

**T.C.  
SAKARYA ÜNİVERSİTESİ  
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ**

**YAPAY SİNİR AĞI UYARLAMALI PARALEL AKTİF GÜÇ  
FİLTRESİ İLE HARMONİK ELİMİNASYONUNUN  
MATLAB/SIMULINK ORTAMINDA GERÇEKLEŞTİRİLMESİ**

**YÜKSEK LİSANS**

**Merve İLHAN ZENGİNAL**

**Elektrik-Elektronik Mühendisliği Anabilim Dalı**

**Elektrik Mühendisliği Bilim Dalı**

**OCAK 2025**



**T.C.  
SAKARYA ÜNİVERSİTESİ  
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ**

**YAPAY SİNİR AĞI UYARLAMALI PARALEL AKTİF GÜÇ  
FİLTRESİ İLE HARMONİK ELİMİNASYONUNUN  
MATLAB/SIMULINK ORTAMINDA GERÇEKLEŞTİRİLMESİ**

**YÜKSEK LİSANS**

**Merve İLHAN ZENGİNAL**

**Elektrik-Elektronik Mühendisliği Anabilim Dalı**

**Elektrik Mühendisliği Bilim Dalı**

**Tez Danışmanı: Prof. Dr. Uğur ARİFOĞLU**

**OCAK 2025**



Merve İLHAN ZENGİNAL tarafından hazırlanan “Yapay Sinir Ağı Uyarlamalı Paralel Aktif Güç Filtresi ile Harmonik Eliminasyonunun Matlab/Simulink Ortamında Gerçekleştirilmesi” adlı tez çalışması 17.01.2025 tarihinde aşağıdaki jüri tarafından oy birliği ile Sakarya Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Elektrik-Elektronik Mühendisliği Anabilim Dalı Elektrik Mühendisliği Bilim Dalı’nda Yüksek Lisans tezi olarak kabul edilmiştir.

### Tez Jürisi

**Jüri Başkanı :** **Prof. Dr. Uğur ARİFOĞLU** (Danışman) .....  
Sakarya Üniversitesi

**Jüri Üyesi :** **Prof. Dr. Metin VARAN** .....  
Sakarya Uygulamalı Bilimler Üniversitesi

**Jüri Üyesi :** **Dr. Öğr. Üyesi Burhan BARAKLI** .....  
Sakarya Üniversitesi



## **ETİK İLKE VE KURALLARA UYGUNLUK BEYANNAMESİ**

Sakarya Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Lisansüstü Eğitim-Öğretim Yönetmeliğine ve Yükseköğretim Kurumları Bilimsel Araştırma ve Yayın Etiği Yönergesine uygun olarak hazırlamış olduğum “YAPAY SİNİR AĞI UYARLAMALI PARALEL AKTİF GÜÇ FİLTRESİ İLE HARMONİK ELİMİNASYONUNUN MATLAB/SIMULİNK ORTAMINDA GERÇEKLEŞTİRİLMESİ” başlıklı tezin bana ait, özgün bir çalışma olduğunu; çalışmamın tüm aşamalarında yukarıda belirtilen yönetmelik ve yönergeye uygun davrandığımı, tezin içerdiği yenilik ve sonuçları başka bir yerden almadığımı, tezde kullandığım eserleri usulüne göre kaynak olarak gösterdiğimi, bu tezi başka bir bilim kuruluna akademik amaç ve unvan almak amacıyla vermediğimi ve 20.04.2016 tarihli Resmi Gazete’de yayımlanan Lisansüstü Eğitim ve Öğretim Yönetmeliğinin 9/2 ve 22/2 maddeleri gereğince Sakarya Üniversitesi’nin abonesi olduğu intihal yazılım programı kullanılarak Enstitü tarafından belirlenmiş ölçütlere uygun rapor alındığını, çalışmamla ilgili yaptığım bu beyana aykırı bir durumun ortaya çıkması halinde doğabilecek her türlü hukuki sorumluluğu kabul ettiğimi beyan ederim.

(17/01/2025).

Merve İLHAN ZENGİNAL







## TEŞEKKÜR

Lisans, yüksek lisans ve iş hayatım boyunca bilgi ve deneyimlerini benden esirgemeyen, her daim yanımda olan çok kıymetli hocam ve danışmanım Prof. Dr. Uğur Arifoğlu'na teşekkürlerimi sunarım.

Güzel anlarda olduğu gibi zor anlarda da her zaman yanımda olan en büyük destekçim hayat arkadaşım eşime ve hayatıma varlığı ile güç veren birtanecik minik kızıma, emeklerini ve fedakarlıklarını ödeyemeyeceğim beni yetiştiren değerli anneme ve babama, uzakta olsa bile aslında hep yanımda olan canım kardeşime çok teşekkür ederim.

Merve İLHAN ZENGİNAL



## İÇİNDEKİLER

### Sayfa

|                                                          |       |
|----------------------------------------------------------|-------|
| ETİK İLKE VE KURALLARA UYGUNLUK BEYANNAMESİ .....        | v     |
| TEŞEKKÜR .....                                           | ix    |
| İÇİNDEKİLER .....                                        | xi    |
| KISALTMALAR .....                                        | xv    |
| SİMGELER .....                                           | xvii  |
| TABLO LİSTESİ .....                                      | xxi   |
| ŞEKİL LİSTESİ .....                                      | xxiii |
| ÖZET .....                                               | xxvii |
| SUMMARY .....                                            | xxix  |
| 1. GİRİŞ .....                                           | 1     |
| 2. HARMONİKLER .....                                     | 5     |
| 2.1. Harmoniklerin Tanımı ve Temel Kavramları.....       | 5     |
| 2.1.1. Distorsiyon gücü (D).....                         | 5     |
| 2.1.2. Toplam harmonik distorsiyonu (THD) .....          | 6     |
| 2.1.3. Form (Şekil) faktörü.....                         | 7     |
| 2.1.4. Tepe (Crest) faktörü .....                        | 7     |
| 2.1.5. Transformatör K faktörü .....                     | 7     |
| 2.1.6. Distorsiyon güç faktörü.....                      | 7     |
| 2.2. Harmoniklerin Analizi.....                          | 8     |
| 2.3. Harmonik Standartları .....                         | 9     |
| 2.4. Harmonik Kaynakları .....                           | 10    |
| 2.4.1. Jeneratörler.....                                 | 10    |
| 2.4.2. Transformatörler .....                            | 10    |
| 2.4.3. Ark fırınları .....                               | 10    |
| 2.4.4. Gaz deşarjlı aydınlatma.....                      | 10    |
| 2.4.5. Çeviriciler (konvertörler), doğrultucular.....    | 11    |
| 2.4.6. Kesintizi güç kaynakları (UPS).....               | 11    |
| 2.4.7. Statik VAr kompanzatörleri .....                  | 11    |
| 2.4.8. Doğru akım ile enerji nakli .....                 | 11    |
| 2.4.9. Bilgisayarlar .....                               | 12    |
| 2.5. Harmoniklerin Etkileri .....                        | 12    |
| 2.5.1. Temel büyüklüklerde harmoniklerin etkileri .....  | 12    |
| 2.5.1.1. Akım dalgasında harmoniklerin etkisi .....      | 12    |
| 2.5.1.2. Gerilim dalgasında harmoniklerin etkisi .....   | 13    |
| 2.5.1.3. Güç eşitliklerinde harmoniklerin etkisi .....   | 13    |
| 2.5.2. Devre elemanlarına harmoniklerin etkileri .....   | 14    |
| 2.5.2.1. Direnç elemanına harmoniklerin etkisi .....     | 14    |
| 2.5.2.2. Bobin elemanına harmoniklerin etkisi .....      | 14    |
| 2.5.2.3. Kondansatör elemanına harmoniklerin etkisi..... | 15    |
| 2.5.3. Sistemlere harmoniklerin etkileri .....           | 15    |
| 2.5.3.1. Rezonans olayları .....                         | 15    |

|                                                                          |           |
|--------------------------------------------------------------------------|-----------|
| 2.5.3.2. Kondansatörler üzerinde harmonik etkileri .....                 | 18        |
| 2.5.3.3. Devre kesicileri ve sigortalar üzerinde harmonik etkileri ..... | 18        |
| 2.5.3.4. İletkenler üzerinde harmonik etkileri .....                     | 18        |
| 2.5.3.5. Döner makineler üzerinde harmonik etkileri .....                | 18        |
| 2.5.3.6. Transformatörler üzerinde harmonik etkileri .....               | 19        |
| 2.5.3.7. İletim sistemi üzerinde harmonik etkileri.....                  | 19        |
| 2.5.3.8. İletişim hatları üzerinde harmonik etkileri .....               | 19        |
| 2.6. Harmoniklerin Kontrolü .....                                        | 19        |
| <b>3. HARMONİKLERİN FİLTRELENMESİ.....</b>                               | <b>21</b> |
| 3.1. Pasif Filtreler .....                                               | 22        |
| 3.1.1. Seri pasif filtreler.....                                         | 22        |
| 3.1.2. Paralel pasif filtreler .....                                     | 23        |
| 3.1.2.1. Tek ayarlı (bant geçiren) paralel pasif filtreler.....          | 23        |
| 3.1.2.2. Çift ayarlı paralel pasif filtreler .....                       | 25        |
| 3.1.2.3. Sönümlü (yüksek geçiren) paralel pasif filtreler .....          | 26        |
| 3.2. Aktif Filtreler.....                                                | 27        |
| 3.2.1. Paralel aktif filtre.....                                         | 29        |
| 3.2.2. Seri aktif filtre .....                                           | 30        |
| 3.2.3. Birleşik güç kalite düzenleyici .....                             | 31        |
| 3.3. Hibrit Filtreler.....                                               | 31        |
| 3.3.1. Seri aktif filtre – paralel pasif filtre kombinasyonu .....       | 31        |
| 3.3.2. Paralel aktif filtre – paralel pasif filtre kombinasyonu.....     | 32        |
| <b>4. REFERANS İŞARET TAHMİN YÖNTEMLERİ.....</b>                         | <b>33</b> |
| 4.1. Frekans Domeni Teknikleri .....                                     | 33        |
| 4.2. Zaman Domeni Teknikleri .....                                       | 34        |
| 4.2.1. Anlık reaktif güç teoremi .....                                   | 34        |
| 4.2.2. Senkron referans çerçeve yöntemi .....                            | 34        |
| <b>5. YAPAY SINIR AĞLARI.....</b>                                        | <b>37</b> |
| 5.1. Yapay Sinir Ağlarının Tarihi Gelişimi .....                         | 38        |
| 5.2. Biyolojik Sinir Sistemi .....                                       | 39        |
| 5.3. Yapay Sinir Ağı Temel Bileşenleri .....                             | 40        |
| 5.3.1. Girdiler .....                                                    | 40        |
| 5.3.2. Ağırlıklar .....                                                  | 40        |
| 5.3.3. Toplama fonksiyonu.....                                           | 41        |
| 5.3.4. Aktivasyon fonksiyonu .....                                       | 41        |
| 5.3.5. Çıktılar.....                                                     | 42        |
| 5.4. Yapay Sinir Ağı'nın Yapısı .....                                    | 42        |
| 5.5. Yapay Sinir Ağlarının Özellikleri .....                             | 43        |
| 5.5.1. Doğrusal olmama .....                                             | 43        |
| 5.5.2. Paralellik .....                                                  | 43        |
| 5.5.3. Hata toleransı.....                                               | 43        |
| 5.5.4. Öğrenme .....                                                     | 44        |
| 5.5.5. Genelleme .....                                                   | 44        |
| 5.5.6. Gerçekleşme kolaylığı.....                                        | 44        |
| 5.5.7. Uyarlanabilirlik .....                                            | 44        |
| 5.5.8. Analiz ve tasarım kolaylığı .....                                 | 44        |
| 5.6. Yapay Sinir Ağlarının Sınıflandırılması.....                        | 44        |
| 5.6.1. Katman sayısına göre yapay sinir ağları .....                     | 44        |
| 5.6.1.1. Tek katmanlı yapay sinir ağları .....                           | 44        |
| 5.6.1.2. Çok katmanlı yapay sinir ağları .....                           | 45        |

|                                                                                          |            |
|------------------------------------------------------------------------------------------|------------|
| 5.6.2. Yapılarına göre yapay sinir ağları .....                                          | 45         |
| 5.6.2.1. İleri beslemeli yapay sinir ağları .....                                        | 45         |
| 5.6.2.2. Geri beslemeli yapay sinir ağları .....                                         | 48         |
| 5.7. Yapay Sinir Ağlarında Öğrenme .....                                                 | 51         |
| 5.7.1. Danışmanlı öğrenme .....                                                          | 51         |
| 5.7.2. Danışmansız öğrenme .....                                                         | 51         |
| 5.7.3. Takviyeli öğrenme .....                                                           | 52         |
| 5.8. Yapay Sinir Ağlarında Öğrenme Kuralları .....                                       | 52         |
| 5.8.1. Hebb kuralı .....                                                                 | 52         |
| 5.8.2. Hopfield kuralı .....                                                             | 53         |
| 5.8.3. Kohonen kuralı .....                                                              | 53         |
| 5.8.4. Delta kuralı .....                                                                | 53         |
| 5.9. Yapay Sinir Ağlarında Eğitim Algoritmaları .....                                    | 53         |
| 5.9.1. Geri yayılım algoritması (Backpropagation) .....                                  | 53         |
| 5.9.2. Hızlı yayılım algoritması (Quick-Propagation) .....                               | 54         |
| 5.9.3. Eşleştirmeli eğitim algoritması .....                                             | 54         |
| 5.9.4. Levenberg Marquardt algoritması (LM) .....                                        | 54         |
| 5.9.5. Bayesian regularization algoritması (BR) .....                                    | 54         |
| 5.9.6. Ölçekli eşlenik eğitim algoritması (SCG) .....                                    | 54         |
| 5.10. Yapay Sinir Ağının Tasarımı .....                                                  | 55         |
| 5.10.1. Eğitim ve test verilerinin belirlenmesi .....                                    | 55         |
| 5.10.2. Verilerin normalizasyonu .....                                                   | 56         |
| 5.10.3. Gizli katman ve nöron sayılarının belirlenmesi .....                             | 56         |
| 5.10.4. Performans kriterleri .....                                                      | 57         |
| 5.10.5. Eğitimi durdurma kriterleri .....                                                | 57         |
| <b>6. 3 FAZLI – 4 TELLİ SİSTEMLERDE PAGF’NİN YAPAY SİNİR AĞLARI İLE TASARIMI .....</b>   | <b>59</b>  |
| 6.1. Anlık Reaktif Güç Teoremi ile PAGF’nin Matlab/Simulink Ortamında Tasarlanması ..... | 59         |
| 6.2. Yapay Sinir Ağları ile PAGF’nin Matlab/Simulink Ortamında Tasarlanması .....        | 72         |
| 6.2.1. Elman ağı eğitimi .....                                                           | 73         |
| 6.2.2. MLP ağı eğitimi .....                                                             | 76         |
| 6.2.3. RNN ağı eğitimi .....                                                             | 79         |
| 6.2.4. PAGF matlab/simulink modeli .....                                                 | 80         |
| <b>7. SONUÇLAR .....</b>                                                                 | <b>95</b>  |
| <b>KAYNAKLAR .....</b>                                                                   | <b>99</b>  |
| <b>EKLER .....</b>                                                                       | <b>103</b> |
| <b>ÖZGEÇMİŞ .....</b>                                                                    | <b>107</b> |



## KISALTMALAR

|             |                                                                   |
|-------------|-------------------------------------------------------------------|
| <b>AA</b>   | : Alternatif akım                                                 |
| <b>ART</b>  | : Adaptif rezonans sinir ağıları                                  |
| <b>BR</b>   | : Bayesian regularization algoritması                             |
| <b>DA</b>   | : Doğru akım                                                      |
| <b>DPF</b>  | : Distorsiyon güç faktörü                                         |
| <b>FFT</b>  | : Hızlı Fourier dönüşümü (Fast Fourier Transform)                 |
| <b>GRNN</b> | : Genelleştirilmiş regresyon ağıları                              |
| <b>HFKS</b> | : Harmonik filtreli kompanzasyon sistemi                          |
| <b>LM</b>   | : Levenberg-Marquardt algoritması                                 |
| <b>LMS</b>  | : En küçük kareler kuralı (Least mean square)                     |
| <b>LSTM</b> | : Uzun kısa süreli bellek ağı                                     |
| <b>LVQ</b>  | : Öğrenme vektör kuantizasyonu (Learning vector quantization)     |
| <b>MAE</b>  | : Ortalama mutlak hata                                            |
| <b>MAPE</b> | : Ortalama mutlak yüzde hata                                      |
| <b>MLP</b>  | : Çok katmanlı algılayıcı (Multilayer perceptron)                 |
| <b>MPE</b>  | : Ortalama yüzde hata                                             |
| <b>MSE</b>  | : Hataların kareli ortalaması                                     |
| <b>MSPE</b> | : Ortalama yüzde hata kareleri                                    |
| <b>PAGF</b> | : Paralel aktif güç filtresi (Parallel active power filter)       |
| <b>PF</b>   | : Toplam güç faktörü                                              |
| <b>PNN</b>  | : Olasılıksal sinir ağıları                                       |
| <b>RNN</b>  | : Tekrarlayan sinir ağıları (Recurrent neural network)            |
| <b>RTFA</b> | : Radyal tabanlı fonksiyon ağıları                                |
| <b>SAGF</b> | : Seri aktif güç filtresi                                         |
| <b>SCG</b>  | : Ölçekli eşlenik gradyan algoritması (Scaled conjugate gradient) |
| <b>THD</b>  | : Toplam harmonik distorsiyonu                                    |
| <b>UPS</b>  | : Kesintisiz güç kaynağı                                          |
| <b>YSA</b>  | : Yapay sinir ağı (Artificial neural network)                     |



## SİMGELER

|                                         |                                                                    |
|-----------------------------------------|--------------------------------------------------------------------|
| <b>a-b-c</b>                            | : a,b,c koordinat sistemi                                          |
| <b>b</b>                                | : Bias değeri                                                      |
| <b>C</b>                                | : Kapasite                                                         |
| <b>C1</b>                               | : DA tarafı 1. Kondansatör kapasitesi                              |
| <b>C2</b>                               | : DA tarafı 2. Kondansatör kapasitesi                              |
| <b>D</b>                                | : Distorsiyon gücü                                                 |
| <b>f</b>                                | : Frekans                                                          |
| <b>f<sub>p</sub></b>                    | : Paralel rezonans frekansı                                        |
| <b>f<sub>s</sub></b>                    | : Seri rezonans frekansı                                           |
| <b>I<sub>1</sub></b>                    | : Akımın temel frekanstaki etkin bileşeni                          |
| <b>I<sub>max</sub></b>                  | : Akımın tepe değeri                                               |
| <b>I<sub>n</sub></b>                    | : Akımın n.'inci derecedeki harmonik bileşeninin etkin değeri      |
| <b>I<sub>ort</sub></b>                  | : Akımın ortalama değeri                                           |
| <b>I<sub>rms</sub></b>                  | : Akımın etkin değeri                                              |
| <b>i<sub>0</sub></b>                    | : $\alpha,\beta,0$ koordinatı sıfır bileşeni akımı                 |
| <b>i<sub>f0</sub></b>                   | : $\alpha,\beta,0$ koordinatı sıfır bileşeni referans filtre akımı |
| <b>i<sub>f<math>\alpha</math></sub></b> | : $\alpha,\beta,0$ koordinatı alfa bileşeni referans filtre akımı  |
| <b>i<sub>f<math>\beta</math></sub></b>  | : $\alpha,\beta,0$ koordinatı beta bileşeni referans filtre akımı  |
| <b>i<sub>n</sub></b>                    | : a,b,c koordinatı nötr akımı                                      |
| <b>i<sub>ya</sub></b>                   | : a,b,c koordinatı a fazı yük akımı                                |
| <b>i<sub>yb</sub></b>                   | : a,b,c koordinatı b fazı yük akımı                                |
| <b>i<sub>yc</sub></b>                   | : a,b,c koordinatı c fazı yük akımı                                |
| <b>i<sup>*</sup><sub>fa</sub></b>       | : a,b,c koordinatı a fazı filtre referans akımı                    |
| <b>i<sup>*</sup><sub>fb</sub></b>       | : a,b,c koordinatı b fazı filtre referans akımı                    |
| <b>i<sup>*</sup><sub>fc</sub></b>       | : a,b,c koordinatı c fazı filtre referans akımı                    |
| <b>i<sub><math>\alpha</math></sub></b>  | : $\alpha,\beta,0$ koordinatı alfa bileşeni akımı                  |
| <b>i<sub><math>\beta</math></sub></b>   | : $\alpha,\beta,0$ koordinatı beta bileşeni akımı                  |
| <b>K</b>                                | : Sabit bir sayı                                                   |
| <b>K<sub>i</sub></b>                    | : PI kontrolü integral katsayısı                                   |
| <b>K<sub>p</sub></b>                    | : PI kontrolü oransal katsayısı                                    |

|                               |                                                                       |
|-------------------------------|-----------------------------------------------------------------------|
| <b>L</b>                      | : Endüktans                                                           |
| <b>L<sub>f</sub></b>          | : Filtre endüktansı                                                   |
| <b>L<sub>s</sub></b>          | : Kaynak endüktansı                                                   |
| <b>L<sub>y</sub></b>          | : Yük endüktansı                                                      |
| <b>n</b>                      | : Harmonik derecesi                                                   |
| <b>N<sub>b</sub></b>          | : Katman sayısı                                                       |
| <b>N<sub>ç</sub></b>          | : Çıktı katmanındaki nöron sayısı                                     |
| <b>N<sub>d</sub></b>          | : Gözlem sayısı                                                       |
| <b>N<sub>g</sub></b>          | : Girdi katmanındaki nöron sayısı                                     |
| <b>N<sub>s</sub></b>          | : Gizli katmandaki nöron sayısı                                       |
| <b>P</b>                      | : Aktif güç                                                           |
| <b>p</b>                      | : $\alpha, \beta, 0$ koordinatı anlık aktif güç                       |
| <b><math>\bar{p}</math></b>   | : $\alpha, \beta, 0$ koordinatı anlık aktif gücün DA bileşeni         |
| <b><math>\tilde{p}</math></b> | : $\alpha, \beta, 0$ koordinatı anlık aktif gücün AA bileşeni         |
| <b>p<sub>0</sub></b>          | : $\alpha, \beta, 0$ koordinatı sıfır bileşen anlık gücü              |
| <b><math>\bar{p}_0</math></b> | : $\alpha, \beta, 0$ koordinatı sıfır bileşen anlık gücün DA bileşeni |
| <b>P<sub>3</sub></b>          | : $\alpha, \beta, 0$ koordinatı toplam anlık gücü                     |
| <b>p<sub>kayıp</sub></b>      | : Ortalama kayıp güç                                                  |
| <b>Q</b>                      | : Reaktif güç                                                         |
| <b>q</b>                      | : $\alpha, \beta, 0$ koordinatı anlık reaktif güç                     |
| <b><math>\bar{q}</math></b>   | : $\alpha, \beta, 0$ koordinatı anlık reaktif gücün DA bileşeni       |
| <b><math>\tilde{q}</math></b> | : $\alpha, \beta, 0$ koordinatı anlık reaktif gücün AA bileşeni       |
| <b>R</b>                      | : Direnç                                                              |
| <b>R<sub>f</sub></b>          | : Filtre direnci                                                      |
| <b>R<sub>s</sub></b>          | : Kaynak direnci                                                      |
| <b>R<sub>y</sub></b>          | : Yük direnci                                                         |
| <b>S</b>                      | : Görünür güç                                                         |
| <b>S<sub>c</sub></b>          | : Kapasitenin anma gücü                                               |
| <b>S<sub>k</sub></b>          | : Şebekenin kısa devre gücü                                           |
| <b>S<sub>L</sub></b>          | : Omik yükün direnci                                                  |
| <b>S<sub>t</sub></b>          | : Trafonun nominal gücü                                               |
| <b>V<sub>0</sub></b>          | : $\alpha, \beta, 0$ koordinatı sıfır bileşen gerilimi                |
| <b>V<sub>1</sub></b>          | : Gerilimin temel frekanstaki etkin bileşeni                          |
| <b>V<sub>DA1</sub></b>        | : C1 kondansatör gerilimi                                             |
| <b>V<sub>DA2</sub></b>        | : C2 kondansatör gerilimi                                             |

|                                |                                                                |
|--------------------------------|----------------------------------------------------------------|
| $V_n$                          | : Gerilimin n.'inci derecedeki harmonik bileşenin etkin değeri |
| $V_{ref}$                      | : DA referans gerilimi                                         |
| $V_{sa}$                       | : a,b,c koordinatı a fazı kaynak gerilimi                      |
| $V_{sb}$                       | : a,b,c koordinatı b fazı kaynak gerilimi                      |
| $V_{sc}$                       | : a,b,c koordinatı c fazı kaynak gerilimi                      |
| $V_\alpha$                     | : $\alpha,\beta,0$ koordinatı alfa bileşen gerilimi            |
| $V_\beta$                      | : $\alpha,\beta,0$ koordinatı beta bileşen gerilimi            |
| $\omega$                       | : Açısal hız [rad/sn]                                          |
| $w_i$                          | : i adet ağırlık sayısı                                        |
| $x$                            | : Giriş değeri                                                 |
| $X_C$                          | : Temel frekansın kapasitif reaktans değeri                    |
| $X_{Cn}$                       | : n. harmonikte kapasitif reaktans değeri                      |
| $x_i$                          | : i adet girdi sayısı                                          |
| $X_L$                          | : Temel frekansın endüktif reaktans değeri                     |
| $x_{max}$                      | : Maksimum giriş değeri                                        |
| $x_{min}$                      | : Minimum giriş değeri                                         |
| $x_{nor}$                      | : Normalize edilmiş giriş değerleri                            |
| $y_i$                          | : i adet çıktı sayısı                                          |
| $Z_t$                          | : Trafonun pu olarak empedansı                                 |
| $\alpha\text{-}\beta\text{-}0$ | : $\alpha,\beta,0$ koordinat sistemi                           |
| $\varphi$                      | : Faz açısı                                                    |
| $\Delta\bar{p}$                | : Ortalama gerçek güç                                          |



## TABLO LİSTESİ

### Sayfa

|                                                                                                            |    |
|------------------------------------------------------------------------------------------------------------|----|
| <b>Tablo 3.1.</b> Pasif filtre ve aktif filtrenin karşılaştırılması. ....                                  | 28 |
| <b>Tablo 3.1. (Devam)</b> Pasif filtre ve aktif filtrenin karşılaştırılması.....                           | 29 |
| <b>Tablo 5.1.</b> YSA'nın sinir sistemindeki karşılıkları. ....                                            | 40 |
| <b>Tablo 6.1.</b> PAGF'nin sistem parametreleri. ....                                                      | 67 |
| <b>Tablo 6.1. (Devam)</b> PAGF'nin sistem parametreleri. ....                                              | 68 |
| <b>Tablo 7.1.</b> YSA yöntemlerinin uygulandığı PAGF modellerinin THD değerlerinin karşılaştırılması. .... | 96 |
| <b>Tablo 7.2.</b> YSA modelleri performans sonuçlarının karşılaştırılması.....                             | 96 |
| <b>Tablo 7.2. (Devam)</b> YSA modelleri performans sonuçlarının karşılaştırılması. ....                    | 97 |



## ŞEKİL LİSTESİ

### Sayfa

|                                                                                                                                                            |    |
|------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|----|
| Şekil 2.1. Paralel Rezonans Durumu (Gezegin, 2006). ....                                                                                                   | 16 |
| Şekil 2.2. Seri Rezonans Durumu (Gezegin, 2006). ....                                                                                                      | 17 |
| Şekil 3.1. Harmonik filtre çeşitleri (Şerbetçi, 2019). ....                                                                                                | 21 |
| Şekil 3.2. Seri pasif filtrenin bağlantı şekli (Keçecioğlu, 2017). ....                                                                                    | 23 |
| Şekil 3.3. Tek ayarlı paralel pasif filtrenin bağlantı şekli (Baş, 2014). ....                                                                             | 24 |
| Şekil 3.4. Ayarlı (tuned) paralel pasif filtrenin bağlantı şekli (Şerbetçi, 2019). ....                                                                    | 25 |
| Şekil 3.5. Düşük ayarlı paralel pasif filtrenin bağlantı şekli (Keçecioğlu, 2017). ....                                                                    | 25 |
| Şekil 3.6. Çift ayarlı paralel pasif filtrenin bağlantı şekli (Şerbetçi, 2019). ....                                                                       | 26 |
| Şekil 3.7. Yüksek geçiren paralel pasif filtrenin bağlantı şekli (a) birinci derece, (b) ikinci derece, (c) üçüncü derece, (d) C tipi (Kürker, 2017). .... | 27 |
| Şekil 3.8. Tek fazlı sistemde paralel aktif filtrenin bağlantı şekli (Şerbetçi, 2019)...                                                                   | 29 |
| Şekil 3.9. Üç fazlı üç telli bir sistemde paralel aktif filtrenin bağlantı şekli (İlgın, 2019). ....                                                       | 30 |
| Şekil 3.10. Tek fazlı sistemde seri aktif filtrenin bağlantı şekli (Şerbetçi, 2019). ....                                                                  | 30 |
| Şekil 3.11. Üç fazlı bir sistemde seri aktif filtrenin bağlantı şekli (İlgın, 2019). ....                                                                  | 31 |
| Şekil 3.12. Tek fazlı bir sistemde birleşik güç kalite düzenleyicinin bağlantı şekli (Şerbetçi, 2019). ....                                                | 31 |
| Şekil 3.13. Seri aktif filtre – paralel pasif filtrenin birlikte kullanıldığı bağlantı şekli (Keçecioğlu, 2017). ....                                      | 32 |
| Şekil 3.14. Paralel aktif filtre – paralel pasif filtrenin birlikte kullanıldığı bağlantı şekli (Keçecioğlu, 2017). ....                                   | 32 |
| Şekil 4.1. Referans işaret tahmin yöntemleri (Özer, 2023). ....                                                                                            | 33 |
| Şekil 4.2. Anlık reaktif güç teorimi ile referans işaret elde etme blok diyagramı (Duranay ve Güldemir, 2019). ....                                        | 34 |
| Şekil 4.3. Senkron referans çerçeve yöntemi ile referans işaret elde etme blok diyagramı (Özer, 2023). ....                                                | 35 |
| Şekil 5.1. Biyolojik sinir hücre yapısı (Sezer, 2008). ....                                                                                                | 39 |
| Şekil 5.2. Yapay sinir hücresinin temel bileşenleri ile genel yapısı (Yıldırım, 2005). ....                                                                | 40 |
| Şekil 5.3. Toplama fonksiyonu örnekleri (Çot, 2019). ....                                                                                                  | 41 |
| Şekil 5.4. Aktivasyon fonksiyonu örnekleri (Hekimoğlu, 2010). ....                                                                                         | 42 |
| Şekil 5.5. Tek katmanlı yapay sinir ağının yapısı (Eyvazov, 2019). ....                                                                                    | 45 |
| Şekil 5.6. Çok katmanlı yapay sinir ağının yapısı (Eyvazov, 2019). ....                                                                                    | 45 |
| Şekil 5.7. İleri beslemeli yapay sinir ağının yapısı (Dede, 2008). ....                                                                                    | 46 |
| Şekil 5.8. Çok katmanlı algılayıcı ağ yapısı (Koçer, 2007). ....                                                                                           | 47 |
| Şekil 5.9. Geri beslemeli yapay sinir ağının yapısı (Dede, 2008). ....                                                                                     | 48 |
| Şekil 5.10. Elman yapay sinir ağının yapısı (Uysal, 2017). ....                                                                                            | 49 |
| Şekil 5.11. Olasılıksal yapay sinir ağının yapısı (Dede, 2008). ....                                                                                       | 50 |
| Şekil 5.12. Danışmanlı öğrenme yapısı ....                                                                                                                 | 51 |
| Şekil 5.13. Danışmansız öğrenme yapısı ....                                                                                                                | 52 |
| Şekil 5.14. Takviyeli öğrenme yapısı ....                                                                                                                  | 52 |

|                                                                                                                                      |    |
|--------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|----|
| Şekil 5.15. Performans kriterleri ve formülleri (Çot, 2019).....                                                                     | 57 |
| Şekil 6.1. Kaynak gerilimlerini $\alpha$ - $\beta$ -0 koordinatlarına dönüştüren blok diyagram....                                   | 61 |
| Şekil 6.2. Yük akımlarını $\alpha$ - $\beta$ -0 koordinatlarına dönüştüren blok diyagram. ....                                       | 62 |
| Şekil 6.3. Aktif güç, reaktif güç ve sıfır sıralı güç ifadelerinin hesaplandığı blok diyagram.....                                   | 62 |
| Şekil 6.4. Aktif gücün AA bileşeninin hesaplandığı blok diyagram. ....                                                               | 63 |
| Şekil 6.5. Sıfır sıralı aktif gücün DA bileşeninin hesaplandığı blok diyagram. ....                                                  | 63 |
| Şekil 6.6. $V_{DA}$ gerilim kontrolü ile $p_{kayıp}$ ifadesinin hesaplandığı blok diyagram. ....                                     | 63 |
| Şekil 6.7. $\alpha$ - $\beta$ -0 koordinatlarındaki referans filtre akımlarının hesaplandığı blok diyagram.....                      | 64 |
| Şekil 6.8. Ters Clarke dönüşümü ile hesaplanan a-b-c-koordinatlarındaki referans filtre akımlarının hesaplandığı blok diyagram. .... | 65 |
| Şekil 6.9. Anahtarlama sinyallerinin oluşturulduğu histeresiz blok diyagramı. ....                                                   | 65 |
| Şekil 6.10. 3 fazlı 4 telli PAGF'nin Simulink modeli.....                                                                            | 66 |
| Şekil 6.11. Anahtarlama devresi blok diyagramı. ....                                                                                 | 66 |
| Şekil 6.12. GTO elamanının blok parametreleri. ....                                                                                  | 67 |
| Şekil 6.13. Filtresiz modelin 3 faz kaynak akımı dalga şekli. ....                                                                   | 68 |
| Şekil 6.14. Filtresiz modelin 3 faz yük akımı dalga şekli. ....                                                                      | 69 |
| Şekil 6.15. Filtresiz modelin 3 faz kaynak gerilimi dalga şekli. ....                                                                | 69 |
| Şekil 6.16. Filtresiz modelin kaynak akımı FFT analizi. ....                                                                         | 70 |
| Şekil 6.17. p-q teoremine dayanan PAGF'nin 3 faz kaynak akımı dalga şekli. ....                                                      | 70 |
| Şekil 6.18. p-q teoremine dayanan PAGF'nin 3 faz yük akımı dalga şekli. ....                                                         | 71 |
| Şekil 6.19. p-q teoremine dayanan PAGF'nin 3 faz filtre akımı dalga şekli. ....                                                      | 71 |
| Şekil 6.20. p-q teoremine dayanan PAGF'nin kaynak akımı FFT analizi. ....                                                            | 72 |
| Şekil 6.21. Tanjant hiperbolik fonksiyonu.....                                                                                       | 73 |
| Şekil 6.22. 1 gizli katman 5 nöron içeren SCG eğitim algoritmali Elman ağıının görüntüsü.....                                        | 74 |
| Şekil 6.23. 1 gizli katman 5 nöron içeren SCG eğitim algoritmali Elman ağıının performans sonuçları. ....                            | 74 |
| Şekil 6.24. 1 gizli katman 5 nöron içeren LM eğitim algoritmali Elman ağıının görüntüsü.....                                         | 75 |
| Şekil 6.25. 1 gizli katman 5 nöron içeren LM eğitim algoritmali Elman ağıının performans sonuçları. ....                             | 75 |
| Şekil 6.26. 2 gizli katman 20-20 nöron içeren SCG eğitim algoritmali Elman ağıının görüntüsü.....                                    | 76 |
| Şekil 6.27. 2 gizli katman 20-20 nöron içeren SCG eğitim algoritmali Elman ağıının performans sonuçları. ....                        | 76 |
| Şekil 6.28. 1 gizli katman 5 nöron içeren SCG eğitim algoritmali MLP ağıının görüntüsü.....                                          | 77 |
| Şekil 6.29. 1 gizli katman 5 nöron içeren SCG eğitim algoritmali MLP ağıının performans sonuçları. ....                              | 77 |
| Şekil 6.30. 1 gizli katman 5 nöron içeren LM eğitim algoritmali MLP ağıının görüntüsü.....                                           | 78 |
| Şekil 6.31. 1 gizli katman 5 nöron içeren LM eğitim algoritmali MLP ağıının performans sonuçları. ....                               | 78 |
| Şekil 6.32. 2 gizli katman 20-20 nöron içeren SCG eğitim algoritmali MLP ağıının görüntüsü.....                                      | 79 |
| Şekil 6.33. 2 gizli katman 20-20 nöron içeren SCG eğitim algoritmali MLP ağıının performans sonuçları. ....                          | 79 |
| Şekil 6.34. RNN ağıının performans sonuçları. ....                                                                                   | 80 |

|                                                                                                                                  |    |
|----------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|----|
| <b>Şekil 6.35.</b> YSA ile tasarlanmış PAGF'nin simulink modeli. ....                                                            | 80 |
| <b>Şekil 6.36.</b> 1 gizli katman 5 nöron içeren SCG eğitim algoritmali Elman ağı ile tasarlanan PAGF'nin kaynak akımı. ....     | 81 |
| <b>Şekil 6.37.</b> 1 gizli katman 5 nöron içeren SCG eğitim algoritmali Elman ağı ile tasarlanan PAGF'nin yük akımı. ....        | 81 |
| <b>Şekil 6.38.</b> 1 gizli katman 5 nöron içeren SCG eğitim algoritmali Elman ağı ile tasarlanan PAGF'nin filtre akımı. ....     | 82 |
| <b>Şekil 6.39.</b> 1 gizli katman 5 nöron içeren SCG eğitim algoritmali Elman ağı ile tasarlanan PAGF'nin FFT analizi. ....      | 82 |
| <b>Şekil 6.40.</b> 1 gizli katman 5 nöron içeren LM eğitim algoritmali Elman ağı ile tasarlanan PAGF'nin kaynak akımı. ....      | 83 |
| <b>Şekil 6.41.</b> 1 gizli katman 5 nöron içeren LM eğitim algoritmali Elman ağı ile tasarlanan PAGF'nin yük akımı. ....         | 83 |
| <b>Şekil 6.42.</b> 1 gizli katman 5 nöron içeren LM eğitim algoritmali Elman ağı ile tasarlanan PAGF'nin filtre akımı. ....      | 84 |
| <b>Şekil 6.43.</b> 1 gizli katman 5 nöron içeren LM eğitim algoritmali Elman ağı ile tasarlanan PAGF'nin FFT analizi. ....       | 84 |
| <b>Şekil 6.44.</b> 2 gizli katman 20-20 nöron içeren SCG eğitim algoritmali Elman ağı ile tasarlanan PAGF'nin kaynak akımı. .... | 85 |
| <b>Şekil 6.45.</b> 2 gizli katman 20-20 nöron içeren SCG eğitim algoritmali Elman ağı ile tasarlanan PAGF'nin yük akımı. ....    | 85 |
| <b>Şekil 6.46.</b> 2 gizli katman 20-20 nöron içeren SCG eğitim algoritmali Elman ağı ile tasarlanan PAGF'nin filtre akımı. .... | 86 |
| <b>Şekil 6.47.</b> 2 gizli katman 20-20 nöron içeren SCG eğitim algoritmali Elman ağı ile tasarlanan PAGF'nin FFT analizi. ....  | 86 |
| <b>Şekil 6.48.</b> 1 gizli katman 5 nöron içeren SCG eğitim algoritmali MLP ağı ile tasarlanan PAGF'nin kaynak akımı. ....       | 87 |
| <b>Şekil 6.49.</b> 1 gizli katman 5 nöron içeren SCG eğitim algoritmali MLP ağı ile tasarlanan PAGF'nin yük akımı. ....          | 87 |
| <b>Şekil 6.50.</b> 1 gizli katman 5 nöron içeren SCG eğitim algoritmali MLP ağı ile tasarlanan PAGF'nin filtre akımı. ....       | 88 |
| <b>Şekil 6.51.</b> 1 gizli katman 5 nöron içeren SCG eğitim algoritmali MLP ağı ile tasarlanan PAGF'nin FFT analizi. ....        | 88 |
| <b>Şekil 6.52.</b> 1 gizli katman 5 nöron içeren LM eğitim algoritmali MLP ağı ile tasarlanan PAGF'nin kaynak akımı. ....        | 89 |
| <b>Şekil 6.53.</b> 1 gizli katman 5 nöron içeren LM eğitim algoritmali MLP ağı ile tasarlanan PAGF'nin yük akımı. ....           | 89 |
| <b>Şekil 6.54.</b> 1 gizli katman 5 nöron içeren LM eğitim algoritmali MLP ağı ile tasarlanan PAGF'nin filtre akımı. ....        | 90 |
| <b>Şekil 6.55.</b> 1 gizli katman 5 nöron içeren LM eğitim algoritmali MLP ağı ile tasarlanan PAGF'nin FFT analizi. ....         | 90 |
| <b>Şekil 6.56.</b> 2 gizli katman 20-20 nöron içeren SCG eğitim algoritmali MLP ağı ile tasarlanan PAGF'nin kaynak akımı. ....   | 91 |
| <b>Şekil 6.57.</b> 2 gizli katman 20-20 nöron içeren SCG eğitim algoritmali MLP ağı ile tasarlanan PAGF'nin yük akımı. ....      | 91 |
| <b>Şekil 6.58.</b> 2 gizli katman 20-20 nöron içeren SCG eğitim algoritmali MLP ağı ile tasarlanan PAGF'nin filtre akımı. ....   | 92 |
| <b>Şekil 6.59.</b> 2 gizli katman 20-20 nöron içeren SCG eğitim algoritmali MLP ağı ile tasarlanan PAGF'nin FFT analizi. ....    | 92 |
| <b>Şekil 6.60.</b> LSTM tabanlı RNN ağı ile tasarlanan PAGF'nin kaynak akımı. ....                                               | 93 |

|                                                                                   |    |
|-----------------------------------------------------------------------------------|----|
| <b>Şekil 6.61.</b> LTSM tabanlı RNN ağı ile tasarlanan PAGF'nin yük akımı.....    | 93 |
| <b>Şekil 6.62.</b> LTSM tabanlı RNN ağı ile tasarlanan PAGF'nin filtre akımı..... | 94 |
| <b>Şekil 6.63.</b> LTSM tabanlı RNN ağı ile tasarlanan PAGF'nin FFT analizi. .... | 94 |



# **YAPAY SİNİR AĞI UYARLAMALI PARALEL AKTİF GÜÇ FİLTRESİ İLE HARMONİK ELİMİNASYONUNUN MATLAB/SIMULINK ORTAMINDA GERÇEKLEŞTİRİLMESİ**

## **ÖZET**

Tüketiciye ulaşan enerjinin kaliteli ve kesintisiz olması enerji üreticilerinin temel hedeflerindendir. Güç elektroniği elemanlarının yaygın kullanımı ve bu elemanların doğası gereği yüksek frekansta anahtarlama yapmaları, ayrıca doğrusal olmayan yük karakteristiği göstermeleri kalite problemlerini oluşturmaktadır. Bu noktada doğrusal olmayan yükler içeren cihazların kullanımı elektrik güç sistemlerinde akım ve gerilim harmoniklerinin oluşmasına neden olur. Oluşan bu harmonikler hem güç dağıtım sistemlerine hem de cihazlara zarar vermektedir. Bu nedenle harmoniklerin giderilmesi ve izin verilen standartlara getirilmesi gerekmektedir.

Harmoniklerin bastırılmasının ilk adımı tasarım aşamasında alınabilecek önlemlerdir. Ancak bu önlemler çoğu zaman tahminlenemeyen sistem koşulları yüzünden yetersiz kalmaktadır. Sonuç olarak sonradan oluşan harmonikler filtreler kullanılarak yok edilebilir. Harmonik eliminasyon işlemleri farklı filtreleme yöntemleri ile yapılmaktadır. Bu yöntemlerden pasif filtreler değişen yük durumlarına karşı sabit kalması ve şebeke veya yük ile rezonansa girmesi problemi yüzünden tercih edilmemektedir. Aktif filtreler günümüzde sık kullanılmaya başlayan filtre çeşitleridir ancak burada da tasarım zorluğu ve maliyet ön plana çıkmaktadır.

Son yıllarda özellikle karmaşık sorunların çözümü için yapay sinir ağlarının (YSA) kullanımı yaygın hale gelmiştir. Harmonik analizi de karmaşık matematiksel işlemler içermekte olup bu çalışmada harmoniklerin bastırılması için çeşitli YSA yöntemlerine dayanan Paralel Aktif Güç Filtresi (PAGF) önerilmiştir. PAGF, literatürde en çok kullanılan 3 fazlı 4 telli bir sistemde p-q teorisine göre tasarlanmıştır. Gerilim düzenleyici olarak PI kontrol tekniği, akım denetleyici olarak ise histerezis bant kontrolü kullanılmıştır. YSA modellerinden çok katmanlı algılayıcı (Multilayer Perceptron- MLP), Elman sinir ağı ve tekrarlayan sinir ağı (RNN) modelleri ile filtre uyarlaması yapılmıştır. Eğitim algoritması olarak Levenberg-Marquardt (LM) ve Ölçekli Eşlenik Gradyan (SCG) yöntemleri kullanılmıştır. Aktivasyon fonksiyonu olarak da sigmoid fonksiyonu seçilmiştir. Gizli katman sayısı ve nöron sayısı değiştirilerek karşılaştırmalar yapılmıştır. Bütün sistem Matlab/Simulink ortamında oluşturulmuştur.

Sonuç olarak anlık reaktif güç teorisi (p-q) ile tasarlanan PAGF ile harmoniklerin ciddi oranda bastırıldığı gözlemlenmiştir. Buna karşılık YSA tabanlı sistem çok daha iyi sonuçlar vermiş ve uygulanabilirliği test edilmiştir. En iyi YSA modeli ise iki gizli katman içeren Elman sinir ağı ve en iyi eğitim algoritması ise ölçekli eşlenik gradyan olarak belirlenmiştir.



# **HARMONIC ELIMINATION USING A PARALLEL ACTIVE POWER FILTER ADAPTED WITH ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS IN MATLAB/SIMULINK ENVIRONMENT**

## **SUMMARY**

Delivering electricity to consumers in a high-quality and uninterrupted manner has been a fundamental goal for energy producers. However, the widespread use of power electronics elements and their non-linear load characteristics lead to the formation of harmonics in electrical systems. Harmonics are defined as distortions in current and voltage waveforms. These distortions originate from elements such as transformers, generators, arc furnaces, uninterruptible power supplies, static VAr compensators, computers, and converters. The adverse effects of harmonics can be summarized as energy loss, overloading of system components, resonance events, and early failure of devices. These issues, particularly in industrial applications, result in significant costs and efficiency losses. Therefore, it is necessary to eliminate harmonics and bring them within permissible standards.

The first step in suppressing harmonics is to take precautions during the design phase. However, these precautions are often insufficient due to unpredictable system conditions. As a result, harmonics that form later can be eliminated using filters. Harmonic elimination is performed through various filtering methods, primarily categorized into two types: passive and active filters. The primary principle of passive filters is not to eliminate harmonics but to provide a path for harmonics to flow to the ground line. The primary principle of active filters, on the other hand, is to detect harmonics in the system and generate a wave with the same frequency and amplitude but in the opposite direction to cancel out the harmonics. As can be understood from these principles, passive filters are only effective under the specific conditions for which they are designed, while active filters can dynamically respond to varying harmonic waves under changing conditions. Both methods have their areas of application, and the most appropriate type of filter is determined by evaluating criteria such as system conditions, ease of application, cost, and control mechanisms.

Passive filters are created by combining basic circuit elements such as resistors (R), inductors (L), and capacitors (C) in various configurations. These filters do not eliminate harmonics but merely redirect harmonic currents, preventing them from reaching undesired locations. Their working principle involves determining L and C values that will resonate at the harmonic frequency to be suppressed. Passive filters are advantageous due to their ease of application, practicality, and low cost. However, their disadvantages include large size, lack of adaptability to changing load conditions, and potential resonance with the grid or load.

Active filters generate a wave with the same frequency and amplitude but in the opposite direction (180 degrees) to the harmonic component in the current or voltage waveform using switching elements, thereby eliminating the harmonic component. In addition to harmonic elimination, they also provide reactive power compensation and neutral current compensation, addressing power quality problems. They are generally

designed as three-phase three-wire or three-phase four-wire systems. However, their high cost and design complexity are significant disadvantages.

It is also possible to use passive and active filters together in filtering. A method in which series active filters and parallel active filters are combined is called a unified power quality conditioner. This type of filter combines the voltage-side compensation and grid harmonic isolation features of series active filters with the harmonic current and reactive power compensation features of parallel active filters, maintaining the current and voltage waveforms as perfect sine waves. This comprehensive capability addresses almost all issues that may arise in power systems. However, it is highly costly and has a complex design.

The combination of an active filter with a passive filter is referred to as a hybrid filter. This method is more commonly preferred in the market. Especially, the series active filter-parallel passive filter combination stands out with its low cost and high performance. Active filters respond dynamically to the system using switching elements. These switching elements require signals for their on-off states. These signals are generated using techniques such as PWM, sliding mode, fuzzy logic-based control, and hysteresis band control. These techniques require reference signals. At this point, generating reference signals becomes one of the most critical aspects of active filter design. Techniques such as frequency domain methods, time domain methods, and instantaneous reactive power theory are used to generate these signals. Each method has advantages in specific scenarios, and the appropriate method can be selected based on system requirements.

In this study, a design based on the instantaneous reactive power theory was implemented. The fundamental principle of this theory involves converting three-phase voltages and currents into a two-phase stationary  $\alpha\beta$  structure for calculations, then obtaining reference signals through reverse transformation.

Filtering methods developed to effectively suppress harmonics play a critical role in improving energy quality. Parallel active power filters, which stand out as a dynamic and effective method, have become a focus of researchers to explore whether they can be simplified with artificial neural network (ANN)-supported solutions.

ANNs learn from examples and do not rely on specific algorithms. Their primary principle is to learn the relationship between inputs and outputs from examples provided to the network and produce outputs for new inputs. Their advantages include not requiring mathematical algorithms, possessing learning capabilities, solving problems that are difficult or impossible to model, needing only examples for modeling, effectively addressing non-linear problems, quickly reaching results, and being easily retrained after system changes. These features have led to the rapid development and attention of ANNs.

This study examined the design of a parallel active power filter integrated with an ANN and presented it as an effective method. Different ANN models were designed and simulated in Matlab/Simulink. The aim of the study was to train an ANN to replace the filter. Thus, the filter inputs source voltages  $V_{sa}$ ,  $V_{sb}$ ,  $V_{sc}$ , load currents  $i_{ya}$ ,  $i_{yb}$ ,  $i_{yc}$  and  $p_{loss}$  were also used as inputs for the ANN. The filter outputs, reference filter currents  $i_{fa}^*$ ,  $i_{fb}^*$ ,  $i_{fc}^*$  served as ANN outputs. The ANN was designed with seven inputs and three outputs. Data was collected from 60 harmonic waves, with 200,000 samples taken from a single harmonic wave.

The output values in the dataset ranged between -50 and +50. Given the presence of negative values, normalizing the data between -1 and +1 was a logical approach for the ANN. Consequently, the activation function was chosen as tangent sigmoid. The training algorithms used were Levenberg-Marquardt (LM) and scaled conjugate gradient (SCG), primarily due to the dataset's size and the predictive nature of the problem.

For ANN training, 80% of the dataset was allocated for training, and 20% for testing. The learning rate was set at 0.001. During training, both the number of hidden layers and neurons were adjusted through trial and error, and results were compared using MAE, MSE, and RMSE as performance criteria.

The first scenario involved one hidden layer with five neurons and the SCG training algorithm. The second scenario used one hidden layer with five neurons and the LM training algorithm. The third scenario employed two hidden layers with 20 neurons each and the SCG algorithm. For the RNN model, an LSTM-based architecture was used, with 200 hidden layers, a learning rate of 0.001, and 100 epochs.

For the unfiltered model, the THD value was 29.84%. Using the p-q method with the parallel active power filter, the THD value was reduced to 3.58%, indicating a significant improvement. However, ANN-based parallel active power filters yielded even better results. For the Elman network, the THD values were 3.03%, 3.32%, and 2.56% for the first, second, and third scenarios, respectively. For the MLP network, the THD values were 3.23%, 3.53%, and 2.88% for the respective scenarios. For the LSTM-based RNN, the THD value was 3.46%.

The results demonstrated that the best performance was achieved with the Elman neural network model with two hidden layers. This model provided a dynamic control mechanism for effectively suppressing harmonics and improved the adaptability of energy systems to various conditions. Additionally, the SCG algorithm showed faster and more effective training performance compared to the LM algorithm. ANN-based systems are expected to be widely used in future energy system designs for harmonic elimination.

This thesis has demonstrated the effectiveness of ANN-based harmonic control solutions and their applicability in energy systems. It is recommended that future studies combine different artificial intelligence models and optimization techniques to develop new approaches for harmonic control. These methods are expected to enhance energy efficiency and optimize costs.



## 1. GİRİŞ

Elektrik enerjisi tüm dünyada her geçen gün daha da önem kazanmaktadır. Hızlı gelişen teknoloji beraberinde daha fazla enerji tüketimini de getirmiştir. Dünya genelinde enerji üretimi ve enerjinin depolanması konusunda çalışmalar, teşvikler ve yatırımlar hızlı bir şekilde ilerlemektedir. Bu noktada enerjinin üretilmesi kadar kaliteli bir şekilde kullanıcılara sunulması ve verimli bir şekilde kullanım da enerji sistemlerinin optimizasyonu ve sürdürülebilirliği açısından önem arz etmektedir.

Elektrik sistemlerindeki harmonikler her daim var olan bir problemdir. Ancak her geçen yıl bu problem daha da artmakta buna karşılık geliştirilen yöntemler de daha etkili hale getirilmektedir. Harmoniklerin oluşmasının ana nedeni akım ve gerilim dalga şekli olan saf sinüs dalgasında meydana gelen bozulmalardır. Bu bozulmaların sebebi en genel tabiriyle doğrusal olmayan yüklerdir. Sistemde harmonik oluşumuna neden olan kaynaklar jeneratörler, trafolar, kaynak makineleri, ark fırınları, doğrultucular, çeviriciler, anahtarlama devre elemanları, motorlar, statik VAR sistemleri, kesintisiz güç kaynakları, gaz deşarjlı lambalar, bilgisayarlar, elektrikli araç şarj istasyonları olarak sayılabilir.

Harmonikli sistemler istenmeyen bir durumdur ancak çoğu zaman da oluşması engellenemez. Harmoniklerin sisteme verdiği zararlar genel olarak verimde azalma, ısı kayıplarının artması, cihazlarda bozulma, cihaz ömrünün azalması, ekonomik olarak olumsuz etkiler ve en önemlisi ise rezonans olaylarına neden olması şeklinde sıralanabilir (Bozabalı, 2009).

Harmoniklerin önüne nasıl geçilebilir sorusu ise, iki farklı yolla olabileceği şeklinde literatürde yer edinmiştir. Bunlardan ilki tasarım aşaması olarak bilinen, harmonik oluşmasına engel olan tasarım yöntemleri kullanarak daha en baştan harmonik üretiminin önüne geçmektir. Ancak bu yöntem tahmin edilemeyen sistem koşullarının gerçekleşmesi, mevcut yüklerin değişmesi ya da artması, azalması gibi nedenlerden dolayı tam etkili bir çözüm değildir yani harmoniksiz bir sistem mümkün olmayabilir. Bu noktada ikinci aşama olan filtre çözümü öne çıkmaktadır. Filtrelerin temel mantığı var olan harmonikleri bastırmaktır. Temelde iki çeşit filtre vardır bunlar pasif ve aktif

filtre olarak adlandırılır. Pasif filtrelerin temel mantığında harmoniği yok etmek değil harmoniğe yol oluşturarak toprak hattına göndermek vardır. Aktif filtrelerin temelindeki mantık ise sistemdeki harmonikleri tespit ederek bu harmonik dalgalarıyla aynı frekans aynı genlik fakat zıt yönde bir dalga oluşturarak o harmoniği yok etmek vardır. Temel mantıklardan da anlaşılacağı üzere pasif filtreler sadece tasarlandıkları koşul içindeki harmonik dalgaları için etkili olurken, aktif filtreler değişen koşullarda değişen harmonik dalgalarına dinamik bir şekilde cevap verebilir. Her iki yöntemin de kullanım alanları olup sistem koşulları, uygulama kolaylığı, maliyet, kontrol mekanizması gibi kıstaslar değerlendirilerek en uygun filtre çeşidi belirlenir.

Günümüzde aktif filtre tasarım yöntemleri önemli bir konudur. Bu filtrenin matematiksel açıdan zorluklar içeren ve zaman alan bir tasarımı vardır. Bu zorluklar yapay zeka destekli bir tasarım olabilir mi arayışını oluşturmuştur. Aktif filtrelere, yapay sinir ağı destekli kontrol yöntemlerinin entegre edilmesi harmonik eliminasyonu konusunda önemli bir potansiyel sunmaktadır.

Yapay zeka, modern teknolojinin en dikkat çeken alanlarından bir tanesidir. Çok fazla kullanım alanına sahip olmasının sebepleri arasında matematiksel algoritmalar içermemesi, çok karmaşık ve doğrusal olmayan problemlerde hızlı sonuçlar vermesi, sadece problemin çözümüne ulaştıracak verilere sahip olunmasının yeterli olması sayılabilir. Yapay sinir ağının tahminleme, sınıflandırma, kümeleme, optimizasyon, zaman serileri analizi, sinyal işleme, sinyal filtreleme, veri sıkıştırma, örüntü tanıma, ilişkilendirme, kontrol gibi uygulama alanları vardır (Sezer, 2008). Bu uygulama alanlarına ek olarak enerji sistemlerinde de geniş bir kullanım yerine sahiptir. Çeşitli yapay zeka teknikleri ile enerji verimliliğinin artırılması, sistem kararlılığının sağlanması, enerji tüketim tahmininin yapılması gibi çözümler sağlamaktadır. Ayrıca başka bir kullanım alanı olan ve bu çalışmaya da konu olan harmonik eliminasyonu gibi karmaşık bir problemin çözümünde de etkili yöntemler sunmaktadır.

Bu tez çalışmasında anlık reaktif güç teoremi yöntemi ile 3 fazlı 4 telli paralel aktif güç filtresi tasarlanmıştır. Daha sonra tasarlanan bu sistem üzerinden alınan veriler ile yapay sinir ağı eğitilerek filtre çıkışı olan referans filtre akımlarının tahminlemesinin ağ tarafından yapılması sağlanmıştır. Eğitilen ağ, filtre referans akımlarını oluşturan blok yapısı yerine geçmiş olup sistemin THD değeri tekrar hesaplanmıştır. Yapay sinir ağı modeli olarak Elman ağı, çok katmanlı algılayıcı (MLP) ve tekrarlayan sinir ağı'nın (RNN) uzun kısa süreli bellek ağı (LSTM) mimarisi yöntemleri ile elde edilen

THD deęerleri filtresiz sistem ve p-q teorisi yntemi ile tasarlanan sistemin THD deęerleri ile karşılařtırılmıřtır.

Tezin 2. blmnde harmoniklerin tanımı, harmoniklere ait temel kavramlar, harmoniklerin analizi, harmonik kaynakları, harmoniklerin etkileri gibi genel bilgilerden bahsedilmiřtir.

Tezin 3. blmnde harmonik filtreleme yntemleri olan pasif ve aktif filtrenin çeřitleri, baęlantı yapıları, olumlu ve olumsuz zellikleri hakkında detaylı bir inceleme yapılmıřtır.

Tezin 4. blmnde aktif filtre tasarımı iin nemli bir ıktı olan referans iřaretlerinin nasıl bulunacaęına dair yntemler aıklanmıřtır.

Tezin 5. blmnde yapay sinir aęlarının tanımı, tarihesi, biyolojik sinir sistemi ile olan baęlantısı, yapay sinir aęının temel bileřenleri, kullanılan aktivasyon fonksiyonları, yapay sinir aęının yapısı, zellikleri, sınıflandırılması, ęrenme kuralları, eęitim algoritmaları, bir yapay sinir aęının tasarımının nasıl yapılacaęına dair izlenecek adımlar ve aıklamaları detaylı bir řekilde incelenmiřtir.

Tezin 6. blmnde anlık reaktif g teorimi incelenmiř ve bir PAGF matlab/simulink ortamında tasarlanmıřtır. Yine bu blmde YSA'nın farklı modelleri ile eęitimlerinin nasıl yapıldıęı aıklanmıř ve YSA entegreli PAGF matlab/simulink ortamında tasarlanmıřtır.

Tezin 7. blmde ise filtresiz sistem, p-q tasarımı PAGF, YSA entegreli PAGF modelleri iin THD sonuları, performans deęerleri gibi sonular paylařılmıř ve nerilerde bulunulmuřtur.



## 2. HARMONİKLER

### 2.1. Harmoniklerin Tanımı ve Temel Kavramları

Yarı iletken teknolojisine sahip elemanların elektrik devrelerinde kullanımı ve sanayide kullanılan doğrusal olmayan yükler, akım ve gerilim dalga biçimlerinde bozulmalara sebep olmaktadır. Temel dalga dışındaki bozulmuş bu sinüzoidal dalgalara harmonik denir (Bozabalı, 2009). Tek fazlı sistemler doğal simetrik bir yapı içermediğinden dolayı üçüncü harmoniğin kendisi ve katları faz ile nötr veya toprak arasında dolaşarak verimin düşmesine ve aşırı ısınmalara sebebiyet verir (İlgın, 2019). 3 fazlı sistemlerde ise 3. harmonik ve katlarındaki harmonikler oluşmaz (Güntürkün, 2003). Daha çok 5. ve 7. harmonikleri önlemek için çalışmalar yapılır. Temel dalgaya göre genlikleri daha düşük olan 11., 13. ve 17. harmonikler genelde önemsenmeyebilir. Türkiye’de akım ve gerilimde en çok problemin 5. harmonik olduğu gözlemlenmiştir (Kürker ve ark, 2018).

Harmonikler enerji kalitesinde düşüklüğe sebep olurlar bu durum da hem hassas cihazların olumsuz yönde etkilenmelerine hem de enerji kayıplarına neden olur. Bir işletmede harmoniklerin bastırılması sonucunda %1 - %10 arasında enerji tasarrufu sağlanabileceği belirtilmiştir (Güntürkün, 2003). Güç sistemindeki gerilim harmonikli bir yapıda ise tüm yükler bundan etkilenmektedir. Gerilimdeki harmonikler, harmonikli bir akımın akışına neden olacaktır (Karakaş, 2000). Harmonikli akımların akışını kontrol ederek de gerilimdeki harmonikler bastırılabilir (Karakaş, 2000).

Harmonik içeren sistemlerde bir takım matematiksel ifadeler kullanılmaktadır. Bu ifadeler aşağıda açıklanmıştır.

#### 2.1.1. Distorsiyon gücü (D)

Lineer değişen bir sistemde akım ve gerilim saf sinüzoidal bir dalgaya sahip yani harmoniksiz ise görünür güç ifadesi denklem 2.1’de belirtildiği gibidir. Burada S görünür gücü (VA), P aktif gücü (W), Q ise reaktif gücü (VAr) ifade etmektedir.

$$S^2 = P^2 + Q^2 \quad (2.1)$$

Ancak sistem harmonikli bir yapıya sahip ise bu sistemde geçerli olan güç ifadesi denklem 2.2’de ifade edildiği gibi olur.

$$S^2 = P^2 + Q^2 + D^2 \quad (2.2)$$

Denklem 2.2’de yer alan D ifadesi distorsiyon gücü (VA) olarak ifade edilir ve 2.3’te yer alan bağıntıyla bulunur.

$$D^2 = S^2 - P^2 - Q^2 \quad (2.3)$$

### 2.1.2. Toplam harmonik distorsiyonu (THD)

Harmonik içeren her bir bileşenin etkin değerlerinin karelerinin toplamının karekökünün, temel bileşenin etkin değerine bölünmesi ile elde edilen değere toplam harmonik distorsiyonu denir. Akım için ayrı gerilim için ayrı hesaplanan ve ifade edilen bir değerdir.

Gerilim için toplam harmonik distorsiyon denklemi 2.4’te, akım için ise 2.5’te ifade edildiği gibidir.

$$THD_v = \frac{\sqrt{\sum_{n=2}^{\infty} V_n^2}}{V_1} = \frac{\sqrt{V_2^2 + V_3^2 + V_4^2 + \dots + V_n^2}}{V_1} \quad (2.4)$$

$$THD_I = \frac{\sqrt{\sum_{n=2}^{\infty} I_n^2}}{I_1} = \frac{\sqrt{I_2^2 + I_3^2 + I_4^2 + \dots + I_n^2}}{I_1} \quad (2.5)$$

Burada;

THD<sub>v</sub>: Gerilimdeki toplam harmonik bozulma oranı

V<sub>n</sub>: Gerilimin n.’inci derecedeki harmonik bileşenin etkin değeri

V<sub>1</sub>: Gerilimin temel frekanstaki etkin bileşeni

THD<sub>I</sub>: Akımdaki toplam harmonik bozulma oranı

I<sub>n</sub>: Akımın n.’inci derecedeki harmonik bileşeninin etkin değeri

I<sub>1</sub>: Akımın temel frekanstaki etkin bileşeni

### 2.1.3. Form (Şekil) faktörü

Sinüzoidal olmayan bir dalganın etkin değerinin ortalama değerine bölünmesi ile elde edilen sonuç dalganın bozulma değerini verir ve denklem 2.6'da belirtildiği gibi hesaplanır. Hem akım dalgası için hem de gerilim dalgası için hesaplama yapılır. Saf sinüs dalgasının form faktörü 1.11 değerine eşittir.

$$\text{FormFaktörü} = \frac{\text{RMS}}{\text{OrtalamaDeğer}} = \frac{I_{\text{rms}}}{I_{\text{ort}}} \quad (2.6)$$

### 2.1.4. Tepe (Crest) faktörü

Sinüs şeklinde olmayan akım veya gerilim dalgasının tepe değerinin, etkin değerine bölünerek bulunan değerdir. Eşitlik ifadesi 2.7'de gösterildiği gibidir. Sinüs dalgası için tepe faktörü  $\sqrt{2}$ 'dir.

$$\text{CrestFaktörü} = \frac{\text{Peak}}{\text{RMS}} = \frac{I_{\text{max}}}{I_{\text{rms(etkin)}}} \quad (2.7)$$

### 2.1.5. Transformatör K faktörü

K faktörü, sinüzoidal olmayan akımlar çeken yükü besleyecek olan kuru tip bir transformatörün besleme kapasitesinin bir ölçütü olarak kabul edilir. Transformatörün K faktörü denklem 2.8'deki gibi hesaplanır. K faktörünün bire eşit olması harmonikli akımların olmadığı durumu ifade eder (Kürker, 2017).

$$K = \frac{\sum_{n=1}^{\infty} (nI_n)^2}{\sum_{n=1}^{\infty} I_n^2} \quad (2.8)$$

Burada;

$I_n$ : n.'inci mertebedeki harmoniğin akım değeri

n: Harmonik sayısı

### 2.1.6. Distorsiyon güç faktörü

Sistemdeki tüm harmoniklerin güç faktörü üzerindeki etkisidir ve 2.9'da ifade edilen eşitlik ile bulunur.

$$DPF = \frac{P}{\sqrt{P^2 + Q^2 + D^2}} \quad (2.9)$$

Toplam güç faktörü ise bir sistemin verimliliğini anlamlandırmak için kullanılan, 0-1 arasında değişen değerler alan bir parametredir. İdeal bir sistemde toplam güç faktörü 1'dir. Denklem 2.11'de yer alan formül ile hesaplanır. 2.11'de yer alan  $\cos\varphi$  ifadesi 2.10'daki eşitlik ile hesaplanır.

$$\cos\varphi = \frac{P}{\sqrt{P^2 + Q^2}} \quad (2.10)$$

$$PF = \cos\varphi \times DPF \quad (2.11)$$

Burada;

DPF: Distorsiyon güç faktörü

PF: Toplam güç faktörü

$\cos\varphi$ : Şebeke frekansında akım ile gerilim arasındaki faz farkı

## 2.2. Harmoniklerin Analizi

Dalga şeklinin, temel bileşeni ve yüksek dereceli harmoniklerinin, genlik ve faz açıları ile hesaplanması işlemine harmonik analizi denir (İnan, 1999). Lineer olmayan bir dalga'nın harmonik bileşenleri Fourier serisi ile açıklanabilir. Fourier analizi ile lineer olmayan bir dalga ana frekansın tam katlarına sahip sinüs formundaki dalga şekilleri ile ayrıştırılabilir (İnan, 1999). Sinüzoidal olmayan periyodik bir dalga'nın denklemi 2.12'deki gibi yazılabilir.

$$y = A_0 + (A_1 \sin x + B_1 \cos x) + (A_2 \sin 2x + B_2 \cos 2x) + \dots + (A_n \sin nx + B_n \cos nx) \quad (2.12)$$

y fonksiyonunun Fourier analizi sonucunda elde edilen denklemler 2.13, 2.14 ve 2.15'te gösterildiği gibidir.(Karakaş, 2000).

$$f(t) = A_0 + \sum_{n=1}^{\infty} (A_n \sin nt + B_n \cos nt) \quad (2.13)$$

$$f(t) = A_0 + \sum_{n=1}^{\infty} C_n \sin(nt + \phi_n) \quad (2.14)$$

$$f(t) = A_0 + \sum_{n=1}^{\infty} C_n \cos(nt + \phi_n) \quad (2.15)$$

Burada;

n: harmonik derecesi

A<sub>0</sub>: Periyodik dalga'nın DA bileşeni

A<sub>1</sub>, A<sub>2</sub>, ....., A<sub>n</sub>, ....., B<sub>1</sub>, B<sub>2</sub>, ....., B<sub>n</sub>, ....., Harmonik bileşenlerin genlik değerleri

Bu denklemlerde yer alan katsayılar ise 2.16'da yer alan eşitlikler ile hesaplanabilir.

$$\begin{aligned} A_0 &= \frac{1}{2\pi} \int_0^{2\pi} f(t) dt \\ A_n &= \frac{1}{\pi} \int_0^{2\pi} f(t) \sin nt \cdot dt \\ B_n &= \frac{1}{\pi} \int_0^{2\pi} f(t) \cos nt \cdot dt \end{aligned} \quad (2.16)$$

Periyodik bir dalga için yukarıda ifade edilen matematiksel ifadelerin hesaplanmasının zor olduğu noktalarda harmonik frekanslarının ve genliklerinin ölçüldüğü, hızlı Fourier dönüşümünü (FFT) kullanan cihazlar ve programlar günümüzde sıklıkla kullanılmaktadır. Bu cihazlar sürekli harmonik analiziyle sonuçları hesaplar, dalga şeklinde ya da temel bileşenin yüzdesi cinsinden spektrum şeklinde gösterir (Karakaş, 2000).

### 2.3. Harmonik Standartları

Pek çok ülke harmoniklerin sınırlandırılması için gerekli olan standart değeri THD kriterine göre belirlemektedir. EN 50160-2010 standardı şebeke enerji kalitesini belirleyen bir standarttır (Şerbetçi, 2019). IEC 61000-4-30 güç kalitesiyle ilgili standartları içerir (Şerbetçi, 2019). IEEE(standart 519-2014)'de harmonikler tüm yönleri ile ele alınmış, maksimum gerilim ve akım distorsiyonu için müsaade edilen değerler belirtilmiştir (Şerbetçi, 2019). Bu standartlara göre bir çok tesis için müsaade edilen gerilimin THD değeri %8'dir (Şerbetçi, 2019).

## **2.4. Harmonik Kaynakları**

Elektrik sistemlerinin ana harmonik kaynağı doğrusal olmayan yüklerdir. Bu doğrusal olmayan yükler ise daha çok manyetik devreler ya da yarı iletken elemanların kullanımı ile ortaya çıkar. Güç elektroniğinde sıklıkla kullanılan doğrultucular, dönüştürücüler örnek olarak verilebilir. Harmoniklere sebep olan kaynaklar bu bölümde açıklanmıştır.

### **2.4.1. Jeneratörler**

Harmoniğe sebep olan kaynaklar içerisinde geniş bir yer tutan jeneratörler, manyetik kısmın doyuma ulaşmasına bağlı olarak harmonik üretmektedir. Bu sorunun önüne geçmek için jeneratörün bağlantı şekli önemli bir yere sahiptir (Kürker, 2017).

### **2.4.2. Transformatörler**

Demir çekirdek içeren transformatörlerde çekirdekte yer alan bobinlerin mıknatıslanma karakteristikleri transformatörlerin doyuma ulaşmasına ve harmonik oluşturmaya neden olmaktadır. Transformatörün doyuma ulaşması ise nominal değerlerin altında ya da üstünde çalışması ile olur (Kürker, 2017). Transformatör sargılarının bağlantı şekillerine göre bazı harmonikler önlenabilir (Şerbetçi, 2019).

### **2.4.3. Ark fırınları**

Ark fırınları çok yüksek güç girişlerine sahiptirler bu nedenle de harmoniklere, güç kalitesi problemlerine ve gerilim dengesizliklerine neden olabilirler (Kürker, 2017). Çektiği harmonik akımı çok büyük genlikte olduğu için gerilim düşümü fazla olacak bundan da sistemde yer alan diğer tüketiciler etkilenecektir. Bunun önüne geçmek için ark fırını tesislerinin enerji aldığı şebekenin kısa devre gücünün büyük olması gerekir (Şerbetçi, 2019).

### **2.4.4. Gaz deşarjlı aydınlatma**

Bu tarz aydınlatma armatürlerinin içerisinde yarı iletken gazlar bulunmaktadır. Belirli bir gerilim değerinin üzerinde gazlar iletken hale geçer ve elemanlar lineer bir karakteristik sergilemez bu da harmoniklere sebep olur. Ayrıca iç yapısında yer alan balastlar manyetik devrenin mıknatıslanma akımının lineer olmayan özelliği nedeniyle harmonik üretirler.

#### **2.4.5. Çeviriciler (konvertörler), doğrultucular**

Güç elektroniğinde önemli bir yeri olan çeviriciler ciddi harmonik kaynaklarıdır. Çeviricilerde kullanılan anahtarlama elemanları yüksek anahtarlama frekansları ile çalıştığı için harmoniklere sebep olurlar (İnan, 1999).

Alternatif akımın (AA) doğru akıma (DA) dönüştürülmesine doğrultma denir. Bu işlemi yapan sistemlere ise doğrultucular denir. En önemli harmonik kaynaklarından birisi de tek fazlı ve üç fazlı doğrultuculardır (Kürker, 2017). Bu sistemlerde ana harmonik sebebi doğrultma işlemi için kullanılan diyot gibi anahtarlama elemanlarıdır. Doğrultucuda oluşan harmonikler  $n=\text{darbesayısı}\pm 1$  formülü ile bulunur. Sıkça tercih edilen 6 darbeleri bir doğrultucuda 5,7,11,13,17,19... mertebesinde harmonikler oluşacaktır.

#### **2.4.6. Kesintizi güç kaynakları (UPS)**

Şebekedeki enerjinin kesilmesi durumuna karşı içerisinde yer alan aküler sayesinde bağlı olduğu sistemi bir süre besleyebilen cihazlara kesintisiz güç kaynakları denir. Girişindeki alternatif şebeke gerilimini önce doğru gerilime doğrultucu ile dönüştürür ve aküyü besler ardından akü çıkışındaki doğru gerilimi evirici devresi ile alternatif gerilime dönüştürerek sistemi besler (Şerbetçi, 2019). Bu işlemleri yaparken kullanılan yarı iletken elemanların doğası gereği harmonikler oluşur. Bunun önüne geçmek için UPS tasarımında doğrultucunun darbe seviyesi arttırılabilir ancak bu da maliyeti arttırır.

#### **2.4.7. Statik VAR kompanzatörleri**

Sistemin ihtiyaç duyduğu reaktif gücü hızlı bir şekilde karşılayabilmek için anahtarlama elemanı olarak yarı iletken elemanlar kullanılır. Bu durum güç sisteminde harmoniklere neden olmaktadır.

#### **2.4.8. Doğru akım ile enerji nakli**

Normal şartlarda elektrik enerjisi AC olarak dağıtılır. Ancak doğru akım ile enerji naklinin bazı avantajları vardır ve belirli uygulamalarda tercih edilmektedir (Kürker, 2017). Bu sistemlerde doğrultma ve evirme işlemleri gerçekleştirilir, dolayısı ile anahtarlama işleminde yarı iletken malzemeler kullanıldığından harmonik kaynağıdır.

#### **2.4.9. Bilgisayarlar**

Günümüzde en çok kullanılan cihazlardan biri olan bilgisayarlar sahip oldukları güç kaynağı dönüştürme devrelerinden dolayı hem ciddi bir harmonik kaynağıdır hem de hassas elektronik malzemeler içerdiğinden dolayı harmoniklerden fazlaca etkilenmektedir.

#### **2.5. Harmoniklerin Etkileri**

Harmonikler dalga bozulmasına sebebiyet vererek güç sistemlerinde kayıplara, verimin düşmesine, gerilim düşmelerine, rezonans olaylarına ve güç faktöründe değişikliklere neden olmaktadır (Baş, 2014). Harmoniklerin sistemde oluşu, bu sistemin çalışmayacağı anlamına gelmez ama elektrik dağıtım sistemleri üzerinden taşınarak bağlı olan tesis ve cihazlara zarar verebilir. Harmoniklerin sebep olduğu bu problemlerin bazıları aşağıda sıralanmıştır (Baş, 2014; Karakaş, 2000).

- Elektronik kart arızaları
- Enerji sistemlerinde (üretim-iletim-dağıtım) verimin düşmesi
- Cihaz ömürlerinin kısalması
- Enerji kayıplarının artması
- Rezonans olayları
- Gerilim düşmesi
- Aşırı reaktif yüklenme ile kompanzasyon sistemlerinin zarar görmesi
- İletişim araçlarında parazit oluşması
- Ölçü aleti ve sayaçlarda yanlış ölçüm sonuçları

##### **2.5.1. Temel büyüklüklerde harmoniklerin etkileri**

Harmonik içeren bir sistemde Fourier analizi yardımı ile akım, gerilim ve güç değerleri hesaplanabilir.

###### **2.5.1.1. Akım dalgasında harmoniklerin etkisi**

Harmonik içeren bir sistemin akım ifadesi 2.17’de verilen eşitlik ile hesaplanır. Bu eşitlikten yola çıkarak harmonik içeriği ne kadar büyükse akımın etkin değerinin o kadar büyük olacağı söylenebilir (Karakaş, 2000). Bu da iletkenin tel kalınlığının artmasına neden olur.

$$I_n = \sqrt{\sum_{n=1}^{\infty} I_n^2} = \sqrt{I_1^2 + I_2^2 + I_3^2 + \dots} \quad (2.17)$$

### 2.5.1.2. Gerilim dalgasında harmoniklerin etkisi

Harmonik içeren bir sistemin gerilim ifadesi denklem 2.18'de gösterildiği gibidir. Akım dalgasında olduğu gibi harmonik içeriği ne kadar fazla ise gerilimin etkin değeri de o kadar büyük olmaktadır (Karakaş, 2000). Bu durum izolasyon seviyesinin artmasına neden olur.

$$U_n = \sqrt{\sum_{n=1}^{\infty} U_n^2} = \sqrt{U_1^2 + U_2^2 + U_3^2 + \dots} \quad (2.18)$$

### 2.5.1.3. Güç eşitliklerinde harmoniklerin etkisi

Akım ve gerilimde meydana gelen harmonikli içerikler sebebiyle güç seviyelerinde de artış gözlenmektedir. Bu durumun sonucunda harmonikli bir sistemde görünür güç denklem 2.19'da, aktif güç denklem 2.20'de, reaktif güç denklem 2.21'de ve distorsiyon gücü denklem 2.22'de verilen eşitlikler ile hesaplanabilir.

Görünür güç,

$$S_n = \sum_{n=1}^{\infty} U_n \cdot I_n = U_1 \cdot I_1 + U_3 \cdot I_3 + U_5 \cdot I_5 + \dots + U_n \cdot I_n \quad (2.19)$$

Aktif güç,

$$P_n = \sum_{n=0}^{\infty} U_n \cdot I_n \cdot \cos \varphi_n = U_0 \cdot I_0 \cdot \cos \varphi_0 + U_1 \cdot I_1 \cdot \cos \varphi_1 + U_3 \cdot I_3 \cdot \cos \varphi_3 + U_5 \cdot I_5 \cdot \cos \varphi_5 + \dots + U_n \cdot I_n \cdot \cos \varphi_n \quad (2.20)$$

Reaktif güç,

$$Q_n = \sum_{n=1}^{\infty} U_n \cdot I_n \cdot \sin \varphi_n = U_1 \cdot I_1 \cdot \sin \varphi_1 + U_3 \cdot I_3 \cdot \sin \varphi_3 + U_5 \cdot I_5 \cdot \sin \varphi_5 + \dots + U_n \cdot I_n \cdot \sin \varphi_n \quad (2.21)$$

Distorsiyon Gücü,

$$D = \sqrt{S^2 - P^2 - Q^2} \quad (2.22)$$

### 2.5.2. Devre elemanlarına harmoniklerin etkileri

Temel devre elemanlarından olan direnç ve endüktans üzerinde harmonik bileşenler artışa sebep olurken, diğer bir temel eleman olan kondansatör üzerinde ise kapasite azalışına sebep olurlar.

#### 2.5.2.1. Direnç elemanına harmoniklerin etkisi

Harmonik içermeyen bir sistemde direnç üzerinden sadece sinüzoidal dalga akımının temel bileşeni geçer ve ısı enerjisi şeklinde ortaya çıkar. Ancak harmonikli bir sistemde farklı frekanstaki harmonikli akımlar da direnç üzerinden geçer ve deri olayı (skin effect) etkisiyle direnç değerinde artışa sebep olurlar (Baş, 2014). Bu nedenle harmonikli bir sistemde dirençler şebekeden daha fazla yük çeker (Karakaş, 2000).

#### 2.5.2.2. Bobin elemanına harmoniklerin etkisi

Harmoniksiz bir sistemin endüktif reaktansı 2.23'te, harmonikli bir sistemin ise endüktif reaktansı 2.24'te verilen eşitlikler ile hesaplanmaktadır.

$$X_L = \omega L = 2\pi fL \quad (2.23)$$

$$X_{Ln} = nX_L \quad (2.24)$$

Burada,

$X_L$ : Temel frekansın endüktif reaktans değeri ( $\Omega$ )

$\omega$ : Açısal hız (Rad/sn)

$L$ : Endüktans (Henry)

$f$ : Frekans(Hz)

$X_{Ln}$ : n. harmonikte endüktif reaktans değeri ( $\Omega$ )

$n$ : Harmonik derecesi

Denklemler üzerinden açıklama yapılacak olursa harmonikli bir sistemin endüktif reaktans değeri harmoniksiz sistemin endüktif reaktans değerinden  $n$  katı kadar daha büyük olacaktır. Bu nedenle harmonikli bir sistemde endüktif reaktans değeri arttıkça

çekilen akım miktarında bir azalma olur, bu da gerilim düşümünde artış olarak etki gösterir.

### 2.5.2.3. Kondansatör elemanına harmoniklerin etkisi

Harmoniksiz bir sistemin kapasitif reaktansı 2.25'te, harmonikli bir sistemin ise kapasitif reaktansı 2.26'da verilen eşitlikler ile hesaplanmaktadır.

$$X_C = \frac{1}{\omega C} = \frac{1}{2\pi f C} \quad (2.25)$$

$$X_{Cn} = \frac{X_C}{n} \quad (2.26)$$

Burada,

$X_C$ : Temel frekansın kapasitif reaktans değeri ( $\Omega$ )

$\omega$ : Açısal hız (Rad/sn)

$C$ : Kapasitans (Farad)

$f$ : Frekans (Hz)

$X_{Cn}$ : n. harmonikte kapasitif reaktans değeri( $\Omega$ )

$n$ : Harmonik derecesi

Denklemler üzerinden açıklama yapılacak olursa harmonikli bir sistemin kapasitif reaktans değeri harmoniksiz sistemin kapasitif reaktans değerinden harmonik mertebesi oranında azalma göstermektedir. Bu nedenle harmonikli bir sistemde kapasitif reaktans değeri azaldıkça çekilen akım miktarında artış meydana gelecektir.

### 2.5.3. Sistemlere harmoniklerin etkileri

#### 2.5.3.1. Rezonans olayları

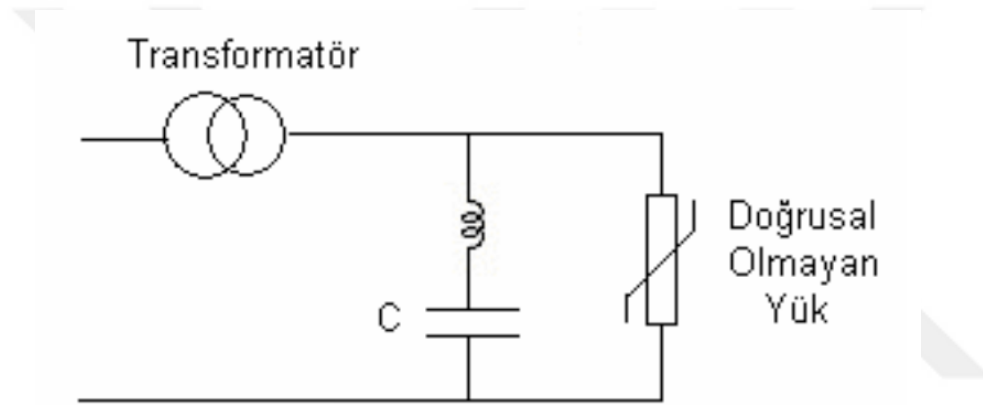
Endüktif reaktans ile kapasitif reaktansın birbirine eşitlendiği frekansa rezonans frekansı bu olaya ise rezonans denir. Rezonans elektrik devrelerinde aşırı gerilim, aşırı akım gibi olumsuz sonuçlara neden olmaktadır. Bilindiği üzere endüktif reaktans frekans ile doğru orantılı, kapasitif reaktans ise frekans ile ters orantılı olarak değişmektedir (Gezegin, 2006). Elektrik devreleri temel frekansta rezonansa girmese bile yüksek frekanslarda rezonansa girme olasılıkları daha yüksektir. Bu rezonans olayı sonucunda da rezonans frekansına eşit ya da yakın değerlerde frekans akım ya

da gerilim genlikleri var ise devrede çok yüksek genlikte harmonik akımı veya gerilimi oluşacaktır. Bu durumun önüne geçilmek için sistem karakteristikleri incelenerek rezonans problemlerinin ortadan kaldırılması önem teşkil etmektedir (Demirkol, 2006). Paralel rezonans ve seri rezonans olmak üzere iki çeşit rezonans olayı vardır.

### Paralel rezonans

Bu rezonans çeşidi elektrik sistemlerinde en yaygın görülen sorunlardan biridir (Demirkol, 2006). Paralel rezonans, aslında kondansatör uçları arasındaki gerilimin çok yükselmesine sebebiyet veren bir olaydır.

Şekil 2.1’de yer alan devre analiz edildiğinde, devrenin toplam empedansı denklem 2.27’deki gibi hesaplanır.



Şekil 2.1. Paralel Rezonans Durumu (Gezegin, 2006).

$$Z_{\text{topl}} = \frac{wL}{1 - w^2LC} \quad (2.27)$$

Paydada yer alan  $1 - w^2LC$  ifadesi rezonans durumunda sıfır olur ve teorik olarak sonsuz bir empedans değerine ulaşır. Bu nedenle bu duruma ‘Paralel Rezonans’ denir (Demirkol, 2006). Pratik de bu durum harmonik akımlarının 5 katına kadar çıkmasına neden olabilir. Bu yükselme trafo hattı ve kompanzasyon sistemi üzerinde tehlikeli seviyelere ulaşabilir (Demirkol, 2006). Sistemin rezonans frekansı ise 2.28’de yer alan eşitlik ile bulunabilir.

$$f_p = f \cdot \sqrt{\frac{S_k}{S_c}} \quad (2.28)$$

Burada,

f: Sistemin temel frekansı

$f_p$ : Paralel rezonans frekansı

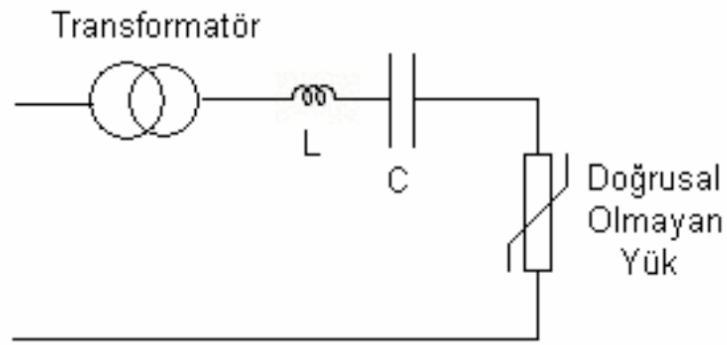
$S_k$ : Şebekenin kısa devre gücü

$S_C$ : Kapasitenin anma gücü

Rezonans frekansı hangi harmonik bileşen ile eşleşirse o harmonik sistem için en zararlı harmonik haline gelir. Bu yüzden sistem kriterleri iyi incelenip sistemde yer alan bütün harmonik frekanslarının rezonans durumuna girmesi engellenmelidir.

### Seri rezonans

Şekil 2.2’de seri rezonans durumu gösterilmiştir. Bu rezonans çeşidinin koşulu ise 2.29’da yer alan denklem ile açıklanabilir.



Şekil 2.2. Seri Rezonans Durumu (Gezegin, 2006).

$$f_s = f \cdot \sqrt{\frac{S_t}{S_c \cdot Z_t} - \frac{S_L^2}{S_C^2}} \quad (2.29)$$

Burada,

f: Sistemin temel frekansı

$f_s$ : Seri rezonans frekansı

$S_t$ : Trafonun nominal gücü

$S_C$ : Kapasitenin anma gücü

$S_L$ : Omik yükün gücü

Zıt: Trafonun pu olarak empedansı

Denklem analiz edildiğinde seri rezonans, rezonans frekansı ile uyuşan harmonik akımları için düşük bir empedans yolu sağlar. Böyle bir durumda harmonik akımlarında büyüme olmaz ama istenmeyen iki olaya sebebiyet verebilir. Bunlardan birincisi rezonans devresine seri bağlı devreler var ise bunlarda ciddi parazitler oluşabilir (Gezegin, 2006), ikincisi ise harmonik akımları nedeni ile kondansatörde aşırı gerilimler meydana gelebilir (Gezegin, 2006).

#### **2.5.3.2. Kondansatörler üzerinde harmonik etkileri**

Harmonik problemlerinden en çok etkilenen elemanların başında kondansatörler gelmektedir. Bunun nedeni harmonik sonucu oluşan aşırı akımlara maruz kalmalarıdır. Bu maruziyet kondansatörde kayıpların artmasına neden olur. Gerilim artışları da yalıtım problemlerinin oluşmasına neden olur. Kondansatörler harmonik üretmezler ancak rezonans olayları sonucunda meydana gelen aşırı gerilim ile zarar görebilirler.

#### **2.5.3.3. Devre kesicileri ve sigortalar üzerinde harmonik etkileri**

Harmoniklerden dolayı akımda yer alan bozulmalar kesicilerin düzgün çalışmasını etkilemektedir. Akımın sıfır geçişinde daha hızlı bir değişime neden olmakta bu da kesicinin kesme işlemini yapmasını zorlaştırmaktadır. Harmonikler ayrıca devrede ısınmalara neden olduğu için sigortaların çalışma karakteristiklerini etkilemekte ve sigortaların düzgün çalışmamasına neden olmaktadır.

#### **2.5.3.4. İletkenler üzerinde harmonik etkileri**

Çok basit olarak bir iletken üzerinden akım geçtiğinde ısı kayıpları oluşur. Bu kayıplar akımın etkin değerinin karesi ile doğru orantılı olarak artar. Dolayısı ile harmonikli bir sistemde akımın etkin değeri harmoniksiz bir sisteme göre artış göstereceğinden iletken üzerindeki ısı kayıpları da artar. Yüksek frekanslarda iletkenlerin etkin kesiti azalırken direnç de artmaktadır. Bu olay deri etkisi olarak bilinir ve yüksek mertebeli harmonik bileşenlerinde iletken kaybının artmasına neden olur.

#### **2.5.3.5. Döner makineler üzerinde harmonik etkileri**

Akım ve gerilim harmoniklerinin döner makineler üzerinde etkileri vardır. Bu makinelere uygulanan sinüzoidal olmayan dalga gerilimleri aşırı ısınmaya dolayısı ile verim düşmesine, salınım yapılmasına ve gürültüye neden olur. Ayrıca harmonikler fazör boyutunda incelendiğinde motoru 1., 7., 13. ve 19. harmonik bileşenlerinin ileri

yönde döndürme etkisi olduğu, 5., 11., 17. ve 23. harmonik bileşenlerinin ise geri yönde döndürme etkisinin olduğu gözlemlenmiştir (Şerbetçi, 2019).

#### **2.5.3.6. Transformatörler üzerinde harmonik etkileri**

Harmonikli bir akımın varlığında akımın etkin değerinin artması transformatörde bakır kayıplarının artışına neden olur. Bu olayın sonucu ısı kaybı ve verim düşümü olarak karşımıza çıkar. Ayrıca harmonik akımları transformatörde yer alan demir nüvelerde akım artışına sebep olarak ısı artışına neden olurlar. Son olarak transformatör içerisinde yer alan manyetik devrelerde histeresiz kayıpları yüksek frekanslarda artış göstermektedir. Bu nedenle yüksek frekanslı harmonik bileşenlerden transformatörün korunması daha çok dikkat edilmesi gereken bir noktadır.

#### **2.5.3.7. İletim sistemi üzerinde harmonik etkileri**

Harmonik akımları iletim sisteminde yer alan elemanların üzerinde gerilim düşümlerine neden olmaktadır. Bunun sonucunda dielektrik zorlanma artabilir. Bu da kablounun ömrünün ksalmasına, arıza sayısının ve bakım masraflarının artmasına neden olur.

#### **2.5.3.8. İletişim hatları üzerinde harmonik etkileri**

Harmonikli bir sistemden etkilenen iletişim hatları ya da cihazlar parazitlere maruz kalırlar. Bu parazitlerin miktarı harmonik akımının ve geriliminin genliği ve frekansı ile doğru orantılı olarak artar. Haberleşme devreleri hassas devreler oldukları için bu gürültüler iletilen bilginin kalitesinin azalmasına hatta veri kaybına bile neden olabilmektedir.

### **2.6. Harmoniklerin Kontrolü**

Pek çok olumsuz sonuçlar doğuran harmoniklerin azaltılması için birtakım önlemler alınabilir. Bu önlemlerden birkaç tanesi aşağıda belirtilmiştir.

- Sistem için zararlı olabilecek harmonik mertebeleri filtreler yardımı ile etkisiz hale getirilebilir
- Elektrik enerjisinin üretimi esnasında harmonikli gerilim üretmemek için gerekli tasarımlar yapılabilir
- Transformatör, jeneratör gibi elemanların bağlantı şekilleri harmonikleri bastırarak şekilde tasarlanabilir

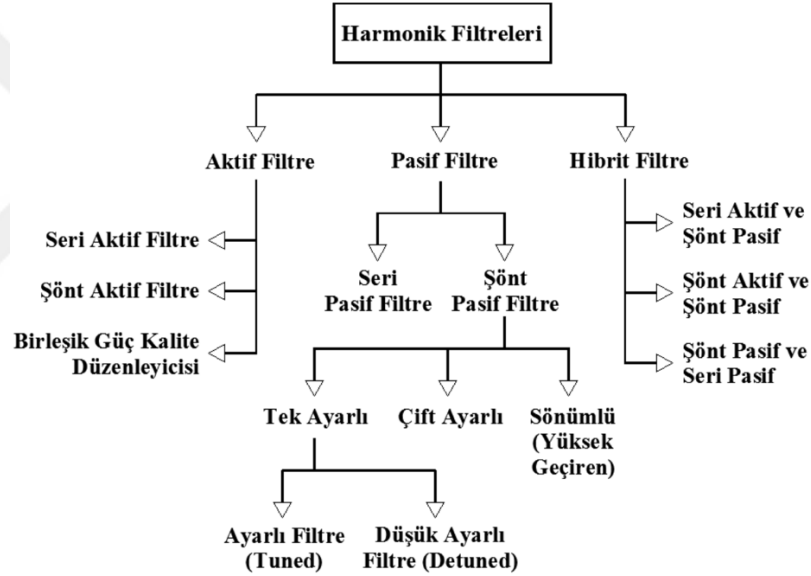
- Çevirici devrelerinde darbe sayısı artırılarak tasarımlar yapılabilir
- Harmonikli akım çeken kullanıcılar için bir düzenleme getirilebilir

Harmonikleri engellemenin iki yolu vardır. Bunlardan ilki tasarım aşamasında sistemin harmonik analizleri göz önünde bulundurularak tasarımların yapılmasıdır. Yani daha harmonik oluşmadan engellemektir. Ama bu yöntem tüm harmonikleri engellemek için yeterli olmayabilir. İkinci yol ise sonradan oluşan harmonikleri bastırmak için uygun devrelerin ya da cihazların kullanılmasıdır. Bu noktada da uygun filtreleme işlemleri devreye girer.



### 3. HARMONİKLERİN FİLTRELENMESİ

Harmoniklerin oluşturduğu olumsuz etkilerden kurtulmak için kullanılan en yaygın yöntem filtreleme yöntemidir. Tasarım aşamasında alınan önlemlerin yetersiz geldiği durumlarda sistemde yine harmonikler oluşur. Oluşan bu harmoniklerin sonradan yok edilmesi işlemi ise filtreler yardımı ile gerçekleştirilir. Harmonik filtresi, enerji sisteminde belirlenen harmonik akımlarının eliminasyonunun yapıldığı devrelere denir. Genel olarak filtreler aktif, pasif ve hibrit olmak üzere üç başlık altında incelenebilir. Şekil 3.1’de harmonik filtre çeşitleri gösterilmiştir (Şerbetçi, 2019).



Şekil 3.1. Harmonik filtre çeşitleri (Şerbetçi, 2019).

Tüm koşullar altında gerilim ve akım harmonik değerlerini amaçlanan değerlere düşürebilme, kurulumunun basit olması, sistemde başka arızalara neden olmaması, uzun ömürlü ve düşük maliyetli olması bir harmonik filtreden beklenen çıktılardır.

Harmonik filtreler tasarlanmadan önce sistemin analizi detaylı bir şekilde yapılmalıdır. Harmonik kaynakları neler, hedeflenen harmonik değerler neler, sistemin elektriksel tek hat şeması ile beraber akım, gerilim, aktif güç, reaktif güç, güç faktörü gibi temel bilgileri, filtrenin harmonik kaynağına yakın bir yere konumlandırılabilmesi için sebep

olan harmonik yüklerin tespiti, hangi tür filtre sistem için uygun, maliyet analizi gibi sorulara cevaplar aranmalıdır.

### **3.1. Pasif Filtreler**

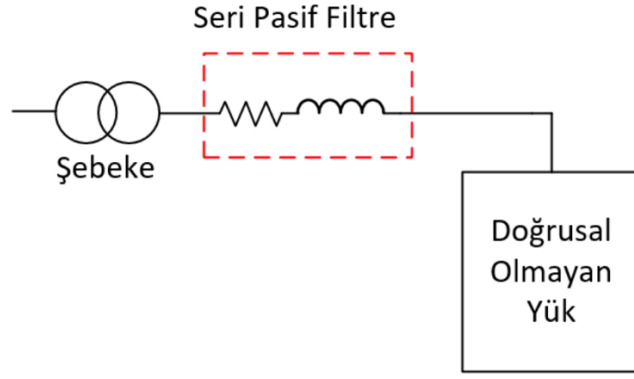
Temel devre elemanlarından R-L-C'nin farklı şekillerde bağlanması ile elde edilen filtrelere pasif filtre denir. Pasif filtreler harmonikleri yok etmezler sadece harmonik akımlarının akacağı yolu değiştirerek istenmeyen noktalara gitmesini engellerler. Pasif filtrelerin çalışma prensibi, eliminasyonunun yapılmasının istendiği harmonik frekansında rezonansa gelecek L ve C değerlerinin belirlenmesidir (Kürker, 2017). Bu nedenle her bir harmonik için bir pasif filtrenin tasarlanması gerekir.

Pasif filtreler uygulama açısından kolay ve pratiktirler fakat bazı dezavantajlara sahiptir (Güntürkün, 2003). Bu dezavantajlar ise frekans değişimlerine ayak uyduramamaları, harmonik bileşenler yükseldiğinde filtrenin aşırı yüklenmiş olabilmesi, filtre elemanlarının yeniden ayarlanmasının zorluğu, LC pasif filtrelerin büyük ve ağır olması şeklinde sıralanabilir (Güntürkün, 2003).

#### **3.1.1. Seri pasif filtreler**

Harmonik kaynağı yük ile şebeke arasına seri olarak bağlandığı için bu filtreye seri pasif filtre denir. Buradaki filtrenin çalışma mantığı ise temel frekanstaki akıma düşük empedans gösterip geçişine izin verirken yüksek frekanstaki akımlara yüksek empedans göstererek harmonik akımların akması engellenir.

Sisteme seri olarak bağlandığı için bütün yük akımı filtre üzerinden geçer bu nedenle iletkenlerin kesitleri kalındır dolayısı ile boyutları büyük ve maliyetleri fazladır buna karşılık rezonansa girme durumu gözlemlenmez (Keçecioğlu, 2017). Şekil 3.2'de seri pasif filtrenin sisteme bağlantısı gösterilmiştir. Pratikte daha çok AC motor sürücülerini ile şebeke arasına bağlanır (Şerbetçi, 2019).



**Şekil 3.4.** Seri pasif filtrenin bağlantı şekli (Keçecioğlu, 2017).

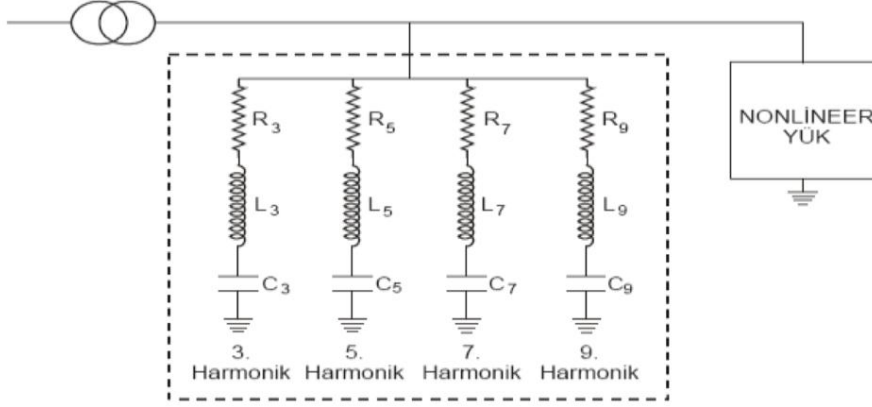
### 3.1.2. Paralel pasif filtreler

Harmonik kaynağı yük ile şebeke arasına paralel olarak bağlandığı için bu filtreye paralel pasif filtre denir. Paralel pasif filtrenin çalışma mantığı, istenmeyen harmonik bileşenler için düşük empedanslı paralel bir yol yardımı sunarak sistem içinde dolaşmasını engelleyip toprak seviyesine akmasını sağlar. Bastırılmak istenen her harmonik frekansı için paralel bir kol tasarlanarak devreye bağlanmalıdır. Her bir frekans değeri için ayrı bir kol tasarlamak mantıklı bir çözüm olmayacağı için genlik değeri yüksek harmonik frekanslar için uygun tasarımlar yapılmalıdır. Düşük genliğe sahip frekans değerleri için ise tek bir kol tasarlamak yeterli olacaktır.

Seri pasif filtreye göre maliyet açısından daha uygundur ayrıca paralel pasif filtre temel frekanstaki reaktif güç ihtiyacını da karşılayarak aynı zamanda kompanzasyon görevini de yapar. Bu olumlu nedenlerden dolayı piyasada en çok tercih edilen filtre çeşididir (Keçecioğlu, 2017). Bu filtre çeşidinin en belirgin dezavantajı ise kaynak gerilimi harmonikli ise filtre devresi şebekeden harmonikli akım çeker, yük akımı filtre edilirken de şebekeden çekilen harmonikler istenilen düzeyde azalmaz (Şerbetçi, 2019). Güç sistemi ile de paralel rezonansa girmesi bu filtrenin en büyük problemidir (Kürker, 2017). Bu nedenlerden dolayı paralel pasif filtre kullanılacak olan şebekenin koşulları dikkatli bir şekilde analiz edilmelidir.

#### 3.1.2.1. Tek ayarlı (bant geçiren) paralel pasif filtreler

Ayarlandığı harmonik akımları için düşük empedanslı paralel bir yol sunarak harmonikli akımların bu koldan akmasını sağlayıp eliminasyonu gerçekleştirir. Seri bağlı R-L-C devresinden oluşur. Şekil 3.3'te tek ayarlı filtrenin bağlantı yapısı gösterilmiştir.

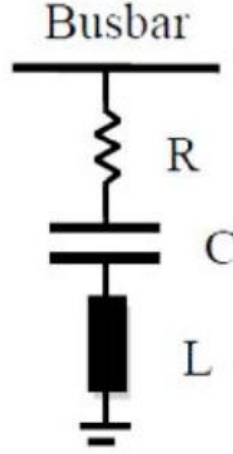


**Şekil 3.5.** Tek ayarlı paralel pasif filtrenin bağlantı şekli (Baş, 2014).

Bu filtrenin çalışma mantığı bastırılmak istenen harmonik frekansında filtrenin rezonansa girmesi yani  $X_L = X_C$  şartının sağlanmasıdır. Bu durumda  $Z_0 = R$  olur ve ayarlanan frekans değeri için filtre minimum empedans göstererek harmonik akımlarının toprağa akmasını sağlar. Genel olarak bu filtrenin avantajları paralel kola bilerek bir direnç eklenmemiş ise kayıp çok azdır ve harmonik akımına karşı sıfıra yakın bir empedans gösterir. Dezavantajları ise filtre eleman değerlerinde meydana gelecek olan değişimlere karşı çok duyarlıdır, değişken bir doğrusal olmayan yükün olduğu sistemlerde değişen yükün harmonik akım ihtiyacına filtre düzgün cevap veremeyeceği için kayıplara neden olur bu nedenle de sabit yükün olduğu sistemlerde tercih edilmelidir.

#### **Ayarlı (tuned) paralel pasif filtreler**

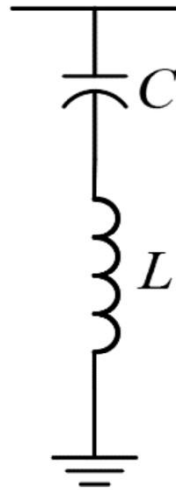
Bu filtre çeşidinde seri L-C devresine, küçük bir değere sahip R seri olarak bağlanır. Şekil 3.4'te ayarlı filtrenin bağlantı şekli gösterilmiştir. Eklenen bu R direncinin görevi filtrenin aşırı akım çekmesi durumunda hasar görmesini engellemektir. R direncinin değeri ise filtrenin performansını etkilemektedir (Şerbetçi, 2019).



**Şekil 3.6.** Ayarlı (tuned) paralel pasif filtrenin bağlantı şekli (Şerbetçi, 2019).

#### **Düşük ayarlı (detuned) paralel pasif filtreler**

Bu filtre çeşidi Şekil 3.5'te gösterildiği gibi seri L-C devresinden oluşmaktadır. Literatürde harmonik filtreli kompanzasyon sistemi (HFKS) olarak da geçer. Bu filtrenin temel frekanstaki eşdeğer reaktansı kapasitif özellik göstermektedir ve böylece reaktif güç kompanzasyonu yapar. Devreye filtre rezonans frekansından daha yüksek frekanslarda gerilimler uygulandığında eş değer reaktans endüktif bölgede çalışır (Şerbetçi, 2019). Bu durumda hem şebeke hem de filtre reaktansları endüktif olduğundan rezonans problemi ortadan kalkmış olur.

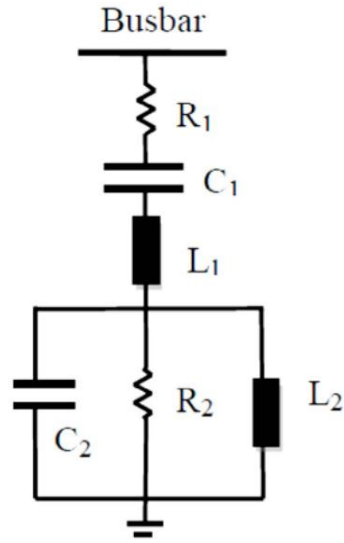


**Şekil 3.7.** Düşük ayarlı paralel pasif filtrenin bağlantı şekli (Keçecioğlu, 2017).

#### **3.1.2.2. Çift ayarlı paralel pasif filtreler**

Bu filtrenin temel çalışma mantığı iki ayrı harmonik bileşen frekansına karşı düşük empedans göstermesidir. Bağlantı şekli ise Şekil 3.6'da verilmiştir. Tek ayarlı filtrelere

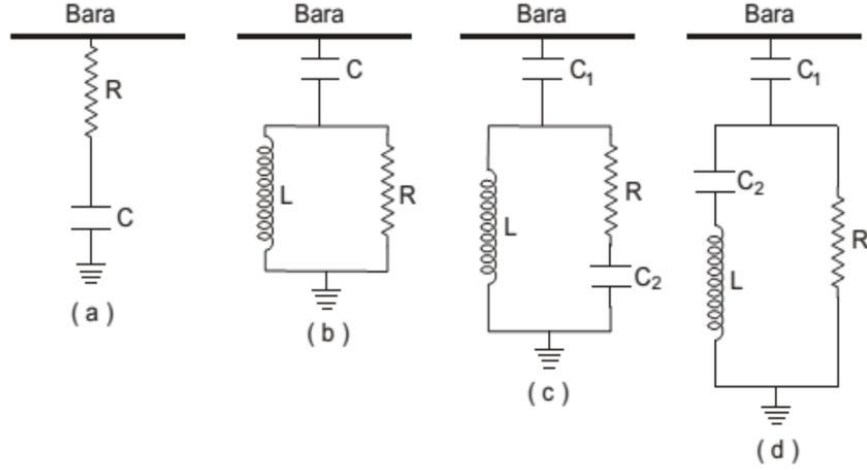
karşı temel frekansta daha az güç kaybına neden olurlar. Endüktans sayıları ayarlanarak yüksek gerilimlerde bütün darbeleri denetleyebilirler (Gezegin, 2006).



**Şekil 3.8.** Çift ayarlı paralel pasif filtrenin bağlantı şekli (Şerbetçi, 2019).

### 3.1.2.3. Sönümlü (yüksek geçiren) paralel pasif filtreler

Bu filtrelerin temel çalışma mantığı tek bir harmonik frekansı için değil belirli bir frekansın üzerinde düşük empedans göstererek geniş bir bant aralığında yer alan tüm frekanslardaki harmonik bileşenleri elimine etmektir. Genelde yüksek frekanstaki harmonik bileşenlerini elimine etmek için kullanılır (Şerbetçi, 2019). Tek ayarlı filtreler ile birlikte kullanımları yaygındır. Yüksek geçiren filtreler küçük harmonik genliğine sahip yüksek frekanstaki harmonikleri tek bir paralel kol yardımı ile sönümler ve tek ayarlı filtrenin eksik kalan yönünü tamamlar. Şekil 3.7’de yüksek geçiren filtre devreleri gösterilmiştir.



**Şekil 3.9.** Yüksek geçiren paralel pasif filtrenin bağlantı şekli (a) birinci derece, (b) ikinci derece, (c) üçüncü derece, (d) C tipi (Kürker, 2017).

Birinci dereceden yüksek geçiren filtreler, kondansatör gücünün yüksek oluşu ve güç sisteminde fazla kayba neden olmalarından dolayı tercih edilmezler.

İkinci dereceden yüksek geçiren filtreler performans açısından yeterlidir ancak üçüncü derece daha verimli olduğu için tercih edilmezler.

Üçüncü derecen yüksek geçiren filtrelerde devreye bağlanan  $C_2$  kondansatörü sayesinde kayıplar daha azdır.

C tipi yüksek geçiren filtreler ise filtreleme performansı açısından ikinci ve üçüncü dereceden filtreler arasındadır. Seri bağlanan L ve C temel frekanstaki kayıpları azaltmasından dolayı avantaj sağlar.

### 3.2. Aktif Filtreler

Düşük maliyeti ve tasarım kolaylığından dolayı pasif filtreler tercih sebebi olmuştur. Ancak pasif filtrelerin birçok olumsuz yönü de bulunmaktadır (Keçecioğlu, 2017). Bu olumsuzluklar

- Filtre elemanlarının değerlerinde meydana gelen değişimler filtre performansını etkiler
- Sistemde doğrusal olmayan yükler arttığında zaman filtre aşırı akıma maruz kalarak zarar görebilir
- Değişen doğrusal olmayan yükler karşısında filtre uyum sağlayamaz

- Güç sisteminde yer alan elemanlar ile filtre elemanları arasında rezonans meydana gelebilir

Pasif filtrenin bu olumsuz yönlerini yok etmek amacıyla aktif filtre kullanımı araştırılmış ve 1970'lerde paralel ve seri olarak sınıflandırılan aktif filtreler önerilmiştir (Güntürk, 2003). Akım beslemeli PWM eviricili 800kVA özelliklerine sahip paralel aktif filtre 1982 yılında dünyada ilk kez Japonya'da uygulanmıştır (Güntürk, 2003).

Aktif filtreler, anahtarlama elemanlarını kullanarak akım ya da gerilim dalgasındaki harmonik bileşenlerle aynı frekansta aynı genlikte fakat zıt yönde (180derece) bir dalga üreterek sisteme enjekte eder ve harmonikli bileşeni yok eder. Bunun sonucunda da sistemde sadece temel bileşene ait dalga kalır (Şerbetçi, 2019). Aktif filtrelerde güç elektroniği anahtarlama elemanlarının yanı sıra direnç, kondansatör gibi pasif devre elemanları da kullanılır.

Aktif filtreler sadece harmonik eliminasyonu yapmazlar aynı zamanda reaktif güç kompanzasyonu ve nötr akım kompanzasyonunu da sağlarlar böylece güç kalitesi probleminin de önüne geçilmiş olur (Baş, 2014). Aktif filtreler üç fazlı üç telli ve üç fazlı dört telli olarak üretilirler. Üç fazlı dört telli aktif filtrenin dördüncü teli nötr hattı olup bu hattan akan üç ve üçün katı harmonikler filtrelenebilir (Keçecioglu, 2017). Aktif filtrelerin avantajlarına karşılık maliyetli oluşu ve tasarım zorluğu dezavantajlarıdır. Tablo 3.1'de aktif ve pasif filtrelerin karşılaştırılması verilmiştir.

**Tablo 3.1.** Pasif filtre ve aktif filtrenin karşılaştırılması.

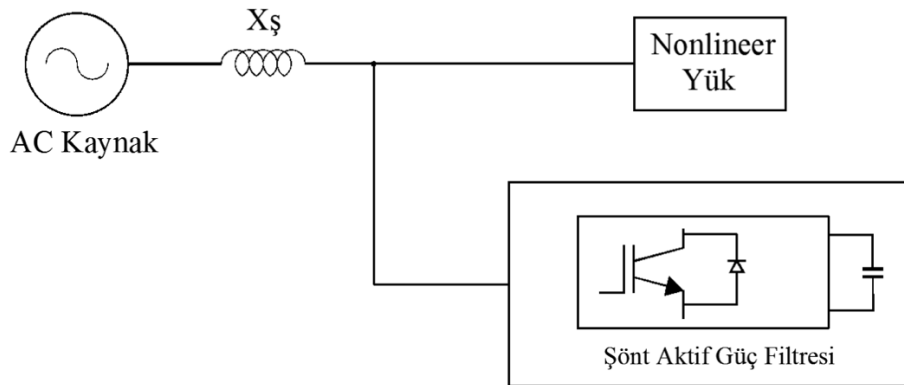
|                                             | Pasif Filtre                             | Aktif Filtre                                                     |
|---------------------------------------------|------------------------------------------|------------------------------------------------------------------|
| Harmonik bileşenlerin kontrolü              | Her frekans için ayrı tasarım gereklidir | Birden fazla frekanstaki harmonikler için tek tasarım yeterlidir |
| Frekanstaki değişim                         | Filtre çalışmasını etkiler               | Filtre çalışmasına etki etmez                                    |
| Sistemde meydana gelen empedans değişimleri | Rezonans riski oluşturabilir             | Rezonans riski yoktur                                            |
| Sisteme yük eklenmesi                       | Filtre değişimi gerektirebilir           | Aynı filtre çalışmaya devam eder                                 |

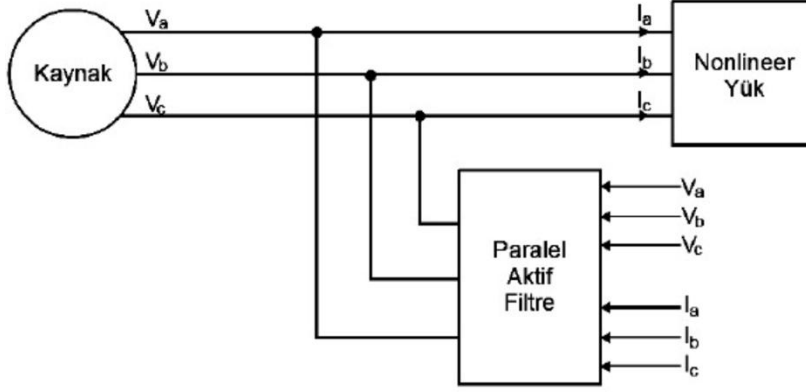
**Tablo 3.1. (Devamı) Pasif filtre ve aktif filtrenin karşılaştırılması.**

|                                     | Pasif Filtre                                                            | Aktif Filtre         |
|-------------------------------------|-------------------------------------------------------------------------|----------------------|
| Sitemde akımın yükselmesi           | Aşırı yüklenme ve bozulma olabilir                                      | Etkilenmez           |
| Harmonik sırasının kontrol edilmesi | Zor                                                                     | Tasarım ile olabilir |
| Tasarım Kolaylığı                   | Kolay                                                                   | Zor                  |
| Maliyet                             | Daha Ekonomik                                                           | Pahalı               |
| Boyut ve ağırlık                    | Filtrelenen harmonik derecesine göre değişken ama genelde büyük ve ağır | Daha küçük ve hafif  |

### 3.2.1. Paralel aktif filtre

Paralel aktif filtre yüke paralel olarak bağlanır ve harmonikli yük akımlarını yok etmek için sisteme eşit büyüklükte ve ters fazda akımlar verir. Bunun sonucunda da kaynak akımı dalga şekli harmoniklerden arınarak sinüzoidal yapılır. Şekil 3.8’de tek fazlı bir sisteme bağlanan paralel aktif filtre, Şekil 3.9’da ise üç fazlı üç telli sisteme bağlanan paralel aktif filtre gösterilmiştir. Paralel aktif filtrenin üç fazlı sisteme bağlantısı değişik yöntemlerle yapılabilir (3 faz - 3 tel, 3 faz – 4 tel vs. gibi).

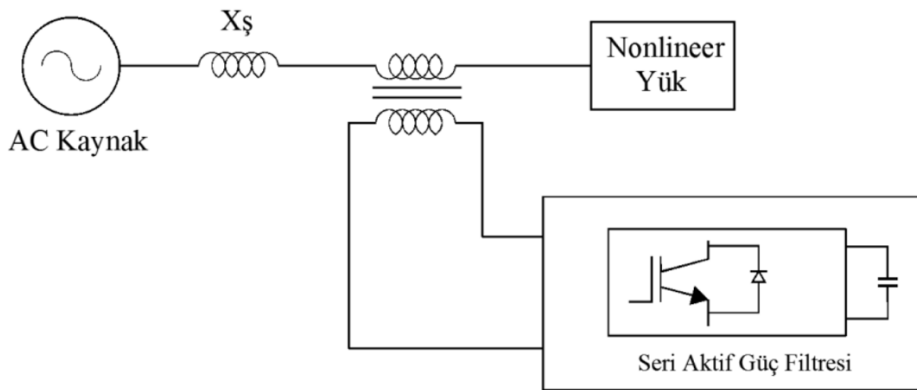
**Şekil 3.10. Tek fazlı sistemde paralel aktif filtrenin bağlantı şekli (Şerbetçi, 2019).**



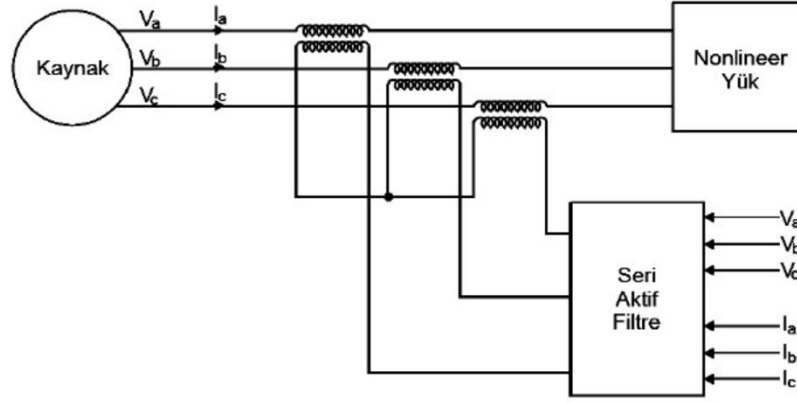
**Şekil 3.11.** Üç fazlı üç telli bir sistemde paralel aktif filtrenin bağlantı şekli (İlgın, 2019).

### 3.2.2. Seri aktif filtre

Seri aktif filtreler transformatör yardımı ile güç sistemine seri olarak bağlanır. Doğrusal olmayan yüklerin harmonik gerilim kaynağı gibi davranması durumuna seri aktif filtreler çok daha iyi cevap verir (Bozabalı, 2009). Gerilim dengesizliği, gerilim düzensizliği, gerilim regülasyonları ve yük gerilimlerini dengelemek için seri aktif filtreler kullanılır (Baş, 2014). Sisteme seri olarak bağlandığı için harmonik akımlarına karşı yüksek empedans gösterir böylece yük ile kaynak arasında harmonik izolasyon sağlanmış olur (Baş, 2014). Daha çok gerilim dalgalanmalarına karşı hassas olan yükler için uygulanır (Şerbetçi, 2019). Şekil 3.10’da tek fazlı sisteme bağlanan seri aktif filtre, Şekil 3.11’de ise üç fazlı sisteme bağlanmış seri aktif filtre gösterilmektedir.



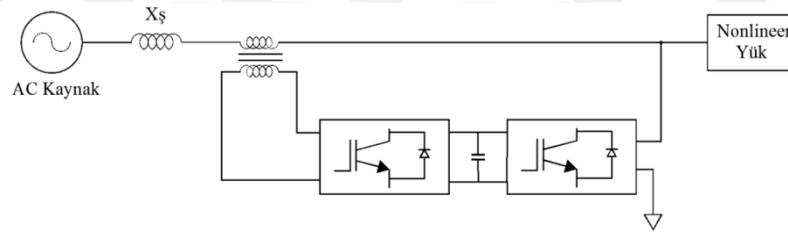
**Şekil 3.12.** Tek fazlı sistemde seri aktif filtrenin bağlantı şekli (Şerbetçi, 2019).



**Şekil 3.13.** Üç fazlı bir sistemde seri aktif filtrenin bağlantı şekli (İlgın, 2019).

### 3.2.3. Birleşik güç kalite düzenleyici

Seri ve aktif filtrenin birleştirilmesi ile oluşan filtre yöntemidir. Seri aktif filtrenin gerilim tarafındaki kompanzasyonu ve şebeke harmonik izolasyonu özellikleri ile paralel aktif filtrenin harmonik akım ve reaktif güç kompanzasyonları özelliklerini birleştirerek akım ve gerilim dalga formunu devamlı tam sinüs dalgası şeklinde tutmak bu filtrelerin güçlü özelliğidir. Böylece güç sisteminde meydana gelebilecek nerdeyse tüm problemleri çözebilmektedir. Şekil 3.12’de bağlantı şekli gösterilmiştir.



**Şekil 3.14.** Tek fazlı bir sistemde birleşik güç kalite düzenleyicinin bağlantı şekli (Şerbetçi, 2019).

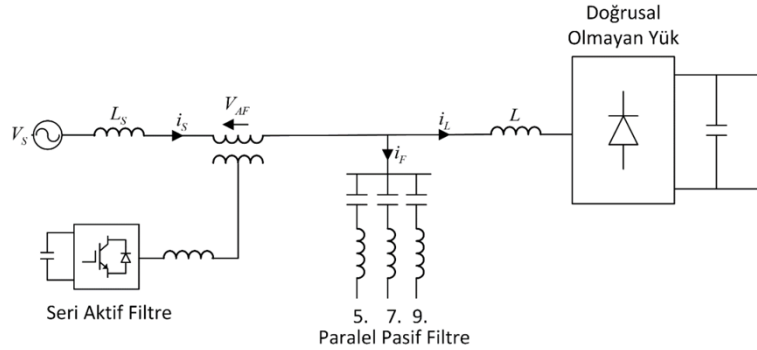
### 3.3. Hibrit Filtreler

Hem aktif hem de pasif filtrelerin birlikte kullanıldığı filtreleme yöntemine hibrit ya da melez filtreler denir. Birleşik güç kalite düzenleyici filtrelerin yüksek maliyetli oluşu ve tasarım zorluğu hibrit filtre tasarımına sevk etmiştir. Hibrit filtreler yüksek performanslı çözümler sağlamaktadırlar. Seri aktif - paralel pasif, paralel aktif – paralel pasif, paralel pasif – seri pasif gibi farklı kombinasyonlarda tasarlanabilirler.

#### 3.3.1. Seri aktif filtre – paralel pasif filtre kombinasyonu

Bu yöntemle seri aktif filtre yüksek frekanslı harmonikler için yüksek empedans gösterir, diğer taraftan paralel pasif filtre filtreleme özelliğini kaynak empedansından

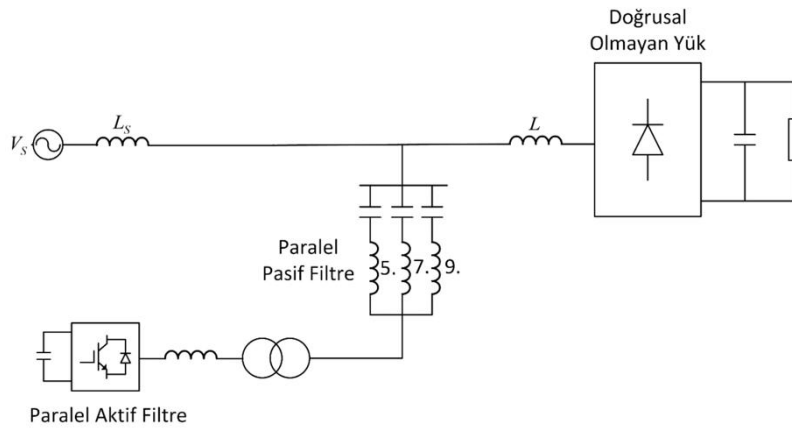
bağımsız olarak yapar ve pasif filtrenin performansı artar böylece hem tasarım kolaylaşmış olur hem de maliyet azalır. Şekil 3.13'te bu kombinasyonun bağlantı şekli verilmiştir.



**Şekil 3.15.** Seri aktif filtre – paralel pasif filtrenin birlikte kullanıldığı bağlantı şekli (Keçecioglu, 2017).

### 3.3.2. Paralel aktif filtre – paralel pasif filtre kombinasyonu

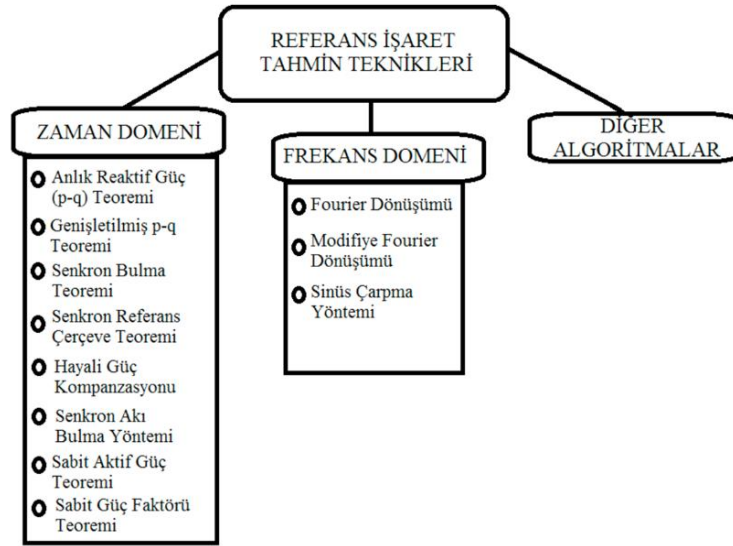
Düşük dereceli harmonikleri bastırmak için en uygun yöntemdir ayrıca ekonomiktir (Kürker, 2017). Şekil 3.14'te bu kombinasyonun bağlantı şekli verilmiştir.



**Şekil 3.16.** Paralel aktif filtre – paralel pasif filtrenin birlikte kullanıldığı bağlantı şekli (Keçecioglu, 2017).

#### 4. REFERANS İŞARET TAHMİN YÖNTEMLERİ

Aktif filtrelerin kontrol tasarımı üç adımdan oluşur. İlk aşamada kontrolör tarafından işlenecek olan akımlar belirlenir. Bunlar yük akımı, kaynak akımı, kompanzasyon akımı ve DC-bağ akımıdır (Özer, 2023). İkinci aşamada filtre topolojisi ve kontrol yöntemine göre akım veya gerilim seviyeleri için referans işaretleri üretilir. Üçüncü aşamada ise PWM tekniği, kayan mod, bulanık mantık tabanlı kontrol, histeresiz bant kontrolü gibi teknikler kullanılarak anahtarlama sinyalleri üretilir. Referans işaretlerin doğru bir şekilde tahmin edilmesi filtre performansını doğrudan etkileyen bir etmendir. Şekil 4.1’de referans işaret tahmin yöntemleri gösterilmiştir.



Şekil 4.1. Referans işaret tahmin yöntemleri (Özer, 2023).

##### 4.1. Frekans Domeni Teknikleri

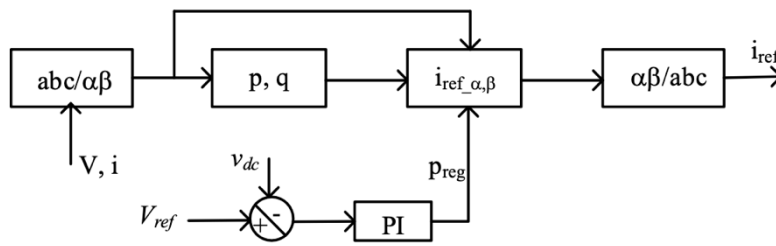
Sistemdeki harmonikli akım ve gerilimler tespit edilerek Fourier analizi yapılır. Bu analizde temel bileşen ayrıştırılarak esas harmonikli işaret alınır. Alınan bu işarete Ters Fourier Dönüşümü uygulanarak filtre için gerekli olan referans işaretler elde edilmiş olur. Bu teknik kullanılan hesaplama yoğunluğunun fazla oluşu ve bir periyot veya bir periyodun katları kadar örneklem aldığı için yavaş ilerleyen bir yöntemdir (Kale, 2004). Bu nedenle yavaş değişen yük koşulları için daha uygundur.

## 4.2. Zaman Domeni Teknikleri

Sistemdeki harmonikli akım ve gerilim anlık olarak tahmin edilerek referans sinyaller oluşturulur. Sürekli bir veri işlemesi olduğu için hızlı ve hesaplamaları kolay olan bir yöntemdir, bu yüzden de frekans domeni tekniklerine göre daha çok kullanılır (Özer, 2023).

### 4.2.1. Anlık reaktif güç teoremi

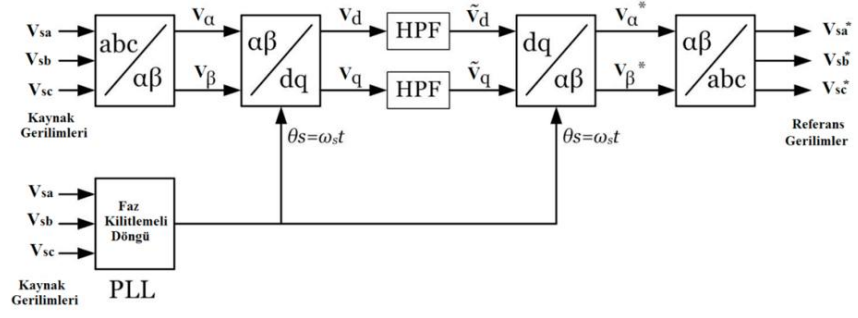
1984 yılında Japon bilim adamı Akagi ve arkadaşları tarafından ortaya atılan anlık reaktif güç teorimi yaygın olarak p-q teorisi olarak da bilinmektedir. Teorinin temel mantığında üç fazlı gerilimler ve akımlar iki fazlı  $\alpha\beta$  durağan yapısına dönüştürülerek (Clarke dönüşümü) gerçek ve sanal güçler hesaplanır (Akagi ve ark, 1984). Hesaplama sonunda sanal gücün dalgalı bileşeni harmoniklere, doğru bileşeni ise reaktif güce karşılık gelir (Kale, 2004).  $\alpha\beta$  koordinat sistemindeki değerler Ters Clarke dönüşümü ile abc koordinatlarına dönüştürülür ve filtre girişinde kullanılacak olan referans akımlar elde edilmiş olur (Duranay ve Güldemir, 2019). Şekil 4.2’de bu tekniğin blok diyagramı gösterilmiştir. Teknik sadece simetrik sinüs dalgasına sahip 3 fazlı sistemlere uygulanabilir (Akagi ve ark, 1984). Teknik ilk olarak nötr iletkeni olmayan 3 fazlı 3 telli sistemler için geliştirilmiştir daha sonradan 3 fazlı 4 telli sistemler için uyarlanmıştır (Mutlu, 2011).



**Şekil 4.2.** Anlık reaktif güç teorimi ile referans işaret elde etme blok diyagramı (Duranay ve Güldemir, 2019).

### 4.2.2. Senkron referans çerçeve yöntemi

Bu teknik ile üç fazlı gerilimler Park dönüşümü ile d-q dönen yapıya dönüştürülerek gerilimin temel frekans bileşenleri ile harmonik bileşenleri ayrıştırılır (Özer, 2023). Sonrasında elde edilen bu harmonik bileşenlerine Ters Park dönüşümü uygulanarak filtre girişinde kullanılacak olan referans işaretler elde edilir. Şekil 4.3’te yöntemin blok diyagramı verilmiştir.



**Şekil 4.3.** Senkron referans çerçeve yöntemi ile referans işaret elde etme blok diyagramı (Özer, 2023).



## 5. YAPAY SİNİR AĞLARI

Yapay sinir ağı (YSA), insan beyninin işleyişinden esinlenerek olaylar karşısında kendi kendine öğrenme ve sonuca varma özelliğine sahip olan yüksek karmaşıklıkta bilgi işleme sistemleridir.

YSA'lar öğrenmeyi örnekler üzerinden yapar ve herhangi bir algoritma kullanmaz. Temel mantığında ise ağı verilen örneklerden girdiler ve çıktılar arasındaki ilişkiyi öğrenerek gelecek olan yeni girdiler için çıktıları oluşturmaktır. Bu noktada ağı sadece örnekler verilir başka bir bilgi verilmesine gerek yoktur.

İnsan beyninde milyarlarca sinir hücresi ile trilyonlarca bu sinir hücrelerini birbirine bağlayan bağlantılar bulunmaktadır (Dağ, 2012). YSA'nın temel çıkış noktası insan beynini taklit etmektir. Ancak insan beyni son derece kompleks, doğrusal olmayan ve paralel dağıtık bir yapıdadır ve bu özelliklerinden dolayı da bilgisayarlardan farklı bir yöntemle işlem yapar. YSA teknolojisinde beyni en iyi şekilde taklit edebilmek için pek çok sayıda YSA modeli geliştirilmiştir. Genel olarak YSA'lar tahminleme, sınıflandırma, optimizasyon, örüntü tanıma ve ilişkilendirme gibi alanlarda yaygın olarak kullanılmaktadır.

Matematiksel algoritmalara ihtiyaç duymamaları, öğrenme yeteneğinin olması, modellenmesi zor ya da mümkün olmayan problemleri rahatlıkla çözmesi, ağır modellenmesi için sadece örneklere ihtiyaç duyması, doğrusal olmayan problemler için rahatlıkla çözüm üretmesi, sonuçlara daha kısa zamanda ulaşılmasını sağlaması, sistemde meydana gelen değişimler sonucunda kolaylıkla eğitilebilmesi YSA'ların avantajları olarak söylenebilir.

Birçok avantajının yanında YSA'lar bazı dezavantajlara da sahiptirler. Probleme uygun bir modelin seçilmesi zorlu bir süreçtir ve genelde deneme yanılma yolu ile bulunur ve zaman almaktadır. Bulunan çözüm ise her zaman en iyi çözümdür diye bir garanti yoktur YSA her zaman daha iyisini yapabilir. Ayrıca ağ parametrelerini belirlemek için belirli bir formül ya da kural bulunmamaktadır tamamen geliştiricinin tecrübesine ve yeteneğine bağlıdır. Ağın eğitilmesi için kullanılacak olan veri setlerinin sayısal değerlerde olması gerekirken bazı problemler için veri setindeki

değerler sayısallaştırılmalıdır bu da geliştiricinin tecrübe ve yeteneğine bağlıdır. Eğitimin tamamlanması belli bir hata toleransının altına indiğinde ya da belirlenen iterasyon sayısına ulaşıldığında biter. Ancak eğitime devam edilse daha iyi sonuçlar elde edilebilir edilmeyebilir. Bu yüzden eğitimin tamamlanmasında kesin doğruya ulaşıldığına dair bir kanıt yoktur. Bu durum öğrenmenin her zaman en iyi şekilde gerçekleşmeyeceğini daha iyinin her zaman var olabileceğini gösterir.

### **5.1. Yapay Sinir Ağlarının Tarihi Gelişimi**

1943 yılında ilk sinir ağı Warren McCulloch ve Walter Pitts tarafından modellenmiştir. Bu modelde matematiksel olarak hesaplanabilen bir fonksiyonun sinir ağlarıyla da hesaplandığını göstermişlerdir (Koçer, 2007).

1949 yılında Donald Hebb, “Hebb Kuramı” olarak da bilinen sinir ağının bağlantı sayısı ve öğrenmeyle arasında bir ilişki olduğunu bulmuştur (Çot, 2019).

1954’de Farley ve Clark rassal ağlarla çıktı oluşturmuşlardır (Dede, 2008).

1957 yılında ise tek katman ve tek çıkış özelliklerine sahip bir model olan “Perceptron”u Frank Rosentblatt ortaya atmıştır (Çot, 2019).

1958-1961 yılları arasında rassal ağlar ve adaptif tepki konuları üzerinde çalışmalar yapılmıştır (Çot, 2019).

1959’da ADALINE ve MADALINE olarak bilinen iki farklı YSA algoritması Bernard, Widrow ve Marcian Hoff tarafından geliştirilmiştir (Çot, 2019).

1969 yılı ise YSA için bir duraklamanın başladığı dönem olmuştur. Bu duraklamanın nedeni ise XOR problemlerini yani doğrusal olmayan problemleri Perceptronun çözemesidir (Dede, 2008).

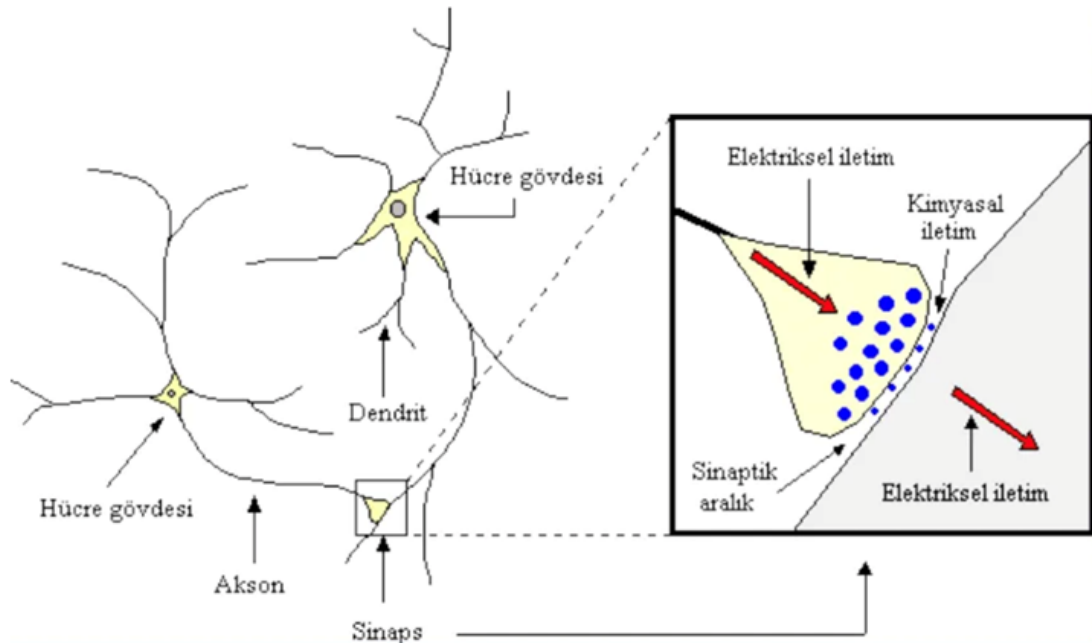
1972 yılında Anderson ve Kohonen birbirlerinden ayrı bir şekilde benzer bir araştırmanın sonuçlarını yayınlamışlardır. Bu çalışmalar sayesinde YSA’nın duraklama dönemi sona ermiştir (Çot, 2019).

1986’da geri yayılım öğrenme modelinin geliştirilmesi sayesinde karmaşık ve çok katmanlı ağların çözülmesi Rumelhart ve McClelland tarafından literatüre kazandırılmıştır (Kıvrak, 2016).

1990'dan itibaren ise YSA, farklı uygulama alanlarında artan çalışmalarda çözüm kaynağı olmuş ve pek çok algoritma geliştirilmiştir. Günümüzde YSA'lar sıklıkla kullanılmakta ve geliştirilmesi devam etmektedir.

## 5.2. Biyolojik Sinir Sistemi

Bir sinir hücresine nöron adı verilir. Şekil 5.1'de görüldüğü gibi nöronlar kısa uzantılar olan dendrit, uzun uzantılar olan akson, sinir hücreleri bağlantı noktaları olan sinaps ve soma adı verilen hücre gövdesinden oluşur. Bir nörona gelen sinyal hücre içerisinde dendritten aksona iletir. Daha sonra bu sinyal sinapslar yardımı ile aksondan dendrite iletilir ve böylece sinyal bir diğer nörona geçmiş olur. Sinyal bu nöronda dendritler vasıtası ile somaya iletilir ve soma sinyali alıp kendi sinyalini üretir ve dendritten aksona iletim yapılır. Sinapslar aslında boşluklu bir yapıdadır ve gelen sinyal kimyasal olarak iletilir. Sadece sinapslarda sinyal iletimi aksondan dendrite doğrudur. Nöronlarda sinyal iletiminin hızlı olması için aksonlar miyelin kılıf olarak adlandırılan bir madde ile kaplanmıştır (Çot, 2019). Bir nörona gelen sinyal eşik değerini aşar ise iletim devam eder aksi halde nöron sinyal iletimini durdurur ve pasif hale geçer (Kıvrak, 2016).



Şekil 5.1. Biyolojik sinir hücre yapısı (Sezer, 2008).

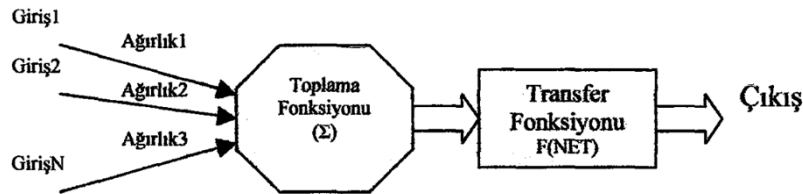
Bir yapay sinir ağı sisteminde yer alan elemanların sinir sistemindeki karşılıkları ise Tablo 5.1'de gösterilmiştir.

**Tablo 5.1.** YSA'nın sinir sistemindeki karşılıkları.

| YSA sistemi         | Sinir sistemi |
|---------------------|---------------|
| İşlem elemanı       | Nöron         |
| Toplama fonksiyonu  | Dendrit       |
| Transfer fonksiyonu | Hücre gövdesi |
| Eleman çıkışı       | Aksonlar      |
| Ağırlıklar          | Sinapslar     |

### 5.3. Yapay Sinir Ağı Temel Bileşenleri

Bir yapay sinir ağı beş temel elemandan oluşmaktadır. Şekil 5.2'de görüldüğü gibi bu elemanlar girdiler, ağırlıklar, toplama fonksiyonu, aktivasyon fonksiyonu ve çıktıdır. Literatürde aktivasyon fonksiyonu yerine transfer fonksiyonu, toplama fonksiyonu yerine birleştirme fonksiyonu tanımlamaları da kullanılmaktadır.



**Şekil 5.2.** Yapay sinir hücresinin temel bileşenleri ile genel yapısı (Yıldırım, 2005).

#### 5.3.1. Girdiler

Yapay sinir hücresine dış ortamdan veya diğer hücrelerden gelen bütün bilgilerdir. Genelde girdiler ağı öğrenmesi istenilen örnekler tarafından belirlenir (Yıldırım, 2005).

#### 5.3.2. Ağırlıklar

Girdilerin nörona etki eden katsayıları olup yapay sinir hücresine gelen bilginin önemini ve hücre üzerindeki etkisini gösteren elemanlardır (Kıvrak, 2016). Ağırlıkların başlangıç değerleri genellikle rastgele seçilir. Farklı bağlantı noktaları için farklı ağırlık değerleri belirlenebilir ancak bunlar eğitim ve öğrenme aşamasında mümkündür ağı eğitildikten sonra değiştirilemez.

### 5.3.3. Toplama fonksiyonu

Nörona gelen girdiler ile bu girdilere ait ağırlıkların çarpımlarını toplayıp net girdiyi hesaplayan fonksiyona toplama fonksiyonu denilmektedir. En sık kullanılan toplama fonksiyonu 5.1’de gösterilen eşitliktir. Çoğu uygulamada nöronların çıkışını ayarlamak için sabit bir değer olan bias eklenir, böylece girişlerin sıfır olması durumunda çıkışın sıfır değil de bias yani eşik değerine eşit olması sağlanır (Koçer, 2007).

$$NET = \sum_{i=1}^n w_i x_i + b \quad (5.1)$$

Kullanılan diğer toplama fonksiyonları Şekil 5.3’te açıklanmıştır.

| Toplama İşlevi                                                         | Açıklama                                                                                                                                         |
|------------------------------------------------------------------------|--------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|
| Çarpım<br>Net Girdi = $\prod_i x_i w_i$                                | Girişler ve ağırlıklar çarpılır sonra bu değerler de birbiriyle çarpılır                                                                         |
| Maksimum (En Çok)<br>Net Girdi = $\text{Max} (x_i w_i), i=1,2,\dots,N$ | N adet giriş ve ağırlık birbiriyle çarpıldıktan sonra en büyüğü net girdi olarak kabul edilir.                                                   |
| Minimum (En Az)<br>Net Girdi = $\text{Min} (x_i w_i), i=1,2,\dots,N$   | N adet giriş ve ağırlık birbiriyle çarpıldıktan sonra en küçüğü net girdi olarak kabul edilir.                                                   |
| Çoğunluk<br>Net Girdi = $\sum_i \text{sgn} (x_i w_i)$                  | N adet giriş ve ağırlık birbiriyle çarpıldıktan sonra pozitif ve negatif olanların sayısı bulunur. Bunlardan büyük olan net girdi olarak alınır. |
| Kümülatif Toplam<br>Net Girdi = $\text{Net (eski)} + \sum_i (x_i w_i)$ | Hücreye gelen bilgiler ağırlıklı olarak toplanır ve daha önce gelen bilgilere eklenerek hücrenin net girdisi bulunur.                            |

Şekil 5.3. Toplama fonksiyonu örnekleri (Çot, 2019).

### 5.3.4. Aktivasyon fonksiyonu

Toplama fonksiyonunun çıktısını girdi olarak alıp kendi içerisinde veriyi işledikten sonra sinir hücresinin çıktısını oluşturan fonksiyonlara aktivasyon fonksiyonu ya da transfer fonksiyonu denir. Bu fonksiyonlar genellikle doğrusal olmayan yapıdadır ama ağırlık yapısına göre doğrusal olarak da seçilebilir. Ağda yer alan elemanlar farklı aktivasyon fonksiyonlarını kullanabilirler (Yıldırım, 2005). Ağda kullanılan eğitim yöntemlerinden bazıları aktivasyon fonksiyonunun türevlenebilir olması şartını

istemektedir (Sezer, 2008). Şekil 5.4'te sıklıkla kullanılan aktivasyon fonksiyonları gösterilmiştir.

| Adı                                | Giriş-Çıkış İlişkisi                                                                                          | Sembolü                                                                             | MATLAB Fonksiyonu |
|------------------------------------|---------------------------------------------------------------------------------------------------------------|-------------------------------------------------------------------------------------|-------------------|
| <b>Basamak Fonksiyonu</b>          | $a = 0 \quad n < 0$<br>$a = 1 \quad n \geq 0$                                                                 |    | hardlim           |
| <b>Simetrik Basamak Fonksiyonu</b> | $a = -1 \quad n < 0$<br>$a = +1 \quad n \geq 0$                                                               |    | hardlims          |
| <b>Doğrusal</b>                    | $a = n$                                                                                                       |    | purelin           |
| <b>Doymalı Doğrusal</b>            | $a = 0 \quad n < 0$<br>$a = n \quad 0 \leq n \leq 1$<br>$a = 1 \quad n > 1$                                   |    | satlin            |
| <b>Simetrik Doymalı Doğrusal</b>   | $a = -1 \quad n < -1$<br>$a = n \quad -1 \leq n \leq 1$<br>$a = 1 \quad n > 1$                                |    | satlins           |
| <b>Log-Sigmoid</b>                 | $a = \frac{1}{1 + e^{-n}}$                                                                                    |    | logsig            |
| <b>Hiperbolik Tanjant Sigmoid</b>  | $a = \frac{e^n - e^{-n}}{e^n + e^{-n}}$                                                                       |    | tansig            |
| <b>Pozitif Doğrusal</b>            | $a = 0 \quad n < 0$<br>$a = n \quad 0 \leq n$                                                                 |    | poslin            |
| <b>Yarışmacı</b>                   | $a = 1 \quad \text{max } n \text{ e sahip sinir hücreleri}$<br>$a = 0 \quad \text{diğer tüm sinir hücreleri}$ |  | compet            |

Şekil 5.4. Aktivasyon fonksiyonu örnekleri (Hekimoğlu, 2010).

### 5.3.5. Çıktılar

Aktivasyon fonksiyonunun çıktısı aynı zamanda ağıın çıktılarıdır. Bu çıkışlar dış dünyaya sonuç olarak verilebileceği gibi ağıın yapısına göre kendi içinde giriş elemanı olarak da kullanılabilir (Yıldırım, 2005).

## 5.4. Yapay Sinir Ağının Yapısı

Yapay sinir ağlarında hücreler bir araya gelerek katmanları oluşturur. Genel olarak üç tane katman bulunmaktadır. Bunlar giriş katmanı, gizli katman ve çıkış katmanıdır. Bir YSA'da bir adet giriş ve bir adet çıkış katmanı vardır buna karşılık gizli katman birden fazla olabilir (Kıvrak, 2016). Gizli katmanın hiç bulunmadığı en temel YSA tek katmanlı ağlar (perceptron)'dır. Bu ağ çeşidinde sadece giriş ve çıkış katmanı bulunmaktadır.

- **Giriş Katmanı:** Giriş verilerinin alınıp bir sonraki katmana aktarıldığı yerdir.

- **Gizli Katman:** Giriş katmanında gelen verilerin işlendiği katmandır. Birden fazla olabilir. İşlenen veriler çıkış katmanına aktarılır. Her bir gizli katmanda farklı aktivasyon fonksiyonları kullanılabilir. Problemin karmaşıklığına göre gizli katman sayısı ve katmalardaki nöron sayısı arttırılabilir ancak bu durum eğitim süresini uzatacaktır.
- **Çıkış Katmanı:** Gizli katmandan gelen verinin işlenip çıktı oluşturulduğu yerdir.

### **5.5. Yapay Sinir Ağlarının Özellikleri**

YSA'yı veriyi işleme noktasında güçlü kılan birtakım özellikleri vardır (Özcan, 2008). Bu özellikler sayesinde popülerliği artmış ve geniş bir uygulama yeri edinmiştir. YSA'nın sahip olduğu özellikler bu bölümde açıklanmıştır.

#### **5.5.1. Doğrusal olmama**

YSA'yı oluşturan hücreler doğrusal yapıda değildir dolayısı ile YSA'nın kendisi de doğrusal yapıda değildir. Bu sebeple doğrusal olmayan problemlerde hızlı çözümler üretirler.

#### **5.5.2. Paralellik**

Geleneksel yöntemlerde veri işleme ardışık seri işlemlerden oluşmaktadır bu da yavaş işleyen bir sürece neden olmaktadır. Bilgisayarlar insan beynine göre çok daha hızlı çalışmalarına rağmen beynin çözüme gitmedeki toplam hızı bilgisayarlarla kıyaslanamayacak düzeyde hızlıdır (Güntürkün, 2003). Bu durumun temel nedeni beynin paralel bir yapıda çalışıyor olmasıdır. İnsan beynini taklit eden YSA'lar da paralel bir yapıdadır. Girişler tüm katmanlarda paralel olarak işlenir ve aynı katmandaki hücreler arasında zaman bakımından bir bağımlılık yoktur. Bu paralel özelliği sayesinde YSA'lar hızlı olmayı başarırlar.

#### **5.5.3. Hata toleransı**

Geleneksel bilgisayarlarda bir işlem elemanında meydana gelen değişim sonucu direkt olarak etkiler hatta sistem çalışamaz hale gelir. YSA'nın paralel yapısı sayesinde ağdaki tüm bilgiler bağlantılar üzerine dağılmış durumdadır. Böylece girişlerde meydana gelen değişim ya da giriş elemanlarından birkaçının olmaması toplam ağ performansına önemli derecede etki etmez, var olan elemanlar eksik ya da değişen elemanların işlerini yapar hale gelirler.

#### **5.5.4. Öğrenme**

YSA'nın yapısı gereği bağlantılar ve ağırlıklar önceden tanımlanamaz (Özcan, 2008). Bu nedenle istenilen çıktıya ulaşabilmek için eğitim örnekleri probleme uygun seçilmelidir. YSA ise bu eğitim örneklerini kullanarak problemi öğrenir ve çıktı üretir. Öğrenme işlemi YSA'da ağırlıklar ile yapılır (Güntürkün, 2003).

#### **5.5.5. Genelleme**

YSA öğrendiği problem sonrasında eğitimde karşılaşmadığı bir girdi için uygun çıktıyı rahatlıkla oluşturabilir.

#### **5.5.6. Gerçekleşme kolaylığı**

Yapay sinir ağlarında her bir nöron problemin tümü yerine bir kısmıyla ilgilenir yani nöronların görev paylaşımında bulunmaları karmaşık problemlerin rahatça çözülmesini sağlar.

#### **5.5.7. Uyarlanabilirlik**

YSA eğitildiği problem üzerinde bir değişiklik olursa ağırlıklarını tekrar ayarlar. Problemdeki değişimlere göre ağ tekrar eğitilebilir.

#### **5.5.8. Analiz ve tasarım kolaylığı**

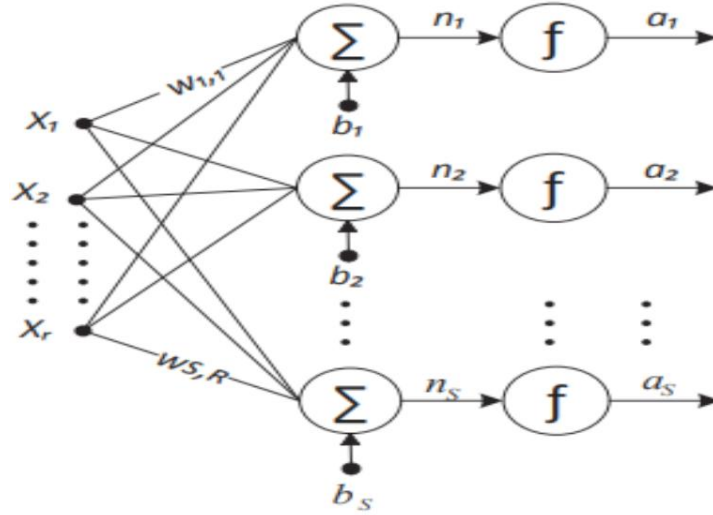
Yapay sinir ağının hücre yapısı genel olarak tüm ağ yapılarında hemen hemen aynıdır. Uygulamanın farklı oluşu YSA'nın standart yapısını değiştirmeyecektir. Bu nedenle farklı uygulama alanlarında bile benzer algoritmalar ile YSA'lar kullanılabilir.

### **5.6. Yapay Sinir Ağlarının Sınıflandırılması**

#### **5.6.1. Katman sayısına göre yapay sinir ağları**

##### **5.6.1.1. Tek katmanlı yapay sinir ağları**

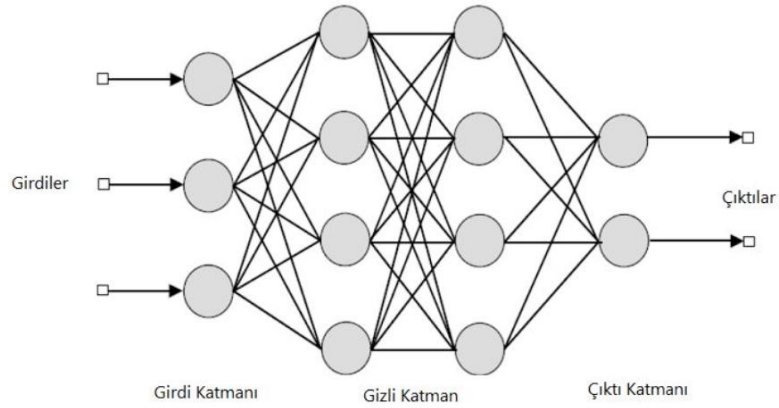
En basit yapıdaki ağlardır. Bir giriş katmanı ve bir de çıkış katmanından oluşurlar. Literatürde perceptron olarak da bilinen bu yapı Şekil 5.5'te gösterilmiştir. Her bir giriş, katmandaki bütün nöronlara bir ağırlık vektörü ile bağlanır ve aktivasyon fonksiyonu tarafından kullanılarak çıkış oluşturulur (Eyvazov, 2019). Doğrusal olmayan problemlere çözüm üretemediği için günümüzde kullanım yaygınlığı bulunmaz.



Şekil 5.5. Tek katmanlı yapay sinir ağının yapısı (Eyvazov, 2019).

#### 5.6.1.2. Çok katmanlı yapay sinir ağları

Tek katmanlı ağların çözemediği karmaşık problemleri çözmek için tasarlanan çok katmanlı ağlar genel olarak üç katmandan oluşur. Bunlar giriş, çıkış ve gizli katmandır. Gizli katmanların sayısı arttırılabilir. Şekil 5.6’da görüldüğü gibi bu ağ yapısında her katmanın çıkışı bir sonraki katmanın girişidir. Yapısındaki gizli katman sayesinde eksik bilgiler ile çalışıp çıktı üretebilir (Eyvazov, 2019).



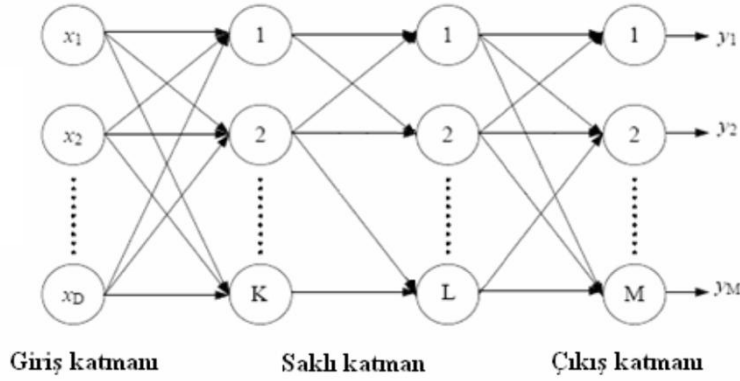
Şekil 5.6. Çok katmanlı yapay sinir ağının yapısı (Eyvazov, 2019).

#### 5.6.2. Yapılarına göre yapay sinir ağları

##### 5.6.2.1. İleri beslemeli yapay sinir ağları

İleri beslemeli ağlarda bir katmandaki nöronlar geride yer alan katmana değil ilerideki katmana doğru işlem yapar. Yani bir katmanda yer alan hücrelerin çıkışı bir sonraki katmanın girişidir. İleri beslemeli yapay sinir ağının yapısı Şekil 5.7’de verilmiştir. Bu

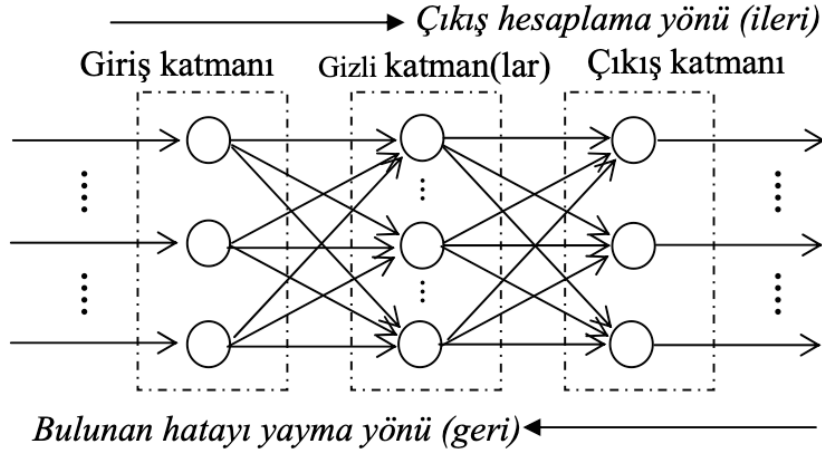
yapılarda statik bir ağ yapısı vardır, döngüler bulunmaz bu yüzden çıktıya hızlı ulaşılır. Çok katmanlı algılayıcı (MLP), öğrenme vektör nicelendirmesi (learning vector quantization - LVQ) ağları, radyal tabanlı fonksiyon ağları (RTFA), genelleştirilmiş regresyon ağları (GRNN) bu ağ yapısına örnek olarak verilebilir.



Şekil 5.7. İleri beslemeli yapay sinir ağının yapısı (Dede, 2008).

### Çok katmanlı algılayıcılar (MLP)

Rumelhart ve arkadaşları tarafından doğrusal olmayan bir ilişki içeren XOR probleminin çözülmesi aşamasında çok katmanlı algılayıcılar geliştirilmiştir (Yıldırım, 2005). Şekil 5.8’de görüldüğü üzere temel bir çok katmanlı algılayıcı en az üç katmandan oluşmaktadır. Girdi katmanı ilk katmandır ve giriş sayısı kadar nöron bulunur. Gizli katman sayısı ve bu katmandaki nöronların sayısı değiştirilerek problem karmaşıklığına göre artış yapılabilir. Ancak gizli katman sayısının ve nöron sayısının nasıl hesaplandığına dair bir bilgi literatürde bulunmamaktadır. Tamamen deneme yanılma yolu ile bulunur. Çıkış katmanı ise son katmandır ve her bir girişe karşılık bir çıkış üretilir. Çok katmanlı algılayıcılar günümüzde pek çok alanda kullanılmakta olup özellikle sınıflandırma problemlerinde başarılı sonuçlar vermektedirler (Özcan, 2008).



**Şekil 5.8.** Çok katmanlı algılayıcı ağ yapısı (Koçer, 2007).

Çok katmanlı algılayıcıların öğrenme yöntemi “Genelleştirilmiş Delta Kuralı” ile yapılır. Bu kural iki aşamadan oluşmaktadır (Yıldırım, 2005).

Birinci aşama: İleri doğru hesaplamanın yapıldığı bu aşamada girişler her bir katmandan geçerek çıkış katmanına ulaşır ve her girişe karşılık bir çıkış üretilir. Bu ilerleme sırasında nöronlardaki ağırlık değerleri sabittir.

İkinci aşama: Geriye doğru hesaplamanın yapıldığı bu aşamada üretilen çıkış ile beklenen çıkış karşılaştırılır ve aradaki fark hata olarak geriye doğru dağıtılır bu esnada nöronların ağırlıkları hatayı minimuma indirecek şekilde değiştirilir.

### **Öğrenme vektör kuantizasyonu (LVQ)**

1984 yılında Kohonen tarafından tasarlanmıştır bu yüzden Kohonen ağı olarak da adlandırılabilir. Bu ağ bir giriş, bir çıkış ve bir Kohonen katmanından oluşur. Bu ağ yapısında, giriş katmanındaki tüm nöronlar ara katmandaki tüm nöronlarla bağlantılır. Kohonen katmanında sayıları birbirinden farklı olan nöron grupları bulunur ve bu gruplar çıkış katmanındaki her bir nörona bağlanmıştır. Özellikle sınıflandırma problemlerinde güzel sonuçlar vermektedir.

### **Genelleştirilmiş regresyon ağları (GRNN)**

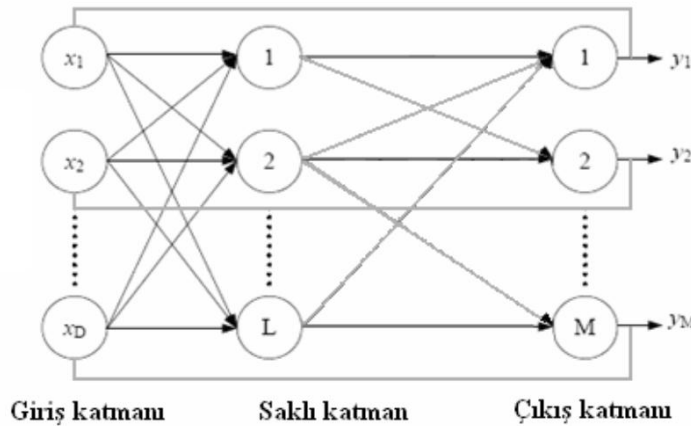
Genellikle yaklaştırma problemleri için kullanılan radyal tabanlı ağların özelleştirilmiş bir versiyonudur. Bu ağlarda tekrarlı bir eğitme işlemi yoktur bunun yerine gizli katmanlardaki nöronlar sürekli fonksiyona yaklaşım sağlayarak çıkış elde ederler (Sezer, 2008). Kernel yaklaşımını temel alan bu ağlar da yumuşatma faktörü (spread: yayılım= $\sigma$ ) ayarlanabilir tek parametredir (Sezer, 2008).

### Radyal tabanlı fonksiyon ağları (RTFA)

Çok boyutlu uzayda eğri uydurma yaklaşımını temel alan bir ağ çeşididir. Giriş, gizli ve çıkış katmanından oluşur. Giriş katmanından gizli katmana doğru olan fonksiyonlar doğrusal olmayan radyal tabanlı aktivasyon fonksiyonlarıdır buna karşılık gizli katmandan çıkış katmanına doğru olan fonksiyonlar ise doğrusaldır.

#### 5.6.2.2. Geri beslemeli yapay sinir ağları

Geri beslemeli ağlarda bir katmanda yer alan nöronlar ilerideki katmana doğru işlem yapabildiği gibi aynı zamanda hem kendi katmanında hem de geri de yer alan katmanlarla da işlem yapabilir. Geri beslemeli yapay sinir ağlarının yapısı Şekil 5.9’da gösterildiği gibidir. Bu yapılarda dinamik bir ağ yapısı ve döngüler vardır. Geri beslemeli ağların en önemli özelliği dağıtılmış hafızaya sahip olmalarıdır (Dede, 2008). Yani ağın belirli bir anda oluşan çıktısı, o an ve önceki anlardaki girdi verilerini içermektedir (Dede, 2008). Ağ yapısında döngüler olduğu için hızı ileri beslemeli ağlara kıyasla daha yavaştır. Bu ağlar zaman serilerinin tahmininde ve genel tahmin uygulamalarında oldukça başarılıdırlar (Sezer, 2008). Elman ağları, Jordan ağları, olasılıksal sinir ağları (PNN), adaptif rezonans sinir ağları (ART), Hopfield ağları geri beslemeli ağ yapısına örnek olarak verilebilir.



Şekil 5.9. Geri beslemeli yapay sinir ağının yapısı (Dede, 2008).

Geri beslemeli ağlar iki farklı yapıda olabilir (Uysal, 2017).

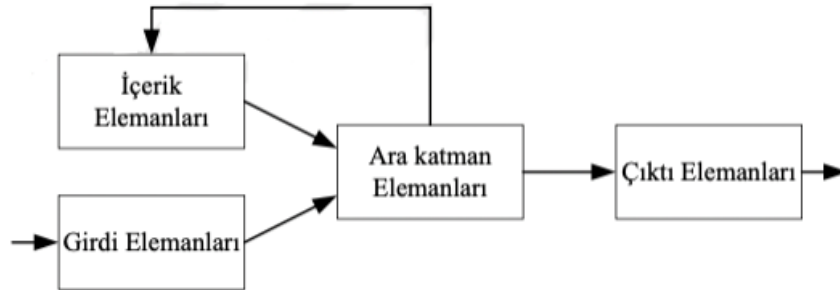
- Tam geri beslemeli ağlar: Rastgele oluşturulmuş ileri ve geri bağlantılar vardır. Bu bağlantıların hepsi eğitilebilir durumdadır.
- Kısmi geri beslemeli ağlar: Temelde ileri beslemeli ağ gibidir. İleri yöndeki bağlantılar eğitilebilir ancak geriye dönme içerik elemanları olarak adlandırılan

bağlantılar yardımı ile yapılır ve bunlar eğitilemez. İçerik elemanlarının görevi ise geçmiş bilgiyi hafızasında tutarak ara katmanda yer alan nöronlara bilgi vermektir. Bir hafızaya sahip olduğu için bu tür ağlarda dinamik bir yapıdadır.

### Elman yapay sinir ağları

Geri beslemeli yapay sinir ağlarından en basit yapıya sahip olan ağ Elman ağlarıdır (Uysal, 2017). Ağın genel yapısı Şekil 5.10'da gösterildiği gibi girdi elemanları, çıktı elemanları, ara katman elemanları ve içerik elemanlarından oluşur. İleri yöndeki bağlantıların ağırlıkları eğitim esnasında değiştirilebilir ancak içerik elemanlarının ağırlıkları değiştirilemez (Uysal, 2017). Bu nedenle Elman ağları kısmi geri dönüşümlü ağ kategorisindedir.

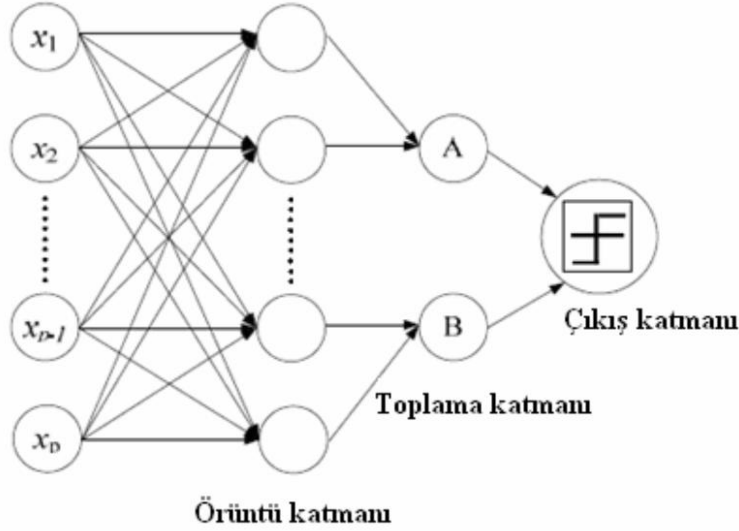
Giriş bilgileri girdi katmanına olduğu gibi aktarılır. Ara katmanda doğrusal ya da doğrusal olmayan aktivasyon kodları kullanılır. Çıkış katmanı ise kendisine gelen bilgileri doğrusal olarak işleyerek çıktı olarak verir. İçerik elemanları ise bir önceki iterasyon sonrası oluşan çıktıyı saklar böylece sonraki davranışlar önceki sonuçlara göre oluşturulur (Kıvrak, 2016).



Şekil 5.10. Elman yapay sinir ağının yapısı (Uysal, 2017).

### Olasılıksal yapay sinir ağları (PNN)

Bu ağ modelinde nöronlar arasındaki bağlantı ağırlıkları, olasılık yoğunluk fonksiyonu yardımı ile hesaplanır (Dede, 2008). Sınıflandırma problemlerinde başarılı bir şekilde çalışır. Şekil 5.11'de görüldüğü gibi ağ yapısı giriş katmanı, örüntü katmanı, toplama katmanı ve çıkış katmanı olmak üzere toplam dört katmandan meydana gelmektedir. Örüntü katmanında girişlerin eğitim verisine olan uzaklıkları hesaplanır. Toplama katmanında ise hesaplanan uzaklıklar toplanır ve çıkış elde edilir.



Şekil 5.11. Olasılıksal yapay sinir ağının yapısı (Dede, 2008).

### Tekrarlayan Sinir Ağı (RNN)

Zaman serilerinde yaygın olarak kullanılan bir ağ modelidir. RNN'ler tahminleme için giriş vektörlerinin sabit sayıda olmasına ihtiyaç duymazlar, bunun yerine mevcut bir zaman dilimine kadar yayılmış bütün giriş bilgilerini kullanırlar (Yalçın ve ark, 2024). Sıralı verilerle baş ederek güzel sonuçlar veren bir ağ modelidir (Yalçın ve ark, 2024). Zaman serisi problemlerinde RNN, yalnızca kaybolan gradyan problemleriyle karşılaşır bunun önüne ise uzun kısa süreli bellek (LSTM) mimarisi ile birlikte kullanılarak geçilir (Iqbal ve ark, 2021).

Basit bir LSTM ağı giriş kapısı, çıkış kapısı ve unutma kapısı olmak üzere üç ana kapıdan oluşur. Bu kapılar bilgilerin depolanması, güncelleme zamanı ve çıkış zamanı hakkında karar verirler (Yalçın ve ark, 2024). RNN'nin gradyan problemi LTSM'de unutma kapılarını kullanarak engellenir (Kiriş ve ark, 2022).

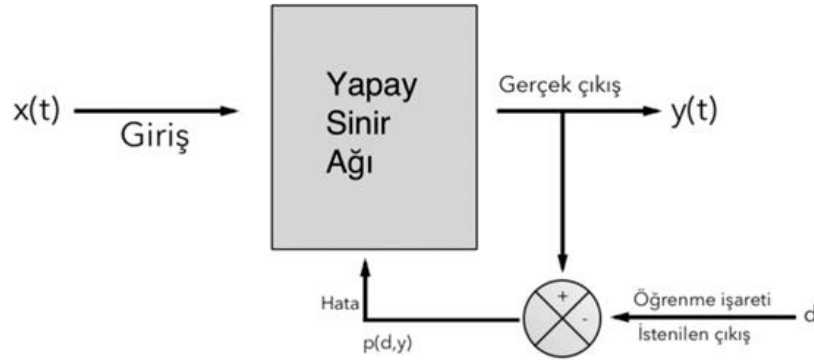
LTSM mimarisi üç aşamadan oluşur. Bunlardan birincisi girdi ve önceki döngüde gizli katmandan gelen verilerin hangilerinin kullanılarak unutma kapısında kullanışlı olduğuna karar verir ve bu aşamada sigmoid aktivasyon fonksiyonunu kullanır (Kiriş ve ark, 2022). İkinci aşamada ise girdi ve önceki gizli katman verilerinden hangilerinin uzun dönem hafızaya ekleneceğine karar verilir (Kiriş ve ark, 2022). Son aşamada ise çıktı ya da yeni gizli katman elde edilir (Kiriş ve ark, 2022).

## 5.7. Yapay Sinir Ağlarında Öğrenme

Öğrenme YSA'nın en temel özelliğidir ve sinir ağının beklenen çıktıyı üretebilmesi için bağlantı ağırlıklarının değiştirilmesi işlemine ağın eğitilmesi denir. Ağırlık değerleri başlangıç olarak rassal seçilir. Örnekler ağa tanıtıldıkça ağ değerleri de değişir ve bu durum beklenen çıktıyı YSA üretene kadar devam eder. Beklenen çıktıya ulaşıldığında eğitim tamamlanmış olur ve buna YSA'nın öğrenmesi denir (Çot, 2019). Öğrenme olayı üç başlık altında incelenebilir.

### 5.7.1. Danışmanlı öğrenme

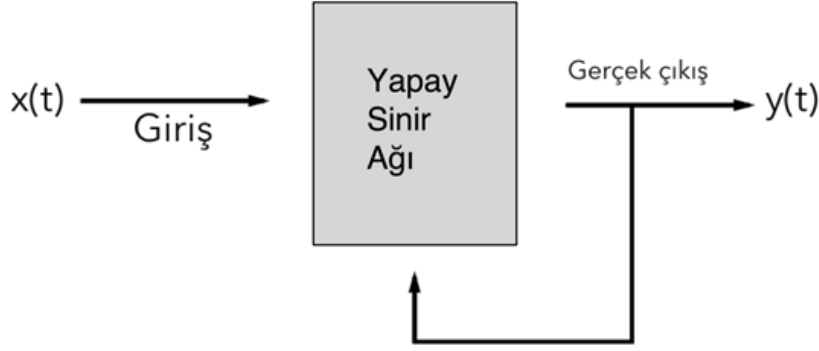
Yöntemin işleyişi için, ağa verilen örneklerde girdiye karşılık gelen doğru çıktı da verilir. Ağın ürettiği çıktılar ile gerçek çıktılar karşılaştırılır ve hata farkı hesaplanır. Bu fark belirlenen minimum değere inene kadar eğitim devam eder. Şekil 5.12'de görüldüğü gibi ağın ürettiği çıktıları kontrol eden bir danışman yani öğrenme işareti bulunmaktadır. Danışmanın görevi ise hata değerini bularak eğitime yön vermektir. Çok katmanlı algılayıcılar (MLP) bu yöntem mantığı ile çalışır.



Şekil 5.12. Danışmanlı öğrenme yapısı

### 5.7.2. Danışmansız öğrenme

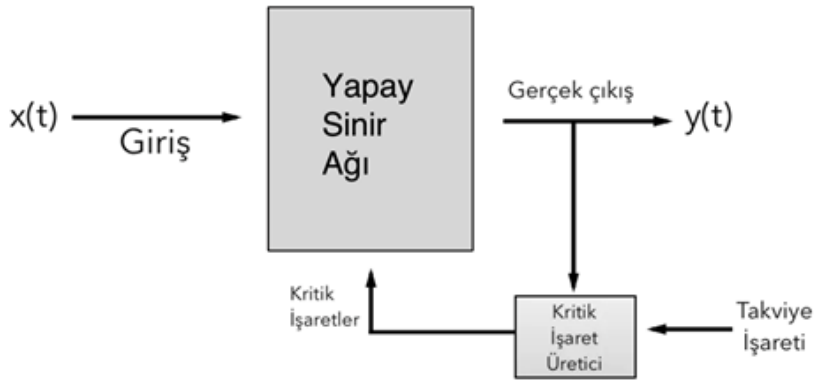
Bu yöntem için, ağa sadece girdiler verilir bu girdilere karşılık gelen doğru çıktılar verilmez. Bu durumun yapısı Şekil 5.13'te gösterilmiştir. Ağ girdiler arasındaki ilişkiyi kendi kendine öğrenerek bir çıkış üretir. Bu yöntem daha çok adaptif rezonans ağları (ART) gibi sınıflandırma problemlerinde kullanılmaktadır. Günümüzde sınırlı bir kullanım alanı olmasına rağmen geliştirmeler devam etmekte ve gelecekte insanların yardımı olmadan bilgisayarların kendi kendine öğrenebileceğini göstermektedir (Çot, 2019).



Şekil 5.13. Danışmansız öğrenme yapısı

### 5.7.3. Takviyeli öğrenme

Bu yöntemde ağa girdiler ve çıktı yerine ise bir derece verilir (Hekimoğlu, 2010). Ağ girdilere karşılık bir çıktı oluşturur ve derece işareti sayesinde çıktının ne kadar iyi olduğu değerlendirilir. Şekil 5.14'te bu öğrenme yönteminin yapısı gösterilmiştir. Çok sık kullanılmamakla birlikte Boltzman kuralı, genetik algoritmalar gibi optimizasyon problemi çözümlerinde kullanılan bir öğrenme yöntemidir (Çot, 2019).



Şekil 5.14. Takviyeli öğrenme yapısı

## 5.8. Yapay Sinir Ağlarında Öğrenme Kuralları

YSA'da öğrenme işlemi nöronların ağırlıklarının değiştirilmesi ile gerçekleşir. Bu ağırlıkların nasıl değiştirileceği yani öğrenmenin nasıl yapılacağına dair birtakım kurallar vardır.

### 5.8.1. Hebb kuralı

En temel öğrenme kuralı olan Hebb kuralı insan beynindeki sinyal iletiminden esinlenerek geliştirilmiştir. Kuralın temel mantığı, bir yapay sinir ağı hücresi başka bir

hücreden girdi aldığında her iki hücrenin de polariteleri yani işaretleri aynı ise hücreler arasındaki bağlantı ağırlığı arttırılır (Dede, 2008).

#### **5.8.2. Hopfield kuralı**

Hebb kuralına ek olarak öğrenme katsayısı olarak tanımlanan bir parametre ağırlıkların değiştirilmesinde etkili olur. Bağlantı halindeki nöronların her ikisi de aynı polaritede ise ağırlıklar öğrenme katsayısı kadar arttırılır, polariteler farklı ise ağırlıklar öğrenme katsayısı kadar azaltılır (Dede, 2008).

#### **5.8.3. Kohonen kuralı**

Kohonen tarafından geliştirilen bir kuraldır (Koçer, 2007). Bu kurala göre nöronlar öğrenmek için birbirleri ile yarışırılır (Koçer, 2007). Beklenen çıktıya en yakın sonucu üreten nöronların ağırlıkları arttırılır ve arttırılma sonucunda 1'e yaklaşan nöronlar kazanır. Sonuca uzak olan çıktıları üreten nöronların ise ağırlıkları azaltılarak 0'a yakınsamaları yapılır ve nöronlar yarışı kaybeder.

#### **5.8.4. Delta kuralı**

Hebb kuralının geliştirilmiş hali olan Delta kuralı literatürde en küçük kareler (least mean square - LMS) kuralı olarak da geçer. Bu kuralın temel mantığında beklenen çıktı ile gerçekleşen çıktı arasındaki farkın karesi ile ağırlıklar değiştirilerek minimum değere ulaşılması sağlanır (Koçer, 2007).

### **5.9. Yapay Sinir Ağlarında Eğitim Algoritmaları**

YSA'ların en önemli özelliği olan öğrenebilme eğitim ile gerçekleştirilir. YSA'ların eğitilebilmesi için bazı algoritmalar geliştirilmiştir.

#### **5.9.1. Geri yayılım algoritması (Backpropagation)**

Yapay sinir ağlarının eğitiminde kullanılan en temel algoritmadır. Temel mantığında gradyan inişi kullanarak beklenen değer ile gerçekleşen değer arasındaki hatayı hesaplar. İleri yönde hesaplanan hata değeri geriye yayılarak ağırlıklar güncellenir bu nedenle geriye yayılım ismini almıştır. Gradyan iniş yönteminden dolayı hata yerel minimumda kalabilir bu da ağırlıkların eğitiminde performans düşmesine neden olur ayrıca büyük verilerde yavaş performans gösterir.

### **5.9.2. Hızlı yayılım algoritması (Quick-Propagation)**

Çok katmanlı algılayıcıların eğitilmesi aşamasında kullanılan ve temeli Newton metoduna dayanan bir algoritmadır. Optimum çözümü değil ona en yakın çözümü bulur. Hatayı en aza indirmek için eğri üzerindeki en dik inişi kullanmaz bunun yerine hata fonksiyonunun ikinci türevine göre ağırlık güncellemelerini yapar (Koçer, 2007). Bu yöntem parabolik bir yaklaşım olduğundan daha hızlı bir yakınsama gerçekleşir.

### **5.9.3. Eşleştirmeli eğitim algoritması**

Çok büyük sayıda ağırlık içeren ağlarda iyi çalışan bir tekniğe sahiptir. Geri yayılım algoritmasına göre daha iyi bir performansı vardır. Bunun nedeni geri yayılım algoritmasında performans fonksiyonundaki hızlı düşüş ağın hızlı bir şekilde yakınsamasına engel olur. Ancak eşleştirmeli eğitim algoritmasında eğim azaltma yöntemi eşleştirme doğrultuları üzerinde yapıldığı için daha hızlı bir yakınsama gerçekleşir (Koçer, 2007).

### **5.9.4. Levenberg Marquardt algoritması (LM)**

Sık kullanılan bu algoritma, doğrusal olmayan en küçük kareler problemlerinin çözümünde kullanılır. Ağırlık güncelleme hem eğim düşmesi hem de Newton algoritmaları türetilerek yapılır (Eyvazov, 2019). Algoritma mantığında parametre güncellemek için hata vektörü ve Jacobian matrisi oluşturulur. İşlemler sonucunda ayarlanabilir olan parametre büyük bir değerse ağırlık güncelleme eğim düşmesi yöntemi ile sağlanır. Eğer ayarlanabilir parametre değeri küçükse Newton yöntemi kullanılır.

### **5.9.5. Bayesian regularization algoritması (BR)**

Levenberg-Marquardt algoritmasından türetilen bu algoritma, karesel hatalar ve ağırlıkların toplamını minimize etmeye çalışırken genelleme yeteneğini kullanır böylece en uygun tahminleri yapabilir (Eyvazov, 2019).

### **5.9.6. Ölçekli eşlenik eğim algoritması (SCG)**

Geri yayılım algoritmasının dezavantajlarını ortadan kaldırmak için geliştirilen bir algoritmadır. Ağırlıkların sayısı çok fazla olduğunda örneğin bini aştığında LM algoritması çok etkili çalışmaz çünkü matrisel boyutlar artar ve işlem yavaşlar. Buna rağmen ölçekli eşlenik eğim algoritması son derece başarılı sonuçlar verir. Bu algoritmanın temel mantığında ölçeklemeler satır şeklinde değil adım büyüklüğü ile yapılır bu nedenle de algoritma hızlı çalışır (Eyvazov, 2019).

## 5.10. Yapay Sinir Ağının Tasarımı

Bir yapay sinir ağı tasarlanırken izlenmesi gereken adımlar aşağıda verilmiştir.

1. Sistemin tanımlanması ve çıktıların neler olacağına karar verilmesi
2. Sistemin çıktıları oluşturmak için hangi girdilere ihtiyacının olduğunun belirlenmesi
3. Oluşturulan girdiler ve çıktılar için veri setinin oluşturulması
4. Veri setinin eğitim ve test olarak uygun bir şekilde ayrıştırılması ve ağın anlayabileceği şekilde sayısallaştırılması
5. Sistemin hangi problem türüne ait olduğuna karar verip buna uygun olan ağ modelinin ya da modellerinin seçilmesi
6. Seçilen ağ modeli için katman sayısı, katmanlarda yer alan nöron sayısı ve aktivasyon fonksiyonunun belirlenmesi
7. Problem türü, veri sayısı vb. gibi özellikler göz önüne alınarak öğrenme algoritmasının belirlenmesi
8. Test sonuçlarını yorumlayabilmek için hangi performans kriterlerinin kullanılacağına karar verilmesi
9. Ağı eğitilmesi ve test edilmesi
10. Performans kriterleri doğrultusunda hedeflenen noktaya gelinceye kadar bazı değişiklikler yapılarak ağı tekrar tekrar eğitilmesi
11. Performans sonuçlarının istenilen düzeyde olduğunda eğitilmiş ağı kaydedilmesi ve reel olarak sistem içinde kullanılmaya başlanması

### 5.10.1. Eğitim ve test verilerinin belirlenmesi

Eğitim seti, yapay sinir ağını eğitmek için kullanılacak verileri içerir. Test seti ise ağı problemi ne kadar öğrendiğini anlamak için kullanılacak olan verileri içerir. Test veri seti eğitim aşamasında ağa tanıtılmamalıdır yani ağ hiç görmediği veriler ile test edilmelidir. Test işleminin sonucuna göre ağı performansı değerlendirilir. Literatürde veri setini eğitim ve test olarak ayırırken önerilen ayırım oranları %90 eğitim - %10 test, %80 eğitim - %20 test ya da %70 eğitim - %30 test şeklindedir (Çot, 2019).

### 5.10.2. Verilerin normalizasyonu

YSA'nın düzgün çıktı verebilmesi için en önemli kriterlerden birisi verilerin normalizasyonunun yapılmasıdır. Veri setinde çok büyük sayılar olabileceği gibi çok küçük sayılarda bulunabilir hatta bir veri seti aynı anda çok büyük ve çok küçük değerleri içerebilir. Bu durumda ağ optimizasyon işlemlerini yapamayabilir ve öğrenme gerçekleşemez. Hatta seçilen aktivasyon fonksiyonunun sınır değerlerini aşan ([0,1], [1,1]) değerler veri setinde varsa bu değerlere karşı ağ duyarsız kalır (Çot, 2019). Bu nedenle verilerin seçilen aktivasyon fonksiyonunun sınır değerleri içerisinde normalleştirilmesi gerekir. Örneğin sigmoid için maksimum değer 1, minimum değer ise 0'dır. Normalizasyon için kullanılacak olan denklem 5.2'de verilmiştir.

$$X_{nor} = \frac{X - X_{min}}{X_{max} - X_{min}} \quad (5.2)$$

### 5.10.3. Gizli katman ve nöron sayılarının belirlenmesi

Ağ modeline göre katman sayıları değişmektedir. Gizli katman sayısının belirlenmesi için matematiksel bir formül yoktur. Deneme yoluyla gizli katman sayısı değiştirilerek ağın performansı test edilir. Yapılan çalışmalar sonucunda literatürde değinilen, birçok problem için bir en fazla iki gizli katman kullanıldığıdır (Çot, 2019).

Nöron sayısı da aynı şekilde deneme yanılma yolu ile bulunabilecek bir değerdir. Literatürde nöron sayısının belirlenebileceği birkaç yöntemden bahsedilmiştir ancak bunların kesin doğruluğu bulunmamaktadır. Birinci yöntem girdi katmanındaki nöron sayısının 1.5 ile 3 katı aralığındaki bir değer gizli katman nöron sayısını verir (Çot, 2019).

İkinci yöntem ise 5.3'teki formül ile hesaplanır (Aslay ve Özen, 2013).

$$N_s = \frac{\frac{1}{2}(N_g + N_ç) + \sqrt{N_d}}{N_b} \quad (5.3)$$

Burada,

$N_s$ : Gizli katmandaki nöron sayısı

$N_g$ : Girdi katmanındaki nöron sayısı

Nç: Çıktı katmanındaki nöron sayısı

Nd: Gözlem sayısı

Nb: Katman sayısı

Çok fazla nöron kullanmak ağın daha iyi öğreneceği anlamına gelmez. Bazı durumlarda ağ çok fazla nöronla işlem yaparken yakınsamayı kaçırıp sonuca ulaşamaz bazen de çok iyi öğrenip ezberleme yapar. Test sonuçlarının mükemmel yakın çıkmasına rağmen gerçek problemde ağın çok kötü tahminler yapmasına ağın ezberlemesi denir.

Gereğinden az nöron sayısı ise ağın yeteri derece öğrenememesine neden olabilir ve performans sonuçları kötü çıkar.

#### 5.10.4. Performans kriterleri

YSA'nın problemi ne düzeyde öğrendiğini yorumlayabilmek için performans kriterleri kullanılır. Bu kriterler ağın gerçek veriye ne ölçüde bir hata ile yaklaştığını gösterir. Şekil 5.15'te en sık kullanılan performans kriterleri gösterilmiştir.

|                                                                          |                              |
|--------------------------------------------------------------------------|------------------------------|
| $MSE = \frac{1}{T} \sum (y_t - \hat{y}_t)^2$                             | Hataların Kareli Ortalaması  |
| $MAE = \frac{1}{T} \sum  y_t - \hat{y}_t $                               | Ortalama Mutlak Hata         |
| $MAPE = \frac{100\%}{T} \sum \left  \frac{y_t - \hat{y}_t}{y_t} \right $ | Ortalama Mutlak Yüzde Hata   |
| $MPE = \frac{1}{T} \sum \frac{(y_t - \hat{y}_t)}{y_t}$                   | Ortalama Yüzde Hata          |
| $MSPE = \frac{1}{T} \sum \left( \frac{(y_t - \hat{y}_t)}{y_t} \right)^2$ | Ortalama Yüzde Hata Kareleri |

Şekil 5.15. Performans kriterleri ve formülleri (Çot, 2019).

#### 5.10.5. Eğitimi durdurma kriterleri

Ağın gereğinden fazla eğitilmesi aslında doğru bulunan ağırlık değerlerinin değişmesine neden olabilir. Ağın ne zaman durdurulacağı önemli bir kriterdir. Bu noktada iki seçenek vardır. Birincisi hatanın belirli bir değer altına düştüğünde eğitimin durdurulması, ikincisi ise belirlenen iterasyon sayısına ulaşıncaya eğitimin durdurulması şeklindedir.



### 6. 3 FAZLI – 4 TELLİ SİSTEMLERDE PAGF’NİN YAPAY SİNİR AĞLARI İLE TASARIMI

3 fazlı 4 telli bir sistem için tasarlanacak olan PAGF’de kontrol yöntemi olarak geliştirilmiş anlık reaktif güç teorisi kullanılmıştır.

#### 6.1. Anlık Reaktif Güç Teoremi ile PAGF’nin Matlab/Simulink Ortamında Tasarlanması

Teoriye göre kaynak gerilimleri ve yük akımları a-b-c koordinatlarından  $\alpha$ - $\beta$ -0 koordinatlarına Clarke dönüşümü ile denklem 6.1 ve 6.2’de görüldüğü gibi dönüştürülür.

$$\begin{bmatrix} V_0 \\ V_\alpha \\ V_\beta \end{bmatrix} = \sqrt{\frac{2}{3}} \begin{bmatrix} 1/\sqrt{2} & 1/\sqrt{2} & 1/\sqrt{2} \\ 1 & -1/2 & -1/2 \\ 0 & \sqrt{3}/2 & -\sqrt{3}/2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} V_{sa} \\ V_{sb} \\ V_{sc} \end{bmatrix} \quad (6.1)$$

$$\begin{bmatrix} i_0 \\ i_\alpha \\ i_\beta \end{bmatrix} = \sqrt{\frac{2}{3}} \begin{bmatrix} 1/\sqrt{2} & 1/\sqrt{2} & 1/\sqrt{2} \\ 1 & -1/2 & -1/2 \\ 0 & \sqrt{3}/2 & -\sqrt{3}/2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_{ya} \\ i_{yb} \\ i_{yc} \end{bmatrix} \quad (6.2)$$

a-b-c koordinatındaki nötr akımının denklemi 6.3’te,  $\alpha$ - $\beta$ -0 koordinatlarına karşılık gelen sıfır sıralı akımının denklemi ise 6.4’te verilmiştir.

$$i_n = i_{ya} + i_{yb} + i_{yc} \quad (6.3)$$

$$i_0 = 1/\sqrt{3} (i_{ya} + i_{yb} + i_{yc}) = 1/\sqrt{3} i_n \quad (6.4)$$

Gerilim ve akım dönüşümlerinden sonra  $\alpha$ - $\beta$ -0 koordinatlarındaki anlık aktif güç (p), anlık reaktif güç (q), ve anlık sıfır sıralı güç ( $p_0$ ) denklem 6.5’te gösterildiği gibi hesaplanır.

$$\begin{bmatrix} p_0 \\ p \\ q \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} V_0 & 0 & 0 \\ 0 & V_\alpha & V_\beta \\ 0 & -V_\beta & V_\alpha \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_0 \\ i_\alpha \\ i_\beta \end{bmatrix} \quad (6.5)$$

Sistemdeki toplam anlık güç ( $P_3$ ) denklem 6.6’da görüldüğü gibi toplam yük anlık aktif gücü ile anlık sıfır sıralı gücün toplamıdır (Afonso ve ark,2001).

$$P_3 = p + p_0 = V_\alpha i_\alpha + V_\beta i_\beta + V_0 i_0 \quad (6.6)$$

Denklem 6.7’de gösterildiği gibi anlık aktif güç ile anlık reaktif gücün AA ve DA bileşenleri bulunmaktadır.

$$\begin{aligned} p &= \bar{p} + \tilde{p} \\ q &= \bar{q} + \tilde{q} \end{aligned} \quad (6.7)$$

Referans filtre akımları ise 6.8’deki eşitlik ile hesaplanır (Iqbal ve ark, 2021). Sıfır koordinatında aktif ve reaktif gücün sıfır olması nedeniyle sıfır sıralı akımın formülü 6.9’da verildiği gibi hesaplanabilir (Iqbal ve ark, 2021).

$$\begin{bmatrix} i_{f\alpha} \\ i_{f\beta} \end{bmatrix} = 1 / (V_\alpha^2 + V_\beta^2) \begin{bmatrix} V_\alpha & -V_\beta \\ V_\beta & V_\alpha \end{bmatrix} \begin{bmatrix} -\tilde{p} + \Delta \bar{p} \\ -q \end{bmatrix} \quad (6.8)$$

$$i_{f0} = -i_0 \quad (6.9)$$

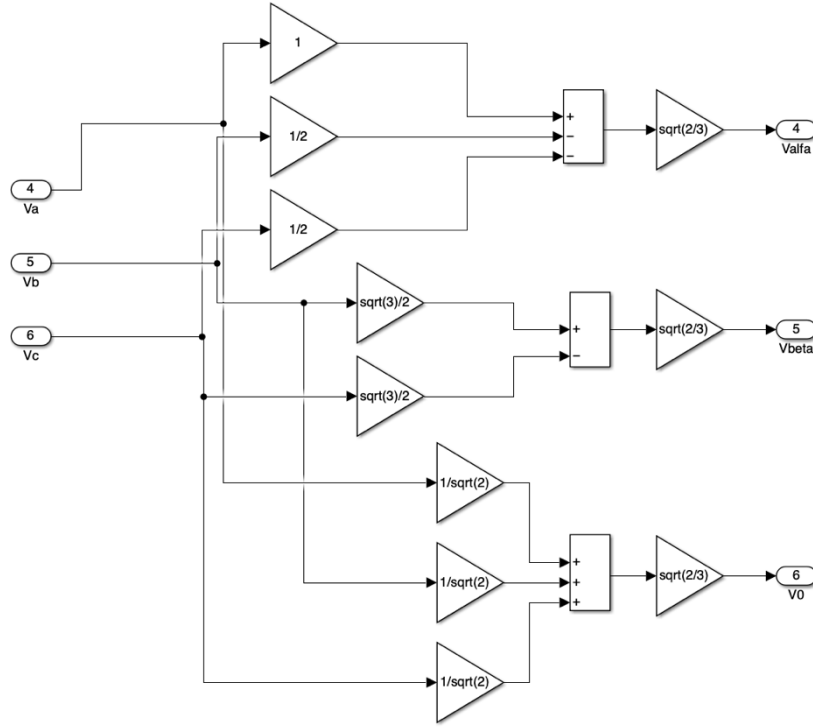
PAGF’nin enerji dengesi 6.10’da verilen denklem ile hesaplanır. Burada yer alan  $p_{kayıp}$  ifadesi filtredeki anahtarlama kayıplarını kompanze etmek için kullanılır.

$$\Delta \bar{p} = \bar{p}_0 + p_{kayıp} \quad (6.10)$$

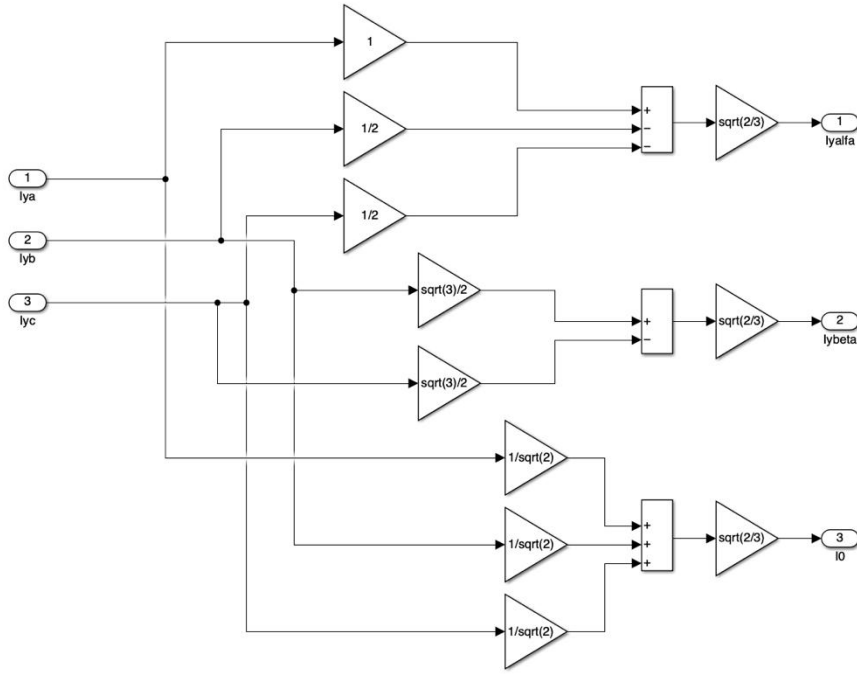
Son olarak referans filtre akımlarını hesaplamak için Ters Clarke dönüşümü yapılır. Bu dönüşüm denklem 6.11’de verilmiştir.

$$\begin{bmatrix} i_{fa}^* \\ i_{fb}^* \\ i_{fc}^* \end{bmatrix} = \sqrt{\frac{2}{3}} \begin{bmatrix} 1/\sqrt{2} & 1 & 0 \\ 1/\sqrt{2} & -1/2 & \sqrt{3}/2 \\ 1/\sqrt{2} & -1/2 & -\sqrt{3}/2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_{f0} \\ i_{f\alpha} \\ i_{f\beta} \end{bmatrix} \quad (6.11)$$

Denklem 6.1 ve 6.2’de yer alan ifadelerin simulink modeli Şekil 6.1 ve Şekil 6.2’de gösterildiği gibidir.

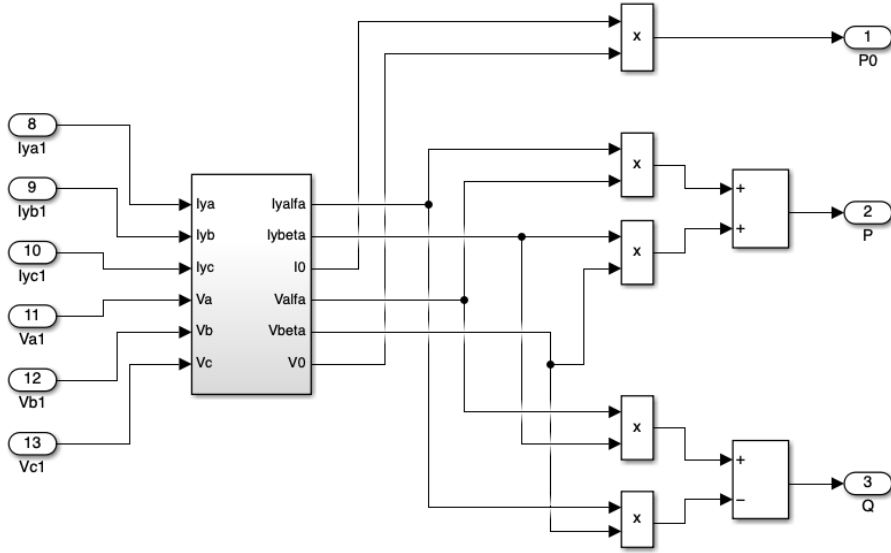


Şekil 6.1. Kaynak gerilimlerini  $\alpha$ - $\beta$ -0 koordinatlarına dönüştüren blok diyagram.



**Şekil 6.2.** Yük akımlarını  $\alpha$ - $\beta$ -0 koordinatlarına dönüştüren blok diyagramı.

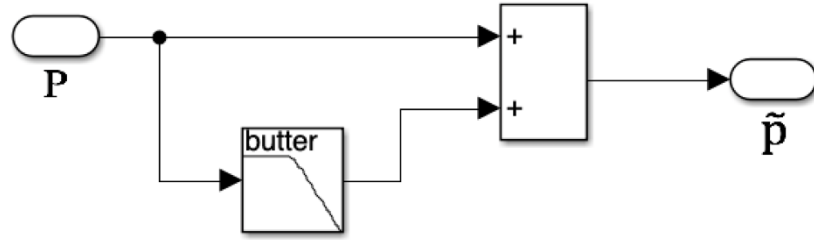
Denklem 6.5’te yer alan aktif güç, reaktif güç ve sıfır sıralı güçlerin hesaplandığı simulink modeli Şekil 6.3’te verilmiştir.



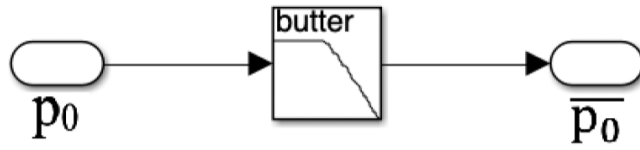
**Şekil 6.3.** Aktif güç, reaktif güç ve sıfır sıralı güç ifadelerinin hesaplandığı blok diyagramı.

Denklem 6.7’de yer alan aktif güç ifadesinin hesaplanabilmesi için gerekli olan aktif gücün AA bileşeni ve sıfır sıralı aktif gücün DA bileşeni Şekil 6.4 ve Şekil 6.5’te

verilen bloklar ile hesaplanır. Bu hesaplamalar yapılırken kesim frekansı 50 Hz olan 4. Mertebeden alçak geçiren filtre kullanılmıştır.

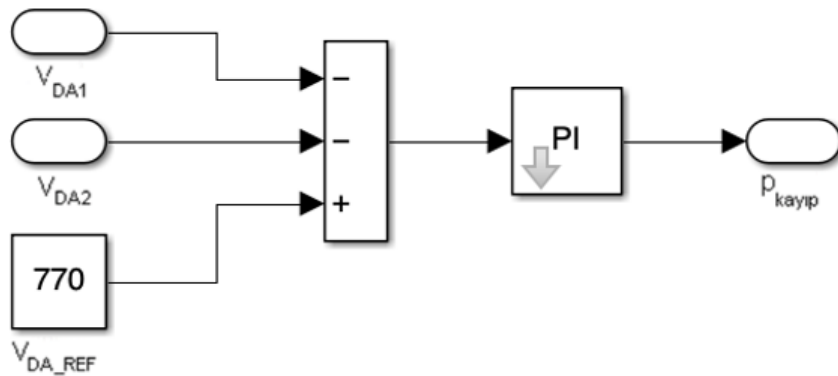


**Şekil 6.4.** Aktif gücün AA bileşeninin hesaplandığı blok diyagramı.



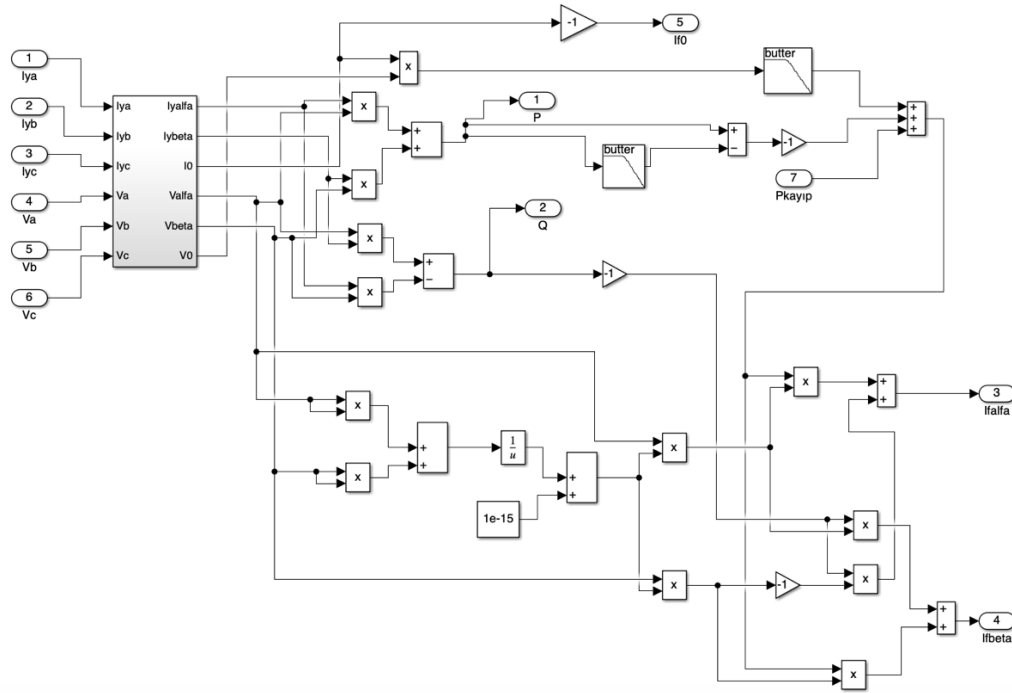
**Şekil 6.5.** Sıfır sıralı aktif gücün DA bileşeninin hesaplandığı blok diyagramı.

Denklem 6.8’de yer alan referans akımlarının hesaplanabilmesi için gerekli olan  $p_{kayıp}$  ifadesinin hesaplandığı blok diyagramı Şekil 6.6’da verilmiştir. Anahtarlama kayıplarını yok etmek için referans akım hesaplarına eklenecek olan  $p_{kayıp}$  gücü PI kontrol yöntemi ile hesaplanır. 3 fazlı 4 telli sistemlerde yapı gereği iki adet kondansatör bulunmaktadır. Burada kondansatör gerilimleri toplamı referans gerilim toplamından daha küçük ise DA kondansatörlerini şarj etmek için AA şebekeden enerji çekilir, büyük ise de enerji verilir (Bozabalı, 2009).



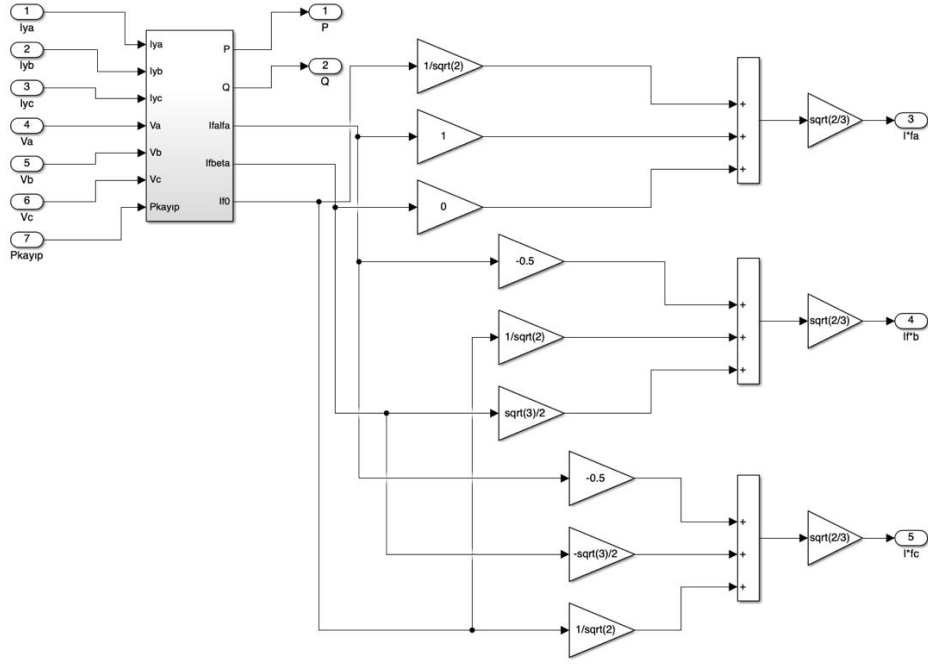
**Şekil 6.6.**  $V_{DA}$  gerilim kontrolü ile  $p_{kayıp}$  ifadesinin hesaplandığı blok diyagramı.

Denklem 6.8 ve 6.9’da hesaplanan referans filtre akımlarının matlab simulink blok diyagramı Şekil 6.7’de gösterilmiştir.



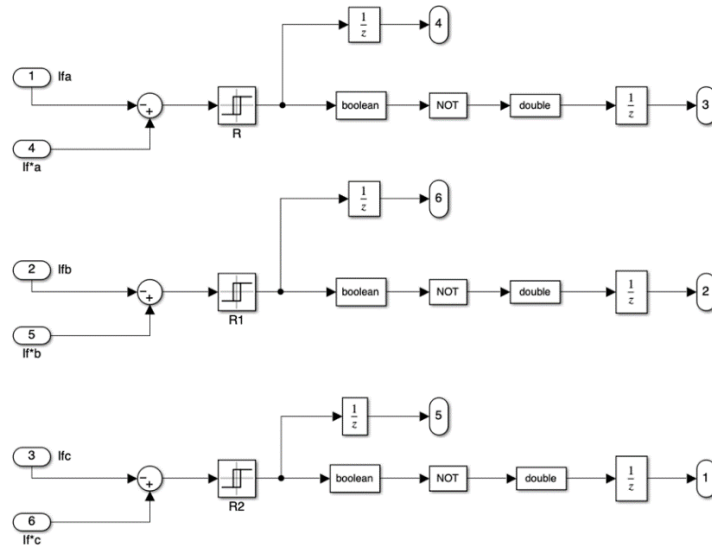
**Şekil 6.7.**  $\alpha$ - $\beta$ -0 koordinatlarındaki referans filtre akımlarının hesaplandığı blok diyagramı.

Denklem 6.11’de hesaplanan filtre referans akımlarının matlab simulink blok diyagramı Şekil 6.8’de gösterildiği gibidir.



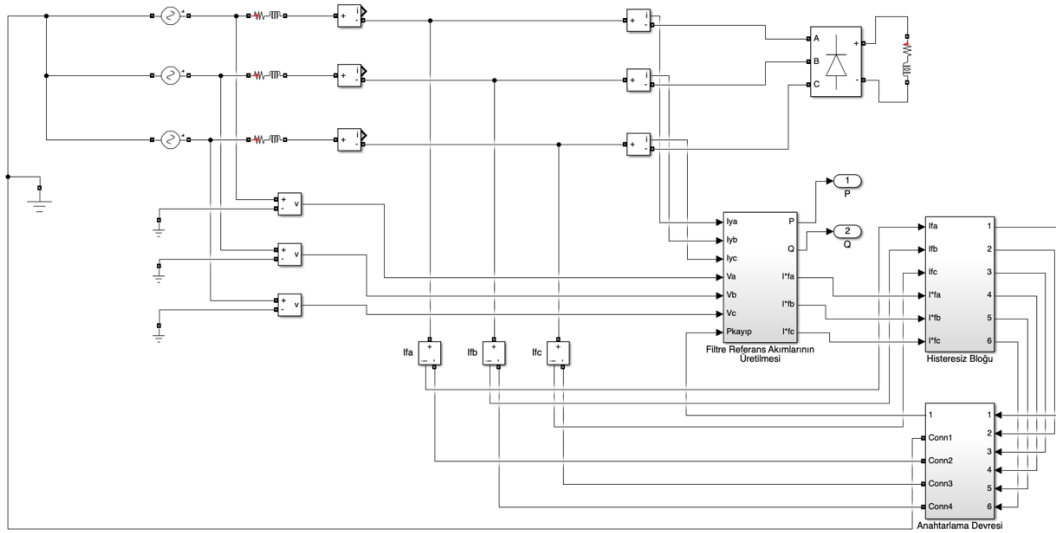
**Şekil 6.8.** Ters Clarke dönüşümü ile hesaplanan a-b-c-koordinatlarındaki referans filtre akımlarının hesaplandığı blok diyagramı.

Anahtarlama sinyallerinin oluşturulması için histeresiz bant kontrol yöntemi kullanılmıştır. Eğer bant aralığı fazla olur ise yeterli hassasiyette işlem yapılamaz bu da sonuçları olumsuz yönde etkiler. Histeresiz bloğunun genel yapısı Şekil 6.9’da verilmiştir.



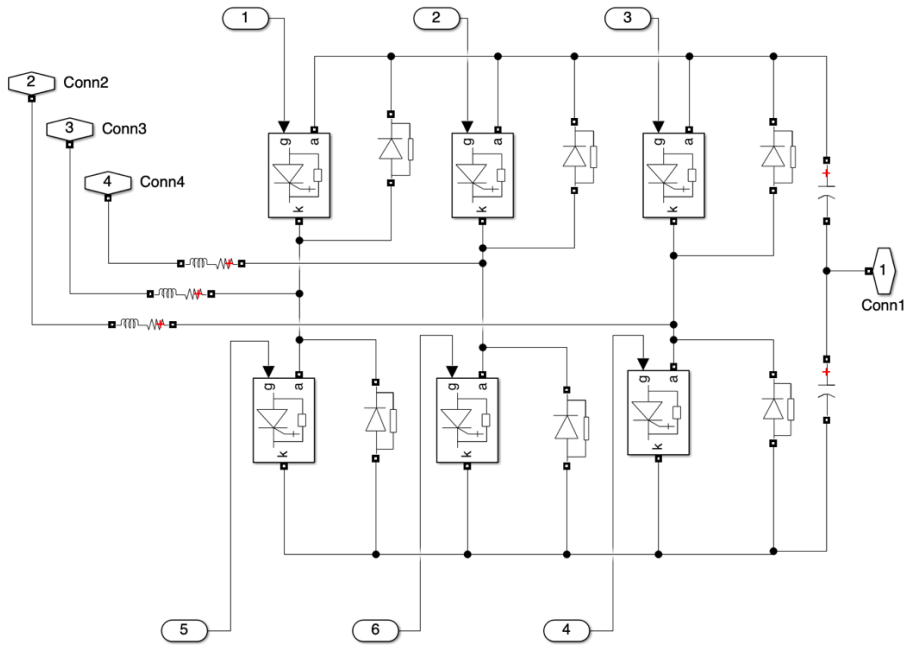
**Şekil 6.9.** Anahtarlama sinyallerinin oluşturulduğu histeresiz blok diyagramı.

3 fazlı 4 telli PAGF’nin anlık reaktif güç teoremi yöntemi ile matlab simulink ortamında tasarlanmış modeli Şekil 6.10’da verilmiştir.



**Şekil 6.10.** 3 fazlı 4 telli PAGF'nin Simulink modeli.

Anahtarlama devresi bloğunun tasarımı Şekil 6.11'de gösterilmiştir. Anahtarlama elemanı olarak GTO kullanılmıştır. GTO bloğunun parametreleri ise Şekil 6.12'de verilmiştir.



**Şekil 6.11.** Anahtarlama devresi blok diyagramı.

**Block Parameters: Gto6**

Gto (mask) (link)

Implements a GTO thyristor in parallel with a series RC snubber circuit. In on-state the GTO model has internal resistance (Ron) and inductance (Lon). For most applications, Lon should be set to zero. In off-state the model has infinite impedance.

Parameters

Resistance Ron (Ohms) : 0.001

Inductance Lon (H) : 1e-6

Forward voltage Vf (V) : 1

Initial current Ic (A) : 0

Snubber resistance Rs (Ohms) : 1e5

Snubber capacitance Cs (F) : inf

☐ Show Measurement port

OK Cancel Help Apply

**Şekil 6.12.** GTO elamanının blok parametreleri.

Tablo 6.1’de tasarlanan sistemin parametreleri verilmiştir. Bu değerler literatürde benzer çalışmalar incelenerek belirlenmiştir (Bozabalı, 2009; Iqbal ve ark, 2021; Sugavanam ve ark, 2021; Wenjin ve Yu, 2008).

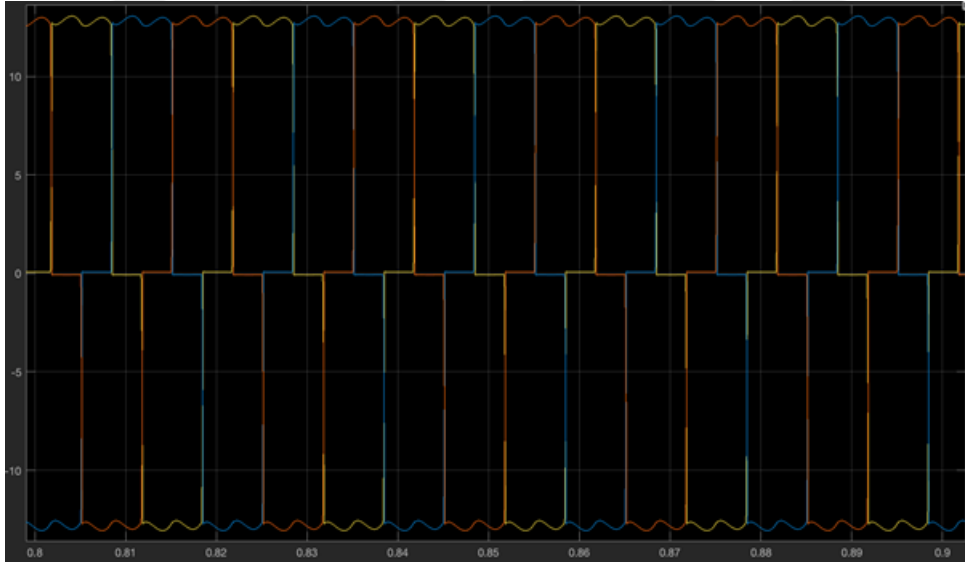
**Tablo 6.1.** PAGF’nin sistem parametreleri.

| Parametre                                 | Değeri                   |
|-------------------------------------------|--------------------------|
| Simulink Powergui Discrete                | 1e-06                    |
| Kaynak Gerilimi ( $V_a$ , $V_b$ , $V_c$ ) | 220 V <sub>RMS</sub>     |
| Frekans                                   | 50 Hz                    |
| Kaynak Empedansı ( $R_s$ , $L_s$ )        | 1e-7 $\Omega$ , 0.1e-3 H |
| Yük Empedansı ( $R_y$ , $L_y$ )           | 40 $\Omega$ , 60 mH      |
| Kondansatör kapasitesi ( $C_1 = C_2$ )    | 6000 $\mu$ F             |
| $V_{ref}$                                 | 770 V                    |

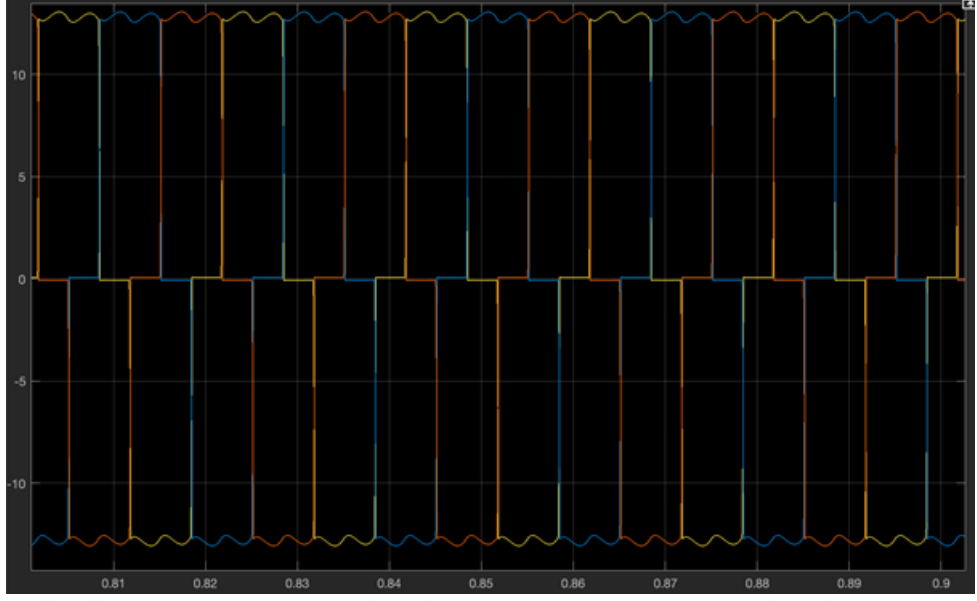
**Tablo 6.1. (Devam)** PAGF'nin sistem parametreleri.

| Parametre                                  | Değeri              |
|--------------------------------------------|---------------------|
| Histeresiz Bant Aralığı                    | 0.01                |
| Filtre Empedansı ( $R_f$ , $L_f$ )         | 0.1 $\Omega$ , 1 mH |
| PI Kontrol Parametreleri ( $K_p$ , $K_i$ ) | 0.77, 28            |

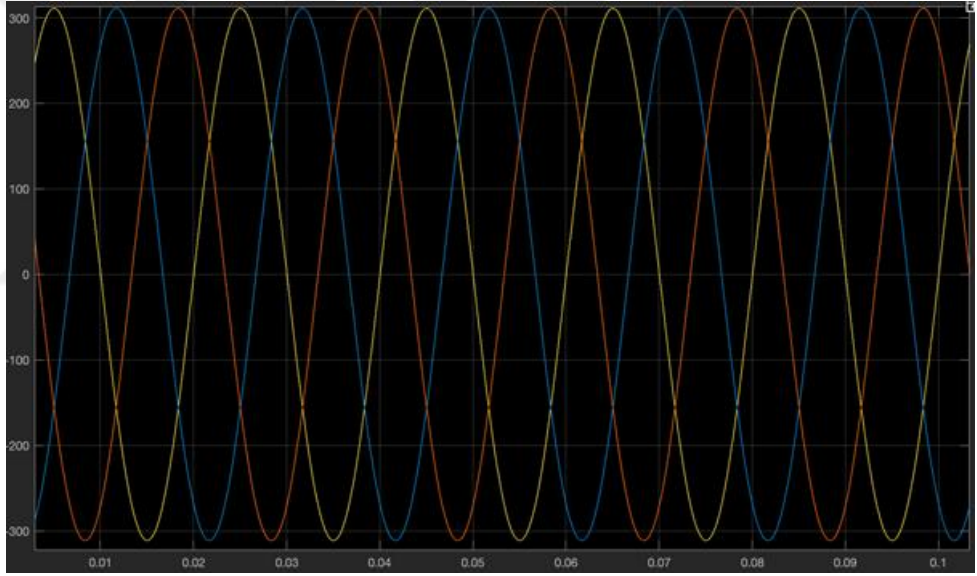
Şekil 6.13, Şekil 6.14 ve Şekil 6.15'te filtresiz model için sırasıyla kaynak akımının, yük akımının ve kaynak geriliminin dalga şekilleri paylaşılmıştır. Şekil 6.16'da ise filtresiz modele ait hızlı Fourier dönüşümü (Fast Fourier Transform – FFT) analiz sonucu verilmiştir.



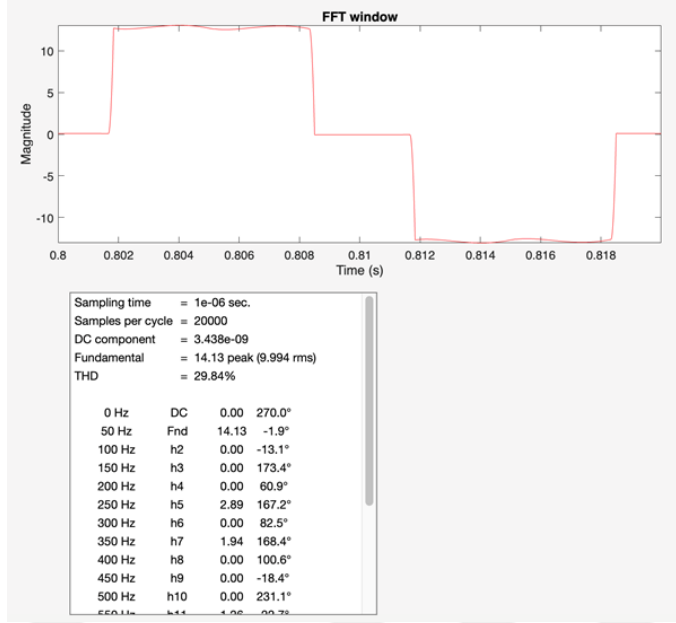
**Şekil 6.13.** Filtresiz modelin 3 faz kaynak akımı dalga şekli.



**Şekil 6.14.** Filtresiz modelin 3 faz yük akımı dalga şekli.

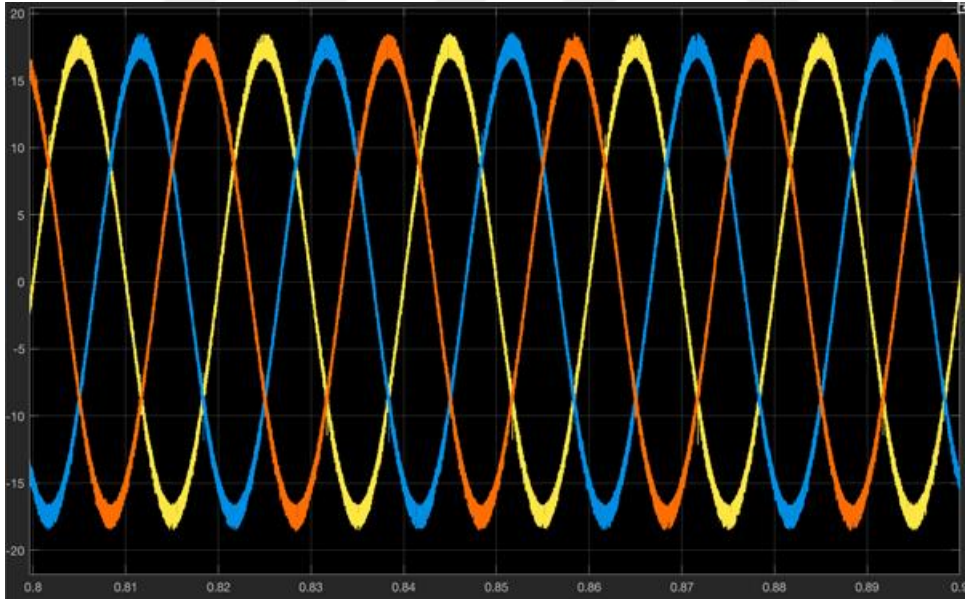


**Şekil 6.15.** Filtresiz modelin 3 faz kaynak gerilimi dalga şekli.

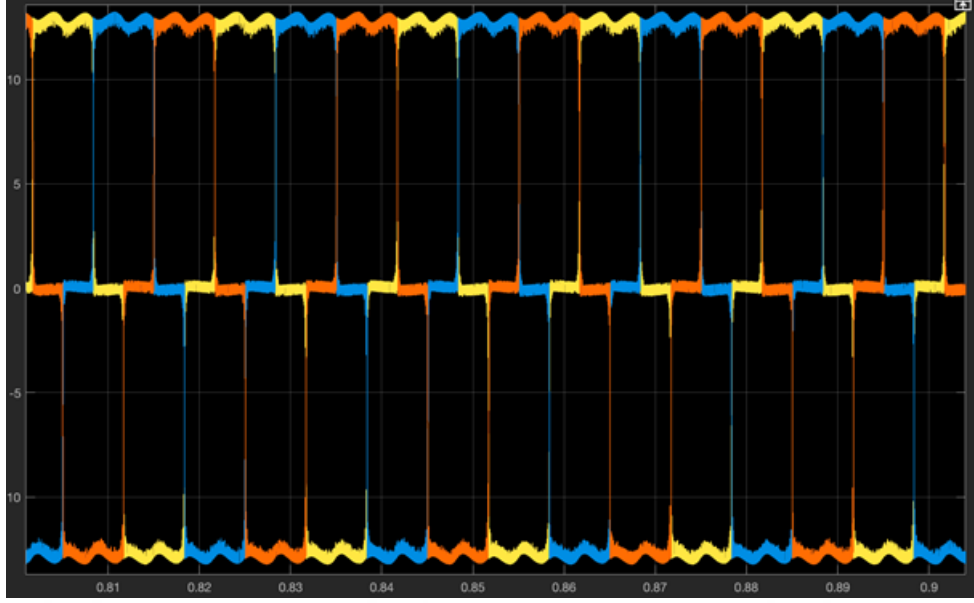


**Şekil 6.16.** Filtresiz modelin kaynak akımı FFT analizi.

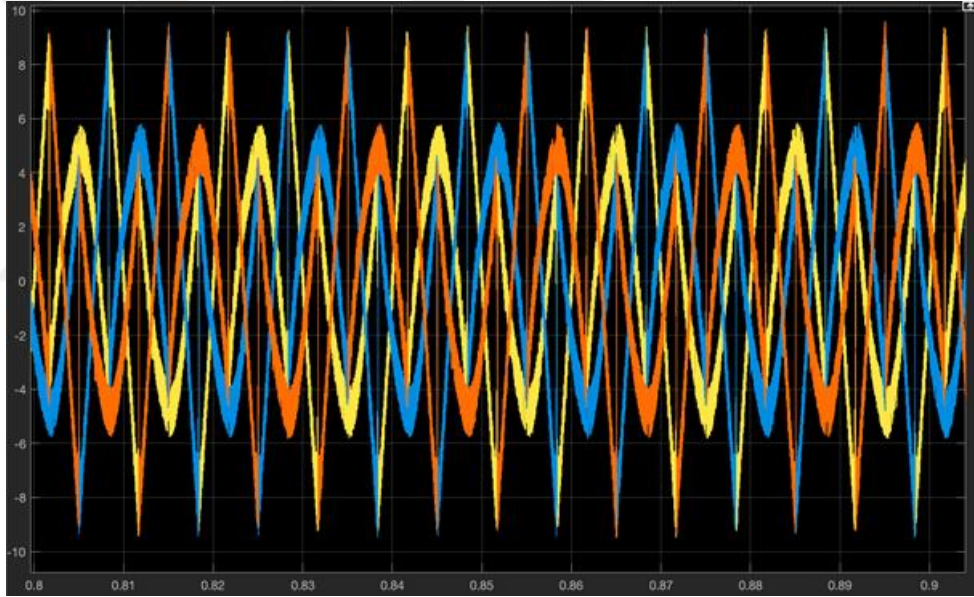
Şekil 6.17, Şekil 6.18 ve Şekil 6.19’da p-q teorimi ile tasarlanan PAGF’nin sırasıyla kaynak akımı, yük akımı ve filtre akımı dalga şekilleri paylaşılmıştır. Şekil 6.20’de ise bu modele ait FFT analizinin sonucu verilmiştir.



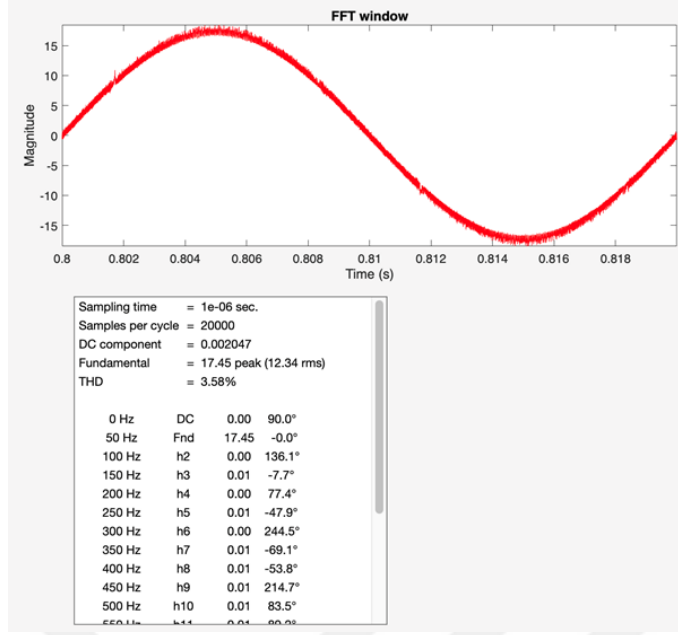
**Şekil 6.17.** p-q teoremine dayanan PAGF’nin 3 faz kaynak akımı dalga şekli.



Şekil 6.18. p-q teoremine dayanan PAGF'nin 3 faz yük akımı dalga şekli.



Şekil 6.19. p-q teoremine dayanan PAGF'nin 3 faz filtre akımı dalga şekli.



**Şekil 6.20.** p-q teoremine dayanan PAGF'nin kaynak akımı FFT analizi.

FFT analiz sonuçlarına göre filtresiz modelde THD değeri %29,84 iken PAGF ile bu değer %3,58'e düşürülmüştür.

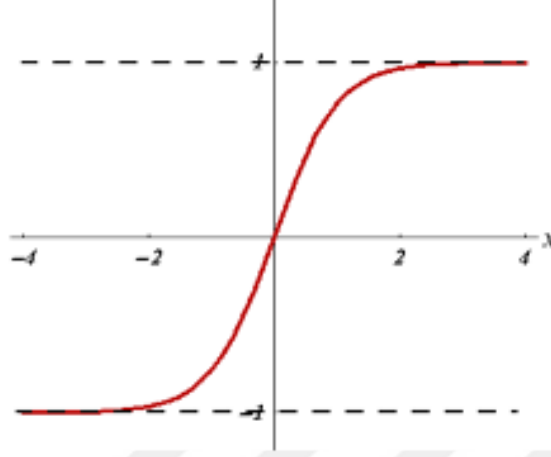
## 6.2. Yapay Sinir Ağları ile PAGF'nin Matlab/Simulink Ortamında Tasarlanması

Harmoniklerin eliminasyonu için uygun anahtarlamaların yapılması gerekmektedir. Geleneksel yöntemlerde filtre referans akımları sayesinde bu anahtarlamalar gerçekleştirilir. Çalışmanın amacı filtrenin yerini alabilecek bir YSA eğitmektir. Bu nedenle filtre girişleri olan  $V_{sa}$ ,  $V_{sb}$ ,  $V_{sc}$  kaynak gerilimleri  $i_{ya}$ ,  $i_{yb}$ ,  $i_{yc}$  yük akımları ve  $p_{kayıp}$  aynı zamanda YSA'nın girişleridir. Filtre çıkışı olan  $i_{fa}^*$ ,  $i_{fb}^*$ ,  $i_{fc}^*$  referans filtre akımları ise YSA'nın çıkışlarıdır (Agrawal ve ark, 2022;Chavan ve Patil, 2022;Iqbal ve ark, 2021). Bu durumda YSA toplam 7 giriş ve 3 çıkış olarak tasarlanmıştır.

1 tane harmonikli dalgadan 200000 tane örneklem alınmıştır. Veri seti olarak ise 60 tane harmonikli dalga kullanılmıştır. Literatürde bahsedilen veri setinin çok değer içermesi YSA'nın çok iyi eğitileceği anlamına gelmiyor sonucu bu çalışmada da görülmüştür. Nitekim 100 tane harmonikli dalga ile yapılan sonuçlar kötü performans çıktısı vermiştir. Bu durum çok fazla veri ile eğitimin çok uzun sürmesi sonucunda ağın hata minimumunu kaçırması olarak da açıklanabilir.

Veri setinin çıktılarında yer alan değerler -50 ile +50 arasında bir değişim göstermiştir. Sette negatif değerler de olduğu için normalizasyon işleminin sonucunda -1 ile +1 arasında değerler oluşturmak YSA için daha mantıklı bir yaklaşım olacaktır. Bu

nedenle de aktivasyon fonksiyonu olarak tanjant sigmoid seçilmiştir. Bu fonksiyonun seçilmesinin temel nedeni ise Şekil 6.21’de görülen grafikteki gibi bu fonksiyonun -1 ile +1 arasında değerler üretmesidir.



**Şekil 6.21.** Tanjant hiperbolik fonksiyonu.

Eğitim algoritması olarak ise Levenberg-Marquardt (LM) algoritması ile ölçekli eşlenik eğim (SCG) algoritması kullanılmıştır. Bu algoritmaların seçilmesinin temel nedeni ise veri setinin çok fazla değer içermesidir. Ayrıca tahmin üzerine dayalı bir problem için ağ eğitileceğinden dolayı bu algoritmaları kullanmak daha uygundur.

Bu çalışmada YSA tasarlanırken veri setinin %80’i eğitim %20’si test olarak belirlenmiştir. Öğrenme katsayısı ise 0.001 olarak seçilmiştir. Bu değer seçilirken daha büyük bir öğrenme katsayısında eğitim hızlı olmasına rağmen sonuçlar kötü çıkmıştır yani ağ öğrenmeyi tam olarak yapamamıştır. Öğrenme katsayısı daha küçük seçildiğinde ise eğitim süresi çok uzamış buna rağmen sonuçlar yine kötü çıkmıştır burada da çok fazla eğitilmenin her zaman iyi sonuçlar vermeyeceği görülmüştür.

Eğitim aşamasında hem gizli katman hem de nöron sayıları deneme yanılma yolu ile değiştirilerek sonuçlar karşılaştırılmıştır.

Performans kriteri olarak ise MAE, MSE ve RMSE kullanılmıştır.

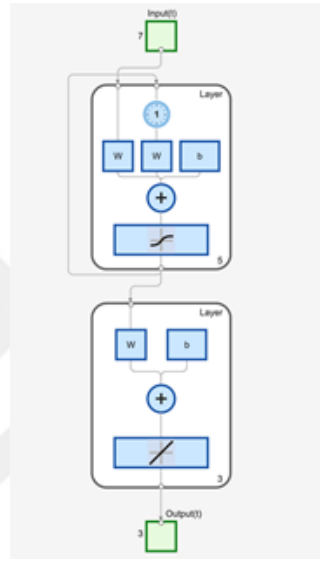
Çalışmada Elman sinir ağı, çok katmanlı algılayıcı (MLP) ve tekrarlayan sinir ağı’nın (RNN) LSTM mimarisi karşılaştırılmıştır.

### **6.2.1. Elman ağı eğitimi**

Geri beslemeli bir ağ modeli olan elman ağı için 3 farklı yöntem ile eğitimler yapılmıştır. Bunlar;

1. Bir gizli katman 5 nöron SCG eğitim algoritmalı
2. Bir gizli katman 5 nöron LM eğitim algoritmalı
3. İki gizli katman 20'şer nöron SCG eğitim algoritmalı

Elman ağı eğitiminde birinci durum olarak adlandırabileceğimiz yöntem bir gizli katman 5 nöron içermekte ve SCG algoritması ile eğitilmiştir. Ağa ait görüntü Şekil 6.22'de gösterildiği gibidir. Şekil 6.23'te ise ağın eğitim sonucundaki performans değerleri bulunmaktadır.



**Şekil 6.22.** 1 gizli katman 5 nöron içeren SCG eğitim algoritmalı Elman ağına ait görüntüsü.

**MAE =**

**1.9617      2.0518      2.8364**

**MSE =**

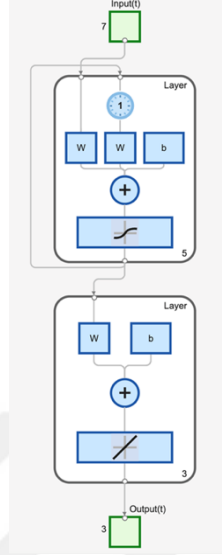
**8.0525      8.3406      13.8396**

**RMSE =**

**2.8377      2.8880      3.7202**

**Şekil 6.23.** 1 gizli katman 5 nöron içeren SCG eğitim algoritmalı Elman ağına ait performans sonuçları.

Elman ağı eğitiminde ikinci durum olarak adlandırabileceğimiz yöntemde, birincisinden farklı olarak LM algoritması ile eğitilmiştir. Ağa ait görüntü Şekil 6.24'te gösterildiği gibidir. Şekil 6.25'te ise ağa ait performans değerleri bulunmaktadır.

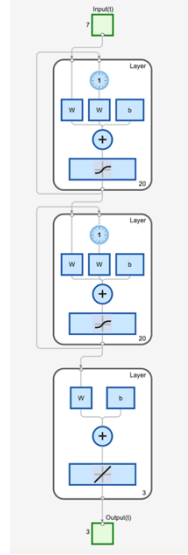


**Şekil 6.24.** 1 gizli katman 5 nöron içeren LM eğitim algoritmalı Elman ağına ait görüntüsü.

|        |         |         |        |
|--------|---------|---------|--------|
| MAE =  |         |         |        |
|        | 2.7784  | 3.0394  | 2.2322 |
| MSE =  |         |         |        |
|        | 13.3265 | 16.6475 | 9.3693 |
| RMSE = |         |         |        |
|        | 3.6506  | 4.0801  | 3.0609 |

**Şekil 6.25.** 1 gizli katman 5 nöron içeren LM eğitim algoritmalı Elman ağına ait performans sonuçları.

Elman ağı eğitiminde üçüncü durum olarak adlandırabileceğimiz yöntem her biri 20'şer nöron içeren iki gizli katman içeren ve SCG algoritması ile eğitilen bir ağıdır. Ağa ait görüntü Şekil 6.26'da gösterildiği gibidir. Şekil 6.27'de ise ağına ait performans değerleri bulunmaktadır.



**Şekil 6.26.** 2 gizli katman 20-20 nöron içeren SCG eğitim algoritmali Elman ağıının görüntüsü.

|        |        |        |        |
|--------|--------|--------|--------|
| MAE =  |        |        |        |
|        | 1.1357 | 1.1476 | 0.9806 |
| MSE =  |        |        |        |
|        | 4.4372 | 3.9511 | 3.2934 |
| RMSE = |        |        |        |
|        | 2.1065 | 1.9877 | 1.8148 |

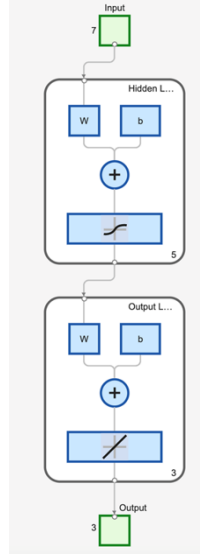
**Şekil 6.27.** 2 gizli katman 20-20 nöron içeren SCG eğitim algoritmali Elman ağıının performans sonuçları.

### 6.2.2. MLP ağı eğitimi

MLP ağı için 3 farklı yöntem ile eğitimler yapılmıştır. Bunlar;

1. Bir gizli katman 5 nöron SCG eğitim algoritmali
2. Bir gizli katman 5 nöron LM eğitim algoritmali
3. İki gizli katman 20'şer nöron SCG eğitim algoritmali

MLP ağı eğitiminde birinci durumda bir gizli katman 5 nöron ve SCG eğitim algoritması kullanılmıştır. Ağa ait görüntü Şekil 6.28'de gösterildiği gibidir. Şekil 6.29'da ise ağıın eğitim sonucundaki performans değerleri bulunmaktadır.

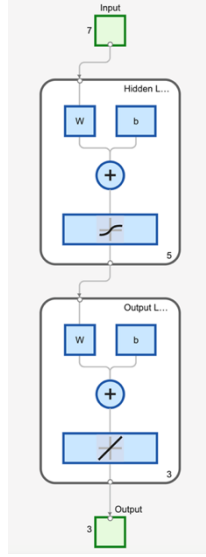


**Şekil 6.28.** 1 gizli katman 5 nöron içeren SCG eğitim algoritmalı MLP ağının görüntüsü.

|        |         |         |         |
|--------|---------|---------|---------|
| MAE =  |         |         |         |
|        | 2.7763  | 2.1905  | 1.8083  |
| MSE =  |         |         |         |
|        | 13.7476 | 15.8734 | 10.0487 |
| RMSE = |         |         |         |
|        | 3.0643  | 3.9174  | 2.9482  |

**Şekil 6.29.** 1 gizli katman 5 nöron içeren SCG eğitim algoritmalı MLP ağının performans sonuçları.

MLP ağı eğitiminde ikinci durumda bir gizli katman 5 nöron ve LM eğitim algoritması kullanılmıştır. Ağa ait görüntü Şekil 6.30’da gösterilmiş, Şekil 6.31’de ise ağı ait performans değerleri verilmiştir.

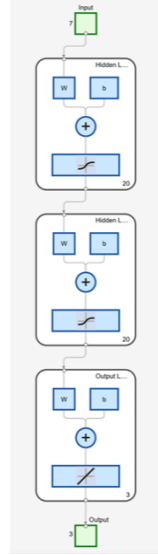


**Şekil 6.30.** 1 gizli katman 5 nöron içeren LM eğitim algoritmali MLP ağının görüntüsü.

|        |         |         |         |
|--------|---------|---------|---------|
| MAE =  |         |         |         |
|        | 3.0353  | 2.8636  | 3.6836  |
| MSE =  |         |         |         |
|        | 15.8644 | 14.9071 | 21.2860 |
| RMSE = |         |         |         |
|        | 3.9830  | 3.8610  | 4.6137  |

**Şekil 6.31.** 1 gizli katman 5 nöron içeren LM eğitim algoritmali MLP ağının performans sonuçları.

MLP ağı eğitiminde üçüncü durumda 20'ser nöron içeren iki gizli katman ve SCG eğitim algoritması kullanılmıştır. Ağa ait görüntü Şekil 6.32'de gösterilmiş, Şekil 6.33'de ise ağı ait performans değerleri verilmiştir.



**Şekil 6.32.** 2 gizli katman 20-20 nöron içeren SCG eğitim algoritmali MLP ağının görüntüsü.

|        |        |        |        |
|--------|--------|--------|--------|
| MAE =  |        |        |        |
|        | 1.2633 | 1.2448 | 1.0180 |
| MSE =  |        |        |        |
|        | 4.8648 | 4.5139 | 3.2072 |
| RMSE = |        |        |        |
|        | 2.2056 | 2.1246 | 1.7909 |

**Şekil 6.33.** 2 gizli katman 20-20 nöron içeren SCG eğitim algoritmali MLP ağının performans sonuçları.

### 6.2.3. RNN ağı eğitimi

Geri beslemeli bir ağ modeli olan RNN ağı için LTSM tabanlı mimari kullanılarak eğitim yapılmıştır. Bu ağ modeli için hızlı yakınsama ve iyi adaptif öğrenme oranına sahip özellikleri ile bilinen Adam optimizasyon eğitim algoritması kullanılmıştır (Iqbal ve ark, 2021). Ayrıca gizli katman sayısı 200, öğrenme katsayısı 0.001, epoch sayısı ise 100 olarak belirlenmiştir. RNN ağının eğitiminde doğası gereği kayıp fonksiyonlar birleştirilir ve tek bir çıkış olarak verilir. Bu nedenle performans sonuçları 1x3'lük bir matris olarak değil tek bir sayı olarak hesaplanmıştır. Ağı eğitim sonucundaki performans değerleri Şekil 6.34'te gösterildiği gibidir.

$$\text{MAE} = 2.9905$$

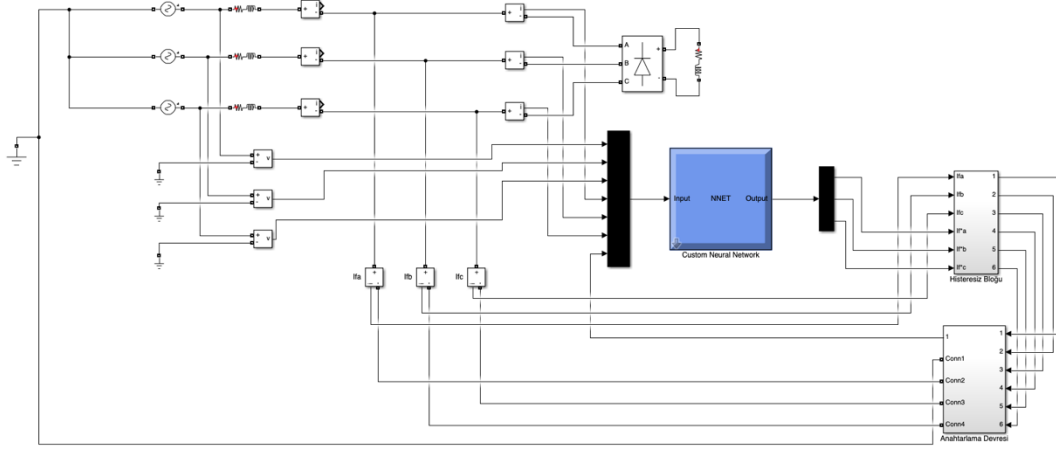
$$\text{MSE} = 14.9903$$

$$\text{RMSE} = 3.8645$$

**Şekil 6.34.** RNN ağının performans sonuçları.

#### 6.2.4. PAGF matlab/simulink modeli

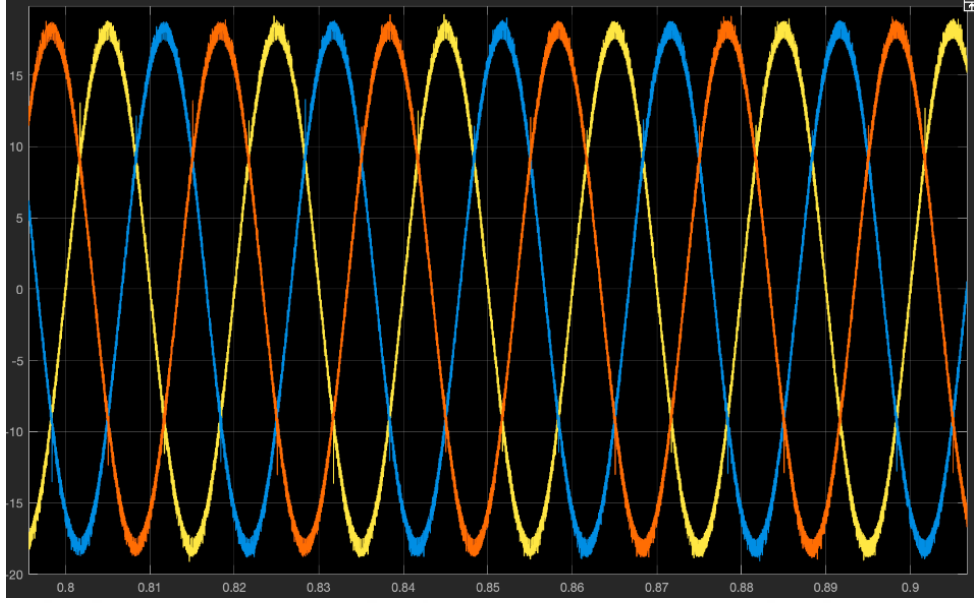
Eğitilmiş yapay sinir ağının simulink bloğunun sisteme bağlantısı Şekil 6.35'te verilmiştir. Tasarımdan da görüleceği gibi YSA bloğu aktif filtrenin referans akımlarının oluşturulduğu blok yerine geçmiştir (Agrawal ve ark, 2022;Chavan ve Patil, 2022).



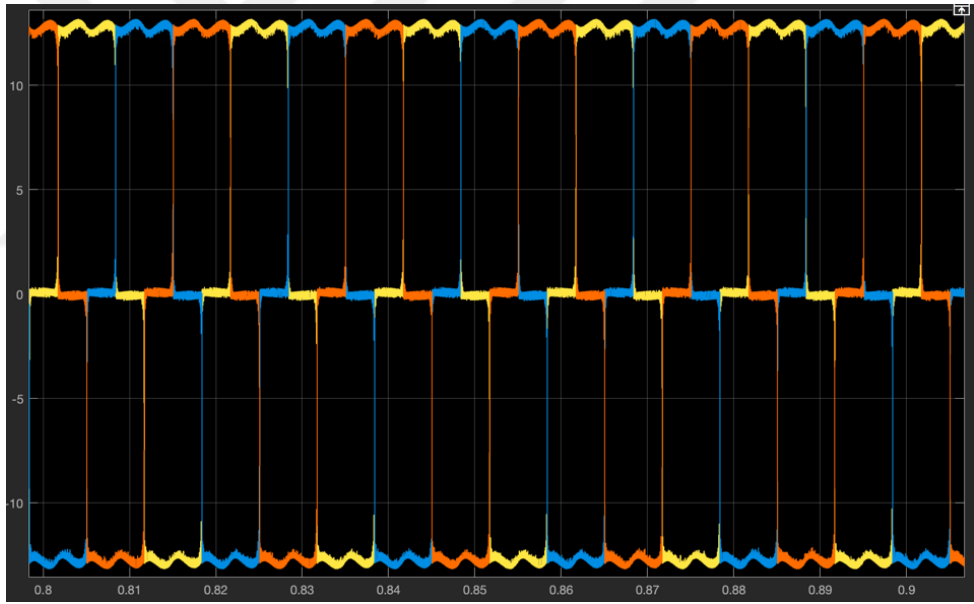
**Şekil 6.35.** YSA ile tasarlanmış PAGF'nin simulink modeli.

Üç farklı ağ modeli ile toplam 7 farklı durum için eğitimler yapılmıştır. Bu eğitimlere ait sistemin çıktılarının dalga şekilleri aşağıda paylaşılmıştır.

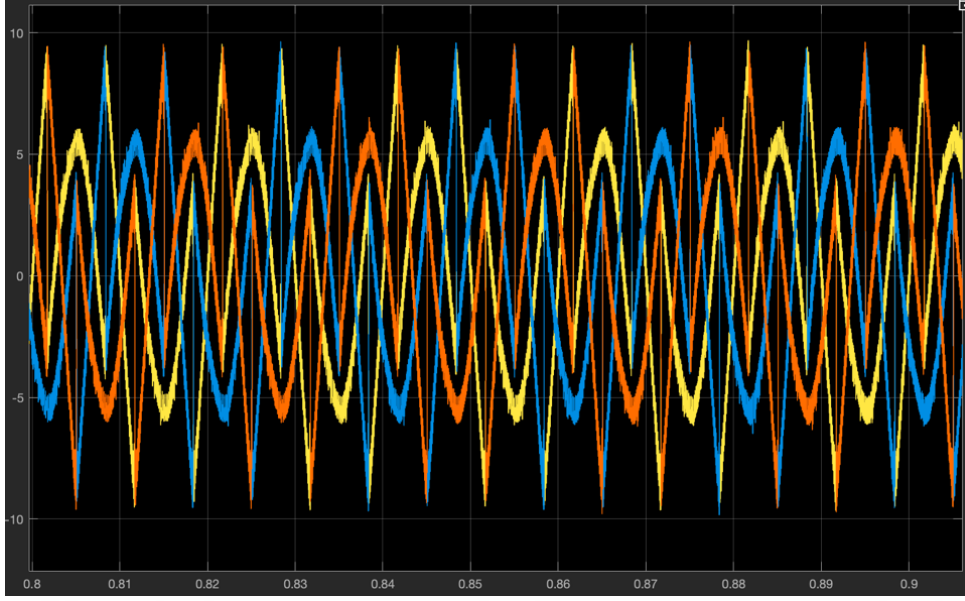
Elman ağı birinci duruma ait kaynak akımı Şekil 6.36'da, yük akımı Şekil 6.37'de, filtre akımı Şekil 6.38'de ve FFT analizi ise Şekil 6.39'da paylaşılmıştır. FFT analizine göre sistemin THD değeri %3.03 olarak ölçülmüştür.



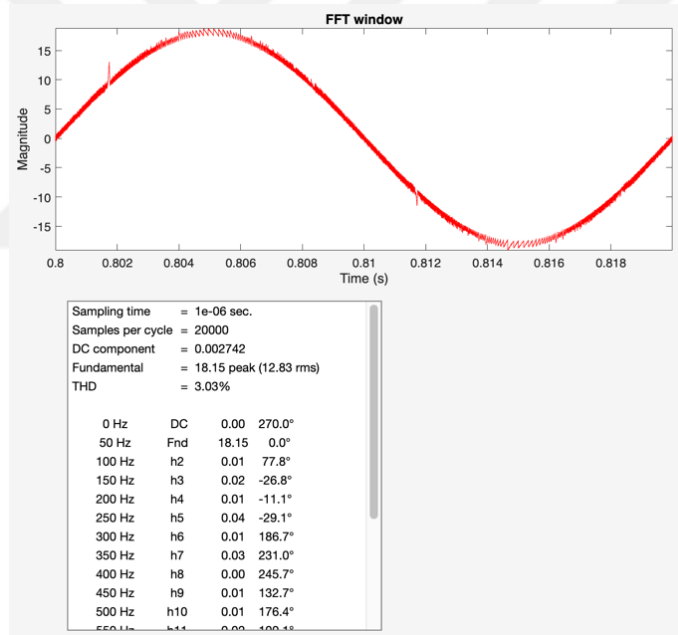
**Şekil 6.36.** 1 gizli katman 5 nöron içeren SCG eğitim algoritmalı Elman ağı ile tasarlanan PAGF'nin kaynak akımı.



**Şekil 6.37.** 1 gizli katman 5 nöron içeren SCG eğitim algoritmalı Elman ağı ile tasarlanan PAGF'nin yük akımı.

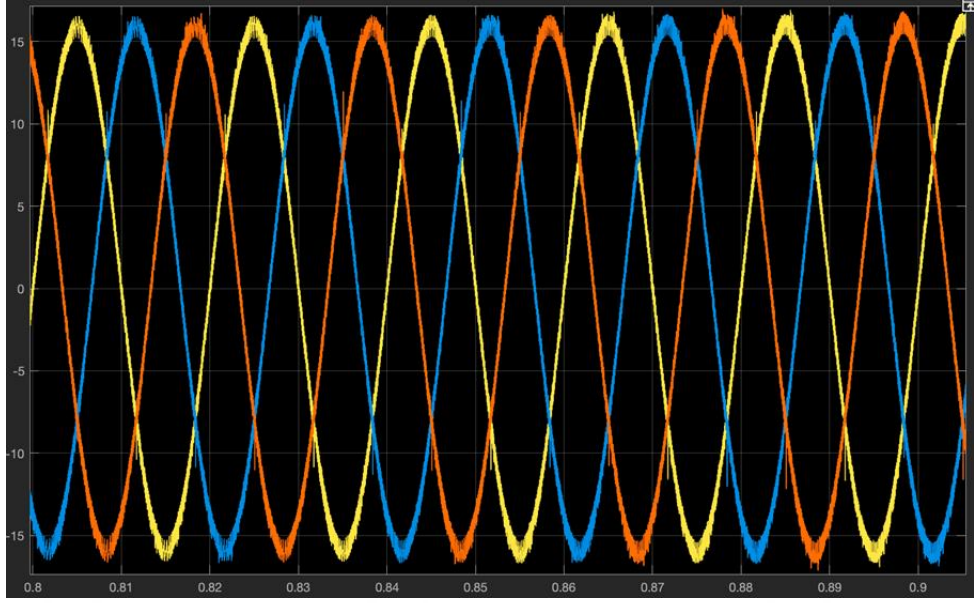


**Şekil 6.38.** 1 gizli katman 5 nöron içeren SCG eğitim algoritmali Elman ağı ile tasarlanan PAGF'nin filtre akımı.

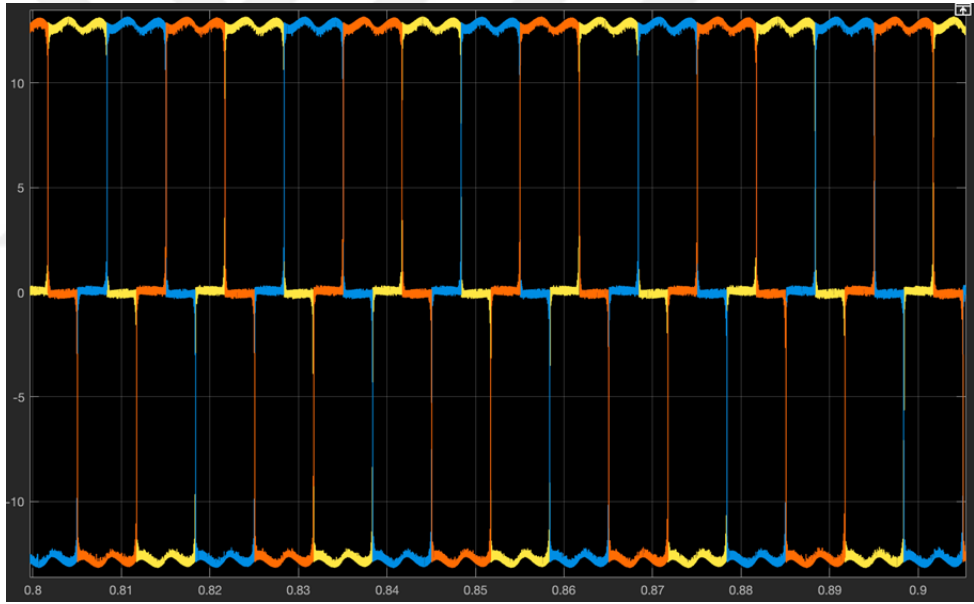


**Şekil 6.39.** 1 gizli katman 5 nöron içeren SCG eğitim algoritmali Elman ağı ile tasarlanan PAGF'nin FFT analizi.

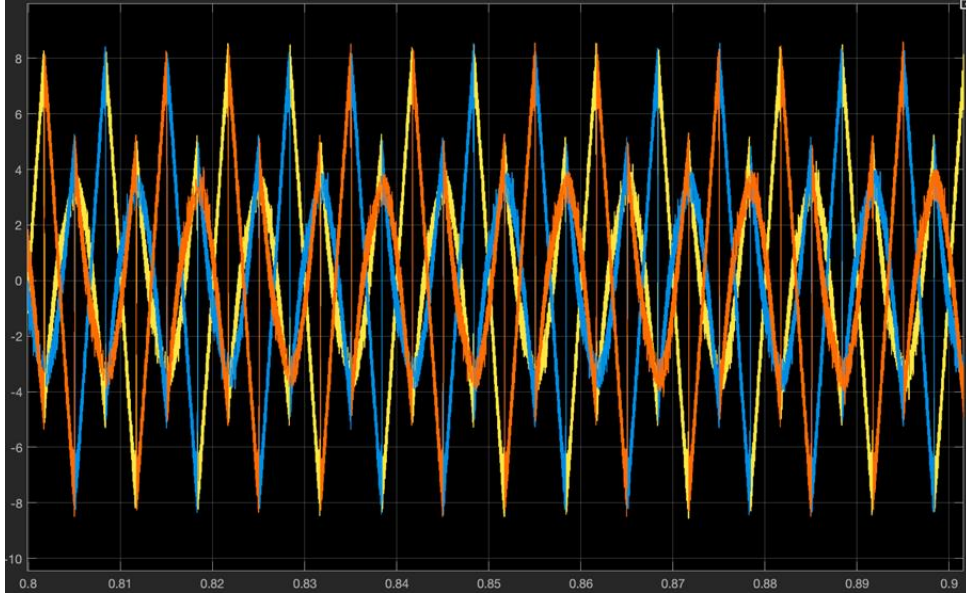
Elman ağı ikinci duruma ait kaynak akımı Şekil 6.40'da, yük akımı Şekil 6.41'de, filtre akımı Şekil 6.42'de ve FFT analizi ise Şekil 6.43'te paylaşılmıştır. FFT analizine göre sistemin THD değeri %3.32 olarak ölçülmüştür.



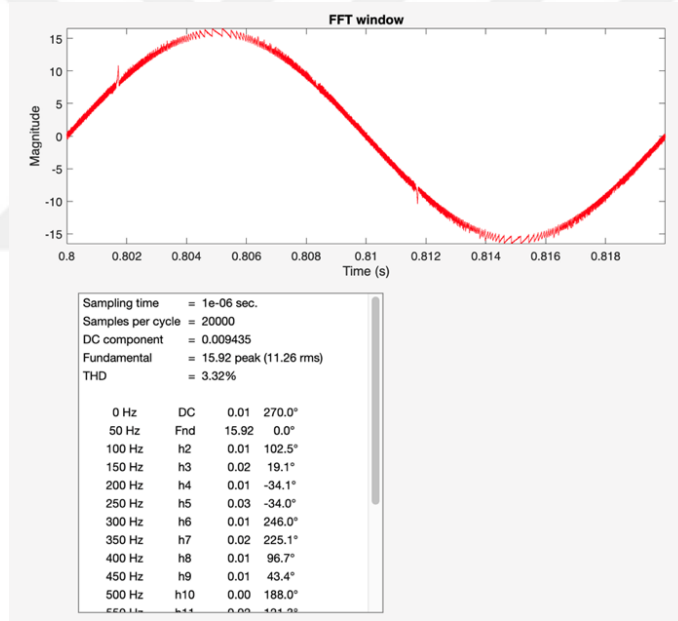
**Şekil 6.40.** 1 gizli katman 5 nöron içeren LM eğitim algoritmalı Elman ağı ile tasarlanan PAGF'nin kaynak akımı.



**Şekil 6.41.** 1 gizli katman 5 nöron içeren LM eğitim algoritmalı Elman ağı ile tasarlanan PAGF'nin yük akımı.

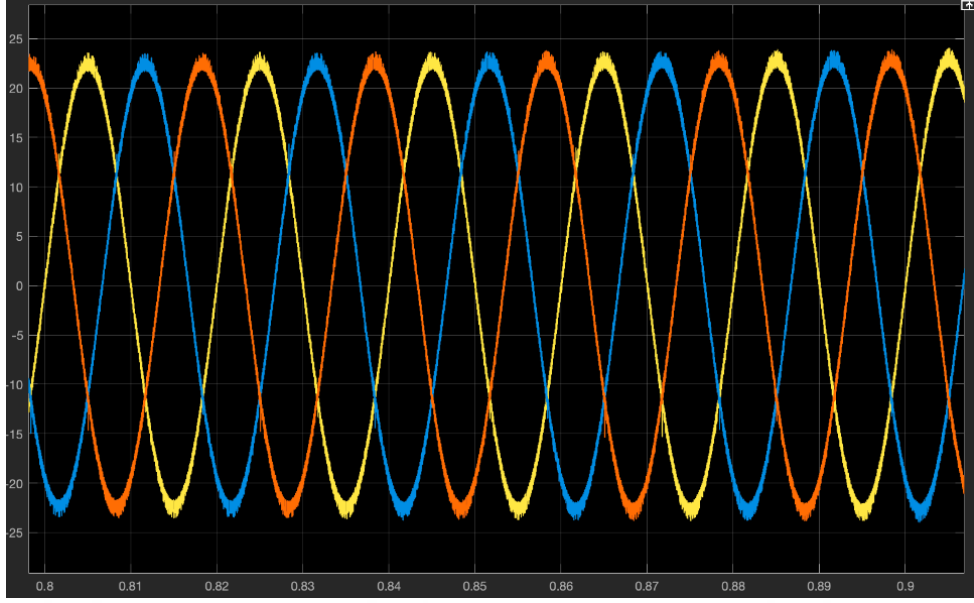


**Şekil 6.42.** 1 gizli katman 5 nöron içeren LM eğitim algoritmali Elman ağı ile tasarlanan PAGF'nin filtre akımı.

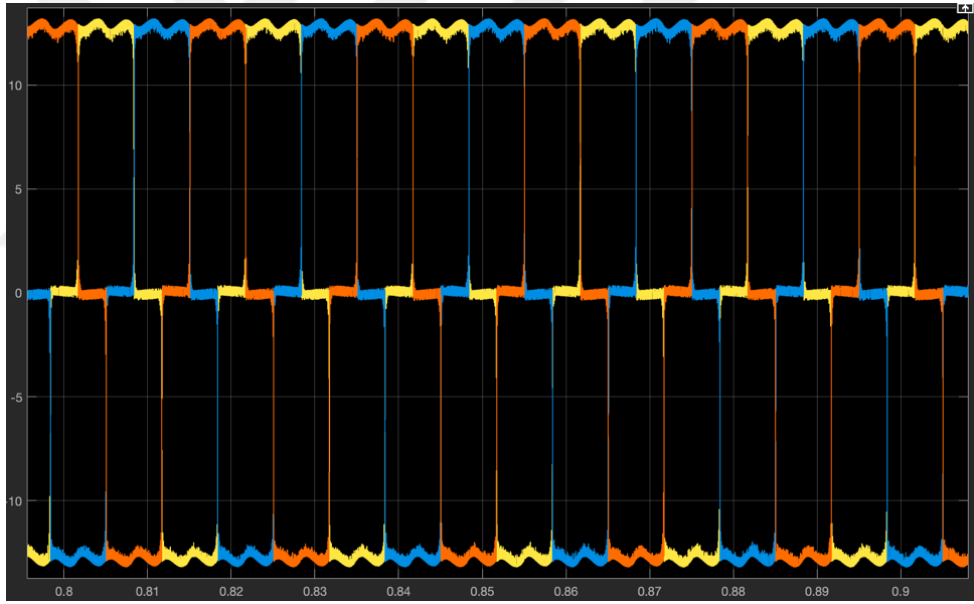


**Şekil 6.43.** 1 gizli katman 5 nöron içeren LM eğitim algoritmali Elman ağı ile tasarlanan PAGF'nin FFT analizi.

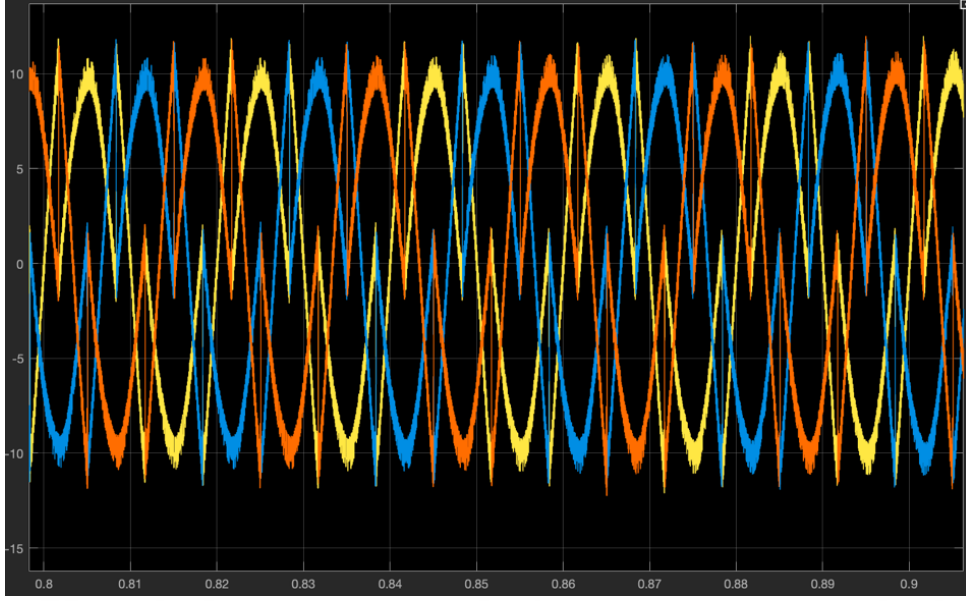
Elman ağı üçüncü duruma ait kaynak akımı Şekil 6.44'te, yük akımı Şekil 6.45'te, filtre akımı Şekil 6.46'da ve FFT analizi ise Şekil 6.47'de paylaşılmıştır. FFT analizine göre sistemin THD değerinin %2.56 olduğu görülmektedir.



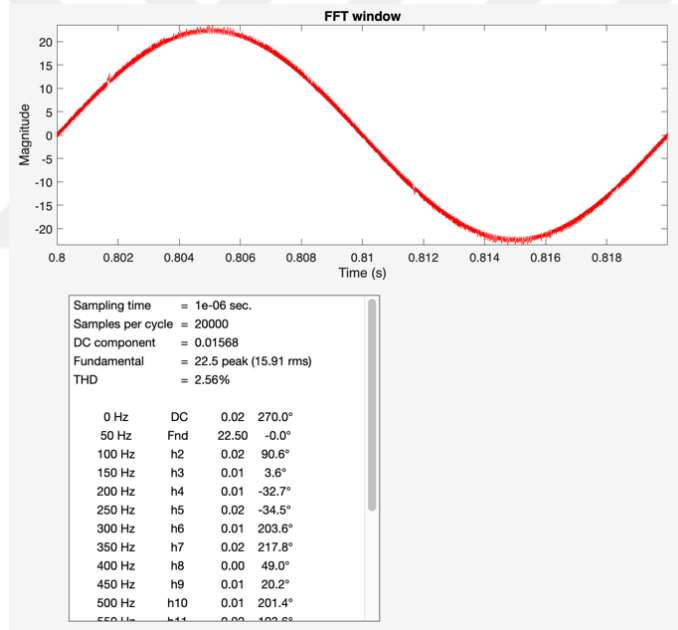
**Şekil 6.44.** 2 gizli katman 20-20 nöron içeren SCG eğitim algoritmalı Elman ağı ile tasarlanan PAGF'nin kaynak akımı.



**Şekil 6.45.** 2 gizli katman 20-20 nöron içeren SCG eğitim algoritmalı Elman ağı ile tasarlanan PAGF'nin yük akımı.

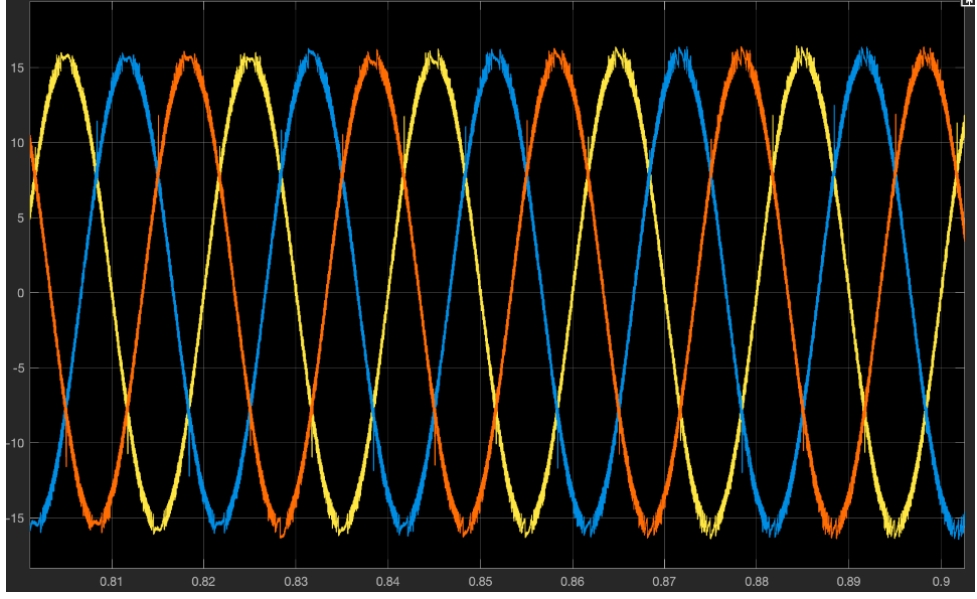


**Şekil 6.46.** 2 gizli katman 20-20 nöron içeren SCG eğitim algoritmali Elman ağı ile tasarlanan PAGF'nin filtre akımı.

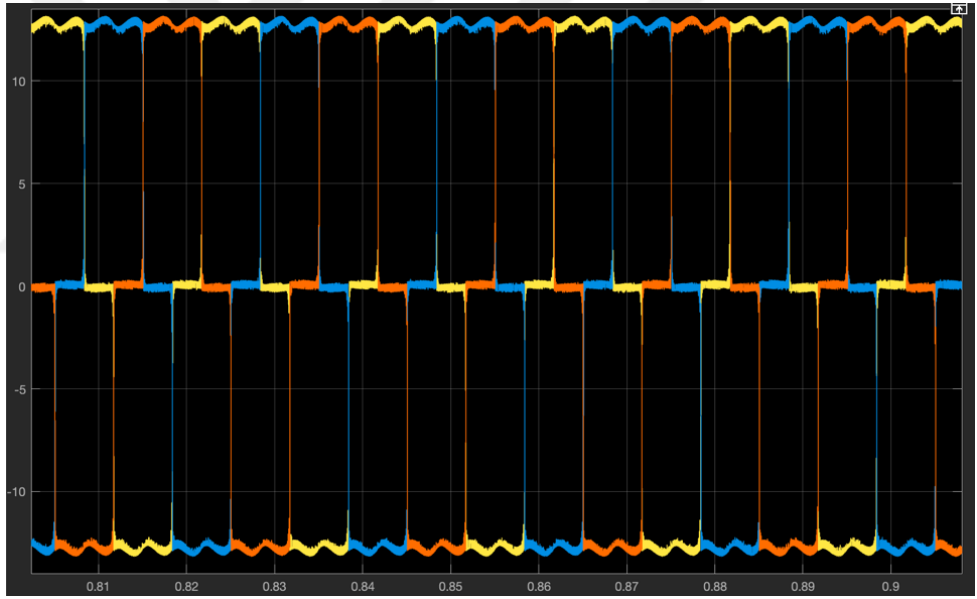


**Şekil 6.47.** 2 gizli katman 20-20 nöron içeren SCG eğitim algoritmali Elman ağı ile tasarlanan PAGF'nin FFT analizi.

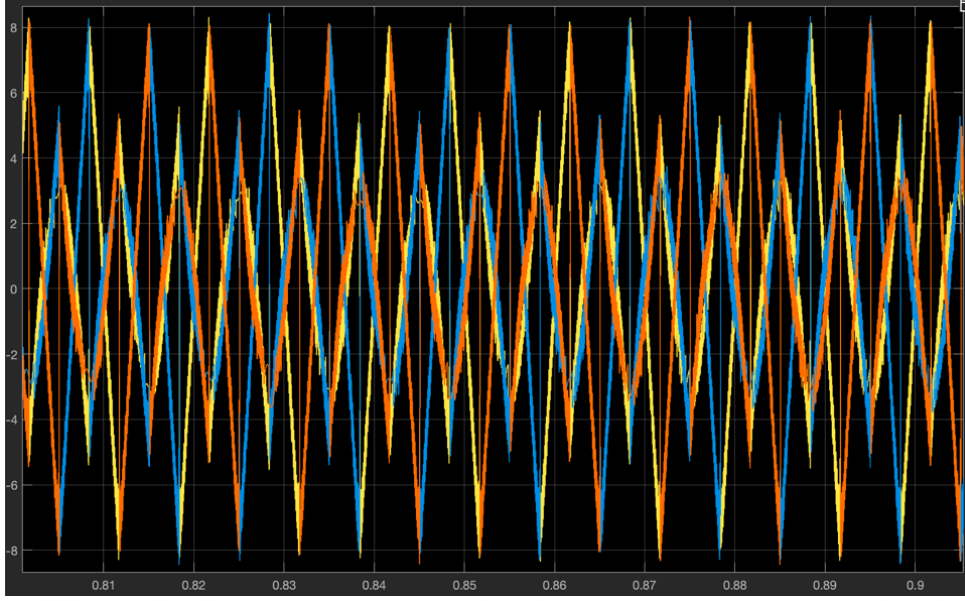
MLP ağı birinci duruma ait kaynak akımı Şekil 6.48'de, yük akımı Şekil 6.49'da, filtre akımı Şekil 6.50'de ve FFT analizi ise Şekil 6.51'de paylaşılmıştır. FFT analizine göre sistemin THD değerinin %3.23 olduğu görülmektedir.



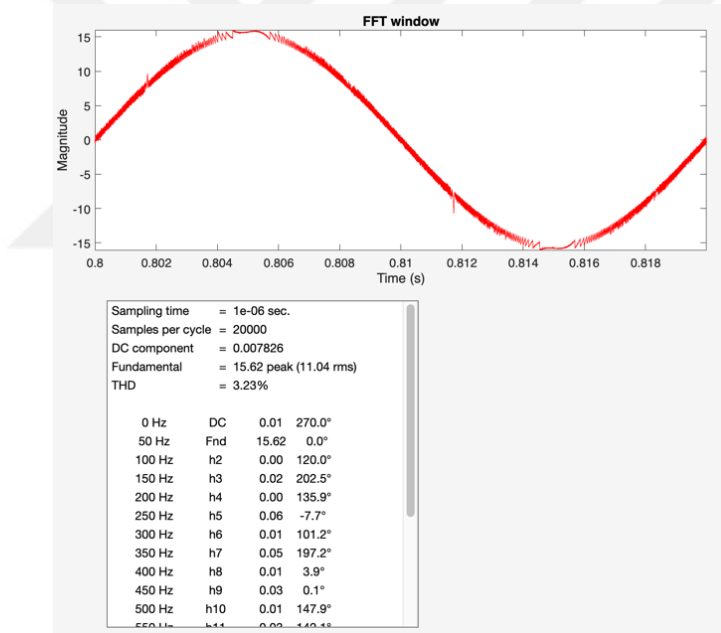
**Şekil 6.48.** 1 gizli katman 5 nöron içeren SCG eğitim algoritmalı MLP ağı ile tasarlanan PAGF'nin kaynak akımı.



**Şekil 6.49.** 1 gizli katman 5 nöron içeren SCG eğitim algoritmalı MLP ağı ile tasarlanan PAGF'nin yük akımı.

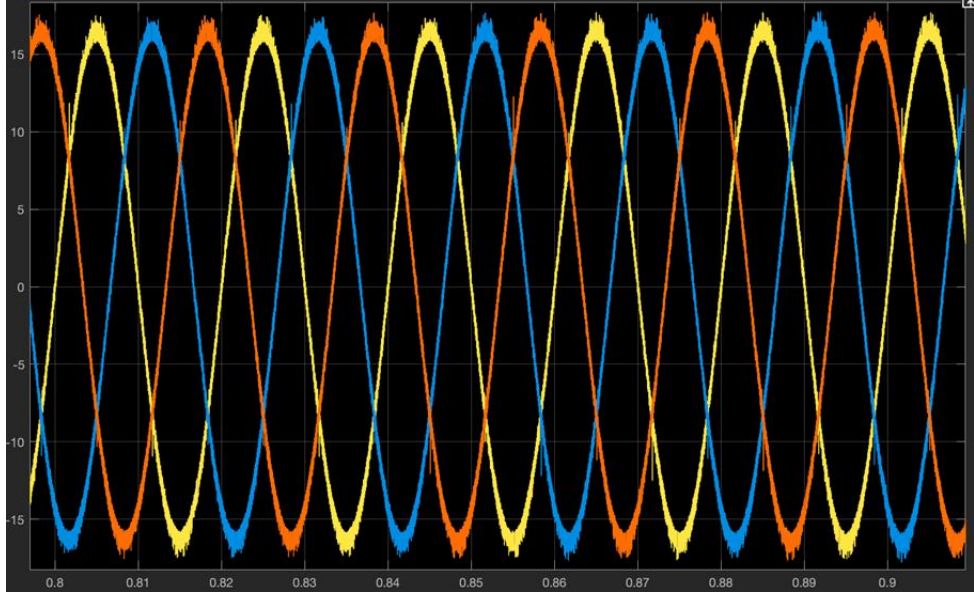


**Şekil 6.50.** 1 gizli katman 5 nöron içeren SCG eğitim algoritmali MLP ağı ile tasarlanan PAGF'nin filtre akımı.

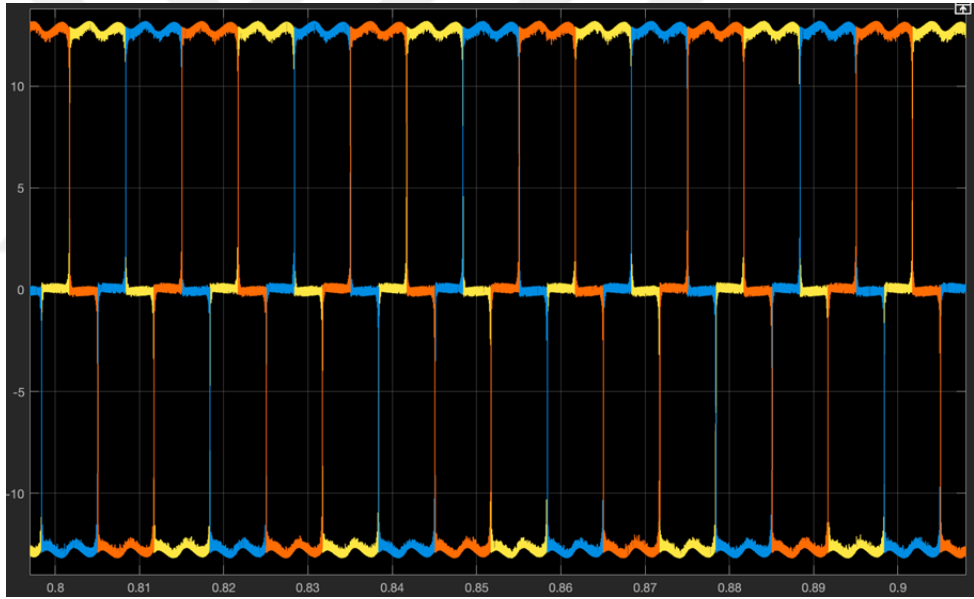


**Şekil 6.51.** 1 gizli katman 5 nöron içeren SCG eğitim algoritmali MLP ağı ile tasarlanan PAGF'nin FFT analizi.

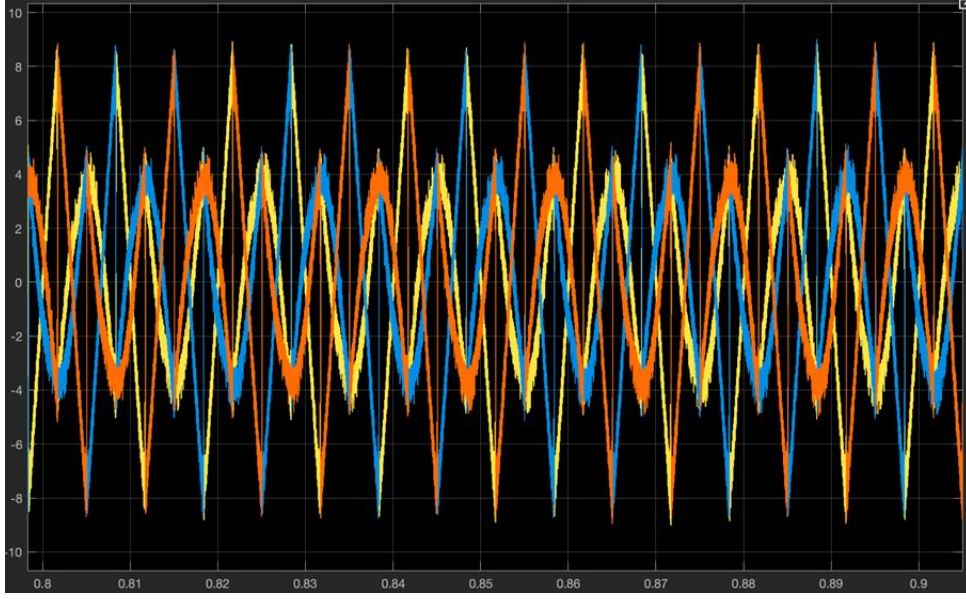
MLP ağı ikinci duruma ait kaynak akımı Şekil 6.52'de, yük akımı Şekil 6.53'te, filtre akımı Şekil 6.54'te ve FFT analizi ise Şekil 6.55'te paylaşılmıştır. FFT analizine göre sistemin THD değerinin %3.53 olduğu görülmektedir.



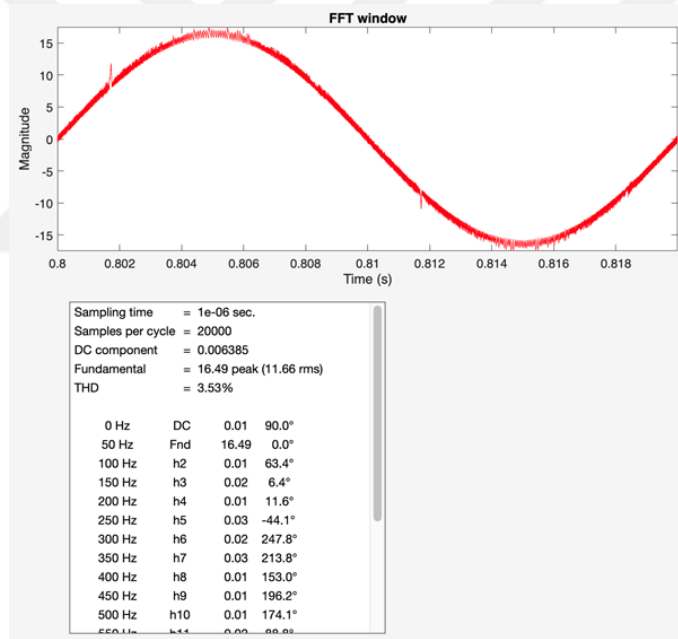
**Şekil 6.52.** 1 gizli katman 5 nöron içeren LM eğitim algoritmali MLP ağı ile tasarlanan PAGF'nin kaynak akımı.



**Şekil 6.53.** 1 gizli katman 5 nöron içeren LM eğitim algoritmali MLP ağı ile tasarlanan PAGF'nin yük akımı.

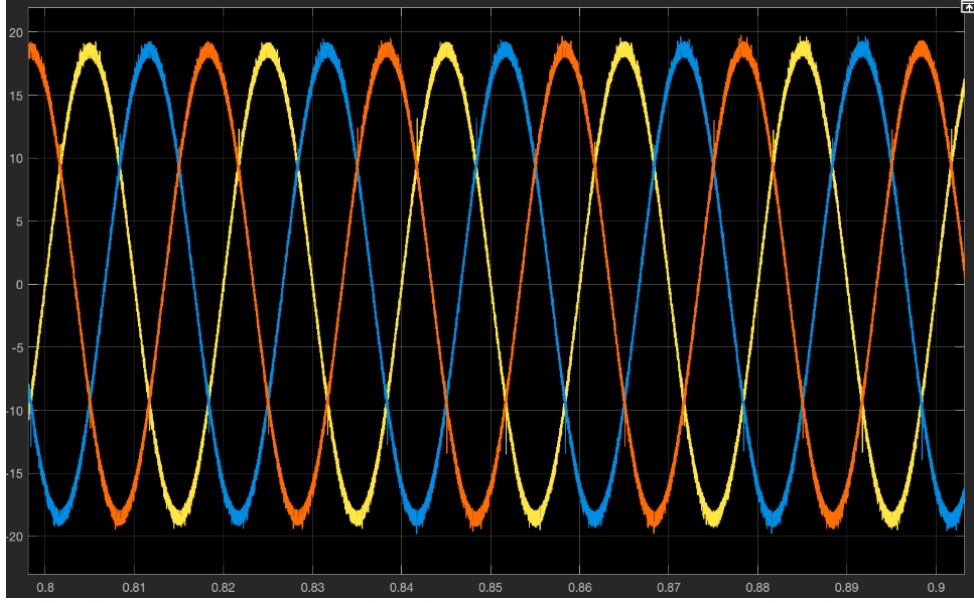


**Şekil 6.54.** 1 gizli katman 5 nöron içeren LM eğitim algoritmalı MLP ağı ile tasarlanan PAGF'nin filtre akımı.

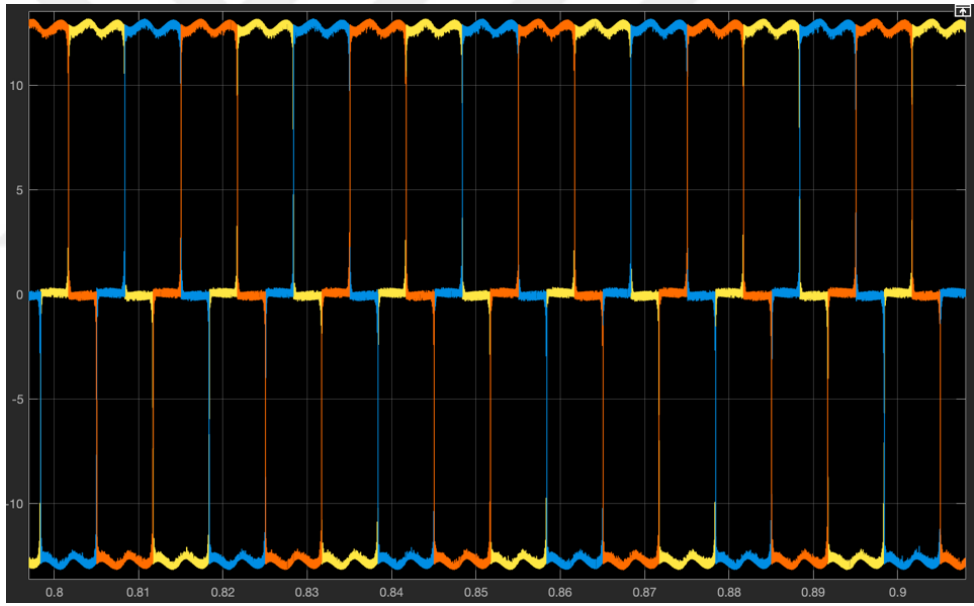


**Şekil 6.55.** 1 gizli katman 5 nöron içeren LM eğitim algoritmalı MLP ağı ile tasarlanan PAGF'nin FFT analizi.

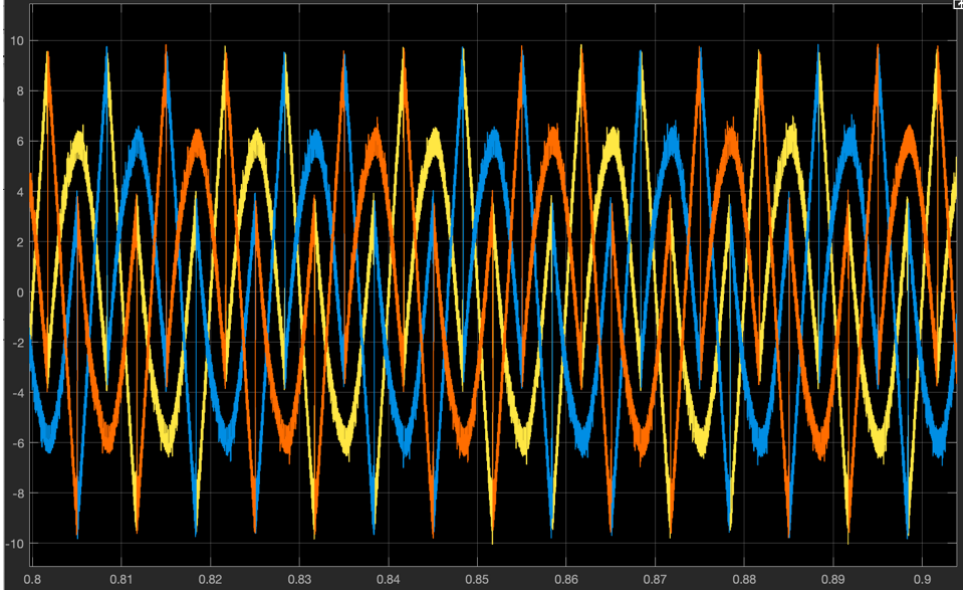
MLP ağı üçüncü duruma ait kaynak akımı Şekil 6.56'da, yük akımı Şekil 6.57'de, filtre akımı Şekil 6.58'de ve FFT analizi ise Şekil 6.59'da paylaşılmıştır. FFT analizine göre sistemin THD değerinin %2.88 olduğu görülmektedir.



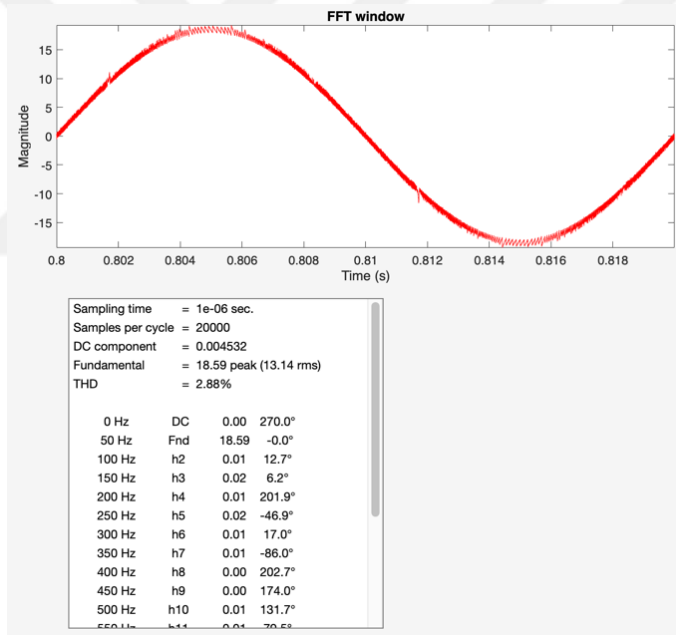
**Şekil 6.56.** 2 gizli katman 20-20 nöron içeren SCG eğitim algoritmalı MLP ağı ile tasarlanan PAGF'nin kaynak akımı.



**Şekil 6.57.** 2 gizli katman 20-20 nöron içeren SCG eğitim algoritmalı MLP ağı ile tasarlanan PAGF'nin yük akımı.

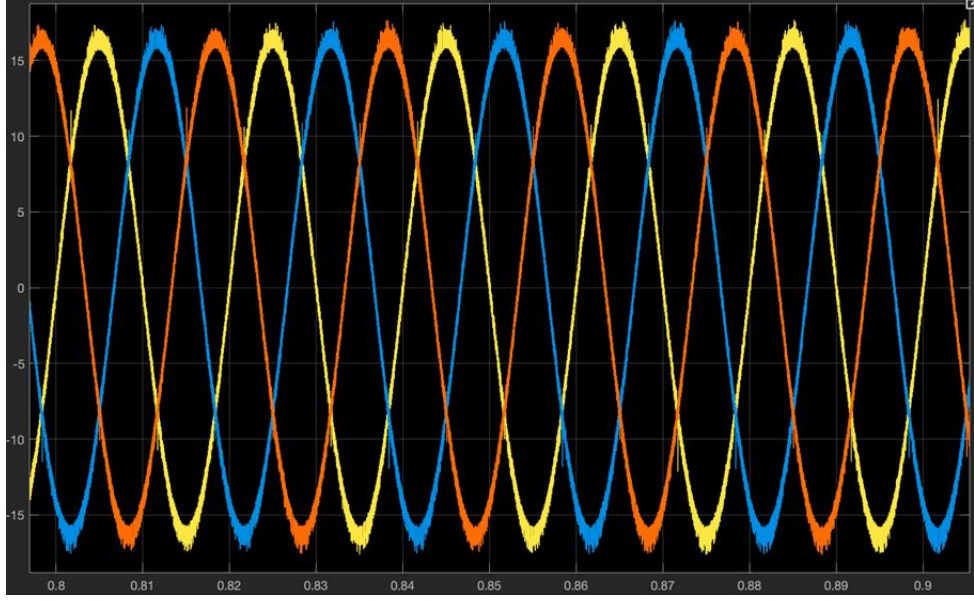


**Şekil 6.58.** 2 gizli katman 20-20 nöron içeren SCG eğitim algoritmali MLP ağı ile tasarlanan PAGF'nin filtre akımı.

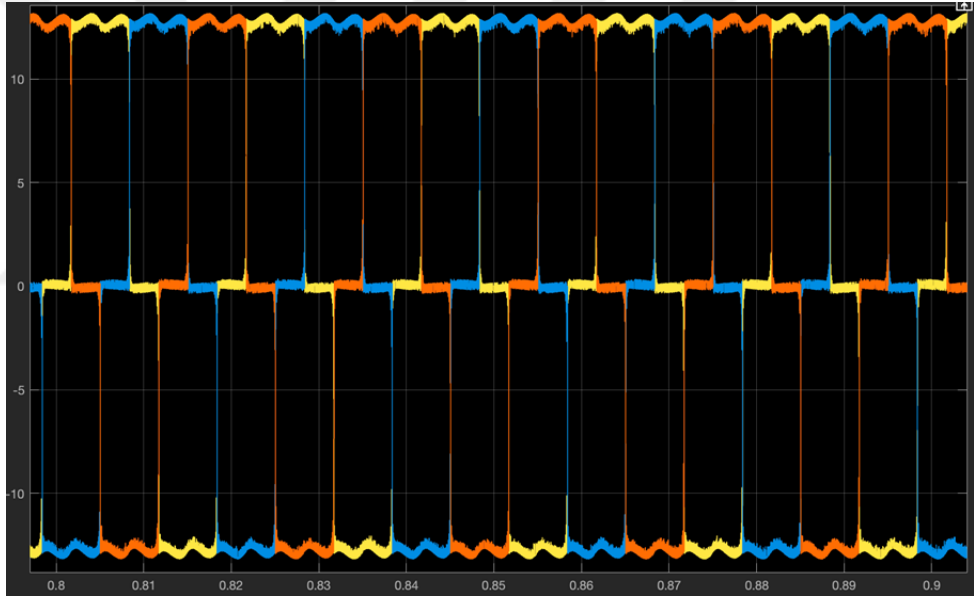


**Şekil 6.59.** 2 gizli katman 20-20 nöron içeren SCG eğitim algoritmali MLP ağı ile tasarlanan PAGF'nin FFT analizi.

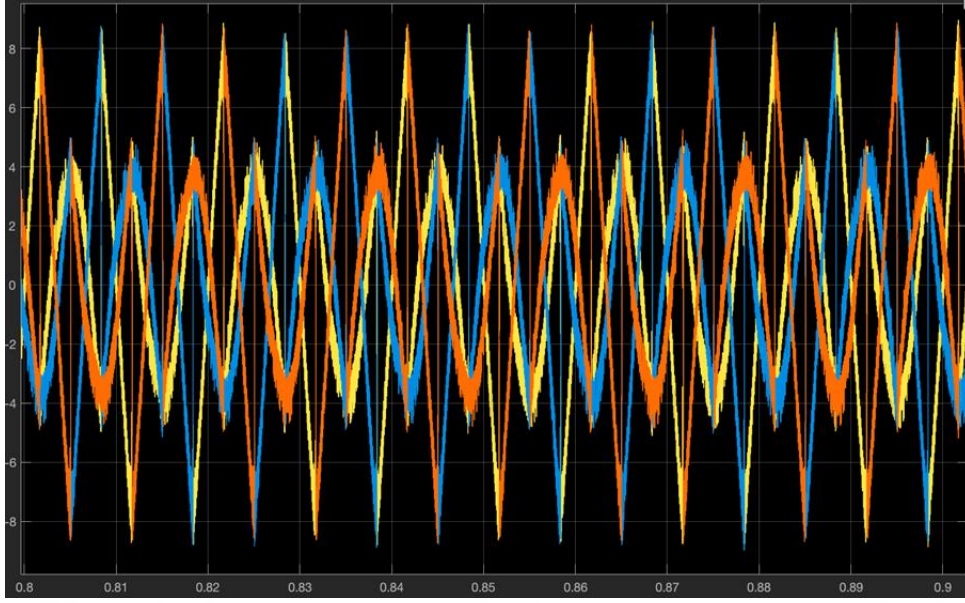
LSTM tabanlı RNN ağına ait kaynak akımı Şekil 6.60'da, yük akımı Şekil 6.61'de, filtre akımı Şekil 6.62'de ve FFT analizi ise Şekil 6.63'te paylaşılmıştır. FFT analizine göre sistemin THD değerinin %3.46 olduğu görülmektedir.



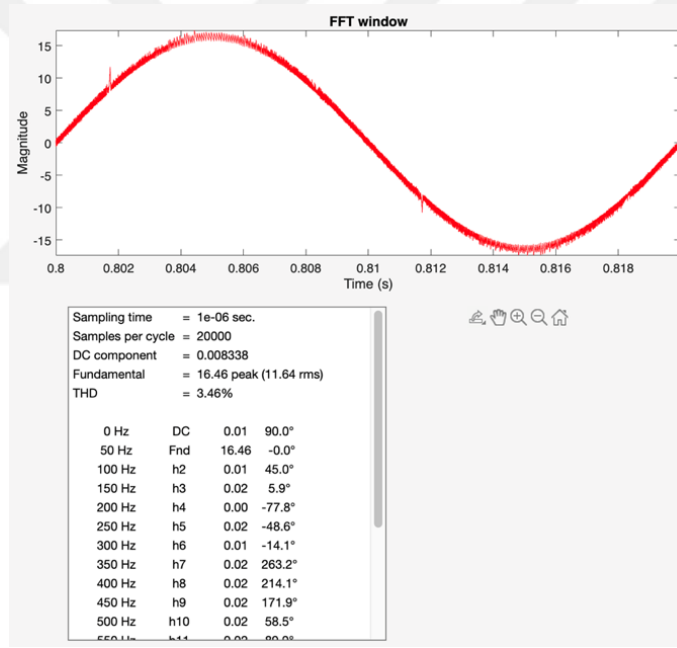
**Şekil 6.60.** LTSM tabanlı RNN ağı ile tasarlanan PAGF'nin kaynak akımı.



**Şekil 6.61.** LTSM tabanlı RNN ağı ile tasarlanan PAGF'nin yük akımı.



Şekil 6.62. LSTM tabanlı RNN ağı ile tasarlanan PAGF'nin filtre akımı.



Şekil 6.63. LSTM tabanlı RNN ağı ile tasarlanan PAGF'nin FFT analizi.

## 7. SONUÇLAR

Bu çalışmada farklı yapay sinir ağı modelleri ile uyarlanmış PAGF'nin tasarımı ele alınmıştır. Bu doğrultuda çalışmada harmonikler konusu incelenmiş, harmoniklerin sebep olduğu zararlardan ve bu zararlardan kurtulmak için kullanılan filtre yöntemlerinden bahsedilmiş sonuç olarak da günümüzde kullanım alanının yaygınlaştığı aktif filtre tasarımının zorluklarını azaltabilmek adına, PAGF'nin yapay sinir ağı tabanlı olarak tasarlanması konusu araştırılmıştır.

Aktif filtre tasarımındaki kritik noktalardan biri referans filtre akımlarının hesaplanmasıdır. Çalışmada toplam 8 adet yöntem ile referans filtre akımları oluşturulmuş ve bu değerler vasıtası ile sistem simülasyonu yapılarak THD değerleri hesaplanmıştır. Kullanılan 8 adet yöntemin açıklaması ve THD sonuçları Tablo 7.1'de gösterilmiştir. Tablodan yola çıkarak fildresiz sistemin THD değeri %29,84 iken, sistemde kullanılan tüm PAGF çeşitlerinde THD değeri kabul edilen sınırların altında çıkmıştır. Burada en iyi sonucu 2 gizli katman her gizli katmanda 20 nöron içeren SCG eğitim algoritmali Elman ağı ile tasarlanmış PAGF vermiştir. İki gizli katman kullanan MLP ağıının sonuçları ise yine çok başarılıdır. Literatürde geri beslemeli ağ yapısına sahip olan Elman ağıının zaman serilerinin tahmininde iyi sonuçlar verdiği bilgisi mevcuttur (Sezer, 2008). Bu çalışmada da Elman ağıının tahminlemede son derecede başarılı olduğu görülmüştür. Veri sayısının fazla olduğu tahminleme problemlerinde, iki gizli katman ile yapılan tasarımların daha iyi sonuçlar verdiği literatürde yer almaktadır (Güntürkün, 2003; Iqbal ve ark, 2021). Veri seti büyüdükçe SCG algoritmasının LM algoritmasına göre daha iyi sonuçlar verdiği ve daha hızlı eğitimin tamamlandığı belirtilen bir başka karşılaştırmadır (Eyvazov, 2019). Tablo 7.2'den de görüleceği gibi çalışmada SCG ile eğitimin yapıldığı tüm model tasarımları LM algoritmasına göre daha iyi sonuçlar vermiştir ayrıca daha hızlı bir şekilde eğitim tamamlanmıştır. SCG algoritması kullanan ağlar daha iyi referans akım tahminlemede bulunarak sistemin THD değerini daha fazla düşürebilmişlerdir.

**Tablo 7.1.** YSA yöntemlerinin uygulandığı PAGF modellerinin THD değerlerinin karşılaştırılması.

| Yöntem                                                           | THD % |
|------------------------------------------------------------------|-------|
| Filtresiz                                                        | 29.84 |
| p-q yöntemi                                                      | 3.58  |
| Elman ağı 1 gizli katman 5 nöron SCG eğitim algoritmali PAGF     | 3.03  |
| Elman ağı 1 gizli katman 5 nöron LM eğitim algoritmali PAGF      | 3.32  |
| Elman ağı 2 gizli katman 20-20 nöron SCG eğitim algoritmali PAGF | 2.56  |
| MLP ağı 1 gizli katman 5 nöron SCG eğitim algoritmali PAGF       | 3.23  |
| MLP ağı 1 gizli katman 5 nöron LM eğitim algoritmali PAGF        | 3.53  |
| MLP ağı 2 gizli katman 20-20 nöron SCG eğitim algoritmali PAGF   | 2.88  |
| LSTM tabanlı RNN ağı ile PAGF                                    | 3.46  |

**Tablo 7.2.** YSA modelleri performans sonuçlarının karşılaştırılması.

| YSA Modeli        | MAE      |          |          | RMSE     |          |          | MSE      |          |          |
|-------------------|----------|----------|----------|----------|----------|----------|----------|----------|----------|
|                   | 1. Çıkış | 2. Çıkış | 3. Çıkış | 1. Çıkış | 2. Çıkış | 3. Çıkış | 1. Çıkış | 2. Çıkış | 3. Çıkış |
| Elman Ağı Durum 1 | 1.9617   | 2.0518   | 2.8364   | 2.8377   | 2.8880   | 3.72022  | 8.0525   | 8.3406   | 13.8396  |
| Elman Ağı Durum 2 | 2.7784   | 3.0394   | 2.2322   | 3.6506   | 4.0801   | 3.0609   | 13.3265  | 16.6475  | 9.3693   |
| Elman Ağı Durum 3 | 1.1357   | 1.1476   | 0.9806   | 2.1065   | 1.9877   | 1.8148   | 4.4372   | 3.9511   | 3.2934   |

**Tablo 7.2. (Devam)** YSA modelleri performans sonuçlarının karşılaştırılması.

| YSA Modeli      | MAE      |          |          | RMSE     |          |          | MSE      |          |          |
|-----------------|----------|----------|----------|----------|----------|----------|----------|----------|----------|
|                 | 1. Çıkış | 2. Çıkış | 3. Çıkış | 1. Çıkış | 2. Çıkış | 3. Çıkış | 1. Çıkış | 2. Çıkış | 3. Çıkış |
| MLP Ağı Durum 1 | 2.7763   | 2.1905   | 1.8083   | 3.0643   | 3.9174   | 2.9482   | 13.7476  | 15.8734  | 10.0487  |
| MLP Ağı Durum 2 | 3.0353   | 2.8636   | 3.6836   | 3.9830   | 3.8610   | 4.6137   | 15.8644  | 14.9071  | 21.2860  |
| MLP Ağı Durum 3 | 1.2633   | 1.2448   | 1.0180   | 2.2056   | 2.1246   | 1.7909   | 4.8648   | 4.5139   | 3.2072   |
| RNN             |          | 2.9905   |          |          | 3.8645   |          |          | 14.9903  |          |

Sonuç olarak yapay zeka uyarlanarak PAGF tasarımının yapılabileceği ve sonuçlarının da en az geleneksel yöntemler kadar başarılı olduğu hatta daha iyi olduğu görülmüştür.

Aktif filtreler için günümüzde hala tasarımları konusunda araştırmalar devam etmektedir. En güncel ve merak uyandıran yöntemlerden birisi olan yapay sinir ağı denetimli tasarımlar araştırmacıların odağı olmuştur.

Gelecekteki çalışmalar için YSA yerine makine öğrenmesi, derin öğrenme gibi daha karmaşık problemlerde daha iyi sonuçlar veren yöntemler denenebilir. Ayrıca eğitilen ağlar PAGF yerine hibrit filtrelerde de uygulanarak daha iyi sonuçlar elde edilebilir.



## KAYNAKLAR

- Afonso, J. L., Silva, H. J. de J. R. da, & Martins, J. S. (2001). Active Filters for Power Quality Improvement. IEEE Porto Power Tech Conference.
- Agrawal, S., Palwalia, D. K., & Kumar, M. (2022). Performance Analysis of ANN Based three-phase four-wire Shunt Active Power Filter for Harmonic Mitigation under Distorted Supply Voltage Conditions. IETE Journal of Research, 68, 566–574. <https://doi.org/10.1080/03772063.2019.1617198>
- Akagi, H., Kanazawa, Y., & Nabae, A. (1984). Instantaneous Reactive Power Compensators Comprising Switching Devices without Energy Storage Components. IEEE Transactions on Industry Applications, IA-20, 625–630. <https://doi.org/10.1109/TIA.1984.4504460>
- Aslay, F., & Özen, Ü. (2013). Meteorolojik Parametreler Kullanılarak Yapay Sinir Ağları İle Toprak Sıcaklığının Tahmini. Politeknik Dergisi, 16(4), 139–145.
- Baş, Z. (2014). Güç Sistemlerinde Reaktif Güç Kompanzasyonu ve Harmonik Analizi [Yüksek Lisans Tezi]. Sakarya Üniversitesi.
- Bozabalı, M. (2009). Üç fazlı sistemlerde paralel aktif güç filtre tasarımı ve simülasyonu [Yüksek Lisans Tezi]. Sakarya Üniversitesi.
- Chavan, P., & Patil, B. R. (2022). Harmonic Elimination with Multilevel Inverter Based Hybrid Filter Using Artificial Intelligence Approach. 3rd International Conference on Power, Energy, Control and Transmission Systems, ICPECTS 2022 - Proceedings. <https://doi.org/10.1109/ICPECTS56089.2022.10046703>
- Çot, E. (2019). Yapay Sinir Ağı Tekniği Kullanılarak Polipropilen Bcf İpliklerinin Uzama, Mukavemet Ve Kıvrımlılık Değerlerinin Tahminlemesi: Tekstil Sektöründe Bir Uygulama [Yüksek Lisans Tezi]. Osmaniye Korkut Ata Üniversitesi.
- Dağ, Z. T. (2012). Avuç İçi Terlemesi İle Kandaki Glikoz Ve HbA1C Parametreleri Arasındaki İlişkinin Yapay Sinir Ağları Kullanılarak Belirlenmesi [Doktora Tezi]. Sakarya Üniversitesi.
- Dede, G. (2008). Yapay Sinir Ağları İle Konuşma Tanıma [Yüksek Lisans Tezi]. Ankara Üniversitesi.
- Demirkol, Ö. (2006). Harmonik İçeren ve Dengesiz Şebekelerde Ölçme ve Kompanzasyon [Yüksek Lisans Tezi]. Sakarya Üniversitesi.
- Duranay, Z. B., & Güldemir, H. (2019). Bir Fazlı Paralel Aktif Güç Filtresi Modeli ve Denetimi. Fırat Üniversitesi Mühendislik Bilimleri Dergisi, 31(2), 289–299. <https://doi.org/0000-0003-2212-5544>
- Eyvazov, A. (2019). Yapay Sinir Ağları İle Güneş Enerjisi Potansiyelinin Modellenmesi Ve Güneş Pilleri Verim Analizi [Yüksek Lisans Tezi]. İstanbul Aydın Üniversitesi.

- Gezeğin, C. (2006). Harmoniklerin süzülmesi ve tepkin güç kompanzasyonu için melez koştur etkin güç süzgeçler [Yüksek Lisans Tezi]. Ondokuz Mayıs Üniversitesi.
- Güntürkün, R. (2003). İleri beslemeli ve elman geri beslemeli yapay sinir ağları kullanarak harmoniklerin kompanzasyonu [Doktora Tezi]. Sakarya Üniversitesi.
- Hekimoğlu, B. (2010). Değişken Yük Durumunda Paralel Aktif Güç Filtresinin Uyarlamalı Yapay Sinir Ağları İle Denetimi [Doktora Tezi]. Kocaeli Üniversitesi.
- İlgin, M. (2019). Reaktif Gücün Ve Harmoniklerin Enerji Verimliliği Üzerindeki Etkileri [Yüksek Lisans Tezi]. Fırat Üniversitesi.
- Iqbal, M., Jawad, M., Jaffery, M. H., Akhtar, S., Rafiq, M. N., Qureshi, M. B., Ansari, A. R., & Nawaz, R. (2021). Neural Networks Based Shunt Hybrid Active Power Filter for Harmonic Elimination. IEEE Access, 9, 69913–69925. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2021.3077065>
- İnan, A. (1999). Lineer Olmayan Yükleri İçeren Enerji Sistemlerinde Harmonik Kayıpların Yapay Sinir Ağları İle Analizi ve Filtre Maliyetlerinin Kestirimi [Doktora Tezi]. Yıldız Teknik Üniversitesi.
- Kale, M. (2004). Paralel Aktif Güç Filtresi İle Harmonik Akım ve Reaktif Güç Kompanzasyonu [Yüksek Lisans Tezi]. Kocaeli Üniversitesi.
- Karakaş, A. (2000). Harmonikli Devrelerde Güç Kompanzasyonu [Yüksek Lisans Tezi]. Yıldız Teknik Üniversitesi.
- Keçecioğlu, Ö. F. (2017). Tepkin Güç ve Harmonik Bozulumu Kompanzasyonu İçin TKR Temelli Melez Pasif Filtre Tasarımı ve Endüstriyel Uygulaması [Doktora Tezi]. Kahramanmaraş Sütçü İmam Üniversitesi.
- Kıvrak, O. (2016). Müşteri Yaşam Boyu Değerinin Yapay Zekâ Algoritmaları İle Modellenmesi [Doktora Tezi]. Balıkesir Üniversitesi.
- Kiriş, Z. N., Beyca, Ö. F., & Kosanoğlu, F. (2022). Tekrarlayan Sinir Ağları Temelli Rüzgâr Hızı Tahmin Modelleri: Yalova Bölgesinde Bir Uygulama. Journal of Intelligent Systems: Theory and Applications, 5(2), 178–188. <https://doi.org/10.38016/jista.1120383>
- Koçer, H. E. (2007). İris Deseninin Yapay Zeka Yöntemleri İle Tanınması [Doktora Tezi]. Selçuk Üniversitesi.
- Kürker, F. (2017). Enerji sistemlerinde harmonik analizi ve harmonik azaltma teknikleri [Doktora Tezi]. Harran Üniversitesi.
- Kürker, F., Taşaltın, R., & Karadağ, K. (2018). Elektrik Tesisinde Harmonik İncelemesi ve Harmonik Filtreli Kompanzasyon. Harran Üniversitesi Mühendislik Dergisi, 3(3), 43–51. <https://doi.org/0000-0003-1544-9743>
- Mutlu, H. H. (2011). DSP Tabanlı Paralel Aktif Güç Filtresi İle Harmonik ve Reaktif Güç Kompanzasyonu [Yüksek Lisans Tezi]. Selçuk Üniversitesi.
- Özcan, A. (2008). Obezitenin Karotid Arterlerin Lümen Çapı, İntima Media Kalınlıkları Ve Akış Hızları Üzerindeki Etkilerinin Çok Katmanlı Algılayıcılar Ve Jordan Elman Sinir Ağları İle Analiz Edilmesi [Yüksek Lisans Tezi]. Kırıkkale Üniversitesi.

- Özer, P. Ö. (2023). Adaptif Harmonik Enjeksiyonu Yöntemiyle Seri Aktif Güç Filtresinin Benzetimi [Yüksek Lisans Tezi]. Kastamonu Üniversitesi.
- Sezer, E. (2008). Epilepsi Teşhisi İçin EEG Sinyal Analizi [Yüksek Lisans Tezi]. Selçuk Üniversitesi.
- Sugavanam, K. R., Mohana sundaram, K., Jeyabharath, R., & Veena, P. (2021). Convolutional Neural Network-based harmonic mitigation technique for an adaptive shunt active power filter. *Automatika*, 62, 471–485. <https://doi.org/10.1080/00051144.2021.1985703>
- Şerbetçi, M. B. (2019). Harmonik Problemi Olan Tesislerde Harmonik Filtreli Kompanzasyon Sistemlerinin Tasarımı Ve Analizi [Yüksek Lisans Tezi]. Yıldız Teknik Üniversitesi.
- Wenjin, D., & Yu, W. (2008). Active power filter of three-phase based on neural network. *Proceedings - 4th International Conference on Natural Computation, ICNC 2008*, 7, 124–128. <https://doi.org/10.1109/ICNC.2008.924>
- Yalçın, N., Çakır, S., & Ünalı, S. (2024). Çeşitli Tekrarlayan Sinir Ağları Kullanarak Siber Saldırı Tespiti. *Karaelmas Fen ve Mühendislik Dergisi*, 14(3), 136–143. <https://doi.org/10.7212/karaelmasfen.1516627>
- Yıldırım, T. (2005). Robotların Yapay Sinir Ağları ile Eğitilmesi [Yüksek Lisans Tezi]. Yıldız Teknik Üniversitesi.



## **EKLER**

**EK A.** Elman Ağı Eğitimi Matlab Kodu

**EK B.** MLP Ağı Eğitimi Matlab Kodu

**EK C.** RNN Ağı Eğitimi Matlab Kodu



## EK A

```
input=input_YSA;
target=target_YSA;
training_rate=0.8;
n1=5;

data_size=size(input,1);
ntd=round(data_size*training_rate);

xt=input(1:ntd,:);
xv=input(ntd+1:end,:);
yt=target(1:ntd,:);
yv=target(ntd+1:end,:);

xt=xt';
xv=xv';
yt=yt';
yv=yv';

xtn=mapminmax(xt);
xvn=mapminmax(xv);

[ytn,ps]=mapminmax(yt);

net=newelm(xtn, ytn, n1, {'tansig'},'trainlm' );

net.trainParam.lr=0.001;
net.trainParam.epochs=10000;
net.trainParam.goal=1e-10;
net.trainParam.show=NaN;
net.performFcn = 'mae';

net=train(net,xtn,ytn);

yen=sim(net,xvn);

ye=mapminmax('reverse', yen,ps);
ye=ye';
yv=yv';

MAE=mean(abs(yv-ye));

RMSE=sqrt(mean((yv-ye).^2));

MSE=mean((yv-ye) .^2);
```

## EK B

```
input=input_YSA;
target=target_YSA;
training_rate=0.8;
n1=5;

data_size=size(input,1);
ntd=round(data_size*training_rate);

xt=input(1:ntd,:);
xv=input(ntd+1:end,:);
yt=target(1:ntd,:);
yv=target(ntd+1:end,:);

xt=xt';
xv=xv';
yt=yt';
yv=yv';

xtn=mapminmax(xt);
xvn=mapminmax(xv);

[ytn,ps]=mapminmax(yt);

net=newff(xtn, ytn, n1, {'tansig'},'trainlm' );

net.trainParam.lr=0.001;
net.trainParam.epochs=10000;
net.trainParam.goal=1e-10;
net.trainParam.show=NaN;
net.performFcn = 'mae';

net=train(net,xtn,ytn);

yen=sim(net,xvn);

ye=mapminmax('reverse', yen,ps);
ye=ye';
yv=yv';

MAE=mean(abs(yv-ye));

RMSE=sqrt(mean((yv-ye).^2));

MSE=mean((yv-ye) .^2);
```

## EK C

```
input=input_YSA;
target=target_YSA;
inputs = input';
targets = target';

inputs = con2seq(inputs);
targets = con2seq(targets);

training_rate = 0.8;
num_samples = numel(inputs);
training_size = floor(training_rate * num_samples);

training_inputs = inputs(1:training_size);
training_targets = targets(1:training_size);
test_inputs = inputs(training_size+1:end);
test_targets = targets(training_size+1:end);

inputSize = size(inputs{1}, 1);
outputSize = size(targets{1}, 1);
hiddenSize = 200;

layers = [
    sequenceInputLayer(inputSize)
    lstmLayer(hiddenSize, 'OutputMode', 'sequence')
    fullyConnectedLayer(outputSize)
    regressionLayer
];

options = trainingOptions('adam', ...
    'MaxEpochs', 100, ...
    'MiniBatchSize', 1200, ...
    'InitialLearnRate', 0.001, ...
    'GradientThreshold', 1, ...
    'Plots', 'training-progress', ...
    'Verbose', 0);

net = trainNetwork(training_inputs, training_targets, layers, options);

predictions = predict(net, test_inputs);

test_targets_matrix = seq2con(test_targets);
predictions_matrix = seq2con(predictions);

MSE = mean((test_targets_matrix{1} - predictions_matrix{1}).^2, 'all');
MAE = mean((test_targets_matrix{1} - predictions_matrix{1}), 'all');
RMSE = sqrt((test_targets_matrix{1} - predictions_matrix{1}).^2, 'all');
```

## ÖZGEÇMİŞ

Ad-Soyad : Merve İLHAN ZENGİNAL

### ÖĞRENİM DURUMU:

- **Lisans** : 2015, Sakarya Üniversitesi, Mühendislik Fakültesi, Elektrik Elektronik Mühendisliği Bölümü
- **Yükseklisans** : 2025, Sakarya Üniversitesi, Elektrik Elektronik Mühendisliği Anabilim Dalı, Elektrik Yüksek Lisans Programı

### MESLEKİ DENEYİM VE ÖDÜLLER:

- 2015-2017 yılları arasında Gedik Holding’de kaynak makineleri arge mühendisi olarak çalıştı.
- 2018-2018 yılları arasında TLS Elektronik A.Ş. firmasında arge mühendisi olarak çalıştı.
- 2018-2020 yılları arasında Dizaynvip Otomotiv Mühendisliği firmasında iOS uygulamaları geliştirme sorumlusu olarak çalıştı.
- 2020-2021 yılları arasında Kontrolmatik Teknoloji ve Mühendislik firmasında kıdemli arge mühendisi olarak çalıştı.
- 2021-2023 yılları arasında Kafein Yazılım ve Bilgisayar Sistemleri firmasında kıdemli iOS geliştirme mühendisi olarak çalıştı.
- 2024 yılından itibaren Zenergy Teknoloji ve Mühendislik firmasının kurucusu olarak çalışmalarına devam etmektedir.