발생 직후 정확 시행의 반응시간이 다른 정확 시행의 반응시간보다 느린 것을 의미하는데, 오류 발생 이후에 반응 역치가 증가 하거나(Brewer & Smith, 1984; Jentsch & Leuthold, 2006; Rabbitt, 1966; Rabbitt & Rodgers, 1977; Rabbitt & Vyas, 1981), 오류 발생 이후 인지적 통제가 증가하여 발생한다고 알려져 있다(Botvinick, Braver, Barch, Carter, & Cohen, 2001; Yeung, Botvinick, & Cohen, 2004). 또한, 주의력결핍 과잉행동장애(Attention Deficit Hyperactivity Disorder, ADHD) 성향을 가진 성인들은 일반 성인들 보다 오류 후 느려짐이 저조한 것으로 관찰되었다(Lee, Byoun, Chang, & Kwak, 2015). 이와 더불어, 과제 조건을 바탕으로 개인의 내적 상태와 관련시킨 사건관련 전위(event-related potential, ERP) 연구에 의하면, 일치 시행에서 발생하는 오류는 피험자가 정확 시행에서 보이는 Pe(error positivity) 파형과 상관이 높으며, 이는 오류를 의식적 수준에서 지각하지 못하는 것과 상관이 높은 반면, 불일치 시행에서 발생하는 오류는 의식적인 수준에서 지각하는 것과 상관이 높다고 알

려져 있다(Larson, Good, & Fair, 2010).

이에 본 연구에서는 Choi와 Kim(2015)의 연구에서 사용한 동일한 과제에 다양한 ITI를 무선적으로 적용한 후, 과제 수행 이후 관찰된 오류를 다양한 군집으로 분류하고, ITI가 추가된 오류 예측 모형이 오류 발생을 타당하게 예측하는가를 확인하고자 한다. ITI 추세가 오류 발생에 영향을 미친다면 ITI 변인을 포함한 오류 예측 모형이 ITI 변인을 제외한 오류 예측 모형보다 예측률이 높을 것으로 예상할 수 있다. 이에 더하여, 오류 이전의 ITI의 추세, 오류 시행과 오류 시행 전후의 반응 시간, 그리고 오류 시행에서의 과제 조건의 비율 등의 특성을 통해 피험자의 내적 상태를 간접적으로 추론해보고자 한다.

## 방 법

**참가자** 경북대학교 심리학 관련 수업을 수강하는 대학생 40명(남: 17명, 여: 23명, 평균연령: 19세)이 실험에 참가하였다. 모든 참가자들은 오른손잡이였으며, 정상적인 시력 또는 교정된 시력을 가지고 있었다.

**재료 및 절차** 본 연구에서 사용된 인지 과제는 수정된 색상-단어 스트룹 과제(color-word Stroop task)였으며(Kim, Johnson, & Gold, 2014), 자극의 제시와 반응시간의 측정은 E-Prime 2.0을 통해 이루어졌다. 실험 과제는 1024×768의 해상도에서 모니터에 제시되었다. 과제의 배경은 검정색이었고 각 ITI 동안에 흰색 십자가 모양의 고정점이 제시되었다. 자극은 하나의 목표자극과 두 개의 응답자극으로 구성되

었는데, 목표자극은 화면 가운데에 제시되었고 응답자극은 화면 하단 우측과 좌측에 제시되었다. 목표자극은 6가지 색상 단어(빨강, 파랑, 초록, 노랑, 주황 및 보라)가 그 색상들 중 하나의 색상으로 제시되었고 응답자극은 6가지 색상 단어 중 두 개의 단어가 흰색으로 제시되었는데, 이 중 하나는 목표자극의 색상명과 일치하는 정답이었다. 일치 조건은 목표자극의 색상과 단어가 일치하도록 구성되었고(예, ‘빨강’이란 단어가 빨간색으로 제시), 불일치 조건은 목표자극의 색상과 단어가 불일치(예, ‘빨강’이란 단어가 파란색으로 제시)하는 경우였다. 참가자들은 목표자극의 색상과 일치하는 응답자극을 선택하도록 지시 받았다.

갈등적응효과(conflict adaptation effect)로 인해 현재 시행의 반응시간이 이전 시행의 과제조건에 의해 영향을 받을 수 있기 때문에(Botvinick, Nystrom, Fissell, Carter, & Cohen, 1999; Gratton, Coles, & Donchin, 1992; MacDonald, Cohen, Stenger, & Carter, 2000), 현재 시행과 이전시행의 과제조건 순서의 효과가 오류 발생에 미치는 영향을 통제하기 위해, 과제조건 순서를 역균형화하는 방식으로 구성하였다. 즉, 과제조건 순서가 일치-일치, 일치-불일치, 불일치-일치, 그리고 불일치-불일치의 비율이 모두 동일하도록 순서들로 구성하였다. 또한, 반복점화효과(repetition priming effect)를 통제하기 위하여(Mayr, Awh, & Laurey, 2003) 목표자극과 응답자극이 시행 간 반복되지 않도록 하였고 정답인 응답자극의 위치 또한 절반은 이전 시행과 동일하게 반복되었고 나머지 절반은 이전 시행과 반대 방향에 제시되도록 통제되었다.

본 과제 시작 전 참가자들은 전체 20시행으로 구성된 연습과제를 수행하였다. 본 과제는 총 2회기로 나누어 제시되었고 각 회기당 80개의 시행이 포함되었다. 자극은 1,000ms 동안 제시되었고 ITI의 범위는 1,000ms에서 5,000ms(평균 3,000ms)로, 1,000ms부터 400ms 간격으로 구성되었다. 이 범위 내 동일한 빈도를 지닌 ITI들이 무선적으로 제시되었다. 참가자들은 가능한 빠르고 정확하게, 왼쪽 응답자극이 정답일 경우 왼손 검지(키보드의 ‘Z’ 키)를 누르고 오른쪽이 정답인 경우에는 오른손 검지(키보드의 ‘M’ 키)를 누르도록 지시 받았다.

**자료분석** 실험을 통해 얻어진 데이터는 오류 시행과 정확 시행 이전의 추세 추출 과정을 거친 후 WEKA(Waikato Environment for Knowledge Analysis) v. 3.6.12를 통해 군집 분석과 판별분석이 이루어졌으며, 이에 대한 교차타당화를 바탕으로 예측 정확률이 산출되었다. 이후 ITI가 오류 예측에 미치는 영향을 평가하기 위해 ITI가 포함된 모형과 포함되지 않은 모형 간 차이를 비교하였다. 각 단계별 자료분석 방법을 아래에 상세히 기술하였다.

**추세 데이터 추출.** 데이터 추출에 앞서 참가자들의 개인 간 반응시간 차이를 통제하기 위해 오류 시행을 제외한 모든 시행의 반응시간을 참가자 내에서 z-점수로 표준화하였다. 이 때, 일치 및 불일치 조건에 따라 반응시간이 다르므로, 조건 내에서도 표준화가 이루어졌다. 추출된 추세 데이터에는 반응시간과 더불어, ITI, 그리고 과제 조건(일치, 불일치 조건)들이 포함되었다. 이러한 반응 시간의 표준

화 방식은 개인의 기본적인 반응시간 차이와, 일치 및 불일치 시행 간 반응시간 차이를 고려해야하기 때문에 선택되었다. 즉, 모든 피험자들에 걸쳐 표준화를 하게 되면 반응시간이 빠른 피험자로부터 추출된 추세는 동일한 군집으로, 느린 피험자들로부터 추출된 추세는 다른 군집으로 분류될 것이다. 따라서 시행 조건에 따른 반응시간의 차이만으로 군집이 형성되는 것을 방지하기 위해 개인 내, 그리고 조건 내에서 표준화가 이루어졌다. 추세 데이터 추출은 오류가 나타나기 전 상대적으로 긴 기간부터 행동적, 신경적 변화가 일어나는 것을 고려해 오류 이전 여섯 시행( $T_6$ )부터 오류 직전 시행( $T_1$ )까지를 대상으로 하였다 (Choi & Kim, 2015; Eichele et al., 2008). 추세 데이터의 추출 기준은 아래와 같았다. 첫째, 오류시행과 정확시행 이전 여섯 시행 동안 오류 시행이 없는 추세만을 포함하여, 결과적으로  $T_6$ 과  $T_1$  사이에 오류 시행이 있을 경우 추세 추출에서 제외되었다. 둘째, 정확 시행이지만 반응시간이 매우 느린 경우는 부분오류에 의한 것일 수 있으므로(Allain, Burle, Hasbroucq, & Vidal, 2009), +2 표준편차 이상의 반응시간을 보인 시행들은 부분오류 시행으로 간주하여, 오류 시행과 마찬가지로 추세 추출에서 제외되었다. 셋째, 오류 직후 시행의 반응시간은 오류 후 느려짐 현상으로 인해 일반적인 정확 시행의 반응시간보다 느린 특징을 나타내기 때문에(Allain et al., 2009), 오류 직후 시행 또한 추세 추출에서 제외되었다. 넷째, 오류 추세에 포함된 정확 시행은 정확 추세에 포함하지 않았고, 마찬가지로 정확 추세에 포함된 정확 시행도 오류 추세에 포함되지 않았

다. 결과적으로, 한 오류 추세와 정확 추세는 독립적으로 구성되었다. 이러한 기준으로 40명의 참가자로부터 추출된 추세들은 오류 추세가 148개, 정확 추세가 277개로, 전체 425개의 데이터가 분석에 포함되었다.

**군집 분석.** 위에서 언급한 바와 같이, 전체 추세 데이터에서 정확 추세와 오류 추세 데이터 개수가 불균형하였다(오류:정확 = 148:277). 군집들 간의 데이터 수의 불균형은 상대적으로 소수의 데이터가 포함된 군집의 대표성을 떨어뜨리게 되어, 결과적으로 기계 학습 알고리즘 사용을 비효율적으로 만드는 것으로 알려져 있다(Wang & Yao, 2012). 이러한 데이터 집합 간 불균형을 해소하기 위해, 다운 샘플링(down-sampling) 방식을 적용하였다(Su, Chen, & Yih, 2006; Su & Hsiao, 2007). 즉, 정확 추세 데이터 중에서 148개의 추세를 무선적으로 추출하여 정확 추세 수와 오류 추세 개수의 균형을 맞추었다. 제외된 정확 추세 데이터(129개)는 이후 테스트 데이터에는 포함되었다. 오류 발생 전 추세와 정확 이전의 추세가 여러 형태를 가지므로(Choi & Kim, 2015), 추세 데이터에 대하여 Simple K-Means 알고리즘을 적용하여 정확 추세와 오류 추세 각각에 대해 군집분석이 이루어졌다. Simple K-means 알고리즘은 데이터 내에서 몇 개의 군집을 찾을 것인가를  $k$ 값으로 설정하고 설정된  $k$ 개의 점들과 그 밖의 데이터들 간의 거리를 계산하여 거리가 가장 가까운 군집에 할당시키는 방식이다. 추세 데이터에 대한 군집의 수는 해당 군집의 대표성을 고려하여 정확 및 오류 군집들 안에 표본의 수가 최소 20개 이상인

경우로 한정되었다. 이러한 기준으로 군집의 수는 네 개 이하로 결정되었으며, 따라서 정확 및 오류 군집 수가 각각 2~4개인 모형들이 선택되었다. 이후 이들 군집 모형들 간 예측 정확률 비교를 통해 최적의 군집 수를 지닌 모형이 결정되었다(단, 위 분석에서 오류시행들이 각각 독립적임을 가정하고 분석하였지만, 동일한 참가자에서 발생한 오류의 경우 독립적이지 않을 수 있다).

**훈련 단계와 테스트 단계.** 기계학습에서 사용되는 판별함수는 WEKA 3.6.12에서 제공되는 Sequential Minimal Optimization(SMO)을 사용하였다. SMO는 서포트 벡터 머신(support vector machines) 판별함수를 다항식이나 가우시안 커널과 같은 커널 함수를 이용하여 순차적 최소 알고리즘을 구현한 것이다(Keerthi, Shevade, Bhattacharyya, & Murthy, 2001; Platt, 1999). SMO에서 사용된 서포트 벡터 머신은 데이터들을 최적으로 분류해주는 초평면(hyperplane)을 찾아내는 방법이며, 초평면을 중심으로 가장 가까운 데이터들을 서포트 벡터(support vectors)라고 한다. SMO는 다른 신경학 네트워크 알고리즘과 비교하여 여러 장점을 갖고 있는 것으로 알려져 있다(Bellotti, Matousek, & Stewart, 2011; Vapnik, 1995). 즉, 통계적 학습 이론에서 튼튼한 이론적 기반이 있고, 계산의 복잡성이 입력 데이터의 크기와 무관하며 과적합에 강건하다.

기계학습은 훈련 단계와 테스트 단계로 진행되었다. 여기서 판별 방식은 개별 오류 추세가 오류 군집들 중 하나로 분류되면 정 분류가 되고 그 반대의 경우에는 오 분류가 되

었다. 마찬가지로, 개별 정확 추세가 정확 군집들 중 하나로 분류되면 정 분류인 것으로 판단하였다. 훈련 단계는 수집된 데이터 중 일부를 훈련 데이터로 사용하여 훈련 데이터를 가장 잘 분류할 수 있도록 판별함수를 학습시키는 과정이고, 테스트 단계는 학습된 판별함수에 새로운 데이터, 즉 테스트 데이터를 적용하여 학습된 판별함수의 예측 수행을 평가하는 과정이다. 이러한 과정은 다른 일반적인 교차 분석에 비해 편향이 적으면서도 변산성이 큰 데이터를 다루는데 적합한 층화 10중 교차 분석(ten-fold cross validation) 방식으로 진행하였다(Kohavi, 1995). 구체적인 절차는 다음과 같다. 먼저, 추출된 데이터를 오류 및 정확 데이터 각 집단을 무선적으로 10개의 계층적 표본으로 나눈 다음, 훈련 단계에서는 첫 번째 표본을 제외한 아홉 개의 표본을 훈련 데이터로 사용하여 판별함수를 학습시키고 테스트 단계에서는 제외된 나머지 하나의 표본을 테스트 데이터로 사용하여 판별함수의 예측률을 측정하였다. 이러한 과정을 계층적으로 나눠진 10개의 표본들이 순서대로 테스트 데이터로 사용될 때까지 10번을 수행하였고 최종적으로 이들의 평균 예측률을 측정하였다.

**군집 모형 간 비교.** 먼저, 최적의 군집 개수를 결정하기 위하여 세 가지 서로 다른 군집 개수(정확 및 오류 추세 각각 2~4)를 가진 모형들의 수행을 평가하였다. 이를 위해 민감도(sensitivity, 오류 시행이 오류 군집으로 분류되는 비율), 특이도(specificity, 정확 시행이 정확 군집으로 분류되는 비율), 그리고 AUC(area under the ROC curve)가 사용되었다. AUC는 민

감도를 Y축에, 1-특이도를 X축에 그래프로 표현하여, 예측의 효용성이 전혀 없는 0.5에서 완벽한 분류가 가능한 1까지의 수치로 표현하는 값이다. 최적의 군집 개수는 부트스트랩을 이용한 대응표본 t-검증을 통해 모형들 간 쌍비교를 하여, 가장 높은 수행을 보이는 모형의 군집 개수를 최적으로 선택하였다.

최적의 군집을 선정한 후 ITI가 오류 예측에 중요한 변수인지를 검증하기 위한 예측률 비교를 수행하였다. 즉, ITI가 포함된 모형과 제외된 모형 간의 예측률(sensitivity, specificity 그리고 AUC)을 층화 10중 교차 타당화 분석을 통해 측정하여 그 결과 데이터를 부트스트랩을 이용한 대응표본 t-검증을 통해 비교하였다.

**오류 군집들의 특성 분석.** 오류 군집들의 특성을 확인하기 위해 다음의 분석을 수행하였다. 첫째, 오류 군집들에 포함된 반응시간 추세가 군집들 간에 차이가 있는가를 분석하기 위해 반복측정 변량분석을 수행하였다. 이를 위해, 반응시간의 추세( $R_6, R_5, R_4, R_3, R_2$  및  $R_1$ )와 군집(1, 2, 3 및 4)이 반복측정 요인

들에 포함되었다. 둘째, 군집들 간 ITI 추세의 차이를 확인하기 위하여 ITI 추세( $T_6, T_5, T_4, T_3, T_2$  및  $T_1$ )와 군집이 반복측정 요인에 포함되었다. 셋째, 오류 시행 자체와, 오류 전 및 오류 후 시행의 특성을 군집들 간 비교하기 위해 각 오류 군집의 반응시간 추세에 포함된 오류 전 시행, 그리고 각 군집에 연결된 오류 및 오류 이후 시행의 반응시간과 전체 정확 시행의 반응시간 간의 차이를 부트스트랩을 이용한 일표본 t-검증을 통해 분석하였다.

끝으로, 오류 군집들 간 오류 시행에서의 과제 조건(일치 조건, 불일치 조건)의 빈도 차이를 알아보기 위해 카이제곱 검증을 실시하였다. 이후, 세부적인 차이를 확인하기 위해 쌍비교를 하였고, 이 과정에서 다중 비교로 인한 제 1종 오류의 문제를 보완하기 위한 절차로 본페르니 교정을 적용하였다.

## 결 과

**군집 분석 및 군집 모형간 비교.** 오류 예측에 있어 최적의 군집 개수를 갖는 군집모형

Table 1. Comparisons between prediction-rates of models with different numbers of clusters

|             | M(SE)          |                |                | Model 4 vs. 2 |      | Model 4 vs. 3 |      |
|-------------|----------------|----------------|----------------|---------------|------|---------------|------|
|             | Model 4        | Model 2        | Model 3        | ±95% CI       | p    | ±95% CI       | p    |
| sensitivity | .623<br>(.039) | .548<br>(.036) | .542<br>(.043) | .009~.150     | .095 | .047~.120     | .003 |
| specificity | .615<br>(.013) | .571<br>(.014) | .588<br>(.026) | .004~.086     | .087 | -.030~.079    | .394 |
| AUC         | .619<br>(.019) | .560<br>(.018) | .565<br>(.019) | .029~0.94     | .010 | .038~.070     | .002 |

Note. ±95% CI=±95% Confidence Interval



을 선정하기 위해, 반응시간과 ITI 요인을 포함한 정확 및 오류 추세 데이터를 각각 군집 분석하여 군집모형들을 추출하였다. 군집 분석을 통해 추출된 군집모형은 판별함수에 적용되어 오류 예측 수행이 평가되었다. 하나의 군집에 최소 20개 이상의 추세가 포함되는 기준을 바탕으로 세 가지 서로 다른 군집모형이 구성되었는데, 여기에는 정확 및 오류 군집의 개수가 각각 두 개인 것부터 네 개인 모형이 포함되었다. 추출된 세 가지 군집모형들에 대해 SMO 판별함수를 바탕으로 민감도, 특이도 및 AUC를 측정하고, 그 결과를 부트스트랩을 이용한 대응표본 t-검정으로 쌍비교를 하였다 (Table 1). 그 결과, 모형4의 AUC는 다른 두 개의 모형(모형2, 모형3)보다 유의미하게 높았으며 [ $p < .05$ ], 민감도를 비교하였을 때는 모형3에

서만 유의미하게 높았다. 특이도의 경우에는 유의미한 차이가 나타나지 않았다. 전체적인 예측률을 나타내는 지표인 AUC에서 모형4가 다른 모형들보다 유의미하게 높았기 때문에, 이후의 분석에서는 4개의 군집으로 구성된 모형4가 사용되었다.

**ITI 모형 평가.** ITI가 오류 예측에 미치는 영향을 알아보기 위해, ITI 요인이 포함되지 않은 경우의 모형과 ITI 요인이 포함된 모형을 비교하였다. 이를 위해, 두 모형에 대한 오류 예측 수행을 평가하고 그 결과를 부트스트랩을 이용한 대응표본 t-검정을 통해 비교하였다. 그 결과, AUC에서 ITI가 포함된 모형의 예측률이 유의미하게 더 높게 나타났다 [ $p < .05$ ].

Table 2. Comparisons between prediction-rates of models with ITI and those without ITI

|             | M(SE)      |            | ±95% CI      | p    |
|-------------|------------|------------|--------------|------|
|             | With ITI   | W/O ITI    |              |      |
| sensitivity | .623(.031) | .561(.034) | -.020 ~ .152 | .210 |
| specificity | .615(.013) | .588(.020) | -.027 ~ .076 | .335 |
| AUC         | .619(.019) | .574(.013) | .014 ~ .074  | .032 |

Note. ±95% CI=±95% Confidence Interval

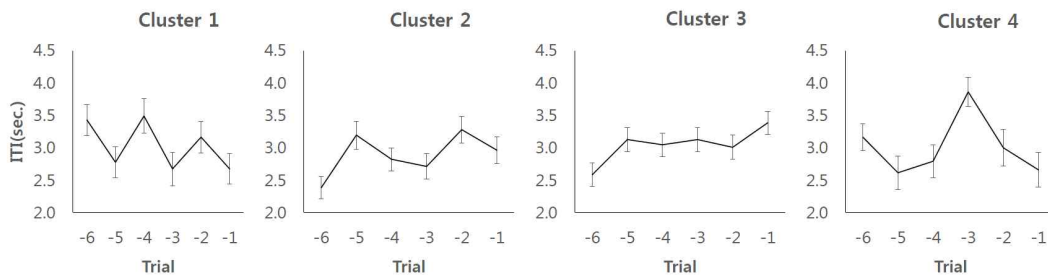


Figure 1. ITI trends for different clusters

**오류 군집들 간 반응시간 추세 비교.** 오류 군집들 간의 반응시간 추세의 차이를 확인하기 위해, 반응시간 추세와 오류 군집을 요인들로 한 반복측정 변량분석을 수행하였다. 그 결과, 오류 군집의 주효과가 유의미하였다 [ $F(3,144)=4.474, p<.05, \eta^2=.085$ ]. 세부적인 차이를 확인하기 위한 대비 검증 결과, 군집 3이 다른 오류 군집들보다 전체 반응시간이 유의미하게 빠른 것으로 나타났다 [ $mean\ difference=.180, SE=.066, p<.05$ ]. 반면, 반응시간 추세의 주효과 [ $F(5,720)=1.567, p=.167, \eta^2=.011$ ]와 반응시간 추세와 오류 군집 간의 상호 작용은 유의미하지 않았다 [ $F(15,720)=.913, p=.550, \eta^2=.019$ ].

**ITI 추세 분석 결과.** 오류 전 ITI의 개별 추세는 Figure 1에 제시한 바와 같다. 오류 군집들 간 ITI 추세의 차이를 확인하기 위해 추세와 오류 군집을 요인들로 한 반복측정 변량분석을 하였다. 그 결과, ITI의 주효과 [ $F(5,720)=.739, p=.597, \eta^2=.005$ ] 및 오류 군집들의 주효과는 유의미하지 않았으나 [ $F(3,144)=.830, p=.479, \eta^2=.017$ ], 상호작용은 유의하였다 [ $F(15,720)=3.092, p<.05, \eta^2=.061$ ]. ITI 추세와 군집 간의 상호작용 패턴을 알아보기 위해, 각 오류 군집들의 ITI 추세에 대해

다항 대비검증을 수행하였다(Table 3). 군집 1 [ $F(1,42)=4.683, p<.05, \eta^2=.100$ ]과 군집 3 [ $F(1,26)=5.958, p<.05, \eta^2=.106$ ]은 ITI가 점차 증가하는 패턴을 보이는 선형에서 유의미하였으나, 군집 2는 4차 형에서도 유의미하였다 [ $F(1,42)=11.332, p<.05, \eta^2=.212$ ]. 또한 군집 1은 5차 형 [ $F(1,26)=5.383, p<.05, \eta^2=.172$ ]에서, 군집 4는 3차 형에서 유의미하였다 [ $F(1,26)=10.616, p<.05, \eta^2=.290$ ].

**오류 이전, 오류, 오류 이후 시행의 반응 시간 분석.** 군집들 간 차이를 확인하기 앞서, 전체 오류 군집들에 속한 오류 시행과 오류 직전 및 오류 직후 시행의 특성을 살펴보았다. 이를 위해 이 세 종류의 시행들에 대해 그 반응시간을 전체 정확 시행 반응시간의 평균과 부트스트랩을 이용한 일 표본 t-검증을 통해 비교하였다(Table 4). 그 결과, 오류 전 시행 [ $p<.05$ ] 및 오류 시행 [ $p<.05$ ]은 각각 유의미한 오류 전 빨라짐과 오류시행에서 빨라짐의 특성을 보였고 오류 후 시행에서는 유의미한 오류 후 느려짐이 나타났다 [ $p<.05$ ].

서로 다른 오류 군집들의 오류 시행과 오류 직전 및 오류 직후 시행들의 특성을 비교하기 위해 이들의 반응시간을 전체 정확 시행의 반응시간과 부트스트랩을 이용한 일 표본 t-검증

Table 3. Results of contrast analyses for each cluster (p-value)

|           | Linear | Quadratic | Cubic | 4 <sup>th</sup> | 5 <sup>th</sup> |
|-----------|--------|-----------|-------|-----------------|-----------------|
| Cluster 1 | .143   | .972      | .179  | .664            | .028            |
| Cluster 2 | .036   | .262      | .481  | .002            | .702            |
| Cluster 3 | .018   | .553      | .063  | .939            | .472            |
| Cluster 4 | .851   | .087      | .003  | .135            | .121            |

Table 4. Results of one-sample t-tests with bootstrap for mean RTs on pre-error, error, and post-error trials compared to the mean RT of the total correct trials (test value=-.009)

|            | Group     | M(SE)       | ±95% CI |         | p    |
|------------|-----------|-------------|---------|---------|------|
| pre-error  | Cluster 1 | -.374(.191) | -.714   | ~ .055  | .062 |
|            | Cluster 2 | -.226(.126) | -.485   | ~ .048  | .115 |
|            | Cluster 3 | -.224(.112) | -.432   | ~ .008  | .066 |
|            | Cluster 4 | -.178(.186) | -.533   | ~ .199  | .384 |
|            | Total     | -.243(.071) | -.225   | ~ -.015 | .024 |
| error      | Cluster 1 | -.454(.170) | -.775   | ~ -.084 | .023 |
|            | Cluster 2 | -.111(.252) | -.568   | ~ .374  | .701 |
|            | Cluster 3 | -.347(.237) | -.735   | ~ .217  | .176 |
|            | Cluster 4 | -.173(.209) | -.579   | ~ .304  | .460 |
|            | Total     | -.269(.118) | -.302   | ~ -.056 | .007 |
| post-error | Cluster 1 | .323(.235)  | -.097   | ~ .843  | .211 |
|            | Cluster 2 | .123(.174)  | -.206   | ~ .488  | .461 |
|            | Cluster 3 | .366(.150)  | .093    | ~ .680  | .022 |
|            | Cluster 4 | .367(.200)  | -.019   | ~ .788  | .077 |
|            | Total     | .292(.091)  | .189    | ~ .412  | .001 |

Note. ±95% CI=±95% Confidence Interval

을 통해 비교하였다(Table 4). 그 결과, 오류 전 빨라짐은 군집 1, 2, 3에서 경향성이 관찰되었을 뿐, 유의미한 결과를 나타내지 않았다. 오류 시행에서 빨라짐은 군집 1에서 유의미하게 나타났다( $p < .05$ ). 마지막으로, 오류 후 느려짐은 군집 3에서 유의미하게 나타났다( $p < .05$ ).

**오류 시행에서의 과제 조건.** 오류 군집들 간 오류 시행에서의 과제 조건(일치 조건, 불일치 조건)의 빈도 차이를 알아보기 위해 카이제곱 검증을 실시한 결과, 유의미한 차이가 나타났다( $\chi^2(1) = 28.299, p < .05$ ). Table 5에 제

시한 바와 같이, 이 전반적 검증 결과에 대하여 군집 별 세부적인 차이를 확인하기 위해 쌍비교를 실시하였고, 본페르니 방식으로 유의수준을 보정하였다. 그 결과, 군집 1은 군집 3, 4 보다 군집 2는 3보다 일치 조건의 비율이 유의미하게 높았다.

## 논 의

이전 연구에서 ITI가 고정된 색상-단어 스톱 과제에서 오류 이전에 나타나는 반응시간 및 과제 조건의 추세를 바탕으로 기계학습을

Table 5. Results of chi-square tests for the ratio of congruent and incongruent conditions in error trials between clusters

|           | Congruent(%) | Incongruent(%) | Total(%)   | $\chi^2$ | p    | post-hoc comparison* |
|-----------|--------------|----------------|------------|----------|------|----------------------|
| Cluster 1 | 16(59.3)     | 11(40.7)       | 27(100.0)  |          |      |                      |
| Cluster 2 | 17(39.5)     | 26(60.5)       | 43(100.0)  |          |      |                      |
| Cluster 3 | 5(9.8)       | 46(90.2)       | 51(100.0)  | 28.299   | .000 | 1>3,4<br>2>3         |
| Cluster 4 | 3(11.1)      | 24(88.9)       | 27(100.0)  |          |      |                      |
| Total     | 41(27.7)     | 107(72.3)      | 148(100.0) |          |      |                      |

Note. \*  $p < .05$  corrected with Bonferroni correction

이용하여 오류 발생을 성공적으로 예측하였고 다양한 오류의 유형을 구분하였다(Choi & Kim, 2015). 본 연구는 이러한 방법을 이용하여 인지 과제에서 ITI가 변화될 경우, 이전 연구에서 사용한 방법으로 오류 예측을 할 수 있는지를 확인하고자 오류 시행 이전 여섯 시행부터 오류 전 시행까지의 반응시간과 과제 조건에 더하여, ITI의 추세를 이용해 다양한 오류들을 분류 및 예측하고자 하였다.

우선, 군집 분석 및 군집 모델간 비교를 통해 무선적인 ITI 변인이 추가된 색상-단어 스트림 과제를 통해 얻어진 오류들이 이전 연구처럼 다양한 오류들로 구분할 수 있는가를 확인하였다. 다양한 군집 개수를 포함하는 군집 모형을 구성하여 정확 및 오류 군집 개수가 각각 두 개에서 네 개를 가진 군집모형들을 추출하였다. 이 군집모형들의 오류 예측 수행을 살펴본 결과, 군집 개수가 네 개일 경우 예측률이 가장 높은 것으로 나타났다. 이는 본 연구에서 관찰된 오류의 유형을 네 개로 분류하는 것이 타당하다고 해석될 수 있으며, ITI가 변화하는 과제에서도 다양한 오류를 분류할 수 있음을 나타낸다. 이전 연구(Choi &

Kim, 2015)에서 오류의 유형을 11개로 분류한 것과 달리 본 연구에서는 네 개로 나타났는데, 이는 본 과제에서 ITI 변인이 포함되었기 때문일 수 있다. 따라서 만일 ITI 추세를 변인에서 제외한다면 예측률이 낮아질 것이라는 예상을 가능하게 한다. 이를 확인하기 위한 추가 분석 결과, ITI 추세 변인을 포함한 모형(AUC=0.619)에서 ITI 추세 변인을 제외한 모형(AUC=0.574)보다 예측률이 더 높게 나타났다. 이는 ITI의 변화 추세가 오류를 예측하는데 있어 중요한 변인임을 시사한다.

위의 결과를 바탕으로 본 실험에서 관찰된 오류의 유형은 네 개이고 ITI 추세가 오류 예측에 중요한 변인임을 확인하였다. 구체적으로 네 개의 오류들의 특징을 살펴보고 오류 이전의 피험자의 내적상태를 추정하기 위해 오류와 관련된 다양한 측정치들을 비교하였다. 이를 위해 먼저, 네 가지 오류 유형들의 반응시간 추세와 ITI 추세를 비교하였다. 오류 군집들 간 반응시간 추세 비교에서 보는 바와 같이 오류 유형 별로 반응시간 추세들에서는 유의한 차이가 나타나지 않았지만, ITI 추세 분석 결과를 살펴보면 ITI 추세에서는 독특한

차이를 나타냈다. 또한, 오류 이전, 오류, 오류 이후 시행의 반응시간 분석과 오류 시행에서의 과제 조건의 결과를 살펴보면 군집 별로 독특한 차이가 나타났다. 이를 통해, 각 군집에서 관찰된 ITI 추세로 인해 발생할 수 있는 피험자의 내적 상태와 오류 발생 간의 관계를 구체적으로 살펴보았다.

첫 번째 군집은 짧고 긴 두 개의 ITI가 반복되는 패턴을 보였다. 일정한 시간적 패턴으로 자극이 제시될 때 지각적 학습에 미치는 영향을 연구한 Zhang과 동료들(Zhang, Kuai, Xiao, Klein, Levi, & Yu, 2008)의 연구에 따르면, 특정 패턴의 ITI에서 지각적 학습이 일어날 가능성이 높는데 이는 일정한 시간적 패턴의 자극제시가 다음 시행에서 자극이 나타나는 시간에 대해 예측을 가능하게 하고 다음 자극에 효율적으로 주의를 기울일 수 있게 해주기 때문이라고 제안하였다. 이러한 관점에서, 첫 번째 군집에서 관찰된 반복적 ITI 패턴은 자동적 수행과 낮은 주의 수준과 관련될 것이라 예상할 수 있다. 이런 내적 상태에서는 오류 이전 빨라짐이 나타나고(Robertson et al., 1997), 과제를 빠르게 수행하기 위해 과제를 완전히 분석하지 않은 상태에서 반응함으로써 오류를 생성하게 되어서 오류 시행에서 빨라짐 현상이 나타난다(Gratton et al., 1988). 또한, 주의 수준이 지속적으로 낮게 유지되면 수행자가 오류를 의식적으로 지각하지 못해(Herrmann et al., 2009), 오류 이후 느려짐이 나타나지 않을 수 있으며(Nieuwenhuis, Ridderinkhof, Blom, Band, & Kok, 2001), 오류가 불일치 조건에서와 유사한 정도로 일치 조건에서도 많은 오류가 발생할 수 있다(Larson et al., 2010). 이러한

여러 가지 가능성을 확인하기 위해, 오류 전, 오류 및 오류 후 시행의 반응시간 특성과 오류 시행에서의 과제 조건 빈도를 분석하였다. 그 결과, 오류 전 빨라짐과 오류 시행에서 빨라짐이 관찰되었고 오류 후 느려짐은 관찰되지 않았다. 또한, 이 군집에서는 다른 군집들과는 다르게 불일치 시행과 일치 시행에서 발생한 오류의 빈도가 유사하게 관찰되었다. 즉, 첫 번째 군집에서 발생한 오류는 지각적 학습으로 인한 낮은 주의 수준과 자동적 수행이 오류를 발생시켰을 가능성이 높다.

두 번째 군집의 ITI 추세는 선형적으로 증가하는 패턴을 나타냄과 동시에 4차형 패턴도 관찰되었다. 이는 두 번째 군집이 세 번째 군집과 유사한 특성과 상이한 특성을 둘 다 나타낼 것으로 예상하게 한다. 이러한 예상과 일치하게, 두 번째 군집에서는 세 번째 군집에서 관찰된 오류 전 빨라짐이 동일하게 관찰된 반면, 오류 후 느려짐은 나타나지 않았다. 이는 지속적 주위의 감소와 일부 관련될 수 있다는 가능성을 나타내지만(Hart, Dumas, Reijnen et al., 2012), 무선적인(4차형) 추세로 인해 이 군집과 관련된 오류의 원인에 대한 관련성을 찾기는 어려운 것으로 보인다.

세 번째 군집의 ITI 추세는 선형적으로 증가하는 패턴을 보였다. 스트룹 과제와 유사한 과제에서 긴 ITI 조건(2,000ms)과 짧은 ITI 조건(200ms)에서의 간섭효과에 관한 연구에 의하면(De Jong, Berendsen, & Cools, 1999), 짧은 ITI 조건에서는 피험자가 목표 과제에 지속적인 주의를 기울이게 되어 주의 감소를 막아주지만, 긴 ITI 조건에서는 참가자들이 과제 수행 중에 과제와 관련이 없는 생각에 빠지게 되는,

즉 몽상(mind wandering)에 빠질 가능성이 높다고 제안하였다. 참가자들이 몽상에 빠지면 오류 이전 빨라짐과 오류 이후 느려짐이 함께 나타나는데, 이는 참가자들이 오류를 범한 이후에 하향 주의 통제기제를 통해 주의 수준을 증가시키기 때문이다(Cheyne, Solman, Carriere, & Smilek, 2009; Shalgi, O'Connell, Deouell, & Robertson, 2007). 따라서 세 번째 군집이 이러한 몽상과 관련된 가능성을 확인한 결과, 오류 빨라짐과 오류 후 느려짐이 모두 나타났다. 즉, 세 번째 군집으로 분류된 오류는 몽상과 관련되어 오류가 발생한 것으로 여겨진다.

네 번째 군집의 ITI 추세는 3차형에서 유의미하였다. 3차형 패턴의 경우, 반복적인 패턴이나 선형적으로 증가 또는 감소하는 패턴과 달리 그 추세 자체의 특징을 해석하는 것은 가능하지 않다. 따라서 오류 전, 오류 및 오류 이후 시행들의 특성을 분석하였는데, 오류 전 빨라짐은 관찰되지 않았지만 오류 후 느려짐은 관찰되었다. 이에 더해, 오류 시행의 과제 조건의 비율을 분석한 결과, 이 군집의 오류 시행의 과제조건은 불일치 시행의 비율이 약 89%로 매우 높았다. 이러한 결과는 오류 시행에서 일시적인 주의 분산이 발생했을 가능성과(Robertson et al., 1997) 오류 발생 이후 오류를 의식적으로 지각했을 가능성을 나타낸다(Larson et al., 2010; Nieuwenhuis et al., 2001). 이러한 원인으로 발생하는 오류는 실수(slip)일 가능성이 높는데, 실수는 순간적인 주의 분산으로 인해 발생하고 착오(mistake)와 다르게 오류 이후 피험자가 오류를 범한 것을 의식적으로 지각하는 것으로 알려져 있다(Fedota & Parasuraman, 2010; Reason, 1990). 따라서 네 번

째 군집에서의 오류는 일시적 실수와 관련이 있는 것으로 보인다.

위의 결과들을 종합하면, 다양한 ITI 추세 패턴이 다양한 오류의 원인과 관련이 있는 것으로 보인다. 이전까지 진행된 ITI와 오류 발생의 관계를 분석한 연구들은 오류 발생 직전의 ITI 특징만을 고려하였다. 예를 들면, ITI에 대해 준비기간(preparatory interval) 이론을 주장한 Rabbitt(1980)은 ITI가 증가할 경우에 오류가 감소하는 것을 보고하였고, 이와 반대로, 지각적 의사결정 과제(same-different task)를 사용한 Krueger와 Shapiro(1981)의 연구에 따르면, ITI가 증가 할 때 더 많은 오류가 발생하는 것을 관찰하였다. 하지만 이 선행연구들은 오류 이전의 짧거나 긴 ITI가 오류 발생에 미치는 영향을 알아 본 것에 한정되어 있어 서로 상반된 결과가 관찰되었을 가능성이 있다. 본 연구 결과에 의하면, 오류 직전 시행의 ITI 뿐만 아니라 ITI 추세가 오류 발생에 영향을 미칠 가능성이 높은 것으로 보인다. 즉, 위에서 언급한 바와 같이, ITI 추세에서의 반복적인 패턴이나 시간 압력의 변화와 같은 요인들이 오류 발생과 관련되는 것으로 보인다. 이러한 관점에서, 다양한 ITI 추세 패턴이 다양한 오류의 원인과 관련될 수 있으며, 이는 또한 오류의 유형이 다양하다는 선행연구를 지지하는 결과다.

종합하면, 본 연구는 고정된 ITI를 사용한 선행연구에서 다양한 오류 유형이 있다는 주장을 무선적인 ITI 변인을 추가하여 재검증하였다. 그 결과 다양한 오류의 유형이 존재할 수 있음을 확인하였다. 또한, 본 연구에서는 무선적인 ITI 변인을 이용하여 일상생활에서

발생하는 오류를 예측하는데 있어 생태학적 타당도를 높임으로써, 실제 인간의 수행을 예측할 수 있는 가능성을 높였다고 볼 수 있다. 이는 중요한 함의를 가지는데, 앞서 말한 항공기(Shappell et al., 2007) 또는 원자력 발전소(Rasmussen & Pedersen, 1984)에서 발생할 수 있는 오류를 미리 예측하고 방지할 수 있는 가능성을 시사한다.

하지만, 본 연구는 몇 가지 제한점을 지니고 있다. 첫째, 선행연구(Choi & Kim, 2015)에서는 오류 군집이 11개로 분류되었으나, 본 연구에서는 네 개의 군집으로 분류되었다. 이러한 차이는 ITI 변인이 오류 예측에 있어 추가적인 설명력을 지니기 때문으로 볼 수 있다. 또한 무선적인 ITI의 제시로 인해 참가자들의 내적 상태가 달라졌을 수도 있다. 이는, 오류의 유형이 보다 더 다양할 수 있다는 가능성 시사한다. 그러나 이는 ITI 변인의 추가로 인해 단지 모형의 복잡성이 증가되어 예측률이 더 높아졌을 가능성을 완전히 배제할 수는 없다. 그러므로 이러한 가능성을 확인하기 위해 추가적인 연구가 필요할 것이다. 둘째, 본 연구에서 두 번째 군집의 ITI 패턴이 뚜렷하게 나타나지 않았다. 이러한 결과 역시, 오류의 원인이 더욱 다양할 수 있다는 점을 시사하고 있으며, 이를 밝히기 위해 추가적인 연구가 필요할 것이다. 셋째, 본 연구의 목적이 오류의 다양성을 확인하기 위한 것이기는 하지만 개별 참가자 당 추출된 오류 및 오류 이전 추세의 개수가 적다는 한계점이 있다. 이는 한 개인이 범하는 오류의 유형이 한 과제 내에서 다양할 것이라는 가정 하에 이루어진 것이다. 그러나 이후의 연구는 이러한 결과를 바탕으

로 개인차를 규명하는데 초점을 두어야 할 것이다. 즉, 여러 유형의 오류 중에서 특정 유형의 오류를 더 빈번하게 일으키는 개인은 다른 유형의 오류를 더 빈번하게 일으키는 개인과는 다양한 측면에서 서로 다른 개인차를 보일 수 있을 것이다. 마지막으로 본 연구에서 자료주도적 접근을 통해 다양한 유형의 오류가 존재하고, 이를 예측할 수 있음을 확인하였으므로, 이후 연구에서는 실험적 통제를 통해 오류의 다양성을 확인하는 것이 필요할 것이다. 뿐만 아니라, 본 연구에서 분류한 오류의 유형이 신경생물학적으로 근거가 있는지에 대한 추가적인 근거를 확보하는 연구가 수행될 필요가 있다.

이러한 제한점에도 불구하고, 본 연구는 변화하는 ITI가 오류예측에 중요한 역할을 하고 오류 발생과 관련된 피험자의 내적 상태와 관련된다는 것을 확인하였다. 따라서 본 연구는 다양한 환경에서 다양한 유형의 오류를 예측하고, 그 원인을 규명할 수 있는 가능성을 제시하였다는데 그 의의가 있다.

## 참고문헌

- Allain, S., Burle, B., Hasbroucq, T., & Vidal, F. (2009). Sequential adjustments before and after partial errors. *Psychonomic Bulletin & Review*, *16*(2), 356-362.
- Bellotti, T., Marousek, R., & Stewart, C. (2011). Are rating agencies' assignments opaque? Evidence from international banks. *Expert Systems with Applications*, *38*(4), 4206-4214.
- Bohm, N., Gladman, B., Brown, I., Schaufler, C.,

- Schiller, J., & Anderson, R. (2008). Banking and bookkeeping. *Security Engineering: a guide to building dependable distributed systems*, 313-364.
- Botvinick, M. M., Braver, T. S., Barch, D. M., Carter, C. S., & Cohen, J. D. (2001). Conflict monitoring and cognitive control. *Psychological Review*, 108(3), 624-652.
- Botvinick, M., Nystrom, L. E., Fissell, K., Carter, C. S., & Cohen, J. D. (1999). Conflict monitoring versus selection-for-action in anterior cingulate cortex. *Nature*, 402(6758), 179-181.
- Brewer, N., & Smith, G. (1984). How normal and retarded individuals monitor and regulate speed and accuracy of responding in serial choice tasks. *Journal of Experimental Psychology: General*, 113(1), 71-93.
- Cheyne, J. A., Solman, G. J., Carriere, J. S., & Smilek, D. (2009). Anatomy of an error: A bidirectional state model of task engagement/disengagement and attention-related errors. *Cognition*, 111(1), 98-113.
- Choi, J., & Kim, C. (2015). Performance error prediction based on reaction times. *Journal of Social Science*, 20(1), 3-21.
- De Jong, R., Berendsen, E., & Cools, R. (1999). Goal neglect and inhibitory limitations: Dissociable causes of interference effects in conflict situations. *Acta Psychologica*, 101(2), 379-394.
- Eichele, T., Debener, S., Calhoun, V. D., Specht, K., Engel, A. K., Hugdahl, K., von Cramon, D. Y., & Ullsperger, M. (2008). Prediction of human errors by maladaptive changes in event-related brain networks. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 105(16), 6173-6178.
- Fedota, J. R., & Parasuraman, R. (2010). Neuroergonomics and human error. *Theoretical Issues in Ergonomics Science*, 11(5), 402-421.
- Gratton, G., Coles, M. G., & Donchin, E. (1992). Optimizing the use of information: strategic control of activation of responses. *Journal of Experimental Psychology: General*, 121(4), 480-506.
- Gratton, G., Coles, M. G., Sirevaag, E. J., Eriksen, C. W., & Donchin, E. (1988). Pre-and poststimulus activation of response channels: a psychophysiological analysis. *Journal of Experimental Psychology: Human Perception and Performance*, 14(3), 331-344.
- Hart, E., Dumas, E., Reijnjes, R., van der Hiele, K., van den Bogaard, S., Middelkoop, H., Roos, R., & van Dijk, J. (2012). Deficient sustained attention to response task and P300 characteristics in early Huntington's disease. *Journal of Neurology*, 259(6), 1191-1198.
- Herrmann, M. J., Saathoff, C., Schreppel, T. J., Ehrlis, A.-C., Scheuerpflug, P., Pauli, P., & Fallgatter, A. J. (2009). The effect of ADHD symptoms on performance monitoring in a non-clinical population. *Psychiatry Research*, 169(2), 144-148.
- Jentsch, I., & Leuthold, H. (2006). Control over speeded actions: A common processing locus



- for micro-and macro-trade-offs?. *The Quarterly Journal of Experimental Psychology*, 59(8), 1329-1337.
- Keerthi, S. S., Shevade, S. K., Bhattacharyya, C., & Murthy, K. R. K. (2001). Improvements to Platt's SMO Algorithm for SVM Classifier Design. *Neural Computation*, 13(3), 637-649.
- Kim, C., Johnson, N. F., & Gold, B. T. (2014). Conflict adaptation in prefrontal cortex: Now you see it, now you don't. *Cortex*, 50, 76-85.
- Kohavi, R. (1995, August). A study of cross-validation and bootstrap for accuracy estimation and model selection. *International Joint Conference on Artificial Intelligence*. Paper presented at the Proceedings of the 14th international joint conference on Artificial intelligence, Montreal, Canada.
- Krueger, L. E., & Shapiro, R. G. (1981). Intertrial effects of same-different judgements. *The Quarterly Journal of Experimental Psychology*, 33(3), 241-265.
- Laming, D. (1979). Choice reaction performance following an error. *Acta Psychologica*, 43(3), 199-224.
- Larson, M. J., Good, D. A., & Fair, J. E. (2010). The relationship between performance monitoring, satisfaction with life, and positive personality traits. *Biological Psychology*, 83(3), 222-228.
- Lee, S., Byoun, S., Chang, M., & Kwak, H. (2015). Characteristics of post-error behavior in adult ADHD tendency. *The Korean Journal of Cognitive and Biological Psychology*, 27(3), 519-542.
- MacDonald, A. W., 3rd, Cohen, J. D., Stenger, V. A., & Carter, C. S. (2000). Dissociating the role of the dorsolateral prefrontal and anterior cingulate cortex in cognitive control. *Science*, 288(5472), 1835-1838.
- Mayr, U., Awh, E., & Laurey, P. (2003). Conflict adaptation effects in the absence of executive control. *Nature Neuroscience*, 6(5), 450-452.
- Nieuwenhuis, S., Ridderinkhof, K. R., Blom, J., Band, G. P., & Kok, A. (2001). Error related brain potentials are differentially related to awareness of response errors: Evidence from an antisaccade task. *Psychophysiology*, 38(5), 752-760.
- O'Hara, J. M., Higgins, J. C., & Brown, W. S. (2008). *Human factors considerations with respect to emerging technology in nuclear power plants*. New York: Brookhaven National Laboratory.
- Platt, J. C. (1999). Fast training of support vector machines using sequential minimal optimization. *Advances in Kernel Methods*, 185-208.
- Rabbitt, P. (1966). Errors and error correction in choice-response tasks. *Journal of Experimental Psychology*, 71(2), 264-272.
- Rabbitt, P. (1980). The effects of RS interval duration on serial choice reaction time: Preparation time or response monitoring time?. *Ergonomics*, 23(1), 65-77.
- Rabbitt, P. M., & Phillips, S. (1967). Error-detection and correction latencies as a function of S-R compatibility. *Quarterly Journal of Experimental Psychology*, 19(1), 37-42.

- Rabbitt, P., & Rodgers, B. (1977). What does a man do after he makes an error? An analysis of response programming. *The Quarterly Journal of Experimental Psychology*, 29(4), 727-743.
- Rabbitt, P., & Vyas, S. (1981). Processing a display even after you make a response to it. How perceptual errors can be corrected. *The Quarterly Journal of Experimental Psychology*, 33(3), 223-239.
- Rasmussen, J., & Pedersen, O. (1984). Human factors in probabilistic risk analysis and risk management. *Operational Safety of Nuclear Power Plants*, 1, 181-194.
- Reason, J. (1990). Human error: Models and management. *British Medical Journal*, 320(7237), 768-770.
- Ridderinkhof, K. R., Nieuwenhuis, S., & Bashore, T. R. (2003). Errors are foreshadowed in brain potentials associated with action monitoring in cingulate cortex in humans. *Neuroscience Letters*, 348(1), 1-4.
- Robertson, I. H., Manly, T., Andrade, J., Baddeley, B. T., & Yiend, J. (1997). Oops!': performance correlates of everyday attentional failures in traumatic brain injured and normal subjects. *Neuropsychologia*, 35(6), 747-758.
- Sakai, H., Uchiyama, Y., Shin, D., Hayashi, M. J., & Sadato, N. (2013). Neural activity changes associated with impulsive responding in the sustained attention to response task. *PLoS One*, 8(6), e67391-e67391.
- Scheffers, M. K., Humphrey, D. G., Stanny, R. R., Kramer, A. F., & Coles, M. G. (1999). Error-related processing during a period of extended wakefulness. *Psychophysiology*, 36(2), 149-157.
- Senders, J. W., & Moray, N. (1991). *Human error: Cause, prediction, and reduction*. Hillsdale, New Jersey: Lawrence Erlbaum Associates.
- Shalgi, S., O'Connell, R. G., Deouell, L. Y., & Robertson, I. H. (2007). Absent minded but accurate: delaying responses increases accuracy but decreases error awareness. *Experimental Brain Research*, 182(1), 119-124.
- Shappell, S., Detwiler, C., Holcomb, K., Hackworth, C., Boquet, A., & Wiegmann, D. A. (2007). Human Error and Commercial Aviation Accidents: An Analysis Using the Human Factors Analysis and Classification System. *Human Factors-The Journal of the Human Factors and Ergonomics Society*, 49(2), 227-242.
- Stroop, J. R. (1935). Studies of interference in serial verbal reactions. *Journal of Experimental Psychology*, 18(6), 643.
- Su, C. T., Chen, L. S., & Yih, Y. (2006). Knowledge acquisition through information granulation for imbalanced data. *Expert Systems with Applications*, 31(3), 531-541.
- Su, C. T., & Hsiao, Y. H. (2007). An evaluation of the robustness of MTS for imbalanced data. *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, 19(10), 1321-1332.
- Thimbleby, H., & Cairns, P. (2010). Reducing number entry errors: solving a widespread, serious problem. *Journal of the Royal Society*

- Interface*, 7(51), 1429-1439.
- Van Merriënboer, J. J., & Sweller, J. (2005). Cognitive load theory and complex learning: Recent developments and future directions. *Educational Psychology Review*, 17(2), 147-177.
- Vapnik, V. (1995). *The Nature of Statistical Learning Theory*. New York: Springer Science & Business Media.
- Wang, S., & Yao, X. (2012). Multiclass Imbalance Problems: Analysis and Potential Solutions. *IEEE Transactions on System Man and Cybernetics Part B-Cybernetics*, 42(2), 1119-1130.
- Weissman, D., Roberts, K., Visscher, K., & Woldorff, M. (2006). The neural bases of momentary lapses in attention. *Nature Neuroscience*, 9(7), 971-978.
- Yeung, N., Botvinick, M. M., & Cohen, J. D. (2004). The neural basis of error detection: conflict monitoring and the error-related negativity. *Psychological Review*, 111(4), 931.
- Zhang, J.-Y., Kuai, S.-G., Xiao, L.-Q., Klein, S. A., Levi, D. M., & Yu, C. (2008). Stimulus coding rules for perceptual learning. *PLoS Biology*, 6(8), e197-e197.

1 차원고접수 : 2016. 04. 07

수정원고접수 : 2016. 07. 19

최종게재결정 : 2016. 07. 19

## Prediction and classification of performance errors by machine learning: Focusing on inter-trial intervals

**Kyongmyon Yi**

**Chobok Kim**

Department of Psychology, Kyungpook National University

It is important to understand causes of human errors and to predict errors in order to prevent various accidents in our daily lives and industrial fields. Although a previous study employing a fixed inter-trial interval (ITI) in a cognitive task successfully predicted errors, it is unlikely to generalize from the previous results to other situations. The current study sought to predict errors by reaction times, task conditions, and ITIs extracted from six consecutive trials preceding error trials, in the context of machine learning. The results showed that various types of errors could be observed and predicted. Especially, presence of repeated patterns or time-pressure chances in the ITI trends might be related to errors. This is interpreted that ITI variation is important to predict errors as well as related to participants' mental states affecting errors. Therefore, this study suggests that various types of errors in a variety of situations can be predicted, in which those errors would be caused by various factors.

*Key words* : Machine learning, Inter-trial interval, Human error