

Sosyal Bilimlerde PLS-YEM Kullanım Rehberi: Hiyerarşik Yapı Modellemesi ile Bir Uygulama

Gürkan AYBEK¹, Hatice KARAKAŞ²

Sosyal Bilimlerde PLS-YEM Kullanım Rehberi: Hiyerarşik Yapı Modellemesi ile Bir Uygulama

PLS-SEM Guide in Social Sciences: An Application With Hierarchical Component Modelling

Öz

PLS algoritması ile kurulan Yapısal Eşitlik Modelleri, kullanıcı dostu ve kolaylaştırıcı görülen yönleri ile sosyal bilimlerde artarak kendilerine yer bulmaktadır. Sosyal bilimler araştırmacıları, PLS-YEM ile kurdukları araştırma modellerini SmartPLS başta olmak üzere birçok programda son kullanıcı olarak test etmektedirler. Ölçeklerin yapısı gereği, modellerde yer alan değişkenlerin büyük kısmı hiyerarşik çok boyutlu yapılardan oluşmaktadır. Bu çalışma, PLS-YEM kullanımında kullanıcının dikkat etmesi gereken noktaları belirginleştirmeyi amaçlamaktadır. Önerilen kontrol listesi ile bu yöntemin kullanımının kolaylaştırılması sağlanmaya çalışılmıştır. Ayrıca, ölçek yapısına göre hiyerarşik yapıların oluşturulması ve geçerlilik-güvenilirliğinin sağlanması gibi konularda üst-düzyer yapı modelleme yaklaşımı için bir rehber sunulmuştur. Bu şekilde özellikle Türkçe literatürde rastlanmayan bir yol haritası ile hiyerarşik yapı modellemesinden yararlanacak gelecekteki araştırmalara uygulama, yorumlama ve raporlama konularında katkı sunulacağına inanılmaktadır.

Anahtar Kelimeler: PLS-YEM, Metodoloji, Hiyerarşik yapı modellemesi, Smart-PLS

Abstract

PLS based Structural Equation Modelling approach widens in usage in Social Research thanks to their expedient and facilitator aspects. Social scientists test their models with PLS-SEM with many programs which are led by SmartPLS. Accordingly with structures of scales in social research, most of the models consists hierarchical multi-dimensional variables. The current paper aims to indicate critical points to be considered while using PLS-SEM. The given checklist offers a list for requirements of convenient usage of PLS-SEM. Additionally, this study aims to guide researchers to build hierarchical structures and to grant their validity & reliability. This knowledge fills the blank which is needed in the Turkish literature with a rare application of the higher-order constructing process. The contribution of this paper includes usage, interpretation, and reporting issues for end-users.

Keywords: PLS- SEM, Methodology, Hierarchical component modelling, Smart-PLS

Makale Türü: Araştırma Makalesi

Paper Type: Research Article

1. Giriş

Yapısal Eşitlik Modellemesi (YEM) genellikle görselleştirme ve model doğrulama yoluyla birden fazla istatistiksel ilişkiyi aynı anda açıklamak için kullanılan bir istatistiksel tekniktir. Geleneksel istatistiksel tekniklerin bütüncül olarak sunulmasına olanak sağlayan bir teknik olan YEM aracılığıyla karmaşık

¹ Arş. Gör., Akdeniz Üniversitesi, Turizm Fakültesi, Gastronomi ve Mutfak Sanatları Bölümü, gurkanaybek@akdeniz.edu.tr, ORCID: 0000-0002-5536-5440.

² Arş. Gör., Akdeniz Üniversitesi, Turizm Fakültesi, Turizm İşletmeciliği Bölümü, haticekarakas@akdeniz.edu.tr, ORCID: 0000-0001-5893-1199.

modeller, anlaşılabilirliği yüksek bir yapı içinde tartışılabilir hale gelmektedir. YEM'in ortaya çıkışı araştırmacıları yeni yollarla, yeni soyutlama düzeylerinde düşünmeye davet etmiştir. YEM analizlerinde temel amaç çeşitli gizil yapılar arasındaki ilişkiyi anlamayı sağlamaktır. Bu bağlamda keşfedici bir yaklaşımdan ziyade doğrulayıcı bir yaklaşım benimsediği yönünde düşünceler bulunmaktadır.

YEM analizini gerçekleştirmek için alternatif iki farklı yaklaşım bulunmaktadır. Bunlardan ilki literatürde de sıklıkla kullanılan ve geleneksel olarak adlandırabileceğimiz ve karmaşık ilişkileri ortaya koymaya olanak sağlayan ancak çeşitli varsayımların sağlanması gerekliliğini bulunduran Kovaryans Temelli (CB) yaklaşımıdır. Kovaryans temelli yaklaşıma göre sağlanması gereken bir dizi şart olması sebebiyle bir alternatif arayışı sonucunda ortaya çıkan Kısmi En Küçük Kareler (PLS) ise CB temelli tüm analizlerin yapılmasına olanak sağlamanın yanında daha küçük örneklem ile çalışılabilir olması ve normal dağılımın aranmaması gibi kolaylıklara da sahiptir (Hair, Matthews ve Sarstedt, 2017c). Yapısal Eşitlik Modellemesinin bu iki yöntemine ilişkin tartışmalar son dönem sosyal bilim çalışmalarında kendine yer bulmuş, PLS'in belirli koşullar altında CB modellemesinin yerini alabileceğine ilişkin açıklama getirmek üzere CB ve PLS temelli modellemeler üzerinden kıyaslama yaparak verileri değerlendiren çalışmalar literatüre eklenmiştir (Astrachan, Patel ve Wanzenried, 2014; Sarstedt, Hair, Ringle, Thiele ve Gudergan, 2016; Rigdon Sarstedt ve Ringle, 2017; Dash ve Paul, 2021). Rigdon (2016) ise CB-YEM ve PLS-YEM'den elde edilen sonuçların ampirik olarak karşılaştırılması yoluyla hangi yöntemin daha iyi sonuç vereceğinin net anlaşılmasının zor olduğunu belirtmekle birlikte, modelleme, ölçüm ve istatistiksel yaklaşım temelinde bir karar verme süreci oluşturulması gerektiğini savunmaktadır.

PLS-YEM yaklaşımı son zamanlarda sosyal bilimlerde önemli bir karşılık bulmuştur (Mateos-Aparicio, 2011; Dash ve Paul, 2021). Yöntemin istatistiksel gücünün yanı sıra, araştırmacılar PLS'yi örneklem büyüklüğü ve normallik sorunları, model uyum varsayımları ve yazılımların kullanıcı dostu kullanımı sebebiyle daha sık tercih etmeye başlamışlardır (Sarstedt, Ringle, Smith, Reams ve Hair, 2014; Sarstedt v.d., 2016; Hair, Hollingsworth, Randolph ve Chong, 2017a; Hair, v.d., 2017c; Dash ve Paul, 2021). Söz gelimi, CB yaklaşımında büyük örneklem ve normal dağılımın sağlandığı veri setleri ile çalışılması istatistiksel varsayım olarak zorunlu iken, PLS temelli yaklaşımda nispeten daha küçük örneklem ve normal dağılım şartının sağlanmadığı veri setleri ile de yapısal eşitlik modelleri kurulabilmektedir (Hair, Tomas, Hult, Ringle ve Sarstedt, 2017b). Model uyum varsayımları bakımından CB-YEM'lerde NFI, SRMR gibi model uyum iyiliği değerlerinin istenen düzeylerde olmasına bağlılık gösterilmektedir. Öte yandan hem yaklaşımların algoritma temelli farklılıkları hem de bu değerlerin özünde PLS ile kurulan modellerin uyum iyiliğini yorumlamaya henüz tam olarak uygun olmaması nedeniyle (Hair v.d., 2017b) PLS temelli yaklaşım ileride açıklanacak olan kendine has alternatif uyum iyiliği değerlendirme yaklaşımları geliştirmiştir (Aybek ve Karakaş, 2022). Bir diğer karşılaştırma noktası olarak ise, kovaryans temelli yaklaşımın temel alındığı istatistik programlarına göre PLS tabanlı yaklaşımla çalışılan istatistik programlarının model oluşturma ve ilişki kurma açısından basit ve anlaşılır arayüze sahip olduğundan ve analiz sonuçlarının rapor olarak elde edilmesi ve görselleştirmesi yönlerinden uygulayıcıya daha fazla kullanım kolaylığı sağladığından söz edilebilmektedir. Hatta çok sayıda çalışma, PLS temelli yaklaşımı, açıklanan bu yönleri nedeniyle araştırma sürecinde karşılaşılan kimi zorlukların ya da kısıtların üstesinden gelmek için gümüş kurşun (*silver bullet*) olarak nitelendirmektedir (Hair, Ringle ve Sarstedt, 2011; Sarstedt, 2019; Aybek ve Karakaş, 2022). PLS-YEM'i yürütmek için kullanılan en popüler yazılım olan SmartPLS ile işletme, pazarlama ve daha pek çok farklı sosyal bilim araştırma alanında artık sıklıkla karşılaşılmaktadır (Sarstedt v.d., 2014; Hair, v.d., 2017a; Hair v.d., 2017b).

PLS-YEM'in son yıllarda popülerlik kazanmasının yaygın sebepleri küçük örneklem ile çalışılabilmeye olanak sağlaması, belirli koşullar altında normal dağılım şartı aranmaması ve keşfedici ve karmaşık modelleri test edebilmede daha efektif sonuçlar sunması olarak özetlenebilmektedir (Hair v.d. 2014;

Hair v.d., 2017c). Bunun yanında Hair, Risher, Sarstedt ve Ringle (2019) tarafından PLS-YEM'in uygulanabileceği diğer olası koşullar detaylı şekilde sıralanmıştır:

- Analiz, teorik bir çerçevenin tahmin perspektifinden test edilmesiyle ilgili olduğunda;
- Yapısal model karmaşık olduğunda ve model ilişkileri çok sayıda yapı ve/veya gösterge içerdiğinde;
- Araştırmanın hedefi artan karmaşıklıkla daha iyi anlamak olduğunda (keşifsel araştırma için teori geliştirme);
- Yol analizine konu olan araştırma modeli bir veya daha fazla biçimsel olarak ölçülmüş yapı içerdiğinde;
- Araştırma finansal oranlardan veya benzer türde veri yapılarından oluştuğunda;
- Araştırma ikincil/arşivsel verilere dayandığında;
- Örneklem büyüklüğü küçük bir popülasyon ile kısıtlı kaldığında (PLS-YEM büyük örneklem boyutlarında da kullanılabilir);
- Normal dağılım varsayımı sağlanamadığında (PLS-YEM normal dağılım varsayımı sağlandığında da kullanılabilir);
- Ve son olarak gizil değişken katsayılarına ihtiyaç duyulan bir model yapısı kurulduğunda PLS, CB yerine kullanılabilecek istatistiksel bir analiz yöntemidir.

Sosyal bilimlerde istatistiksel paket programların kullanıcıları çoğunlukla istatistik metodolojisinin son kullanıcıları olarak nitelendirilebileceğinden, yöntemde yukarıda bahsedilen kolaylıklar PLS kullanımını tercih etmeyi tetikleyen unsurlar halini almaktadır. Ancak hangi alanda olursa olsun, araştırmacıların PLS'nin yanı sıra tüm istatistiksel teknikleri kullanma konusunda bilinçli olması esastır. Marcoulides ve Saunders (2006) sağladığı kolaylıkların istatistiksel gücünden daha ağır basması durumuna, bu gümüş kurşunun sorgulanmasına neden olacak bazı yanlış anlamaların ve/veya hataların ortaya çıkmasının kaçınılmaz olduğunu vurgulamaktadır. Sosik, Kahai ve Piovoso (2009) da bu yöntemin bir gümüş kurşundan ya da sadece kolaylaştırıcı yönlerinden ibaret olmadığına, kendi içinde tutarlılıkları ve güçlü yanları olan bir analiz yöntemi olduğuna dikkat çekmektedir. Bu nedenle, bu çalışma öncelikle, sosyal bilimlerde araştırmacıların PLS-YEM ile çalışırken karşılaşılabilecekleri bazı olası metodolojik zorlukların ve sorunların SmartPLS özelinde aydınlatılmasını amaçlamaktadır. Amaç doğrultusunda araştırma yaklaşımı bir istatistikçiye özgü olacak şekilde değil, yöntemi son kullanıcı olarak doğru bir şekilde kullanmak isteyen bir araştırmacı gözüyle bakılarak şekillendirilmiştir. Dolayısıyla, PLS terimlerinin istatistiksel olarak açıklanmasından ziyade, araştırmacılar için yöntemin doğru bir şekilde yürütülmesine ilişkin bir kontrol listesi sunulması hedeflenmiştir. Bunun yanı sıra bir sonraki basamak olarak PLS'te hiyerarşik yapı modellemesi ile ilgili tüm önemli hususlar örnekler ile anlatılarak araştırmacıların kendi çalışmalarında kullanım esnasında rehberlik sağlanması hedeflenmiştir.

PLS tabanlı yapısal eşitlik modellemesi ile gerçekleştirilen çalışmalarda yakınsama geçerliliği (AVE, CR), ayrışma geçerliliği (HTMT, Fornier Larcker) ve çoklu doğrusallık (VIF) ile ilgili temel varsayımlar çoğunlukla rapor edilse de literatürde bazı ortak sorunlara ilişkin bulgu eksikliği bulunmaktadır. Çalışmada bu ortak yaygın sorunların detayları ve sorunların aşılmasına ilişkin alınacak önlemler detaylandırılmıştır.

2. Yaygın Sorunlara Yönelik Öneriler

2.1. Örnekleme ve Normallik Sorunları

Belirtildiği üzere PLS-YEM normal dağılıma ilişkin varsayımlar gerektirmemekte ve daha küçük örneklem büyüklükleriyle analizlerin gerçekleştirilmesine olanak sunmaktadır (Sarstedt v.d., 2014; Hair v.d., 2017b; Hair v.d., 2017c). Ancak PLS-YEM'in tüm ve/veya sadece normal olmayan veriler ve küçük

örneklem büyüklükleri için bir çözüm olarak kullanıldığını düşünmek hatalı bir varsayım olacaktır (Marcoulides ve Saunders, 2006; do Valle ve Assaker, 2016; Ali, Rasoolimanesh, Sarstedt, Ringle ve Ryu, 2018). Aşırı derecede normallikten sapan dağılım gösteren veriler, Bootstrapping (rastgele seçilmiş daha küçük birim sayılarından oluşan yeni örneklemeler yaratılması) ile elde edilen standart hataları şişirdiği ve bazı ilişkilerin anlamlı olarak değerlendirilme olasılığını azalttığı için parametrelerin anlamlılığının değerlendirilmesinde sorunlara yol açabilmektedir (Hair v.d., 2017b).

Genel kanının aksine, örneklem büyüklüğü ile ilgili hususlar PLS-YEM'in uygulanmasında yapısal bir rol oynamaktadır. Araştırmacılar, örneklem büyüklüğünün hedeflenen araştırmanın doğasına uygun olup olmadığına özne olarak karar vermeyi tercih edebilme fırsatına sahiptirler. Ancak, literatürdeki örneklem gereksinimi yaklaşımlarından birini rehber olarak almak daha faydalı olacaktır. Güç tabloları (power tables) (Cohen, 1992; Hair v.d., 2017b, s. 21), Monte Carlo Simülasyonu (Paxton, Curran, Bollen, Kirby ve Chen, 2001) ve Ters Karekök ve Gama-Ekspansiyonel Yöntemleri (Kock ve Hadaya, 2018) gibi örnekleme yöntemleri, bu yöntemlerin karmaşıklık ve iş yükü gibi bazı zorlukları olması nedeniyle çalışmalarda nadiren yer almaktadır. Güç tabloları yöntemi, gerekli minimum örneklem büyüklüğünün büyük ölçüde yanlış tahmin edilmesine sebep olabilmektedir (Kock ve Hadaya, 2018), Monte Carlo simülasyonu çok zaman alıcıdır ve denkleme dayalı yöntemlerin yürütülmesi oldukça karmaşıktır. Bu nedenle en çok tercih edilen teknikler (1) özne değerlendirme ve (2) 10 kat yaklaşımdır.

Araştırmacılar değişkenler hakkında derinlemesine bir anlayışa sahip oldukları sürece özne değerlendirme yöntemi faydalı görülmektedir. Ancak daha metodolojik bir zemin bulmak adına, Barclay, Thompson ve Higgins'in (1995), örneklem büyüklüğü hesabı ile, yapıyı ölçmek için kullanılan değişken sayısından veya modeldeki belirli bir gizil yapıya yönelik çizilmiş ilişki oku sayısından 10 kat daha büyük olması gerekliliği yaklaşımını benimsemek gerekmektedir. Temel kural olan 10 kat, güçlü etki büyüklükleri ve ölçüm maddelerinin ve yapılarının yüksek güvenilirlik ve geçerlilik varsayımlarını karşıladığı durumlarda anlamlıyken tek başına modelin niteliğini belirleyememektedir (Marcoulides ve Saunders, 2006; Peng ve Lai, 2012).

2.2. İlişki Oluşturma ve Modelleme Sorunları

CB-YEM ve PLS-YEM arasındaki temel farklardan biri, ilişkileri gösteren hipotezlerin oluşturulmasının arkasındaki mantıktır. Bunun nedeni PLS'nin daha keşfedici ve öngörücü nitelikte olması, nispeten küçük boyutlu örneklerle çalışması, nedensel döngülere izin vermemesi ve CB'den daha yüksek R² üretmeye eğilimli olmasıdır (Sarstedt v.d., 2014; Hair v.d., 2017a; Hair v.d., 2017b). Nomolojik geçerlilik, bu riskli durumu önleyecek kilit varsayım olarak değerlendirilebilmektedir. Kavramsal modelin değişkenleri arasındaki ilişkilerin güncel literatüre göre oluşturulması ve hipotezleştirilmesi, araştırma modelinin nomolojik geçerliliği için temel yaklaşım olmakla birlikte (Cronbach ve Meehl, 1955; Hagger, Gucciardi ve Chatzisarantis, 2017), nomolojik geçerliliği sayısal veriler üzerinden değerlendirmeye yarayan istatistiksel yaklaşımlar da mevcuttur (Liu, Li ve Zhu, 2012).

Modelleme sürecinde ortaya çıkan bir diğer zorluk ise formatif (biçimlendirici) bir yapı mı yoksa reflektif (yansıtıcı) bir yapı mı kullanılacağına karar vermektir (Coltman, Devinney, Midgley ve Venaik, 2008; Hair v.d., 2017b; Hair v.d., 2017c). Çünkü yapılar yalnızca teorik bir kavramı temsil etmekle kalmayan aynı zamanda test edilmek üzere hazırlanan istatistiksel modele yerleştirilen değişkenlerdir (Sarstedt v.d., 2016). Sonuç olarak, araştırmacıların değişkenler hakkındaki bilgisi sadece nomolojik geçerlilik için değil, aynı zamanda kavramsallaştırma süreci için de önemlidir. Becker, Klein ve Wetzels (2012) ile Sarstedt v.d. (2016)'ne göre, nedensel ve/veya kompozit değişkenler formatif, algısal ve/veya etki değişkenleri ise reflektif kavramsallaştırma yaklaşımları ile değerlendirilmelidir. Diğer bir ifadeyle; gizil değişken, göstergelerinden kaynaklanıyor ve göstergeleri tarafından etkileniyorsa, araştırmacılar formatif bir model kurulmalıdır. Reflektif modellemede ise göstergeler gizil değişkenin fonksiyonları olarak düşünülmelidir (Duarte ve Amaro, 2018). Diamantopoulos ve Sigauw (2006), bazı

araştırmacıların istenen sonuçları elde etmek için formatif ve reflektif yapıyı birbiriyle değiştirebileceğine ve yapılandırma sürecini manipüle etmeye çalışabileceğine dikkat çekmektedir.

2.3. Model Uyum Sorunu

Daha önce de belirtildiği üzere, PLS algoritmasının sosyal bilimlerde metodolojik amaçlarla kullanılmasının temel nedenlerinden biri, model uyumu değerlendirmeleri ve diğer geçerlilik kaygılarını elimine etmeyi mümkün kılmasının yarattığı algılanan kolaylıktır (do Valle ve Assaker, 2016; Hair v.d., 2017a; Hair v.d., 2017c). Ancak bu algılanan kolaylık, herhangi bir model uyumu göstergesini değerlendirmeye almaya "gerek olmadığı" algısını da doğurabilmektedir. Bu düşünce bazı açılardan kullanıcı dostu ve kolaylaştırıcı olsa da özünde herhangi bir uyum iyiliği ya da model uyum indeksine atıfta bulunmamak genel olarak yöntemin gücünü zayıflatmaktadır (Marcoulides ve Saunders, 2006). Bu nedenle, bu başlıkta, literatürde gerçekleştirilen çalışmalarda kullanılan model uyum değerlendirmelerinde öne çıkan (1) yaygın yaklaşım, (2) geleneksel yaklaşım ve bu çalışmada kullanımı önerilen Tennenhaus, Amato ve Esposito Vinzi (2004) tarafından ortaya konulan Uyum İyiliği (GoF) indeksine dayanan (3) alternatif yaklaşım stratejileri açıklanmaktadır.

2.3.1. Yaygın Yaklaşım

Hair v.d.'nin (2017b) vurguladığı gibi, PLS için, özellikle de SmartPLS'de, iyi oluşturulmuş bir model uyum indeksleri seti bulunmamaktadır. PLS'in herhangi bir uyum iyiliği sorunuyla ilgilenmeye gerek görmediğine ilişkin yanlış fikirler de genelde bu ifadeye dayanmaktadır. Ancak, bu ifade model uyumu göstergelerinin varlığının gereksizliğini vurgulamamaktadır. Aslında yazarlar AVE ve güvenilirlik katsayıları gibi yakınsama geçerliliği parametrelerinin, HTMT gibi ayrışma geçerliliği varsayımlarının ve son olarak R^2 ve β gibi yol analizi sonucunda elde edilen katsayıların araştırmanın ölçüm modelinin model uyumunu -veya uyum iyiliğini- değerlendirmek için yorumlanması gerektiğini vurgulamaktadır (Hair v.d., 2017b; Hair v.d., 2017c; Sarstedt v.d., 2016). Tablo 1, söz konusu değerlerin hangi sınırlarda yer alması gerektiğine dair ayrıntılı bir bakış sunmaktadır. Ancak, model uyum indekslerinin eksikliği PLS için tam olarak çözülememiş bir problem olarak nitelendirilmiştir. Bu nedenle, PLS tabanlı YEM'lere geleneksel model uyum indeksleri de eklenmiştir (Hu ve Bentler, 1998).

2.3.2. Geleneksel Yaklaşım

Geleneksel yaklaşım, adından da anlaşılacağı üzere NFI, SRMR gibi en bilinen değerleri içermektedir (bkz. SmartPLS, 2023). Aynı Kovaryans Tabanlı YEM'lerde olduğu gibi, PLS-YEM için de NFI değerinin 0,9 üzerinde olması ve SRMR'nin 0,1 altında olmasına özen gösterilmesi gerekmektedir (Dash ve Paul, 2021). Ancak söz konusu indeksler Kovaryans Tabanlı YEM yaklaşımının ihtiyaçlarına göre geliştirilmiştir (Hair v.d., 2017c). Bu nedenle Hair v.d. (2017b), model uyum varsayımlarını bu indeksler üzerinden yorumlarken dikkatli olunması gerektiğine vurgu yapmaktadır. Çünkü bu değerler kovaryans bazlı algoritmanın istatistiksel kabulleri ve imkanları üzerine kurulu değerlerdir. Söz konusu çekinceler, model uyum kararlarını PLS algoritmasının yapısını göz önüne alarak değerlendirebilmek ve sonraki aşamaya geçişi mümkün kılmak için PLS-YEM'e özel olarak geliştirilmiş alternatif bir yaklaşım ihtiyacı doğurmuştur (Tennenhaus v.d., 2004).

2.3.3. Alternatif Yaklaşım

Tennenhaus v.d. (2004), Uyum İyiliği (GoF) indeksi olarak adlandırılan bir formül yoluyla model uyumunu değerlendirmeyi mümkün kılan bir yaklaşım geliştirmiştir. Bu indeks özel olarak PLS-YEM için geliştirildiğinden, bu çalışmada yazarlar, PLS tabanlı doğrulayıcı faktör analizi ve yapısal eşitlik modellemelerinde model uyumunu değerlendirmede ana yaklaşım olarak bu formülün kullanılmasını önermektedir. Söz konusu formülün denklemi aşağıdaki gibi kurulmaktadır:

$$GoF = \sqrt{AVE \times R^2}$$

Denklemden görüldüğü üzere indeksin temeli AVE ve R^2 gibi yaygın yaklaşım başlığında da dikkate alınması gereken unsurlar olarak nitelendirilen katsayılara dayanmaktadır. GoF değeri, model uyumu konusunda daha geçerli ve istatistiksel olarak açıklanabilir bir gösterge ortaya koymak için bu iki katsayıyı kullanmaktadır. Böylece PLS algoritmasının nedensellik ve regresyona dayalı ilişkisel doğasına uygun bir değerlendirme ölçütü karşımıza çıkmaktadır (Aybek ve Karakaş, 2022). GoF indeksinin istatistiksel olarak sınırları; $< 0,10$ için kabul edilemez, $\geq 0,10$ için düşük uyum, $\geq 0,25$ için orta düzeyde uyum ve son olarak $\geq 0,36$ için yüksek uyum olarak ifade edilmektedir.

2.4. Raporlama ve Sonuçların Yorumlanması Sorunları

PLS-YEM çalışmalarının sistematik değerlendirmesi, ölçüm modellerinin ve yapısal modelin ayrı ayrı değerlendirilmesini içeren iki aşamalı süreçten oluşmaktadır (Hair v.d., 2017b). Ölçüm modeli aşamasında, PLS-YEM tahminlerinin güvenilirliği ve geçerliliği incelenir ve değerlendirilir. Yapısal modelin kurulma türünün reflektif veya formatif olmasına bağlı olarak ölçüm modelini raporlamak için iki akış vardır. Güvenilirlik ve geçerlilik değerlendirmesi, reflektif ölçüm modelleri için önemli bir konudur. Reflektif ölçüm modeli değerlendirmesi için gösterge güvenilirliği, bileşik güvenilirlik, yakınsama ve ayrışma geçerliliğinin tartışılması gerekmektedir. Formatif ölçüm modellerinin değerlendirilmesi için ise ölçümlerin yakınsama geçerliliği, formatif göstergelerin önemi ve uygunluğu ile doğrusallığın test edilmesi ve raporlanması beklenmektedir.

Yapısal ölçümlerin güvenilirlik ve geçerlilik açıklamalarından sonra raporlamanın ikinci bölümünü yapısal model sonuçlarının değerlendirilmesi oluşturmaktadır. Bu bölüm modelin tahmin gücünün ve yapılar arasındaki ilişkilerin incelenmesini içermektedir. Bu aşamada araştırmacılardan beklenen ilk unsur, PLS-YEM bağlamında model uyumunun anlaşılması ve yorumlanmasıdır. Ardından araştırmacılar yapısal modeldeki yol katsayılarını (*path coefficients*) değerlendirme ve açıklama düzeyi katsayılarını (R^2 ve β), etki büyüklüğünü (f^2) (Cohen, 1988; Hair v.d., 2017b) ve yordama gücünü (Q^2) (Henseler, Ringle ve Sinkovics, 2009; Hair v.d., 2017b) yorumlama adımına geçebilmektedir (referans noktaları Tablo 1'de belirtilmiştir). Hair v.d. (2017b), PLS tabanlı bir çalışmanın sonuçlarının değerlendirilmesinde, belirtilen adımlarda sunulacak verilerin program aracılığıyla nasıl elde edildiğine dair detaylı bir harita sunmaktadır.

Tablo1. SmartPLS ile PLS-YEM kullanımına ilişkin kontrol listesi

Konu	Gösterge		✓
Nomolojik Geçerlilik	Kavramsal modelin değişkenleri arasındaki ilişkilerin güncel literatüre göre oluşturulması ve önerilmesi		
Modelleme Geçerliliği	Formatif (biçimlendirici) modelleme (kavramsal değişken nedensel veya kompozit bir gösterge özelliği gösteriyorsa)		
	Reflektif (yansıtıcı) modelleme (kavramsal değişken algısal veya etki göstergesi özelliği gösteriyorsa)		
Örnekleme Varsayımı	Öznel Değerlendirme 10 kat yaklaşımı		
Normallik Varsayımı	Yandaki hususların karşılanması halinde parametrik varsayımlar gerektirmez	Eksik verilerin tespiti	
		Hatalı yanıtların tespiti	
		Tarafli yanıtların tespiti	
		Aşırı anormal verilerin düzeltilmesi	
Yakınsama Geçerliliği	Faktör Yük Değeri	> 0,6 (diğer göstergelerin izin vermesi koşulunda)	
		> 0,7	
	t değeri	> 1,96 (p < 0,05)	
		> 2,58 (p < 0,01)	
Birleşik Güvenilirlik (CR)	> 0,7		
Ortalama Açıklanan Varyans (AVE)	> 0,5		
Ayrışma Geçerliliği	HTMT	< 0,9	
Çoklu Doğrusallık Yaygın Yöntem Yanıllığı	VIF	< 3	
Model Uyum	Uyum İyiliği [Goodness of Fit (GoF)]	> 0,25	
Raporlama	R ² değerlerinin verilmesi		
	β değerlerinin verilmesi		
	Q ² değerlerinin verilmesi	> 0,35 yüksek	
		0,35- 0,16 orta	
0,15 – 0,02 düşük			
f ² değerlerinin verilmesi	> 0,35 yüksek		
	0,35- 0,16 orta		
	0,15 – 0,02 düşük		

Kaynak: Yazarlar tarafından mevcut literatüre ilişkin değerlendirme sonucunda oluşturulmuştur.

3. PLS'te Hiyerarşik Yapı Modellemesi

Sosyal bilimlerde Yapısal Eşitlik Modelleri, çoğunlukla algıya dayalı olarak ölçümü sağlanan gizil değişkenlerin değerlerinin atandığı yapılar aracılığı ile ilişkilerin test edilmesi amacıyla kurulmaktadır (Barrett, 2007). Araştırmacılar bu değişkenlere dair ölçümlerini ise hali hazırda geliştirilmiş ya da kendileri geliştirdikleri ölçekler aracılığı ile yapmaktadırlar (Bayat, 2014). İnsan deneyiminin birden fazla bileşenden oluşan yapısı düşünüldüğünde, insan deneyimine dair bir konsepti ölçmek için kullanılan ölçeğin de birden fazla boyut aracılığıyla bunu gerçekleştirebiliyor olması şaşırtıcı değildir. Bu nedenle sosyal bilimler alanında kullanılan ölçeklerin önemli bir çoğunluğu, ana konseptin ölçümünü sağlayan alt boyutlardan oluşan çok-boyutlu yapılara sahiptir (Becker v.d., 2012).

PLS algoritması içerisinde kavramlar arası ilişkiler alt boyutlar üzerinden kurulabilse ve karmaşık yapılar sağlıklı şekilde ölçümlenebilse de (Hair v.d., 2017c) ana yapılar arasındaki ilişkileri bütüncül ve anlaşılması zor karışıklıktan uzak şekilde değerlendirebilmek, genişlik-kesinlik ikilemini (*bandwidth-fidelity dilemma*) hafifletmek ve eşdoğrusallık (*collinearity*) sorunlarından kaçınmak için alt boyutlara ait değerlerin bir araya getirilmesi önerilmektedir (Becker v.d., 2023). Genişlik-kesinlik ikilemi, araştırılan konuyu tüm değişkenleri ve karmaşıklığı ile ele alacak biçimde sorgulamak ile doğruluğu test edilebilecek kesinlikte sınırlar çizmek arasındaki dengeyi ifade etmektedir (Salgado, 2017). Yapıları bütüncül gizil değişkenlerle ölçülebilir hale getirmek, hem teorinin çok boyutlu yapısını işin içine katabilmek hem de ölçülebilir bir yapı yaratmak adına fırsatlar sunmaktadır (Becker v.d., 2023). Fakat bu işlemi herhangi bir tekniğe dayanmadan, ortalamaları almak gibi basit yöntemlerle yapmak, elde edilecek sonuçların doğruluğu ile ilgili şüpheleri ortaya çıkarmaktadır. Bu nedenle PLS algoritması ile ilgili literatürde söz konusu ihtiyaca cevap vermek adına Hiyerarşik Yapı Modellemesi ya da Üst Düzey Yapı Modellemesi olarak bilinen yaklaşıma başvurulmaktadır (Wetzels, Odekerken-Schröder ve Van Oppen 2009; van Riel, Henseler, Kemény ve Sasovova, 2017; Sarstedt v.d., 2019).

Hiyerarşik Yapı Modellemesi, birden fazla alt boyuttan oluşan ölçüm yapılarının alt boyutların bir araya geldiği tek bir ana gizil değişken üzerinden ölçümünü mümkün kılmak için alt boyutları uygun tekniklerle birleştirme işlemidir (Hair v.d., 2017c; Becker, Cheah, Ghlomzade, Ringle ve Sarstedt, 2023). Hiyerarşik yapı modellemesinde üst düzey yapıları kurmak için kullanılan teknikler ise çeşitlilik göstermektedir. Bunlar (1) tekrarlı indikatör yaklaşımı (*repeated indicator approach*), (2) iki aşamalı yaklaşım (*two-stage approach*) ve (3) hibrit yaklaşım (*hybrid approach*) olarak sıralanmaktadır (Schuberth, Rademaker ve Henseler, 2020). Bu üç temel yaklaşımın dezavantajlarını gidermek adına genişletilmiş tekrarlı indikatör yaklaşımı (*extended repeated indicator approach*) (Becker v.d., 2012), üç aşamalı yaklaşım (*three-stage approach*) (van Riel v.d., 2017) ve gömülü iki aşamalı yaklaşım (*embedded two-stage approach*) (Sarstedt v.d., 2019) gibi alternatif yöntemler de önerilmektedir. Her yöntemin kendine özgü avantajları ve dezavantajları olmakla beraber araştırmacılar açısından araştırmacının yapısına en uygun yöntemin seçilmesi, elde edilen modelin ortaya koyduğu sonuçların doğruluğunu belirleyecek önemli bir etkidir (Schuberth v.d., 2020).

Literatürde hiyerarşik yapı modellemesi yaklaşımlarının PLS algoritmasına dayalı programlarda ikinci düzey yapıları kurma amacıyla doğru şekilde kullanımına yönelik çok sayıda teorik ve ampirik çalışma bulunmaktadır (Wetzels v.d., 2009; Becker v.d., 2012; van Riel v.d., 2017; Sarstedt v.d., 2019; Schuberth v.d., 2020; Crocetta v.d., 2021). İkinci düzey yapılarda iki-aşamalı ve üç-aşamalı yaklaşımların güçlü yönlerinin ortaya çıktığı görülmektedir (van Riel v.d., 2017). Üçüncü düzey ve daha üst düzey yapılar oluşturmada ise çoğunlukla tekrarlı indikatör yaklaşımı önerilmektedir (Gaskin, Godfrey ve Vance, 2018; Schuberth v.d., 2020). Bu yaklaşım, ikinci düzey yapılar kurmakta güvenilirlik sorunları ve yöntem yanlılıklarına açık olarak gösterilse de (van Riel v.d., 2017) hem üçüncü düzey yapılar kurma olanağı sunması hem de yerine getirilecek birtakım şartlar ile ikinci düzey yapılar için de kullanılabilir kabul edilmesi nedenleriyle literatürde gerçekleştirilen ampirik çalışmalarda kendine yer bulmaktadır (Akter, D'Ambra ve Ray, 2010; Aybek ve Özdemir, 2022).

Tekrarlı indikatör yaklaşımının doğru kullanılabilmesi için araştırmacılar;

- (1) Alt boyutların birbirine yakın sayıda maddeye sahip olması,
- (2) Nomolojik, yakınsama ve ayrışma geçerliliklerinin sağlanıyor olması,
- (3) Modelin ölçmeyi amaçladığı yapının araştırmacı tarafından doğru anlaşılması ve aktarılabilir olması (Matthews, Hair ve Matthews, 2018; Sarstedt v.d., 2019),
- (4) Örneklem sayısının uygun olması (Crocetta v.d., 2021), gibi gereklilikleri yerine getirebiliyor olmalıdır.

Sıralanan şartlar sağlandığında, tüm bu teknikler arasında özellikle son kullanıcılar için uygulaması kolay ve teorik anlamda en anlaşılabilir teknik olarak tekrarlı indikatör yaklaşımının avantajlı yönleri öne çıkmaktadır. Tekrarlı indikatör yaklaşımı, program içerisinde ifade ya da maddelerden oluşan 1. düzey alt boyutların açıklamayı amaçladıkları ana yapıya ya da 2. düzeyden bir yapıya bağlanması ile oluşturulmaktadır. Bu aşamada "ifade-1. düzey", "1. düzey-2. düzey" arasındaki bağlantının yönüne doğru karar vermek gereklidir.

Hiyerarşik yapılar; ifadeler, alt düzey boyutlar ve üst düzey boyut arasındaki bağlantı yönüne göre dört tipte kurulabilmektedir. Crocetta v.d. (2021) bunları Tip I: Reflektif-Reflektif, Tip II: Reflektif-Formatif, Tip III: Formatif-Reflektif ve Tip IV: Formatif-Formatif olarak sıralamaktadır. Sosyal bilimler altında yer alan disiplinlerin algıya dayalı ölçümler ile araştırmalarını gerçekleştiriyor oluşu, reflektif kavramsallaştırmanın daha yaygın olmasını sağlasa da (do Valle ve Assaker, 2016 ; Crocetta v.d., 2021) farklı alanlardan araştırmacılar farklı kombinasyonlar ile çalışmalarını gerçekleştirebilmektedir. (Rasoolimanesh, 2022). Yine de son yıllarda ampirik sosyal bilim araştırmalarında üst düzey yapıları modellemek için Reflektif-Reflektif yani Tip 1 modelin sıklıkla tercih edildiği görülmektedir (Aybek ve Özdemir, 2022; Gontur, Gadi ve Bagobiri, 2022; Magno, Cassia ve Ringle, 2022; Ngoc Ton, Shumshunnahar, Nhat Tu ve Nguyen, 2023).

3.1. Tekrarlı indikatör yaklaşımı ile bir uygulama

Bu çalışma, amaçları doğrultusunda, 2. düzey A değişkeni, 3. düzey B değişkeni ve 1. düzey C değişkeni arasındaki ilişkinin yer aldığı yapısal eşitlik modelinin kurulmasında izlenecek adımları ve gerekli geçerlilik-güvenilirlik hesaplarını simüle etmek adına, araştırmacıların kendilerine ait geçmiş çalışmalarından gerçek kişilerden toplanmış veri setinden rastgele seçilen 300 örneklem biriminin verilerini analiz etmektedir. Bu örneklem sayısı literatürde önerilen sınırlar açısından uygun görülmektedir (Aybek ve Karakaş, 2022). Bu sebeple söz konusu veri seti, tekrarlı indikatör yaklaşımının kullanımı açısından da kabul edilebilir olarak nitelendirilebilmektedir (Crocetta v.d., 2021).

Kurmaca olan bu modelde A değişkeni; A_1 , A_2 ve A_3 olarak kodlandırılan 1. düzey alt boyutlardan oluşmaktadır. B değişkeni ise 1. düzey B_1 ve 2. düzey B_2 alt boyutunun bir araya getirilmesi ile yapılandırılmıştır. 2. düzey B_2 yapısı; B_{2a} , B_{2b} ve B_{2c} kodlu 1. düzey yapıların birleşimi ile oluşturulmuştur. C değişkeni ise kendi ifadeleri olan tek düzeyli bir yapıdan ibarettir (Tablo 2). Her iki üst düzey yapı için de alt düzey boyutların madde sayılarının yakın olduğu görülmektedir. Bu tekrarlı indikatör yaklaşımının kullanılabilirliği açısından önemlidir (Matthews v.d., 2018; Sarstedt v.d., 2019).

Tablo 2. Modelde yer alan değişkenlerin düzey ve madde özellikleri

3. Düzey Yapı	2. Düzey Yapı	1. Düzey Yapı	Madde	Madde Sayısı
	A	A_1	m01, m02, m03, m04, m05, m06, m07	7
		A_2	m08, m09, m10, m11, m12, m13	6
		A_3	m14, m15, m16, m17, m18, m19	6
B	B_2	B_{2a}	m24, m25, m26, m27, m28	5

B _{2b}	m29, m30, m31, m32, m33	5
B _{2c}	m34, m35, m36, m37	4
B ₁	m20, m21, m22, m23	4
C	m38, m39, m40	3

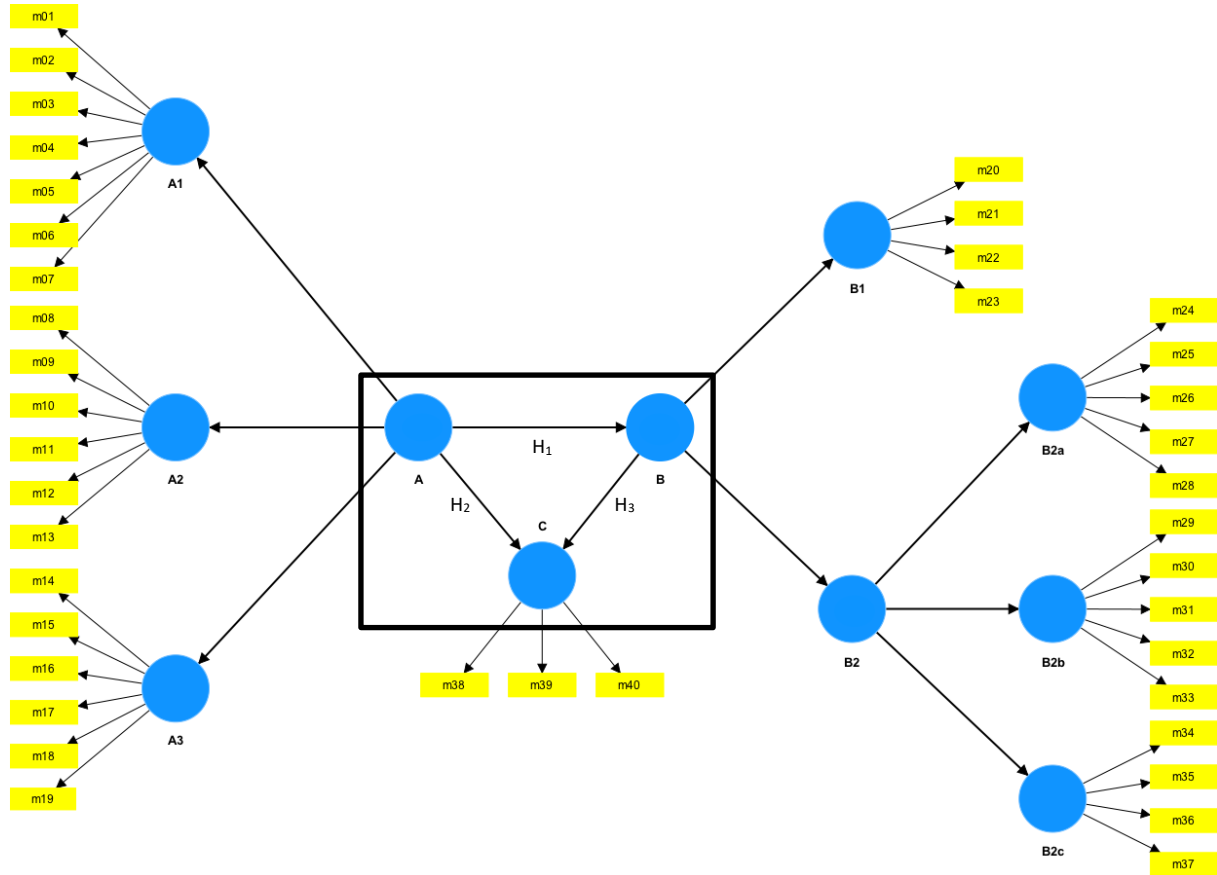
Çalışmanın test etmeyi amaçladığı hipotezlerini aşağıdaki gibi sıralamak mümkündür;

H1: A değişkeni, B değişkeni üzerinde olumlu bir etkiye sahiptir,

H2: A değişkeni, C değişkeni üzerinde olumlu bir etkiye sahiptir,

H3: B değişkeni, C değişkeni üzerinde olumlu bir etkiye sahiptir.

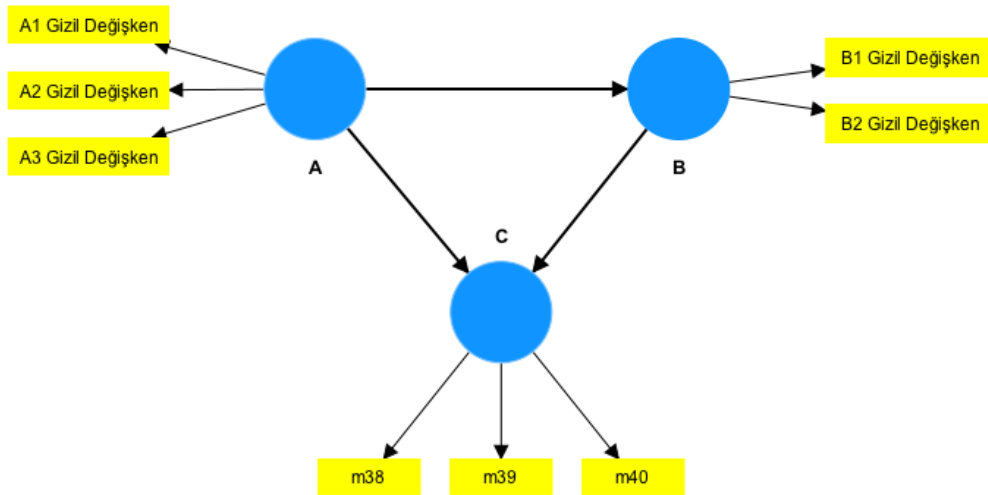
Analizler, PLS algoritması ile yapısal eşitlik modelleri oluşturmak ve test etmek için sosyal bilimler alanından araştırmacılarca en yaygın tercih edilen paket programlardan SmartPLS 4 ile gerçekleştirilmiştir. Araştırmacı, bu üç değişken arasındaki ilişkiyi literatürden hareketle ortaya koymuş ve SmartPLS üzerinde modeldeki yerlerine yerleştirmiştir (Şekil 1). Modelin literatürden hareketle oluşturulması sayesinde analizler gerçekleştirmeden önce araştırmanın nomolojik geçerliliği sağlanmıştır (Aybek ve Karakaş, 2022). Yakınsama ve ayırma geçerliliğine ilişkin değerler SmartPLS'te gerçekleştirilen 2 aşamalı doğrulayıcı faktör analizi aracılığı ile edinilmiştir. İlk doğrulayıcı faktör analizinde elde edilen çıktılar 1. düzey yapılar için gerekli değerleri sunarken aynı zamanda ikinci doğrulayıcı faktör analizinde üst düzey yapıların geçerlilik değerlendirmeleri mümkün kılacak gizil değişken katsayılarını yaratmaktadır.



Şekil 1. Hiyerarşik yapıların formasyonu ve araştırma modeli

Tekrarlı indikatör yaklaşımı ile boyutları oluşturmak için öncelikle maddeler ve 1. düzey boyutlar modele eklenmiştir. Ardından bir üst düzey boyutun içerisine alt boyutların içerdiği tüm ifadeler atanarak, karmaşıklık yaratmaması adına gizlenmiştir. Söz gelimi 1. düzey yapılar olan A_1 yapısı içerisine atanan m01, m02, m03, m04, m05, m06, m07 maddeleri; A_2 yapısı içerisine atanan m08, m09, m10, m11, m12, m13 maddeleri; son olarak A_3 yapısının m14, m15, m16, m17, m18, m19 olarak kodlanan maddelerinin tamamı 2. düzey yapı olarak yapılandırılan A değişkeninin içerisine de atanmıştır. B değişkeninin alt boyutu olan 2. düzey B_2 yapısına B_{2a} , B_{2b} ve B_{2c} 1. düzey değişkenlerinin maddeleri atanmış, ardından 1. düzey B_1 ve 2. düzey B_2 yapılarının tüm maddeleri 3. düzey B yapısına eklenerek alt boyutlarla bağlanmıştır. C değişkeni için de maddeler atandıktan sonra 3 değişken arasındaki ilişkilerin yönü belirlenerek iç model oluşturulmuştur.

Bu aşamanın ardından yakınsama geçerliliğinin incelenmesi aşamasına geçilmiştir. PLS ile yapılan faktör analizi sonucunda elde edilen AVE ve birleşik güvenilirlik katsayılarının 1. düzey yapıların geçerliliği için yorumlanması gereklidir (Ek 1). Ana modele dahil edilmeyecek olan alt düzey yapıların değerleri yorumlanmayacak olsa da üst düzey yapıların değerlerine yönelik hesaplamalarda sorunlarla karşılaşılması durumunda 1. düzey yapıların değerlerine dönüş yapma ihtiyacı doğabilmektedir (Hair v.d., 2017). 2. ve 3. düzey yapılar için PLS raporunda yer alan alt düzey yapılar ile üst düzey yapılar arasındaki faktör yükleri, yapıların geçerliliği için dikkate alınan AVE ve birleşik güvenilirlik değerlerini hesaplamak için kullanılmaktadır (Sarstedt v.d., 2019). Hiyerarşik yapı modellemesi ile kurulan yapısal eşitlik modellerinde modele dahil edilecek üst düzey yapılar ve alt boyutlarının gizil değişkenlerinin faktör yükleri dikkate alınmaktadır (Gaskin v.d., 2018). Bu nedenle birinci düzey yapılar için gerçekleştirilen faktör analizi sonucunda elde edilen gizil değişken katsayıları, üst düzey boyutlar içerisine tekrar yüklenmiştir. A ve B yapılarının geçerliliğine dair alt düzey yapıların gizil değişkenleri ile kurulan model Şekil 2'dedir.



Şekil 2. Gizil değişkenler ile gerçekleştirilen doğrulayıcı faktör analizi modeli

Gizil değişken katsayıları ile tekrarlanan faktör analizi sonuçları Tablo 3'te sunulmuştur. Görüldüğü üzere üst düzey yapılar olan A ve B ile 1. düzey yapı C değişkenlerinin tüm bileşenleri ile faktör yükleri 0,746 ile 0,958 arasındadır ve istenen değer olan 0,7'den büyüktür. Tüm AVE değerleri 0,5'ten, birleşik güvenilirlik katsayıları da 0,7'den yüksek olduğu için kabul edilebilirdir. 2,58 ve üzeri olması istenen t değerleri de bu değer oldukça üzerindedir (Hair v.d., 2017b). Bu haliyle yapıların yakınsama geçerliliği açısından bir sorun teşkil etmediği söylenebilmektedir. PLS için ayrışma geçerliliğini değerlendirirken HTMT (*Heterotrait-Monotrait*) matrisinin dikkate alınması önerilmektedir (Ab Hamid, Sami ve Sidek,

2017). Bu değerler de istenen sınır olan 0,9'un altındadır (Aybek ve Karakaş, 2022). Son olarak VIF değerlerinin 3'ün altında olması çoklu bağıntı sorunu olmadığını bir göstergesidir (Hair v.d., 2017b).

Tablo 3. Üst düzey yapıların geçerlilik ve güvenilirlik analizleri

Yapı	Düzye	BG	AVE	Bileşen	Faktör Yüğü	VIF	t	HTMT		
								A	B	C
A	2. düzey	,811	,588	A ₁	,780	1,351	29,855			
				A ₂	,775	1,363	20,872			
				A ₃	,746	1,180	19,499			
B	3. düzey	,897	,814	B ₁	,829	1,671	50,716	,787		
				B ₂	,958	1,671	125,540			
C	1. düzey	,804	,713	m38	,829	1,585	33,264	,668	,604	
				m39	,892	2,266	54,982			
				m40	,810	1,787	31,147			

Geçerlilik ve güvenilirlik açısından gerekli varsayımların sağlanması ardından modelin test edilmesi öncesinde uyum iyiliği indeksinin hesaplanması gereklidir. Literatürde farklı yaklaşımlar bulunmakla beraber GoF indeksinin kullanımından sağlıklı sonuçlar elde edilebildiği anlaşılmaktadır (Aybek ve Karakaş, 2022). Bu indeks, PLS'nin nedensellik doğasına uygun şekilde AVE'ye ek olarak R² değerlerinden yararlanarak ortaya bir model uyumu değeri koymaktadır (Tenenhaus v.d., 2004). Ayrıca hiyerarşik yapı modellemesi ile kurulan modellerde ortaya çıkabilecek aşırı uyum (*over-fitting*) sorunundan kaçınmak için model uyumuna karar vermek adına bu değerin yorumlanması kullanışlıdır (Aybek ve Özdemir, 2022).

İlk aşamadaki faktör analizinden elde edilen A, B ve C değişkenlerine ait gizil değişken katsayıları, ilgili yapıların içerisine atanarak öncelikle yol analizi yapılmıştır. Yol analizi sonucu elde edilen R² değerleri ve faktör analizinden elde edilen AVE değerleri, formülde ilgili yerlere konularak GoF indeksi hesaplanmıştır (Tablo 4). Bu değerin 0,36 üzeri olması iyi uyumun göstergesi olarak kabul edilmektedir (Tenenhaus v.d., 2004; Aybek ve Karakaş, 2022). Söz konusu modelde değerin 0,475 çıkması modelin uyum iyiliği şartlarını sağladığını göstermektedir.

Tablo 4. Modelin uyum iyiliği analizleri

	AVE	R ²
A	,588	-
B	,814	,346
C	,713	,294
Ortalama	,705	,320
GoF = $\sqrt{AVE \times R^2}$,475	

Gerekli tüm varsayımların ve gerekliliklerin sağlanması ardından hipotezlerin testi için yol analizinde kullanılan model ile 5000 alt örneklem büyüklüğünde *bootstrapping* komutu çalıştırılmıştır. Analizden elde edilen sonuçlar Tablo 5'te sunulmuştur. Araştırmanın tüm hipotezleri kabul edilmiş olup literatür ışığında bulguları yorumlamak için gerekli değerler elde edilmiştir.

Tablo 5. Hipotez testi sonuçları

H	İlişki	Std. β	Std. Hata	t değeri	Karar	Güven Aralığı	
						f ²	%2,5
H ₁	A → B	,590	,042	14,178*	Kabul	,502	,665
H ₂	A → C	,308	,080	3,839*	Kabul	,084	,460
H ₃	B → C	,305	,069	4,453*	Kabul	,084	,443

* p < .01 (t > 2.58)
R²: B = 0,346; C = 0,294
f²: 0,35 = high; 0,15 = medium; 0,02 = low
q²: (B = 0,343; C = 0,228)
q²: 0,35 = high; 0,15 = medium; 0,02 = low

4. Sonuç

Bu makalenin amacı, araştırmalarında PLS-YEM yaklaşımını kullanacak sosyal bilimler araştırmacılarına örneklem seçiminden sonuçların raporlanmasına kadar araştırmanın tüm adımlarında rehberlik edecek bir kontrol listesi sunarken ihtiyaç duyulması halinde kullanılacak hiyerarşik yapı modellemesi tekniğinin tüm aşamalarında da yol gösterici bir harita yaratmaktır. PLS-YEM, CB-YEM ile kıyaslandığında daha küçük örneklerle çalışabilme olanağı sunması, normal dağılım şartı aranmaması, karmaşık modellerin çalışabilmesi açısından daha fazla fırsat sunması, keşfedici araştırma modellerini test etmeye uygun olması ve model uyum sorununa ilişkin kendine özgü çözüm önerileri barındırması sebebiyle son dönemde sosyal bilimler araştırmacılarının dikkatini çekmeye başlamıştır. PLS-YEM'e son yıllarda artan bu ilgiyle literatürdeki çalışmaların sayısı hızla artış göstermiş buna karşın yöntemin uygulanma süreçlerine dair ortak bir anlayış ve ilerleyiş henüz oluşturulamamıştır. Araştırmacılar, analiz aşamasında örneklemin nasıl belirleneceği, normal olmayan dağılımın sınırları ve model uyumunun sağlanması gibi konularda belirsizlik ve çıkmazlar ile karşılaşabilmektedir. Bu durumu ortadan kaldırmak adına, bu çalışmanın amacı ile uygun olarak, PLS-YEM kullanırken sürecin anlaşılması, yürütülmesi ve raporlanması gereken tüm temel unsurları makalenin ilk bölümünde bahsedilen kontrol listesinde sıralanmıştır (bkz. Tablo 1). Böylece araştırmacılar bu adımları takip ederek sonuçlarını akıcı bir formatta sunabileceklerdir.

Ek olarak sosyal bilimler araştırmalarında kullanılan ölçeklerin önemli bir kısmının çok boyutlu yapılardan oluşması, kurulan modellerin doğru ve bütüncül yorumlanması için hiyerarşik yapı modelleme gibi tekniklere ihtiyaç duyulmasına neden olmuştur. PLS-YEM'in CB-YEM'e göre hiyerarşik yapı modellemesinin kurulması ve çalıştırılması noktasında daha kullanıcı dostu bir deneyim sunması, araştırmacıların bu yaklaşımı tercih etmesinin bir diğer nedeni olarak görülebilmektedir. Bu çalışmanın ikinci kısmında PLS-YEM ile kurulacak hiyerarşik yapıların oluşturulma ve işletilme süreçleri tekrarlı indikatör yaklaşımına dayanarak ayrıntılı şekilde anlatılmıştır. Özellikle 2. düzeyden daha yüksek yapılar ile çalışacak araştırmacılar için bu adımların izlenmesi ve önerilerin dikkate alınması, metodolojik anlamda geçerli ve güvenilir üst düzey yapılar oluşturmaları için yol gösterici olacaktır.

PLS-YEM tekniğinin, istatistiksel metodolojinin genellikle son kullanıcıları olan sosyal bilimler araştırmacıları tarafından hem temel hem de hiyerarşik düzeyde bilinçli bir şekilde kullanılması, bu teknikle yapılacak gelecek araştırmalar için nitelikli kaynakların oluşturulmasına katkı sağlayacaktır. Araştırmacıların PLS-YEM kullanımına karar verirken makalede sıklıkla bahsi geçen hususlara (modelleme, örnekleme, geçerlilik-güvenilirlik, raporlama) dikkat ederek çalışmalarını kurgulamaları,

zamanla literatürde ortak bir metodolojik yazım anlayışı gelişmesine olanak sunacaktır. Aynı zamanda PLS-YEM'in tekrarlı indikatör yaklaşımı dışındaki hiyerarşik yapı modelleme teknikleri ile ilgili detaylı bir referans oluşturacak makalelere ilişkin alanyazında bir boşluk bulunmaktadır. Sosyal bilimlerde PLS-YEM kullanımına ilişkin fikirler ve çözümler sunacak gelecek araştırmalarda farklı hiyerarşik yapı modellemesi tekniklerine yer verilerek bu boşluğun giderilmesi araştırmacılar tarafından önerilmektedir.

Araştırma ve Yayın Etiği Beyanı

Bu çalışma bilimsel araştırma ve yayın etiği kurallarına uygun olarak hazırlanmıştır.

Yazarların Makaleye Olan Katkıları

Çalışmanın tamamı iki yazar ile birlikte oluşturulmuştur. Bununla birlikte örnek analizi içeren üçüncü bölüm Gürkan Aybek tarafından hazırlanmıştır.

Çıkar Beyanı

Yazarların çıkar çatışması bulunmamaktadır.

Kaynaklar

- Ab Hamid, M. R., Sami, W. ve Sidek, M. M. (2017). Discriminant Validity Assessment: Use of Fornell & Larcker criterion versus HTMT Criterion. *Journal of Physics: Conference Series*, 890(012163). <https://doi.org/10.1088/1742-6596/890/1/012163>
- Astrachan, C. B., Patel, V. K. ve Wanzenried, G. (2014). A comparative study of CB-SEM and PLS-SEM for theory development in family firm research. *Journal of family business strategy*, 5(1), 116-128. <https://doi.org/10.1016/j.jfbs.2013.12.002>
- Akter, S., D'Ambra, J. ve Ray, P. (2010). Service quality of mHealth platforms: development and validation of a hierarchical model using PLS. *Electronic Markets*, 20, 209-227. <https://doi.org/10.1007/s12525-010-0043-x>
- Ali, F., Rasoolimanesh, S. M., Sarstedt, M., Ringle, C. M. ve Ryu, K. (2018). An assessment of the use of partial least squares structural equation modeling (PLS-SEM) in hospitality research. *International Journal of Contemporary Hospitality Management*, 30(1), 514-538. <https://doi.org/10.1108/IJCHM-10-2016-0568>
- Aybek, G. ve Karakaş, H. (2022). Use The Silver Bullet on The Right Beast: A Guide on Usage of PLS-SEM in Tourism and Gastronomy Studies. *Advances in Hospitality and Tourism Research (AHTR)*, 10(2), 327-336. <https://doi.org/10.30519/ahtr.1097884>
- Aybek, G. ve Özdemir, B. (2022). Effects of ethnic restaurant experience on prospective tourist intentions: Mediating role of food image. *Tourism Management Perspectives*, 44, 101034. <https://doi.org/10.1016/j.tmp.2022.101034>
- Barclay, D., Thompson, W. ve Higgins, C. (1995). The Partial Least Squares (PLS) approach to causal modeling: Personal computer use as an illustration. *Technology Studies*, 2(2), 285-309.
- Barrett, P. (2007). Structural equation modelling: Adjudging model fit. *Personality and Individual Differences*, 42(5), 815-824. <https://doi.org/10.1016/j.paid.2006.09.018>
- Bayat, B. (2014). Uygulamalı Sosyal Bilim Araştırmalarında Ölçme, Ölçekler Ve "Likert" Ölçek Kurma Tekniği. *Gazi Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi*, 16(3), 1-24.
- Becker, J. M., Klein, K. ve Wetzels, M. (2012). Hierarchical latent variable models in PLS-SEM: guidelines for using reflective-formative type models. *Long range planning*, 45(5-6), 359-394. <https://doi.org/10.1016/j.lrp.2012.10.001>
- Becker, J. M., Cheah, J. H., Gholamzade, R., Ringle, C. M. ve Sarstedt, M. (2023). PLS-SEM's most wanted guidance. *International Journal of Contemporary Hospitality Management*, 35(1), 321-346. <https://doi.org/10.1108/IJCHM-04-2022-0474>
- Cohen, J. (1988). *Statistical Power Analysis for the Behavioral Sciences*. New York: Academic Press.
- Cohen, J. (1992). A power primer. *Psychological Bulletin*, 112(1), 155-159. <https://doi.org/10.1037/0033-2909.112.1.155>
- Coltman, T., Devinney, T. M., Midgley, D. F. ve Venaik, S. (2008). Formative versus reflective measurement models: Two applications of formative measurement. *Journal of Business Research*, 61(12), 1250-1262. <https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2008.01.013>
- Crocetta, C., Antonucci, L., Cataldo, R., Galasso, R., Grassia, M. G., Lauro, C. N. ve Marino, M. (2021). Higher-order PLS-PM approach for different types of constructs. *Social Indicators Research*, 154, 725-754. <https://doi.org/10.1007/s11205-020-02563-w>

- Cronbach, L. J. ve Meehl, P. E. (1955). Construct validity in psychological tests. *Psychological bulletin*, 52(4), 281-302. <https://doi.org/10.1037/h0040957>
- Dash, G. ve Paul, J. (2021). CB-SEM vs PLS-SEM methods for research in social sciences and technology forecasting. *Technological Forecasting and Social Change*, 173, 121092. <https://doi.org/10.1016/j.techfore.2021.121092>
- Diamantopoulos, A. ve Siguaw, J. A. (2006). Formative versus reflective indicators in organizational measure development: A comparison and empirical illustration. *British journal of management*, 17(4), 263-282. <https://doi.org/10.1111/j.1467-8551.2006.00500.x>
- do Valle, P. O. ve Assaker, G. (2016). Using partial least squares structural equation modeling in tourism research: A review of past research and recommendations for future applications. *Journal of Travel Research*, 55(6), 695-708. <https://doi.org/10.1177/0047287515569779>
- Duarte, P. ve Amaro, S. (2018). Methods for modelling reflective-formative second order constructs in PLS: An application to online travel shopping. *Journal of Hospitality and Tourism Technology*, 9(3), 295-313. <https://doi.org/10.1108/JHTT-09-2017-0092>
- Gaskin, J., Godfrey, S. ve Vance, A. (2018). Successful system use: It's not just who you are, but what you do. *AIS Transactions on Human-Computer Interaction*, 10(2), 57-81. <https://doi.org/10.17705/1thci.00104>
- Gontur, S., Gadi, P. D. ve Bagobiri, E. (2022). The moderating effect of positive word-of-mouth between service quality and customer loyalty in the hospitality sector: A PLS-SEM approach. *Journal of Economics and Management*, 44(1), 266-285. <https://doi.org/10.22367/jem.2022.44.11>
- Hagger, M. S., Gucciardi, D. F. ve Chatzisarantis, N. L. (2017). On nomological validity and auxiliary assumptions: The importance of simultaneously testing effects in social cognitive theories applied to health behavior and some guidelines. *Frontiers in psychology*, 8, 1933. <https://doi.org/10.3389/fpsyg.2017.01933>
- Hair, J. F., Ringle, C. M. ve Sarstedt, M. (2011). PLS-SEM: Indeed a silver bullet. *Journal of Marketing theory and Practice*, 19(2), 139-152. <https://doi.org/10.2753/MTP1069-6679190202>
- Hair, J., Hollingsworth, C. L., Randolph, A. B. ve Chong, A. Y. L. (2017a). An updated and expanded assessment of PLS-SEM in information systems research. *Industrial management & data systems*, 117(3), 442-458. <https://doi.org/10.1108/IMDS-04-2016-0130>
- Hair, J., Tomas, G., Hult, M., Ringle, C.M. ve Sarstedt., M. (2017b). *A primer on partial least squares structural equation modeling*. Los Angeles:Sage.
- Hair, J. F., Matthews, L. M., Matthews, R. L. ve Sarstedt, M. (2017c). PLS-SEM or CB-SEM: updated guidelines on which method to use. *International Journal of Multivariate Data Analysis*, 1(2), 107-123. <https://doi.org/10.1504/IJMDA.2017.087624>
- Hair, J. F., Risher, J.J., Sarstedt, M. ve Ringle, M. (2019). When to use and how to report the results of PLS-SEM. *European Business Review*, 31(1), 2-24. <https://doi.org/10.1108/EBR-11-2018-0203>
- Henseler, J., Ringle, C.M. ve Sinkovics, R.R. (2009), "The use of partial least squares path modeling in international marketing", Sinkovics, R.R. and Ghauri, P.N. (Ed.) *New Challenges to International Marketing (Advances in International Marketing, Vol. 20)*, Emerald Group Publishing Limited, Bingley, pp. 277-319. [https://doi.org/10.1108/S1474-7979\(2009\)0000020014](https://doi.org/10.1108/S1474-7979(2009)0000020014)

- Hu, L. T. ve Bentler, P. M. (1998). Fit indices in covariance structure modeling: Sensitivity to underparameterized model misspecification. *Psychological methods*, 3(4), 424-453. <https://doi.org/10.1037/1082-989X.3.4.424>
- Kock, N. ve Hadaya, P. (2018). Minimum sample size estimation in PLS-SEM: The inverse square root and gamma-exponential methods. *Information systems journal*, 28(1), 227-261. <https://doi.org/https://doi.org/10.1111/isj.12131>
- Liu, L., Li, C. ve Zhu, D. (2012). A new approach to testing nomological validity and its application to a second-order measurement model of trust. *Journal of the Association for Information Systems*, 13(12), 950-975. <https://doi.org/10.17705/1jais.00320>
- Magno, F., Cassia, F. ve Ringle, C. M. (2022). A brief review of partial least squares structural equation modeling (PLS-SEM) use in quality management studies. *The TQM Journal*. <https://doi.org/10.1108/TQM-06-2022-0197>
- Marcoulides, G. A. ve Saunders, C. (2006). Editor's comments: PLS: a silver bullet?. *MIS quarterly*, 30(2), iii-ix. <https://doi.org/10.2307/25148727>
- Mateos-Aparicio, G. (2011). Partial least squares (PLS) methods: Origins, evolution, and application to social sciences. *Communications in Statistics-Theory and Methods*, 40(13), 2305-2317. <https://doi.org/10.1080/03610921003778225>
- Matthews, L., Hair, J. O. E. ve Matthews, R. (2018). PLS-SEM: The Holy Grail for Advanced Analysis. *The Marketing Management Journal*, 28(1), 1-13.
- Ngoc Ton, H. N., Shumshunnahar, M., Nhat Tu, T. N. ve Nguyen, P. T. (2023). Revisiting social capital and knowledge sharing processes in tertiary education: Vietnamese and Bangladeshi students as target populations. *Cogent Social Sciences*, 9(1), 2186579. <https://doi.org/10.1080/23311886.2023.2186579>
- Paxton, P., Curran, P. J., Bollen, K. A., Kirby, J. ve Chen, F. (2001). Monte Carlo experiments: Design and implementation. *Structural Equation Modeling*, 8(2), 287-312. https://doi.org/10.1207/S15328007SEM0802_7
- Peng, D. X. ve Lai, F. (2012). Using partial least squares in operations management research: A practical guideline and summary of past research. *Journal of operations management*, 30(6), 467-480. <https://doi.org/10.1016/j.jom.2012.06.002>
- Rasoolimanesh, S. M. (2022). Discriminant validity assessment in PLS-SEM: A comprehensive composite-based approach. *Data Analysis Perspectives Journal*, 3(2), 1-8.
- Rigdon, E. E., Sarstedt, M. ve Ringle, C. M. (2017). On comparing results from CB-SEM and PLS-SEM: Five perspectives and five recommendations. *Marketing: ZFP-Journal of Research and Management*, 39(3), 4-16.
- Salgado, J. F. (2017). Bandwidth-fidelity dilemma. *Encyclopedia of personality and individual differences*, 1-4. https://doi.org/10.1007/978-3-319-28099-8_1280-1
- Sarstedt, M., Ringle, C.M., Smith, D., Reams, R. ve Hair J.F. (2014). Partial Least Squares Structural Equation Modeling (PLS-SEM): A useful tool for family business researchers. *Journal of Family Business Strategy*, 5(1), 105-115. <https://doi.org/10.1016/j.jfbs.2014.01.002>
- Sarstedt, M., Hair, J. F., Ringle, C. M., Thiele, K. O. ve Gudergan, S. P. (2016). Estimation issues with PLS and CBSEM: Where the bias lies!. *Journal of business research*, 69(10), 3998-4010. <https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2016.06.007>

- Sarstedt, M. (2019). Der Knacks and a Silver Bullet. In: Babin, B.J., Sarstedt, M. (eds) *The Great Facilitator* (s. 155-164). Springer. https://doi.org/10.1007/978-3-030-06031-2_19
- Sarstedt, M., Hair Jr, J. F., Cheah, J. H., Becker, J. M. ve Ringle, C. M. (2019). How to specify, estimate, and validate higher-order constructs in PLS-SEM. *Australasian marketing journal*, 27(3), 197-211. <https://doi.org/10.1016/j.ausmj.2019.05.003>
- Schuberth, F., Rademaker, M. E. ve Henseler, J. (2020). Estimating and assessing second-order constructs using PLS-PM: the case of composites of composites. *Industrial Management & Data Systems*, 120(12), 2211-2241. <https://doi.org/10.1108/IMDS-12-2019-0642>
- SmartPLS. (2023, 11 Mart). *Model Fit*. SmartPLS. <https://www.smartpls.com/documentation/algorithms-and-techniques/model-fit/>
- Sosik, J. J., Kahai, S. S. ve Piovoso, M. J. (2009). Silver bullet or voodoo statistics? A primer for using the partial least squares data analytic technique in group and organization research. *Group & Organization Management*, 34(1), 5-36. <https://doi.org/10.1177/1059601108329198>
- Tenenhaus, M., Amato, S. ve Esposito Vinzi, V. (2004). A global goodness-of-fit index for PLS structural equation modelling. In *Proceedings of the XLII SIS scientific meeting*, 1(2), 739-742.
- van Riel, A. C., Henseler, J., Kemény, I. ve Sasovova, Z. (2017). Estimating hierarchical constructs using consistent partial least squares: The case of second-order composites of common factors. *Industrial management & data systems*, 117(3), 459-477. <https://doi.org/10.1108/IMDS-07-2016-0286>
- Wetzels, M., Odekerken-Schröder, G. ve Van Oppen, C. (2009). Using PLS path modeling for assessing hierarchical construct models: Guidelines and empirical illustration. *MIS quarterly*, 3(1), 177-195. <https://doi.org/10.2307/20650284>

Ekler

Ek 1 1. Düzey Yapıların Faktör Analizi Sonuçları

Yapı	BG	AVE	Bileşen	Yük	VIF	t
A ₁	,814	,467	m01	,608	1,292	12,196
			m02	,741	1,587	25,337
			m03	,644	1,434	13,297
			m04	,699	1,462	17,718
			m05	,718	1,601	20,393
			m06	,692	1,477	16,673
			m07	,673	1,402	18,582
A ₂	,832	,536	m08	,789	1,981	28,936
			m09	,820	2,087	32,941
			m10	,760	1,807	21,583
			m11	,692	1,569	16,879
			m12	,633	1,296	14,160
			m13	,679	1,386	16,798
A ₃	,845	,549	m14	,795	1,867	32,325
			m15	,750	1,880	22,338
			m16	,671	1,831	14,776
			m17	,762	1,910	25,717
			m18	,718	1,630	20,838
			m19	,744	1,565	28,200
B ₁	,871	,716	m20	,835	2,002	39,849
			m21	,840	2,030	29,532
			m22	,902	2,923	60,530
B _{2a}	,815	,573	m23	,804	1,958	28,603
			m24	,753	1,689	20,637
			m25	,822	2,000	42,098
			m26	,830	1,979	44,545
			m27	,692	1,417	19,900
			m28	,675	1,319	21,162
B _{2b}	,804	,553	m29	,777	1,674	31,374
			m30	,765	1,730	27,315
			m31	,740	1,684	23,988
			m32	,794	1,928	31,587
B _{2c}	,788	,598	m33	,629	1,297	12,590
			m34	,803	1,525	37,860
			m35	,747	1,540	20,871
			m36	,763	1,508	21,935
			m37	,780	1,483	29,942
C	,804	,713	m38	,829	1,585	33,264
			m39	,892	2,266	54,982
			m40	,810	1,787	31,147