

# Psikopatoloji Araştırmalarında Yeni Bir Yöntem: Ağ Analizi

## A New Method in Psychopathology Research: Network Analysis

Ülkü Güreşen<sup>1</sup>

<sup>1</sup>Aydın Devlet Hastanesi, Aydın

### ÖZ

Ağ analizi doğa bilimlerinde ve sosyal bilimlerde uzun zamandır kullanılan bir veri analizi yöntemi olmasına karşın psikoloji alanında kullanımı henüz yenidir. Psikolojik bozukluklarda diğer tıbbi hastalıklardan farklı olarak bozukluğun belirti vermeden önce laboratuvar ortamında ya da çeşitli görüntüleme yöntemleriyle gözlenebilmesi mümkün değildir. Ancak bütün psikolojik bozukluklar gözlenebilen belirtiler sayesinde tespit edilebilir. Buna göre tetikleyici bir dışsal bir etken tarafından etkinleştirilen belirti diğer belirtileri de etkinleştirerek bir döngü oluşturur. Klinik psikolojide ağ yaklaşımı geleneksel kategorik tanı yaklaşımlarına eleştiri getirerek öncelikle psikolojik bozuklukları oluşturan belirtilerin organizasyonunun ve aralarındaki etkileşimin incelenmesi gerektiğini savunur. Böylece sağaltım aşamasında önemli rol oynayan belirtilere müdahale edilmesi hem tedaviyi çabuklaştıracak hem de daha etkili bir sağaltım sağlayacaktır. Ağ analizi hem kesitsel hem de boylamsal çalışmalardan elde edilen verileri analiz etmek için kullanılabilir. Psikometrik ağlar psikolojik bozukluğu oluşturan önemli belirtilerin yanı sıra bu belirtiler arası yönlü ilişkileri tespit edebilme, komorbidite, belirti örüntüsünü tetikleyici etkenlerin incelenmesi, müdahale etkililiğinin incelenmesi, farklı örneklem özelliklerine göre belirti örüntülerin karşılaştırılması gibi geniş olanaklar sağlamaktadır. Buna karşın psikometrik ağların geçerliği tartışma konusu olmuş ve psikometrik ağların güvenilirliğini arttırmak için çeşitli yöntemler geliştirilmiştir. Son yıllardaki teknolojik gelişmeler diğer bilimlerde olduğu gibi psikolojide de ağ analizinin uygulanmasını kolaylaştırmıştır. Özellikle ek paket programlarla da desteklenen ve tamamen ücretsiz olarak erişime açık olan R istatistiği yazılımı psikolojide ağ analizi gerçekleştirmek için geniş olanaklar sağlamaktadır. Bu derleme yazısında ağ analizinin tarihsel ve kuramsal alt yapısı, psikometrik ağların özellikle de klinik araştırmalarda kullanım alanları, yapısı ve geçerliliği, ağ analizi gerçekleştirmek için kullanılan R istatistiği yazılımı hakkında kısa bir bilgilendirme yapılması amaçlanmaktadır.

**Anahtar sözcükler:** Ağ analizi, psikometrik ağlar, kısmi korelasyon ağları, Bayes ağları, R istatistiği

### ABSTRACT

Though network analysis has a long history in both natural and social sciences it has emerged as a new method in psychology in recent years. Unlike medical disorders, mental disorders are not observable in laboratory. However, we can identify them by the way of observable symptoms. According to the network perspective, a disorder occurs when an external event triggers a psychological symptom. Activated symptom also interacts with other symptoms and forms a pattern of symptoms. Network approach criticizes traditional categorical diagnostic approach and focuses on symptom organization. Probably, treating the most effective symptom will accelerate recovery process and provide more effective treatment. Network analysis can be used in both cross-sectional and longitudinal studies. Psychological networks provide opportunities to investigate direction of the relationship among symptoms, comorbidity, external triggers of psychological symptoms, effectiveness of treatment, comparison of symptom pattern according to sample characteristics. Despite the utility of psychological networks, accuracy of them has been questioned and certain methods to prove accuracy of networks proposed as response. Technological progress in recent years enabled network analysis to be more eligible in psychology. R Statistics software is very useful in network analysis which is totally free and open sourced and supported by many additional packages. This review article aims is to provide information about usage of network analysis in psychology, especially in clinical research. In the first part historical and theoretical background of network analysis was introduced and in the following parts structure, validity of psychological networks and R Statistics Software which is used for conducting network analysis were explained briefly.

**Keywords:** Network analysis, psychological networks, partial correlation networks, Bayesian networks, R statistics

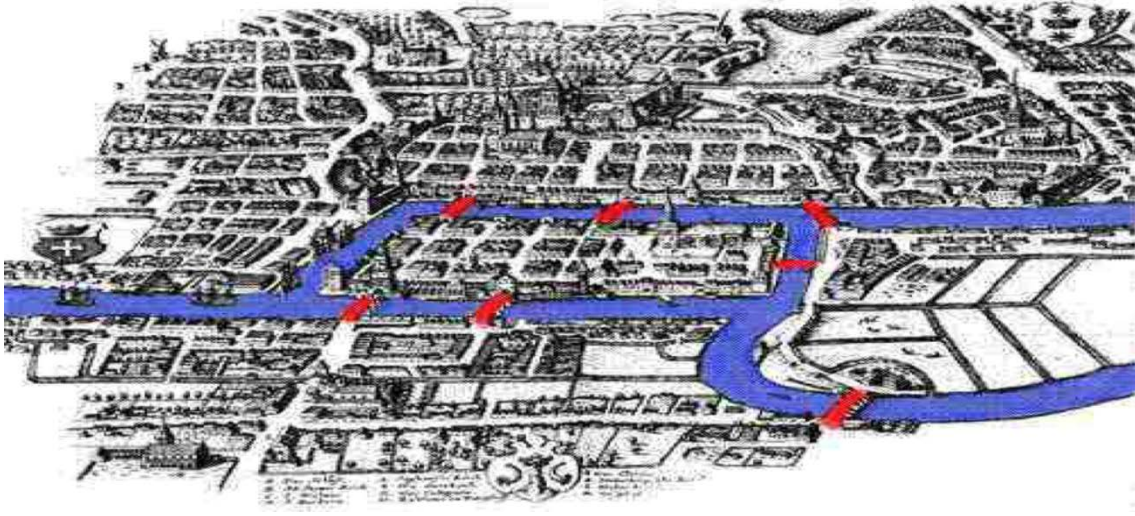
## Giriş

İsviçreli matematikçi ve fizikçi Leonhard Euler 1735 yılında, Königsberg kentindeki (Bugünkü adı Kaliningrad) Pregel Nehri'nin üstündeki 7 köprü (Resim 1) ile ilgili olarak başladığı yere geri dönülmesi kaydı ile her birinden sadece birer defa geçen bir yolun olup olmadığını sormuştur. Ona göre, dört düğüm ve bunlar arasındaki yedi bağlantıdan oluşan ağda aynı köprüyü iki kez geçmeden yedi köprüyü geçen sürekli bir patika yoktu. Böylece çizge teorisinin temelini ortaya atmıştır (Gürsakal 2016).

Ağlar aslında her yerdedir. Ağlar cansız nesnelere oluşabileceği gibi canlı nesnelere, hatta insanlardan oluşabilir. Hatta içinde yaşadığımız evren bile görüldüğü kadarıyla bir ağ yapısındadır (Luke 2015). Sosyal bir yapı içerisinde yer alan bireyler, bireylerden oluşan gruplar, gruplardan oluşan kurumlar, kısacası birbiri ile ilişki içerisinde olan her türlü yapının analiz edilmesi işlemine Sosyal Ağ Analizi adı verilmektedir. Modern sosyal ağ analizinin kurucuları bir psikiyatrist olan Jacob L. Moreno ve bir psikolog olan Helen Jennings'dir. (Güzeller ve ark. 2016). Bu iki araştırmacı 1930'lu yıllarda cezaevindeki mahkûmlar arasındaki ve kız okulunda öğrenim gören öğrenciler arasındaki ilişkileri inceleyip ilk sosyal analizlerini gerçekleştirmişlerdir.

Psikolojik ağ analizinin teorik temelleri ilk kez 2008'de ortaya atılmış olup ilk uygulamalar 2010 yılında yapılmıştır (Van Borkulo ve ark. 2014). Psikolojide ağ analizi günümüzde yaygın olarak kullanılmakta olup bu alanda halen yenilikler yapıldığı görülmektedir. Psikometrik ağlarda istatistiksel model gözlenebilir türden değişkenlerin arasındaki ilişkilerin ağırlıklı biçimde yapılandırıldığı parametrelerden oluşan veri üzerine temellenir. Bu nedenle psikolojik ağlar sosyal ağlardan veya ekolojik ağlar gibi çizge teorisi esas alınarak oluşturulan diğer yapılardan farklıdır (Epskamp ve ark. 2018).

Ağ analizi uzun yıllardır doğa bilimlerinde ve sosyal bilimlerde kullanılan bir araştırma yöntemi olmasına karşın psikolojide kullanımı oldukça yenidir. Bu konuda Türkçe kaynak ise neredeyse yok denecek kadar azdır. Bu nedenle bu derlemede ağ analizi kısaca tanıtılacak ve psikoloji araştırmalarındaki kullanım alanları kısaca incelenecektir.



**Resim 1. Königsberg'in 7 köprüsü (Paoletti 2006)**

## Psikometrik Ağlar

Psikometrist ve teorisyen Denny Borsboom (2008) çeşitli psikiyatrik bozuklukların belirtileri arasındaki karşılıklı etkileşimi incelemiş ve bunun sonucunda ruhsal bozuklukların ağ teorisini geliştirmiştir. Ağ yaklaşımına göre bir takım olumsuz yaşam deneyimleri psikolojik belirtileri etkin hale getirerek psikopatolojinin oluşmasına yol açar (Boschloo ve ark. 2015). Etkinleşen bir belirti tıpkı art arda dizili domino taşlarının birbirini devirmesi gibi diğer belirtileri de ardı ardına etkinleştirir. Örneğin kronik stresin uyku güçlüğüne yol açması sonucu yorgunluk, yorgunluğun sonucunda da dikkat bozukluğunun meydana gelmesi sonucunda majör depresif epizot oluşur (Borsboom ve Cramer 2013). Hatta bu etkinleşme tetikleyici dışsal etken zamanla ortadan kalksa bile uzun süre devam edebilir (Jones ve ark. 2018). Örneğin, çocukluk çağında maruz kalınan olumsuz yaşantıların etkinleştirdiği belirti örüntüsü yetişkinlikte bile etkinliğini sürdürebilir (Örsel ve ark. 2011). Buna göre psikolojik belirtiler altta yatan ruhsal bozuklukların yansıması değil bileşeni olarak ele alınmalıdır (McNally 2016).

Psikolojik bozukluklar diğer tıbbi hastalıklardan farklı biçimde ele alınmalıdır. Çünkü tıbbi bozuklukların varlığı laboratuvar ortamında veya çeşitli görüntüleme yöntemleriyle tespit edilebilir. Örneğin akciğer kanserinin varlığı kanlı öksürük, nefes darlığı gibi çeşitli belirtilerin gözlenmesi ile fark edilebilir. Ancak kanser erken evrelerde dışarıdan gözlenebilir belirtiler göstermemesine karşın çeşitli görüntüleme yöntemleriyle tespit edilerek henüz belirti göstermediği erken aşamada tanılanabilir. Psikolojik bozukluklar ise diğer tıbbi bozukluklar gibi laboratuvar ortamında gözlenemez. Örneğin depresyonu down sendromu gibi genetik testlerle incelemek ya da panik bozukluğu radyoaktif görüntüleme yöntemleriyle gözlemek mümkün değildir. Buna karşın ruhsal bozukluklar mutlaka belirti verir ve onları gözlenebilir belirtiler aracılığı ile tanılamak mümkündür. Örneğin çökkün duygu durumu olmadan depresyonun ya da madde kullanımı olmadan madde bağımlılığının varlığından söz edilemez (Borsboom ve Cramer 2013).

Ağ yaklaşımına göre bir psikolojik bozukluk ancak yeterli miktarda psikolojik belirtinin bir zaman aralığında etkinleşmesiyle meydana gelir ve iyileşme de bu etkinliğin bitmesi ya da belirtilerin aralarındaki etkileşimin zayıflaması veya her ikisinin de birlikte gerçekleşmesi sonucu sağlanır. Bu nedenle psikolojik bozukluklar dinamik olarak birbiriyle etkileşen, kendi kendini idame ettiren, nedenselliğe bağlı sistemler olarak ele alınmalıdır (McNally 2016). Ağ analizi bize psikolojik belirtiler arasındaki etkileşimi anlayabilme olanağı sağlayabilmesi sayesinde klasik test yöntemlerinden daha fazla olanaklar sağlamaktadır (Hevey 2018).

Alışıl gelmiş kategorik tanı yaklaşımlarına göre bir bozukluğu oluşturan psikolojik belirtilerin hepsi neredeyse eşit olarak değerlendirilir. Oysa belirtilerin tanınal önemi aynı değildir. Bir belirti aynı tanı başlığı altında yer alan diğer belirtilere göre daha etkili olabilir (Sorias 2015). Geleneksel kategorik tanı yaklaşımı bir psikolojik belirtinin genellikle sadece bir tanı başlığı altında yer alabileceğini savunurken ağ yaklaşımı buna karşı çıkarak bir belirtinin birden fazla bozukluk tarafından paylaşılabilirliğini savunur ve komorbiditenin önemine dikkat çeker. Örneğin çoğunlukla bir depresyon belirtisi olarak gördüğümüz çökkün duygu durumu depresyon dışında alkol kullanımı bozuklukları gibi farklı bozukluklarda da etkin rol oynayan bir belirti olabilir. Diğer bir deyişle bir belirti iki farklı bozukluk arasında köprü işlevi görebilir ve komorbidite oluşturabilir (McNally 2016).

Geleneksel kategorik yaklaşımın eksiklikleri göz önüne alınarak geliştirilen boyutsal yaklaşım her ne kadar yenilikler getirmiş olsa da tamamen yeterli değildir. Çünkü bir hastaya bir tedavi müdahalesinin uygulanıp uygulanmaması veya bireyin yasalar önünde akli dengesinin yerinde olup olmadığı var ya da yok şeklinde ikili yanıtlar gerektirir (Sorias 2015). Bu nedenle ağ analizi geleneksel tanınal yaklaşıma eleştiri getirmekle birlikte onu tamamen reddetmeyen, kategorik ve boyutsal yaklaşımları uzlaştırma amacı güden bir analiz yöntemi olarak ele alınmalıdır (Sorias 2015, Gülöksüz ve ark. 2017).

Ağ analizi araştırmacılara bir psikolojik bozukluğun belirti örüntüsünü belirleme, belirti örüntülerinin örneklem özelliklerine göre (örn. cinsiyet) farklılık gösterip göstermediğini belirleme, manipülasyon öncesi ve sonrası değişimi gözleme, dış etkenlerle belirtiler veya belirtiler ile belirtiler arasındaki en kısa yolları saptayabilme, boylamsal araştırmalarda sıralı zamansal ilişkileri saptama, komorbiditeyi anlayabilme gibi olanaklar sağlamaktadır.

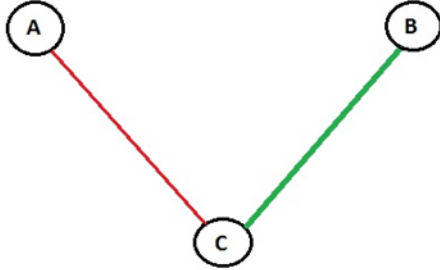
İlk psikolojik ağ analizi uygulama çalışmasının yayınlandığı 2010 yılından bu yana günümüze dek pek çok kez ağ analizi gerçekleştirilmiştir. Örnek verecek olursak depresyon (Fried ve ark. 2016, Mullarkey ve ark. 2019, Wasil ve ark. 2020, Gizjen ve ark. 2021) anksiyete bozuklukları (Heeren ve McNally 2016, Ren ve ark. 2021), travma sonrası stres bozukluğu (McNally ve ark. 2017, Green ve ark. 2019, Cero ve Kilpatrick 2020, Gay ve ark. 2020) obsesif-kompulsif bozukluk (McNally ve ark. 2017), yeme bozuklukları (Forrest ve ark. 2018, Olantunji ve ark. 2018, Cascino ve ark. 2022, Sala ve ark. 2022), Şizofreni ve psikozlar (van Rooijen ve ark. 2017, Strauss ve ark. 2018), çocukluk çağı travmaları (Isvoranu ve ark. 2017, Betz ve ark. 2020, Breuer ve ark. 2020), alkol-madde kullanımı bozuklukları (Anker ve ark. 2017, Sanchez-Garcia ve ark. 2021, Kroon ve ark. 2023), duygular (Glück ve ark. 2017), ruh sağlığını tehdit eden risk faktörleri (Pereira-Morales ve ark. 2017), psikoterapi yöntemlerinin etkililiği (Johnson ve Hoffart 2018), tanılar arası komorbidite (Boschloo ve ark. 2015, Heeren ve ark. 2018), kişilik örüntüleri (Epskamp ve ark. 2012) gibi konular ele alınmıştır. Ağ analizi ülkemizde de uzun süredir kullanılan bir araştırma yöntemi olmasına karşın psikoloji alanında henüz yeni bir yöntem olup ağ analizinin kullanıldığı bir çalışmada çocukluk çağı travmaları ile yetişkinlikteki psikolojik belirti kümelerinin ilişkisi ve psikolojik belirti kümelerinin yapısı ağ analizi ile incelenmiştir (Güreşen ve Dereboy 2023).

## **Psikometrik Ağların Yapısı**

Psikometrik ağlar değişkenleri simgeleyen düğümler (node) ve değişkenler arası ilişkileri simgeleyen ayrıtlardan (edge) oluşurlar (Epskamp ve ark. 2018). Örneğin depresyonun incelendiği bir ağda her bir depresyon belirtisi birer düğüm şeklinde görselleştirilirken bu düğümlerin birbiri üzerindeki etkisi de ayrıt şeklinde görselleştirilir

(van Borkulo ve ark. 2014). Düğümler arasındaki ilişki pozitif veya negatif olabilir (McNally 2016). Pozitif ilişkiler yeşil (veya mavi) renk ayrıtlar ile simgelenirken kırmızı ayrıtlar negatif ilişkileri simgeler (Jones ve ark. 2018).

Psikometrik ağlarda düğümler arasındaki ilişkinin gücü genellikle korelasyonlar tarafından yansıtılır (Jones ve ark. 2018). Bu nedenle psikometrik ağlardaki ayrıtlar çoğunlukla ağırlık belirtir. İki düğüm arasındaki ilişki güçlendikçe, diğer bir deyişle korelasyon katsayısı arttıkça ayrıt kalınlaşır.



### Şekil 1. A, B ve C düğümleri ve aralarındaki ilişkiyi gösteren ayrıtlar

Şekil 1’de A, B ve C düğümleri arasındaki yönsüz ilişkileri belirten ayrıtlar gösterilmiştir. A ve C arasındaki ayrıt negatif ilişkiyi gösterirken B ve C arasındaki ayrıt ise pozitif bir ilişkiyi göstermektedir. Gene Şekil 1’de pozitif ilişkiyi gösteren A ve C arasındaki yeşil ayrıtların negatif ilişkiyi gösteren B ve C arasındaki kırmızı ayrıta göre daha kalın olması A ve C arasındaki ilişkinin daha güçlü olduğunu göstermektedir.

Düğümler arasındaki ilişki yönsüz olabileceği gibi yönlü de olabilir. Yönlü ilişkilerde bir düğümün diğerini yordaması söz konusudur. İki düğüm arasındaki ilişki yönlü ise bu durum yordayıcılığın hangi yönde olduğu dikkate alınarak ayrıtların ucuna eklenen bir ok ile gösterilir (McNally 2016).

Bir düğümün ağın neresinde konumlandırılacağı düğümün ağ içinde arz ettiği öneme göre değişkenlik gösterebilir. Psikometrik ağlarda düğümlerin önemi merkezîyet derecelerine göre belirlenir. Bir düğümün ne kadar merkezi olduğunu belirlemek için çeşitli ölçüm yöntemleri vardır. Bunlar kısaca tanıtılacaktır.

1. Derece (Degree) Merkezîyeti: Düğümün merkezîyet düzeyi o düğüme bağlanan ayrıt sayısının miktarı ile doğru orantılıdır. Psikometrik ağlardan çok sosyal ağlarda kullanılan bu merkezîyet türüne örnek olarak bir topluluk içinde en çok arkadaşına sahip olan kişinin ağın merkezinde yer alması buna örnek gösterilebilir (McNally 2016).
2. Güç (Strength) Merkezîyeti: Güç merkezîyeti genellikle ağırlıklı ayrıtların yer aldığı psikometrik ağlarda önemlidir. Buna göre bir düğüme bağlanan ayrıtların miktarı değil toplam ağırlığı, yani korelasyon katsayısı, önem arz eder. Bu nedenle bir düğümün güç merkezîyetini incelemek için o düğüme bağlanan bütün ayrıtların katsayılarının teker teker pozitif veya negatif olduğuna bakılmaksızın mutlak değer içine alınarak toplamının hesaplanması gerekir (Robinaugh ve ark. 2016).
3. Yakınlık (Closeness) Merkezîyeti: İlgili düğümün diğer düğümlere mesafe olarak yakınlığıdır. Bir düğümün yakınlık merkezîyetini bulmak için ağdaki bütün düğümlere olan uzaklığı en kısa yollar üzerinden hesaplanır ve bu kısa yolların değerlerinin ortalaması alınır (Goldbeck 2013).
4. Arasındalık (Betweenness) Merkezîyeti: İlgili düğümün ağdaki diğer düğüm çiftleri arasında ne sıklıkla bulunduğu tespit edilerek kendisinin bulunma sıklığı ağdaki düğüm çiftleri arasındaki toplam en kısa yol sayısına bölünerek elde edilir (Goldbeck 2013).
5. Beklenen Etki (Expected Influence) Merkezîyeti: Güç merkezîyeti biraz önce de bahsedildiği gibi psikometrik ağlarda büyük önem arz eder. Ancak ağda negatif yüklü ayrıtların bulunması güç merkezîyeti ölçümlerinin bazen yanıltıcı olmasına yol açabilir. Bu nedenle van Borkoulo (2014) tarafından bu soruna çözüm bulmak için beklenen etki merkezîyeti ölçümü geliştirilmiştir. Çünkü düğümler arasındaki ayrıtlar ancak pozitif ise düğümler arası bir etkileşimden bahsedilebilir. Örneğin iştah artışı kilo artışı etkilediği için bu iki değişken arasında pozitif korelasyon ve etkileşimden bahsedilebilir. Ancak iştah kaybının artması ile kilo artışı arasında negatif bir ilişkiden bahsedilebilmesine karşın bir etkileşimden söz etmek mümkün değildir. Bu nedenle beklenen etki merkezîyetinde negatif ayrıt ağırlıkları mutlak değer içine alınmadan pozitif ayrıt ağırlıklarıyla birlikte toplanırlar (Epskamp ve ark. 2018). Psikometrik ağlarda arasındalık ve yakınlık merkezîyetleri fazla

önemsememesine karşın güç veya beklenen etki merkezietü büyük önem arz eder (Epskamp ve ark. 2018, Jones ve ark. 2019;).

6. Köprü (Bridge) Merkezietü: Ağdaki düğümlerın ayrı ayrı iki ya da daha fazla kümeden oluşması durumunda başvuruolan bir merkezietü ölçümüdür. Özellikle komorbidite araştırmalarında kullanılan bir merkezietü ölçümüdür. Köprü merkezietü kapsamında güç, yakınlık, arasındalık, beklenen etki merkezietüleri incelenir (Jones ve ark. 2021). Genellikle köprü beklenen etki merkezietüünün incelenmesi esastır. Buna göre her bir kümede yer alan düğümlerın kendi kümesi içindeki düğümler dışında karşı kümedeki düğümlerle ilişkisi incelenir (Robinaugh ve ark. 2016). Köprü merkezietüü iki adımda incelenir. Birinci adımda (step-1) düğümlün doğrudan komşu olduğu karşı kümedeki düğümlerle ilişkisi incelenir. İkinci adımda ise (step-2) düğümlün başka bir düğüml aracılığı ile dolaylı yoldan bağlantılı olduğu düğümlerle ilişkisi incelenir (Heeren ve ark. 2018). Buna göre köprü düğümlerının etkinliğıinin durdurulmasının bir bozukluğun diğere bozukluğı etkinleştirmesini önleyerek komorbiditenin yayılmasını önleyebileceğı öne sürülmüştür (Jones ve ark. 2021).
7. İç Güç (In Strength) ve Dış Güç (Out Strength) Merkezietüü: Ayrıtların yönlü veya dönüşlü olduğu ağlarda bir düğümlnden diğere dış düğümlere giden bağlantıların toplamı dış güç merkezietüünü, bir düğümlne diğere düğümlerden gelen bağlantıların toplamı ise iç güç merkezietüünü oluşturur (Johnson ve Hoffart 2018).
8. Düğüml Yordayıcılığı: Bir düğümlün ağ içindeki önemini ve rolünü anlayabilmek için merkezietü ölçümlerinin yanı sıra o düğümlün ağdaki diğere düğümler tarafından yordama düzeyi de incelenebilir. Buna düğüml yordayıcılığı denir. Yordayıcılık düzeyi 0 ile 1 arasında değışkenlik gösterir. Genellikle düğümlerın etrafına ya da doğrudan içine konumlandırılan pasta grafiğı ile gösterilir. Yordayıcılık katsayısı sürekli verilerde R2 ile simgelenir. Bir düğümlün yordayıcılık katsayısının fazla olması o düğümlün büyük ölçüde ağdaki diğere düğümler tarafından yordandığını, az olması ise ağdaki düğümler dışında diğere dışsal etkenler tarafından yordanyor olabileceğini gösterir (Haslback ve Waldrop 2018).

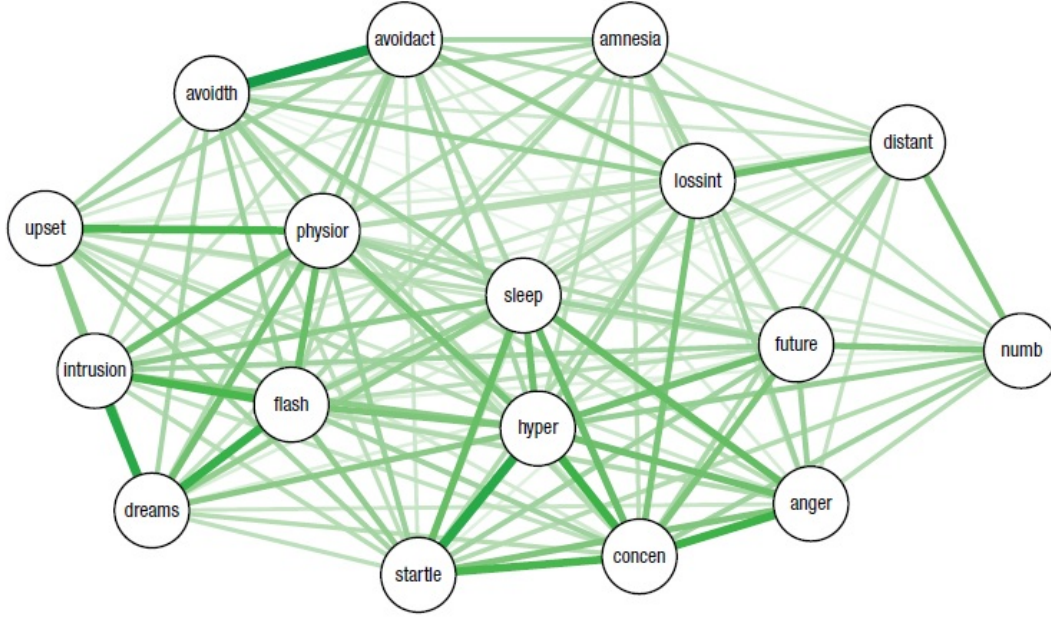
## Psikolojik Ağ Türleri

Psikometrik ağlar incelenmek istenen değışkenler arası ilişkinin türüne göre farklılık gösterebilirler. Bu nedenle araştırmacı kendi araştırma sorusuna ve amacına uygun olan psikometrik ağlardan birini yapılandırabilir. Şimdiye dek yapılan çalışmalarda oluşturulan ağ türleri şunlardır:

1. İlişki Ağları: Bir  $n \times m$  kişi değışken basit korelasyon matrisinde belirtilerın basit korelasyon esasına göre birbirine bağlandığı en temel ağ türüdür (Mair 2018). Bu ağlarda ayrıtlar ağırlıklı ve yönsüzdür (McNally 2016). Ancak basit korelasyon kullanılması ağda çok sayıda ayrıtlın görülmemesine ve önemli ilişkilerin tespit edilememesine yol açabilir (Mair 2018). Bu nedenle kısmi korelasyon ağları daha fazla tercih edilir. McNally ve ark. (2014) tarafından TSSB belirtilerini incelemek amacıyla oluşturulan ilişki ağında (Şekil 2) düğümlerarası bağlantıların oldukça sık ve fazla olduğu görülmektedir.
2. Yoğunlaşma (Kısmi Korelasyon) Ağları: İlişki ağlarından farklı olarak daha net bir tablo elde etmek için basit korelasyon yerine çeşitli indirgeme yollarıyla kısmi korelasyonların oluşturulduğu ağlardır. İki düğüml arasındaki ilişkinin geriye kalan diğere düğümlerın etkisinin denetim altına alınarak incelenmesi sayesinde oluşturulan ayrıtlar düğümler arasındaki doğrudan etkiyi daha fazla yansıtır (Mair, 2018). Bu tür ağlarda bir eşik değere (örn.  $r \geq 0.3$ ) belirlenerek ağdaki zayıf bağlantılar elenir. Böylece belirgin ve güçlü ilişkilere odaklanılarak daha net çıkarımlar yapılabilir (McNally ve ark. 2014). Bunun için kullanılan en yaygın indirgeme yöntemi grafik lasso yöntemidir. Buna göre  $\lambda$  penalizasyon parametresi kullanılarak önem arz etmeyecek düzeydeki düşük korelasyonların (zayıf ayrıtların) 0 düzeyine çekilerek ağ üzerinde görünmemesi sağlanır (Mair 2018). Bu tür ağlarda sürekli veriler (likert tipi) için Gaussian Grafik Modeli (GGM), ikili veriler için Ising Modeli kullanılır (Isvoranu 2021). Kısmi korelasyon ağlarında bağlantılı olan iki düğüml aynı zamanda birbirini yordayıcıdır ve iki düğümlü birbirine bağlayan diğere bir düğüml (örn. A ve C düğümleri arasında yer alan B düğümlü) iki düğüml arasındaki yordayıcı niteliğe aracılık edebilir. Bu nedenle kısmi korelasyon ağları olası nedensel ilişkileri gösteren bir temel yapı sistemi gibidir (Isvoranu 2021).

Bu ağlarda genellikle güç yönelimli bir algoritma olan Fruchterman-Reingold (1991) algoritması kullanılır. Böylece güç merkezietüü yüksek düğümler ağın merkezinde yer alırken zayıf olanların merkezden uzak, daha çevresel bir konumda yer alması sağlanır. McNally ve arkadaşları (2014) tarafından TSSB belirtilerini incelemek amacıyla oluşturulan ilişki ağında (Şekil 2) düğümlerarası

bağlantıların oldukça sık ve fazla olması nedeniyle akabinde bir kısmi korelasyon ağı oluşturulmuş (Şekil 3) ve böylece düğümlerin merkezîyet düzeyi (Şekil 4) ve düğümler arasındaki ilişkilerin daha net seçilebildiği bir ağ görsel elde edilmiştir.

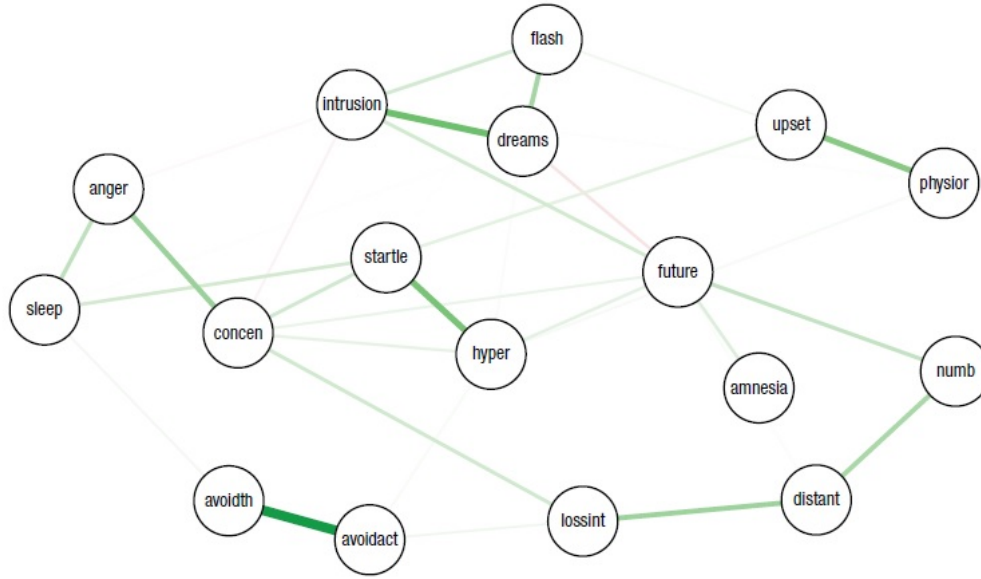


### Şekil 2. TSSB ilişki ağı (McNally ve ark. 2014)

Not: intrusion=Girici anılar, düşünceler, dreams=Travmatik düşler, flash=Geriye dönüş, upset=Travmanın anımsatıcılarına karşı üzgün hissetme, physior=Travmanın anımsatıcılarına fizyolojik tepkiler, aavoidth=Travma ile ilgili düşüncelerden kaçınma, avoidact=Travmayı anımsatan eylemlerden ya da durumlardan kaçınma, amnesia Travmatik deneyimin bir bölümünü anımsamada güçlük, lossint=Önceden haz alınan eylemlere karşı ilgi kaybı, distant=İnsanlardan uzaklaşma ya da insanlarla ilişkisini kesme, numb=Duygusal olarak hissizleşme, future=Geleceğinin olmadığını düşünme, sleep=Uykuya dalmada ya da uykuyu sürdürmede güçlük, anger=Sinirlilik veya öfke patlamaları, concen=Odaklanma güçlüğü, hyper=Hipervijilans veya sürekli tetikte olma hali, startle=Kolayca irkilebilme

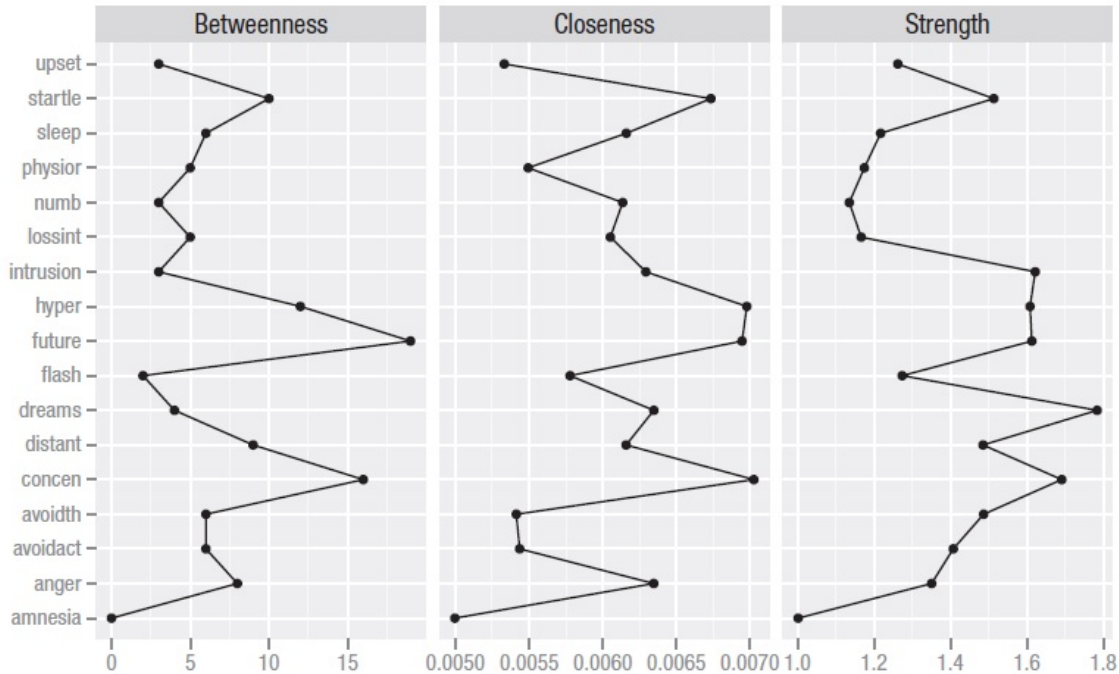
3. Göreceli Önem Ağları: Bu ağlardaki ayrıtlar ilişkinin gücünü vermekle kalmayıp aynı zamanda yönünü de açıkça belirtirler. Ancak bu ağlarda nedensel ilişkiler yerine yordama gücünü ve yönünü belirlemek esastır. Bir düğüm diğer bir düğümün yordayıcısı iken aynı zamanda yordadığı düğüm tarafından yordanabilir. Bu ağlarda yer alan ayrıtların ucunda ilişkinin yönünü gösteren oklar bulunur (McNally 2016). Örneğin Şekil 5'te Heeren ve McNally (2016) tarafından sosyal anksiyete bozukluğu belirtileri göreceli önem ağında incelenmiştir. Bu ağdaki düğümlerin merkezîyet indisleri de Şekil 6'de verilmiştir.
4. Bayes Ağları: Bayes istatistiğine göre bir sürece ilişkin yeni veriler edindikçe daha önce eski verilere göre yapılandırılmış ilişki örüntüsü güncellenir. Böylece elde edilen ilişki örüntüleri en yüksek olası olandan en düşük olana dek sıralanır ve olasılığı düşük olanlar elenerek yüksek olanlar geçerli kabul edilir (Bakırcı 2020). Bu nedenle bu tür ağlara öğrenme ağı da denir. Bayes ağlarındaki ayrıtlar ağırlıklıdır ve ayrıtların ucunda ilişkinin yönünü gösteren bir ok vardır. Bir düğümden çıkan ayrıt başka bir düğüme doğru gider ve geri dönmez. Bu nedenle bu ağlarda betimsel yaklaşım yerine yönlü dönüşsüz çizgelerin üretildiği parametrik yöntemler kullanılır (Mair 2018). Okun çıktığı düğüme ebeveyn düğüm, sonlandığı düğüme ise çocuk düğüm denir. Düğümler arasındaki ilişkinin derecesi ise çocuk düğümlerin şartlı olasılık tablolarında olasılık değerleriyle gösterilir (Sorias 2015). Bayes ağların amacı veriler kesitsel ya da gözlemsel olsa dahi nedenselliği ayırt etmektir (McNally 2016). Ancak nedensel yorumlamalar için pratik uygulamalarda geçerlenmesi zor işlemler gerektireceği için nedensellik yerine yönlendirme denmesi daha uygun olacaktır. Bu istatistiksel bakış açısından hareketle önyüklemeli ağlardan elde edilen ayrıt yönlendirme olasılıkları doğrultusunda değişkenler arası yönlendirmeler görselleştirilir (Mair 2018). Bayes ağları çok sayıda algoritmadan oluşan karmaşık bir teknikler topluluğudur (Sorias 2015). Psikometrik ağlarda yaygın olarak kullanılan algoritmalarından biri de tepe tırmanma (hill climbing) algoritmasıdır. Bu algoritmada bir düğümden yayılan etkinleşme ağ boyunca akıp çıktığı düğüme geri dönmeden akar. Ayrıtlar uyum iyiliği hedef puanına ulaşıncaya dek eklenir ve çıkarılır. (McNally 2016). Böylece ağın en tepesinde yer alan düğüm diğer belirtileri harekete geçiren bir itici güç işlevi görür (McNally ve ark. 2017). Şekil 4'te daha önce Şekil 2'de oluşturulan kısmi korelasyon

ağının tepe tırmanma algoritması kullanılarak oluşturulmuş bayes ağı görülmektedir. Görüldüğü üzere her bir ayrıtın ucunda ilişkinin yönünü gösteren oklar bulunmaktadır.



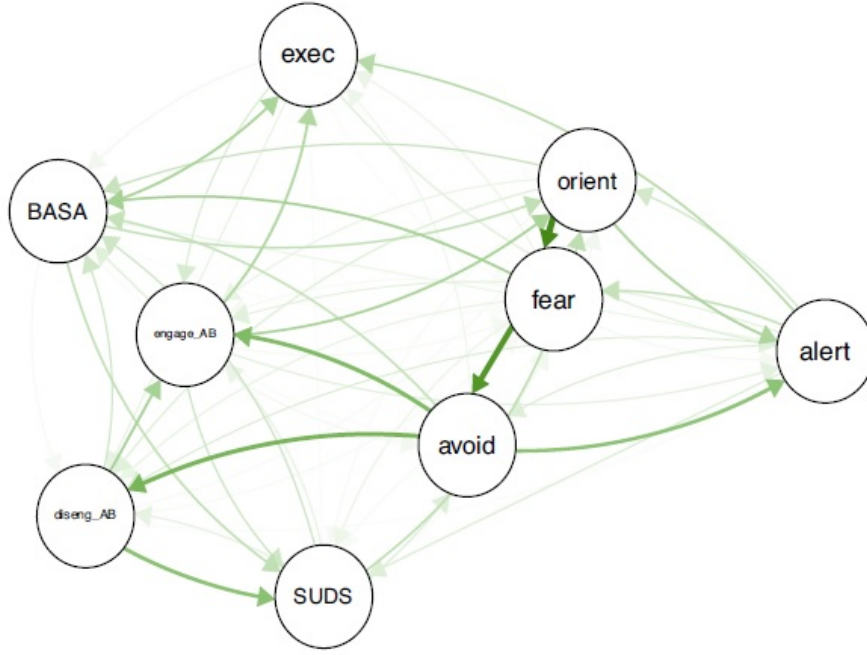
**Şekil 3. TSSB belirtilerinin (yoğunlaşma) kısmi korelasyon ağı (McNally ve ark. 2014)**

Not: intrusion=Girici anılar, düşünceler, dreams=Travmatik düşler, flash=Geriye dönüş, upset=Travmanın anımsatıcılarına karşı üzgün hissetme, physior=Travmanın anımsatıcılarına fizyolojik tepkiler, avoidth=Travma ile ilgili düşüncelerden kaçınma, avoidact=Travmayı anımsatan eylemlerden ya da durumlardan kaçınma, amnesia Travmatik deneyimin bir bölümünü anımsamada güçlük, lossin=Önceden haz alınan eylemlere karşı ilgi kaybı, distant=İnsanlardan uzaklaşma ya da insanlarla ilişkisini kesme, numb=Duygusal olarak hissizleşme, future=Geleceğinin olmadığını düşünme, sleep=Uykuya dalmada ya da uykuyu sürdürmede güçlük, anger=Sinirlilik veya öfke patlamaları, concen=Odaklanma güçlüğü, hyper=Hipervijilans veya sürekli tetikte olma hali, startle=Kolayca irkilebilme



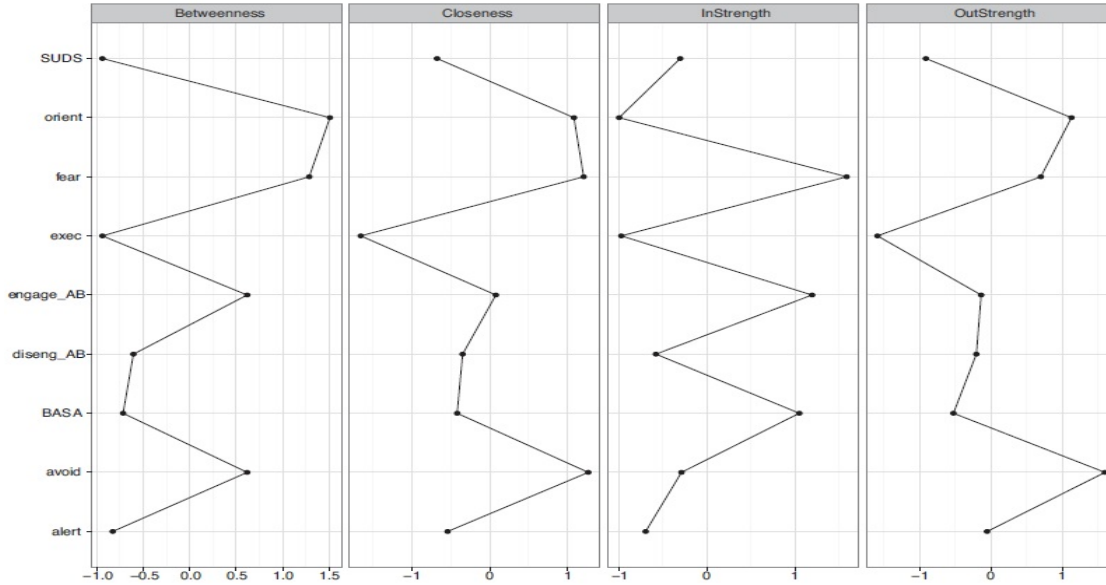
**Şekil 4. TSSB belirtilerinin (yoğunlaşma) kısmi korelasyon ağının merkezîyet indisleri (McNally ve ark. 2014)**

Not: intrusion=Girici anılar, düşünceler, dreams=Travmatik düşler, flash=Geriye dönüş, upset=Travmanın anımsatıcılarına karşı üzgün hissetme, physior=Travmanın anımsatıcılarına fizyolojik tepkiler, avoidth=Travma ile ilgili düşüncelerden kaçınma, avoidact=Travmayı anımsatan eylemlerden ya da durumlardan kaçınma, amnesia=Travmatik deneyimin bir bölümünü anımsamada güçlük, lossin=Önceden haz alınan eylemlere karşı ilgi kaybı, distant=İnsanlardan uzaklaşma ya da insanlarla ilişkisini kesme, numb=Duygusal olarak hissizleşme, future=Geleceğinin olmadığını düşünme, sleep=Uykuya dalmada ya da uykuyu sürdürmede güçlük, anger=Sinirlilik veya öfke patlamaları, concen=Odaklanma güçlüğü, hyper=Hipervijilans veya sürekli tetikte olma hali, startle=Kolayca irkilebilme



**Şekil 5. Sosyal anksiyete bozukluğunun göreceli önem ağı (Heeren ve McNally 2016)**

Not: alert=Dikkat ağı görevinin uyanıklık puanı, avoid=Liebowitz sosyal anksiyete ölçeğinin kaçınma puanı, BASA=Konuşma anksiyetesinin davranışsal değerlendirilmesi, diseng AB=sosyal tehlikelerden dikkati ayırmadan güçlü; engage AB=sosyal tehlikeye karşı seçici dikkat, exec=Dikkat ağı görevinin yürütücü puanı, fear=Liebowitz sosyal anksiyete ölçeğinin korku puanı, Orient=Dikkat ağı görevinin yönlendirme puanı, SUDS= Huzursuzluk ölçeğinin öznel birimi



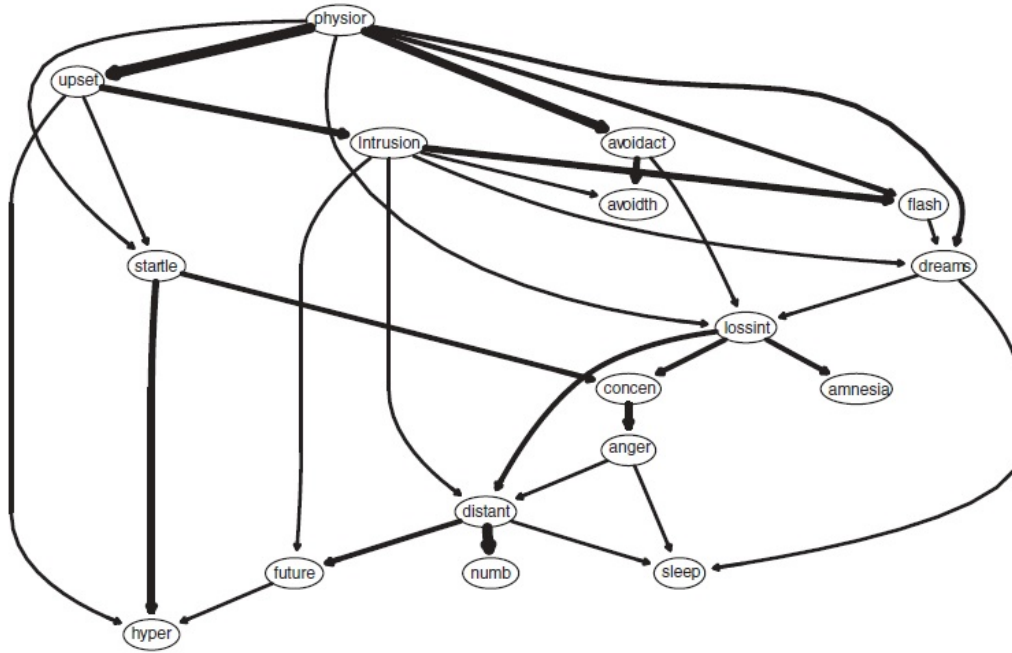
**Şekil 6. Sosyal anksiyete bozukluğunun göreceli önem ağının merkezilik indisleri (Heeren ve McNally 2016)**

Not: alert=Dikkat ağı görevinin uyanıklık puanı, avoid=Liebowitz sosyal anksiyete ölçeğinin kaçınma puanı, BASA=Konuşma anksiyetesinin davranışsal değerlendirilmesi, diseng AB=sosyal tehlikelerden dikkati ayırmadan güçlü; engage AB=sosyal tehlikeye karşı seçici dikkat, exec=Dikkat ağı görevinin yürütücü puanı, fear=Liebowitz sosyal anksiyete ölçeğinin korku puanı, Orient=Dikkat ağı görevinin yönlendirme puanı, SUDS= Huzursuzluk ölçeğinin öznel birimi

5. Zamansal Ağlar: Kısmi korelasyon ağları kesitsel çalışmalarda işlevsel olabilir. Ancak boylamsal çalışmalarda alınan sürekli ve seri ölçümlerde zamansal ilişkileri incelemeye yetersiz kalırlar. Bu ağlarda yoğunlaşma ağlarındaki GGM'nden farklı olarak Vektör Otoregresif Modeli (VAR) kullanılarak sırayla neden-sonuç ilişkisi verilir. Burada nedensellik anlatılmak istenen nedensel ilişki başka nedenlere bağlı olarak ortaya çıksa bile zamansal bir bağlantının bulunmasının beklentisi, yani bir zaman sırasına



göre gerçekleşen olayların birbirini yordamasıdır (Epskamp ve ark. 2018). Bu tür ağlar kalabalık örneklem için oluşturulabileceği gibi sadece bir katılımcının olduğu ve zaman içinde tekrarlı ölçümlerin alındığı tek olgu çalışmalarında da kullanılabilir (Bringman ve ark. 2022). Bu ağlarda ayrıtlar yönlü ve ağırlıklıdır. Bayes ağlardan farklı olarak yönlü dönüşlü çizgeler de kullanılabilir. Bir düğüm diğer düğümü yordarken aynı zamanda kendi kendisinin de yordayıcısı olabilir. Şekil 8'de Johnson ve Hoffart (2018) tarafından yapılan boylamsal bir çalışmada depresyon belirtilerinin zamansal ağı ve bu ağdaki düğümlerin merkeziet indisleri görülebilir.



**Şekil 7. TSSB belirtilerinin yönlü dönüşsüz çizge esasına göre oluşturulmuş bayes ağı (McNally ve ark. 2017)**

Not: intrusion=Girici anılar, düşünceler, dreams=Travmatik düşler, flash=Geriye dönüş, upset=Travmanın anımsatıcılarına karşı üzgün hissetme, physior=Travmanın anımsatıcılarına fizyolojik tepkiler, avoidth=Travma ile ilgili düşüncelerden kaçınma, avoidact=Travmayı anımsatan eylemlerden ya da durumlardan kaçınma, amnesia Travmatik deneyimin bir bölümünü anımsamada güçlük, lossint=Önceden haz alınan eylemlere karşı ilgi kaybı, distant=İnsanlardan uzaklaşma ya da insanlarla ilişkisini kesme, numb=Duygusal olarak hissizleşme, future=Geleceğinin olmadığını düşünme, sleep=Uykuya dalmada ya da uykuyu sürdürmede güçlük, anger=Sinirlilik veya öfke patlamaları, concen=Odaklanma güçlüğü, hyper=Hipervijilans veya sürekli tetikte olma hali, startle=Kolayca irkilebilme

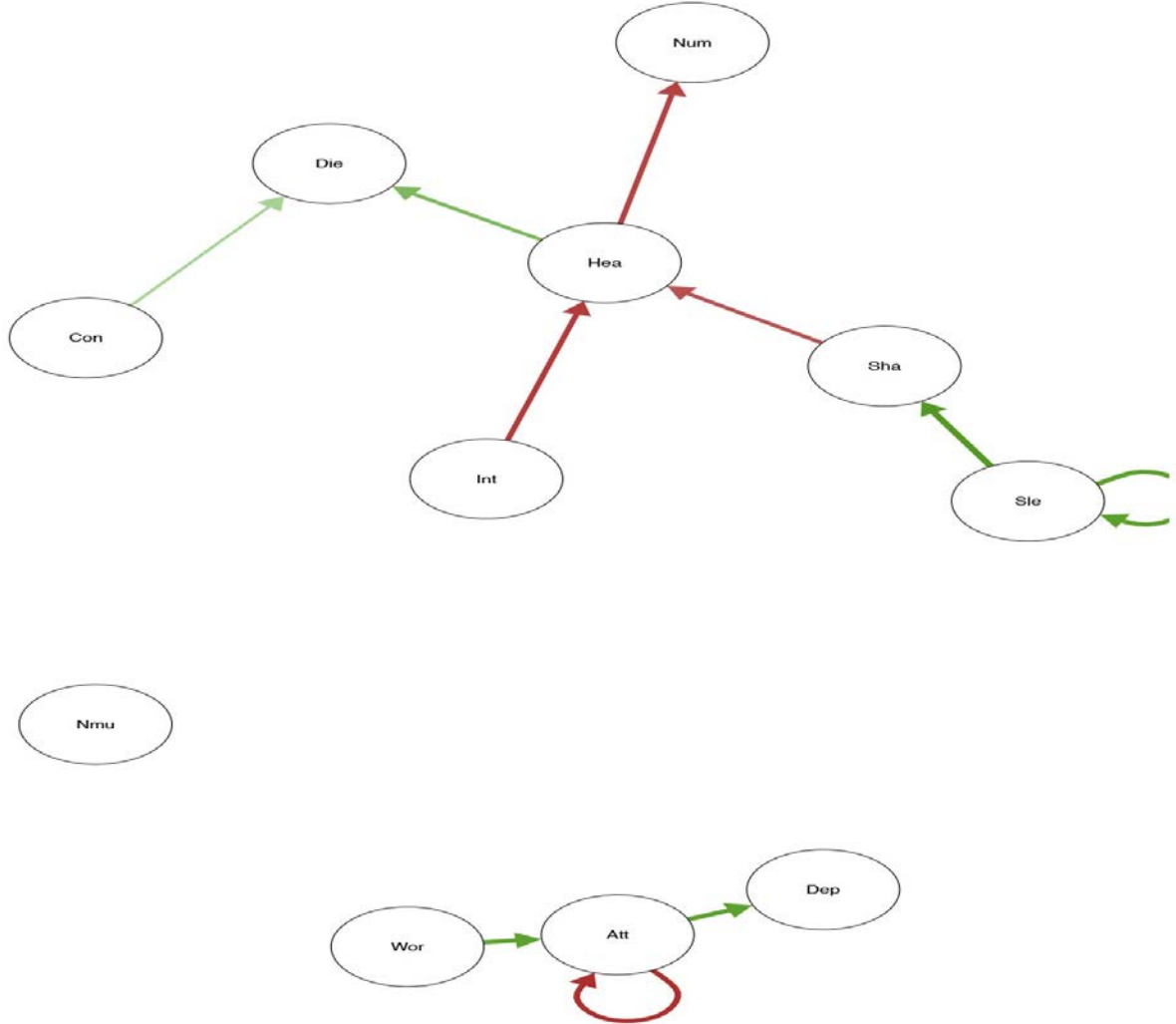
6. Köprü Ağları: İki ya da daha fazla değişken kümesinin aynı ağda incelenerek her bir değişken kümesinde yer alan düğümlerin diğer küme ile ilişkisinin incelendiği ağlardır (Robinaugh ve ark. 2016). Bu tür ağlar genellikle iki farklı tanı grubu arasındaki komorbiditeyi incelemek için kullanılır. Örneğin Şekil 9'da depresyon ve anksiyete belirtilerinin her birinin içindeki düğümlerin karşı kümedeki düğümler ile ilişkisi köprü beklenen etki merkezieti esas alınarak oluşturulan bir köprü ağında incelenmiştir. (Bai ve ark. 2021).

## Psikometrik Ağların Güvenirlilik-Geçerliliği

Ağ analizinin psikolojide kullanılmaya başlanmasından bu yana geçen süre içinde oluşturulan psikometrik ağların tutarlı sonuçlar verip vermediği ve dolayısıyla geçerli olup olmadığı birçok kez sorgulanmıştır. Örneğin Forbes ve arkadaşları (2017) bazı ağ modellerinin tekrarlanabilirlik düzeylerinin yetersiz olduğu sonucuna vardıklarını bildirerek ilişki ağları hariç diğer ağ türlerinin tekrarlanabilirliğinin zayıf olduğunu, dolayısıyla da ağ analizinin güvenilir bir yöntem olamayacağını belirtmişlerdir. Borsboom ve arkadaşları (2017) ise bu bulguları Forbes ve arkadaşlarınınca (2017) kullanılan ölçümlerin şüpheli olmasına bağlamışlardır. Bunun aksine Forbes ve arkadaşlarınınca (2017) bulgularını yanlış alarm olarak nitelemişler ve psikometrik ağların tekrarlanabilirliğinin yüksek olduğunu ve güvenle kullanılabileceğini bildirmişlerdir.

Yine de bu tartışmalar psikometrik ağların geçerliliğine yönelik şüphelerin oluşmasına yol açmış, bu nedenle de tutarlı ve dolayısıyla geçerli ağlar oluşturmak için çeşitli yöntemler geliştirilmiştir. Bunlardan en önemlisi ise

Epskamp ve arkadaşları (2018) tarafından geliştirilen önsel ve sonsal önyükleme yapılarak ağ tutarlılığının incelenmesidir. Psikometrik ağların doğruluğu geçerliği çeşitli etkenlere bağlıdır. Bunlar çalışılan örneklemin genişliği, oluşturulacak ağın boyu ve ağın yapısı gibi çalışmaya özgü etkenlerdir (Borsboom ve ark. 2017). Örneklem büyüklüğü ikili türden yanıtlardan elde edilen verilerle oluşturulan Ising Modeli için büyük önem arz ederken sürekli (likert tipi) verilerle Gaussian Grafik Modeline göre oluşturulan ağlarda örneklem büyük olmasa bile çeşitli indirgeme yöntemleri sayesinde tutarlılık sağlanabilmektedir (Epskamp ve ark. 2018).



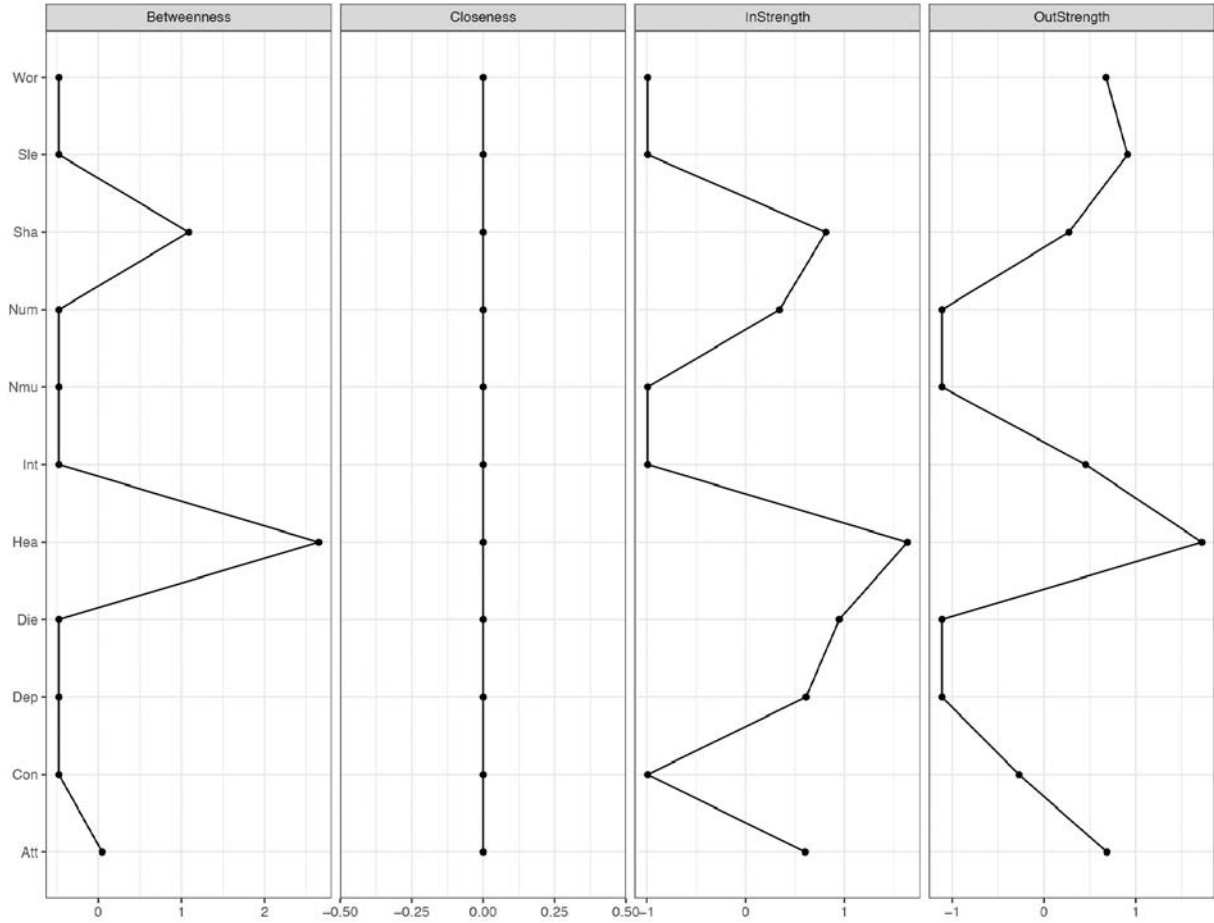
**Şekil 8. Boylamsal bir çalışmada Bilişsel-Davranışçı psikoterapinin depresyon belirtileri üzerindeki etkisinin incelendiği zamansal ağ (Johnson ve Hoffart 2018)**

Not: wor=Tasalanma ya da problemlere takılma, att=Dikkati tehditkâr şeylere odaklama, nmu=Düşünceleri kontrol edememe, con=Kontrolü kaybetme korkusu, die=Ölüm korkusu, num=Uyuşma ya da karıncalanma, hea=Kalp çarpıntısı/hızlanması, sha=Titreme/sallanma, int=Birşeyler yaparken az ilgi duyma ya da haz alma, dep=Çökkün hissetme veya umutsuzluk, sle=Uykuya dalmada/uykuyu sürdürmede güçlük veya çok fazla uyuma

Bir ağ oluşturulmadan önce parametre (Bütün düğümler ve olası bağlantılar) sayısı hesaplanması ve her parametreye yeteri sayıda katılımcı denk gelecek şekilde bir örneklem oluşturulması önerilir (Epskamp ve ark. 2017, Epskamp ve ark. 2018). 10 düğümden oluşan bir ağda toplam 55 parametre olduğu hesaplanacaktır (10 eşik parametre ve  $10 \times 9/2 = 45$  ikişerli eşleşme parametreleri). Bu sayı 20 düğümlü ağda 210'a, 50 düğümlü bir ağda 1275' çıkacaktır (Epskamp ve ark. 2018). Parametre başına 3 katılımcının yeterlim olacağı düşünüldüğünde 10 düğümlü bir ağ için 165 kişilik bir örneklem gerekecektir. Ancak bu hesaplama yöntemi ancak kabaca bir tahmin sağlayacağından daha isabetli bir örneklem oluşturmak için önsel önyükleme yoluyla bir ağ simüle etmek veya veri toplandıktan oluşturulan bir ağın daha az veya daha fazla sayıda örneklerle ne kadar tutarlı olabileceğini hesaplamak gerekir.

Önsel önyükleme yoluyla yapılan örnekleme analizi klasik test yöntemlerini kullanan çalışmalardaki güç analizine benzer. Buna göre temsili olarak oluşturulan ve gerçek verilerle oluşturulan iki ağın birbiriyle ne derece

örtüştüğü ya da örneklem sayısının değişmesi durumunda ağıın tutarlılık düzeyinin hangi aralıklarda olabileceği incelenir (Epskamp ve Fried 2018).

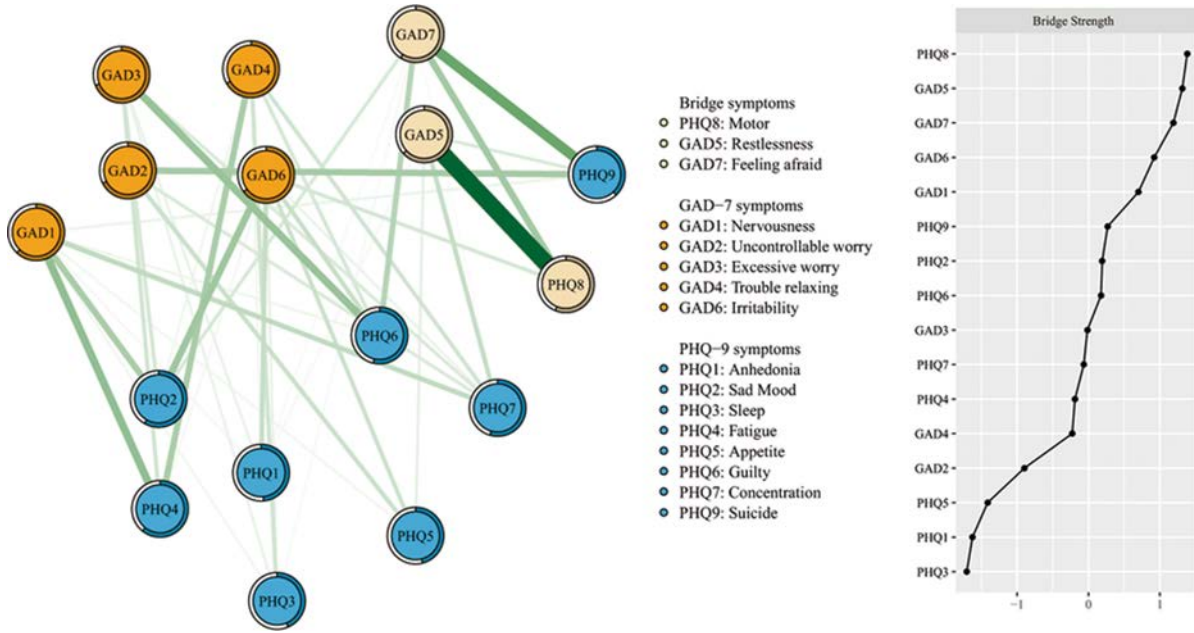


**Şekil 9. Boylamsal bir çalışmada Bilişsel-Davranışçı psikoterapinin depresyon belirtileri üzerindeki etkisinin incelendiği zamansal ağıın merkezîyet indisleri (Johnson ve Hoffart 2018)**

Not: wor=Tasalanma ya da problemlere takılma, att=Dikkati tehditkâr şeylere odaklama, nmu=Düşünceleri kontrol edememe, con=Kontrolü kaybetme korkusu, die=Ölüm korkusu, num=Uyuşma ya da karıncalanma, hea=Kalp çarpıntısı/hızlanması, sha=Titreme/sallanma, int=Birşeyler yaparken az ilgi duyma ya da haz alma, dep=Çökkün hissetme veya umutsuzluk, sle=Uykuya dalmada/uykuyu sürdürmede güçlük veya çok fazla uyuma

Gerçek verilerle oluşturulan ağıın tutarlılığını incelemek için sonsal önyüklemelerden yararlanır. Bunun için genellikle parametrik olmayan türden bir önyükleme yapılması önerilir. Öncelikle ayrıt ağırlıklarının tutarlılığını incelemek için çevresinde güven aralıkları yapılandırılarak önem testleri yapılır. Buna göre %95'inde güven aralığı parametresinin gerçek değerini içerecektir. Önyüklemenin ardından  $a1 - \alpha$  güven aralığı  $\frac{1}{2} \alpha$  ve  $a1 - 2\alpha$  nicelikleri arasında bir aralıkta alınarak yaklaşık olarak hesaplanır. Buna önyüklemeli güven aralığı denir (Epskamp ve ark. 2018). Düğümlerin güç merkezîyeti tutarlılığını incelemek için ise örneklemdeki olguların sayısı kademeli olarak azaltılarak başlangıçtaki düğüm merkezîyeti katsayıları ile örneklem azaltıldığındaki katsayılar arasındaki korelasyon tutarlılık (KT) katsayısına bakılır. Buna göre ağdan elde edilen verilerin geçerli sayılabilmesi için KT katsayısının en 0.25'in üzerinde olması, hatta yüksek bir tutarlılık düzeyinden söz etmek için 0.50 ile 1 arasında olması gerekir (Epskamp ve Fried 2018, Epskamp ve ark. 2018).

Psikometrik ağların güvenilirlik-geçerliğini incelemenin başka bir yolu da ağ karşılaştırma testi (Network comparison test) yapmaktır. Buna göre oluşturulan ağ aynı değişkenlerden oluşan fakat farklı örneklemle oluşturulan bir ağ ile karşılaştırılarak aradaki benzerliğe bakılır. Ağ karşılaştırma testi aynı örneklem içinde veri setinin ikiye bölünmesiyle de incelenebilir. Ağ karşılaştırma testinde öncelikle global ağ yapısı (M) hesaplanarak iki ağda ayrıt ağırlığına bakılmaksızın düğümlerin arasındaki bağlantıların istatistiksel olarak ne kadar benzeştiği incelenir. Ardından ağdaki bütün ayrıtların ağırlıklarının toplamı alınarak diğer ağdaki ayrıt toplamıyla karşılaştırılır ve ne kadar benzeştiği incelenir. Buna da global güç (S) denir (van Borkulo 2019).



**Şekil 10. Depresyon ve Anksiyete belirti kümelerinin ortak belirtilerini gösteren bir köprü ağı ve köprü güç merkezietisi indisi (Bai ve ark. 2021)**

Not: GAD1=Sinirlilik, GAD2=Kontrol edilemeyen endişe, GAD3=Aşırı endişe, GAD4=Rahatlamada güçlük, GAD5=Huzursuzluk, GAD6=İritabilite, GAD7=Korku hissetme, PHQ1=Anhedoni, PHQ2=Üzgün duygudurumu, PHQ3=Uyku, PHQ4=Yorgunluk, PHQ5=İştah, PHQ6=Suçluluk, PHQ7=Odaklanma, PHQ8= Motor, PHQ9=İntihar

## İlgili Yazılımlar

Günümüzde psikometrik ağları oluşturmak için genellikle R İstatistiği yazılımı kullanılmaktadır. R programlama dili ücretsiz bir yazılımdır. Windows, Linux ve Mac OS gibi işletim sistemlerinde rahatlıkla kullanılabilir. R ayrıca Excel, SAS ve SPSS gibi çeşitli programlarla bağlantı kurularak veri alma işlemi gerçekleştirmesinin yanı sıra PDF, JPEG ve diğer formatlarda LATEX ve HTML için tablo veya grafik çıktısı almaya olanak sağlamaktadır (Demir ve ark. 2017). R kurulduktan sonra pratik bir arayüz sağlayan ve tıpkı R gibi açık kaynaklı ve ücretsiz bir yazılım olan R Studio kurulmalıdır (Hevey 2018).

R istatistiği ayrıca paket programlarının da ücretsiz olması ve çeşitlilik sağlaması sayesinde ağ analizi için diğer yazılımlardan (Örn. Pajek, UCINET, Gephi) daha geniş olanaklar sağlamaktadır (Luke 2015). Psikometrik ağları oluşturmak ve bunların geçerliğini sınamak için çeşitli paket programlar geliştirilmiştir. Örneğin psikometrik ağlardan yoğunlaşma ağlarını oluşturmak için çoğunlukla "qgraph" adlı bir paket program kullanılır (Epskamp ve ark. 2012). R istatistiği [www.cran.r-project.org](http://www.cran.r-project.org) adresinden ücretsiz olarak indirilerek Windows, Linux ve Mac OS gibi işletim sistemlerinde rahatlıkla kullanılabilir. Ara yüzü olan R Studio aynı şekilde [www.rstudio.com](http://www.rstudio.com) adresinden indirilebilir.

## Sonuç

Psikopatolojiye yönelik ağ yaklaşımları son yıllarda çokça tartışılmış ve bu yaklaşımlar klinik psikoloji alanında psikolojik bozuklukların algılanış biçimini derinden etkilemiştir. İşlevsel olmasına ve günümüzde yaygın olarak kullanılmasına karşın halen ağ yöntemlerinin geçerliğine yönelik sorulara ve varsayımsal analizle gerçek uygulama alanı arasındaki metodolojik sorunlara yanıt arayışları sürmektedir (Bringman ve ark. 2022). Buna yönelik tartışmaların halen bitmemiş olmasına karşın ağ analizi günümüzde klinik psikoloji başta olmak üzere psikolojinin çeşitli alanlarında yaygın olarak kullanılmaktadır.

Bu derleme yazısı ise psikolojide ağ analizinin kullanım alanlarını kısaca özetleyerek araştırmacılara aktarma amacı güttüğünden fazla ayrıntıya inmeden yüzeysel bir tanıtma yapılması amaçlanmıştır. Psikolojik ağ analizinin daha ayrıntılı tanıtılması için ağ analizini daha ayrıntılı inceleyecek yayınlar yapılabilir. Her ne kadar psikolojik ağ analizi gibi geniş kapsamlı bir araştırma yöntemini tek bir yazıda özetlemek mümkün olmasa da bu derleme yazısı ağ analizi yönteminin ülkemizde de psikoloji alanında tanınarak yaygınlaşmasına katkı sağlayacaktır. Gelecekte çeşitli konuların incelendiği farklı ağ modellerinin kullanıldığı görgül araştırmaların yanı sıra bu ağ çalışmalarının bulgularını sistematik bir biçimde inceleyen derleme çalışmalarına da yer verilmelidir.

Psikolojide ağ analizinin işlevsel ve yaygın bir yöntem olmasına karşın araştırmacılar elde ettikleri sonuçların geçerliğini ve güvenilirliğini sağlamak için de çaba harcamalıdır.

Ağ modelleri ilgi çekmeye devam ettikçe psikolojiye yeni bir hareketlenme getirmiştir. Bu hareketlenme geçmişte geleneksel yaklaşımlarda yalıtım içinde ele alınan bileşenler arasındaki bağlantıların önemsenmesi, insanlar arasındaki niceliksel farkların yanı sıra niteliksel farkların da tanınması, farklı gözlem biçimlerinin ve analiz düzeylerinin etkin biçimde kaynaştırılması ve psikolojik sistemlerin yapısını ve dinamiğini merkezi bir araştırma konusu haline getiren türden bir hareketlenmedir (Borsboom 2022).

Borsboom (2022) tarafından da belirtildiği üzere insanı kompleks bir sistem olarak ele alan ağ analizi araştırmacılara başta psikolojik belirti örüntüsünü inceleme, psikolojik belirtileri etkinleştiren çeşitli dışsal etkenler ya da yaşam olayları ile psikolojik belirtiler arasındaki etkileşimi inceleme, belirtiler arasındaki nedensellik ya da yönlü ilişkileri inceleme, belirti örüntülerini örneklem özelliklerine göre karşılaştırma, tanılar arası komorbiditeyi inceleme gibi pek çok olanaklar sağlamaktadır. Ağ yaklaşımı geleneksel kategorik tanı yaklaşımına eleştiri getirmekle birlikte kategorik yaklaşımı tamamen reddetmeyerek yenilikçi boyutsal yaklaşımla uzlaşma sağlama amacındadır (Sorias 2015). Açık kaynaklı ve ücretsiz bir yazılım olan R istatistiği yazılımı bünyesine eklenilen paketler sayesinde psikolojik ağ analizine olanak sağlamaktadır. Bu yazılım sayesinde hem istatistiksel hem de görsel açıdan zengin çıktılar elde edilebilmekte ve bunlar psikoloji araştırmalarına katkı sağlamaktadır.

Psikometrik ağlarla ilgili olarak ülkemizde Türkçe kaynağın az olduğu düşünüldüğünde alandan derlenmiş örnek çalışmalarla zenginleştirilen bu makalenin ağ analizinin ülkemizde psikoloji, özellikle de klinik psikoloji alanında tanınmasına katkı sağlayacağı düşünülmektedir.

## Kaynaklar

- Anker JJ, Forbes MK, Almquist ZW, Menk JS, Thuras P, Unruh AS et al. (2017) A network approach to modeling comorbid internalizing and alcohol use disorders. *J Abnorm Psychol*, 126:325-339.
- Bai W, Cai H, Liu S, Chen X, Sha S, Cheung T et al. (2021) Anxiety and depressive symptoms in college students during the late stage of the COVID-19 outbreak: a network approach. *Transl Psychiatry*, 11:638.
- Betz L, Penzel N, Rosen M, Kambeitz J (2020) Relationships between childhood trauma and perceived stress in the general population: a network perspective. *Psychol Med*, 51: 2696-2706.
- Borsboom D (2017) A network theory of mental disorders. *World Psychiatry*, 16:5-13.
- Borsboom D, Fried EI, Epskamp S, Waldorp LJ, van Borkulo CD, van der Maas HLJ, Cramer AOJ (2017) False alarm? a comprehensive reanalysis of "vidence that psychopathology symptom networks have limited replicability" by Forbes, Wright, Markon, and Krueger *J Abnorm Psychol*. 126:989-999.
- Borsboom D & Cramer A O (2013). Network analysis: An interogative approach to the structure of psychopathology. *Annu Rev Clin Psychol*, 9:91-121.
- Borsboom D (2022) Possible futures for network psychometrics. *Psychometrika*, 87:253-265.
- Boschloo L, van Borkulo CD, Rhemtulla M, Keyes KM, Borsboom D, Schoevers RA (2015). The network structure of symptoms of the Diagnostic And Statistical Manual Of Mental Disorders. *Plos One*, 10:e0137621.
- Breuer F, Greggersen W, Kalh KG, Schweiger U, Westermair AL (2020). Caught in a web of trauma: network analysis of childhood adversity and adult mental ill-health. *Child Abuse Negl*, 107:104534.
- Bringmann LF, Albers C, Bockting C, Borsboom D, Ceulemans E, Cramer A et al. (2022). Psychopathological networks: theory, methods and practice. *Behav Res Ther*, 149: 104011.
- Demir İ, Çene E, Karaboğa HA, Şener E, Bozkır Ö, Akoğul S et al. (2017). *R ile Uygulamalı İstatistik*. İstanbul, Papatya Yayıncılık.
- Epskamp S, Fried EI (2018). A tutorial on regularized partial correlation networks. *Psychol Methods*, 4:617-637.
- Epskamp S, Borsboom D, Fried EI (2018). Estimating psychological networks and their accuracy: A tutorial paper. *Behav Res Methods*, 50:195-212.
- Epskamp S, Kruijs J, Marsman M (2017). Estimating psychopathological networks: Be careful what you wish for. *Plos One*. 12:e0179891.
- Epskamp S, Cramer, AO, Waldrop LJ, Schmittmann VD & Borsboom D (2012). qgraph: Network visualizations of relationships in psychometric data. *J Stat Softw*, 48:1-18.
- Epskamp S, van Borkoulo C, van der Veen DC, Servaas MN, Isvoranu A-M, Riese H et al. Personalized network modeling in psychopathology: the importance of contemporaneous and temporal connections. *Clin Psychol Sci*, 6:416-427.
- Fruchterman TM, Reingold EM (1991). Graph drawing by force-directed placement. *Softw Pract Exp*, 21:1129-1164.
- Forrest LN, Jones PJ, Ortiz SN, Smith AR (2018). Core psychopathology in anorexia nervosa and bulimia nervosa: A network analysis. *Int J Eat Disord*, 7:668-679.

- Gay NG, Wisco BE, Jones EC, Murphy AD (2020). Posttraumatic stress disorder symptom network structures: a comparison between men and women. *J Trauma Stress Disord Treat*, 1:96-105.
- Gijzen MWM, Rasing SPA, Creemers DHM, Smit F, Engels RCME, De Beurs D (2021). Suicide ideation as a symptom of adolescent depression. a network analysis. *J Affect Disord Rep*, 278:68-77.
- Goldbeck J (2013) *Analyzing the Social Web*. Massachusetts, Morgan Kaufmann.
- Güreşen Ü, Dereboy Ç (2023) Pathways between childhood trauma and adulthood psychopathology: a network study. *Curr Psychol*, doi: 10.1007/s12144-023-05242-4
- Güzeller CO, Eser MT, Aksu G (2016) *Ucinet ile Sosyal Ağ Analizi*. Ankara, Maya Akademi.
- Hartanto A, Yong JC, Lee ST, Ng WQ, Tong EM (2020) Putting adversity in perspective: purpose in life moderates the link between childhood emotional abuse and neglect and adulthood depressive symptoms. *J Ment Health*, 29:473-482.
- Haslbeck JM, Waldrop LJ (2018) How well do network models predict observations? On the importance of predictability in network models. *Behav Res Methods*, 50:853-861
- Heeren A, McNally RJ (2016) An integrative network approach to social anxiety disorder: The complex dynamic interplay among attentional bias for threat, attentional control, and symptoms. *J Anxiety Disord*, 42:95-104
- Heeren A, Jones PJ, McNally RJ (2018) Mapping network connectivity among symptoms of social anxiety and comorbid depression in people with social anxiety disorder. *J Affect Disord*, 228:75-82.
- Hevey D (2018) Network analysis: A brief overview and tutorial. *Health Psychol Behav Med*, 6:301-328.
- Isvoranu AM, van Borkulo CD, Boyette LL, Wigman JT, Vinkers CH, Borsboom D (2017) A network approach to psychosis pathways between childhood trauma and psychotic symptoms. *Schizophr Bull*, 43:187-196.
- Isvoranu AM (2021) *From Syndromes to Symptoms Network Models of Psychosis and Beyond*. Enschede, Netherland, Ipskamp.
- Johnson SU, Hoffart A (2018) Metacognitive therapy versus cognitive behavioral therapy: a network approach. *Front Psychol*, 9:2382.
- Jones, PJ, Mair P, McNally RJ (2018) Visualizing psychological networks: A tutorial in R. *Front Psychol*, 9:1742.
- Jones PJ, Ma R, McNally RJ (2021) Bridge centrality: A network approach to understanding comorbidity. *Multivariate Behav Res*, 56:353-367.
- Luke DA (2015) *A User's Guide to Network Analysis in R*. Cham, Springer.
- Mair P (2018) *Networks*. In *Modern Psychometrics with R*: 313-334. Cham, Springer International.
- Paoletti T (2006) Leonard Euler's solution to the Königsberg Bridge problem. *Convergence: Where Mathematics, History, and Teaching Meet*, 3:12.
- McNally RJ (2016) Can network analysis transform psychopathology? *Behav Res Ther*, 86:95-104.
- McNally RJ, Robinaugh DJ, WU GWY, Wang L, Deserno MK, Borsboom D. (2014) Mental disorders as causal systems: a network approach to posttraumatic stress disorder. *Clin Psychol Sci*, 3:836-849.
- McNally RJ, Heeren A, Robinaugh DJ (2017) A Bayesian network analysis of posttraumatic stress disorder symptoms in adults reporting childhood sexual abuse. *Eur J Psychotraumatol*, 8:1341276.
- McNally RJ, Mair P, Mungo BL, Rieman BC (2017) Co-morbid obsessive-compulsive disorder and depression: a bayesian network approach. *Psychol Med*, 47:1204-1214.
- Mullarkey MC, Marchetti I, Beevers CG (2019) Using network analysis to identify central symptoms of adolescent depression. *J Clin Child Adolesc Psychol*, 48:656-668.
- Papini S, Rubin M, Telch MJ, Smits JA, Hien DA (2020). Pretreatment posttraumatic stress disorder symptom network metrics predict the strength of the association between node change and network change during treatment. *J Trauma Stress*, 33:64-71.
- Ren L, Wei Z, Li Y, Wang Y, Wu L, Wie X et al. (2021) The relations between different components of intolerance of uncertainty and symptoms of generalized anxiety disorder: a network analysis. *BMC Psychiatry*, 21:448.
- Robinaugh DJ, Millner AJ, McNally RJ (2016). Identifying highly influential nodes in the complicated grief network. *J Abnorm Psychol*, 125:747-757.
- Sanchez-Garcia M, Rosa-Cáceres A, de la Díaz-Batanero C, Fernández-Calderón F, Lozano OM (2022) Cocaine use disorder criteria in a clinical sample: an analysis using Item Response Theory, factor analysis, and network analysis. *Am J Drug Alcohol Abuse*, 48:284-292.
- Strauss GP, Esfahlani FZ, Galderisi S, Mucci A, Rossi A, Bucci P et al. (2019) Network analysis reveals the latent structure of negative symptoms in schizophrenia. *Schizophr Bull*, 45:1033-1041.
- van Borkulo CD, Borsboom D, Epskamp S, Blanken TF, Boschloo L, Schoevers RA et al. (2014). A new method for constructing networks from binary data. *Sci Rep*, 4:5918.
- van Borkulo C (2019) *networktools: Tools for identifying important nodes in networks*. <https://cran.r-project.org/web/packages/networktools/> (Accessed 01.07.2023).
- van Rooijen G, Isvoranu AM, Meijer CJ, van Borkulo CD, Ruhé HG, de Haan L et al. (2017) A symptom network structure of the psychosis spectrum. *Schizophr Res*, 189:75-83.
- Wasil AR, Ventura-Conerly KE, Shinde S, Patel V, Jones PJ (2020) Applying network analysis to understand depression and substance use in Indian adolescents. *J Affect Disord*, 265:278-286.

**Yazarların Katkıları:** Çalışmaya önemli bir bilimsel katkı sağlandığı ve makalenin hazırlanmasında veya gözden geçirilmesinde yardımcı olduğu tüm yazar(lar) tarafından beyan edilmiştir.

**Danışman Değerlendirmesi:** Dış bağımsız

**Çıkar Çatışması:** Çıkar çatışması bildirilmemiştir.

**Finansal Destek:** Bu çalışma için finansal destek alındığı beyan edilmemiştir.

**Authors Contributions:** The author(s) have declared that they have made a significant scientific contribution to the study and have assisted in the preparation or revision of the manuscript

**Peer-review:** Externally peer-reviewed.

**Conflict of Interest:** No conflict of interest was declared.

**Financial Disclosure:** No financial support was declared for this study.