

Teknik Ek: Dünya İstihdam ve Sosyal Görünüm: Eylül 2024 Güncellemesi

İşgücü geliri payı tahminleri

Model, işgücü gelir payının tam bir panel veri setini tahmin etmektedir. Bu amaçla, Birleşmiş Milletler İstatistik Bölümü'nden (UNSD) alınan ulusal hesaplar verileri ile ILO Uyumlaştırılmış Mikro Veri koleksiyonundan alınan işgücü geliri verileri birleştirilmiştir. Ulusal hesaplar verileri veya mikro veriler mevcut olmadığında, tahminler eksik verileri impute etmek için bir regresyon analizine dayanmaktadır. İmputasyon, temel ekonomik ve işgücü piyasası değişkenleri açısından benzer olan ülkelere dayanmaktadır.

Metodoloji iki adımdan oluşmaktadır. İlk adım, ekonomi literatüründe uluslararası karşılaştırılabilirlik için çok önemli bir unsur olarak kabul edilen serbest meslek sahiplerinin işgücü gelirine göre ayarlanmış işgücü gelir payını hesaplamaktır. Bunu başarmak için,¹ adresindeki detaylı istihdam durumu verileri kullanılarak serbest meslekler üç gruba ayrılmıştır: kendi hesabına çalışanlar, katkıda bulunan aile çalışanları ve işverenler. Ayrıca, her bir serbest meslek grubunun çalışanlara göre işgücü geliri, mikro verilerin regresyon analizine dayalı olarak tahmin edilmektedir. Elde edilen tahmin, toplam gelirin emeğe tahakkuk eden payına karşılık gelmektedir:

$$\text{İşgücü gelir payı} = \frac{\text{İşgücü geliri}}{\text{Gayri safi yurtiçi hasıla}}$$

İkinci adımda, mikro verilere dayalı bir hesaplamanın mümkün olmadığı her ülke ve yıl için bir işgücü geliri payı hesaplanmaktadır. 2004-2019 yılları için tahminler, ilgili ortak değişkenlerle birlikte ülke sabit etkilerini (1. adımdaki mikro verilerle birlikte işgücü geliri tahminlerinin mevcut olduğu durumlarda) veya bölge sabit etkilerini (1. adımdaki mikro verilerle birlikte işgücü geliri tahminlerinin mevcut olmadığı durumlarda) içeren regresyonlar kullanılarak elde edilmiştir. Tahmin hatasını en aza indiren modeli seçmek için 2020 yılı ve ardından 2021 yılı için ayrı bir çapraz doğrulama yaklaşımı kullanılır. 2022 yılı için model tahminleri, 2019'a kadar olan yıllar ve 2019 dahil olmak üzere aynı yaklaşım kullanılarak (aynı modeller kullanılarak) hesaplanır. Son olarak, 2023 ve 2024 yılları için, mevcut UNSD verileri yalnızca 2022 yılına kadar mevcut olduğundan, makroekonomik veriler, ücretler,² ve diğer işgücü göstergeleri ile birlikte ülke sabit etkileri değerleri tahmin etmek için kullanılır. Ayrıca, bir grup ülke için, 2024Q1'e kadar düzeltilmemiş işgücü gelir payına ilişkin OECD verileri mevcuttur ve bu veriler model girdisi olarak kullanılmaktadır.

İşgücü gelirin cinsiyete göre ayrıştırılması

İşgücü geliri payı tahmin prosedüründen, örneklemdeki tüm işçiler için emsal işgücü geliri mikro (bireysel kayıt) düzeyde tahmin edilmektedir. Mikro düzeyde emsal işgücü gelirine sahip olmak, tüm bireysel kayıtları cinsiyete göre toplulaştırarak kadın ve erkeklerin işgücü geliri tahminlerinin ayrı ayrı üretilmesini sağlar.

¹ İmputasyon metodolojisinin tam açıklaması için [ILO 2019](#)'a bakınız.

² Yakında yayınlanacak olan ILO Küresel Ücret Raporundan.

Mikro veriler mevcut olmadığında, tahminler gerekli verileri impute etmek için regresyon modellerine dayanmaktadır. 2004-2019 yılları için tahminler, ilgili ortak değişkenlerle birlikte ülke sabit etkileri (en az bir mikro veriye dayalı değerlerin mevcut olduğu durumlarda) veya bölge sabit etkileri (gözlemlerin mevcut olmadığı durumlarda) içeren modeller kullanılarak elde edilmiştir. Tahmin hatasını en aza indiren modeli seçmek için 2020 yılı ve ardından 2021 yılı için ayrı bir çapraz doğrulama yaklaşımı kullanılmıştır. 2022 yılı için model tahminleri, 2019'a kadar olan yıllar için uygulananlarla aynı metodoloji kullanılarak (aynı modeller kullanılarak) hesaplanır. Son olarak, 2023 ve 2024 yılları için makroekonomik veriler, ücretler,³ ve diğer işgücü göstergeleri ile birlikte ülke sabit etkileri değerleri tahmin etmek için kullanılır.

Teknoloji ve işgücü gelir payı

Ampirik strateji

Teknolojik yenilikler ve işgücü gelir payı arasındaki ilişkiyi analiz etmek için bir SVAR (Yapısal Vektör Oto Regresyon) modeli kullanılmıştır. Bu model sınıfı, birbiriyle ilişkili ekonomik değişkenlerin ortak dinamiklerinin karakterize edilmesini sağlar. Tanımlama şemaları olarak da bilinen bir dizi kısıtlama ile, tahmin edilen Vektör Oto Regresyon modellerinden altta yatan yapısal ekonomik şoklar tahmin edilebilir. [Galí 1999](#) tarafından öncülük edilen bir yöntemi takiben, teknoloji şoklarını tanımlamak için uzun dönem kısıtlamaları kullanılmaktadır. Bu yöntemin arkasındaki temel varsayım, yalnızca teknolojik değişikliklerin verimlilik üzerinde uzun dönemli bir etkiye sahip olacağıdır. Bu tanımlama şeması, teknoloji şoklarını tahmin etmek için yaygın olarak kullanılmaktadır.⁴

Kullanılan veriler 2003'ten 2019'a kadar uzanmaktadır ve⁵ 36 ülkeden oluşan bir örneklemle⁶ her bir yıl için veri mevcuttur. İlgilenilen değişkenler sabit SAGP doları cinsinden GSYH, düzeltilmemiş işgücü gelir payı (yalnızca çalışanların ücretleri), istihdam ve çalışılan saattir. Veriler Dünya Bankası (GSYH), UNSD (işgücü gelir payı) ve ILOSTAT (istihdam ve çalışılan saat) kaynaklıdır. Düzeltilmemiş işgücü geliri payı, gelir yaklaşımına dayalı olarak çalışanların ücretlerinin Gayri Safi Yurtiçi Hasılaya bölünmesiyle hesaplanır.⁷ ILO'nun modellenmiş tahminlerinden elde edilen düzeltilmiş işgücü geliri payına (serbest meslek sahiplerinin işgücü gelirini hesaba katan) ilişkin veriler, önemli ölçüde imputasyon gerektirdiğinden ve gerekli veriler genellikle her yıl için mevcut olmadığından kullanılmamıştır. Son olarak, işgücü verimliliği GSYH'nin toplam çalışılan saate bölünmesiyle hesaplanmıştır.

³ Yakında yayınlanacak olan ILO Küresel Ücret Raporundan.

⁴ Dışsal ekonomik şokların tahminlerinde yaygın olduğu gibi, hem genel olarak SVAR modellerinde (örneğin bkz. [Forni ve Gambetti 2014](#)) hem de teknoloji şoklarını belirlemek için kullanılan uzun dönem kısıtlamalarında (örneğin bkz. [Erceg, Gust, Guerrieri 2005](#)) bilinen sınırlamalar vardır.

⁵ İşgücü gelir payı için kullanılan zaman serisi 2004 yılından başlamaktadır. Teknoloji şoklarını belirlemek için 2003'ten 2019'a kadar olan dönem kullanılmıştır.

⁶ Dahil edilen ülkeler (ağırlıklı olarak yüksek gelirli ekonomiler) şunlardır: Avusturya, Belçika, Bulgaristan, Kanada, İsviçre, Kıbrıs, Almanya, Danimarka, İspanya, Estonya, Finlandiya, Fransa, Birleşik Krallık, Yunanistan, Hırvatistan, Macaristan, İrlanda, İzlanda, İtalya, Kore Cumhuriyeti, Litvanya, Lüksemburg, Letonya, Moldova Cumhuriyeti, Meksika, Mauritius, Hollanda, Norveç, Polonya, Portekiz, Paraguay, Slovenya, İsveç, Türkiye, Amerika Birleşik Devletleri ve Güney Afrika.

⁷ Gelir yaklaşımına göre ölçülen gayri safi yurtiçi hasıla (bazen gayri safi yurtiçi gelir olarak da adlandırılır) tanım gereği diğer yaklaşımlarla (üretim yaklaşımı veya harcama yaklaşımı) ölçülen gayri safi yurtiçi hasıla ile aynı olmalıdır. Uygulamada ölçüm hatası nedeniyle farklılık gösterebilirler, ancak bu farklılıklar genellikle küçüktür.

İlk adımda, işgücü verimliliği ve toplam çalışılan saat (her ikisi de doğal logaritma olarak) uzun dönem kısıtlamalarına sahip iki değişkenli bir SVAR modeli kullanılarak her bir ülke için teknoloji şokları tahmin edilir.⁸ İkinci adımda, ilgili değişkenlerin tahmin edilen şoklara ortalama tepkilerini üretmek için yerel projeksiyonlar kullanılır.^{9 10} Bu kümülatif etki tepki fonksiyonları (cIRF'ler, Şekil 3 ve Şekil 4'te çizilmiştir), ilgili değişkenin bir teknoloji şokuna tepkisini temsil eder. cIRF'ler için, şokun büyüklüğünün tahminin bir standart sapması olduğu varsayılmaktadır. Bu, literatürdeki yaygın uygulamadır ve şok için başka bir ölçek seçmek, ilgilenilen tüm değişkenler üzerindeki etkiyi yalnızca aynı derecede değiştirecektir.

Sağlamlık kontrolü olarak, uygulama çeyreklik veriler (2003Q1 ila 2019Q4) kullanılarak tekrarlanmıştır. İstihdam ve çalışılan saat için ILOSTAT verileri kullanılırken, GSYH (sabit ulusal para birimi cinsinden) ve düzeltilmemiş işgücü geliri payı için OECD verileri kullanılmıştır. Bu durumda, gerekli verilere sahip ülke sayısı 25'e düşmektedir. Yıllık verilerin kullanılması uzun dönemli tanımlama şeması için uygun olsa da, üç aylık verilerin kullanılması faydalı bir sağlamlık kontrolü sağlamaktadır. Bunun nedeni, tahmin edilen teknoloji şoklarının, yıllık verilerle tahmin edilmelerine kıyasla ekonomik şoklara dinamik sistem tepkileri içerme olasılığının daha düşük olmasıdır. Üç aylık spesifikasyonların sonuçları¹¹ genel olarak benzerdir. Bir teknoloji şokunun etki anında üretkenliği ve çıktıyı artırdığı ve bu etkinin ilk şoktan dört yıl (16 çeyrek) sonra da devam ettiği tahmin edilmektedir. İşgücü girdisi ölçütleri etki anında azalmakta ve daha sonra toparlanmaktadır. Son olarak, işgücü geliri payı etki anında düşmekte ve dört yıl sonra da düşük kalmaktadır.¹²

Sonuçların tartışılması

Ampirik modelin ana sonucu, örnek ülkeler için 2003'ten 2019'a kadar tahmin edilen teknoloji şoklarının, ortalama olarak, orta vadede (4 yıl) devam eden işgücü gelir payında bir düşüşe neden olduğudur.¹³ Ancak bu bulgu, genel olarak teknolojik ilerlemenin veya özellikle yapay zekanın geliştirilmesinin mutlaka bu etkiye sahip olacağı anlamına gelmemektedir.

Bu bulguları [Acemoğlu ve Restrepo 2018](#) tarafından geliştirilen teorik model ışığında değerlendirmekte fayda vardır. Bu modelde, teknolojik değişikliklerin emek geliri payı üzerindeki etkileri, yeniliğin türüne ve modelin parametrisasyonuna göre büyük ölçüde farklı olabilmektedir. Örneğin, otomasyondaki gelişmeler işgücü payını azaltırken, (nispeten daha fazla işgücü gerektiren) yeni görevlerin yaratılması tam tersi etkilere sahip olacaktır. Son olarak

⁸ Birim kök testleri tarafından yönlendirilen değişkenlerin farklılıklarını kullanıyoruz. Birim kök testleri birkaç örnekte ülkeler arasında farklı sonuçlar göstermiştir. Yine de sonuçların çoğunluğu tarafından önerilen spesifikasyonu kullanıyoruz. Bir gecikmeli bir model kullanıyoruz, çünkü bu istatistiksel seçim kriterleri tarafından en sık seçilen gecikme uzunluğudur. Modele daha fazla gecikme eklemek sonuçları büyük ölçüde değiştirmemektedir.

⁹ Bu durumda yerel projeksiyon yönteminin en önemli avantajı, panel için geçerli güven aralıkları türetebilmemizdir. Daha fazla bilgi için bkz: [Jordà 2023](#) ve [Jordà 2005](#).

¹⁰ Yerel projeksiyonlar, her değişken için aynı verilerin kullanıldığından emin olmak amacıyla 2005-2019 örneklemini kullanarak tahmin edilmiştir.

¹¹ Gecikme seçimi için istatistiksel kriterlerin dağılımını göz önüne alarak ve kıyaslama spesifikasyonu ile karşılaştırılabilirlik için 4 gecikme kullanıyoruz.

¹² Dikkate değer farklılıklar, 2nd ve 3rd yıllarında işgücü geliri payındaki düşüşün önemli olmaması ve ilk olumsuz etkiden sonra işgücü girdisi ölçümlerine ilişkin tahminlerin sıfıra yakın olması ve hatta etkiden bir ve iki yıl sonra hafif pozitif olmasıdır.

¹³ Aslında, hem üç aylık hem de yıllık spesifikasyonlarda işgücü geliri payındaki düşüş daha uzun süre devam etmektedir. Bununla birlikte, daha uzun ufuklarda etkileri tahmin etmek için daha az gözlem mevcut olduğundan beklenebileceği gibi, ufuk genişledikçe hata artmaktadır.

Faktör artırıcı teknolojik değişikliklerin (sermaye veya işgücü) işgücü gelir payı üzerindeki etkileri, sermaye ve işgücü arasındaki ikame esnekliğine bağlı olacaktır.

Bu bağlamda, sonuçlar, gözlem dönemi için ortalama etkinin otomasyonunkiyle tutarlı olduğunu göstermektedir.¹⁴ 2003-2019 döneminde yaşanan teknolojik ilerlemenin dijital teknolojilerin gelişimiyle güçlü bir şekilde bağlantılı olduğu göz önüne alındığında, bu kanıt bir referans olarak faydalıdır. Bununla birlikte, hem yapay zekanın üretkenlik üzerindeki etkisinin büyüklüğü hem de onu yönlendiren yeniliklerin türü oldukça belirsiz olduğundan, analiz etkilerini simüle etmeyi amaçlamamaktadır.

Son olarak, bu düzeneğin eldeki soruyu incelemek için uygun olduğu düşünülse de, daha fazla çalışma faydalı olacaktır. Örneğin, SVAR'ın bilgi yeterliliğinin test edilmesi ve gerekirse bilgi setinin artırılması ([Forni ve Gambetti 2014](#) tarafından önerildiği gibi) bulguların sağlamlığını güçlendirecektir. Benzer şekilde, ampirik stratejinin daha genel bir hedef olan teknoloji şokları yerine özellikle otomasyon şoklarını hedef alacak şekilde uyarlanması ([Bergholt vd., 2022](#)'de olduğu gibi) karşılaştırma için ilginç bir temel sağlayacaktır. Bu alıştırmalar mevcut çalışmanın kapsamı dışındadır ve gelecekteki çalışmalara bırakılmıştır.

İstihdam eğitim veya öğretimde olmayan gençlerin payına ilişkin tahminler

Modelin hedef değişkeni, istihdam, eğitim veya öğretimde olmayan (NEET) gençlerin (15-24 yaş arası) payıdır:

$$\text{NEET payı} = \frac{\text{İstihdam, eğitim veya öğretimde olmayan}}{\text{gençler Genç nüfus}}$$

Tahmin prosedürü, en iyi sözde örneklem dışı performansla sahip regresyon modellerini seçmek için çapraz doğrulamayı kullanır. NEET modeli, tüm demografik grupları regresyonda kontrol olarak uygun kategorik değişkeni kullanarak ortaklaşa tahmin eder çünkü gruplar birbirine bağlıdır ve veri kullanılabilirliği kısıtlımlar arasında kabaca aynıdır. Model, işsizlik, işgücüne katılım ve okula kayıt oranları hakkındaki bilgileri regresyonlara dahil etmektedir (ekonomik ve demografik faktörleri yansıtmak için diğer değişkenlerle birlikte kullanılır). En az bir veri noktası olan ülkeler için bir regresyon modeli ve mevcut verisi olmayan ülkeler için ikinci bir model bulunmaktadır.

¹⁴ Bununla birlikte, ampirik spesifikasyon, etkileri teorik tipolojiye göre ayrı ayrı tanımlamamıza izin vermemektedir, bu nedenle uygun parametreleme ile birlikte bir itici güç olarak teknolojik değişimi artıran faktörü göz ardı edemeyiz.