

행동 접근 체계(BAS) 민감성과 휴지기 두뇌의 기능적 네트워크: 그래프-이론 분석

정 호 진^{1,2)} 김 진 희¹⁾ 강 은 주^{1*}

¹⁾강원대학교 심리학과

²⁾국립과학수사연구원 법심리과

휴지기 동안 두뇌의 기능적 네트워크 특성은 정신 병리나 인지 처리의 개인차와 관련이 있다고 알려져 있다. 본 연구는 성격 특성 중 하나로 잘 알려진 행동 접근 체계(behavioral approach system, BAS) 민감성 정도의 개인차가 휴지기 두뇌 네트워크 특성과 같은 생물학적 특성의 차이에 근거하고 있는지를 조사하기 위해 수행되었다. 이를 위하여 정상 성인(N=30)으로부터 아무런 과제를 수행하지 않는 휴지기 동안 fMRI 영상이 획득되었고, 두뇌를 영역(node)간 서로 연결(edge)된 네트워크로 간주하고, 이를 분석하기 위해 그래프 이론 기반 네트워크 분석 방법을 적용하였다. 그 결과, 보상 처리에 관여한다고 알려진 측핵에서 네트워크를 구성하는 다른 영역들에 미치는 영향력에 대한 지표(betweenness)가 BAS 민감성이 높은 개인일수록 더 높은 경향이 있는 것으로 나타났다. 그리고 우반구 시각 피질에서 군집 계수 감소, 국소적 효율성 감소, 그리고 매개중심성의 증가와 같은 특징들이 관찰되어, 국소적 정보처리 보다 광범위한 범위의 네트워크 정보처리가 높은 경향을 보여주었다. 그 외에도 BAS 민감성이 높은 개인에서 우반구 상전두회피의 연결성(degree)과 정보처리 효율성(global efficiency)이 감소된 경향이 발견되었다. 본 연구의 결과들은 측핵, 시각 피질, 전두 피질에서 두뇌 네트워크 특성의 개인차가 BAS가 높은 개인들이 보이는 보상 민감성, 자극 추구 성향, 그리고 충동성과 관련이 있음을 시사한다.

주제어 : 기능적 네트워크, 그래프 이론 접근법, 행동 접근 체계(BAS), 휴지 상태 fMRI

† 교신저자 : 강은주, 강원대학교 심리학과, (24341) 강원도 춘천시 강원대학길1

Email : ekang@kangwon.ac.kr

행동 이론 서술

Gray의 강화민감성 이론(reinforcement sensitivity theory, RST; Gray, 1982; Gray & McNaughton, 2000)은 유기체의 접근 및 회피 행동에 관여하는 가설적인 두뇌-행동 체계의 민감성에 기반하여 성격을 설명한다. 이 이론은 성격 특성을 주로 행동 접근 체계(behavioral approach system, BAS), 행동 억제 체계(behavioral inhibition system, BIS), 투쟁 도피 동결 체계(fight flight freeze system, FFFS) 민감성으로 본다. 특히 BAS는 접근 행동을 유발하는 동기 체계로 보상, 비처벌, 혹은 처벌 회피를 신호하는 자극에 활성화되는데, 이러한 특성은 혐오 자극, 혹은 처벌에 의해 활성화되어 회피 행동을 유발하는 동기 체계로 알려진 BIS나 FFFS와 대조되는 성격 특성이다(Corr, 2004). 예를 들면, BAS 민감성이 높은 개인들은 평상시에 높은 긍정적 정서성을 보이며, 보상을 경험했을 때 더 큰 행복감과 기쁨을 경험하는 반면(Carver & White, 1994), 보상을 획득하지 못했을 때 더 슬퍼하고 좌절한다고 알려져 있다(Carver, 2004). 또한, 높은 BAS 민감성을 가진 개인은 변별학습 과제에서 보상을 이용한 학습 속도가 더 빠르지만(Zinbarg & Mohlman, 1998), 단기적인 보상을 추구하는 충동적이고 비합리적인 의사결정을 하는 경향이 있어 아이오와 도박 과제에서 높은 보상 금액을 주지만 결과적으로 돈을 잃게 되는 카드패를 선택하는 빈도가 높았다(Chang, Kim, & Kim, 2013). 이와 같이 BAS는 긍정적 정서성(Heubeck, Wilkinson, & Cologon, 1998; Kim & Kim, 2001), 작업기억(Gray & Braver, 2002) 이외에도 다양

한 측면의 정서/인지 영역에서의 개인차를 설명하는 변인들, 예를 들어, 외향성, 충동성, 낙관성과 같은 성격 특질과 높은 상관을 보이며(Carver & White, 1994), 병리적으로는 중독, 조증 혹은 우울증 같은 임상적 증후(Franken, 2002)와 편집형 성격, 반사회적 성격과 같은 성격 장애(Yi & Hwang, 2015) 등과 관련이 있다고 알려져 있다.

생물학적 기초

본 연구에서는 이러한 BAS 민감성이라는 성격 차원이 두뇌의 기능적 네트워크 특성의 개인차와도 관련이 있을 것이라 가정하고, BAS 민감성의 개인차에 따라 두뇌의 기능적 네트워크 특징이 어느 두뇌 부위에서 어떻게 달라지는지를 조사하고자 하였다. 일반적으로 BAS의 두뇌 신경생물학적 기저로는 측핵(nucleus accumbens, NAcc)이나 안와전두피질(orbitofrontal cortex, OFC)과 같이 중뇌변연계체(mesolimbic dopaminergic system)에 속한 도파민-관련 두뇌 영역들이 중요하게 고려된다(Pickering & Gray, 1999). 이는 중뇌 변연계의 도파민 신경전달물질이 보상과 관련된 행동을 유발하는 주요 신경 기제이기 때문이다(O'Doherty, 2004). 예를 들어, 일차적 보상인 음식 사진에 대해 복측 피개 영역(ventral tegmental area), NAcc, OFC 등과 같은 두뇌 영역의 활성화 증가가 관찰되었고, 이 두뇌 영역들의 활성화 수준은 BAS 민감성이 높은 사람일수록 더 높았다(Beaver et al., 2006). 또한 BAS 민감성이 높은 개인일수록 금전적인 보상을 받았을 때 NAcc를 포함하는 선조체 영역의

활성화 수준이 높았을 뿐 아니라(Simon et al., 2010), 보상을 예측하는 동안에도 NAcc과 OFC의 활성화가 높았다(Hahn et al., 2009; Simon et al., 2010). 보상 관련 영역 외에도 좌반구 피질도 BAS 민감성과 관련이 있음이 시사되고 있다. 예를 들어 BAS 민감성이 높은 개인들은 휴지기 동안 우반구 전전두 피질 보다 좌측 전전두 피질에서 더 높은 EEG 활동(Harmon-Jones & Allen, 1997)이나, fMRI 신호 수준(저주파 활동비율; fractional amplitude of low frequency fluctuation)을 보이기 때문이다(Jeong, 2016).

방법론적 문제제기 및 그래프-기반 접근법

성격을 매개하는 두뇌 신경 실질들을 이해하기 위해, 정서적/인지적 단서에 대한 신경생리학적 반응과 성격 특질 간의 관련성을 나타내는 특정 두뇌 영역을 조사할 수 있다. 하지만 성격이 비교적 안정적인 행동 특성임을 고려한다면 이와 관련된 안정적인 두뇌 특성을 조사하는 것이 성격의 생물학적 근거를 연구하는 효과적인 방법일 것이다. 회백질 부피를 측정하여, BAS 민감성이 높은 개인일수록 선조체 영역의 회백질 부피가 적은 경향이 있다는 것을 보고한 결과(Barros-Loscertales et al., 2006)가 그런 예이다. 최근에는 휴지기 동안 측정된 두뇌 활동인 휴지-상태 fMRI(resting-state fMRI, rs-fMRI)를 분석하여, BAS 민감성과 보상 관련 영역(예, NAcc, OFC)에서 휴지기 동안 자발적 활동의 복잡성 수준이 관련되어 있음이 확인되었다(Hahn et al., 2012). 이 연구에

서 BAS 민감성이 높은 개인일수록 NAcc와 OFC에서 휴지기 자발적 신호가 선형적으로 예측되지 않는, 즉 더 복잡한(complex) 특성을 보인다는 것이 발견되었다. 특히 후자의 연구는 rs-fMRI가 과제나 자극과 무관한 기저 상태의 두뇌 활동임을 고려하면, 성격 특성이 기저 상태의 두뇌 활동 양상의 개인차와 관련이 있음을 시사하는 결과이다.

기저 상태에서 특정 두뇌 영역의 활동 정도와 더불어, 기저 상태 두뇌의 연결성 특성, 즉 특정 네트워크 속성이 BAS 민감성의 개인차와 관련이 있을 가능성도 고려해 볼 수 있을 것이다. 본 연구에서는 이런 기능적 연결성의 두뇌 네트워크의 속성을 연구하기 위한 방법으로 그래프-기반 접근법(Watts & Strogatz, 1998)을 선택하였다. 이 방법은 사회적 관계망(social network)의 속성을 찾아내는 연구에서 제안된 방법으로, 최근에는 신경생물학적 측면을 연구하기 위해 신경학적 자료(예, fMRI, EEG)에 적용되는 방법이다. 그래프-기반 접근법은 네트워크를 노드(node)와, 노드들을 연결하는 엣지(edge)로 구성되어 있는 관계망으로 개념화하여, 관계망의 속성을 다각적 차원에서 수량화 할 수 있다는 것이 큰 장점이다(Bullmore & Sporns, 2009; Olaf Sporns, 2014). 예를 들어, 이 기법을 두뇌에서 얻어진 신경학적 자료에 적용하였을 때, 전체 두뇌 네트워크의 조직 및 정보처리 효율성과 더불어, 네트워크를 구성하는 개별 노드(두뇌의 국소적 부위)들의 기능적 네트워크 특징(예, degree, clustering coefficient 등)도 함께 살펴볼 수 있다. 이를 통해 지능과 같은 특질의 개인차와 관련 있는 네트워크 양상뿐만 아니라(van den

Heuvel, Stam, Kahn, & Hulshoff Pol, 2009), 노화와 같은 발달 과정에서의 네트워크 변화(Kim, & Choi, 2016), 다양한 정신 장애(예, 조현병, 중독)에서 나타나는 두뇌 네트워크의 병적 변화 양상을 이해할 수 있었다(Lynall et al., 2010; Tschernegg et al., 2013).

그래프-기반 접근법의 결과가 두뇌 네트워크의 여러 가지 속성을 이해하는데 어떻게 활용되는지 알아보기 위해, 와해된 행동과 언어를 포함하여 인지 기능의 심각한 결함을 야기하는 정신 장애로 알려져 있는 조현병의 연구를 살펴볼 필요가 있다. 예를 들어, 조현병 환자 집단은 정상 집단에 비하여 내측 두정엽, 전운동피질, 대상회, 우측 안와전두피질에서 clustering coefficient(군집 계수)라는 특성이 감소되어 있음이 관찰되었다(Lynall et al., 2010). clustering coefficient는 특정 두뇌 영역과 연결된 다른 두뇌 영역들이 서로 얼마나 잘 연결되어 있는지를 알려주는 지수로서, 이러한 결과는 위에 언급한 두뇌 영역에서 조현병 환자들의 정보처리 효율성이 정상인에 비해 전반적으로 저하된 상태로 국소적 두뇌 네트워크가 조직화되어 있음을 시사하는 것이다. 또 다른 예로, 네트워크에서 고차-허브(high-degree hubs)로 기능할 확률이 높은 노드의 수를 비교해 볼 수 있는데, 조현병 환자들은 정상인들 보다 고차-허브로 기능할 확률이 높은 두뇌 영역의 수가 더 적은 것이 관찰되었다(Lynall et al., 2010). 이 외에 잘 알려져 있는 네트워크 특징은 노드의 연결성 수준을 반영하는 degree(차수)를 들 수 있는데, 자기-참조 처리로 알려진 기본 상태 네트워크(default mode network, DMN, Anticevic et al., 2012)에 포함된다고 여

겨지는 다수의 두뇌 영역들(예, 후 전대상 피질, 내측 전두엽)에서 조현병 환자들의 경우 degree와 clustering coefficient 지수가 정상인에 비해 낮다는 것이 관찰되었다(Jafri, Pearlson, Stevens, & Calhoun, 2008). 이는 조현병 환자들은 DMN에 속하는 두뇌 영역들이 긴밀하게 연결되어 있지 못하다는 것을 시사한다. 종합해보면, 그래프-기반 접근법을 사용한 연구들은 조현병 환자들의 두뇌 네트워크가 유사한 기능을 담당하는 두뇌 영역들끼리 구분되어 있지 않고, 또한 정보를 통합하고 분리하는데 비효율적으로 조직화되어 있음을 보여주었다.

본 연구는 이런 그래프 기반 접근법을 사용하여, 높은 보상 반응성과 높은 충동성과 같은 행동 특징으로 알려진 BAS 성격특질(Carver & White, 1994)이 보상 회로에 속한 두뇌 영역들(예, NAcc, OFC)이나 보상 추구와 관련된 목표 지향적 행동(goal-directed behavior)에 관여하는 두뇌 영역(예, 전전두 피질, Niendam et al., 2014)의 네트워크 특성과 관련된 가능성을 예측하고, 이를 검증하고자 하였다.

방 법

참가자 30명의 오른손잡이 대학생(평균 연령: 22.03 ± 1.99 세; 남성 14명, 여성 16명)이 본 연구에 참여하였다. 이들은 보상과 처벌 피드백 학습과 관련된 과제-기반 fMRI 연구(Kim, Kim, & Kang, 2015)를 위해 모집되었다. 모든 참가자들은 실험 전에, 과제-기반 fMRI 실험은 물론, 그 직전에 수행되는 휴지 상태 fMRI 촬영의 목적과 절차에 대한 설명을 들었으며 이 모두에 서면으로 동의했다. 모든 참여자의

BAS 민감성은 한국어로 번안된 BIS/BAS 설문지(Kim & Kim, 2001)를 사용하여 평가되었다. 설문지 평가는 fMRI 스캔 회기 1주일 전에 이루어졌다. 이들 중 어떠한 참가자도 정신의학 적 장애나 신경학적 장애의 병력을 보고하지 않았다. 본 연구는 강원대학교 병원의 기관윤리심의위원회(IRB)의 승인을 받고 진행되었다.

rs-fMRI 자료 획득 및 전처리 fMRI 영상은 고려대학교 뇌영상 센터에 있는 Siemens 3-Tesla 스캐너(Erlangen, Germany)로 수집되었다. 모든 참가자로부터 고해상도 해부학 T1 영상(MPRAGE sequence; TR = 1.9s, TE = 2.52ms, 1mm isotropic voxel size, FOV = 256mm, 192 slice)이 촬영된 후에, 본 연구의 분석 자료인 휴지-상태 뇌영상(resting-state fMRI: TR = 2000ms, TE = 30ms, FA = 90°, 3mm isotropic voxel with 1mm inter slice gap, FOV = 240mm², 36 slices, 254 volume acquisition)이 8분 24초에 걸쳐 수집되었다. 이 rs-fMRI 자료가 수집되는 동안, 참가자들은 눈을 감고 이완하되, 깨어 있는 상태를 유지하도록 지시 받았다. 과제 수행 참여가 두뇌 내 재적 네트워크 속성에 영향을 미칠 가능성을 배제하기 위하여(Sun et al., 2017), 모든 참여자의 rs-fMRI 영상 획득은 해부학적 두뇌 촬영 직후에 바로 시작되어, 과제-기반 fMRI 실험에 선행하도록 하였다.

뇌영상 자료의 비신경 잡음을 최소화하기 위해 수행되는 기본적인 전처리는 SPM8 (www.fil.ion.ucl.ac.uk/spm/)을 통해 이뤄졌다. 먼저, 참가자마다 평균 뇌 영상 이미지를 계산하여 머리 움직임을 추정한 후, 이를 통계적

으로 보정(realignment)했다. fMRI 신호가 머리의 움직임에 왜곡되기 쉽기 때문에, 참가자들의 머리 움직임을 frame displacement(FD) 기법(Power, Barnes, Snyder, Schlaggar, & Petersen, 2012)을 이용하여 계산하고 FD > 0.5mm인 참가자를 분석에서 제외하고자 했으며, 확인 결과 제외 기준을 초과하는 과도한 머리 움직임을 보인 참가자들은 나타나지 않았다(M = 0.02, SD = 0.01, range: 0.013 ~ 0.047). 또한 FD는 BAS나 BIS와 같은 성격 측정치와도 상관관을 보이지 않았다(BAS: $r = 0.16$, $p > .05$; BIS: $r = -0.16$, $p > .05$). 공간적 움직임이 보정된 뇌영상에 대해 뇌 영상들의 단면 획득 시점에 따른 BOLD 신호의 차이를 보정하는 절차(slice timing correction)가 적용되었다. 공간적, 시간적 보정이 이뤄진 기능 영상 자료들은 해부학 영상에 맞춰졌으며 이어 공간 정규화가 적용된 후(resampling voxel size = 2mm), 평편화 처리(FWHM = 6mm)가 이뤄졌다. 그리고 저-주파수 대역(0.01~0.08Hz)의 신호에 초점을 맞추는 rs-fMRI 자료의 추가적인 전처리를 위해, DPARSF toolbox(<http://rfmri.org/DPARF/>; Chao-Gan and Yu-Feng, 2010)를 사용하였다. 시계열 신호의 선형성을 제거하기 위해 추세 제거(detrending)가 적용되었고, 대역 통과 필터(band-pass filter)를 통해 0.01과 0.08Hz사이의 신호만을 추출하였다. 마지막으로 회귀 분석을 통해 가외변인(움직임 잡음, 백질, 뇌척수액 신호)의 영향력을 제거하였고, 이 뇌영상이 최종 분석에 사용되었다.

네트워크 구성 본 연구의 참여자 개개인에 대한 개별 두뇌 네트워크는 두 개의 단계를

거쳐 구성되었다(Supplementary Figure 1a, 1b). 첫째, 네트워크 구성을 위해 필요한 노드(해부학적 관심 영역들)의 설정을 위하여, DPASRF toolbox에 제공되는 해부학적 두뇌 지도(atlas)인 Harvard-Oxford atlas(Kennedy et al., 1998; Makris et al., 1999)를 사용하여 두뇌를 112개의 영역을 구분했다(Supplementary Figure 1a). Harvard-Oxford atlas는 두뇌 전체를 96개의 피질 영역 및 16개의 피질하 영역으로 구분하고 각 영역에 대한 해부학적인 명칭을 제공한다는 장점이 있다. 특히 Harvard-Oxford atlas는 BAS의 핵심 신경 실질로 고려되는 NAcc를 포함하기 때문에, 본 연구의 두뇌 네트워크 구성을 위해 사용되었다. 둘째, 각 노드들 간 쌍(112×112)마다, rs-fMRI 시계열 신호의 Pearson 상관 계수가 산출되었다. 다시 말해, 노드(두뇌 영역)와 엣지(노드들 간 시계열 신호의 상관)로 구성된 상관 행렬을 산출했다.

네트워크 분석은 계산된 상관행렬을 이용하여 GREYNA toolbox (www.nitrc.org/projects/gretna; Wang et al., 2015)의 도움을 받아 진행되었다. 먼저, 각각의 상관 행렬로부터 비방향성 이진 네트워크(undirected binary network)를 구성했다(Supplementary Figure 1b). 이 비방향성 네트워크는 엣지의 방향, 즉 출력과 입력의 방향을 고려하지 않고 연결 여부만을 고려한 것으로, Pearson 상관 계수를 기준으로 하여 노드들 간의 연결성, 즉 엣지를 0(연결되지 않음)과 1(연결됨)로 재구성한다. 휴지기 동안 두 노드의 시계열 신호의 상관 계수를 고려하여 두 노드의 연결 여부를 고려하는 구성이다. 이렇게 네트워크의 엣지로 0과 1만을 고려하는 절차는 상관 계수에 따라 가중치를 부여하여 네트

워크를 구성하는 절차와 비교했을 때 시간이 절약된다는 이점이 있으며, 결과 값에도 큰 차이가 없다(O. Sporns & Betzel, 2016). 마지막으로, 네트워크 연구의 집단 분석을 수행하기 위해서 개인들의 엣지 개수를 동일하게 맞추는 절차가 수행되었다. rs-fMRI의 시계열 신호에서 계산된 Pearson 상관 계수의 유의성에 따라 네트워크를 구성하는 경우, 엣지의 개수가 참가자마다 다르게 산출된다는 방법론적인 문제점을 해결하기 위해서, 참가자들마다 동일한 연결망 밀집도(connectivity density) 수준에 따라 엣지를 계산했다. 예를 들어, 4%의 연결망 밀집도를 설정한 경우라면, 112개의 노드로 구성된 네트워크에서 연결 가능한 전체 엣지($_{112}C_2 = 6216$ 개) 중 4%(249개)만이 연결되어 있는 두뇌 네트워크를 구성하고, 네트워크 측정치를 계산하게 된다. 연결망 밀집도의 정의는 연구에 따라 다른 경향이 있는데(Tschernegg et al., 2013; Wee et al., 2014), 본 연구에서는 모든 참가자들에 대해 4~40%(간격: 2%)의 연결망 밀집도를 적용하면서, 각 밀집도마다 다음과 같은 네트워크 측정치들을 계산하는 방식을 사용하였다.

전반적 네트워크 측정치. 두뇌 네트워크의 전반적인 특성을 나타내는 네트워크 측정치로는 다음과 같은 값이 산출되었다: normalized characteristic path length(정규화된 특징적 경로 거리, λ), normalized clustering coefficient(정규화된 군집 계수, γ), small-worldness(작은 세상 네트워크의 속성, σ). Normalized characteristic path length와 normalized clustering coefficient는 관찰된 네트워크의 characteristic path length와

characteristic clustering coefficient를 무선적으로 생성된 네트워크에서 보이는 값과 비교하여 그 상대적 비율을 산출한 것으로, 일반적으로 작은 세상 네트워크의 특징을 보이는 두뇌 네트워크 경우, λ 는 1에 근접하고, γ 는 1보다 크게 산출된다(Watts & Strogatz, 1998). 즉 이 측정치들은 개인의 두뇌 네트워크에서 무선적으로 연결된 네트워크보다 정보가 전달될 때 거쳐야 하는 경로 길이에 차이가 없지만, 유사한 기능을 담당하는 두뇌 영역들이 군집화되어 조직되어 있는지를 보여준다. 본 연구에서 λ 와 γ 의 표준화된 값을 계산하기 위해, 모든 연결망 밀집도 수준마다 characteristic path length와 characteristic clustering coefficient를 계산한 후, 동일한 개수의 노드와 엣지로 구성된 네트워크 100개를 무선적으로 생성하고 이로부터 계산된 characteristic path length와 characteristic clustering coefficient의 평균을 산출하고, 그 평균으로 원래의 자료 값을 나누었다(Rubinov & Sporns, 2010). 마지막으로, small-worldness(σ)이란 네트워크 구조의 효율성을 고려하는 지표이다. 앞서 언급했듯이, 작은 세상 네트워크는 두뇌 영역(node)들이 얼마나 효율적으로 군집화되어 조직되어 있는지를 의미한다. 따라서 σ 는 두뇌 네트워크가 clustering coefficient가 높은 반면, path length가 짧은 특성을 얼마나 보이는지를 평가하는 것이며, characteristic path length 대비 characteristic clustering coefficient의 비율로 계산된다. 이 분야의 연구자들 사이에서 σ 가 1보다 크면 작은 세상 네트워크의 속성을 나타낸다고 본다(Watts & Strogatz, 1998).

국소적 네트워크 측정치. 개별 노드의 네트워크 위상적 특징들을 반영하는 국소적 네트워크 측정치로는 degree(차수), clustering coefficient(군집계수), characteristic path length(특징적 경로 거리), global efficiency(전반적 효율성), local efficiency(국소적 효율성), 그리고 betweenness(매개 중심성) 등이 있다. 노드의 degree(차수)란, 한 노드가 갖고 있는 엣지의 개수, 즉 한 노드와 연결되어 있는 이웃 노드의 수를 나타낸다. 높은 degree는 해당 노드가 다른 노드들과 많이 연결되어 있다는 것을 의미한다. Clustering coefficient(군집 계수)는 노드 하나의 이웃들이 서로 얼마나 연결되어 있고, 군집을 형성하는지에 대한 정보를 제공한다. 높은 clustering coefficient는 노드가 속한 군집이 긴밀하게 연결되어 있음을 의미한다. Characteristic path length(특징적 경로 거리)는 해당 노드에 접근하기 위해 거쳐야 하는 path length의 평균으로, 네트워크의 정보 통합 능력의 효율성과 관련 있는 지표이다. Global efficiency(전반적 효율성)는 위에 언급한 path length의 역수로 계산되며, 두뇌 전체 네트워크에서 해당 노드의 정보 전달 수용력을 반영한다. 이는 노드의 정보 통합 능력과 관련 있는 지표 중 하나이다. Local efficiency(국소적 효율성)는 고장 내성(또는 내고장성, fault-tolerance)에 대한 정보를 제공하는 지표로, 높은 local efficiency는 해당 노드와 연결되어 있는 국소 네트워크의 정보 전달이 안정적으로 이뤄지고 있음을 의미한다. 이 지표는 해당 노드가 제거되었을 때, 이웃하는 노드들로 구성된 네트워크가 얼마나 효율적으로 정보 전달을 할 수 있는가에 대한 계산으로 구해진다. Betweenness

(매개 중심성)는 네트워크상에 존재하는 모든 최단 경로 중 해당 노드를 거치는 경로가 얼마나 포함되는지로 계산된다. 이는 노드가 네트워크 전반에 걸친 정보 처리에 있어 미치는 영향력을 반영하는 측정치로, 높은 betweenness는 해당 노드가 네트워크에서 중추 허브 역할을 담당할 가능성을 시사한다.

정리하자면, path length와 global efficiency는 전체 네트워크에서 정보를 통합하는 능력을, clustering coefficient와 local efficiency는 네트워크에서 국소적 수준에서 정보 처리하는 능력을 반영하는 네트워크 측정치이다. Characteristic path length나 clustering coefficient는 관련된 노드의 엣지 수에 민감한 측정치이지만, global efficiency와 local efficiency는 이에 대해 상대적으로 강건하다는 것이 알려져 있다(Achard & Bullmore, 2007).

통계 분석 위에 구성된 개개 네트워크를 대상으로, 모든 참가자들이 동일한 개수의 엣지를 가지도록 연결망 밀집도(4 ~ 40%, 간격: 2%)를 조정하여 두뇌 네트워크를 구성했다. 따라서 참가자마다, 19개의 연결망 밀집도 수준에서의 네트워크 측정치들이 계산되었다. 우선, 본 연구 참가자들의 두뇌 네트워크가 small-world network 속성을 보이는지 확인하기 위해, 모든 연결망 밀집도 수준에 대해 normalized characteristic path length(λ), normalized clustering coefficient(γ), 그리고 small-worldness(σ) 값이 작은 세상 네트워크에서 예상되는 값($\lambda \sim 1$; $\gamma > 1$; $\sigma > 1$)을 보이는지 살펴보았다.

상관 분석을 수행하기에 앞서, 참가자마다 전반적, 국소적 네트워크 측정치들의 곡선하

면적(area under the curve, AUC)을 계산했다 (Supplementary Figure 1c). 이는 네트워크 측정치를 연결망 밀집도의 함수로 표현하고, 그 함수의 면적을 계산하는 방법으로, 이는 연결망 밀집도의 선택과 무관한, 개인의 전반적인 네트워크 측정치를 산출하기 위해 사용되는 방법이다(Tschernegg et al., 2013; Zhang et al., 2011). 마지막으로, 전반적 및 국소적 네트워크 측정치마다 산출된 AUC 값을 사용하여 BAS, BIS 측정치와 상관 분석을 수행하였다 (Supplementary Figure 1d)¹⁾.

상관 분석은 다음과 같은 절차로 수행되었다. 먼저, 전체 112개 노드 각각에 대해 국소적 네트워크 측정치와 BAS 민감성 간 상관 분석을 수행했다. 이때 다중 비교로 인한 1종 오류를 감소시키기 위해, FDR(false discovery rate; Benjamini & Hochberg, 1995) 교정된 p 값을 산출하여 $p < .05$ 를 초과하는 결과들을 보고하였다. 이와 더불어 본 연구의 주목적이 BAS와 관련이 있는 두뇌 네트워크의 특성을 탐색적으로 살펴보는 것이었기 때문에, 통계적 유의도를 검증이 이뤄지는 노드들의 개수로 나누는 교정법(예, $p < (1/112) = 0.009$; Lynall et al., 2010)을 적용했을 때, 이 유의 수준을 초과하는 결과들도 함께 보고하였다. 이

1) 본 연구는 BAS와 관련 있는 네트워크 특성을 조사하는데 초점을 맞추었으나, 강화민감성의 또 다른 주요 성격 특질 중 하나인 BIS를 측정할 점수 이용하여 분석을 수행했다. 분석 결과, BAS와 BIS의 상관은 유의미하지 않았으며($r = -0.23$, $p > .05$), 전반적 네트워크 특성과, 모든 노드의 국소적 네트워크 특성이 BIS와 유의미한 상관을 보이지 않아 이와 관련된 결과를 논문에 포함하지 않았다.

교정법은 1종 오류를 엄격하게 통제하지는 못하지만, 네트워크 조직에 대한 통계 분석에서 탐색적 목적으로 종종 사용된다(Lynall et al., 2010; Tschernegg et al., 2013).

결 과

전반적 네트워크 측정치 분석 결과 본 연구의 참가자로부터 산출된 두뇌 네트워크는 작은 세상 네트워크의 특성을 보이는 것이 확인되었다. 참가자들의 전체로부터 산출된 두뇌 네트워크는, 모든 연결망 밀집도에서 무선 네트워크와 비교했을 때, 노드들 간 최단 경로는 무선 네트워크와 유사했지만($\lambda \sim 1$, Supplementary Figure 2a), 군집화 정도는 무선 네트워크에 비해 높은 것($\gamma > 1$)으로 나타났다(Supplementary Figure 2b). 작은 세상 네트워크에 대한 지표들 살펴보았을 때도, 참가자들의 두뇌 네트워크가 small-worldness($\sigma > 1$)를 보이는 것으로 나타났다(Supplementary Figure 2c).

위의 지표들 마다 전반적 네트워크 측정치(σ , λ , γ)마다 곡선하면적(AUC)값을 산출한 후

그 값과 BAS 점수와 상관분석을 수행한 결과 BAS와 이런 전반적인 작은 세상 네트워크 속성은 서로 관련이 없음을 확인하였다(σ : $p = .25$; λ : $p = .47$; γ : $p = .17$). 즉, 성격에 따른 네트워크 전반의 효율성의 차이는 없음이 확인되었다.

국소적 네트워크 측정치 분석 결과 BAS 점수와 유의미한 상관을 보인 두뇌 영역과 해당 네트워크 측정치들이 table 1에 제시되어 있다. 먼저, FDR 교정법을 적용했을 때 주목할 만한 결과로 네트워크 전반에 걸친 정보 처리에 있어 한 노드가 차지하는 영향력을 반영하는 betweenness에서 BAS 특질의 개인차와 정적 상관 경향을 보이는 두뇌 영역으로 left nucleus accumbens가 확인되었다는 것이다(FDR-corrected $p = 0.051$, Figure 1). 그리고 right supracalcarine cortex(우반구 상조거 피질)의 clustering coefficient가 BAS와 부적 상관을 보였는데, 이는 BAS가 높은 사람일수록 이 영역에서 이웃 영역들과 서로 연결된 정도가 낮음을 보여주는 것이다.

추가적으로, Lynall 등의 교정법을 적용했을

Table 1. Brain regions showing significant correlation between the network metrics and BAS

Brain region	Network metrics	Correlation coefficient	Uncorrected p -value	FDR-corrected p -value
left nucleus accumbens	<i>betweenness</i>	+ 0.60	0.000	0.0510
right supracalcarine gyrus	<i>clustering coefficient</i>	- 0.61	0.000	0.0448
	<i>local efficiency</i>	- 0.56	0.001	0.1232
	<i>betweenness</i>	+ 0.54	0.002	0.1007
right superior frontal gyrus	<i>degree</i>	- 0.51	0.004	0.3920
	<i>global efficiency</i>	- 0.48	0.007	0.7280

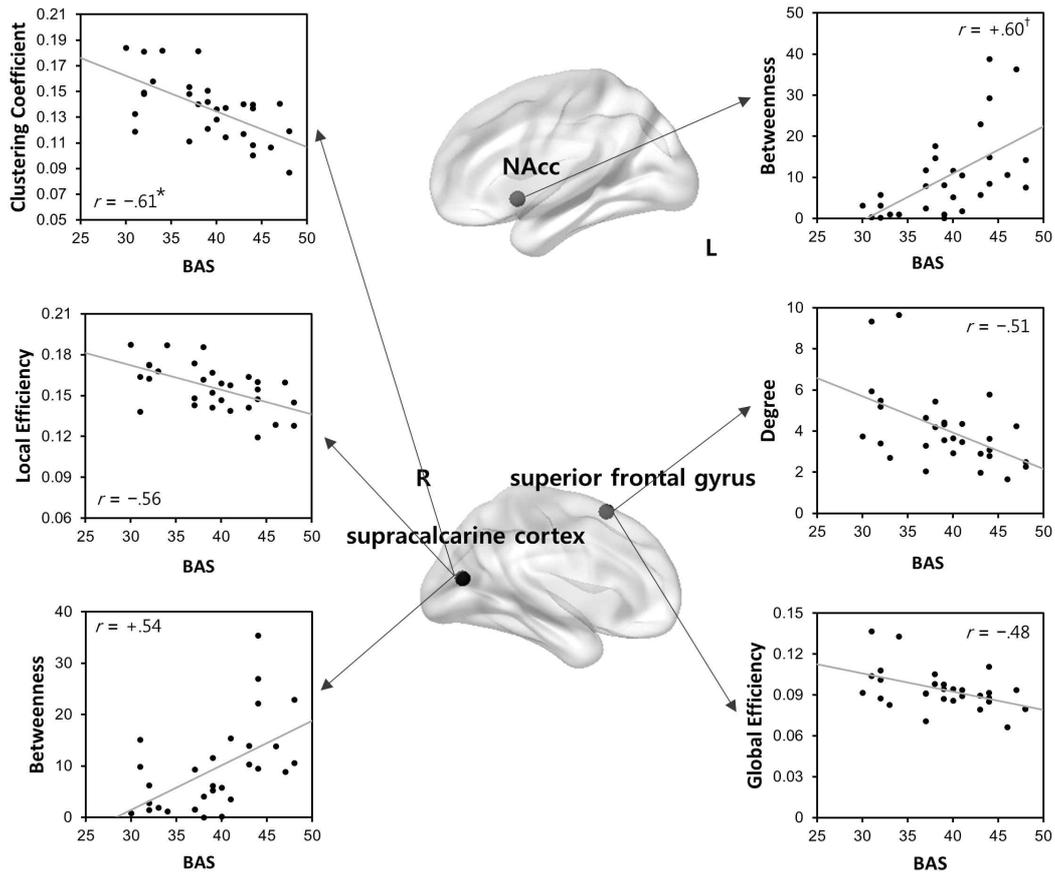


Figure 1. Brain regions showing correlations between resting-state properties and BAS score (NAcc = nucleus accumbens).

* = FDR-corrected $p < .05$, † = FDR-corrected $p < .10$.

때 유의미한 상관 결과를 살펴보았다. 여기에 제시된 결과는 1종 오류의 통제가 엄격하게 이뤄진 결과가 아님을 주목해야 한다. 분석 결과, right supracalcarine cortex에서 local efficiency가 BAS와 부적 상관을 보인 반면, 해당 영역의 betweenness와 BAS 점수는 정적 상관을 보였는데, 이는 높은 BAS 민감성을 보이는 개인들에게서 이 시각 영역이 이웃 영역들과 연결 구조가 밀접하지 않아 효율적이지 않

지만, 전체 두뇌 네트워크에서 다른 두뇌 영역에 미치는 효과는 오히려 크다는 것을 보여 주는 것이다. 또한 우반구의 전두엽의 국소 네트워크 특성이 BAS 민감성이 높은 개인일수록 낮은 것으로 나타났다. BAS와 상관이 있는 우측 우반구 영역으로 right superior frontal gyrus(우반구 상전두회)가 발견되었는데, 이 영역은 해당 노드가 다른 노드들과 연결되어 있는 정도를 의미하는 degree나 해당 노드의 정

보 전달 수용력을 의미하는 global efficiency가 BAS와 부적상관을 보였다.

논 의

본 연구는 BAS 민감성과 휴지기 두뇌의 기능적 네트워크 특성과의 관련성을 조사하였다. 그 결과 보상 처리와 집행 통제 기능, 그리고 시각 처리를 담당하는 두뇌 영역에서 휴지기 네트워크의 위상적 특성이 BAS 민감성과 관련이 있다는 것을 보여주었다. 가장 주목할 만한 결과는 좌반구 NAcc에서 두뇌 네트워크의 특성 중에 betweenness가 BAS 민감성과 정적 상관의 경향이 있음이 발견되었다는 것이다. 두뇌 활성화 기법을 이용한 이전 연구 결과와 달리, 본 연구에서는 BAS에 영향을 미칠 가능성이 있는 NAcc의 네트워크의 속성으로 betweenness라는 것이 더 확인되었다. 다시 말하면, BAS 민감성이 높은 개인일수록 두뇌 네트워크에서 NAcc를 거쳐야만 하는 최단 경로가 많음을 보여준 본 연구 결과는, BAS 민감성이 두뇌 네트워크에서 NAcc가 얼마나 중요 노드로 기능하는지와 관련이 있음을 보여준다. 즉 네트워크에서 betweenness의 속성을 고려하였을 때, 높은 BAS 민감성을 보이는 개인들은 여러 정보 처리에 NAcc가 관여할 가능성이 있다. 이러한 네트워크 구조는 보상(혹은 보상을 신호하는 자극)에 대해 광범위한 여러 하위 네트워크(예, 정서, 주의 등)와 함께 환경에 반응할 수 있어, 보상에 대해 더 긍정적인 정서를 경험하거나 주의를 더 기울이는 등의 정보처리를 수행하는 데 있어서 한 요인으로 작용할 가능성이 있다. 단, 본 연구는 상관 연구이기

때문에 이런 네트워크 특성의 차이가 높은 BAS 점수로 반영되는 행동 특성을 보이게 만드는지, 또는 높은 BAS로 측정되는 행동체계의 반복된 활성화 경험 축적이 두뇌 네트워크 연결성의 변화를 일으켰는지는, 종단연구를 수행하지 않는 한 확인할 수 없다. 종합하면, 본 연구의 결과는 두뇌 네트워크에서 NAcc가 핵심 노드로 작용하는 경향이 큰 개인일수록 평소에 보상에 민감하게 반응하며, 긍정 정서가 높은 경향을 행동 특성으로 보일 가능성을 시사한다.

네트워크 속성에 대한 본 연구에서 OFC의 네트워크 측정치와 BAS의 관련성이 관찰되지 않았음을 논의할 필요가 있다. NAcc와 OFC는 복측 피개 영역의 도파민 신경전달물질 입력을 받는 영역들로(Sombers, Beyene, Carelli, & Wightman, 2009), NAcc는 보상 예측 오류(reward prediction error)를 처리하고, OFC는 보상가(reward value)를 평가함으로써 보상의 쾌락적 측면을 처리하는데 관여한다고 알려져 있다(McClure, York, & Montague, 2004). 강화민감성 이론은 BAS 민감성이 보상과 관련된 두 두뇌 영역, NAcc와 OFC의 구조적, 기능적 특성과 관련이 있을 것이라 가정하였다(Gray & McNaughton, 2000). 다수의 선행 신경영상 연구들도 BAS 민감성이 보상에 대한 NAcc 뿐 아니라 OFC의 활성화(Beaver et al., 2006; Simon et al., 2010), 구조적 특징(Schweinshardt, Seminowicz, Jaeger, Duncan, & Bushnell, 2009) 및 휴지기 동안 나타내는 기능적 성질(Hahn et al., 2012)과 관련이 있다는 것을 보여주었다. BAS와 유사한 성격 특징인 외향성 성향이 휴지기 동안 NAcc의 자발적 활동 증가와 관련이

있다는 보고도 있다(Kunisato et al., 2011). 이런 차이는 본 연구가 휴지기 동안, 다시 말해 BAS를 활성화시키는 보상이 제시되지 않는 동안 측정된 두뇌 활동에 근거하여 네트워크 특징을 연구하였기 때문일 것이다. 즉 보상이 제시되는 순간이 아닐 때, BAS 체계의 민감성과 관련이 있는 개인차이는 보상을 표상하는 두뇌 영역이라고 알려진 OFC 보다는 보상 탐지와 관여하는 두뇌 영역인 NAcc의 네트워크 속성과 더 관련 있을 가능성이 있다. 위의 결과는 그 외에도 두뇌의 네트워크 특징을 보는데 그래프 이론 접근법이 타당한 방법론임을 보여준다. 본 연구 결과는 이 분석 기법이 BAS의 성격 특성과 관련될 것이라고 예측되었던 두뇌 영역(NAcc)을 정확하게 탐지해 낼 수 있었을 뿐 아니라, 그 영역의 어떤 네트워크 위상적 속성이 성격과 관련 있는지를 확인할 수 있다는 것을 보여주었다.

그 다음으로 예상하지 못한 결과는 높은 BAS 민감성을 보이는 개인들에게서 상조거 피질의 clustering coefficient, local efficiency가 감소된 것이다. 이 영역의 local efficiency는 clustering coefficient와 달리 엄격한 통계 기준(FDR)을 넘는 상관을 보이지 않았지만, 이 두 네트워크 측정치는 상당히 유사한 속성을 공유하고 있다(Bullmore & Sporns, 2009; Olaf Sporns, 2014). 이 두 측정치 모두 해당 노드가 이웃 노드들과 얼마나 밀집하여(densely) 연결되어 있는지에 대한 정보를 제공해준다. 따라서, 본 연구의 결과는 높은 BAS 민감성이 right supracalcarine cortex의 군집화 정도와 군집 내 정보 처리 효율성이 낮은 것과 관련이 있음을 나타내며, 이는 다시 말해 높은 BAS 민감성이

이 시각 영역(right supracalcarine cortex)이 시각 영역 외 다른 두뇌 영역들과 높은 연결성을 보일 가능성을 시사한다. 이는 이 영역의 betweenness가 BAS와 상관을 보인 결과와도 연결된다. betweenness란 다른 두뇌 영역과의 상호작용을 통해 중요 노드로서 기능할 가능성을 의미하는 지표이다. 두 발견을 함께 고려해보면 BAS 민감성이 높은 개인들의 시각 영역이 시각 외 다른 정보 처리를 담당하는 영역들과 상호작용 정도가 높을 가능성을 시사한다. 이러한 특성은 BAS가 민감한 개인들에게서 나타나는 높은 자극 추구 특질(Carver & White, 1994)을 설명해 주는 생물학적 특징일 가능성이 있다. 과거 연구들에 의하면, 자극 추구 특질이 높은 개인들은 현저성 처리를 반영하는 ERP N2 요소가 높게 나타났으며(Lawson et al., 2012), 긍정적 자극에 대해 시각 피질의 활성화 정도도 높았다(Barros-Loscertales et al., 2010). 만일 자극 추구 성격 특성이 외부 자극에 민감한 반응의 개인차이와 관련된다면, 강화 민감성 성격 특성과 관련된 네트워크 특징 중에 감각처리, 특히 시각적 감각 양상의 효율성이 관련이 있는 것도 설명될 수도 있을 것이다.

세 번째로, 높은 BAS 민감성은 우반구 상전 두회의 degree, global efficiency 감소와도 관련이 있었다. 이 결과는 Lynall 등(2010)이 적용한 유의도 수준을 초과하는 결과이지만, FDR 교정 기법을 적용했을 때 $p > .10$ 으로 1종 오류의 가능성이 엄격하게 통제되지 않은 결과로 봐야 하며, 따라서 반복 검증이 필히 요구되고, 해석상 주의가 요구된다. 이 결과를 조심스럽게 살펴보면, BAS가 민감한 개인들은 우반구

상전두회가 다른 두뇌 영역들과 연결성이 적고, 정보 수용력 또한 저하되었음이 나타났다. 상전두회는 작업기억(Owen, 1997; Petrides, 2000)이나 하향식 주의 처리(Fox, Corbetta, Snyder, Vincent, & Raichle, 2006)에서 중요한 역할을 담당한다고 알려져 있다. 본 연구에서 사용된 상전두회 노드의 해부학적 위치(MNI x, y, z = +15, +17, +56)를 고려했을 때, 이 영역은 주의 생성에 관여하는 배측 주의 네트워크(dorsal attentional network)에 포함되며(Vossel, Geng, & Fink, 2014), 작업 기억과 억제 기능을 요구하는 과제에 일관되게 활성화 증가가 보고되어(Niendam et al., 2014), 집행 기능에도 관여한다고 간주되는 영역이다. 이런 상전두회의 기능을 근거로 보자면, BAS 민감성이 높은 사람에게서 관찰되는 연결성 저하(낮은 degree)나 정보의 수용력 저하(낮은 global efficiency)가 행동의 인지적 통제, 즉 집행 기능의 저하와 관련 있을 가능성도 고려해 볼 수 있다. 즉, BAS 민감성이 높은 사람에게서 낮은 인지 통제 기능을 보이는 것이(Chang, Kim, & Kim, 2013; Gray & Braver, 2002), 이들 개인들의 집행 기능과 관련 있는 상전두회의 네트워크 기능 저하와 관련이 있을 가능성을 시사한다.

마지막으로, 본 연구의 주 관심은 BAS-관련 신경 기체에 있으나, BIS와 관련한 두뇌 네트워크 속성이 발견되지 않았음을 추가로 논의할 필요가 있다. 일반적으로 BIS의 두뇌 신경생물학적 기저로 수도주변회백질(periaqueductal gray), 편도체(amygdala), 해마방회(parahippocampal gyrus)가 중요하게 고려된다(Gray & McNaughton, 2000). 선행 연구들을 살

펴보면, 높은 BIS 민감성을 보이는 개인들이 처벌(통증)을 예측하는 동안 수도주변회백질과 해마방회의 활성화 수준을 높게 보였으며(Mathews, Yiend, & Lawrence, 2004), 이들의 편도체나 해마방회의 회백질 부피가 큰 경향이 있음이 관찰되었다(Barros-Loscertales et al., 2006). 본 연구에서 이런 영역들의 네트워크 특성이 BIS와 상관을 보이지 않은 이유로 처벌을 신호하는 자극이 휴지기 동안 제시되지 않았기 때문에, 두뇌 활성화 연구와 같은 발견을 할 수 없었을 가능성을 고려해 볼 수 있다. 또 다른 이유로 BIS라는 성격 특성을 명확하게 규정하여 측정하지 못했을 수 있다. 본 연구에서 사용된 BIS/BAS 설문지(Carver & White, 1994)에서 측정된 BIS 점수는 BIS와 FFFS의 개념이 혼재되어 있다. 개정된 강화민감성 이론(Gray & McNaughton, 2000)에서 BIS와 FFFS가 같은 처벌에 대한 반응 체계라는 점에서 유사하지만, 처벌을 신호하는 자극에 대해 유발하는 행동 반응이 서로 다른 것으로 명확히 구분된다고 제안하고 있다(BIS-방어적 접근, FFFS-방어적 회피). BAS의 개념은 거의 변경되지 않은 것과 대비된다. 이를 고려해보면, 기존에 사용되었던 BIS를 측정하는 문항의 구성 타당도가 떨어지는 것으로 생각되며, 그 결과 강화민감성 이론에서 예측하는 결과가 본 연구의 네트워크 분석에서 발견되지 않았을 가능성이 있다. 추후 연구에서는 처벌에 대한 반응 체계를 개정된 강화민감성 이론(Gray & McNaughton, 2000)에서 제안된 변경된 BIS와 FFFS로 구분한 후에, 그 신경학적 기체를 탐색할 필요가 있다고 생각된다.

방법론적으로 본 연구의 제한점으로는 어떻

개 두뇌 영역의 부위를 정하는가 하는 문제와 관련이 있다. 예를 들어 본 연구는 전체 두뇌 영역을 112개의 노드로 구분했으나, 추후에는 복측 피개(ventral tegmental area) 같이 강화 민감성 이론에서 중요하게 논의되는 중뇌 영역의 해부학적 부위를 조금 더 세분화하여 노드로 설정하여 연구하는 것이 도움이 될 것이다. 본 연구는 새로운 영상 기법을 성격특성에 적용한 탐색 연구로서, 참가자 수가 30명으로 적었음에도 불구하고 흥미로운 결과가 도출되었다. 그러나 이런 결과의 재확인을 위해, 그리고 성격 관련 특성의 개인차에 내재한 신경실질을 규명하기 위해서는 많은 표본 수를 이용한 연구(예: $N = 116$, DeYoung et al., 2010)가 요구된다. 이에 더해, 본 연구에서는 주로 국소적 네트워크 특징(예, degree)에 초점을 맞추었으나, 전반적인 네트워크 구조가 성격에 따라 달리 조직되었을 가능성도 검증할 필요가 있다고 생각된다. 특히 본 연구에서 BAS 민감성이 높은 사람일수록 NAcc와 right supracalcarine cortex가 허브 노드로서 기능할 가능성이 높았다는 발견(high betweenness)을 고려해보면, BAS 민감성에 따라 이 두 노드가 광범위한 정보처리를 담당하는 모듈로 분류되거나, 허브 노드가 나타내는 연결적 특성(예, high participant correlation)을 보일 가능성이 있기 때문에, 추후 연구에서 이를 검증해야 할 것이다. 그리고 본 연구에 사용된 그래프 기반 접근법을 이용한 뇌영상 연구에는 아직 표준화된 절차에 대한 연구자들 간 의견 일치는 없다는 점도 결과의 일반화를 제한하는 요인으로 들 수 있다.

그러나 적어도 본 연구 결과는 그래프 기반

접근법이 성격과 같은 상대적으로 안정적인/반영구적인 행동 특성의 생물학적 근거가 될 수 있는 두뇌 네트워크 특성을 탐색하는 방법으로 매우 유용한 방법일 수 있다는 것을 성공적으로 보여주었다. 본 연구 결과는 기존의 성격이론이 관련 두뇌 영역을 생물학적 근거로 제시하던 것에서 한 걸음 더 나아가, 이런 두뇌 영역에서 나타나는 네트워크 위상적 특성의 차이가 성격 특성과 관련이 있음을 보여주었다. NAcc같은 주된 보상-관련 두뇌 영역에서 네트워크 특성의 개인 차이가 BAS와 관련이 있음을 보여줌으로써, 이런 네트워크 분석법이 성격과 관련된 생물학적 실체를 찾는 방법론적 타당성을 지지할 수 있다. 이 방법은 BAS 이외의 다양한 성격 특성(예, 외향성, 신경증적 성향)은 물론 다른 행동 특성(예: 우울, 불안, 작업기억 용량, 치매)과 관련된 두뇌 네트워크 특성을 이해하는 데 사용될 수 있을 것이다. 성격과 같은 개인 차이가 뇌의 차이와 연합되어 있음 보여주는 이런 연구 결과들은 다양한 두뇌 신경생리학적 특성, 그 중에서도 별다른 자극 상황이 없는 상황에서도 내재적으로 존재하는 두뇌의 속성이며, 특히 다른 영역들 간의 연결성 즉, 네트워크 특성임을 보여준다. 성격이 기술하는 인간 행동의 광범위한 범위를 고려해 보면, 본 연구에서 확인한 네트워크 차이가 환경에서 주어지는 자극에 대한 다양한 행동 특성의 소인(predisposition)으로 작용하게 될 것을 추측해 볼 수 있다. 성격의 신경생물학적 기초를 이해하기 위해서는 이런 네트워크의 속성을 포함한 다양한 방법론적 접근법이 요구될 것이고, 본 연구는 그러한 시도의 타당성을 확인

하였다는 점에서 의의가 있다. 더 나아가 이런 차이가 단순히 한 개인의 특성이 아니라 연속성을 가지고 인간들 사이에서 나타나고 있는 속성임을 고려해 보아야 한다. 그리고 이런 특성 중에서 어떤 네트워크 특성을 극단적으로 보이는 개인들이 때로 특정 정신건강의 문제, 즉 정신병리(psychopathology)를 보일 수 있는지는 추후에 꼭 밝혀야 할 과제이다.

References

- Achard, S., & Bullmore, E. (2007). Efficiency and cost of economical brain functional networks. *PLoS Computational Biology*, 3(2), e17.
- Anticevic, A., Cole, M. W., Murray, J. D., Corlett, P. R., Wang, X. J., & Krystal, J. H. (2012). The role of default network deactivation in cognition and disease. *Trends in Cognitive Science*, 16, 584-592.
- Barros-Loscertales, A., Meseguer, V., Sanjuan, A., Belloch, V., Parcet, M. A., Torrubia, R., & Avila, C. (2006). Striatum gray matter reduction in males with an overactive behavioral activation system. *European Journal of Neuroscience*, 24, 2071-2074.
- Barros-Loscertales, A., Meseguer, V., Sanjuan, A., Belloch, V., Parcet, M. A., Torrubia, R., & Avila, C. (2006). Behavioral Inhibition System activity is associated with increased amygdala and hippocampal gray matter volume: A voxel-based morphometry study. *NeuroImage*, 33, 1011-1015.
- Barros-Loscertales, A., Ventura-Campos, N., Sanjuan-Tomas, A., Belloch, V., Parcet, M. A., & Avila, C. (2010). Behavioral activation system modulation on brain activation during appetitive and aversive stimulus processing. *Social Cognitive and Affective Neuroscience*, 5, 18-28.
- Beaver, J. D., Lawrence, A. D., van Ditzhuijzen, J., Davis, M. H., Woods, A., & Calder, A. J. (2006). Individual differences in reward drive predict neural responses to images of food. *Journal of Neuroscience*, 26, 5160-5166.
- 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.
- Bullmore, E., & Sporns, O. (2009). Complex brain networks: graph theoretical analysis of structural and functional systems. *Nature Reviews Neuroscience*, 10, 186-198.
- Carver, C. S. (2004). Negative affects deriving from the behavioral approach system. *Emotion*, 4, 3-22.
- Carver, C. S., & White, T. L. (1994). Behavioral inhibition, behavioral activation, and affective responses to impending reward and punishment: the BIS/BAS scales. *Journal of Personality and Social Psychology*, 67, 319-333.
- Chang, M. S., Kim, H. M., & Kim, S. Y. (2013). The effect of behavioral activation system/behavioral inhibition system (BAS/BIS) on Decision-making in Internet Game Addict.

- The Korean Journal of Health Psychology*, 18, 69-85.
- Chao-Gan, Y., & Yu-Feng, Z. (2010). DPARSF: A MATLAB Toolbox for "Pipeline" data analysis of resting-state fMRI. *Frontiers in Systems Neuroscience*, 4, 13.
- Corr, P. J. (2004). Reinforcement sensitivity theory and personality. *Neuroscience and Biobehavioral Reviews*, 28, 317-332.
- DeYoung, C. G., Hirsh, J. B., Shane, M. S., Papademetris, X., Rajeevan, N., & Gray, J. R. (2010). Testing predictions from personality neuroscience. Brain structure and the big five. *Psychological Science*, 21, 820-828.
- Fox, M. D., Corbetta, M., Snyder, A. Z., Vincent, J. L., & Raichle, M. E. (2006). Spontaneous neuronal activity distinguishes human dorsal and ventral attention systems. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, 103, 10046-10051.
- Franken, I. H. (2002). Behavioral approach system (BAS) sensitivity predicts alcohol craving. *Personality and Individual Differences*, 32, 349-355.
- Gray, J. A., & McNaughton, N. (2000). *The neuropsychology of anxiety: An enquiry into the function of the septo-hippocampal system*. New York, NY: Oxford University Press.
- Gray, J. R., & Braver, T. S. (2002). Personality predicts working-memory-related activation in the caudal anterior cingulate cortex. *Cognitive, Affective, & Behavioral Neuroscience*, 2, 64-75.
- Hahn, T., Dresler, T., Ehrlis, A. C., Plichta, M. M., Heinzl, S., Polak, T., Lesch, K. P., Breuer, F., Jakob, P. M., & Fallgatter, A. J. (2009). Neural response to reward anticipation is modulated by Gray's impulsivity. *NeuroImage*, 46, 1148-1153.
- Hahn, T., Dresler, T., Ehrlis, A. C., Pyka, M., Dieler, A. C., Saathoff, C., Jakob, P. M., Lesch, K. P., & Fallgatter, A. J. (2012). Randomness of resting-state brain oscillations encodes Gray's personality trait. *NeuroImage*, 59, 1842-1845.
- Harmon-Jones, E., & Allen, J. J. (1997). Behavioral activation sensitivity and resting frontal EEG asymmetry: covariation of putative indicators related to risk for mood disorders. *Journal of Abnormal Psychology*, 106, 159.
- Heubeck, B. G., Wilkinson, R. B., & Cologon, J. (1998). A second look at Carver and White's (1994) BIS/BAS scales. *Personality and Individual Differences*, 25, 785-800.
- Jafri, M. J., Pearlson, G. D., Stevens, M., & Calhoun, V. D. (2008). A method for functional network connectivity among spatially independent resting-state components in schizophrenia. *NeuroImage*, 39, 1666-1681.
- Jeong, H. J. (2016). *Brain's resting-state intrinsic activity relates to individual difference in sensitivity of Gray's behavioral system* (Master's thesis). Kangwon National University, Kangwon.
- Kennedy, D. N., Lange, N., Makris, N., Bates, J.,

- Meyer, J., & Caviness, V. S. (1998). Gyri of the human neocortex: an MRI-based analysis of volume and variance. *Cerebral Cortex*, 8, 372-384.
- Kim, H. Y., & Choi, J. Y. (2016). Aging and Efficiency of Brain Functional Networks: Preliminary Study in Korean Women. *The Korean Journal of Cognitive and Biological Psychology*, 28, 675-682.
- Kim, K. H., & Kim, W. S. (2001). Korean-BAS/BIS Scale. *The Korean Journal of Health Psychology*, 6, 19-37.
- Kim, S. H., Kim, J. H., & Kang, E. (2015). Dynamic changes in feedback processing as learning progresses. *The Korean Journal of Cognitive and Biological Psychology*, 27, 419-450.
- Kunisato, Y., Okamoto, Y., Okada, G., Aoyama, S., Nishiyama, Y., Onoda, K., & Yamawaki, S. (2011). Personality traits and the amplitude of spontaneous low-frequency oscillations during resting state. *Neuroscience Letter*, 492, 109-113.
- Lawson, A. L., Liu, X., Joseph, J., Vagnini, V. L., Kelly, T. H., & Jiang, Y. (2012). Sensation seeking predicts brain responses in the old-new task: converging multimodal neuroimaging evidence. *International Journal of Psychophysiology*, 84, 260-269.
- Lynall, M. E., Bassett, D. S., Kerwin, R., McKenna, P. J., Kitzbichler, M., Muller, U., & Bullmore, E. (2010). Functional connectivity and brain networks in schizophrenia. *Journal of Neuroscience*, 30, 9477-9487.
- Makris, N., Meyer, J. W., Bates, J. F., Yeterian, E. H., Kennedy, D. N., & Caviness, V. S. (1999). MRI-based topographic parcellation of human cerebral white matter and nuclei: II. Rationale and applications with systematics of cerebral connectivity. *NeuroImage*, 9, 18-45.
- Mathews, A., Yiend, J., & Lawrence, A. D. (2004). Individual differences in the modulation of fear-related brain activation by attentional control. *Journal of Cognitive Neuroscience*, 16, 1683-1694.
- McClure, S. M., York, M. K., & Montague, P. R. (2004). The neural substrates of reward processing in humans: the modern role of fMRI. *The Neuroscientist*, 10, 260-268.
- Niendam, T. A., Laird, A. R., Ray, K. L., Dean, Y. M., Glahn, D. C., & Carter, C. S. (2012). Meta-analytic evidence for a superordinate cognitive control network subserving diverse executive functions. *Cognitive, Affective, & Behavioral Neuroscience*, 12, 241-268.
- O'Doherty, J. P. (2004). Reward representations and reward-related learning in the human brain: insights from neuroimaging. *Current Opinion in Neurobiology*, 14, 769-776.
- Owen, A. M. (1997). The Functional Organization of Working Memory Processes Within Human Lateral Frontal Cortex: The Contribution of Functional Neuroimaging. *European Journal of Neuroscience*, 9, 1329-1339.
- Petrides, M. (2000). The role of the mid-dorsolateral prefrontal cortex in working

- memory. *Experimental Brain Research*, *133*, 44-54.
- Pickering, A. D., & Gray, J. A. (1999). The neuroscience of personality. *Handbook of Personality: Theory and Research*, *2*, 277-299.
- Rubinov, M., & Sporns, O. (2010). Complex network measures of brain connectivity: uses and interpretations. *NeuroImage*, *52*, 1059-1069.
- Schweinhart, P., Seminowicz, D. A., Jaeger, E., Duncan, G. H., & Bushnell, M. C. (2009). The anatomy of the mesolimbic reward system: a link between personality and the placebo analgesic response. *Journal of Neuroscience*, *29*, 4882-4887.
- Simon, J. J., Walther, S., Fiebach, C. J., Friederich, H. C., Stippich, C., Weisbrod, M., & Kaiser, S. (2010). Neural reward processing is modulated by approach- and avoidance-related personality traits. *NeuroImage*, *49*, 1868-1874.
- Somers, L. A., Beyene, M., Carelli, R. M., & Wightman, R. M. (2009). Synaptic overflow of dopamine in the nucleus accumbens arises from neuronal activity in the ventral tegmental area. *Journal of Neuroscience*, *29*, 1735-1742.
- Sporns, O. (2014). Contributions and challenges for network models in cognitive neuroscience. *Nature Neuroscience*, *17*, 652-660.
- Sporns, O., & Betzel, R. F. (2016). Modular brain networks. *Annual Review of Psychology*, *67*, 613-640.
- Sun, Y., Lim, J., Dai, Z., Wong, K., Taya, F., Chen, Y., Li, J., Thankor, N., & Bezerianos, A. (2017). The effects of a mid-task break on the brain connectome in healthy participants: A resting-state functional MRI study. *NeuroImage*, *152*, 19-30.
- Tschernegg, M., Crone, J. S., Eigenberger, T., Schwartenbeck, P., Fauth-Bühler, M., Lemenager, T., Mann, K., Thon, N., Wurst, F. M., & Kronbichler, M. (2013). Abnormalities of functional brain networks in pathological gambling: a graph-theoretical approach. *Frontiers in Human Neuroscience*, *7*, 625.
- van den Heuvel, M. P., Stam, C. J., Kahn, R. S., & Hulshoff Pol, H. E. (2009). Efficiency of functional brain networks and intellectual performance. *Journal of Neuroscience*, *29*, 7619-7624.
- Vossel, S., Geng, J. J., & Fink, G. R. (2014). Dorsal and ventral attention systems distinct neural circuits but collaborative roles. *The Neuroscientist*, *20*, 150-159.
- Wang, J., Wang, X., Xia, M., Liao, X., Evans, A., & He, Y. (2015). GRETNA: a graph theoretical network analysis toolbox for imaging connectomics. *Frontiers in Human Neuroscience*, *9*, 386.
- Watts, D. J., & Strogatz, S. H. (1998). Collective dynamics of 'small-world' networks. *Nature*, *393*, 440-442.
- Wee, C. Y., Zhao, Z., Yap, P. T., Wu, G., Shi, F., Price, T., Du, Y., Xu, J., Zhou, Y., &

- Shen, D. (2014). Disrupted brain functional network in internet addiction disorder: a resting-state functional magnetic resonance imaging study. *PLoS ONE*, *9*, e107306.
- Yi, I. H., & Hwang, H. K. (2015). Personality-Disorder Symptoms Associations based on Revised Reinforcement Sensitivity Theory. *Journal of Social Science*, *54*, 231-261.
- Zhang, J., Wang, J., Wu, Q., Kuang, W., Huang, X., He, Y., & Gong, Q. (2011). Disrupted brain connectivity networks in drug-naive, first-episode major depressive disorder. *Biological Psychiatry*, *70*, 334-342.
- Zinbarg, R. E., & Mohlman, J. (1998). Individual differences in the acquisition of affectively valenced associations. *Journal of Personality and Social Psychology*, *74*, 1024-1040.
- 1 차원고접수 : 2017. 02. 27
수정원고접수 : 2017. 04. 11
최종게재결정 : 2017. 04. 14

Behavioral approach system (BAS) sensitivity and functional brain networks during rest: graph-theory analysis

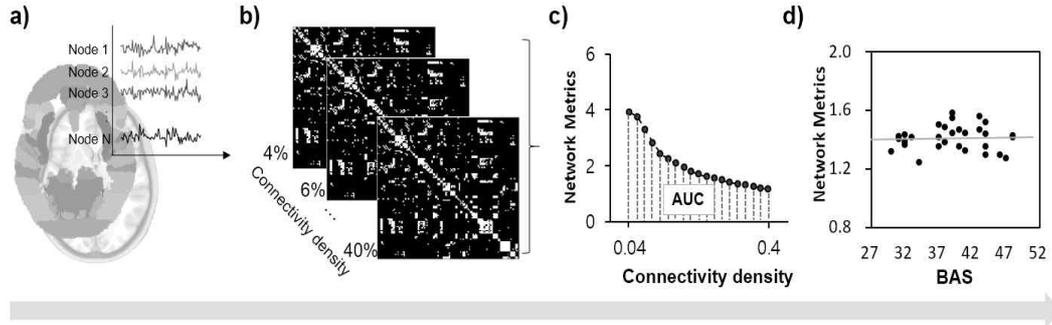
Hojin Jeong^{1,2)} Jinhee Kim¹⁾ Eunjoo Kang¹⁾

¹⁾Department of Psychology, Kangwon National University

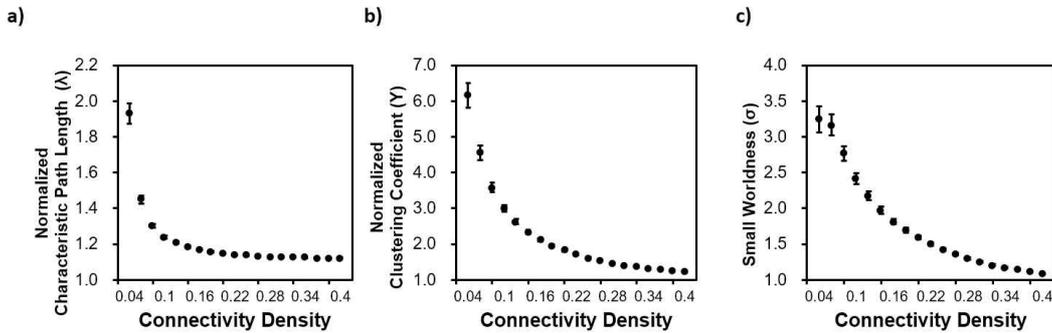
²⁾Department of Psychological Forensic, National Forensic Service

The properties of functional brain networks during rest are known to be related to individual differences in cognitive processing or psychopathology. Here, we ask if a personality trait, the behavioral approach system (BAS), is based on individual differences in neurobiological substrates, namely those of the resting-state functional brain network. Resting-state fMRI data were acquired for 30 healthy, normal participants during rest, and brain networks were analyzed using a graph-theoretical approach in which the brain is viewed as a network composed of connections (edges) between brain regions (nodes). The influence of the left nucleus accumbens on other brain regions (quantified by the metric 'betweenness'), was found to greater tendency in those individuals with higher BAS sensitivity. High BAS sensitivity was also related to a higher tendency for global information processing in the network, rather than local information processing in the right visual cortex, as indicated by increased betweenness and decreased clustering and local efficiency. Finally, Higher BAS-sensitivity individuals also showed tendency of decreased connectivity ('degree') and information processing efficiency ('global efficiency') in the right superior frontal gyrus. These findings suggest that the differences in brain network properties in the nucleus accumbens, visual cortex, and frontal cortex are related to the greater reward sensitivity, high novelty seeking, and greater impulsivity in high-BAS individuals.

Key words : functional brain network, graph-theory analysis, behavioral approach system, resting-state fMRI



Supplementary Figure 1. Flowchart for graph-based network analysis. (a) 112 ROIs were defined based on Harvard-Oxford atlas. (b) Network metrics were calculated after the binary network matrix was constructed for every connectivity density (0.04 - 0.40). (c) The area under curve (AUC) for topological parameters of graph theory were calculated for group analysis. (d) Relationships between those topological metrics and BAS scores were assessed using correlation analysis.



Supplementary Figure 2. Small-world properties of resting state networks as a function of connectivity density. (A) Normalized characteristic path length (λ). (B) Normalized clustering coefficient (γ). (C) Small worldness index (σ). Error bars are standard error of the mean.