Japanese Psychological Review
2020, Vol. 63, No. 2, 121–126

認知臨床心理学をいかに精神病理のネットワーク解析と融合させるか

―樫原論文へのコメントと拡張―

松　本　　昇
信州大学

How do we integrate cognitive and clinical psychology into network analysis for psychopathology? A response to Kashihara (2019)

Noboru MATSUMOTO
Shinshu University

Network analysis for psychopathology, introduced by Kashihara (2019), has the potential to greatly transform the research and treatment of psychiatric disorders. This paper discusses how we integrate the literature on cognitive and clinical psychology into the network analysis. Most network analysis in psychiatric disorders has used the data obtained from questionnaires, although incorporating the experimental tasks used in cognitive and clinical psychology into the assessment is worthy for clarifying the mechanisms that underlie psychiatric disorders. However, some issues arise when the data obtained from the experimental tasks are used in network analysis. These barriers indicate new issues that cognitive and clinical psychologists need to solve in the future.

Key words: Network analysis, Psychopathology, Cognitive and clinical psychology, Process-based therapy, Assessment
キーワード：ネットワーク解析，精神病理，認知臨床心理学，プロセスに基づく療法，アセスメント

はじめに

樫原論文は精神病理メカニズムについての研究領域で近年流行している複雑ネットワークを用いた解析（以下，ネットワーク解析）を本邦へ導入するものであり，その詳細な説明もあって，非常に有意義である。実際に，ネットワーク解析は精神疾患の研究および治療を大きく変容させる可能性があり，国外では第一線の研究者がしきりに活動を行っている（Hofmann, Curtiss, & McNally, 2016；McNally, 2016）。従来の心理学研究および臨床心理学研究は変数間の因果関係に固執してきた。たとえば，媒介分析では変数Aと変数Bを媒介する変数Xを探すことが行われ，交互作用項の検討では変数Aが変数Bに影響を与えるという因果を想定し，その因果を調整する変数Xが探し出されてきた。しかしながら，現実世界で生じる心理現象は，このような分析で扱われるきわめて少ない変数だけで説明できるわけではない。多くの変数がネットワークのように複雑に相互作用し，特定の症状が現れるというのが現実である。ヘイズとホフマン（Hayes & Hofmann, 2018）が提唱したプロセスに基づく療法（Process-based therapy）では，この考え方に則り，機械学習やネットワーク解析のような手法を用いて，多くの症状と関連する中核的なプロセス変数を発見し，そのプロセスに対する介入を行うことを目指している。プロセス変数とは，その変化が治療目標の達成を導く基礎となる変数のことである（Hofmann & Hayes, 2019）。ネットワーク解析はこのような心理療法の発展と密接に結びつく技術となりうる。だからこそ注目がなされているのである。

さらに，精神病理に関するネットワーク解析の最大の強みは個人へのモデルのあてはめにある。従来の心理療法，特に認知行動療法に関する効果研究は，ランダム化比較試験（Randomized controlled trial）によって診断単位での効果検証を行ってきた。その結果，認知行動療法と対人関係療法は成人期の大うつ病性障害に対して効果的である（American Psychological Association, 2019），というように治療法のエビデンスが確立されてきた。しかし，特定の治療法が集団に対して効果があると判明しても，その集団の中には治療が効果的であった個人も効果的でなかった個人も含まれる。つまり，いくらその治療法が集団に対して効果的であることが実証されようと，次に現れた患者Aに対して100%の確率で臨床的有意性を持つ効果を発揮する保証はない。そこで，各個人において精神疾患の核をなす変数を発見する重要性が明らかとなってきた。樫原（2019）が述べたように，ネットワーク解析では，個人に対する縦断データを取得することで各個人の精神病理ネットワークを示すことができ，中心性の高いノードを見出すことができる。さらに，仮にあるノードを消失させた場合に（選択的攻撃），その影響がネットワークにどのように波及するのかも予測することができる（増田・今野，2010）。この分析は介入の成果を予測する上で非常に重要である。

一方で，精神病理のネットワーク解析にはいくつかの限界が存在することにも留意しなくてはならない。Bringmann et al.（2019）は精神病理のネットワーク解析に対する批判として，（a）従来の社会的ネットワークで用いられてきた中心性（centrality）の指標を精神病理のネットワークにおいても同様に使用できるかどうかは不明であること，（b）Closenessと Betweennessは安定性に欠けること，（c）中心性の高いノードがさまざまな症状にとっての重要な変数であるとは限らないことを挙げている。ネットワーク解析上ではすべてのノードが接続されており直線的な影響を持つことが想定されるが，実際の精神病理ネットワークでは症状が直線的な影響によって広がるのではなく，複雑に広がることが想定される。したがって，仮にネットワーク上で最短距離であったからといって，それが実際の症状の伝播ルートであるとは限らない。また，どの変数をネットワーク解析に用いるかは恣意的である。ノードを追加したり削除したりするとネットワーク構造が大きく変わりうる可能性がある。さらに，仮に共分散を持つ2つのノードが存在した場合，片方のノードがもう片方のノードよりもネットワークの中核となるノードであるという主張は根拠が脆弱となる。最後に，臨床的応用を考慮した際には，中心性の高いノードに介入しても症状が改善しない可能性がある。なぜなら，それが発現しやすい簡易な症状であるだけという可能性があるからである。たとえば，大うつ病に関する研究ではアンヘドニア（anhedonia）症状が中心性の高いノードとしてしばしば観察されるが（Hoorelbeke et al., 2019），これは大うつ病の中核症状であるだけで（American Psychiatric Association, 2013），介入ターゲットとして適当かどうかは不明である。研究者はこれらの問題を認識した上で精神病理のネットワーク解析を利用しなければならない。

ネットワーク解析に用いられる変数

上記のような限界点はあるにせよ，ネットワーク解析は，精神疾患のメカニズムを解明するにあたって有力なツールである。従来の精神病理のネットワーク解析では，そこで扱われる変数の多くが自記式質問紙から得られたデータであった（レビューとしてContreras et al., 2019）。集団を対象とするネットワーク解析を行おうとすれば，質問紙データは大規模に取得できるという特徴があるため都合が良い。個人を対象にネットワーク解析を行おうとすれば，簡便な反復測定が可能な経験サンプリング法（Experience Sampling Method）ないしは生態学的瞬間記録法（Ecological Momentary Assessment）が適用になるが，これらもその多くは心理尺度あるいは単項目の質問によって構成される。したがって，ネットワーク解析は質問紙データと相性が良く，質問紙データが解析対象の中心となっている現状がある（Contreras et al., 2019）。

しかしながら，質問紙法以外にも，精神病理や病態の解明に寄与する手法はある。その代表例は認知臨床心理学的な実験研究である。認知臨床心理学分野では実験課題を用いて精神病理の解明を目指してきた（Mathews & MacLeod, 2005；Williams

et al., 1997）。認知実験データは，質問紙データと同等に，あるいはそれ以上に，精神疾患メカニズムの解明に寄与してきた。その範囲は多岐にわたり，知覚，注意，記憶，メタ認知，推論（解釈）などさまざまな認知心理学的トピックから気分障害，不安症，統合失調症といった精神疾患に迫ってきた。ところが，実験から得られた集団データを用いてネットワーク解析を行った研究は数例あるものの（Bernstein, Heeren, & McNally, 2017；Heeren & McNally, 2016；Hoorelbeke et al., 2016），実験の反復測定データを用いて個人のネットワーク解析を行った研究は著者の知りうる限り存在しない。そのような現状では，質問紙から得られた限定的な情報でしか精神病理・病態のメカニズムに迫れていないことになる。なぜ実験課題は質問紙データに比べてネットワーク解析に用いられることが少ないのであろうか。

認知臨床心理学の活用と課題

実験課題（行動データ）の有用性を議論する上では，自記式質問紙との差異を明確にしておかなくてはならない。両者の最大の違いは，実験課題が実際のパフォーマンスを測定しているのに対して，質問紙はそのパフォーマンスに対する主観的な判断やメタ認知を測定しているということである（Dang, King, & Inzlicht, in press）。主観的な判断は正確とは限らないため，実際のパフォーマンスとは乖離が生じる。特に，精神疾患ではメタ認知が障害されていることが多く（Wells, 2009），自身の内的な状態の正確な報告に困難がある。実験課題が自記式質問紙では捉えきれない精神病理・病態を反映することを示す研究例は数多くある。たとえば，IAT（Implicit Association Test; Greenwald, McGhee, & Schwartz, 1998）は自記式質問紙では捉えられない潜在的な態度や連合を測定する課題である。IAT によって測定された自殺に対する潜在的な態度は，質問紙得点とは独立に将来の自殺企図を予測することが示されている（Nock et al., 2010；Tello et al., 2020）。

もしも，実際のパフォーマンスをもとに主観的な判断が形成されていくのだとすれば―むろんそれは正確な推論とは限らない―実験課題が測定対象としているのは質問紙の回答を生成する器である。それゆえに，精神病理・病態の理解にあたって実験課題の利用は欠かせない。類似した議論は感情心理学研究で盛んになっている（大平，2017）。従来の心理学研究は，今現在のネガティブ気分の程度を質問紙で尋ね，それを「ネガティブ気分」と操作的に定義し，解析に用いてきた。しかし，そのネガティブ気分が何を反映しているのかは不明なままである。Embodied Predictive Interoception Coding（EPIC）モデルに基づけば，それは内受容感覚の予測誤差によってもたらされるかもしれない（Feldman-Barrett & Simmons, 2015）。精神疾患の重症度を測る上では，DSM-5 にあるように「その症状が臨床的に意味のある苦痛をもたらしているかどうか」が重要であるため，主観を反映できる質問紙の自己報告にも意義はある。しかしながら，その背景にある器を理解しなければ，精神疾患のメカニズムを明らかにしたとは言えないだろう。Bringmann et al.（2019）の述べた，中心性の高いノードに介入しても介入効果が得られにくい可能性があるひとつの原因は，ノードを生成する器がネットワーク解析に含まれていないからである。

このように，実験課題の有用性は明らかであるが，それがネットワーク解析に用いられにくい理由がいくつかある。ここで述べる問題の大半は，ネットワーク解析への適用の際に初めて生じる問題ではなく，従来から存在してきた問題である。しかしながら，反復測定を必要とする介入研究や個人を対象としたネットワーク解析が流行している昨今，これらの問題に直面する必要性は以前よりも増している。

第一に，質問紙法と比べると，大規模データの取得と反復測定が困難であることが挙げられる。近年ではオンライン実験等を通して実験データの大量取得も可能となってきたことから，これはどちらかというと個人を対象とした反復測定を行う際に支障となる。なぜなら，実験課題の反復実施は手間がかかるだけでなく，それらの課題の中には再検査を行う可能性を考慮して設計されていないものがあるからである。反復して実施することにより，練習効果や反応バイアスが生じるおそれがある。ましてや，ディセプションを含む実験は反復実施することができない。

第二に，測定の信頼性に関する問題がある。一

般的に言って，実験法は質問紙法に比べて測定の信頼性が低い。このことは，ネットワーク解析を行う際に大きな問題をもたらす。樫原（2019）が指摘するように，反復測定のネットワーク解析は測定誤差に脆弱であるため，実験課題の信頼性の低さはモデルの推定精度の低下につながる。この問題はネットワーク解析に始まった話ではなく，自己回帰を含む縦断的データ解析においてしばしば問題となってきた（Hamaker, Kuiper, & Grasman, 2015）。

それでもなお，実験課題の反復測定は精神疾患の理解を深める可能性がある。たとえば，衝動性や反応抑制を測定するGo/No-Go課題の反復測定を行った研究は，その日内変動が直後のスナックの摂取を予測することを示しており（Powell, McMinn, & Allan, 2017），摂食障害の病理・病態の理解に繋がるデータを提供している。同様に，一時的な状態によって変化しうる認知バイアスを継時的に捉えることは，一度限りの実験では捉えきれない情報をもたらしうる。

今後の認知臨床心理学研究への提言

では，認知臨床心理学分野で用いられる実験課題をネットワーク解析と融合させ，臨床現場で活用するためにはどうすればよいのか。あるいは，実験課題に固執せずとも，それを補うツールはあるだろうか。

実験課題を用いるのであれば，課題の性質と回答者の負担の両面を考慮する必要がある。つまり，反復測定が可能で，測定の信頼性が高く，短時間で実施できる課題であることが望ましい。幸いにも，認知臨床心理学分野では課題の信頼性に関する議論が増加している。たとえば，注意バイアスを測定する代表的な課題であったdot-probe課題は再検査信頼性が低く，時代遅れの課題と呼ばれるようになった（McNally, 2019）。一方で，IATのように，その信頼性についての厳密な検討が繰り返されている課題がある（De Cuyper et al., 2017；Schimmack, in press）。また，測定の信頼性は混合モデル（mixed model）を利用して試行ごとの分散と個人の分散を考慮することで改善できる可能性がある（Rouder & Haaf, 2019）。われわれは，信頼性についての検証を重ねるとともに，短時間で実施可能かつ測定の信頼性を高めるように実験課題を改良していく必要がある。言い換えれば，あるパラダイムにおいて最低何試行を実施すれば標的とする認知バイアスが安定性をもって検出可能なのかを検証すべきである。従来からその必要性は認識されてきたにもかかわらず，詳細な検討はなされてこなかった。ネットワーク解析が流行している今，改めてその必要性は増している。

また，短時間で実施できる課題といえども複数の課題を行えば長時間となる。あるいは，長時間を要する課題を臨床実践（個人へのネットワーク解析の適用）に用いたいというケースも現れるだろう。そこで必要になるのは「当たりをつける」作業である。すなわち，質問紙データからその個人にとって中心性の高い変数を探し，それから，その変数に強く関与しそうな実験課題を実施する。この作業の際に参考になるのが横断データによる集団を対象としたネットワーク解析である。集団全体の傾向をもとに，当該の中心性の高い変数と関連する傾向にある実験課題を特定することができる。以上の推察から言えるのは，さまざまな実験課題および質問紙尺度データを含む大規模な集団データを確保しておくべきだということである。ビッグデータを確保するために，国内外を問わず，認知臨床心理学者は協同してこの問題に取り組む必要がある。

もうひとつの方向性は，実験課題を用いるのではなく，実験課題の代用となる指標を見つけることである。近年のテクノロジーの進歩によって，ウェアラブル端末を用いて日常生活における心拍，活動量，睡眠といった指標を測定することが容易となった。個人から得られたそれらの反復測定データを機械学習によって処理し，気分の予測を行うことも可能となっている（Yamamoto et al., 2019）。これらの活動指標や生理指標が，実験課題で測定される構成概念を反映するのであれば，実験課題の代用になりうる。たとえば，心拍変動（HRV: Heart Rate Variability）は認知機能と関連することが明らかとなっており，認知機能のバイオマーカーとして利用できることが示唆されている（Forte, Favieri, & Casagrande, 2019）。この方向性を志すのであれば，実験課題指標および精神疾患がその指標に与える影響を反映するバイオマーカーを探す研究が必要となるであろう。

実験課題の精緻化も，生理指標や活動指標の測定も，目標とするのは精神病理の解明と治療・予防である。理想的には，実験という特殊な課題を施さなくとも，日常生活における生理的変化，活動，認知活動といったあらゆる指標から精神病理を理解できるようになることが望ましい。しかしながら，それには多くの年月を要するであろう。現実的には，実験課題に関する研究とともに双方の研究を推進していく必要がある。

いずれの手段を採るにしても，臨床実践での活用を目指した働きかけは必要不可欠である。反復測定のネットワーク解析のように，集団ではなく個人を対象としたアプローチは現場で活用されてこそ意義がある。しかしながら，質問紙データの反復測定を行うだけでも臨床現場の負担は大きく，ネットワーク解析を導入するのは容易ではない。実験課題や活動指標を取り入れるとなると，さらに敷居は高くなる。この問題を克服するためにはアセスメントを行うシステムの構築や技術の普及が必要である。少なくとも，ユーザビリティに優れたツールや情報の提供はなされるべきであろう。インターネットカウンセリングや認知行動療法の普及は進んでいるが（Andersson, 2018），オンラインアセスメントの普及はそれに比べて遅れている。認知臨床心理学研究は，実験室で行われるだけではなく，オンラインや臨床現場で行われなければならない。

結　語

本稿では，ネットワーク解析に，質問紙データだけではなく実験課題から得られたデータを投入する意義を論じた。中心性が高いだけでなく，介入効果が見込まれるノードを探るにあたって，実験課題は依然として強力なツールである。著者の提言は以下の三点に集約できる。第一に，集団および個人を対象としたネットワーク解析の双方に実験課題を用いる必要性を述べた。第二に，実験課題の信頼性の検証を繰り返して反復測定の最適化を行う必要性を主張した。第三に，ウェアラブル端末から得られたデータやオンラインアセスメントのように，新たなテクノロジーとの融合領域を発展させていく必要性に触れた。ネットワーク解析に基づく精神病理メカニズムへのアプローチはまだ始まったばかりであり，今後の発展および臨床応用が期待される。

文　献

American Psychiatric Association. (2013). *Diagnostic and statistical manual of mental disorders* (5th ed.). Arlington, VA: Author.

American Psychological Association, Guideline Development Panel for the Treatment of Depressive Disorders. (2019). *Clinical practice guideline for the treatment of depression across three age cohorts*. Retrieved from https://www.apa.org/depression-guideline/guideline.pdf.

Andersson, G. (2018). Information technology and the changing role of practice. In S. C. Hayes & S. G. Hofmann (Eds.), *Process-based CBT: The science and core clinical competencies of cognitive behavioral therapy* (pp. 67–81). Oakland: New Harbinger.

Bernstein, E. E., Heeren, A., & McNally, R. J. (2017). Unpacking rumination and executive control: A network perspective. *Clinical Psychological Science*, *5*, 816–826. doi: 10.1177/2167702617702717

Bringmann, L. F., Elmer, T., Epskamp, S., Krause, R. W., Schoch, D., Wichers, M., ... Snippe, E. (2019). What do centrality measures measure in psychological networks? *Journal of Abnormal Psychology*, *128*, 892–903. doi: 10.1037/abn0000446

Contreras, A., Nieto, I., Valiente, C., Espinosa, R., & Vazquez, C. (2019). The study of psychopathology from the network analysis perspective: A systematic review. *Psychotherapy and Psychosomatics*, *88*, 71–83. doi: 10.1159/000497425

Dang, J., King, K. M., & Inzlicht, M. (in press). Why are self-report and behavioral measures weakly correlated? *Trends in Cognitive Sciences*. doi: 10.1016/j.tics.2020.01.007

De Cuyper, K., De Houwer, J., Vansteelandt, K., Perugini, M., Pieters, G., Claes, L., & Hermans, D. (2017). Using indirect measurement tasks to assess the self-concept of personality: A systematic review and meta-analyses. *European Journal of Personality*, *31*, 8–41. doi: 10.1002/per.2092.

Feldman-Barrett, L., & Simmons, W. K. (2015). Interoceptive predictions in the brain. *Nature Reviews Neuroscience*, *16*, 419–429. doi: 10.1038/nrn3950

Forte, G., Favieri, F., & Casagrande, M. (2019). Heart rate variability and cognitive function: A systematic review. *Frontiers in Neuroscience*, *13*, 710. doi: 10.3389/fnins.2019.00710

Greenwald, A. G., McGhee, D. E., & Schwartz, J. L. K. (1998). Measuring individual differences in implicit cognition: The Implicit Association Test. *Journal of*

Personality and Social Psychology, *74*, 1464–1480.

Hamaker, E. L., Kuiper, R. M., & Grasman, R. P. P. P. (2015). A critique of the cross-lagged panel model. *Psychological Methods*, *20*, 102–116. doi: 10.1037/a0038889

Hayes, S. C., & Hofmann, S. G. (2018). (Eds.) *Process-based CBT: The science and core clinical competencies of cognitive behavioral therapy*. Oakland: New Harbinger.

Heeren, A., & McNally, R. J. (2016). An integrative network approach to social anxiety disorder: The complex dynamic interplay among attentional bias for threat, attentional control, and symptoms. *Journal of Anxiety Disorders*, *42*, 95–104. doi: 10.1016/j.janxdis.2016.06.009

Hofmann, S. G., Curtiss, J., & McNally, M. J. (2016). A complex network perspective on clinical science. *Perspectives on Psychological Science*, *11*, 597–605. doi: 10.1177/1745691616639283.

Hofmann, S. G., & Hayes, S. C. (2019). The future of intervention science: Process-Based Therapy. *Clinical Psychological Science*, *7*, 37–50. doi: 10.1177/2167702618772296

Hoorelbeke, K., Marchetti, I., De Schryver, M., & Koster, E. H. W. (2016). The interplay between cognitive risk and resilience factors in remitted depression: A network analysis. *Journal of Affective Disorders*, *195*, 96–104. doi: 10.1016/j.jad.2016.02.001

Hoorelbeke, K., Van den Bergh, N., Wichers, M., & Koster, E. H. W. (2019). Between vulnerability and resilience: A network analysis of fluctuations in cognitive risk and protective factors following remission from depression. *Behaviour Research and Therapy*, *116*, 1–9. doi: 10.1016/j.brat.2019.01.007

樫原 潤（2019）精神病理ネットワークの応用可能性―うつ病治療のテイラー化を促進するために― 心理学評論.

増田直紀・今野紀雄（2010）複雑ネットワーク：基礎から応用まで　近代科学社.

Mathews, A., & MacLeod, C. (2005). Cognitive vulnerability to emotional disorders. *Annual Review of Clinical Psychology*, *1*, 167–195. doi: 10.1146/annurev.clinpsy.1.102803.143916

McNally, R. J. (2016). Can network analysis transform psychopathology? *Behaviour Research and Therapy*, *86*, 95–104.

McNally, R. J. (2019). Attentional bias for threat: Crisis or opportunity? *Clinical Psychology Review*, *69*, 4–13. doi: 10.1016/j.cpr.2018.05.005

Nock, M. K., Park, J. M., Finn, C. T., Deliberto, T. L., Dour, H. J., & Banaji, M. R. (2010). Measuring the suicidal mind: Implicit cognition predicts suicidal behavior. *Psychological Science*, *21*, 511–517. doi: 10.1177/0956797610364762

大平英樹（2017）予測的符号化・内受容感覚・感情 エモーション・スタディーズ , *3*, 2–12. doi: 10.20797/ems.3.1_2

Powell, D. J. H., McMinn, D., & Allan, J. L. (2017). Does real time variability in inhibitory control drive snacking behavior? An intensive longitudinal study. *Health Psychology*, *36*, 356–364. doi: 10.1037/hea0000471

Rouder, J. N., & Haaf, J. M. (2019). A psychometrics of individual differences in experimental tasks. *Psychonomic Bulletin and Review*, *26*, 452–467. doi: 10.3758/s13423-018-1558-y

Schimmack, U. (in press). The implicit association test: A method in search of a construct. *Perspectives on Psychological Science*. doi: 10.1177/1745691619863798

Tello, N., Harika-Germaneau, G., Serra, W., Jaafari, N., & Chatrad, A. (2020). Forecasting a fatal decision: Direct replication of the predictive validity of the Suicide–Implicit Association Test. *Psychological Science*, *31*, 65–74. doi: 10.1177/0956797619893062

Wells, A. (2009). *Metacognitive therapy for anxiety and depression*. New York, NY: The Guilford Press.

Williams, J. M. G., Watts, F. N., MacLeod, C., & Mathews, A. (1997). *Cognitive Psychology and Emotional Disorders.* (2nd ed.) Chichester, U.K: John Wiley & Sons

Yamamoto, T., Yoshimoto, J., Murillo-Rodriguez, E., & Machado, S. (2019). Prediction of daily happiness using supervised learning of multimodal lifelog data. *Revista Psicologia e Saúde*, *11*, 145–152. doi: 10.20435/pssa.v11i2.811

― 2019. 11. 5　受稿，2020. 6. 16　受理 ―