**Giriş**

Elektrik, tüketildiği anda üretilmesi gereken bir enerji türüdür. Bu nedenle, üretimi ve tüketimi dengede tutmak önemlidir. Sistem operatörleri, sistemi dengede tutmak için yukarı yönlü düzenlemeler (üretimi artırma/tüketimi azaltma) ve aşağı yönlü düzenlemeler (üretimi azaltma/tüketimi artırma) kullanır. Bir dönem boyunca aşağı yönlü düzenleme ve yukarı yönlü düzenleme arasındaki farka dengesizlik denir. Dengesizlik pozitif veya negatif olabilir. Pozitifse, elektrik sisteminde enerji fazlası olduğu anlamına gelir. Negatifse, enerji açığı olduğu anlamına gelir. Eğer 0 ise, sistem dengededir.

Bu case study'de Jupyter Notebook kullanarak hem markdownlar hem de kod ve çıktılarıyla rapor tarzında bir çalışma tamamladık. Çıktıları, yorumları hem bu raporda hem de Jupyter Notebook dosyasında inceleyebilirsiniz.

Birinci amacımız enerji dengesizliği yönü için sezgisel tahminlerin performansını göstermekti. Bu amaçla, şu adımları takip edeceğiz:

1. EPIAS'tan dengesizlik yönü verilerinin çekilmesi.
2. "Sistem dengesizlik yönü saat t'nin sistem yönü saat t-3 ile aynıdır" şeklindeki sezgisel kuralın performansının değerlendirilmesi.
3. Üç periyot ileri için sistem dengesizlik yönünü tahmin etmek üzere bir makine öğrenimi modeli tasarlanması ve bu modelin performansının değerlendirilmesi

**Veri Toplama**

EPIAS'tan dengesizlik yönü verilerini çekmek için Python'un **requests** kütüphanesini kullandık. Bu süreçte, şu URL'yi kullandık:

https://seffaflik.epias.com.tr/transparency/service/market/smp?endDate=2022-11-01&startDate=2022-01-01

Bu isteğin yanıtı, her saat için sistem yönü (**smpDirection**) ve tarih (**date**) içeren **body** içinde **smpList** adlı bir JSON formatında verilir. Örneğin, 2022-01-01 00:00 için sistem yönü "YAT" olarak belirtilmiştir. Bu veriyi daha sonra pandas DataFrame formatına dönüştürdük ve çeşitli görselleştirme yöntemleri ile veriyi inceledik.

**Heuristik Yöntem**

Bu bölümde, t-3 heuristik yöntemini kullanarak sistem dengesizlik yönünü tahmin etmeye çalıştık. Bu yöntem, "Sistem dengesizlik yönü saat t'nin sistem yönü saat t-3 ile aynıdır" şeklindeki sezgisel bir kuralı takip eder. Bu yöntemin performansını değerlendirmek için şu adımları takip ettik:

a) 2022-01-01 ve 2022-12-31 tarihleri arasındaki tüm verileri dikkate alarak heuristik yöntemin doğruluğunu hesapladık.

Sezgisel kuralın performansı: 79.76%

b) 2022 yılı için her saatlik dilimde heuristik yöntemin doğruluğunu hesapladık.

çizelge içeren bir resim

Açıklama otomatik olarak oluşturuldu

c) 2022 yılı için her ayın her saatlik diliminde heuristik yöntemin doğruluğunu hesapladık.

çizelge içeren bir resim

Açıklama otomatik olarak oluşturuldu

d) Bu heuristik yöntemin performansı hakkında yorum yaptık.

***Saatlik Performans***

Sezgisel kuralın saatlik performansı grafiği, kuralın bazı saatlerde daha iyi performans gösterdiğini göstermektedir. Özellikle, saat 17'de en yüksek doğruluk oranına (%86.6) ulaşılırken, saat 9'da en düşük doğruluk oranıyla (%73.7) karşılaşılmaktadır. Bu, enerji talebinin ve arzının belirli saatlerde daha öngörülebilir olduğunu ve kuralın bu saatlerde daha başarılı olduğunu gösteriyor olabilir

***Aylık Bazda Saatlik Performansın***

Aylık bazda saatlik performansın ısı haritası, sezgisel kuralın belirli aylarda ve saatlerde nasıl performans gösterdiğini göstermektedir. Özellikle, 2. ayın saat 9'unda %100 doğruluk elde edilirken, 3. ayda ortalama olarak çok iyi tahminler yapılmış ve neredeyse hepsi %90 üzerinde doğruluk sağlanmıştır. Bununla birlikte, 4. ay, sezgisel kuralın en kötü performans gösterdiği dönemdir; özellikle saat 9'da %47 doğruluk elde edilmiştir. Bu bulgular, enerji talebi ve arzının belirli aylar ve saatlerde daha öngörülebilir olduğunu gösteriyor olabilir ve bu durum, sezgisel kuralın başarısını etkileyebilir.

**Makine Öğrenimi Modeli**

Bu bölümde, 3 periyot ileri için sistem dengesizlik yönünü tahmin etmek üzere bir makine öğrenimi modeli tasarlamaya çalıştık. Bu amaçla şu adımları takip ettik:

a) EPIAŞ'tan "DGP Talimat REST SERVİSİ" verilerini çektik.

b) 3.a'da çektiğimiz verilerden öznitelikler çıkardık ve de farklı yaklaşımlarla birlikte dışsal veriler ekledik.

c) Her periyot için sistem yönünü tahmin etmek üzere bir tahmin modeli tasarladık. PyCaret AutoML kütüphanesi kullanarak bir LightGBM modeli eğttik.

d) 2022 verilerini kullanarak test ettik ve 2. bölümdeki heuristik yöntemle sonuçlarımızı karşılaştırdık.

Makine öğrenimi modeli, heuristik yönteme kıyasla daha iyi tahminler yaparak enerji dengesizliği yönünü tahmin etmekte başarılı oldu. Bu, makine öğrenimi modelinin daha karmaşık ilişkileri ve örüntüleri öğrenebilme yeteneğinden kaynaklanmaktadır.

**Sonuç**

Bu case study'de, enerji dengesizliği yönünün tahmin edilmesi için hem heuristik bir yöntem hem de makine öğrenimi modeli kullandık. Heuristik yöntem, makul bir doğruluk seviyesi sağlasa da, makine öğrenimi modeli daha iyi tahminler yaparak enerji dengesizliği yönünü tahmin etmekte başarılı oldu.

Makine öğrenimi modelinin performansı, verilerin özelliklerini ve kullanılan algoritmanın doğasını dikkate alarak daha da geliştirilebilir. Ayrıca, farklı saatlerde ve aylarda performansı inceleyerek, modelin belirli zaman dilimlerinde nasıl iyileştirilebileceğine dair önerilerde bulunabiliriz.

Bu çalışma, enerji dengesizliği yönünün tahmin edilmesinde heuristik yöntemlerin ve makine öğrenimi modellerinin kullanılabilirliğini ve etkinliğini göstermektedir. Bu tür tahminler, enerji sektöründe karar vericilere ve enerji tedarikçilerine, enerji dengesizliklerini yönetmek ve enerji sistemlerini daha verimli hale getirmek için önemli bilgiler sunar.