Ekonomik Büyümede Yakınsama Kulüplerinin Kesirli Tümleşme Ve En Büyük Hizip Algoritması İle Testi

Program Kodu: 1001

Proje No: 113K757

Proje Yürütücüsü:

Prof. Dr. M. Ege Yazgan

Danışman(lar):
Prof. Dr. Thanasis Stengos

Bursiyer(ler):
Fuat Can Beylunioğlu

MART 2015
ANKARA

Önsöz

Bu projede, iktisadi büyüme literatürü bağlamında geliştirilen yakınsama kulüpleri hipotezini test etmek için yeni bir yöntem önerilmektedir. Bu yöntemin başarısı, bir benzeri ile karşılaştırılarak, bir simülasyon çalışması çerçevesinde değerlendirilmiştir. Yöntem ayrıca, 141 ülkeden oluşan gerçek bir veri setine uygulanarak, elde edilen sonuçlar, diğer yöntemden elde edilenler ile birlikte sunulmuştur. Bu proje TÜBİTAK tarafından desteklenmeye değer bulunmuştur. Proje yürütücüsü, TÜBİTAK'a, vermiş olduğu cömert destek nedeniyle teşekkür etmeyi borç bilmektedir. Bu destek olmadan bu projenin gerçekleşmesi mümkün olmayacaktı.

İçindekiler

Tablo Listesi

Şekil Listesi

ÖZET

Büyüme iktisadı çerçevesinde geliştirilen yakınsama hipotezi ülkeler arasındaki gelişmişlik farklarının geçici olduğunu ve eninde sonunda gelişmekte olan ülkelerin gelişmişlerin düzeyine erişeceğini öne sürer. Yakınsama kulüpleri hipotezi ise, bu yakınsamanın sadece belli ortak özelliklere sahip ülkeler arasında olabileceğini öne sürmektedir.

Bu çalışmada, ikişerli yakınsama testi yöntemi en yüksek hizip algoritması ile birleştirerek, yeni bir yakınsama kulübü bulma yöntemi önerilmiştir. Yeni geliştirilen bu yöntem, literatürde yakınsama kulubü bulmak amacıyla izlenen bir çok yöntemin aksine, herhangi bir önkabüle dayanmadan içsel bir biçimde yakınsama kulüpleri bulmayı amaçlamaktadır. Yöntem, aynı özelliğe sahip olan bir başka algoritma ile bir Monte Carlo simülasyon çalışması dahilinde karşılaştırılmıştır. Ayrıca, her iki yöntem ile 141 ülkenin kişi başına gelir serilerinin olduğu bir veri setinin tamamı ve bazı alt gruplarına uygulanarak elde edilen sonuçlar incelenmiştir.

Monte Carlo çalışması çerçevesinde elde edilen sonuçlar incelendiğinde, yeni geliştirilen yöntemin belli bazı durumlarda karşılaştırılan algoritmadan daha başarılı sonuçlar verdiği gözlenmiştir. Monte Carlo çalışması çerçevesinde sunulan katkıya ek olarak, gerçek veri uygulamaları çerçevesinde, yakınsama kulüplerinin varlığına dair yeni kanıtlar sunulmuş ve literatürde elde edilen sonuçlar kuvvetlendirilmiştir.

Anahtar Kelimeler: Büyüme İktisadı, Yakınsama Hipotezi, Yakınsama Kulüpleri, En Yüksek Hizip Algoritması.

ABSTRACT

The convergence hypothesis, which is developed in the context of growth economics, asserts that the income differences across countries are transitory, and developing countries will eventually attain the level of income of developed ones. On the other hand convergence clubs hypothesis claim that the convergence can only be realized across groups of countries that share some common characteristics.

In this study, we propose a new method to find convergence clubs that combine pairwise method of testing convergence with maximal clique algorithm. This new method aims, unlike many of those already developed in the literature, to find convergence clubs endogenously without depending priori assumptions. The success of the method in finding convergence clubs, is compared with a similar algorithm in a Monte Carlo simulation study. Moreover, both methods are applied to a data set consisting of income per capita levels of 141 countries and its several subsets.

In the Monte Carlo results, it is observed that the new method produces better results than the compared algorithm in some cases. In addition to the Monte Carlo, a new empirical evidence on the existence of convergence clubs is presented in the context of real data applications.

Keywords: Growth Economics, Convergence Hypothesis, Convergence Clubs, Maximal Clique Algorithm.

1. GİRİŞ

Ekonomik büyüme teorisinin temel sorunsallarından birini ülkeler arasındaki kişi başı gelir farklılıklarının kalıcı mı yoksa geçici mi olduğu teşkil eder. Eğer ülkeler arasındaki gelir eşitsizliklerinin geçici olduğu ileri sürülecek olursa büyüme teorisinin koşulsuz (unconditional) veya mutlak (ablosute) yakınsama (convergence) olarak adlandırdığı sonuç ortaya çıkar ki bu durumda bütün ülkelerin, eninde sonunda, ortak bir gelir seviyesine ulaşacakları neticesine varılır.

Yakınsama hipotezinin (convergence hypothesis) dayandığı teorik temel Solow neoklasik büyüme teorisidir. Neoklasik büyüme teorisinin temel beklentilerinden birisi benzer teknolojik özelliklere sahip ülkelerin, uzun dönemde, dışsal bir değişken olan teknik ilerleme tarafından belirlenen emek üretkenliğine denk bir denge büyüme patikasına yakınsayacağı idi. Neoklasik büyüme teorisinin bu çıkarsaması literatürde yakınsama hipotezi olarak adlandırıldı. Diğer yandan, son 30 yıldır büyüme literatürüne hakim olan içsel büyüme teorileri, Solowcu neoklasik büyüme teorisinin emek üretkenliğinin dışsal olarak belirlenimi varsayımına alternatif olarak emek üretkenliğinin içsel olarak belirlenimi yaklaşımını öne sürdüler. İçsel büyüme teorisi (endogenous growth theory) çerçevesindeki çalışmalar ülkelerin büyüme patikaları arasındaki farkın kaynağı olarak beşeri sermayeyi, araştırma-geliştirme faaliyetlerini ve diğer değişkenlerdeki ülkeler arası farklılıklara işaret ettiler.

Yakınsamanın gerçekleşmekte olup olmadığı, yani gelişmekte olan ülkelerin gelişmiş ülkelerin gelir düzeyine yaklaşmakta olup olmadığı büyüme literatüründeki uygulamalı araştırmaların ana konularından birini teşkil etmiştir. Son yirmi yıl içerisinde yapılan uygulamalı araştırmalar, bir çok farklı metodoloji ve veri seti kullanarak yakınsama hipotezini (convergence hypothesis) sorgulamışlar ve hipotezi doğrulayan az sayıda sonuç üretebilmişlerdir.[1] Bu alandaki bir çok uygulamalı araştırma, yakınsama hipotezinin gerçekleşmediği, uzun dönemde, gelişmiş ve gelişmekte olan ülkelerin birbirleri arasındaki gelir düzeyi farklarını ortadan kaldıracak bir büyüme sürecinin gözlemlenemediği sonucuna varmaktadırlar. Bu sonuçlara dayanarak, ekonomik büyümenin, neoklasik büyüme teorisi tarafından ileri sürüldüğü gibi, bütün ülkelerin aynı patikayı izleyeceği yeknesak bir süreç olmadığı, her ülkenin kendi özel karakteristiklerine bağlı olarak çok farklı sonuçlara (yakınsama/yakınsamama) varabileceği görüşü hakim olmaya başlamıştır. Ekonomik büyüme, bazı ülkeler için çok yavaş yakınsamaya yol açan dinamikler içerebilecekken, diğerleri için çok hızlı yakınsamaya doğru gidebilir, bir başkaları için ise, pekala, yakınsama yerine yakınsamamaya ve hatta ıraksamaya (divergence) neden olabilir. Büyüme trajedisi olarak adlandırılabilecek bazı örnekler için, ıraksamanın, yakalamaya çalışan gelişmekte olan ülkenin (catching-up), yakalanmaya çalışılan gelişmiş ülkelerin büyüme hızlarının, sürekli olarak, altında kalmasından değil, daha kötüsü, sürekli olarak fakirleşmesinden kaynaklandığı, maalesef, gözlemlenebilmektedir.

[1] Yakınsama hipotezi konusunda, son 20 yıldır, kesitler-arası (cross sectional), panel veri ve zaman serisi ekonometrik tekniklerini kullanan bir dizi ampirik çalışma yapıldı. Bu çalışmaların bulgularının genel bir değerlendirmesini Durlauf vd. (2005)'te bulmak mümkündür.

Son yıllarda hızla gelişen ve önem kazanan bu literatür, ülkeler arasındaki bir türlü kapanmayan gelir eşitsizliklerini açıklayabilmek için, ekonomik gelişmişlik ve yapısal (kurumsal) faktörlerin etkileşimine vurgu yapmaktadır. Yapısal faktörlerin varlığı çok yavaş yakınsamaya yol açabilecek bir büyüme sürecine yol açabileceği gibi, eğer zaman içerisinde yapısal faktörlerden kaynaklanabilecek olumsuz etkiler, teknoloji, beşeri sermaye, yatırımlar gibi faktörlerin pozitif katkılarına ağır basacak olursa, gelişmekte olan ülkelerin gelişmiş ülkeleri yakalaması mümkün olamayacağı gibi, aksine onlardan giderek uzaklaşmalarına neden olacak büyüme dinamiklerinin oluşmasına neden olabilirler.

Yukarıda da belirttiğimiz gibi, koşulsuz yakınsamanın gerçekleşebilmesi ülkeler arasındaki kişi başı gelir farklılıklarının geçici olduğu, bu farkların nihayetinde kapanarak tüm ülkelerin ortak bir gelir seviyesine ulaşacakları sonucuna dayanmaktadır. Diğer yandan, ülkeler arasındaki farkların geçici değil kalıcı olduğu ileri sürülecek olursa, bu durumda bu kalıcılığının neden kaynaklandığı önem kazanır. Bu noktada cevaplanması gereken önemli soru, gelirler arasındaki farkların kalıcı olmasını ortaya çıkaran faktörlerin ülkeler arasındaki yapısal farklılıkların mı yoksa başlangıç koşullarının (initial conditions) mı olduğudur. Eğer gelir farkları, sadece ülkeler arasındaki yapısal farklılaşmalar nedeniyle kalıcı oluyor ise koşullu yakınsama (conditional convergence) durumundan söz edebiliriz. Gelir farklarının kalıcı olmasına rağmen, hala bu durumun, (koşullu) yakınsama olarak nitelendirilmesinin nedeni gelir düzeyleri arasındaki farkların açılmaması, sabit kalmasıdır. Ülkelerin yapılsal olarak heterojen bir yapı göstermemesinin yakınsamanın gerçekleşmesini sağlayacağı varsayımına dayanarak, bu durumun koşullu yakınsama nitelendirilmesi literatürde benimsenmiştir. Öte yandan eğer gelir düzeyi arasındaki farklar, başlangıç koşullarındaki farklılıklardan dolayı kalıcı oluyorsa, yani ülkelerin başlangıçta sahip olduğu koşullar uzun dönemli sonuçları da belirleyebiliyorsa, yine bir koşullu yakınsama durumundan söz etmemiz gerekir. Bu durumda, başlangıçta koşulları benzer olan ülkelerin uzun dönemde benzer sonuçlara ulaşacağından ve dolayısıyla yakınsama kulüplerinin (convergence clubs) varlığından bahsedebiliriz. Bir diğer değişle, başlangıç koşulları aynı olan ülkelerin birbirlerine yakınsayarak oluşturacakları gruplar, yakınsama kulüpleri olarak adlandırılır ve bu gruplar, eğer var ise, diğer gruplara (başka yakınsama kulüplerine) yakınsamamakta ve/veya onlardan ıraksamaktadırlar (divergence).

Yakınsama kulüpleri çerçevesinde gelişen literatür, ağırlıklı olarak, eşit başlangıç koşullarını paylaştığını varsaydığı önsel (apriori) olarak belirlenmiş ülke gruplarının içindeki ülkelerin birbirine yakınsayıp yakınsamadığına, dolayısıyla bir yakınsama kulübü oluşturup oluşturmadığına odaklanmıştır. Bu projede yakınsama kulüplerini, eğer var iseler, herhangi bir önsel varsayıma dayanmadan, sadece verilerin istatistiki özelliklerine dayanarak, içsel olarak belirleyebilecek yeni bir yöntem geliştirilmeye çalışılmıştır. Geliştirilen bu yöntem, ülkelerin sadece gayri safi yurt içi hasıla (GSYİH) serilerini kullanarak, herhangi bir ön kabul kullanmadan, varsa, yakınsayan ülke gruplarını bulmak ve farklı kümelerde tanımlamak amacıyla oluşturulmuştur. Yakınsayan ülke gruplarını bulmak amacıyla geliştirilen bu algoritmanın uygulamada başarılı olup olamayacağını, eğer mevcutsa doğru yakınsama kulüplerini bulup bulamayacağını test etmek amacıyla çeşitli veri setleri simüle edilmiş ve bir çok durumda başarılı sonuçlar alındığı gözlemlenmiştir. Simüle edilmiş bu veri setleri ile yapılan bu Monte Carlo çalışmalarında, geliştirilen bu yeni algoritmanın göreli başarısını görebilmek amacıyla sonuçlar, var olan benzer alternatif bir algoritmadan[2] elde edilen sonuçlar ile karşılaştırarak test edilmiş ve yeni geliştirilen bu yöntemin, bazı durumlarda alternatifinden daha başarılı sonuçlar ürettiği saptanmıştır. Yeni geliştirilen bu yöntem 141 ülkenin kişi başı GSYİH'lerinden oluşan bir veri seti üzerinde denenmiş ve elde edilen sonuçlar tartışılmıştır. Bu sonuçlar üzerinden yapılan tartışma, bu yöntem amacıyla belirlenen yakınsama kulüplerinin içerdiği ülkelerin, başlangıç koşullarındaki gelişmişlik düzeyleri, bölgesel yakınlık, ekonomik birliklere üyelik gibi dışsal faktörler açısından bir gruplamaya denk düşüp düşmediği noktasına odaklanmaktadır.

Aşağıda 2. bölümde ilgili literatür özeti verilmiş. Kullanılan yöntem 3. kısımda sergilenmiş, elde edilen bulgular 4. kısımda yorumlarıyla birlikte sunulmuştur. 5. bölüm elde edilen sonuçların tartışılmasına ayrılarak çalışma sonuçlandırılırken, gelecek de yapılabilecek çalışmalarla ilgili bir dizi öneri de paylaşılmıştır.

2. Literatür Özeti

Farklı ülke gruplarının farklı yakınsama özellikleri gösterebileceği düşüncesi, iktisadi büyüme yazınında, uzun zaman önce çeşitli yazarlar tarafından öne sürülmüş bir düşüncedir. İçsel büyüme teorilerinin yaygınlık kazanmasıyla birlikte neoklasik büyüme modeli teorisinin istatistiki bir bulgu haline gelemeyen mutlak yakınsama hipotezi, yakınsama kulüpleri çerçevesinde alternatif bir biçimde ele alınmaya çalışıldı (Islam, 2003). Baumol (1986) mutlak yakınsamadansa farklı ülke gruplarının farklı dengelere yakınsamasını öngören yakınsama kulüpleri hipotezini ve bununla ilintili olarak çoklu denge (multiple equlibria) yaklaşımını ilk önerenler arasında yer aldı. Baumol (1986) tarafından farklı durağanlık seviyelerine erişen alt grupların olabileceğini fikrini takiben, Durlauf ve Johnson (1995) ve Galor (1996) yakınsama kulübü hipotezini biçimselleştiren ve teorik çerçevede ele alan ilk çalışmaları teşkil ederler.

Bu literatürde, yakınsama kulüplerinin hangi temelde tanımlanacağı ve ülkelerin nasıl kümelendirileceği geniş bir biçimde tartışıldı ve yakınsama kulüpleri önermesine ampirik zemin sağlamak için farklı metotlar kullanıldı. Ancak giriş bölümünde de tartışıldığı gibi, bu metotlar ağırlıklı olarak, eşit başlangıç koşullarını paylaştığını varsaydığı, önsel olarak belirlenmiş ülke gruplarının içindeki ülkelerin birbirine yakınsayıp yakınsamadığına, dolayısıyla bir yakınsama kulübü oluşturup oluşturmadığına odaklanmıştır.

[2]Literatürde, yakınsama kulüplerini, bu çalışmada geliştirilen yönteme benzer bir biçimde, dışsal bir belirleme içermeden, sadece içsel olarak belirlemeye çalışan iki yöntem mevcuttur. Ancak, literatür özeti bölümünde açıklayacağımız gibi, bu yöntemlerden sadece bir tanesi bizim bu çalışmada benimsediğimiz yakınsama kavramı ile uyumludur. Diğer yöntem, kavramsal çerçevesi farklı olan bir yakınsama tanımına uygun olduğu için bu çalışmada kullanılan simülasyonlarda çok başarısız sonuçlar elde etmiştir. Bu yöntemi bu çalışmaya eklemek, yöntemin kendisine haksızlık olacağı için değerlendirme dışı bırakılmıştır.

Baumol (1986) yakınsama kulüplerini ülkelerin politika rejimlerine (OECD üyesi ülkeler, merkezi planlama uygulayan ülkeler ve orta gelir sınıfındaki ülkeler) dayanarak grupladı. Chatterji (1992) ülkelerin başlangıç kişi başı gelirlerini temel alarak kümeler oluşturdu ve yatay kesit ekonometri tekniği ile yakınsayıp yakınsamadıkları test etti. Dulauf ve Johnson (1995) ilk olarak ellerindeki ülkeleri, başlangıç gelir düzeyleri veya başlangıç okur yazarlık oranları gibi farkı değişkenlere göre gruplandırdı. Bu gruplara uygulanan yatay kesit regresyon denklemlerinin katsayılarının aynı olmadıklarını istatistiki olarak kanıtlayarak çoklu rejimlerin veya yakınsama kulüplerinin varlığı konusunda bir kanıt ortaya koyduktan sonra, alt gruplara ayırma işlemini regresyon ağacı (regression trees) yöntemine başvurarak gerçekleştirdi ve bu alt grupların genel karakterlerini kesitsel regresyonlar aracılığıyla belirlediler.[3] Durlauf ve Johnson(1995), bu şekilde, farklı karakterlere sahip 4 alt grup buldu.

Yatay kesit verilerine dayanan beta yakınsaması (β convergence) kavramına alternatif olarak, Bernard ve Durlauf (1995,1996), birim kök (unit root) ve eş-bütünleme (cointegration) analizlerini kullanarak, yakınsama kavramına zaman serileri temelli yeni bir yaklaşım sundular.[4] Hausmann (2005), daha önceki çalışmalara benzer bir biçimde, başlangıç gelir düzeyi gibi kriterlere dayanarak yapılan bir ön sınıflandırmayı esas aldı ve zaman serisi tekniklerine dayanarak yakınsama kulübü hipotezini destekleyen bulgular sundu.

Yakınsama kulüpleri hipotezini test etmek için Hobijn ve Franses (2000), Durlauf ve Johnson (1995)'e benzer bir yaklaşım kullanarak, panel veri üzerinden yeni bir metot geliştirdi. Ancak bu metot iki aşamalı metottan farklı olarak, ülkeleri istenilen yakınsama koşulunu sağlayıp sağlamaması üzerinden tek aşamada kümelere ayrılıyordu. Diğer bir deyişle, grupların karakteristik özelliğini sonradan tespit edilmek yerine, o karakteristik özelliği sağlayan ülke grupları yani yakınsama kulüpler aranıyordu. Bu bağlamda Hobijn ve Franses (2000), olası kulüplere ait ülkelerin kişi başı gelir serilerinin ikili farklarından oluşan panellere çoklu birim kök (multivariate unit root) testleri uygulayarak ülkeleri alt gruplara ayırdılar. Durlauf ve Johnson (1995)'in aksine, Hobijn ve Franses (2000) çalışmalarında sayıları oldukça fazla, ancak daha az sayıda ülkeden oluşan küçük kulüpler buldular. Corrado vd. (2005) bu yöntemi alt grupların çalışılan zaman aralığı süresince değişebilmelerine olanak sağlayarak geliştirdi ve yöntemi Avrupa bölgesel tarım, üretim ve diğer hizmet verileri üzerinde uyguladı.

Hobijn ve Franses (2000)'in yaklaşımını, diğerlerinden ayıran en önemli özelliği, yakınsama kulüplerini herhangi bir önsel kabule dayanmadan, içsel olarak belirlemesiydi. Benzer bir yaklaşım da varyans yakınsaması (σ convergence) kavramı çerçevesinde geliştirildi. Yakınsama literatüründe, beta yakınsaması kavramına bir diğer alternatif de varyans yakınsaması olarak bilinmektedir. Varyans yakınsaması, ülkeler arası gelir dağılımının zaman içerisinde giderek daha düşük varyansla dağılması esasına dayanır. Bu kavramına dayanarak, Quah (1996, 1997)

[3] Regresyon ağacı yönteminde de alt grupları belirleyen eşik değerleri başlangıç gelir düzeyleri veya başlangıç okur yazarlık oranları gibi değişkenlere başvurularak belirlenmekte olduğundan bu yöntemin de aşağıda belirteceğimiz anlamda bir içsel kulüp belirleme yöntemi olmadığı kanaatindeyiz.

[4] Yakınsama literatürün genel bir değerlendirmesi için Durlauf vd. (2005)'e başvurulabilir.

yakınsama kulüpleri hipotezini dağılım temelli bir metodolojiye dayanarak sınamayı önerdi. Quah (1996, 1997) 1960'da kadar tek-tepeli (unimodal) olan uluslararası gelir dağılımının 2000'de çift-tepeli (bimodal) olduğunu göstererek yakınsama kulüpleri hipotezini destekledi. Quah (1996)'nın öncülük ettiği bu dağılım temelli metodolojinin bir diğer örneği ise Bianchi (1997) tarafından geliştirilen çok-tepeli (multi-modal) dağılım testlerinde bulunabilir.

[5] Philips ve Sul (2007), varyans yakınsaması temelli bir testi kullanarak, gözlemlenemeyen ortak bir bileşene sahip ülkeleri gruplayan bir algoritma geliştirdi ve varyans yakınsamasına dayanan, yakınsama kulüplerini içsel olarak belirleyen yeni bir yaklaşım sundu.[6]

Pesaran (2007), Bernard ve Durlauf (1995, 1996) tarafından literatüre kazandırılan zaman serisi temelli yakınsama kavramını geliştirerek, zaman serilerinin ikili farklarına birim kök testlerinin uygulanmasına dayanan ikili (pairwise) bir test yöntemi önerdi.[7] Pesaran'ın metodolojisi gruba ait ülkelerin tüm mümkün ikili gelir farklarına birim kök testi uygulanmasına dayanmaktadır. Bu metoda göre, birim kök hipotezi reddedilen ikili oranının belli bir seviyenin üzerinde olması bu gruptaki ülkelerin yakınsamadığına kanıt oluşturmaktadır. Pesaran (2007) metodunu, coğrafi bölgeler göz önünde bulundurularak hazırlanmış ülke grupları üzerine uygulanmış ve yakınsama kulüpleri üzerine herhangi bir kanıt bulamamıştır. Ancak, Pesaran (2007) de, kendisinden önceki birçok çalışma da olduğu gibi, önsel olarak belirlenmiş ülke grupları ile çalışmış ve metodolojisinde içsel bir kümeleme yöntemi önermemiştir.[8]

Büyüme teorisi çerçevesinde gelişen bu literatür özellikle son senelerde farklı alanlara da yayılmıştır. Philips ve Sul (2007) tarafından geliştirilen, varyans yakınsaması yaklaşımına dayanan, yakınsama kulübü testini kullanarak Daniel ve Shiamptanis (2013) Avrupa maliye politikalarının yakınsayıp yakınsamadığını sorguladı. Aynı yöntem Fritsche ve Kuzin (2011) tarafından birim iş gücü maliyeti, Apergis vd. (2013) tarafından Avrupa kamu harcamaları, Apergis ve Padhi (2013) tarafından sağlık harcamaları, Kim ve Rous (2012) tarafından Amerika Birleşik Devletleri ev fiyatları verileri üzerine uygulanmıştır. Aynı şekilde, Pesaran (2007) tarafından geliştirilen ikili yöntem, Abbott ve De Vita (2013) tarafından Birleşik Krallık ev fiyatları, Abbott vd. (2012) tarafından turizm verileri, Yilmazkuday (2013) ve Ikeno (2014) tarafından enflasyon verileri üzerine uygulanmıştır.

[5] Dağılım temelli başka çalışma örnekleri için Canova (2004) ve Henderson vd. (2008)'in çalışmalarına bakılabilir.

[6] Bu yaklaşıma dayanarak Paap vd. (2005), sınırlı karışım (finite mixture) modeli kullanarak, ülkeleri yapısal farklılıkları temelinde kümelediler. Bu amaçla, ülkeleri, ilki kulüp içindeki ülkelerde ortak olan, ikincisi ise kulüp içindeki ülkelerde farklılık gösteren iki faktörden etkilenecek şekilde modellediler. Basturk vd. (2008) bu modeli farklı klüplerde bulunan ülkelerin ortak olarak etkilenebileceği üçüncü bir faktörü ekleyerek geliştirdi.

[7] Pesaran'ın bu yöntemi Dufrénot vd. (2012) ve Stengos ve Yazgan (2014) tarafından kesirli tümleştirme (fractional integration) ve yapısal kırılmalar bağlamında geliştirilerek yakınsama hipotezinin testinde yeniden ele alındı.

[8] Stengos ve Yazgan (2014), ikili yöntemi geliştirerek öne sürdükleri yöntemi kullanarak, yine coğrafi bölgeler üzerinden yaptığı bir ön sınıflandırmada, Avrupa ülkelerinin yavaş bir yakınsama sürecinde olduklarını gözlemlemişler ve, Pesaran (2007)'nin aksine zayıf da olsa, yakınsama kulübü yaklaşımına, destek sağlamışlardır.

3. Yöntem

Bu çalışma Pesaran (2007) tarafından geliştirilen ikili yakınsama test yöntemi ile bilgisayar bilimleri literatüründen grafik teorisinde (graph theory) kullanılan en yüksek hizip (maximal clique) yönteminin birleşimini içeren yeni bir, içsel yakınsama kulübü bulma yöntemi önermektedir. Literatür özeti bölümünde de belirtildiği gibi Pesaran (2007) de, kendisinden önceki birçok çalışmada olduğu gibi, önsel olarak belirlenmiş ülke grupları ile çalışmış ve metodolojisinde içsel bir kümeleme yöntemi önermemiştir. Bu çalışma Pesaran (2007) yöntemine içsel bir yakınsama kulübü bulma algoritması sunmaktadır.

Yöntem bölümünde ilk olarak, ikili yakınsama testi ve daha sonra da en yüksek hizip yöntemi kullanarak yakınsama kulübü bulma yöntemi anlatılacaktır. Daha sonra, literatürde daha önce geliştirilmiş olan, alternatif bir yöntem sunulacak ve bu iki yöntemin başarısını test etmek için yapılacak Monte Carlo çalışmasının esas aldığı simülasyon parametreleri tartışılacaktır. Son olarak Monte Carlo çalışmasının sonuçlarının değerlendirilmesinde kullanılacak yöntem tartışılacaktır.

3.1. İkili (pairwise) yakınsama testi

t zamanında i ve j ülkelerinin kişi başına GSYİH'ları arasındaki ikili (pairwise) farkları Z_t ile gösterelim.

$$Z_t = y_t^i - y_t^j = \beta + \varepsilon_t \quad \sim I(d),\ i = 1, ..., N,\ i \neq j,\ t = 1, ..., T$$

Burada T zaman serisinin uzunluğunu, N ise ülke sayısını göstermekte olup, y_t^i ve y_t^j, sırasıyla i ve j ülkelerinin kişi başına GSYİH'larının logaritmik değerlerini temsil emektedir. ε_t hata terimini (disturbance term) ve d kesirli tümleştirme (fractional integration) parametresini göstermektedir. β parametresi sabit bir sayıyı gösterebileceği, zamana göre değişen bir fonksiyonu da temsil edebilir (bkz. Stengos ve Yazgan (2014)). d kesirli tümleştirme parametresi, fark serilerindeki uzun süreli belleği (persistence) ölçtüğü için, d parametresinin alacağı değerler, iki ülke arasındaki GSYİH farklarının durağan olup olmadığını, yani yakınsamanın gerçekleşip gerçekleşmediğini belirleyecektir. Eğer $d = 0$, olursa ε_t, sıfır düzeyinde tümleşen, $I(0)$, durağan bir zaman serisi olarak, iki ülke arasındaki GSYİH farkını durağan bir süreç haline getirecektir. Bu durumda i ve j ülkelerinin kişi başına gelirlerinin birbirine yakınsadıklarını öne sürmek mümkün olacaktır. Diğer yandan, eğer $d = 1$, olursa ε_t, bir düzeyinde tümleşen, $I(1)$, durağan olmayacak bir zaman serisi olarak, iki ülke arasındaki GSYİH farkını durağan olmayan bir süreç haline getirecektir. Bu durumda i ve j ülkelerinin kişi başına gelirlerinin birbirine yakınsamadıklarını öne sürmek mümkün olacaktır. d parametresinin 0 ve 1 arasında alacağı diğer değerlere göre farklı (hızlı, yavaş vb. gibi) yakınsama biçimleri tanımlamak mümkün olabileceği gibi, β fonksiyonunun (veya sabitinin) parametrelerinin alacağı değerlerde farklı yakınsama karakteristikleri tanımlanabilir (bkz. Stengos ve Yazgan, 2014). Genel olarak, fark serilerindeki uzun süreli belleği ölçen d parametresinin değeri ne kadar yüksek olursa, bu durumun gelir farklarının kapanma hızının o kadar düşük olduğu göstereceğinden yavaş bir yakınsama sürecine işaret edeceğini söyleyebiliriz. Bu durumda yakınsamanın gerçekleşip gerçekleşmediğini sınamanın en standart yolu fark serilerine birim kök testleri uygulayarak sürecin $I(1)$ olup olmadığını test etmektir. Eğer fark serisinin $I(1)$ olduğu hipotezi reddedilemez ise yakınsamanın gerçekleşmediği sonuca varılacak tersi durumda ise yakınsamanın var olduğuna kanaat getirilecektir (d'nin farklı değerleri için yapılabilecek farklı testler ve buna bağlı olarak geliştirilebilecek farklı yakınsama karakterizasyonları için bkz. Stengos ve Yazgan, 2014).

İki ülke arasında, kişi başı gelir farkına ait zaman serilerinin birim kök testleri aracılığıyla durağan olup olmadığının test edilerek, yakınsamanın var olup olmadığının sınanması, zaman serisi bazlı yakınsama testlerinin temelini teşkil eden yaklaşım olup, Bernard ve Durlauf (1995,1996)'dan bu yana farklı bağlamlarda ve uygulamalarla yakınsamayı test etmek amacıyla kullanılmıştır (yapılan çalışmaların geniş bir özeti için bkz. Durlauf vd. (2005)). Ancak sorun, ikiden fazla ülkenin olduğu bir gruptaki ülkelerin hepsinin birden (ortak bir düzeye) yakınsayıp yakınsamadıklarını test etmek olduğunda bu yaklaşımın nasıl kullanılacağıdır. Uygulamalarda, genellikle benimsenen yöntem, grupta yer alan her bir ülkenin, tek tek, grubun ortalamasına veya grubun içinden seçilen bir ülkenin (genellikle Amerika Birleşik Devletleri) yakınsayıp yakınsamadığının test edilmesi, yani gruptaki tüm ülkeler için ortalamayla veya seçilmiş bir ülkeyle ikili fark alınarak durağanlık testi uygulanmasına dayanır. Bir diğer alternatif ise çoklu (multivariate) durağanlık testlerinin uygulanmasıdır. Birinci yaklaşım, fark serisine kıstas (benchmark) olarak alınan ülke veya ortalama seçimdeki keyfilikten eleştirilmiş, ikinci yaklaşım ise çok sayıda ülke içeren gruplara uygulanmasından kaynaklanan zorluklar nedeniyle fazla uygulamanmamıştır.

Pesaran (2007) tarafından geliştirilen ikili yöntemin özelliği bu iki soruna da çare olabilmesidir. Bu yaklaşıma göre, N ülkeden oluşan bir gruba yakınsama testi uygulanacak ise, bu gruptan oluşturulabilecek, sayıları $N(N-1)/2$'ye eşit olan, bütün mümkün ikili fark serilerine durağanlık testi uygulanır. Pesaran (2007), N ülkenin bir grup olarak yakınsamaması durumunda, durağan olmama durumunu gösteren ($I(1)$) sıfır hipotezinin, $N(N-1)/2$ test üzerinden hesaplanan reddedilme oranının, bireysel testlerin nominal boylarına (nominal size), yani 1. tip istatistiki hata yapma oranlarına yaklaşık olacağını göstermiştir. Daha spesifik olarak, Pesaran (2007), N ülke için yakınsamanın olmadığını gösteren sıfır hipotezi altında, tek tek bireysel testler yatay kesit olarak bağımsız olmamalarına rağmen, bireysel testlerin reddedilme oranının, N ve T, sonsuza yaklaşırken (N ve $T \to \infty$), bireysel testlerin nominal boyu olan α'ya yakınsayacağını gösterdi. Bu durumda N ülke ile yapılan yakınsama hipotezini reddedilebilmesi için toplam $N(N-1)/2$ bireysel test üzerinden hesaplanan reddedilme oranının, örneğin, bireysel testlerin anlamlılık eşiğinin (significance level) % 5 olarak alınması durumunda, 0.05 gibi bir oranı[9] aşması yeterli olacaktır. Sonuç olarak, uygulamada karşılaşılan yüksek reddedilme oranları, yakınsama hipotezine karşı ciddi bir

[9]Elbette testlerin nominal boyları anlamlılık eşiğinden farklılık gösterebilir. Uygulamada, kullanılan durağanlık testinin gücü (power) kadar, boy bozulmasına (size distorsion) da ne kadar hassas olduğu dikkate alınması gereken bir husustur. Dikkate alınması gereken bir diğer husus da, reddedilme oranının α'ya yakınsamasının limitte gerçekleşeceği ve uygulamada kullanılan N ve T değerlerine bağlı olacağıdır.

kanıt oluşturacak, diğer yandan, kullanılan anlamlılık eşiğinden düşük veya ona yakın reddedilme oranları, yakınsama hipotezini destekleyici nitelikte olacaktır.

3.2. Yakınsama Kulüplerinin Bulunmasında En Yüksek Hizip (Maximal Clique) Yöntemi

Bu kesimde sunacağımız en yüksek hizip yöntemi, grafik teorisinde kullanılan en yüksek hizip algoritmasını, yukarıda açıklanan ikili yakınsama testi yöntemi ile birleştirerek, ikili teste tabi tutulan, N sayıda ülkeden oluşan grubun içerisinden, yakınsayan alt grupların, herhangi bir önsel sınıflandırmaya gitmeden, içsel bir metot aracılığıyla tespit edilmesini sağlar. Bu anlamda, ikili yakınsama testi yöntemine özgü, Hobijn ve Franses (2000)'in içsel kümeleme analizine benzer bir şekilde, bir içsel yakınsama kulübü bulma yöntemi teşkil etmektedir.

Geliştirilen yöntem iki aşamadan oluşmaktadır. İlk aşamada, ikili yakınsama testi yöntemi uygulanır. Yani N ülkeden oluşan bir ülke grubundan elde edilen tüm ikili fark serileri, durağanlık testine tabi tutulur. Bu şekilde elde edilen $N(N-1)/2$ test sonucunda elde edilen ret oranları tespit edilen eşiğin altında kalıyor ise yakınsama hipotezinin doğrulandığı ve N ülkenin bir yakınsama kulübü olduğu sonucuna varılır. Eğer ele alınan N tane ülke, tüm ülkelerden oluşuyor ise bu durumda tüm ülkelerin yakınsadığı sonucuna varılır ve yakınsama kulübü aranmaz. Ancak Pesaran (2007), Dufrénot vd. (2012) ve Stengos ve Yazgan (2014) tarafından gösterildiği gibi tüm ülkelerden oluşan grup için, ikili test yöntemi kullanılarak da, tıpkı daha önceki çalışmalarda olduğu, gibi yakınsama için bir sonuç elde edilememiştir. Dolayısıyla, bu durumda, tüm ülkeler grubunun, bir alt kümesi için yakınsama hipotezi ikili yöntem ile sağlanacak olursa, bu alt kümenin bir yakınsama kulübü oluşturacağı söylenebilir. U bütün ülkelerden oluşan kümeyi temsil etsin. Doğal olarak U'nun eleman sayısı N'e eşittir; $\#()$ kümenin eleman sayısını belirten fonksiyon olarak alınarak, $\#(U) = N$ olduğunu söyleyebiliriz. E, U'nun bir alt kümesi olsun. Bu durumda E'nin bir yakınsama kulübü oluşturabilmesi için, E kümesinin elemanlarıyla oluşturulabilecek tüm ikililer ile yapılacak ikili testin durağanlık özelliğini göstermesi gerekir. Yani, $\#(E) = M < N$ olacağı için, $M(M-1)/2$ tane ikilinin reddedilme oranının eşiğin altında kalması gereklidir.

İkinci aşamada, en yüksek hizip yönteminin çözmesi gereken problem, ilk aşamada elde edilen, $N(N-1)/2$ test sonucu arasından, bir alt kümeler sınıfı, $\mathcal{G}$, elde etmektir, öyle ki sınıfın üyesi olan her küme, örneğin, E, yakınsama özelliğini sağlamalıdır. Matematiksel olarak ifade etmek gerekirse, istenilen ikili özelliği (durağanlık) sağlayan kümeler sınıfını temsil eden $\mathcal{G}$ aşağıdaki gibi ifade edilebilir:

$$\mathcal{G} := \{E : \vee i, j \in E,\ t(Z_{ij}) = 1\}$$

Burada $Z_{ij} = y_i - y_j$ olarak tanımlanmıştır, $t(\cdot)$ ise parantez içindeki serinin test sonucunu temsil etmektedir ve yakınsayan i ve j çifti için 1, diğerleri için 0 değerini almaktadır.[10] Dolayısıyla,

[10]Dikkat edilecek olacak olursa burada ifade ettiğimiz koşula, E ülkeler kümesinin bir yakınsama grubu olabilmesi için tüm i ve $j \in E,\ i \neq j$ çiftleri için ikili yakınsama koşulunun sağlanması gerekmektedir. Bu ikili yakınsama testinde

problem aşağıdaki şekilde ifade edilebilir:

$$\arg\max_{\mathcal{G}}\{\#(E): \quad E \in \mathcal{G}\}$$

Bu problemin nümerik çözümü için kombinatoryal optimizasyon (combinatorial optimisation) ve çizge kuramı (graph theory) tekniklerine başvurulacaktır.

Çizge kuramı terminolojisi ile problemimizi tanımlamak istersek ülkeler uçlar (vertices) kümesini, iki ülkenin belirli bir testi geçmesi veya geçmemesi kenarları (edges), bütün uçların ve kenarların kümesi de bir yönsüz çizge (undirected graph) oluşturacaktır. Bir yönsüz çizgenin bütün uçları bir kenar ile bağlanıyorsa bu bir bütün çizgedir (complete graph). Bir yönsüz çizgenin bütün çizge özelliği gösteren bir alt kümesi varsa bu alt küme bir hizip (clique) olarak adlandırılır. Dolayısıyla, bizim problemimizdeki bütün ülkeler içindeki tüm yakınsama kulüpleri birer hiziptir. Yukarıda ortaya koyduğumuz problemin çözümü ise en büyük hizip (maximal clique) bulma problemi olarak bilinmektedir.

İkili test sonuçları bir yönsüz çizge oluşturmaktadır. Buna göre ülkeler çizgenin köşe noktalarını, test sonuçları ise bu noktalar arasındaki çizgileri belirlemektedir. Böylece problem tüm kenar noktalarının arasında çizgi bulunan bir alt-çizge (sub-graph) tespit etme ya da diğer bir ifadeyle en yüksek hizip bulma problemine dönüşmektedir. Şekil 1 ve 2'de yukarıda bahsedilen kavramlar açıklanmaktadır. Şekillerdeki rakamlar ülkeleri temsil etmektedir.

Hesaplama güçlükleri göz önüne alındığında en yüksek hizibi bulmak oldukça zor olabilmektedir. Çünkü, hesaplama karmaşıklığı bilgisayar bilimleri literatüründe NP-Tam (NP-Complete) olarak tanımlanan, deneme yanılma yoluyla (brute force) çözümü $2^N - \binom{N}{2} - N - 1$ deneme gerektiren problemlerden biridir. İlk olarak Bron ve Kerbosch (1973)'te problemin eksponansiyel zamanda çözülmesini sağlayan bir algoritma geliştirilir. İlerleyen yıllarda problemin polinomial zamanda çözülmesini sağlayan, bir çok düzlemsel dizge algoritması (planar graph algorithms) geliştirilmiştir. Bu çalışmada, bu algoritmalar arasından Konc ve Janezic (2007)'nin öne sürdüğü, probleme nümerik bir çözüm getiren dal ve sınır (branch and bound) algoritmasını kullanacağız.

Belirtmek gerekir ki en yüksek hizip yöntemi sonlandırıcı bir yöntem, başka bir deyişle, ülkeler listesini yakınsayan alt gruplara ayıran bir yöntem değildir. Bunu yapmak yerine eleman sayısı en yüksek kulüp veya kulüpleri bulacağı için aşağıdaki algoritma aracılığıyla yakınsama kulüplerinin bulunabilmesi sağlanmıştır.

1. İstenilen durağanlık testi, tüm Z_{ij} ikililerine uygulanır, öyle ki $i, j \in U$ ve $i \neq j$.

2. Durağanlık hipotezi test edilir. Sonuç değişkeni, hipotez reddedilemiyorsa 1 (durağan), reddediliyorsa 0 (durağan değil) değerini alır.

ifade edilenden, reddedilme oranının sıfıra eşit olması anlamına geldiği için daha ağır bir koşula denk gelmektedir. Bu yaklaşım birinci tip hataya hiç olasılık tanımadığı için çok tutucu olarak nitelendirilebilir. Ancak uygulanan durağanlık testlerinin düşük kuvveti (power) dikkate alındığında anlaşılabilir. Ancak bu koşulun gevşetilerek, testlerin anlamalılık eşiği kadar bir ret oranına izin verilmesi de mümkündür.

3. İkinci aşamada elde edilen 1 ve 0 değerleri kullanılarak komşuluk matrisi (adjacency matrix) oluşturulur.

4. Konc ve Janezic (2007)'de belirtilen algoritma aracılığıyla komşuluk matrisi kullanılarak en yüksek hizip(ler) bulunur. Eğer birden fazla hizip bulunursa 5. adıma geçilir. Eğer bir hizip var ise 6. aşamaya atlanır.

5. Elde edilen hizipler arasından bir tanesi rastgele seçilir ve bir sonraki adıma geçilir.

6. Bu ülkeler bir yakınsama kulübü olarak etiketlenir, bu ülkelerin bulunduğu satır ve sütunlar komşuluk matrisinden atılır ve 5. adıma gidilir. Komşuluk matrisinden tüm satır ve sütunlar elendiğinde durulur.

3.3. Alternatif Yöntem

Giriş bölümünde de belirttiğimiz gibi, yukarıda açıkladığımız yakınsama kulübü bulma yöntemi, Hobijn ve Franses (2000)'in (bundan HF olarak adlandırılacaktır) içsel kümeleme analizine benzer bir içsel yakınsama kulübü bulma yöntemidir. Bu nedenle, geliştirdiğimiz bu yöntemin başarısını HF yöntemi ile karşılaştırmalı olarak değerlendirmemiz doğal olacaktır. Bu nedenle bu alt bölümde HF yöntemini sergileyeceğiz ve iki yöntemin karşılaştırmalı bir değerlendirmesini sunacağız.[11]

HF yöntemi, çoklu durağanlık testlerinden çoklu KPSS testinin, birer birer genişletilen panel ülke verilerine yinelemeli (recursively) olarak uygulanmasına dayanan bir kümeleme algoritmasıdır. En genel hatlarıyla ifade etmek gerekirse bu algoritmada, çoklu KPSS testi, durağanlık sıfır hipotezini reddedene kadar, bu ülkeler eklenmeye devam edilir.[12]

HF yakınsama kulüplerini tanımlamak için 2 farklı yakınsama kavramı tanımlamıştır. Bunlardan birincisi olan, mükemmel yakınsama (perfect convergence), kulübe üye olan bütün ülkelerin kişi başı gelirlerinin istatistiki olarak eşit olması durumunu ifade etmektedir. Mükemmel yakınsama, kulüp içindeki bütün ikili fark serilerinin sıfır ortalama ile durağan oldukları durumda gerçekleşir. Bu yakınsama kavramı, başlangıç koşullarından doğabilecek farkları ve yakalama (catching-up) olgusunu dikkate almamasından dolayı gerçekleşmesi zor bir durumu işaret etmektedir. Göreli yakınsama (ralative convergence) olarak adlandırılan ikinci yakınsama kavramı, başlangıç koşullarından doğan farklılıklara rağmen, gelir farkı çiftlerinin zaman içinde benzer ha-

[11] Literatürde taramasını yaptığımız bölümde de belirttiğimiz gibi, önsel bir kabule başvurmadan, içsel bir biçimde ülke gruplarını bulmaya yarayan, HF dışında, göze çarpan bir diğer yöntem Philips ve Sul (2007) tarafından geliştirilmiştir. Ancak, bu çalışmada bu yöntem dışarıda bırakılarak karşılaştırılmalı analize dahil edilmedi. Bunun sebebi, HF'den farklı olarak, Philips ve Sul (2007)'nin yönteminin σ yakınsama temelli olmasıdır. Bu yöntem, yakınsamayı aynı zaman aralığında kesitsel varyansların azalması ve dolayısıyla serilerin zaman içinde ortak bir seviyeye yaklaşması olarak tanımladığından HF ve burada geliştirilen yöntem ile kıyaslanması uygun olmayacaktır. Monte Carlo çalışması çerçevesinde üretilen veriler, kavramsal çerçevesi farklı olan bu yakınsama tanımına uygun olmadığı için, bu çalışmada kullanılan simülasyonlarda çok başarısız sonuçlar elde etmiştir. Bu yöntemi bu çalışmaya eklemek, yöntemin kendisine haksızlık olacağı için değerlendirme dışı bırakılmıştır.

[12] Bilindiği gibi KPSS testinde, ADF gibi diğer birim kök testlerinden farklı olarak sıfır hipotezi, durağan olmamak değil, durağanlık olarak tercih edilmiştir.

reket edecekleri yani sıfırdan farklı bir ortalama etrafında durağan olacakları duruma işaret eder. Yani gelir farkı çiftlerinin beklenen değerinin sıfırdan farklı, $\mathbb{E}[y_{it} - y_{jt}] \neq 0$, olduğunu belirtir.

Yukarıda değindiğimiz gibi HF, çoklu KPSS testini kullanarak bir ülke grubunun yakınsak olup olmadığına karar vermektedir. HF, durağan olup olmadığı, yani yakınsama kulübü oluşturup oluşturmadığı söz konusu olan ülke grubunun kişi başı milli gelirlerini çoklu KPSS testine tabi tutmadan önce, ardışık farklarını almakta, sonra KPSS testini bu ardışık milli gelir farkı ikililerine uygulamaktadır. Bu şekilde, n^* ülkenin yakınsama kulübü olup olmadığının testi için, $\mathbf{x}_t \equiv \mathbf{M}_{n^*}\mathbf{y}_t^*$ matrisleri tanımlanmıştır. $\mathbf{M}_{n^*}$ ve $\mathbf{y}_t^* \in \mathbb{R}^{n^*}$ aşağıda tanımlanmıştır.

$$\underset{(n^*-1)\times n^*}{\mathbf{M}_{n^*}} = \begin{bmatrix} 1 & -1 & 0 & \cdots & \cdots & 0 \\ 0 & 1 & -1 & 0 & \cdots & 0 \\ \vdots & \ddots & \ddots & \ddots & \ddots & \vdots \\ \vdots & \ddots & \ddots & 1 & -1 & 0 \\ 0 & \cdots & \cdots & 0 & 1 & -1 \end{bmatrix} \quad \text{ve} \quad \mathbf{y}_t^* = \begin{bmatrix} y_{1t} \\ \vdots \\ \vdots \\ y_{n^*t} \end{bmatrix}.$$

$\mathbf{x}_t$ matrisi ardışık ülke gelir farklarını, $Z_t^{(i-1)i}$, $\forall i \leq n^*$ içeren bir matristir ve $\mathbf{x}_t$ matrisine uygulanacak bir çoklu durağanlık testi, n^* ülkenin bir yakınsama kulübü oluşturup oluşturmadığını belirler. Hobijn ve Franses (2000) iki farklı çoklu KPSS testi kullanarak mükemmel ve göreli yakınsama kavramlarını ayrı ayrı test etmiştir.

Bu test kullanılarak, N ülkenin arasından, yakınsama kulüplerinin bulunması için aşağıda belirtilen algoritma uygulanır.

Algoritma:

1. Başlangıç değerleri için bütün ülkelerin, tek başlarına birer kulüp oluşturdukları varsayılır. Bu kulüpler, $k_i = \{i\}$ for $i = 1, \ldots, N$ olacak şekilde atanır.

2. Bütün $i < j$'ler için, $k_i \cup k_j$ küme elemanlarıyla $\mathbf{y}_t^*$ matrisi oluşturulur. Bu oluşturulan matris aracılığıyla, ardışık ikililerden oluşan $\mathbf{x}_t^*$ matrisinin elamanlarına çoklu durağanlık testi uygulanır ve eğer, hiçbir i ve j için durağanlık tespit edilemezse yakınsama hipotezi reddedilir, eğer en az bir tanesi için tespit edilirse (3). adımdan devam edilir.

3. (2). adımda durağan olarak tespit edilen i ve j ikililerinden, KPSS testinde en yüksek olasılık değeri (p-value) elde edilen ikili seçilir. $i < j$ olacak şekilde, bu ikili tek bir küme olarak, $k_i = k_i \cup k_j$ şeklinde birleştirilir. Diğer kulüp $k_j = \emptyset$ olarak atanır ve tekrar (2). adıma geri dönülür.

4. Bu şekilde elde edilen kümeler yakınsama kulüpleri olarak adlandırılır.

3.4. Yöntemlerin karşılaştırması

İki yöntemi karşılaştırmak gerekirse, HF grupları bir bir genişleterek birbirine yakınsayan ülke gruplarını tespit eden tabandan tepeye bir tasarıma sahiptir, halbuki en yüksek hizip algoritması kulüp tanımını sağlayan olası tüm grupları tespit eden tepeden aşağı bir yapıya sahiptir. Kümeleme yöntemlerinin dışında, yakınsamanın tespitinde temel bir fark daha bulunmaktadır. HF test edilmek istenen ülke listesinin zaman serilerinin ikili farklarından oluşan panellere çoklu durağanlık testleri uygulamakta, bu durumda panelin durağanlığı reddedilemezse bu ülkelerin birbirine yakınsak olduğunu sonucuna varılmaktadır. Ancak, bu paneller, listedeki ülkelerin zaman serilerinin bütün ikili kombinasyonlarını değil, ardışık ikililerin farklarını içermektedir. Örneğin, 1,2,3 ve 7 numaralı ülkelerin birbirlerine yakınsaklığı test edilecek ise Z_{12}, Z_{23} ve Z_{37}'den oluşan bir panel çoklu durağanlık testine tabi tutulur, eğer durağan oldukları sonucuna ulaşılır ve bundan sonraki adımda buna eklenecek herhangi yeni bir ülke durağanlık sonucu yaratamazsa, bu 4 ülkenin yakınsadığı sonucuna varılır. Buna karşılık, ikili yöntem daha farklı bir yakınsama kulübü tanımına dayanmaktadır, öyle ki n^* ülkeden oluşan bir listenin, tüm $n^*(n^*-1)/2$ adet ikilisinin durağanlığının reddedilme oranının geçmesi gerekir. Dolayısıyla bir önceki örnekteki, listenin bir yakınsama kulübü olabilmesi için tüm, $4(4-1)/2 = 6$ adet ikilinin birim kök ya da durağanlık testini geçme oranının belli bir düzeyde olması gerekir. Bu farklılık, HF için bazı çok özel durumlarda tutarsızlık oluşturabilirken [13] ikili yöntem için böyle bir sorun bulunmamaktadır.

3.5. Monte Carlo Tasarımı

Bu alt bölümde, bir sonraki bölümde sonuçlarını sunacağımız Monte Carlo çalışmasında kullanılacak verilerin nasıl simüle edildiğini tartışacağız. Bilindiği gibi, Monte Carlo çalışması simüle edilmiş veriler yardımıyla, gerçeğin bilindiği sanal durumlar yaratarak, farklı yöntemlerin başarı ve başarısızlıklarını değerlendirmeyi amaçlar. Bu değerledirmeyi yapabilmek, başarı ve başarısızlıkların hangi durumlarda, hangi faktörlerden kaynaklandığını belirleyebilmek amacıyla farklı yapılara sahip birçok veri seti simüle edildi. Bu veri setlerini iki ana gruba ayırabiliriz. Bunlardan ilki yalnızca bir yakınsama kulübü ve birçok yakınsak olmayan seri ikilisi içerirken, ikinci grup ise, birden fazla sayıda yakınsama grubu içeren (çoklu kulüpler) ve az sayıda yakınsak olmayan seri ikilisi içeren veri çeşidi olarak kurgulandı. Bu alt bölüme ait sonraki kısımlarda, çalışma için kullandığımız veri üretim süreçlerini ve sonuçları değerlendirme için kullanacağımız yöntemleri sunacağız.

3.5.1. Veri Üretim Süreçleri

Simülasyon, kişi başına gelir serilerinin veri üretim süreçlerinin (data generation processes) aşağıdaki gibi olduğunu varsaymaktadır.

$$y_{it} = \gamma_i f_t + \epsilon_{it} \tag{1}$$

Burada, $\epsilon_{it} \sim I(0)$ hata terimini, f_t, bütün ülkeler için aynı olan, ortak faktörü (örneğin teknoloji) göstermektedir. Bu ortak faktörün durağan olmadığını varsayarsak, iki ülke arasında yakınsamayı

[13] Bkz: Ek 6.3

sağlayacak olan durum, iki ülkenin de bu ortak faktörden aynı şekilde etkileniyor olmasıdır. Ortak faktör durağan olmadığında, iki ülkenin yakınsayabilmesi için, ortak faktörün etkisini ölçen γ katsayılarının eşit olması gerektiği açıktır. i ve j ülke çifti için, eğer, $\gamma_i = \gamma_j$ olursa, fark serileri olan, $y_{it} - y_{jt}$'den f_t faktörü silinecek ve geriye hata terimi $\epsilon_{it} - \epsilon_{jt}$ kalacaktır. Bu durumda, her iki hata terimi de durağan olarak kabul edildiği için, $\epsilon_{it} - \epsilon_{jt} \sim I(0)$, olacak ve tanım gereği, i ve j ülke çifti yakınsayan bir ülke çifti olacaktır. Aynı şekilde, eğer 2'den fazla ülkenin γ katsayıları eşit olacak olursa, bu ülkeler arasındaki tüm ikililer, yine birer durağan seri oluşturacak ve bu ülkelerin hepsi bir yakınsama kulübü oluşturacaktır.

Yukarıda, genel bir ifade kullanılarak, ortak faktör f_t serilerinin durağan olmayan olarak kabul edildiği belirtildi. Ancak uygulamada, f_t değerlerinin daha geniş bir yelpazede üretilmesi tercih edildi. Uzun bellek (long memory) taşıyan fakat durağan olan durumları veya durağan olmayan ancak ortalama dönme (mean reverting) özelliği gösteren durumları da kapsaması[14], test sonuçlarını etkileyebilecek parametre havuzunu zenginleştirmek amacıyla uygun bulundu. Dolayısıyla,

$$f_t \sim I(d)$$

olarak simüle edildi ve simülasyonlarda, $d = 0.2, 0.5, 0.8, 1$, değerleri göz önünde bulunduruldu. Bilindiği gibi, d ancak 1 olduğunda yakınsama gerçekleşmeyecek ancak diğer bütün değerler için yakınsama eninde sonunda gerçekleşecek yine de, d'nin büyüklüğüne bağlı olarak çok uzun bir zaman alabilecektir (bkz. Stengos ve Yazgan, 2014).

Ayrıca, hata terimleri ardışık bağımlılık (serial dependence) ve değişen varyans özelliği göstermesi amacıyla aşağıdaki otoregresif model aracılığıyla modellendi.

$$\epsilon_{it} = \rho_i \epsilon_{i,t-1} + v_{it}, \quad v_{it} \sim \ iid\, N(0, \sigma_{v_i}^2(1 - \rho_i^2)).$$

Burada gösterildiği gibi hata terimi, v_{it}'nin, özdeş (iid) Normal dağıldığı varsayıldı. Otoregresyon katsayısı, ρ_i'nin, ve v_{it}'nin varyansı, $\sigma_{v_i}^2$'nin de ülkeden ülkeye değişirken aşağıdaki şekilde uniform dağılarak, rassal bir süreç izledikleri varsayıldı.

$$\sigma_{vi}^2 \sim \ iid\mathcal{U}[0.5, 1.5], \quad \rho_i \sim \ iid\mathcal{U}[0.2, 0.6]$$

Bu tasarım kullanılarak, tek bir kulüp üretilmek istendiğinde, m tane ülke için, faktör katsayıları $\gamma_i = \gamma_j = 1$ olarak kabul edilmektedir. Geri kalan, $(N - m)$ sayıda ülke için ise, γ_i'lerın, $\gamma_i \sim iid\, \mathcal{X}_{\kappa_i}^2$ şeklinde Ki-Kare dağılımı ile dağıldığı varsayılarak, rassal olarak gerçekleşmelerine izin verilir.[15] Burada $\kappa_i \sim \mathcal{U}[1, 10]$ olarak kabul edilmiştir. Birden fazla kulüp üretmek söz konusu olduğunda ise katsayılar, k tane kulüp için, k tane farklı sabit, birbirine eşit uzunluktaki k elemandan oluşan $[1, ..., \gamma^*]$ dizgeye eşit kabul edilir. Burada γ^*, N tane, $\mathcal{X}_\kappa^2$, olarak dağılan sayının en yükseği alınmıştır.

[14] $0 < d < 0.5$ aralığı için f_t durağan ancak uzun bellekli , $0.5 < d < 1$ aralığı için f_t durağan olmayan ancak ortalamaya dönen bir süreç olacaktır.

[15] Her bir simülasyon tekrarı (replication) için aynı gerçekleşmeler alınmıştır.

Simülasyonlar, ortak faktöre ait farklı bellek uzunlukları, farklı uzunlukta zaman serileri, farklı ülke sayısı, farklı kulüp sayısı ve farklı kulüp üyesi ülke sayısı için 1000 defa tekrar edilerek (replication) yapıldı. Daha açık bir ifadeyle, simülasyonlar, $d = \{0.2, 0.5, 0.8, 1\}$ bellek uzunluğu, $T = \{50, 100, 300\}$ zaman serisi uzunluğu, $N = \{10, 20, 30\}$ toplam ülke sayısı, $k = \{1, 2, 3, 4, 5, 6\}$ kulüp sayısı ve bunların farklı kombinasyonları için tekrarlandı. Kulübe üye ülke sayısı, $k = 1$, olduğunda $m = \{5, 10\}$ olarak alındı, $k > 1$'den büyük olduğunda da ise rassal bir süreç izlemesine izin verildi. Bu durumda m'in $Poisson(N/k)$ şeklinde dağıldığı varsayıldı.[16]

3.5.2. Monte Carlo Sonuçlarının Değerlendirilme Yöntemleri

Monte Carlo çalışmasının ilk aşamasında, Monte Carlo simülasyonlarına tabi tutulacak veri setleri, yapılacak simülasyon tekrar sayısı kadar (replication), kararı yukarıda belirtilen süreçler ve parametreler doğrultusunda üretilir. Üretilen bu serilere, karşılaştırma yapacağımız iki yakınsama kulübü bulma yöntemi uygulanır ve her iki yöntem tarafından bulunan kulüp(ler) ve kulüp üye sayılarının seriler üretilirken kullanılan gerçek sayılarla, ne oranda örtüşüp örtüşmediği değerlendirilir. Bu değerlendirme, simülasyon tekrar sayısı kadar tekrar ettirilir ve genel değerlendirme tüm simülasyonların sonucu üzerinden yapılır.

Burada kullanılan bağlamda bir Monte Carlo çalışmasının literatürde, bildiğimiz kadarıyla, bir örneği bulunmadığı için, başka amaçlarla geliştirilmiş istatistiklere başvurarak, HF ve ikili yöntemin göreli başarısını ölçmeye çalışan bir değerlendirme yöntemi önerilecektir. Önerilecek değerlendirme yöntemleri, tek kulüp veya çoklu kulüp durumları için birbirlerinden farklılaşmaktadırlar. İlk olarak tek kulüp için değerlendirme sürecini özetlenecektir.

Değerlendirme için biri zaman serisi tahmini (time series forecasting) literatüründe diğeri hava tahmini (weather forecasting) literatüründe kullanılan iki yöntemden yararlanacağız. Bunlar Pesaran ve Timmermann (1992) istatistiği (bundan sonra PT) ve ilk olarak Stanski vd. (1989)'da karşılaştığımız Sapma Skoru (SS) (Bias Rate)'dur. Bu iki istatistik de, yön tahminlerinin (sign forecasts) ne kadar başarılı olup olmadığını değerlendirmek amacıyla kullanılmaktadır. Bilindiği gibi, yön tahmini, tahmin edilen serinin yönünü, yani artış mı azalış mı göstereceğini kestirmek amacıyla kullanılır. Bu çalışmada, bir ülkenin bir kulübe dahil olup olmadığının doğru olarak tahmin edilip edilememesi, bir zaman serisinin yönünün doğru olarak tahmin edilip edilememesine denk sayılarak PT ve SS istatistikleri değerlendirme amacıyla kullanılacaktır.

Aşağı ve yukarı hareket veya kulüp üyesi ve değil gibi iki yönlü sonuçların tahminlerindeki başarı tamamen rastlantı sonucu olabileceği için[17], tahminlerin başarısının istatiski olarak anlamlı olup olmadığını test etmek amacıyla geliştirilen PT istatistiği aşağıdaki gibi ifade edilebilir.

$$PT = \frac{\widehat{P} - \widehat{P^*}}{[\widehat{V}(\widehat{P}) - \widehat{V}(\widehat{P^*})]^{\frac{1}{2}}} \sim N(0,1),$$

[16]Üretilen sayıların 2'nin altına düşmesini engellemek için bu dağılım $\max(2, Poisson(N/k))$ olarak düzeltilmiştir. Kulüpler arası üyeler toplamı N'i geçtiği taktirde de fazlalık en yüksek kulüpten çıkarılmıştır.

[17]Tıpkı yazı tura tahmini yaparken başarılı sonuca ulaşmanın olasılığı % 50 olabileceği gibi

Yukarıdaki ifadede $\widehat{P}$ doğru tahminlerin (kulüp üyesi ülkeyi üye, olmayanı değil olarak bulmak), tüm tahminlere oranını (N sayıda tahmin) göstermektedir. $\widehat{P^*}$ ise tahminlerin ve gerçekleşmelerin birbirlerinden bağımsız olduğu hipotezi altında doğru tahmin oranını göstermektedir. $\widehat{V}(\widehat{P})$ ve $\widehat{V}(\widehat{P^*})$, $\widehat{P}$ ve $\widehat{P^*}$'ın varyanslarını temsil etmektedir.

PT, doğru tahminlerin ve gerçekleşmelerin birbirlerinden bağımsız olduğu sıfır hipotezi altında, yukarıdaki istatistiğin asimptotik olarak standart normal dağıldığını göstermişlerdir. Eğer PT istatistiği reddedilir ise, başarının rastlantısal olmadığı sonucuna varılacaktır. Bir sonraki bölümde sonuçları sergilenecek olan Monte Carlo çalışmasında, toplam 1000 adet simülasyon tekrarı içerisinde, her iki yakınsama kulübü bulma yönteminin PT testini geçme yüzdeleri ayrı ayrı hesaplanmıştır.

PT testi, kullanılan yöntemin kulüp tespitindeki gücünü test ediyor olsa da yapılan hataların yönü, daha doğrusu eksik ve fazla yapılan tespitler hakkında bir bilgi vermemektedir. Bu nedenle, değerlendirmeye alınan 2 yöntemin hata eğilimlerini belirleyebilmek için aşağıda ifade edilen SS'yi kullanacağız.

$$SS = \frac{\#(II) + \#(IO)}{\#(II) + \#(OI)} \in [0, \infty).$$

Eşitliğin sağ tarafında bulunan değerlerin ilk hanesi tespiti, ikinci hanesi ise gerçek durumu göstermektedir. Örneğin, IO ifadesi bir ülkenin kulüp üyesi olmadığı halde kulübe dahil olarak tespit edildiğini; II ifadesi ise kulüp üyesi olan bir ülkenin doğru şekilde tespit edildiğini ifade etmektedir. Ancak, SS, söz konusu yöntemin tespit gücü hakkında bir bilgi vermemekte, sadece hatanın yönü hakkında bilgi vermektedir. Daha açık ifade etmek gerekirse, $SS < 1$ olduğu durum metodun eksik tahmin yapmaya, $SS > 1$ olduğu durum ise kulüp üyesi olmayan ülkeleri kulübe dahil etme eğiliminde olduğunu gösterir. Fakat, skor bu haliyle bazı muğlaklıklar içermektedir; örneğin, üzerinde çalışılan ülke sayısı (N) ya da kulüp üyeleri sayısı (m) değiştikçe skorun en düşük ve en yüksek değerleri değişmektedir, çünkü $\#(IO)$ ve $\#(OI)$ değerleri $\#(IO) \leq N - \#(II)$ ve $\#(OI) \leq m - \#(II)$ olacak şekilde sınırlıdırlar. Bu durumu bertaraf etmek için SS'nin standardize edildiği aşağıdaki Standart Sapma Skoru (SSS)'nun kullanılmasını öneriyoruz.

$$SSS = \begin{cases} \frac{SS-1}{1-p} & SS < 1 \text{ ise} \\ \frac{SS-1}{p^{-1}-1} & SS \geq 1 \text{ ise} \end{cases}, \quad p = \frac{m}{N}.$$

SSS'nin alacağı değerler çoğunlukla $[-1, 1]$ aralığında değişecektir[18]. Eğer $SSS > 0$ ise kullanılan yöntemin, IO durumuna, yani yanlış alarm (false alarm) vermeye eğilimli olduğu anlamına gelmekte, eğer $SSS < 0$ ise kullanılan yöntemin, OI durumuna, yani ıskalamaya (miss) daha yatkın olduğu anlamına gelir. $SSS = 0$ durumu ise, kullanılan yöntem bu hatalardan herhangi birisine doğru eğilim gösterdiği, kısaca tarafsız olduğu anlamına gelmektedir. Bu özellikleriyle, SSS, PT'nin tamamlayıcısı ve eğilimler hakkında bilgi veren ikincil bir gösterge kullanılmıştır. Bir sonraki

[18] $\#(II)$'nın çok düşük olduğu durumlarda skor bu aralıktan çıkabilmektedir.

bölümde sonuçları sergilenecek olan Monte Carlo çalışmasında, her iki yakınsama kulübü bulma yönteminin, SSS istatistiğinden aldıkları değerlerin, toplam 1000 adet simülasyon üzerinden, ortalamaları hesaplanmıştır.

Çoklu kulüp içeren simülasyonlarda ise, PT ve SSS istatistikleri kullanılmayacaktır. Bunun nedeni, çoklu kulüp durumundaki sonuçların PT ve SSS'nin hesaplanmasına izin vermemesidir. Bu nedenle, değerlendirme yöntemi olarak, alternatif algoritmaların kulüpleri tam olarak doğru tespit edip etmedikleri ölçülüp, doğru tespit oranları toplam 1000 adet simülasyon üzerinden hesaplanacaktır.

4. BULGULAR

Bu bölümde, ilk olarak yöntem bölümünde kurgusunu ve çıktıları değerlendirme kıstaslarını açıkladığımız, Monte Carlo çalışmasının sonuçlarını, geliştirdiğimiz kulüp bulma algoritmasının başarısını ve HF algoritmasının başarısı ile karşılaştırmalı olarak sergileyeceğiz. Monte Carlo sonuçlarına göre, tekli külup içeren tasarımlarda, her iki algoritmanın da başarısının, genel olarak, yakın olduğu ancak en yüksek hizip yönteminin, HF'ye göre bir miktar daha başarılı olduğu gözlemlenmiştir. Ancak, çoklu kulüp içeren tasarımlarda, en yüksek hizip yönteminin daha başarılı olduğu daha açık bir biçimde ortaya çıkmıştır.

İkinci olarak, HF ve en yüksek hizip algoritmaları, 141 ülkenin kişi başına GSYİH'lerinin bulunduğu gerçek bir veri setine uygulanmış ve sonuçlar yorumlanmıştır. Sonuçları zenginleştirmek amacıyla, genişliğinin (N) daha yüksek olduğu bir veri setinin bazı alt gruplardan da çeşitli sonuçlar alınmış ve yorumlanmaya çalışılmıştır.

4.1. Monte Carlo Bulguları

Yukarıda gibi belirtildiği gibi, simülasyonlar farklı parametre setleri ve bu farklı parametre setlerinin tüm kombinasyonları için 1000 tekrar sayısı için yapıldı. Simülasyonlar, yöntem bölümünde açıklandığı gibi, ortak faktöre ait farklı bellek uzunlukları (d), farklı zaman serileri boyutları T, farklı ülke sayısı (N), farklı kulüp sayısı (k) ve farklı kulüp üyesi ülke sayısı (m) ve bunların çeşitli kombinasyonları için tekrar edildi. Ayrıca, tüm bu kombinasyonlara kişi başına gelir sürecini tanımlayan (1) denklemine sabit (intercept) bir terimin eklenip eklenmemesine göre de iki farklı set eklendi. Bu bölümde, çok fazla yer kaplamaması amacıyla bütün bu simülasyonların sadece bir alt kümesi, yani sadece bazı parametre değerlerine denk gelenleri sunulacaktır. Bu seçim yapılırken, dışarıda bırakılan parametre kombinasyonları için sonuçların burada sunulanlarla nicelik olarak olmasa da, nitelik olarak benzer sonuçlar vermelerine dikkat edildi. Örneğin, (1) denkleminin bir de sabit içeren versiyonlarından elde edilen sonuçları, aşağıda sunulan sabit içermeyenlerinden niteliksel olarak farkılık içermediği için sergilenmedi.

İkili yöntem ile en yüksek hizip algoritması kullanılarak yakınsama kulüpleri aranırken, iki gelir çifterinin tek tek durağanlığı sınanırken, üç farklı tekli (univariate) durağanlık testi uygulandı. Bunlar, literatürde en çok kullanılan, ADF testi yanında, Elliott vd. (1992) tarafından geliştirilen ADF-GLS ve Kwiatkowski vd. (1992) tarafından geliştirilen KPSS birim kök testleridir. Bu 3 test aşağıdaki sonuç tablolarında, sırasıyla adf, gls ve kpss olarak adlandırıldı ve testlerin uygulandığı farklı anlam eşikleri isimlerinin yanına eklendi. Örneğin, % 1 anlamlılık eşiğinde uygulanan ADF testi ”adf-0.01” olarak gösterildi. ADF-GLS testi, ADF testinden yüksek bir güç (power) düzeyine sahip olarak bilindiği için, KPSS ise sıfır hipotezini farklı kurduğu için uygulamaya dahil edildi. Bilindiği gibi, ilk iki ADF testi sıfır hipotezi olarak birim kök veya durağan olmayan durumu kabul etmekte iken KPSS ise sıfır hipotezi birim kök veya durağanlık hipotezini alternatif hipotez olarak kabul etmektedir. HF algoritmasında ise, yöntem bölümde açıklandığı çoklu KPSS durağanlık testi kullanıldı. Veri üretim süreçlerindeki (1) denklemine sabit eklendiğinde bu durağanlık testlerinin temelini oluşturan denklemlere bir sabit terim de eklendi, eklenmediği durumlarda durağanlık testleri de bir sabit terim içermeyecek şekilde oluşturuldu. Bu üç test için de testlerinin temelini oluşturan denklemlere eklenecek gecikmeli değişken sayısı Akaike kriteri (Akaike Information Criterion) kullanılarak belirlendi. Aynı şekilde, veri üretim sürecinde sabit olmadığında, HF algoritmasına göreli yakınsama durumu dahil edilmedi, sonuçlar sadece mutlak yakınsama durumu üzerinden değerlendirildi ve aksi takdirde de sadece göreli yakınsama durumu üzerinden değerlendirildi.[19]

4.1.1. Tekli Kulüp ($k = 1$)

Yöntem bölümünde açıkladığımız gibi, tek kulüp içeren Monte Carlo tasarımlarında bulguları değerlendirirken PT ve SSS istatistikleri kullanılacaktır. Bulguları sunduğumuz 1 - 4 Tabloları, % 5 anlamlılık düzeyinde PT testini geçen durumların, yani kulüp üyelerini tespit etmekteki başarının rastlantısal olmadığının tespit edildiği durumların, 1000 adet simülasyon içerisindeki yüzdelerini her iki algoritma için ayrı ayrı sunmaktadır. En yüksek hizip algoritması kapsamında, yukarıda belirtildiği gibi, 3 faklı durağanlık testi uygulandı. Her iki algoritma için de durağanlık testlerinin uygulandığı 3 farklı anlamlılık düzeyi (% 1, 5, 10) için de sonuçlar tablolarda ayrı ayrı sütunlarda raporlandı.

Tablo 1, tek kulübün üye sayısının 5 ($m = 5$) olması durumunda elde edilen PT testi sonuçlarını sunmaktadır. Tablonun sütunları iki farklı algoritma altında ve farklı anlam eşikliklerinde elde edilen sonuçları göstermektedir. İlk 3 sütün, en yüksek hizip algoritması altında, ADF testinden üç farklı anlam eşiğinde elde edilen sonuçlara, 2'inci (4-6 sütunlar) ve 3'üncü (7-9 sütunlar) 3'lü bloklar, sırasıyla, ADF-GLS (gls olarak gösterilmekte) ve KPSS testinden, yine üç farklı anlam eşiğinde ve en yüksek hizip algoritması altında elde edilen sonuçlara işaret etmektedir. Son 3 sütün ise HF algoritması altında üç farklı anlam eşiğinde elde edilen sonuçları göstermektedir.[20]

[19] Ancak, 141 ülkenin kişi başına GSYİH bulunduğu gerçek bir veri setine yaptığımız uygulamada ise hem mutlak hem de göreli yakınsama durumu değerlendirmeye alındı ve birim kök testlerine de sabit terim dahil edildi.

[20] HF algoritmasının ”bandwidth” parametresi, yazarlar tarafından, küçük T değerleri için 2'ye, yüksek T değerleri için ise 4'e eşit olarak kullanılmıştır. Burada tüm T değerleri için hem 2 hem 4 denenmiştir. Sonuçlarda bir farklılşama gözlemlenemediği için, 4'e eşit olduğu durumdaki sonuçlar raporlanmıştır.

Tablonun satırları da faklı toplam ülke (N), bellek (d) ve zaman serisi (T) uzunlukları altında elde edilen sonuçları göstermektedir. Sonuçlarda, beklendiği üzere, d değeri arttıkça her iki algoritma için de başarının arttığı gözlemlenmektedir. Bunun nedeni, düşük d değerlerinin, yakınsak olmayan ülke çiftleri için, durağanlık hipotezinin reddedilmesini zorlaştırmasıdır. Diğer yandan d değerleri yüksek olursa ve en uç durumda $d = 1$ olursa, durağanlık hipotezinin reddedilmesi kolaylaşmakta ve dolayısıyla başarılı sonuçlar elde edilmektedir. Bilindiği gibi, bu çalışmada kullandığımız durağanlık testleri birim kök testleri olduğu için, $d = 1$ durumunu, $d = 0$ durumuylaa kıyaslayarak hipotezlerini oluşturmakta ve d'nin ara değerlerinde ayrıştırma zorluğu ile karşı karşıya kalmaktadırlar.

Diğer yandan ülke sayılarındaki (N) artış da her iki algoritmanın başarısında iyileşmeye neden olmaktadır. Ancak, T değerlerindeki artışın algoritmaların başarısında belirgin bir iyileşmeye neden olmadığı görülmektedir. Hatta bazı durumlarda, beklenenin aksine, yüksek T değerleri için, istatistiklerde bozulmalar bile gözlenebilmektedir. Ancak bu bozulmalar d'nin ara değerlerine mahsustur. Örneğin, $d = 0.5$ iken ADF ve ADF-GLS sonuçları bir seviyeden sonra düşerken KPSS ve HF sonuçlarında bu düşüş olmamakta ya da diğer yöntemler kadar sert gerçekleşmemektedir. $d = 0.8$ için de benzer bir durum görülse de, ADF ve ADF-GLS için düşüşler daha yumuşak gerçekleşmiştir. Buna karşın, $d = 1$ için, T değerine bağlı olarak bu bozulmalar gözlenmemektedir.

En yüksek hizip algoritmasının başarısının algoritma içerisinde kullanılan durağanlık testine karşı hassaslık gösterdiği söylenebilir. En istikrarlı sonuçların alındığı $d = 1$ durumunda, en yüksek hizip yöntemi için ADF sonuçları esas alındığında, HF algoritması arasında ciddi bir farklılık olmadığı söylenebilir. Genel olarak bakıldığında, HF veya en yüksek hizip yöntemi arasında kesin bir üstünlük öne sürmek mümkün olmamakla birlikte, HF'nin daha istikrarlı bir sonuç veren bir yöntem olduğu, en yüksek hizibin ise esas alınan durağanlık testine hassas olduğu belirtilebilir.

Tablo 2 tek kulübün üye sayısının 5 ($m = 5$) olması durumunda elde edilen SSS sonuçlarını sergilemektedir. Bu tablo SSS oranlarının, 1000 simülasyon denemesinden elde edilen ortalamalarını göstermektedir. Yöntem bölümünde açıklandığı gibi, SSS'nin pozitif değerleri ne kadar 1'e yakın olursa, kullanılan algoritmanın yanlış alarm, yani kulüp üyesi olmayan ülkeleri kulüp üyesi olarak göstermeye eğilimli olduğu sonucuna varılır. Diğer yandan SSS'nin negatif değerleri ne kadar -1'e yakın olursa ıskalamaya, yani kulüp üyesi olanları bulamamaya eğilimli olduğu anlamına gelmektedir. 0'a yakın değerler ise, testin herhangi bir hataya yönelmediği, diğer bir deyişle yansız olduğuna işaret etmektedir.

Tablo 2'deki sonuçlar incelendiğinde, yine d değerlerine bağlı olarak düzelmeler gerçekleşmiş, başka bir deyişle artan d değerleri ile birlikte sonuçların 0'a yaklaştığı görülmüştür. Bu durum PT sonuçlarındaki düzelmenin metodun hangi eğilimindeki azalmalardan kaynaklı olduğu hakkında fikir vermektedir. Örneğin SSS değerleri ADF-GLS için çoğunlukla negatif, KPSS için ise çoğunlukla pozitif olmaktadır. Bu ADF-GLS'nin kulüp üyelerini olduğundan eksik tespit etmesine KPSS'nin ise, tam tersine, yanlış alarm vermesine eğilimli olduğunu göstermektedir. İki metodun bu eğilimlerindeki azalma ile PT sonuçlarında da düzelmeler görülmektedir.

HF sonuçlarında ise SSS sonuçlarının daha istikrarlı olduğu ve hata eğiliminde de belirli bir durum olmadığı görülmektedir. Öte yandan, ADF için yüksek d değerlerinde de sonuçların 0'a oldukça yakın olduğu, ancak hata yapmaya eğilimli olduğu daha düşük d değerlerinde SSS'nin pozitif ve yüksek olduğu gözlemlenmektedir. Bu durum ADF'nin, ADF-GLS'nin tersine, başarısındaki düşüklüğün eksik tespitlerden ziyade fazla tespitlere, yani yanlış alarmlara bağlı olduğunu göstermektedir.

Kulüp üye sayısının $m = 10$ olduğu sonuçlar, Tablo 3 ve 4'da gösterilmiştir.[21] Tablo (3)'teki PT sonuçları açısından, yukarıda $m = 5$ durumu için yapılan değerlendirme, genel olarak, geçerliliğini korumaktadır. Yöntemlerin, T, N ve d değişimleri karşısındaki tavırları, tekli kulüp durumuyla benzerlik göstermekte, ancak tüm yöntemler için değerlerde genel bir artış görülmektedir.

En yüksek hizip ve HF algoritmaları arasında genel olarak bir değerlendirme yapmak gerekirse, ilk olarak $d = 1$ için algoritmaların başarı düzeylerinin aynı olduğu, ancak $d = 0.8$'e düşüldüğünde, en yüksek hizip yönteminin, ancak ADF kullanarak başarısını koruduğu söylenebilir. Ancak, ADF sonuçlarının da yüksek d'ler için T'deki artışla beraber, beklenmedik bir biçimde, bozulduğu, buna karşın HF'nin d ve anlamlılık düzeyindeki değişikliklere karşı daha istikrarlı olduğu için uzun verilerde daha başarılı olduğu gözlemlenmiştir.

Bir diğer önemli sonuç ise en yüksek hizip algoritmasının kullandığı durağanlık testine karşı çok hassas olmasıdır. Ayrıca, anlamlılık düzeyindeki değişiklikler kullanılacak testin, dolayısıyla en yüksek hizip algoritmasının başarısında rol oynamaktadır. ADF en iyi sonuçlarını % 1, ADF-GLS % 5 ve KPSS % 10 anlamlılık düzeyinde vermiştir. Öyle ki % 10 anlamlılık düzeyindeki KPSS genel olarak iyi sonuç vermekle beraber $d = 0.8$ için diğer yöntem çeşitlerinden daha başarılıdır.

Göze çarpan önemli bir diğer nokta da ADF'nin ADF-GLS'den farklı olarak kulüp üyelerini olduğundan eksik değil fazla tespit etmesidir. ADF içeren en yüksek hizip algoritmasının, ADF-GLS içerene kıyasla daha iyi sonuç vermesi bu nedenden kaynaklanıyor olabilir. Zira, tüm ikililerin yakınsak olması gereken kulüpte bir çiftin yakınsak olduğu tespit edilemezse o kulüp kurulamazken, yakınsak olmadığı halde bir çift yakınsak olarak tespit edildiğinde bu durum sorun teşkil etmemektedir ki bu durum ADF'yi ADF-GLS'ye karşı daha avantajlı kılmaktadır.

4.1.2. Çoklu Kulüp ($k > 1$)

Bu kısımda çoklu kulüp durumlarına ait denemelerin bulguları sunulmuştur. Yukarıda yöntem bölümünde değinildiği gibi, çoklu kulüp içeren, burada bulgularını paylaşacağımız simülasyonların sonuçlarının değerlendirilmesinde, tekli kulüp değerlendirmesinin aksine, PT ve SSS istatistikleri kullanılmamıştır. Bunun nedeni, çoklu kulüp durumundaki sonuçların PT ve SSS'nin hesaplanmasına izin vermemesidir. Bu nedenle, çoklu kulüpleri içeren durumlarda böylesi bir değerlendirme yöntemi kullanılmamıştır. Bu amaçla, alternatif algoritmaların her bir simülasyon için kulüpleri tam olarak doğru tespit edip etmedikleri ölçülmüş ve doğru tespit oranları toplam 1000 adet simülas-

[21] Bu tablolarda diğerlerinden farklı olarak $N = 10$ olduğu durumlar, $m = 10$ olduğu için gösterilmemiştir.

yon üzerinden hesaplanmıştır. Bu doğru tespit oranları veya başarı yüzdeleri aşağıdaki tablolarda sunulmuştur

Tablo 5, başarı yüzdelerini $N = 10$ durumunda, kulüp sayıları $k = 2$ ve $k = 3$ durumları için göstermektedir. Yöntem bölümünde açıklandığı gibi kulüp sayısının 1'den büyük olduğu durumlarda, kulüp büyüklüklükleri rassal bir süreç izlemekte ve m, $Poisson(N/k)$ şeklinde dağılmaktadır.[22]. Yine tekli kulüpte olduğu gibi, metotların % 1,% 5 ve % 10 olmak üzere 3 farklı anlamlılık düzeyindeki sonuçları ilgili kolonlarda belirtilmiştir.

Tekli kulüp durumunda olduğu gibi, d değerinin artmasıyla beraber yöntemlerin başarısında genel bir artış gözlemlenmektedir. Aynı şekilde k'daki değişimin etkisi yöntemden yönteme benzerlik göstererek, kulüp sayısı artarken başarı düşmektedir.

Bununla beraber T'deki artış, ADF içeren en yüksek hizip algoritması dışarıda bırakılacak olursa, diğer tüm yöntemlerde başarıyı arttırmaktadır. ADF'in başarısındaki T'ye bağlı olarak gerçekleşen bu beklenmedik düşüş, tekli kulüp durumunda olduğu gibi, sadece d'nin ara değerlerinde değil, $d = 1$ olduğunda da bazı durumlarda, şiddeti daha az olsa bile, kendini göstermektedir.[23] Bu özelliğine rağmen, $d = 1$ durumunda, ADF'yi içeren en yüksek hizip algoritması HF'ye kıyasla daha iyi sonuç vermektedir. Ancak d'nin daha düşük değerlerinde HF ya daha başarılı ya da ADF ile eşit görünmektedir.

Tablo 6, Tablo 5 ile aynı yapıda olup sırasıyla $N = 20$ ve $k = 4, 5$ için sonuçları içermektedir. Yöntemlerin başarı yüzdeleri, bir önceki tablodaki $k = 3$ için elde edilen sonuçlara benzemekle birlikte, sonuçlarda genel bir düşüş gerçekleşmektedir. Burada da $d = 1$ için, en yüksek başarı ADF içeren en yüksek hizip algoritmasıyla elde edilmiştir. Ancak d'nin daha düşük değerlerinde, yine ADF daha başarılı olduğu az sayıda durum dışarıda bırakılacak olursa, HF ya daha başarılı ya da ADF ile eşit görünmektedir.

Tablo 7'da sunulan sonuçlar daha önceki sonuçlarla aynı eğilimleri göstermektedir. $N = 30$ ve $k = 5, 6$ olması ile yöntemlerin başarılarında, bir önceki tabloya göre, yine genel bir düşüş görülmektedir. Bu düşüş $k = 5$ için tüm yöntemlerde ortak iken, $k = 6$ için ADF sonuçlarında çok net değişiklikler gözlemlenememektedir. Daha önceki tablolardaki gibi, $d = 1$ için ADF içeren en yüksek hizip algoritması üstünlüğünü korumakta ve T nin çok yüksek olmadığı değerlerde $d = 0.8$ için bile bu üstünlüğü sürdürmektedir.

Her 3 tablodan elde edilen sonuçlara genel olarak bakmak gerekirse; sonuçlarda ADF daha yüksek başarı gösterdiği söylenebilir. $d = 1$ için ADF içeren en yüksek hizip algoritması diğerlerinden ayrılmakta, ancak T'deki artış başarısını gölgelediğinden HF ile aralarındaki fark kapanmaktadır. $d = 0.5$ için ise başarı oranları oldukça düşük olup, sadece T'nin yüksek değerlerinde, HF göreceli olarak iyi sonuçlar vermektedir. Ayrıca yöntemlerin başarısında N ve k'nın artışına bağlı olarak düşüş gözlemlenmekte ve bu düşüş ADF-GLS ve KPSS için çok daha

[22]Üretilen sayıların 2'nin altına düşmesini engellemek için bu dağılım $\max(2, Poisson(N/k))$ olarak düzeltilmiştir. Kulüpler arası üyeler toplamı N'i geçtiği taktirde de fazlalık en yüksek kulüpten çıkarılmıştır.

[23]T değeri arttıkça, bazı durumlarda, ADF değerleri azalmakta ancak bu azalmalar $k = 2$ iken, dolayısıyla kulüplerin ortalama genişlikleri daha yüksek iken, $T = 50$'den itibaren görülürken, $k = 3$ için $T = 100$'den sonra belirmektedir.

sert olmaktadır.

Burada önemli görünen bir diğer husus da ADF ve HF sonuçlarındaki T'ye bağlı farklılıklardır. T'nin artması HF'nin 3 anlamlılık düzeyinde de başarısında artışa neden olurken, ADF içeren en yüksek hizip algoritmasında bu durum daha farklı gerçekleşmektedir. $d = 1$ ve $T = 100$ için % 1 anlamlılık düzeyinde başarısı yüksek iken, $T = 50$ için göreceli olarak düşük başarı göstermektedir. Buna karşın bu yöntem $T = 50$ için % 5 anlamlılık düzeyinde çok daha iyi sonuçlar vermektedir.

4.2. Gerçek veri uygulamaları

Bu bölümde, HF ve en yüksek hizip algoritmaları aracılığıyla yakınsama kulüpleri analizi, 141 ülkenin kişi başına GSYİH bulunduğu gerçek bir veri setine uygulanmış ve sonuçlar yorumlanmıştır. Kullanılan veri setindeki kişi başı GSYİH verileri Maddison Projesi (bkz: Bolt ve Zanden, 2013) kapsamında 1950-2008 yılları arasında, yıllık olarak yayınlanmaktadır (http://www.ggdc.net/maddison/maddison-project/home.htm). Dolayısıyla, gerçek veri uygulamamız için zaman serisi uzunluğu ve ülke sayısı, $T = 59$, $N = 141$ olmaktadır. Aşağıda belirtileceği gibi, sonuçları zenginleştirmek amacıyla, ekonomik gelişme ve/veya coğrafi bölge esasına dayanan bazı alt gruplar başlangıç kümesi olarak kabul edilerek analizler tekrarlanmıştır. Ayrıca, veri uzunluğunun daha yüksek olduğu bazı alt gruplardan da çeşitli sonuçlar alınmış ve yorumlanmaya çalışılmıştır.

Başlangıç kümesinin 141 ülkenin tümü olarak alındığı yukarıdaki uygulama dışında, başlangıç kümesi 5 farklı sınıflandırmaya tabi tutularak analize daha düşük sayıda ülke ile başlanılmıştır. Bu sınıflandırmalardan ilk ikisi, veri setinin zaman serisi uzunluğunu arttırma çabasına dayanmaktadır. Bu amaçla, 1930-2010 ve 1940-2010 aralıklarında verilerin tanımlı olduğu, dolayısıyla zaman serisi uzunluğunun sırasıyla $T = 71$ ve $T = 81$'e yükseltildiği iki farklı başlangıç kümesi tanımlanmıştır. Geri kalan 3 sınıflandırma ise, coğrafi ve ekonomik gelişmişlik düzeylerine dayanmaktadır ve her üçünde de veriler 1950-2010 arasında tanımlıdır ve zaman serisi uzunlukları $T = 61$'dir. Alternatif başlangıç kümesi olarak alacağımız bu 3 grubun birincisi Avrupa ülkeleri, ikincisi gelişmiş yediler grubu olan ülkeler (G7), üçüncüsü ise "Standard and Poors"'un gelişmekte olan ülkeler listesinde giren ülkeler (S&P) olarak tanımlanmıştır. Tablo 8 bu 5 sınıflama dahilinde alınan ülkeleri sergilemektedir. Dikkat edilecek olursa, 1930 ve 1940 kümeleri aynı ülkeleri içermektedir. Bu şekilde iki grup kullanmamızın nedeni, veri setlerinin uzunluğunun analizin sonuçlarını nasıl etkileyeceğini ortaya koymaktır.

Tablo 9, Tablo 10 ve Tablo 11'de, sırasıyla, % 1, % 5, % 10 anlam eşikleri kullanılarak HF ve en yüksek hizip algoritmaları dahilinde bulunan kulüplerin sayıları yansıtılmıştır. Tablolar, satırlarında en geniş başlangıç kümesi olan 141 ülkelik grubun ve 5 farklı alt kümenin sonuçlarını sunmaktadır. Tablonun birinci satırında, verilerinin başlangıç yılı 1930 olan 36 ülkeye ait başlangıç kümesinden elde edilen yakınsama kulüplerinin sayısı farklı algoritmalara göre verilmiştir.

Örneğin, % 5 anlamlılık eşiğinde elde edilen sonuçların sergilendiği Tablo 10'u incelersek, ADF içeren en yüksek hizip algoritması, 2 ülkeli kulüplerden ($\#2$) 75 adet, 3 ülkeli kulüplerden ($\#3$) 49 adet, 4 ülkeli kulüplerden ($\#4$) 11 adet, ve 5 ülkeli ($\#5$) bir adet kulüp bulmuştur. Daha yüksek sayıda ülke içeren herhangi bir kulüp de bulunamamıştır. Bu yakınsama kulüpleri aranırken analiz, toplam $N(N-1)/2 = (36)35/2 = 315$ adet ülke çifti üzerinden gerçekleştirilmiştir. Ayrıca hemen belirtmek gerekir ki yöntem bölümünde detaylı olarak açıkladığımız en yüksek hizip algoritması, eş sayıda ülke içeren kulüplerin ortak elemanlara sahip olması durumunu dışlamaz. Yani, 4 ülkeli 11 adet kulübün, en azından bazılarının, aynı ülkeleri içeriyor olması beklenmelidir. ADF-GLS durağanlık testini içeren en yüksek hizip algoritması ise, 2 ülkeli ($\#2$) 59 adet ve, en nihayetinde de, 5 ülkeli ($\#5$) 2 adet kulüp bulmuştur. Mükemmel yakınsama içeren HF algoritması (HF.M), 3 ülkeli sadece 2 adet kulüp bulabilirken, göreli yakınsama içeren (HF.G) algoritması, 3 ülkeli 31 kulüp bulmuş ve en geniş kulüp olarak da 6 ülkeli tek bir kulübü işaret etmiştir. Dikkat edilecek olursa, sonuçlar HF ve yüksek hizip algoritması arasında farklılıklar gösterdiği gibi, en yüksek hizip algoritmasının içindeki durağanlık testleri (ADF, ADF-GLS, KPSS) arasında da farklılaşmaktadır. Bu özellik kendini, tablonun izleyen satırlarında sunulan farklı başlangıç kümeleri için de göstermektedir. Yöntemlerin verdiği sonuçlar arasındaki farkılıklar konusunda aşağıda daha fazla yorum sunulacak ve bulunan bu kümelerin içerdiği ülkelerin nitelikleri hakkında da bulgular paylaşılacaktır. Ancak bu noktada hemen vurgulamak gerekir ki, hangi yöntem kullanılacak olursa olsun, yakınsama kulüplerinin varlığı konusunda ampirik kanıtlar sunulmuş olmasından dolayı literatüre katkı sağlanmış olmaktadır.

Tablo 10'nin ikinci satırı ise, benzer şekilde, verileri 1940 yılından başlayan ülke grubunu başlangıç kümesi olarak alan analizin sonuçlarını göstermektedir. Bu başlangıç kümesindeki ülkeler bir önceki küme ile birebir aynı olmakla birlikte, farklı zaman serisi uzunlukları içerdikleri için (bkz. Tablo 8) sonuçlar farklılaşmaktadır. Bu durum zaman serisi uzunluğunun, T, analizin sonuçları üzerinde etkili olabileceğini göstermektedir. Tablonun 3. satırında yer alan, 141 ülkelik en geniş başlangıç kümesi, $N(N-1)/2 = 141(140)/2 = 9870$ tane farklı ülke çiftinin analizini içermekte ve, doğal olarak da, her üye sayısı için tablonun diğer satırlarında yer alan diğer bütün başlangıç kümelerinden daha yüksek sonuçlar vermektedir.[24]

Tablo 10'nin üçüncü, dördüncü ve beşinci satırları, Tablo 8'de sunulan ülke gruplarından, sırasıyla, Avrupa ve G7'nin toplamından, Avrupa ve S&P'nin toplamından ve G7 ve S&P'nin toplamından oluşan başlangıç kümelerine ait sonuçları sunmaktadır.

Tüm tablolardaki sonuçlar genel olarak değerlendiğinde, göze çarpan en önemli özellik KPSS içeren en yüksek hizip algoritmasının sonuçlarının, HF'de dahil olmak üzere diğerlerinin sonuçlarından, belirgin bir biçimde ayrılmakta olduğudur. Bunun nedeni bu algoritmanın durağanlık testinde, sıfır hipotezini, diğerlerinde kullanılan birim kök testlerinden farklı olarak, durağan olarak almaması olabilir. Ancak hemen hatırlatmak gerekir ki, bir önceki bölümde sunduğumuz Monte Carlo çalışmasında KPSS başarılı sonuç veren algoritmalar arasında yer almamıştır.

[24]Dikkat edilecek olursa bu satır, en yüksek hizip algoritmasının KPSS durağanlık testini içeren sonuçları sunmamaktadır. Bunun nedeni bu durağanlık testinin, 9870 çiftin yer aldığı bu uygulamada hesaplama zamanı açısından zorluk çıkarmış olmasıdır.

HF ve en yüksek hizip algoritmaları, bu uygulama bağlamında, karşılaştırılırken yapılacak yorumlar konusunda dikkatli olunması gereklidir. Yukarıda tablolaştırdığımız sonuçlar, olası kulüplerin sayısı olarak düşünülmelidir. Tablolarda en geniş gruplar ve onların tüm alt kümeleri analiz edilerek elde edilen kulüplerin sayımları bulunmaktadır. En yüksek hizip algoritması tüm olası kulüpleri bulurken, HF kendi yöntemi doğrultusunda ülkeler listesini birbirleriyle ortak elemanları olmayan alt kümelere ayırmaktadır. Bu nedenle HF metodunun sonuçları tablolaştırılırken, bulunan kulüplerin tüm alt kümeleri de birer yakınsama kulübü olarak tabloya eklenmiştir. Örneğin, 6 elemanı olan bir kulüp tespit edildiyse, bu kulübün tüm $\binom{6}{5}$'li alt kümeleri $\#5$ sütununa, $\binom{6}{4}$'lü alt kümeleri $\#4$ sütununa, vs. eklenecek şekilde tablo yeniden düzenlenmiştir. Bu düzenlemeyi yapmamızın nedeni, her iki algoritmayı eşit bir düzeyde karşılaştırma yapmaya müsait duruma getirmeye çalışmaktır.

Hatırlanacak olursa, Monte Carlo çalışmasında, ADF'i içeren en yüksek hizip yöntemi ve HF yöntemi başarı açısından ön plana çıkan yöntemler olmuşlardı. Uygulamamızdaki sonuçlara bakıldığında, % 5 anlamlılık düzeyi esas alınacak olursa, ADF ve HF'nin dengeli sonuçlar verdiği belirtilebilir.

Bu bölümdeki tartışmamızı, yukarıda sonuçlarını sunduğumuz uygulamada elde edilen bazı kulüpleri oluşturan ülkelerin hangileri olduğunu sergileyerek sonlandıracağız. Şekil 3, 1930 başlangıç kümesinden elde edilen yakınsama kulüplerini göstermektedir. Bu kulüpler, ADF, KPSS ve HF.G yöntemleri ile elde edilen 5 ve 6 ülkeli yakınsama kulüpleridir. Dikkat edilecek olursa, bu 3 yönteme de ortak olan ve kulüp üyesi olarak belirlenen 3 tane ülke vardır: Almanya, Belçika, Hollanda. HF bu ülkelere ek olarak ABD, İsveç ve Ekvator'u eklemektedir. ADF ise Finlandiya ve Norveç'i, KPSS ise ABD, Kanada ve Türkiye'yi eklemektedir.

Şekil 4, Avrupa ve S&P'nin toplamından oluşan başlangıç kümesinden elde edilen yakınsama kulüplerini göstermektedir. Bu kulüpler, KPSS ve HF.G yöntemleri ile elde edilen, 3'ü her iki yöntemde de ortak olan 4'er ülkeli yakınsama kulüpleridir. Ortak ülkeler, Mısır, Endonezya ve İtalya'dır. KPSS bu ülkelere İsrail'i eklerken, HF.G ise Finlandiya'yı eklemektedir.

5. TARTIŞMA / SONUÇ

Yakınsama kulüpleri literatürü büyüme iktisadi çerçevesinde geliştirilmiş olmasına rağmen, literatür bölümünde de özetlendiği gibi, enflasyon, kamu harcaması gibi çok farklı alanlarda uygulama sahası bulabilmiştir. Bu uygulama alanlarının giderek gelişmesi, özellikle de uygulamalı finans literatüründe geniş bir uygulama sahası bulması mümkün gözükmektedir. Oldukça geniş bir uygulama potansiyeline sahip olmasına rağmen, yakınsama kulüplerini bulmak için geliştirilen yöntemlere ait literatür henüz başlangıç aşamasında sayılabilir. En azından, literatürde genel kabul görecek bir veya birkaç yöntemin benimsenmesini sağlayacak, hangi yöntemin hangi durumda daha başarılı olduğunu gösterecek simülasyon çalışmaları, bilgimiz dahilinde, mevcut değildir. Sayıları çok da fazla olmayan uygulamalı çalışmalar ise, bu konuda belli bir ölçüde yön gösterici olsalar da, bu konuda bir kanaat oluşturabilecek düzeyde değildirler.

Bu çalışmada, ikişerli yakınsama testi yöntemi en yüksek hizip algoritması ile birleştirerek, yeni bir yakınsama kulübü bulma yöntemi önerilmiştir. Yeni geliştirilen bu yöntem, literatürde yakınsama kulubü bulmak amacıyla izlenen bir çok yöntemin aksine, herhangi bir önkabüle dayanmadan içsel bir biçimde yakınsama kulüpleri bulmayı amaçlamaktadır. Yöntem, aynı özelliğe sahip olan HF algoritması ile bir Monte Carlo simülasyon çalışması dahilinde karşılaştırılmıştır. Ayrıca, her iki yöntem de, 141 ülkenin kişi başına gelir serilerinin olduğu Maddison veri setinin tamamı ve bazı alt guruplarına uygulanarak elde edilen sonuçlar incelenmiştir.

Monte Carlo çalışmasında elde edilen sonuçlar değerlendirildiğinde, en yüksek hizip algoritmasının başarısının içerdiği durağanlık testine ve veri üretim süreçlerinin içerdiği uzun bellek parameterelerine karşı hassasiyet gösterdiği gözlenmiştir. Simüle edilen serilerde, yakınsama kulüplerinin varlık nedeni olan ortak faktöre ait uzun bellek parametresi, d, 1'e eşit veya ona yakın değerler aldığında, ADF içeren en yüksek hizip yöntemi HF'den daha başarılı sonuçlar vermektedir. Ancak bellek parameteresi daha düşük değerler aldığında, HF, genelde daha başarılı olmakta ve daha istikrarlı bir görünüm arzetmektedir.

En yüksek hizip algoritmasının bu zayıflığını telafi edebilmek amacıyla, bu projenin bir uzantısı olan çalışmalarında Stengos, Yazgan ve Özkan (2015), en yüksek hizip algoritmasını Stengos ve Yazgan (2014)'te geliştirdikleri d tahminlerine dayanan yakınsama testlerini içerecek şekilde genişletmişler ve bu yaklaşımı, bu çalışmada sunulan ADF ve benzeri durağanlık testleri içeren en yüksek hizip yöntemi yerine kullanarak, Maddison ve Penn World Tables veri setlerine uygulamışlar ve elde edilen yakınsama kulüplerini sunmuşlardır.

Belirtmek gerekir ki, Monte Carlo çalışması çerçevesinde sunulan katkıya ek olarak, bu çalışmada gerçekleştirilen gerçek veri uygulamalarında yakınsama kulüplerinin varlığına dair yeni kanıtlar sunulmuş ve literatürde elde edilen sonuçlar kuvvetlendirilmiştir.

Bu çalışmada geliştirilen en yüksek hizip yöntemi yeni geliştirilmiş olduğundan dolayı, başarısı veya başarısızlığı konusunda daha net bir fikir elde edebilmek için üzerine daha fazla çalışma yapılması gerekmektedir. Örneğin, burada sunulan Monte Carlo yönteminin Stengos, Yazgan ve Özkan (2015)'te sunulan eklemeyi de içerecek şekilde genişletilmesi ve/veya Monte Carlo yönteminde kullanılan değerlendirme yöntemleri çeşitlendirilerek[25] eğilimlerin daha iyi yakalanmasına yönelmek, yakın gelecekte, bu projenin bir uzantısı olarak gerçekleştirilecektir.

[25]Örneğin, tespit edilen kulüplerin doğruluğunu Moon ve Perrons (2012) tarafından ortaya atılan yanlış keşif oranları (False Discovery Rates) aracılığıyla değerlendirmek, bu bağlamda kullanılabilecek yeni bir yöntem olabilir. Bu yöntem Monte Carlo yöntemi ve çeşitli veri setleriyle ikişerli yakınsama testinin değerlendirildiği Deckers ve Hanck (2014)'te kullanılmıştır.

Kaynaklar

Abbott, A., G. De Vita 2013. ”Testing for long-run convergence across regional house prices in the uk: a pairwise approach”, Applied Economics, 45(10), 1227-1238.

Abbott, A., G. De Vita, L. Altinay 2012. ”Revisiting the convergence hypothesis for tourism markets: Evidence from turkey using the pairwise approach”, Tourism Management, 33(3), 537-544.

Apergis, N., C. Christou, C. Hassapis 2013. ”Convergence in public expenditures across eu countries: evidence from club convergence”, Economics & Finance Research, 1(1), 45-59.

Apergis, N., P. Padhi 2013. ”Health expenses and economic growth: convergence dynamics across the indian states”, International journal of health care finance and economics, 13(3-4), 261-277.

Basturk, N., R. Paap, D. van Dijk 2008. ”Structural differences in economic growth”, Technical report, Tinbergen Institute Discussion Paper.

Baumol, W. J. 1986. ”Productivity growth, convergence, and welfare: what the long-run data show”, The American Economic Review, 1072-1085.

Bernard, A. B., S. N. Durlauf 1995. ”Convergence in international output”, Journal of applied econometrics, 10(2), 97-108.

Bernard, A., S. Durlauf 1996. ”Interpreting tests of the convergence hypothesis”, Journal of Econometrics, 71, 161-173.

Bianchi, M. 1997. ”Testing for convergence: evidence from non-parametric multimodality tests”, Journal of Applied Econometrics, 12(4), 393-409.

Bron, C., J. Kerbosch 1973. ”Algorithm 457: finding all cliques of an undirected graph”, Communications of the ACM, 16(9), 575-577.

Bolt, Jutta, Jan Luiten van Zanden 2013. ”The first update of the Maddison project; re-estimating growth before 1820”, Maddison-Project Working Paper WP-4, University of Groningen, January 5.

Canova, F. 2004. ”Testing for convergence clubs in income per capita: A predictive density approach*”, International Economic Review, 45(1), 49-77.

Chatterji, M. 1992. ”Convergence clubs and endogenous growth”, Oxford Review of economic policy, 8(4), 57-69.

Corrado, L., R. Martin, M. Weeks 2005. ”Identifying and interpreting regional convergence clusters across europe*”, The Economic Journal, 115(502), C133-C160.

Daniel, B. C., C. Shiamptanis 2013. ”Pushing the limit? fiscal policy in the european monetary union”, Journal of Economic Dynamics and Control, 37(11), 2307-2321.

Deckers, T., C. Hanck 2014. ”Multiple testing for output convergence”, Macroeconomic Dynamics, 18(01), 199-214.

Dufrénot, G., V. Mignon, T. Naccache 2012. ”Testing catching-up between the developing countries:“growth resistance” and sometimes “growth tragedy””, Bulletin of Economic Research, 64(4), 470-508.

Durlauf, S. N., P. A. Johnson 1995. ”Multiple regimes and cross-country growth behaviour”, Journal of Applied Econometrics, 10(4), 365-384.

Durlauf, S. N., P. A. Johnson, J. R. Temple 2005. ”Growth econometrics”, Handbook of economic growth, 1, 555-677.

Elliott, G., T. J. Rothenberg, J. H. Stock 1992. ”Efficient tests for an autoregressive unit root”

Fritsche, U., V. Kuzin 2011. ”Analysing convergence in europe using the non-linear single factor model”, Empirical Economics, 41(2), 343-369.

Galor, O. 1996. ”Convergence? inferences from theoretical models”, The Economic Journal, 1056-1069.

Hausmann, R., L. Pritchett, D. Rodrik 2005. ”Growth accelerations”, Journal of Economic Growth, 10(4), 303-329.

Henderson, D. J., C. F. Parmeter, R. R. Russell 2008. ”Modes, weighted modes, and calibrated modes: evidence of clustering using modality tests”, Journal of Applied Econometrics, 23(5), 607- 638.

Hobijn, B., P. H. Franses 2000. ”Asymptotically perfect and relative convergence of productivity”, Journal of Applied Econometrics, 15(1), 59-81.

Ikeno, H. 2014. ”Pairwise tests of convergence of japanese local price levels”, International Review of Economics & Finance, 31, 232-248.

Islam, N. 2003. ”What have we learnt from the convergence debate?”, Journal of economic surveys, 17(3), 309-362.

Kim, Y. S., J. J. Rous 2012. ”House price convergence: Evidence from us state and metropolitan area panels”, Journal of Housing Economics, 21(2), 169-186.

Konc, J., D. Janezic 2007. ”An improved branch and bound algorithm for the maximum clique problem”, proteins 4, 5.

Kwiatkowski, D., P. C. Phillips, P. Schmidt, Y. Shin 1992. ”Testing the null hypothesis of stationarity against the alternative of a unit root: How sure are we that economic time series have a unit root?”, Journal of econometrics, 54(1), 159-178.

Moon, H. R., B. Perron 2012. ”Beyond panel unit root tests: Using multiple testing to determine the nonstationarity properties of individual series in a panel”, Journal of Econometrics, 169(1), 29-33.

Paap, R., P. H. Franses, D. Van Dijk 2005. ”Does africa grow slower than asia, latin america and the middle east? evidence from a new data-based classification method”, Journal of Development Economics, 77(2), 553-570.

Pesaran, H. M. 2007. ”A pair-wise approach to testing for output and growth convergence”, Journal of Econometrics, 138(1), 312-355.

Pesaran, M., A. Timmermann 1992. ”A simple nonparametric test of predictive performance”, Journal of Business and Economic Statistics, 10, 461-465.

Phillips, P. C., D. Sul 2007. ”Transition modeling and econometric convergence tests”, Econometrica, 75(6), 1771-1855.

Quah, D. T. 1996. ”Twin peaks: growth and convergence in models of distribution dynamics”, The Economic Journal, 1045-1055.

Quah, D. T. 1997. ”Empirics for growth and distribution: stratification, polarization, and convergence clubs”, Journal of economic growth, 2(1), 27-59.

Stanski, H. R., Wilson, L. J., Burrows, W. R. 1989. Survey of common verification methods in meteorology. Geneva: World Meteorological Organization.

Stengos, T., M. E. Yazgan 2014. ”Persistence in convergence”, Macroeconomic Dynamics, 18(4), 753-782

Stengos, T., M. E. Yazgan, H. Ozkan 2015. ”Persistence in convergence and club formation”, Çalışma Kitapçığı, University Of Guelph

Yilmazkuday, H. 2013. ”Inflation targeting, flexible exchange rates and inflation convergence”, Applied Economics, 45(5), 593-603.

6. EKLER

6.1. Tablolar

Tablo 1. PT testini geçen denemelerin yüzdesi $(k = 1, m = 5)$

N	d	T	adf-0.01	adf-0.05	adf-0.1	gls-0.01	gls-0.05	gls-0.1	kpss-0.01	kpss-0.05	kpss-0.1	HF-0.01	HF-0.05	HF-0.1
10	0.2	50	5.5%	0.0%	0.0%	42.7%	19.4%	19.5%	3.3%	17.7%	21.7%	18.0%	13.0%	12.9%
		100	0.0%	0.0%	0.0%	25.1%	20.3%	13.2%	8.0%	21.4%	27.4%	19.9%	18.6%	19.3%
		300	0.0%	0.0%	0.0%	16.5%	6.5%	3.3%	11.5%	23.6%	33.0%	18.4%	16.7%	16.5%
	0.5	50	79.8%	64.3%	50.7%	58.8%	46.5%	36.8%	17.6%	34.5%	40.6%	67.9%	68.0%	68.2%
		100	59.9%	37.4%	25.6%	50.5%	38.1%	30.4%	28.5%	40.6%	46.6%	75.4%	73.3%	73.2%
		300	21.3%	9.2%	3.0%	31.1%	17.4%	9.8%	51.3%	65.2%	73.5%	83.2%	80.6%	80.4%
	0.8	50	96.6%	93.8%	89.3%	71.6%	61.6%	58.4%	35.8%	54.3%	58.8%	89.6%	89.5%	89.4%
		100	96.1%	88.6%	81.1%	80.6%	72.2%	63.7%	53.2%	71.8%	77.8%	92.1%	92.5%	92.6%
		300	97.5%	94.7%	19.6%	96.5%	52.2%	89.5%	94.9%	97.5%	98.4%	64.2%	64.9%	63.5%
	1	50	100.0%	97.4%	92.1%	81.0%	80.7%	72.7%	51.1%	67.5%	72.7%	100.0%	98.0%	98.0%
		100	100.0%	100.0%	96.4%	87.6%	88.0%	86.3%	70.9%	81.0%	88.5%	93.3%	98.1%	97.5%
		300	98.7%	95.7%	89.9%	95.8%	93.2%	90.1%	89.9%	96.8%	96.4%	99.5%	97.9%	98.2%
20	0.2	50	3.1%	0.4%	0.1%	31.1%	23.5%	16.9%	1.6%	8.9%	13.5%	16.9%	15.9%	15.8%
		100	0.0%	0.0%	0.0%	24.6%	16.3%	8.2%	3.4%	11.2%	19.2%	15.1%	15.3%	16.0%
		300	0.0%	0.0%	0.0%	9.6%	1.8%	0.9%	10.0%	22.1%	31.2%	13.5%	14.2%	14.2%
	0.5	50	72.8%	55.9%	44.9%	51.2%	41.7%	35.7%	14.4%	32.5%	40.6%	68.6%	65.9%	65.4%
		100	75.0%	62.5%	50.0%	62.5%	37.5%	37.5%	37.5%	50.0%	37.5%	80.0%	93.7%	92.6%
		300	20.2%	6.9%	3.0%	30.7%	13.1%	8.1%	48.4%	65.4%	73.1%	80.3%	83.3%	83.2%
	0.8	50	97.7%	94.3%	89.5%	66.6%	64.7%	62.0%	37.9%	55.4%	63.7%	90.4%	90.2%	90.2%
		100	96.5%	87.5%	80.9%	91.6%	79.4%	69.4%	51.1%	62.8%	74.9%	89.0%	89.2%	88.9%
		300	91.3%	78.2%	65.9%	81.9%	63.3%	50.2%	80.2%	89.9%	94.1%	96.0%	96.2%	96.2%
	1	50	98.4%	94.7%	93.9%	75.9%	84.3%	78.3%	57.1%	72.6%	81.4%	97.2%	98.6%	98.4%
		100	100.0%	90.1%	88.6%	92.4%	98.2%	97.3%	85.2%	97.2%	97.8%	100.0%	94.9%	95.0%
		300	99.1%	96.5%	93.3%	97.0%	94.2%	89.2%	93.5%	97.5%	98.8%	98.7%	98.0%	98.0%
30	0.2	50	0.1%	0.0%	0.0%	33.3%	33.1%	5.5%	0.1%	0.2%	16.7%	18.4%	31.7%	30.6%
		100	0.0%	0.0%	0.0%	22.0%	13.9%	7.6%	3.5%	12.5%	19.5%	14.7%	15.7%	16.8%
		300	0.0%	0.0%	0.0%	12.0%	5.7%	2.6%	7.6%	19.7%	24.8%	11.8%	11.2%	11.3%
	0.5	50	83.4%	70.1%	67.3%	40.1%	33.3%	33.3%	0.0%	33.3%	33.3%	92.1%	91.4%	91.5%
		100	56.1%	34.7%	21.2%	43.5%	34.6%	19.0%	21.0%	37.4%	48.1%	74.9%	73.7%	74.0%
		300	20.1%	8.0%	2.9%	25.9%	15.5%	8.1%	47.7%	62.4%	68.1%	78.8%	77.7%	78.0%
	0.8	50	96.4%	93.9%	86.6%	56.0%	59.4%	59.8%	27.4%	52.1%	56.7%	91.9%	92.3%	90.8%
		100	95.4%	83.9%	81.2%	71.5%	75.0%	69.5%	50.3%	66.3%	73.9%	85.5%	85.2%	85.6%
		300	89.6%	76.3%	69.0%	81.9%	68.5%	54.9%	80.6%	87.3%	93.1%	96.9%	97.1%	96.6%
	1	50	100.0%	100.0%	100.0%	55.0%	50.0%	66.7%	83.4%	71.6%	83.3%	100.0%	100.0%	100.0%
		100	100.0%	100.0%	88.9%	100.0%	100.0%	88.8%	77.8%	88.9%	100.0%	99.4%	100.0%	100.0%
		300	98.9%	96.3%	89.2%	95.8%	90.9%	88.0%	88.7%	95.4%	97.1%	100.0%	97.8%	97.5%

Tablo 2. Ortalama Sapma Oranları (SSS) ($k = 1, m = 5$)

N	d	T	adf-0.01	adf-0.05	adf-0.1	gls-0.01	gls-0.05	gls-0.1	kpss-0.01	kpss-0.05	kpss-0.1	HF-0.01	HF-0.05	HF-0.1
10	0.2	50	0.864	0.997	1.000	-0.682	0.027	0.384	0.947	0.696	0.494	0.559	0.538	0.540
		100	1.000	1.000	1.000	0.131	0.533	0.720	0.900	0.664	0.477	0.729	0.664	0.655
		300	1.000	1.000	1.000	0.661	0.873	0.943	0.868	0.643	0.452	0.682	0.747	0.746
	0.5	50	0.145	0.442	0.575	-0.825	-0.163	0.225	0.819	0.530	0.317	0.022	0.007	0.005
		100	0.496	0.692	0.781	-0.192	0.321	0.581	0.704	0.463	0.251	0.091	0.167	0.161
		300	0.839	0.936	0.974	0.521	0.780	0.883	0.504	0.221	0.027	0.156	0.124	0.125
	0.8	50	-0.056	0.109	0.168	-0.855	-0.370	-0.036	0.649	0.336	0.116	-0.106	-0.104	-0.106
		100	0.105	0.198	0.278	-0.482	-0.008	0.224	0.455	0.148	-0.071	-0.055	-0.057	-0.061
		300	0.484	0.517	0.689	-0.018	0.294	0.400	0.046	-0.018	-0.342	-0.719	-0.721	-0.718
	1	50	-0.085	0.059	0.111	-0.875	-0.534	-0.220	0.478	0.196	-0.074	-0.141	-0.082	-0.082
		100	0.030	0.048	0.092	-0.519	-0.180	0.004	0.288	0.043	-0.150	-0.078	-0.070	-0.083
		300	0.055	0.107	0.159	-0.163	0.022	0.118	0.070	-0.123	-0.234	-0.027	-0.059	-0.063
20	0.2	50	0.870	0.992	0.997	-0.171	0.305	0.517	0.957	0.770	0.620	0.368	0.393	0.394
		100	1.000	1.000	1.000	0.305	0.604	0.744	0.916	0.727	0.580	0.549	0.554	0.550
		300	1.000	1.000	1.000	0.718	0.893	0.953	0.863	0.651	0.506	0.676	0.719	0.722
	0.5	50	0.232	0.479	0.600	-0.350	0.120	0.360	0.833	0.564	0.403	0.030	0.077	0.075
		100	0.383	0.471	0.592	-0.058	0.417	0.617	0.558	0.408	0.342	0.078	-0.067	-0.064
		300	0.843	0.947	0.980	0.565	0.800	0.893	0.514	0.299	0.146	0.115	0.082	0.081
	0.8	50	-0.005	0.100	0.158	-0.520	-0.101	0.129	0.607	0.349	0.207	-0.067	-0.068	-0.070
		100	0.088	0.159	0.209	-0.194	0.120	0.252	0.468	0.276	0.113	0.034	0.034	0.034
		300	0.186	0.328	0.438	0.112	0.372	0.501	0.196	0.034	-0.073	-0.016	-0.018	-0.018
	1	50	-0.048	0.057	0.091	-0.515	-0.177	0.005	0.437	0.202	0.058	-0.077	-0.118	-0.120
		100	0.057	0.122	0.178	-0.258	-0.033	0.050	0.139	-0.046	-0.100	-0.103	-0.061	-0.062
		300	0.051	0.088	0.137	-0.075	0.061	0.141	0.051	-0.056	-0.158	-0.020	-0.027	-0.027
30	0.2	50	0.948	1.000	1.000	-0.060	0.291	0.458	0.953	0.729	0.592	0.256	0.310	0.314
		100	1.000	1.000	1.000	0.339	0.601	0.737	0.913	0.723	0.590	0.463	0.462	0.460
		300	1.000	1.000	1.000	0.694	0.868	0.936	0.855	0.666	0.533	0.637	0.628	0.631
	0.5	50	0.070	0.225	0.349	-0.169	0.210	0.361	0.883	0.567	0.440	-0.085	-0.084	-0.085
		100	0.486	0.681	0.804	0.155	0.446	0.624	0.717	0.471	0.329	0.072	0.078	0.075
		300	0.836	0.939	0.975	0.546	0.759	0.866	0.490	0.299	0.188	0.108	0.111	0.110
	0.8	50	0.020	0.120	0.179	-0.393	0.001	0.167	0.654	0.382	0.263	-0.046	-0.047	-0.044
		100	0.098	0.200	0.266	-0.103	0.138	0.251	0.452	0.237	0.120	0.061	0.060	0.060
		300	0.194	0.313	0.401	0.113	0.282	0.448	0.180	0.031	-0.074	-0.015	-0.016	-0.014
	1	50	-0.030	0.013	0.013	-0.504	-0.187	-0.039	0.269	0.069	0.020	-0.017	-0.074	-0.074
		100	0.029	0.067	0.149	-0.267	-0.058	0.041	0.209	0.058	-0.073	-0.023	-0.044	-0.044
		300	0.047	0.086	0.152	-0.024	0.080	0.139	0.090	-0.036	-0.125	0.016	-0.023	-0.022

Tablo 3. PT testini geçen denemelerin yüzdesi ($k = 1, m = 10$)

N	d	T	adf-0.01	adf-0.05	adf-0.1	gls-0.01	gls-0.05	gls-0.1	kpss-0.01	kpss-0.05	kpss-0.1	HF-0.01	HF-0.05	HF-0.1
20	0.2	50	6.7%	0.2%	0.0%	32.1%	27.4%	22.6%	3.8%	14.2%	21.2%	16.2%	16.3%	16.9%
		100	0.0%	0.0%	0.0%	28.5%	21.5%	15.9%	7.2%	19.4%	28.6%	14.4%	17.5%	17.3%
		300	0.0%	0.0%	0.0%	17.3%	6.1%	2.6%	17.2%	32.4%	41.2%	13.6%	16.8%	16.9%
	0.5	50	80.5%	60.9%	49.3%	48.3%	49.8%	40.8%	16.9%	41.0%	49.3%	64.4%	72.9%	72.5%
		100	60.7%	40.4%	28.4%	57.5%	43.5%	30.6%	33.3%	53.4%	62.8%	76.9%	73.9%	74.1%
		300	23.3%	9.9%	4.2%	41.1%	21.3%	12.7%	52.2%	70.9%	76.1%	81.8%	83.6%	83.8%
	0.8	50	98.3%	95.9%	89.9%	72.0%	69.9%	65.4%	31.3%	50.1%	57.8%	88.2%	88.5%	88.6%
		100	98.2%	91.8%	85.0%	88.0%	80.8%	70.2%	58.1%	73.7%	82.5%	93.1%	93.2%	93.3%
		300	91.3%	77.1%	68.8%	88.1%	73.1%	62.2%	79.2%	90.6%	93.9%	96.4%	96.6%	96.5%
	1	50	100.0%	99.2%	95.9%	67.9%	85.3%	80.9%	50.9%	68.4%	75.1%	93.3%	98.4%	98.1%
		100	99.7%	97.3%	95.2%	93.6%	91.4%	88.5%	66.8%	81.2%	88.3%	94.9%	97.5%	97.5%
		300	99.9%	97.9%	94.5%	99.0%	95.0%	90.6%	89.0%	95.9%	97.8%	100.0%	98.6%	98.7%
30	0.2	50	8.9%	0.1%	0.0%	40.6%	32.8%	21.0%	3.0%	11.7%	18.0%	15.5%	24.8%	24.4%
		100	0.0%	0.0%	0.0%	28.3%	18.9%	15.2%	5.9%	18.1%	26.3%	98.4%	18.6%	18.1%
		300	0.0%	0.0%	0.0%	21.8%	5.1%	3.5%	16.1%	30.0%	40.5%	15.3%	15.1%	15.3%
	0.5	50	81.4%	63.7%	51.8%	62.1%	60.4%	48.8%	19.5%	31.7%	37.3%	92.1%	91.4%	91.5%
		100	59.3%	39.4%	27.6%	62.4%	42.7%	30.8%	27.4%	46.3%	54.7%	98.8%	76.9%	76.9%
		300	23.4%	6.9%	3.1%	36.6%	20.9%	11.3%	59.5%	76.8%	83.7%	84.3%	86.1%	85.8%
	0.8	50	99.6%	96.8%	91.4%	87.4%	85.4%	78.2%	41.3%	63.2%	74.3%	91.7%	91.6%	92.1%
		100	90.9%	89.3%	87.6%	97.7%	71.2%	68.3%	40.3%	60.1%	70.6%	97.7%	97.7%	97.9%
		300	89.0%	76.9%	67.7%	91.1%	74.4%	62.2%	82.1%	90.6%	94.6%	95.2%	95.2%	95.1%
	1	50	100.0%	98.3%	97.4%	86.7%	87.9%	84.5%	56.6%	68.0%	75.2%	97.1%	97.9%	97.8%
		100	99.4%	97.8%	95.3%	98.0%	94.3%	88.3%	68.4%	82.3%	91.9%	98.0%	97.1%	97.0%
		300	99.6%	96.5%	94.4%	99.4%	94.8%	88.9%	88.6%	95.6%	98.0%	100.0%	98.9%	98.9%

Tablo 4. Ortalama Sapma (SSS) Oranları ($k = 1, m = 10$)

N	d	T	adf-0.01	adf-0.05	adf-0.1	gls-0.01	gls-0.05	gls-0.1	kpss-0.01	kpss-0.05	kpss-0.1	HF-0.01	HF-0.05	HF-0.1
20	0.2	50	0.787	0.984	0.998	-0.969	-0.144	0.255	0.923	0.649	0.436	0.073	0.040	0.042
		100	1.000	1.000	1.000	-0.090	0.403	0.628	0.877	0.616	0.405	0.341	0.364	0.363
		300	1.000	1.000	1.000	0.549	0.809	0.925	0.803	0.534	0.334	0.609	0.628	0.627
	0.5	50	0.111	0.457	0.583	-1.093	-0.362	0.066	0.806	0.426	0.187	-0.327	-0.297	-0.294
		100	0.491	0.683	0.781	-0.411	0.216	0.480	0.658	0.321	0.091	-0.118	-0.086	-0.085
		300	0.831	0.929	0.971	0.367	0.712	0.847	0.462	0.154	-0.066	0.032	0.007	0.003
	0.8	50	-0.153	0.083	0.155	-1.219	-0.615	-0.192	0.668	0.309	0.052	-0.324	-0.326	-0.328
		100	0.082	0.167	0.238	-0.665	-0.142	0.122	0.394	0.069	-0.175	-0.186	-0.184	-0.188
		300	0.195	0.329	0.416	-0.088	0.244	0.407	0.165	-0.112	-0.300	-0.097	-0.097	-0.097
	1	50	-0.175	0.047	0.099	-1.271	-0.734	-0.330	0.491	0.099	-0.158	-0.379	-0.328	-0.327
		100	0.029	0.067	0.098	-0.737	-0.309	-0.085	0.290	-0.028	-0.255	-0.134	-0.186	-0.185
		300	0.040	0.078	0.117	-0.256	-0.016	0.104	0.053	-0.191	-0.356	-0.086	-0.113	-0.113
30	0.2	50	0.807	0.986	0.998	-0.589	0.085	0.359	0.925	0.704	0.523	0.072	0.097	0.104
		100	1.000	1.000	1.000	0.168	0.525	0.686	0.899	0.685	0.514	-0.137	0.314	0.324
		300	1.000	1.000	1.000	0.577	0.835	0.929	0.804	0.580	0.401	0.546	0.529	0.530
	0.5	50	0.156	0.437	0.563	-0.763	-0.141	0.199	0.803	0.530	0.338	-0.762	-0.761	-0.762
		100	0.500	0.676	0.774	-0.111	0.346	0.563	0.715	0.453	0.269	-0.151	-0.077	-0.074
		300	0.832	0.950	0.979	0.485	0.742	0.862	0.412	0.166	-0.003	0.020	-0.023	-0.019
	0.8	50	-0.082	0.076	0.146	-0.882	-0.401	-0.069	0.581	0.271	0.064	-0.283	-0.280	-0.284
		100	0.124	0.170	0.226	-0.395	0.008	0.197	0.566	0.240	0.015	-0.103	-0.103	-0.104
		300	0.208	0.330	0.422	0.003	0.275	0.418	0.158	-0.037	-0.187	-0.049	-0.049	-0.049
	1	50	-0.111	0.035	0.066	-0.905	-0.448	-0.180	0.451	0.191	0.011	-0.285	-0.268	-0.268
		100	0.032	0.068	0.105	-0.504	-0.175	-0.004	0.304	0.045	-0.158	-0.135	-0.175	-0.175
		300	0.044	0.088	0.123	-0.146	0.037	0.136	0.062	-0.120	-0.247	-0.218	-0.070	-0.070

Tablo 5. Ortalama başarı yüzdeleri ($k > 1$, $N = 10$)

k	d	T	adf-0.01	adf-0.05	adf-0.1	gls-0.01	gls-0.05	gls-0.1	kpss-0.01	kpss-0.05	kpss-0.1	HF-0.01	HF-0.05	HF-0.1
2	0.2	50	0.7%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	1.5%	0.1%	3.2%	0.8%	1.4%	1.4%	1.4%
		100	0.0%	0.0%	0.0%	0.6%	1.0%	0.8%	0.2%	0.6%	0.5%	3.0%	3.0%	3.0%
		300	0.0%	0.0%	0.0%	0.8%	0.5%	0.1%	2.7%	4.0%	2.9%	6.1%	6.1%	6.1%
	0.5	50	30.0%	28.0%	22.3%	0.0%	1.5%	4.2%	4.8%	8.1%	5.5%	26.7%	26.7%	26.7%
		100	24.3%	14.8%	9.9%	1.2%	2.8%	3.6%	8.1%	7.6%	5.4%	37.6%	37.6%	37.6%
		300	5.8%	3.3%	0.6%	3.8%	3.0%	2.5%	20.3%	18.4%	11.3%	53.2%	53.2%	53.0%
	0.8	50	49.0%	66.8%	61.8%	0.0%	2.6%	4.7%	17.6%	16.6%	7.7%	50.7%	50.7%	50.7%
		100	68.5%	58.0%	51.4%	2.5%	9.5%	15.4%	28.4%	19.9%	13.6%	59.1%	59.1%	59.4%
		300	52.9%	42.0%	34.6%	19.2%	25.5%	23.8%	52.8%	37.7%	23.3%	72.7%	72.7%	72.1%
	1	50	76.4%	100.0%	94.1%	0.0%	11.8%	23.5%	44.5%	23.5%	23.5%	41.3%	41.3%	41.3%
		100	87.0%	81.5%	75.6%	4.7%	16.9%	24.7%	45.4%	29.0%	19.1%	72.4%	72.4%	72.2%
		300	92.4%	88.9%	88.3%	14.3%	53.3%	84.8%	87.8%	48.3%	9.4%	91.2%	91.2%	90.5%
3	0.2	50	0.6%	0.0%	0.0%	0.0%	0.8%	0.9%	0.4%	1.4%	1.1%	2.7%	2.7%	2.6%
		100	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.8%	2.1%	0.2%	0.8%	1.0%	1.1%	1.1%	1.1%
		300	0.0%	0.0%	0.0%	2.0%	0.7%	0.2%	2.2%	5.2%	4.2%	6.8%	6.8%	6.6%
	0.5	50	34.4%	34.4%	26.8%	0.1%	0.1%	4.7%	5.1%	7.5%	3.4%	36.7%	36.7%	36.7%
		100	39.3%	29.8%	19.3%	0.0%	5.7%	6.5%	9.6%	14.2%	7.7%	53.8%	53.8%	53.8%
		300	6.7%	2.9%	1.2%	4.6%	3.8%	2.1%	24.6%	21.8%	15.8%	57.5%	57.5%	56.3%
	0.8	50	56.4%	65.0%	59.2%	0.0%	3.0%	11.2%	15.7%	21.2%	17.7%	56.8%	56.8%	56.9%
		100	74.9%	65.8%	58.8%	4.5%	14.8%	23.8%	34.0%	27.9%	18.7%	65.9%	65.9%	65.6%
		300	82.5%	73.2%	49.7%	12.8%	34.5%	28.1%	62.0%	54.9%	36.3%	86.7%	86.7%	80.8%
	1	50	66.6%	85.3%	81.7%	0.4%	3.4%	9.4%	30.2%	24.2%	15.0%	64.6%	64.6%	64.4%
		100	94.1%	92.3%	88.1%	0.0%	9.4%	30.8%	53.9%	34.4%	17.4%	80.7%	80.7%	80.7%
		300	86.4%	79.9%	74.4%	37.0%	55.0%	58.5%	72.7%	50.3%	32.5%	80.4%	80.4%	78.9%

Tablo 6. Ortalama başarı yüzdeleri ($k > 1,\, N = 20$)

k	d	T	adf-0.01	adf-0.05	adf-0.1	gls-0.01	gls-0.05	gls-0.1	kpss-0.01	kpss-0.05	kpss-0.1	HF-0.01	HF-0.05	HF-0.1
4	0.2	50	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.3%	0.3%	0.3%
		100	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.1%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%
		300	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.4%	0.7%	0.2%	2.0%	2.0%	2.0%
	0.5	50	11.5%	20.9%	12.8%	0.0%	0.0%	0.1%	1.5%	0.9%	0.1%	9.6%	9.6%	9.5%
		100	17.1%	8.3%	5.7%	0.0%	0.1%	0.4%	4.7%	2.0%	0.7%	20.9%	20.9%	20.8%
		300	2.4%	0.2%	0.0%	0.6%	1.7%	0.9%	14.8%	3.2%	0.8%	42.1%	42.1%	42.1%
	0.8	50	24.1%	53.2%	49.6%	0.0%	0.0%	0.2%	7.4%	3.1%	0.0%	21.5%	21.5%	20.8%
		100	62.7%	50.9%	42.5%	0.0%	1.8%	3.7%	20.2%	7.8%	1.8%	37.7%	37.7%	37.2%
		300	40.0%	29.5%	25.3%	2.9%	12.3%	16.4%	36.0%	16.9%	5.2%	56.6%	56.6%	55.4%
	1	50	28.3%	72.0%	68.1%	0.0%	0.0%	0.2%	16.1%	5.6%	1.2%	26.5%	26.5%	26.2%
		100	82.7%	77.1%	71.0%	0.0%	3.2%	3.6%	32.2%	8.8%	4.1%	40.8%	40.8%	40.8%
		300	71.4%	62.3%	57.4%	4.3%	23.1%	34.9%	47.7%	16.8%	5.0%	65.7%	65.7%	65.0%
5	0.2	50	0.4%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.1%	0.0%	0.6%	0.6%	0.6%
		100	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	1.1%	0.5%	0.5%	0.5%	0.5%
		300	0.0%	0.0%	0.0%	0.1%	0.0%	0.0%	0.8%	0.8%	0.7%	3.4%	3.4%	3.4%
	0.5	50	13.8%	16.4%	10.0%	0.0%	0.0%	0.0%	1.2%	0.9%	0.1%	10.0%	10.0%	10.0%
		100	14.0%	7.1%	3.4%	0.0%	0.0%	0.3%	9.2%	5.8%	2.5%	23.0%	23.0%	20.5%
		300	4.6%	0.8%	0.6%	1.1%	1.0%	0.7%	13.2%	6.7%	2.6%	38.8%	38.8%	38.8%
	0.8	50	30.7%	55.9%	48.4%	0.0%	0.1%	0.3%	9.3%	5.5%	1.3%	21.2%	21.2%	20.3%
		100	57.9%	46.0%	40.7%	0.5%	0.6%	4.0%	18.3%	7.9%	1.9%	41.2%	41.2%	40.3%
		300	55.5%	43.4%	31.1%	4.4%	12.4%	15.0%	30.0%	17.4%	5.0%	65.9%	65.9%	65.4%
	1	50	35.6%	72.4%	72.6%	0.0%	0.0%	0.2%	19.5%	7.1%	2.5%	33.8%	33.8%	32.6%
		100	81.2%	72.9%	67.6%	0.0%	1.7%	7.5%	36.6%	13.5%	3.7%	52.6%	52.6%	50.5%
		300	66.2%	56.8%	51.1%	8.2%	25.6%	37.2%	51.9%	22.6%	7.9%	64.9%	64.9%	62.2%

Tablo 7. Ortalama başarı yüzdeleri ($k > 1$, $N = 30$)

k	d	T	adf-0.01	adf-0.05	adf-0.1	gls-0.01	gls-0.05	gls-0.1	kpss-0.01	kpss-0.05	kpss-0.1	HF-0.01	HF-0.05	HF-0.1
5	0.2	50	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%
		100	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%
		300	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.1%	0.1%	0.4%	0.1%	0.1%	1.0%	1.0%	1.0%
	0.5	50	2.2%	15.1%	9.1%	0.0%	0.0%	0.0%	0.2%	0.0%	0.9%	2.4%	2.4%	2.4%
		100	9.5%	5.0%	3.4%	0.0%	0.0%	0.0%	1.2%	0.0%	0.0%	11.4%	11.4%	11.4%
		300	2.4%	0.8%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	5.8%	1.1%	0.3%	30.1%	30.1%	30.0%
	0.8	50	9.5%	41.1%	36.9%	0.0%	0.0%	0.0%	3.5%	0.1%	0.0%	8.0%	8.0%	7.3%
		100	43.1%	35.6%	31.0%	0.0%	0.0%	1.0%	8.6%	0.4%	0.0%	23.7%	23.7%	23.7%
		300	30.0%	21.4%	16.3%	0.3%	4.2%	8.2%	21.2%	3.2%	0.5%	42.8%	42.8%	42.1%
	1	50	5.2%	61.1%	60.3%	0.0%	0.0%	0.0%	10.0%	0.2%	0.1%	10.0%	10.0%	10.0%
		100	70.8%	63.2%	57.1%	0.0%	0.0%	1.6%	19.7%	2.6%	0.0%	27.6%	27.6%	27.1%
		300	62.0%	54.1%	49.0%	0.6%	9.9%	23.2%	27.3%	3.9%	0.0%	57.0%	57.0%	56.6%
6	0.2	50	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%
		100	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%
		300	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	4.0%	4.0%	4.0%
	0.5	50	4.9%	11.6%	10.2%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	1.1%	0.0%	3.3%	3.3%	3.3%
		100	10.8%	6.5%	3.4%	0.0%	0.0%	0.0%	1.0%	0.1%	0.0%	10.4%	10.4%	10.3%
		300	1.8%	0.0%	0.0%	0.0%	0.8%	0.8%	8.1%	0.1%	0.1%	32.2%	32.2%	31.5%
	0.8	50	15.6%	44.9%	39.3%	0.0%	0.0%	0.0%	4.1%	1.3%	0.5%	10.7%	10.7%	10.7%
		100	41.5%	33.3%	27.6%	0.0%	0.1%	0.5%	9.7%	2.8%	0.2%	23.9%	23.9%	23.7%
		300	33.7%	21.9%	17.8%	0.0%	5.8%	9.8%	14.4%	3.3%	0.1%	38.3%	38.3%	37.8%
	1	50	17.2%	65.6%	67.1%	0.0%	0.0%	0.0%	13.2%	1.1%	0.0%	13.2%	13.2%	13.2%
		100	81.5%	72.4%	68.7%	0.0%	0.1%	0.8%	26.0%	1.0%	0.0%	39.7%	39.7%	39.6%
		300	55.0%	46.9%	37.6%	0.1%	8.2%	10.9%	19.9%	4.4%	0.4%	47.3%	47.3%	44.6%

Tablo 8. Baslangıç Kümelerine Ait Ülkeler

1930 ve 1940	Almanya, Amerika Birleşik Devletleri, Arjantin, Avustralya, Avusturya, Belçika, Birleşik Krallık, Brezilya, Danimarka, Ekvator, Finlandiya, Fransa, Guatemala, Güney Afrika, Hindistan, Hollanda, İrlanda, İspanya, İsveç, İsviçre, İtalya, Japonya, Kanada, Kolombiya, Kosta Rika, Meksika, Norveç, Peru, Portekiz, Sri Lanka, Şili, Türkiye, Uruguay, Venezuela, Yeni Zellanda, Yunanistan
Avrupa	Avusturya, Belçika, Danimarka, Finlandiya, Fransa, Almanya, İtalya, Hollanda, Norveç, İsveç, İsviçre, Birleşik Krallık, İrlanda, Yunanistan, Portekiz, İspanya, Arnavutluk, Bulgaristan, Macaristan, Polonya, Romanya
G7	Kanada, Fransa, Almanya, İtalya, Japonya, Birleşik Krallık, Amerika Birleşik Devletleri
S&P	Brezilya, Şili, Kolombiya, Meksika, Peru, Macaristan, Polonya, China, Hindistan, Filipinler, Tayland, Tayvan, Malezya, Türkiye, Mısır, Fas, Güney Afrika

Tablo 9. Yakınsama Kulübü Sayıları (%1 anlamlılık düzeyi)

Veri / T / N	Yöntem	# 2	# 3	# 4	# 5	# 6	# 7	# 8	# 9	# 10	# 11
	adf	35	12								
1930	gls	22	8	1							
T=81	kpss	162	351	444	347	163	41	4			
N=36	HF.M	16	2								
	HF.G	38	31	20	7	1					
	adf	57	22	2							
1940	gls	61	40	17	2						
T=71	kpss	157	392	701	948	955	694	351	117	23	2
N=36	HF.M	10									
	HF.G	27	9	2							
1950	adf	109	13								
T=59	gls	74	14								
N=141	HF.M	96	37	12	2						
	HF.G	132	65	21	3						
	adf	16									
Avrupa + G7	gls	-									
T=61	kpss	105	218	287	251	145	53	11	1		
N=26	HF.M	9									
	HF.G	22	12	5	1						
	adf	20									
Avrupa + S&P	gls	3									
T=61	kpss	204	607	1171	1552	1431	912	391	106	16	1
N=38	HF.M	15	2								
	HF.G	31	14	5	1						
	adf	14									
G7 + S&P	gls	3									
T=61	kpss	94	206	300	289	178	66	13	1		
N=26	HF.M	6									
	HF.G	16	3								

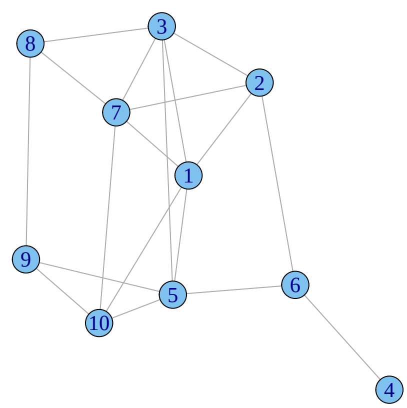
Tablo 10. Yakınsama Kulübü Sayıları (%5 anlamlılık düzeyi)

Veri / T / N	Yöntem	# 2	# 3	# 4	# 5	# 6	# 7	# 8
	adf	75	49	11	1			
1930	gls	59	47	16	2			
T=81	kpss	91	119	88	35	6		
N=36	HF.M	16	2					
	HF.G	38	31	20	7	1		
	adf	100	113	60	18	2		
1940	gls	103	171	170	104	37	6	
T=71	kpss	81	98	77	38	10	1	
N=36	HF.M	10						
	HF.G	27	9	2				
1950	adf	322	231	64	4			
T=59	gls	352	396	225	82	20	2	
N=141	HF.M	96	37	12	2			
	HF.G	132	65	21	3			
	adf	37	5					
Avrupa + G7	gls	5						
T=61	kpss	55	65	52	27	8	1	
N=26	HF.M	9						
	HF.G	22	12	5	1			
	adf	38	14					
Avrupa + S&P	gls	11						
T=61	kpss	111	190	208	146	65	17	2
N=38	HF.M	15	2					
	HF.G	31	14	5	1			
	adf	27	9					
G7 + S&P	gls	6						
T=61	kpss	50	56	41	17	3		
N=26	HF.M	6						
	HF.G	16	3					

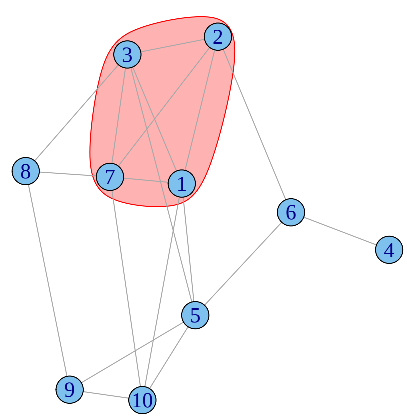
Tablo 11. Yakınsama Kulübü Sayıları (%10 anlamlılık düzeyi)

Veri / T / N	Yöntem	# 2	# 3	# 4	# 5	# 6	# 7	# 8	# 9
	adf	106	127	62	8				
1930	gls	110	182	187	123	49	11	1	
T=81	kpss	56	37	11	1				
N=36	HF.M	16	2						
	HF.G	38	31	20	7	1			
	adf	132	239	235	141	48			
1940	gls	141	262	276	172	58	8		
T=71	kpss	44	22	4					
N=36	HF.M	10							
	HF.G	27	9	2					
1950	adf	550	735	548	302	115	22	1	
T=59	gls	725	1594	2055	1639	810	246	44	4
N=141	HF.M	96	37	12	2				
	HF.G	132	65	21	3				
	adf	60	33	4					
Avrupa + G7	gls	17	1						
T=61	kpss	33	24	11	2				
N=26	HF.M	9							
	HF.G	22	12	5	1				
	adf	62	39	5					
Avrupa + S&P	gls	37	2						
T=61	kpss	60	47	16	1				
N=38	HF.M	15	2						
	HF.G	31	14	5	1				
	adf	42	27	7	1				
G7 + S&P	gls	16							
T=61	kpss	24	10	1					
N=26	HF.M	6							
	HF.G	16	3						

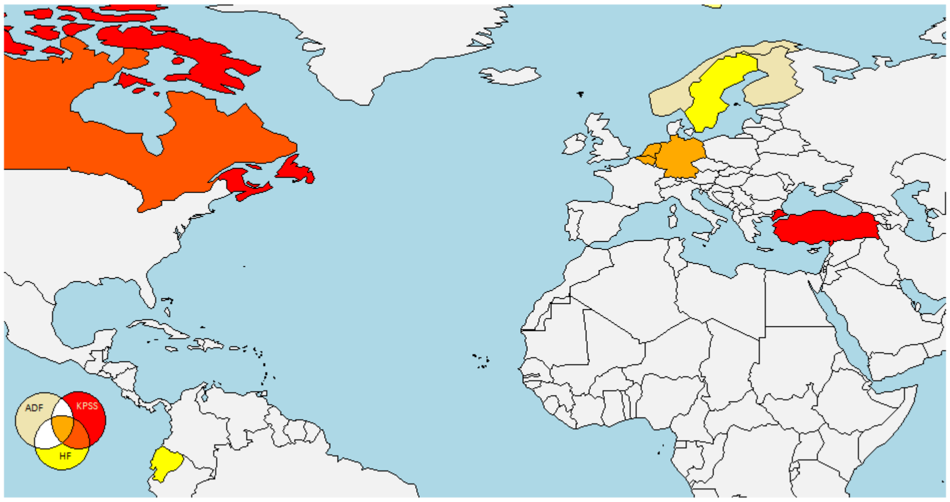
6.2. Şekiller



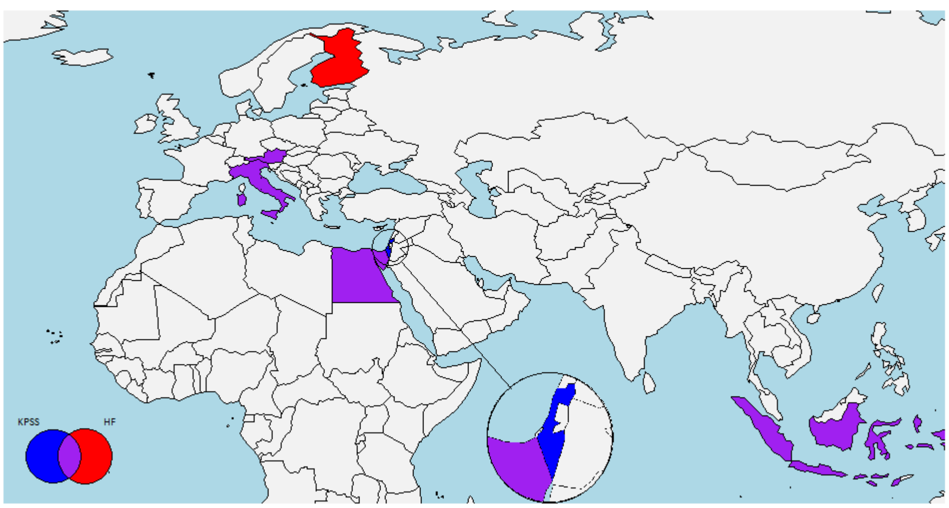
Şekil 1. Basit bir yönsüz çizge örneği



Şekil 2. Basit bir en yüksek hizip örneği



Şekil 3. Kulüp Örnekleri: 1930



Şekil 4. Kulüp Örnekleri: Avrupa + S&P

6.3. HF algoritması için özel durum

HF algoritmasına ait özel durumu bir örnekle açıklamaya çalışacağız. HF metodunu kullanarak $N = \{1, 2, \ldots, 20\}$ ülke listesinde yakınsama kulüperini tespit etmeye çalıştığımızı varsayalım. Analizin ilk aşamasında, öncelikle listedeki tüm ikililere test uygulanacaktır. Bunların arasından en yüksek p değerine sahip ikilinin 17 ve 20 numaralı ülkeler ile elde edildiğini varsayalım. Böyle bir durumda bir sonraki aşamada, 17 ve 20 numaralı ülkeleri içeren tüm 3'lü alt kümelere panel test uygulanacak ve bunun için de 3'lülerin tüm ardışık ikililerin farklarından panel oluşturulacaktır. Bu testlerden ilkini düşünecek olursak $\{1, 17, 20\}$ ülkeleri için $[Z'_{1,17}, Z'_{17,20}]$ matrisine panel test uygulanacaktır. Eğer panelin yakınsaklığı reddedilemezse, başka bir deyişle, $Z_{1,17}$ ve $Z_{17,20}$ serileri yakınsak olarak olarak tespit edilirse bu üç ülke ile analiz devam edecektir.

Şimdi ülkelerin sıralarını karıştırdığımızı ve yeni listede 1, 17 ve 20 numaralı ülkelerin yeni indislerinin sırasıyla 5',2' ve 9' olduklarını varsayalım. Böyle bir durumda HF metodunu uygularsak başlangıç ikilisi olarak en yüksek p değerini elde ettiğimiz 2' ve 9' numaralı ülkeler seçilecektir. Bir sonraki adımda tüm üçlü alt kümeler test edilecek ve sıra 5' numaralı ülkeye gelindiğinde oluşturulacak ardışık ikili farklar paneli $[Z'_{2',5'}, Z'_{5',9'}]$ olacaktır. Yani diğer numaralandırma sistemine göre $[Z'_{1,17}, Z'_{17,20}]$ matrisini değil $[Z'_{1,17}, Z'_{1,20}]$ matrisini test ediyor olacağız ve bu iki matris de beklendiği üzere farklı p değeri üretecektir. Bu durum farklılıklara sebep olabilecektir ancak böyle bir farkın olabilmesi için üretilen p değerlerinin, anlamlılık düzeyinin biri daha büyük diğeri daha küçük olacak şekilde, farklı taraflarında olması gerekmektedir. Böylesi bir durum özellikle, kulüp üyeleri bir bir arttırıldığı için, son ülke eklenirken ve algoritmanın durmaya yakın olduğu durumda test edilen panellerde sorun çıkarabilir, zira panele yapılan test sonucu, anlamlılık düzeyine yakın olacak ve bu da, p değerinin anlamlılık düzeyinin hangi tarafına düştüğüne bağlı olarak, test edilen kulübün yakınsak olarak tespit edilmemesine veya ülkenin başka bir kulübe dahil edilmesine (ya da hiçbir kulübe dahil edilememesine) yol açacaktır.

TÜBİTAK
PROJE ÖZET BİLGİ FORMU

Proje Yürütücüsü:	Prof. Dr. MUSTAFA EGE YAZGAN
Proje No:	113K757
Proje Başlığı:	Ekonomik Büyümede Yakınsama Kulüplerinin Kesirli Tümleşme Ve En Büyük Hizip Algoritması İle Testi
Proje Türü:	1001 - Araştırma
Proje Süresi:	12
Araştırmacılar:	
Danışmanlar:	THANASİS STENGOS (Yurt Dışı)
Projenin Yürütüldüğü Kuruluş ve Adresi:	KADİR HAS Ü.
Projenin Başlangıç ve Bitiş Tarihleri:	15/03/2014 - 15/03/2015
Onaylanan Bütçe:	42760.0
Harcanan Bütçe:	21444.22
Öz:	Büyüme iktisadı çerçevesinde geliştirilen yakınsama hipotezi ülkeler arasındaki gelişmişlik farklarının geçici olduğunu ve eninde sonunda gelişmekte olan ülkelerin gelişmişlerin düzeyine erişeceğini öne sürer. Yakınsama kulüpleri hipotezi ise, bu yakınsamanın sadece belli ortak özelliklere sahip ülkeler arasında olabileceğini öne sürmektedir. Bu projede, ikişerli yakınsama testi yöntemi en yüksek hizip algoritması ile birleştirerek, yeni bir yakınsama kulübü bulma yöntemi önerilmiştir. Yeni geliştirilen bu yöntem, literatürde yakınsama kulubü bulmak amacıyla izlenen bir çok yöntemin aksine, herhangi bir önkabüle dayanmadan içsel bir biçimde yakınsama kulüpleri bulmayı amaçlamaktadır. Yöntem, aynı özelliğe sahip olan bir başka algoritma ile bir Monte Carlo simülasyon çalışması dahilinde karşılaştırılmıştır. Ayrıca, her iki yöntem ile 141 ülkenin kişi başına gelir serilerinin olduğu bir veri setinin tamamı ve bazı alt gruplarına uygulanarak elde edilen sonuçlar incelenmiştir. Monte Carlo çalışması çerçevesinde elde edilen sonuçlar incelendiğinde, yeni geliştirilen yöntemin belli bazı durumlarda karşılaştırılan algoritmadan daha başarılı sonuçlar verdiği gözlenmiştir. Monte Carlo çalışması çerçevesinde sunulan katkıya ek olarak, gerçek veri uygulamaları çerçevesinde, yakınsama kulüplerinin varlığına dair yeni kanıtlar sunulmuş ve literatürde elde edilen sonuçlar kuvvetlendirilmiştir.
Anahtar Kelimeler:	Büyüme İktisadı, Yakınsama Hipotezi, Yakınsama Kulüpleri, En Yüksek Hizip Algoritması.
Fikri Ürün Bildirim Formu Sunuldu Mu?:	Hayır