Journal of the Faculty of Engineering and Architecture of Gazi University 39:3 (2024) 1351-1364

Mühendislik Mimarlık Fakültesi Dergisi
Journal of The Faculty of Engineering and Architecture of Gazi University

Elektronik / Online ISSN : 1304 - 4915
Basılı / Printed ISSN : 1300 - 1884

Multi-objective optimization and hybrid AI-based cable grounding method to prevent insulation failures in armored high voltage cables

Bahadır Akbal*
Department of Electric and Electronic Engineering, Faculty of Engineering, Aksaray University, 68100, Aksaray, Türkiye

Highlights:

- Preventing cable insulation failure caused by current harmonics
- Cable grounding method designed with multi-objective optimization and hybrid methods
- Suitability for renewable energy sources and smart grids

Keywords:

- Insulation faults
- Multi-objective optimization
- Hybrid artificial neural networks
- Cable grounding
- Optimization

Article Info:

Research Article
Received: 06.08.2021
Accepted: 23.07.2023

DOI:

10.17341/gazimmfd.979747

Correspondence:

Author: Bahadır Akbal
e-mail: bahadir.akbal@aksaray.edu.tr
phone: +90 538 451 6636

Graphical/Tabular Abstract

High voltage cable insulation fault is a major problem in high voltage lines. Armour current, armour voltage and current harmonics are major causes of the insulation faults in high voltage underground cables. These factors are major factors for high voltage insulation faults. Thus, cable bonding methods are used to prevent the cable insulation faults. The used methods in the literature do not prevent insulation faults that are based on armour harmonic current. In this study, a new cable bonding method is developed with multi-objective optimization and hybrid intelligence algorithm to prevent cable insulation faults. The proposed bonding method is shown in Figure A, and the parameters of these method is optimized with multi-objective optimization and hybrid intelligence algorithms.

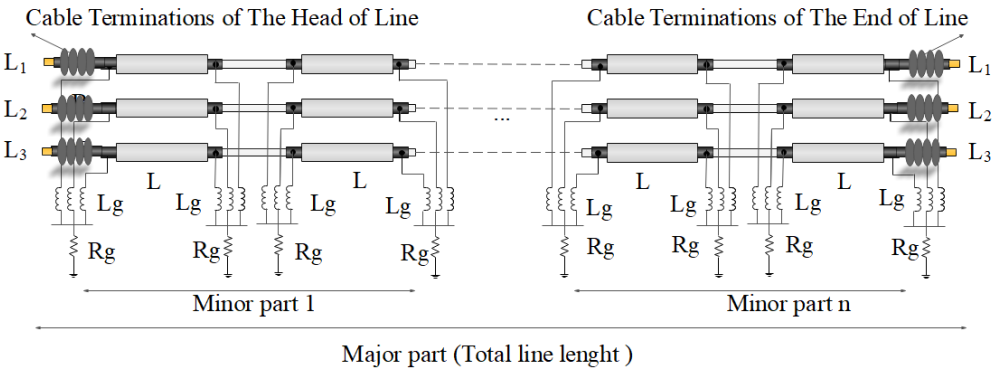


Figure A. The suggested cable bonding method

Purpose:

The aim of this study is to prevent the cable insulation fault based on armour current harmonic and voltage by using intelligence algorithms.

Theory and Methods:

Metallic sheath voltage should be known for optimization of the proposed method. Thus, the forecasting methods are used to determine the sheath voltage. Hybrid artificial neural networks and regression methods are used to forecast sheath voltage. Also, multi objective optimization methods are used because there are many objective functions for optimization of the proposed bonding method. Artificial bee colony, genetic algorithm, gravitational search algorithm and particle swarm optimization are used as optimization methods, and the forecasting methods are used as objective function in optimization algorithms.

Results:

When H-ABC method is used as objective function for optimization of the proposed method, armour current, armour voltage and current harmonics values decrease according to solid bonding method that is used in the literature. Also, armour voltage is lower than touch voltage limit, and Armour current is lower than armour ampacity of the high voltage cable.

Conclusion:

Since armour current does not exceed armour ampacity, temperature of the insulation layer does not increase. Hence, insulation faults do not occur in the high voltage cable terminations. Also, since armour voltage is lower than touch voltage limit, electroshock for person is prevented by the suggested method.

Journal of the Faculty of Engineering and Architecture of Gazi University 39:3 (2024) 1351-1364

Mühendislik Mimarlık Fakültesi Dergisi
Journal of The Faculty of Engineering and Architecture of Gazi University

Elektronik / Online ISSN : 1304 - 4915
Basılı / Printed ISSN : 1300 - 1884

Zırhlı yüksek gerilim kablolarında yalıtım arızalarını önlemek için çok amaçlı optimizasyon ve hibrit yapay zekâ tabanlı kablo topraklama yöntemi

Bahadır Akbal*
Aksaray Üniversitesi, Mühendislik Fakültesi, Elektrik-Elektronik Mühendisliği Bölümü, 68100, Merkez, Aksaray, Türkiye

Ö N E Ç I K A N L A R

- Akım harmoniği kaynaklı kablo yalıtım hatasını önleme
- Çok amaçlı optimizasyon ve hibrit yöntemlerle ile tasarlanan kablo topraklama yöntemi
- Yenilenebilir enerji kaynakları ve akıllı şebekeler için uygunluk

Makale Bilgileri
Araştırma Makalesi
Geliş: 06.08.2021
Kabul: 23.07.2023

DOI:
10.17341/gazimmfd.979747

Anahtar Kelimeler:
Yalıtım arızaları,
çok amaçlı optimizasyon,
hibrit yapay sinir ağları,
kablo topraklaması,
optimizasyon

ÖZ

Bir yüksek gerilim kablosunun yalıtkan tabakası üzerinde bulunan metal kılıf ve zırh, elektrik alanını sınırladıkları gibi mekanik etkilere karşı da kablonun yalıtkanını korurlar. Ancak kablodan yük akımı geçince, zırh ve metal kılıf üzerinde kablo sıcaklığını artıran ve tehlikeli gerilimlere neden olan akım ve gerilimler oluşur. Bunlarda, yalıtım arızalarına neden olmaktadır. Literatürde, yalıtım arızalarını önlemek için farklı topraklama yöntemleri önerilmektedir. Ancak, son yıllarda harmonik akımlarının da etkisinin artmasından dolayı bu topraklama yöntemlerinin yalıtım hatalarını önlemede yetersiz kaldığı görülmektedir. Bu çalışmada, yüksek harmonikli akım ve gerilimden dolayı oluşan yalıtım arızalarını önlemek için çok amaçlı optimizasyon ve yapay zekâ tabanlı yeni bir topraklama yöntemi önerilmektedir. Bu yöntem ile optimum bir topraklama yapabilmek için metal kılıf ve zırh üzerindeki gerilimin, akımın ve akım harmonik bozunumun değerinin bilinmesi gerekir. Bu parametre değerlerinin tespiti için hibrit yapay sinir ağları ve regresyon yöntemlerinden oluşan tahmin yöntemleri kullanılmıştır. Hibrit yapay arı kolonisi-yapay sinir ağı (H-YAK) ve gauss proses regresyon (GPR) yöntemleri minimum eğitim hatalarına göre bu gruplar içinden seçilmiş ve optimizasyon algoritmalarında amaç fonksiyonu olarak kullanılmışlardır. Önerilen topraklama yönteminin optimizasyonunda birçok amaç olduğu için çok amaçlı optimizasyon yöntemi kullanılmıştır. Çok amaçlı optimizasyonda, tahmin yöntemi olarak H-YAK kullanıldığında, metal parçalar üzerinde gerilim, akım ve akım harmoniklerinde optimum değerler sağlanmıştır.

Multi-objective optimization and hybrid AI-based cable grounding method to prevent insulation failures in armored high voltage cables

H I G H L I G H T S

- Preventing cable insulation failure caused by current harmonics
- Cable grounding method designed with multi-objective optimization and hybrid methods
- Suitability for renewable energy sources and smart grids

Article Info
Research Article
Received: 06.08.2021
Accepted: 23.07.2023

DOI:
10.17341/gazimmfd.979747

Keywords:
Insulation faults,
multi-objective optimization,
hybrid artificial neural networks,
cable grounding,
optimization

ABSTRACT

The metal sheath and armor on the insulating layer of a high voltage cable not only limit the electric field but also protect the cable's insulator against mechanical effects. However, when the load current flows through the cable, currents and voltages occur on the armor and metal sheath, which increase the cable temperature and cause dangerous voltages. These cause insulation failures. In the literature, different grounding methods are suggested to prevent insulation failures. However, due to the increase in the effect of harmonic currents in recent years, it is seen that these grounding methods are insufficient to prevent insulation faults. In this study, a new grounding method based on multi-purpose optimization and artificial intelligence is proposed to prevent insulation failures caused by high harmonic current and voltage. In order to make an optimum grounding with this method, it is necessary to know the voltage, current and current harmonic distortion on the metal sheath and armor. For the determination of these parameter values, estimation methods consisting of hybrid artificial neural networks and regression methods were used. Hybrid artificial bee colony-artificial neural network (H-NE) and gaussian process regression (GPR) methods were selected from these groups according to their minimum training errors and used as objective functions in optimization algorithms. Since there are many objectives in the optimization of the proposed grounding method, the multi-objective optimization method has been used. In multi-objective optimization, optimum values for voltage, current and current harmonics on metal parts are obtained when H-YAK is used as the estimation method.

*Sorumlu Yazar/Yazarlar / Corresponding Author/Authors : *bahadir.akbal@aksaray.edu.tr / Tel: +90 538 451 6636

1. Giriş (Introduction)

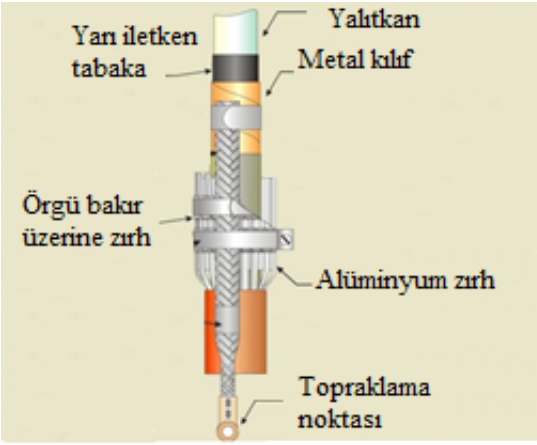
Şehirleşmenin ve yerleşim yerlerinde nüfus yoğunluğunun her geçen gün daha da artması, elektriksel güvenliğin sağlanması bakımından havai hatların yeraltı kablolu hatlara dönüşümünü zorunlu kılmaktadır. Dolayısıyla elektrik enerjisinin sürekliliğini sağlamada yüksek gerilim yeraltı kablolu hatlardaki arızaların ve tehlikeli gerilimlerin belirlenmesi ve önlenmesi için yapılan çalışmaların önemi her geçen gün daha da artmaktadır. Bir yüksek gerilim kablosu farklı tabakalardan oluşmaktadır ve tabakalar içinde en önemlisi ise yalıtkan tabakadır. Yalıtkan tabakanın görevi fazlar arası veya faz-toprak arası kısa devrelerini önlemektedir. Yalıtkan tabaka ise bir yarı iletken tabaka ile üzerindeki elektrik alanını düzgünleştirmek için kaplanır. Yarı iletken tabaka da bir metal kılıf ile kaplanır. Metal kılıf bu tabakaları koruduğu gibi elektrik alanının sınırlandırılmasını ve düzgün dağılmasını sağlar. Ağır koşullarda kullanılan kablolar ise ayrıca çelik veya alüminyum bir zırh ile kaplanmaktadır. Bu zırh kabloyu darbelere karşı korur.

Yüksek gerilim kablosunun iletkeninden hat akımı aktığında yüksek gerilim kablosunun metal kılıfı ve zırhı üzerinde gerilim indüklenir [1-4]. Bu durum tıpkı transformatörlerde olduğu gibi faraday yasası ile açıklanabilir. Bu gerilimin değeri hat uzunluğu arttıkça artmaktadır. Bu yüzden kablonun metal kılıfı, üzerinde oluşacak tehlikeli gerilimi önlemek için IEEE 575-1988 standardına belirtilen topraklama yöntemlerine göre topraklanmaktadır [5, 6]. Bununla birlikte, eğer kabloda zırh var ise metal zırhta metal kılıf ile birleştirilerek topraklanmalıdır. Aksi takdirde, zırh üzerindeki gerilimde artacağı için zırh üzerinde de tehlikeli gerilimler oluşacaktır. Metal zırh ve metal kılıfların birlikte topraklama Şekil 1'de gösterilmektedir [7].

Yüksek gerilim yeraltı kablolarında yalıtkan arızaları genellikle yüksek elektrik alanı ve termal etkiler nedeniyle meydana gelmektedir [8-11]. Kablonun yalıtım malzemesi, yüksek elektrik alanı ve yüksek sıcaklıktan dolayı kısa sürede yaşlanmakta ve kısa sürede bu etkilerden dolayı delinmektedir [13-15]. Tehlikeli gerilimleri önlemek için kablonun metal parçaları olan kılıf ve zırh topraklandığında, kılıf ve zırh akımları metal kılıf ve zırh üzerinden akarak sıcaklık artışına neden olmaktadır [16,17]. Ayrıca yük akımı harmonik akımları da içeriyorsa, bu metal kısımlardan akan akımlarda harmonik akımları içerecektir [18-20]. Dolayısıyla, kablo sıcaklığı harmonik akımlarından dolayı daha da artacak ve yüksek sıcaklıktan dolayı yeraltı kablosunda yalıtım arızası meydana gelecektir [21, 22].

IEEE 575-1988 standardında yer alan kablo topraklama yöntemleri, yüksek harmonik bozunumlu durumda yüksek sıcaklık ve yüksek elektrik alan etkilerinden dolayı oluşan arızaları önlemede yetersiz kalmaktadırlar. Dolayısıyla bu etkileri önlemek için parçalı çift taraflı topraklama yöntemi geliştirilmiştir [23]. Ancak, bu yöntem en fazla 1 km uzunluktaki hatlar için kullanılmaktadır ve 1 km'den daha uzun yüksek gerilim hatları için uygun değildir [24].

Kablo hattının uzunluğu artarsa, bu faktörlerin kablonun metal kısımları üzerindeki etkileri daha da artar. Bu nedenle, kablo yalıtım arızalarını önlemek için kablo topraklama yöntemi çok önemlidir. Bu çalışmada yeni bir yöntem olarak çok amaçlı optimizasyon tabanlı, endüktans ve dirençli parçalı çift taraflı topraklama yöntemi (LRPÇT) önerilmektedir. Önerilen bu topraklama yönteminin devre şeması Şekil 2'de gösterilmektedir. Kablo üzerindeki yüksek elektrik alanı ve termal etkileri en aza indirmek için bu topraklama devresinin optimize edilmesi gereklidir. Dolayısıyla, önerilen topraklama devresinin optimizasyonu için çok amaçlı optimizasyon yöntemi kullanılmıştır. Yani önerilen topraklama yöntemi hem topraklama devresini hem de çok amaçlı optimizasyonu içeren bir bütündür. Çok amaçlı optimizasyon yöntemi için de farklı optimizasyon yöntemleri kullanılmıştır. Çalışma sonunda, kablo yalıtım hatalarını önlemede en uygun optimizasyon yöntemini belirlemek için bu optimizasyon yöntemlerinin sonuçları karşılaştırılmıştır.

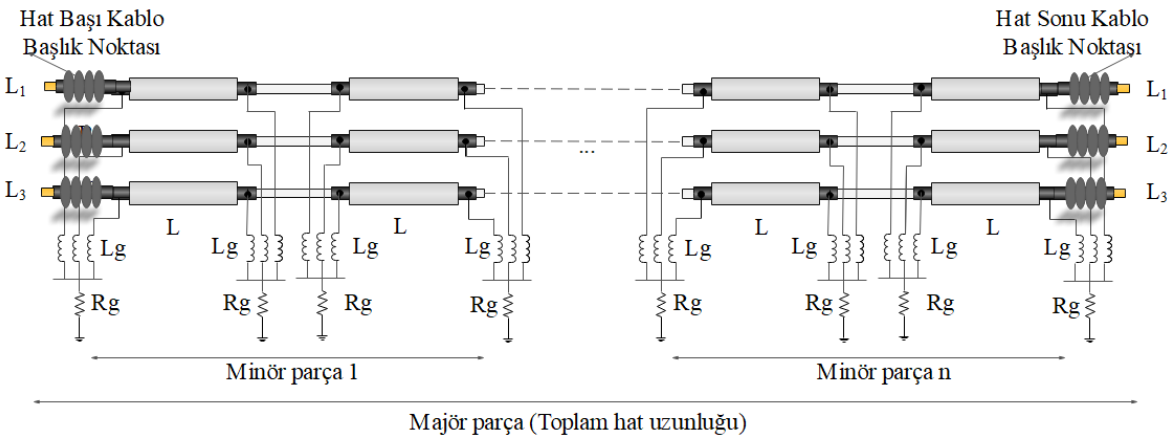


Şekil. 1. Metal kılıf ve zırhın birlikte topraklanması
(Together grounding of metal sheath and metal armour)

2. Yöntem (Method)

Yüksek gerilim kablo hattının topraklanması için önerilen topraklama yönteminin devresi (LRPÇT) Şekil 2'de gösterilmiştir. Literatürde yapılan çalışmalarda sadece metal kılıf topraklanmıştır. Yani zırhlı kablolar için bir çözüm düşünülmemiştir. Ayrıca sadece metal kılıf topraklamasında kullanılan optimizasyon yöntemlerinde tek amaç fonksiyonu kullanılmıştır. Bu çalışmada önerilen yöntemde, yüksek gerilim kablosunun zırhı ve kılıfı Şekil 1'de gösterildiği gibi birlikte topraklanmaktadır ve çok amaçlı optimizasyon ile optimum parametre değerleri belirlenmektedir. Önerilen yöntemde toplam kablo uzunluğu majör parça olarak adlandırılmış ve bu majör parça minör parçalara ayırılarak topraklanmıştır. Bu çalışmada, yüksek gerilim kablolarının topraklanmasında elektriksel güvenliğin sağlanmasının yanında, yapılan topraklamanın ekonomik olması da amaçlanmıştır. Yani, minör parça parametrelerinin hem elektriksel güvenliği sağlayacak hem de ekonomikliği sağlayacak optimum değerlerde olması gerekir. Dolayısıyla etkili bir kablo topraklaması yapmak için önerilen topraklama yöntemi optimize edilmelidir. Optimizasyon için öncelikle optimizasyon yöntemlerinde kullanılacak amaç fonksiyonunun belirlenmesi gerekir. Kablo arızalarının en önemli nedenleri yalıtkan üzerindeki yüksek gerilim ve sıcaklık artışıdır. Çünkü yüksek gerilim ve yüksek sıcaklıktan dolayı yalıtkanın ömrü azalmaktadır. Ayrıca kablo kılıfındaki gerilim yükselmesi canlıları da tehdit etmektedir. Dolayısıyla önerilen yöntemde 3 temel amaç bulunmaktadır. Bunlar, kablo yalıtım arızalarını ve canlılar üzerindeki elektroşoku önlemek için kablonun metal kısımlarındaki akım harmonik bozunumunu (MHB), indüklenen gerilimi (MV) ve indüklenen kılıf akımını (MA) en aza indirmektir. Burada, kablo kılıfındaki akım ve harmonik akımları kablo sıcaklığını yükseltirken, kılıf gerilimindeki artış da hem arıza hem de elektrik çarpılmalarının nedenidir.

Teknik ve ekonomik olarak en iyi koşulu sağlayacak şekilde minör parça uzunluğu, topraklama dirençleri ve topraklama endüktanslarının optimum değerleri belirlenmelidir. Optimum değerlerin belirlenmesi için de amaç fonksiyonu gerekmektedir. Bu çalışmada 3 amaç olduğu için 3 tane de amaç fonksiyonu bulunmaktadır. Amaç fonksiyonu matematiksel bir denklem olabilirdi, ancak kılıf üzerinde indüklenen akım ve gerilimin üzerinde birçok etken olduğu için matematiksel



Şekil 2. Yüksek gerilim kablo hattı için önerilen H topraklama yöntemi (The grounding method for high voltage cable line)

denklemin doğruluk oranı da düşmektedir. Dolayısıyla, bu çalışmada amaç fonksiyonu olarak tahmin yöntemleri kullanılmıştır. Yani, metalik kılıfta oluşacak akım gerilim ve akım harmoniği bozunumu, tahmin yöntemleri ile belirlenir ve minör parça parametre değerleri de bu tahmin edilen değerlere göre optimize edilir. Yani öncelikle kablo kılıfında oluşacak kılıf akımı, kılıf gerilimi ve akım harmoniği bozunum oranı tahmin edilecek, tahmin edilen değere göre de topraklama yönteminin parametreleri optimize edilecektir [26-29]. Hibrit yapay sinir ağları ve regresyon yöntemleri tahmin yöntemleri olarak kullanılmıştır. Çünkü bu yöntemler elektrik mühendisliğinde tahmin çalışmaları için yaygın olarak kullanılmaktadır [30].

Yapay sinir ağı (YSA) giriş katmanı, gizli katman ve çıkış katmanından oluşmaktadır. Giriş katmanında giriş verileri, çıkış katmanında ise çıkış verileri bulunmaktadır. Çıkış verileri, giriş verilerine göre tahmin edilen verilerdir. Aradaki tahmin işlemini gerçekleştiren katman ise gizli katmandır. Gizli katmanda, nöronlar bulunmaktadır ve nöronlar bir transfer fonksiyonu olarak çalışır. Böylece giriş katmanı ile çıkış katmanı arasındaki bağıntı nöronlar ile kurulmuş olur. Eş. 1'de bir nöronun işleyişinin matematiksel ifadesi gösterilmektedir. Burada x_j giriş, w_{ij} ağırlık, b_i bias, f_i transfer fonksiyonu ve y_i nöronun çıkışıdır.

$$y_i = f_i(\sum_{j=1}^{n} w_{ij} \times x_j + b_i) \tag{1}$$

YSA'da parametre tahminin yapılabilmesi için öncelikle bir eğitim süreci gereklidir ve eğitim sonunda YSA'nın eğitim hatası hesaplanır. YSA'da eğitim hatası en küçük kareler (Mean Square Error, MSE) yöntemi ile hesaplanmaktadır ve Eş. 2'de gösterilmektedir.

$$E(t) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n} (p(i) - o(i))^2 \tag{2}$$

Burada E(t) hata, p(i) i. giriş için gerçek yani istenen çıkış değeri, o(i) i. giriş için tahmin edilen çıkış değeridir. Tahmin doğruluğunun yüksek olması için eğitimin hatasının minimum olması gerekir. Bu yüzden, YSA'nın ağırlıklarının güncellenmesi gerekir. Klasik YSA'da ağırlıkları güncellemek için Eş. 3, Eş. 4 ve Eş. 5 kullanılır. Burada η öğrenme katsayısıdır.

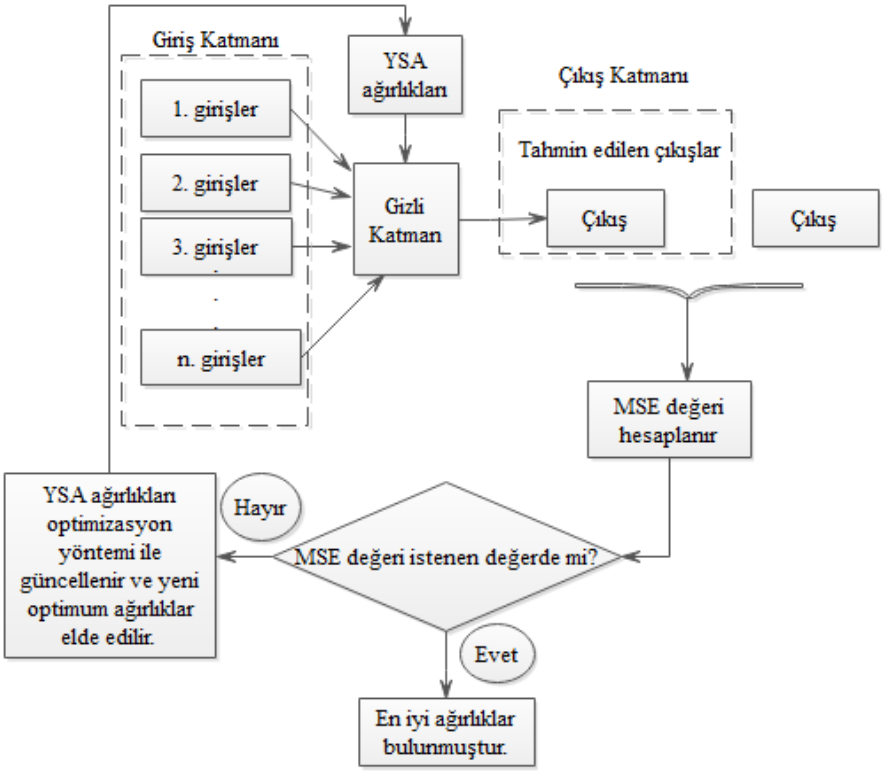
$$w_i(t+1) = w_i(t) + \Delta w_i(t) \tag{3}$$

$$\Delta w_i(t) = \eta \times e(t) \times n_i(t) \tag{4}$$

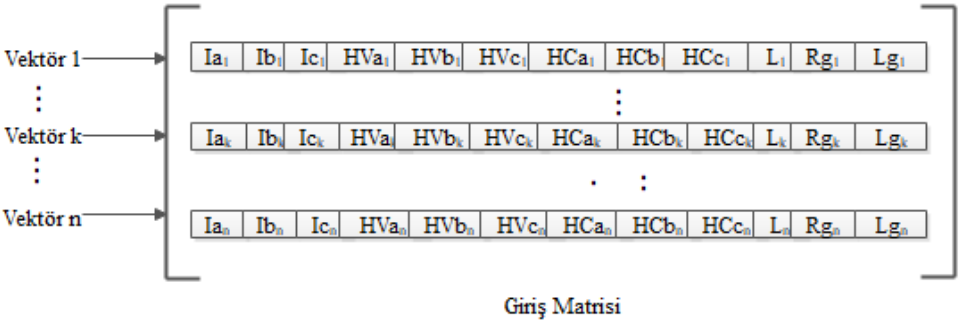
$$e(t) = p(i) - o(i) \tag{5}$$

Görüldüğü üzere klasik YSA'da yüksek doğrulukta bir tahmin yapılabilmesi için uygun ağırlıklara ihtiyaç vardır. Yüksek doğrulukta tahmin yapabilmek için öncelikle YSA eğitim aşamasından geçirilir. Eğitim aşamasında, tahmin işleminde kullanılacak olan uygun ağırlıklar elde edilir. Bu ağırlıklar her bir iterasyonda Eş. 3 ile güncellenerek eğitim hatası düşürülmeye çalışılır. Ancak Eş. 3 ile güncellemede hata belli seviyelerde kalmakta ve daha ileriye gidilememektedir. Bu çalışmada, yüksek doğrulukta tahmin yapılabilmesi için uygun ağırlıkların belirlenmesinde optimizasyon yöntemleri kullanılmıştır. Yani ağırlıkların güncellenmesinde Eş. 3 yerine optimizasyon yöntemi kullanılmıştır. Bu tahmin yöntemine de hibrit yapay sinir ağı denilmektedir. Şekil 3'de hibrit yapay sinir ağının çalışmasına dair algoritma gösterilmektedir. Şekil 3'de gösterilen algoritmada optimizasyon yöntemi ile güncellenen ağırlıklar yapay sinir ağının gizli katmanında bulunan nöronlara verilmektedir. Bu ağırlıklar ile tahmin edilen veriler ile gerçek çıkış verileri arasında hesaplanan hata optimizasyon yönteminde kullanılır. Hata oranı ne kadar düşük ise ağırlıkların uygunluğu o derece iyidir. Bu işlem şu şekilde yapılmaktadır; öncelikle YSA'nın eğitiminde olduğu gibi belirli giriş verileri ve bununla ilgili çıkış verileri belirlenir. Daha sonra giriş verileri ile çıkış verilerinin tahmin işleminde kullanılacak olan ağırlıklar, optimizasyon yönteminde optimize edilmek üzere bir vektör olarak tanımlanır. Optimizasyon yönteminde, bu vektörlerden oluşan bir popülasyon oluşturulur. Daha sonra her bir vektör için Şekil 3'de gösterilen algoritma ile bir hata hesaplanır. Bu hata değeri o vektörün uygunluk değeri olarak tanımlanır. Daha sonraki iterasyonlarda optimizasyon yönteminin çalışma algoritmasına göre hata değeri kullanılarak en düşük hataya sahip ağırlıkların üretilmesi sağlanır. Yani Şekil 3'de gösterilen algoritma ağırlıkların optimizasyonunda bir amaç fonksiyonu olarak çalışır ve ağırlıklar için hata değeri üretmede kullanılır. Optimizasyon yöntemi ile güncellenen ağırlıklar için hesaplanan hata değeri istenen seviyede ise optimum ağırlıklar belirlenmiş olur. Daha sonraki tahmin işlemlerinde bu optimum ağırlıklar kullanılacaktır.

Bu çalışmada önerilen topraklama yönteminin optimizasyonunda elde edilecek olan optimum L, Rg ve Lg değerlerinin elektriksel güvenlik açısından en uygun MV, MA ve MHB değerlerini sağlaması gerekmektedir. Bu nedenle, önerilen topraklama yönteminin optimizasyonunda çok amaçlı optimizasyon yöntemi kullanılmıştır. Yaygın olarak kullanılan çok amaçlı optimizasyon yöntemleri Pareto Optimal, Skalerizasyon yöntemi, Vektör Hesaplamalı Genetik Algoritma yöntemleridir [31-34]. Bu çalışmada, ikiden fazla amaç fonksiyonu olduğu için Skalerizasyon yöntemi çok amaçlı optimizasyon yöntemi olarak seçilmiştir. Diğer yöntemler genellikle iki amaç için kullanılmaktadır. Skalerizasyon yönteminde, tüm amaç fonksiyonları tek bir amaç fonksiyonu olarak birleştirilmiştir. Bu durum Eş. 6 ile gösterilmiştir.



Şekil 3. Hibrit yapay sinir ağı optimizasyon algoritması (Hybrid neural network optimization algorithm)



Şekil 4. Tahmin yöntemlerinin eğitimi için giriş matrisi (The input matrix for training of the forecasting method).

$$F(x) = w_1 f_1(x) + w_2 f_2(x) + \ldots + w_n f_n(x) \quad (6)$$

Burada, w_1, w_2,... ağırlıklar, $f_1(x)$, $f_2(x)$,... $f_n(x)$ amaç fonksiyonlarıdır. Skalerizasyon yönteminde ağırlıklar üç yöntemle belirlenir. Bu yöntemler eşit ağırlıklar, derece toplam ağırlıkları, derece sırası centroid ağırlıkları yöntemleridir.

Eşit ağırlıklar yönteminde ağırlıklar Eş. 7 ile belirlenir.

$$w_i = \frac{1}{n} \quad (7)$$

Derece sırası centroid ağırlıklar yönteminde ağırlıklar Eş. 8 ile belirlenir.

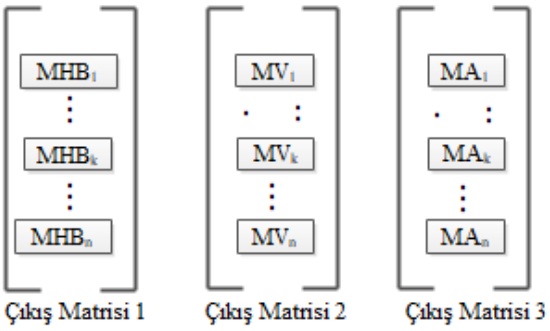
$$w_i = \frac{1}{n} \sum_{n}^{k=i} \frac{1}{k} \quad (8)$$

Derece toplam ağırlıkları yönteminde ağırlıklar Eş. 9 ile belirlenir.

$$w_i = \frac{(2+n-i)}{n(n+1)} \quad (9)$$

Çok amaçlı optimizasyonda amaç fonksiyonu olarak kullanılacak olan tahmin yöntemlerinin öncelikli olarak eğitilmesi gerekmektedir. Tahmin yöntemlerinin eğitimi için de giriş ve çıkış verileri gereklidir. Çeşitli giriş ve çıkış verileri elde etmek için PSCAD/EMTDC benzetim programında birbirinden farklı yüksek gerilim kablo hatları modellenmiş ve bu hatların benzetimleri yapılarak gerekli veriler toplanmıştır. Böylece tahmin yöntemlerinin eğitimi için gerekli olan giriş ve çıkış matrisleri oluşturulmuştur. Minör parça uzunluğu (L), topraklama dirençleri (Rg), topraklama endüktansları (Lg), üç fazlı hat akımları (Ia, Ib, Ic), her bir fazdaki gerilim harmonik bozunumları (HVa, HVb, HVc), her bir fazdaki akım harmonik bozunumları (HCa, HCb, HCc) giriş matrisinin verileri olarak kullanılmıştır. Giriş matrisinin her bir satırı vektör olarak adlandırılmış ve her bir vektör bu verilerden oluşmuştur. Yani, PSCAD/ EMTDC'de benzetimi yapılan her yüksek gerilimli kablo hattının özellikleri bir vektör olarak gösterilir. Tahmin yönteminin eğitimi için kullanılan giriş matrisi Şekil 4'te gösterilmiştir. Bu çalışmada üç amaç vardır, bu nedenle de

üç adet çıkış matrisi vardır. Çıkış verileri, PSCAD/EMTDC'de modellenen yüksek gerilim kablosunun metal kısmında ölçülen MHB, MV ve MA değerleridir. Yani giriş matrisinin her bir satırında gösterilen vektör bir yüksek gerilim kablolu hattı temsil etmekte ve çıkış matrisinin her bir satırındaki veri ise bu hattın metal kılıfında ölçülen MHB, MV veya MA değerini göstermektedir. Bu çıkış matrisleri Şekil 5'te gösterilmiştir. Tahmin yöntemi, her bir çıkış matrisi için ayrı ayrı eğitilir. Eğitim esnasında aynı giriş matrisi kullanılırken amaca göre çıkış matrisi seçilir. Örneğin MHB'ye göre optimizasyon yapılacaksa giriş matrisi ve çıkış matrisi 1 ile eğitim yapılır.



Şekil 5. Tahmin yöntemlerinin eğitimi için çıktı matrisleri
(The output matrices for training of the forecasting methods)

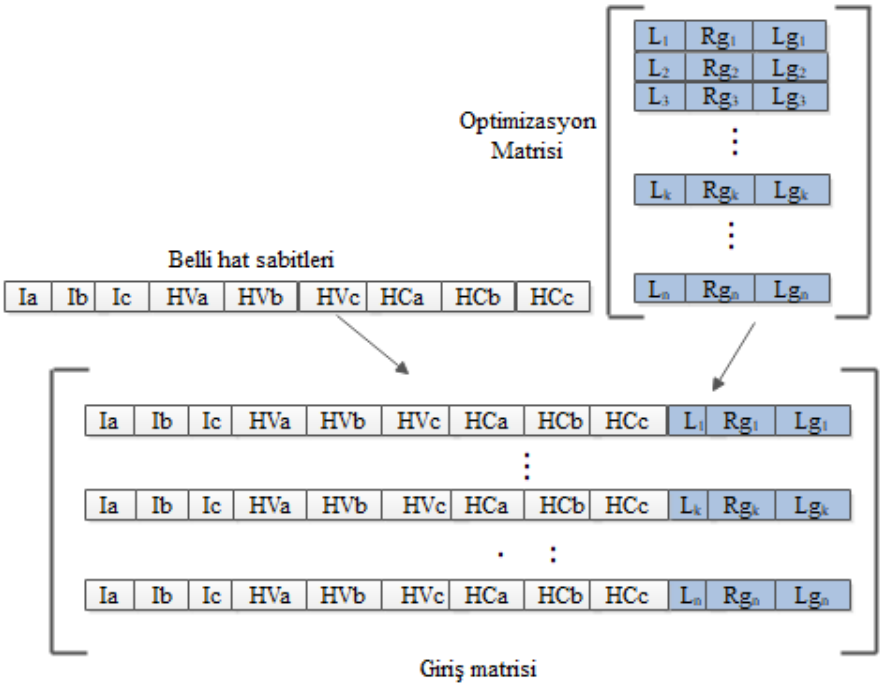
Bu giriş ve çıkış matrisleri ile eğitilen tahmin yöntemleri minör parça parametrelerinin optimizasyonunda amaç fonksiyonu olarak kullanılır. Tahmin yöntemleri ile MV, MHB ve MA değerleri tahmin edilecektir ve en uygun MV, MHB ve MA değerlerini veren minör parça parametre değerleri de optimum değerler olarak belirlenir.

Tahmin yönteminin eğitiminden sonra minör parça parametrelerinin optimizasyonuna geçilir. Optimum minör parça değerlerinin belirlenebilmesi için yeni bir giriş matrisi oluşturulur. Bu giriş matrisi eğitimde kullanılan giriş matrisinden farklı bir şekilde oluşturulur. Eğitimde kullanılan giriş matrisi parametre değerlerinin sınır değerlerine göre rasgele oluşturulurken, optimizasyonda kullanılan giriş matrisi Şekil 6'da gösterildiği gibi oluşturulur. Aslında bu giriş matrisi eğitimde kullanılan giriş matrisine benzemektedir. Fakat burada vektörlerin belli yerlerindeki parametre değerleri sabit bırakılarak, optimum minör parça parametreleri optimizasyon matrisi içinde aranmaktadır. Optimizasyon matrisinde optimum L, Rg ve Lg değerleri araştırılır ve optimizasyon matrisi optimizasyon yöntemleri ile güncellenir. Şekilden de görüleceği üzere belli hat parametre değerleri değişmeyerek optimizasyon matrisinden gelen minör parça parametre değerleri değişmektedir.

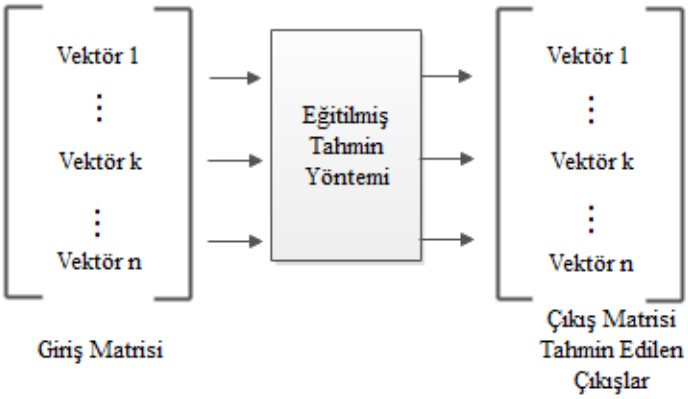
Yani, belli hat parametreleri ile optimizasyon matrisinin satırı birleştirilerek giriş matrisinin vektörü oluşturulur. Bu vektörler eğitilmiş tahmin yöntemine verilir. MV, MHB ve MA değerleri ayrı ayrı tahmin ettirilir. İstenilen MV, MHB ve MA değerlerini veren vektördeki L, Rg ve Lg değerleri optimum değerlerdir. Şekil 7'de tahmin işlemi özetlenmektedir.

Bu çalışmada 3 farklı amaç olduğu için her amaca göre bir optimum L, Rg ve Lg değeri elde edilecektir. Yani, üç ayrı optimum L, Rg ve Lg değerleri elde edilecektir. İlk optimum L, Rg ve Lg değerleri en uygun MV değerine göre Şekil 8'de gösterilen algoritmaya göre belirlenir. Bu algoritmaya başlamadan önce amaç fonksiyonu olarak kullanılacak olan tahmin yöntemi öncelikle eğitim için olan giriş matrisi ve MV için oluşturulan çıkış matrisi 2 ile eğitilir.

En uygun MV değeri belirlenirken elektriksel güvenlik ve ekonomiklik göz önünde bulundurulur. Dokunma geriliminin tepe değeri 70,71 V olarak belirlenmiştir ve minör parça uzunluğu ne kadar fazla olursa minör parça sayısı da o denli az olacağı için ekonomik bir topraklama olacaktır. Fakat minör parça uzunluğu kılıf gerilimi ile ilişkilidir ve minör parça uzunluğu arttıkça kılıf gerilimi de artacaktır. Dolayısıyla minör parça uzunluğu kılıf gerilimini aşmayacak değerde olmalıdır. Bu durumda maksimum uzunluk 70,71 V kılıf gerilimi ile



Şekil 6. Tahmin çalışmaları için giriş matrisi (The input matrix for the forecasting studies)



Şekil 7. Önerilen topraklama yönteminin optimizasyonu için çıkış matrisinin üretimi
(The generation of output matrix for optimization of the suggested grounding method)

sınırlandırılır. Burada kılıf gerilimine göre en uygun minör parça uzunluğunu bulmak için hassaslık değeri kullanılır. Hassaslık değeri vektör kalitesini de gösterir ve hassaslık değeri MV optimizasyon algoritmasında Eş. 10 ile hesaplanır. Burada 70.71 V (tepe) kişi için dokunma gerilimi sınırıdır.

Hassaslık Değeri= 70,71 V – tahmin edilen MV (10)

Hassaslık değeri hesabında elde edilen değer ne kadar düşük ise minör parça uzunluğu o kadar fazla ve minör parça sayısı da o kadar az olur. Yani burada hem güvenlik hem de ekonomiklik sağlanacaktır. MV optimizasyon algoritması ile belirlenen ilk optimum L, Rg, Lg değerleri $f_1(x)$ amacı olarak adlandırılır.

İkinci optimum L, Rg, Lg değerleri optimum MA değerine göre Şekil 9'da gösterilen algoritma ile belirlenir. Yine bu algoritmaya başlamadan önce amaç fonksiyonu olarak kullanılacak olan tahmin yöntemi öncelikle eğitim için olan giriş matrisi ve MA için oluşturulan çıkış matrisi 3 ile eğitilir.

Burada ise kılıf akımının değerinin, üzerinden aktığı metal kılıf ya da zırhın akım taşıma kapasitesini aşmaması hedeflenir. Eğer metalik aksamdan akan kılıf akımı, metal aksamın akım taşıma kapasitesinden yüksek olursa aşırı ısınma sonucu yalıtkanda delinme görülür. Dolaysıyla bu akım değerinin sınırlandırılması gerekir. Burada da hassaslık değeri hesaplanır. Hassaslık değeri MA optimizasyon algoritmasında Eş. 11 ile hesaplanır ve ikinci optimum L, Rg ve Lg değerleri $f_2(x)$ hedefi olarak adlandırılır. Yani hassaslık değeri hesabında en düşük değeri veren çözüm en iyi çözümdür.

Hassaslık Değeri= Zırh Akım Taşıma Kapasitesi – Tahmin Edilen MA (11)

Üçüncü optimum L, Rg ve Lg değerleri $f_3(x)$ amacı olarak adlandırılır ve bu değerler Şekil 10'da gösterilen MHB optimizasyon algoritması ile belirlenir. Yine bu algoritmaya başlamadan önce amaç fonksiyonu olarak kullanılacak olan tahmin yöntemi öncelikle eğitim için olan giriş matrisi ve MHB için oluşturulan çıkış matrisi 1 ile eğitilir. Burada harmonik bozunumunun minimum olması istenir. Çünkü harmoniklerden dolayı kablo sıcaklığı yükseleceği için yalıtkan tabakada delinmeler olacaktır.

Üç farklı amaç fonksiyonuna göre belirlenen optimum L, Rg ve Lg değerleri çok amaçlı optimizasyonda ek amaç olarak Eş. 12 ile belirlenir.

$$F(x) = w_1 f_1(x) + w_2 f_2(x) + w_3 f_3(x) \quad (12)$$

3. Sonuçlar ve Tartışmalar (Results and Discussions)

PSCAD/EMTDC'de 42 adet yüksek gerilim kablo hattın benzetimi yapılmış ve bu hatlarda kullanılan kabloların metal kılıf ve zırh üzerindeki MV, MA ve MHB değerleri ölçülmüştür. Kullanılan kablo her faz için 1x240+25 mm^2 XLPE yalıtımlı yüksek gerilim kablosudur. Tahmin yöntemlerinin eğitiminde, giriş matrisi olarak 42x12 matris, MV çıkış matrisi için 42x1 matris, MA çıkış matrisi için 42x1 matris ve MHB çıkış matrisi için 42x1 matris kullanılmıştır.

İlk grup tahmin yöntemleri regresyon yöntemlerinden oluşur. Bu regresyon yöntemleri gauss proses regresyon (GPR), artırılmış ağaçlar regresyon (AAR), ikinci dereceden destek vektör makinesi regresyon (İDDVM) ve doğrusal regresyon (DR) vardır. Bu yöntemlerin eğitim hataları MV, MA ve MHB için ayrı ayrı elde edilmiş ve sonuçlar Tablo 1'de gösterilmiştir. Yani, her tahmin yöntemi MV, MA ve MHB tahmin için ayrı ayrı eğitilmiş ve eğitim hataları da verilmiştir.

Tablo 1. İlk grup tahmin yöntemlerinin eğitim hataları
(The first group training errors of prediction methods)

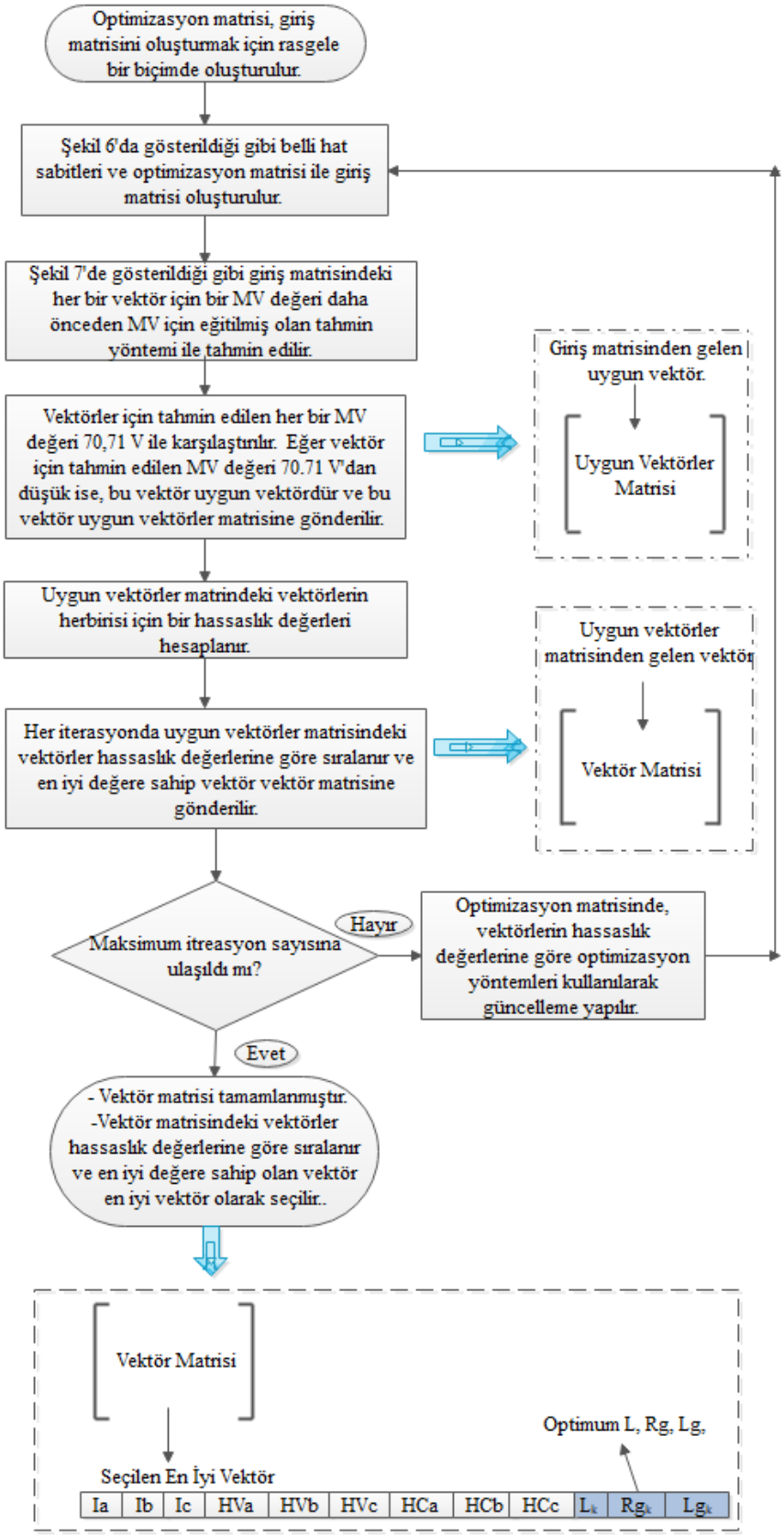
Tahmin Yöntemi	MV	MA	MHB
GPR	1,64	91,06	0,015
AAR	83,42	73,91	0,016
İDDVM	6,91	18,62	0,004
DR	19,89	149.2	0,005

Tablo 1'e göre GPR'nin eğitim hataları diğer regresyon yönteminden daha düşüktür. Bu yüzden GPR, optimizasyon algoritmalarındaki MV, MA ve MHB değerlerini tahmin etmek için tahmin yöntemi olarak seçilmiştir.

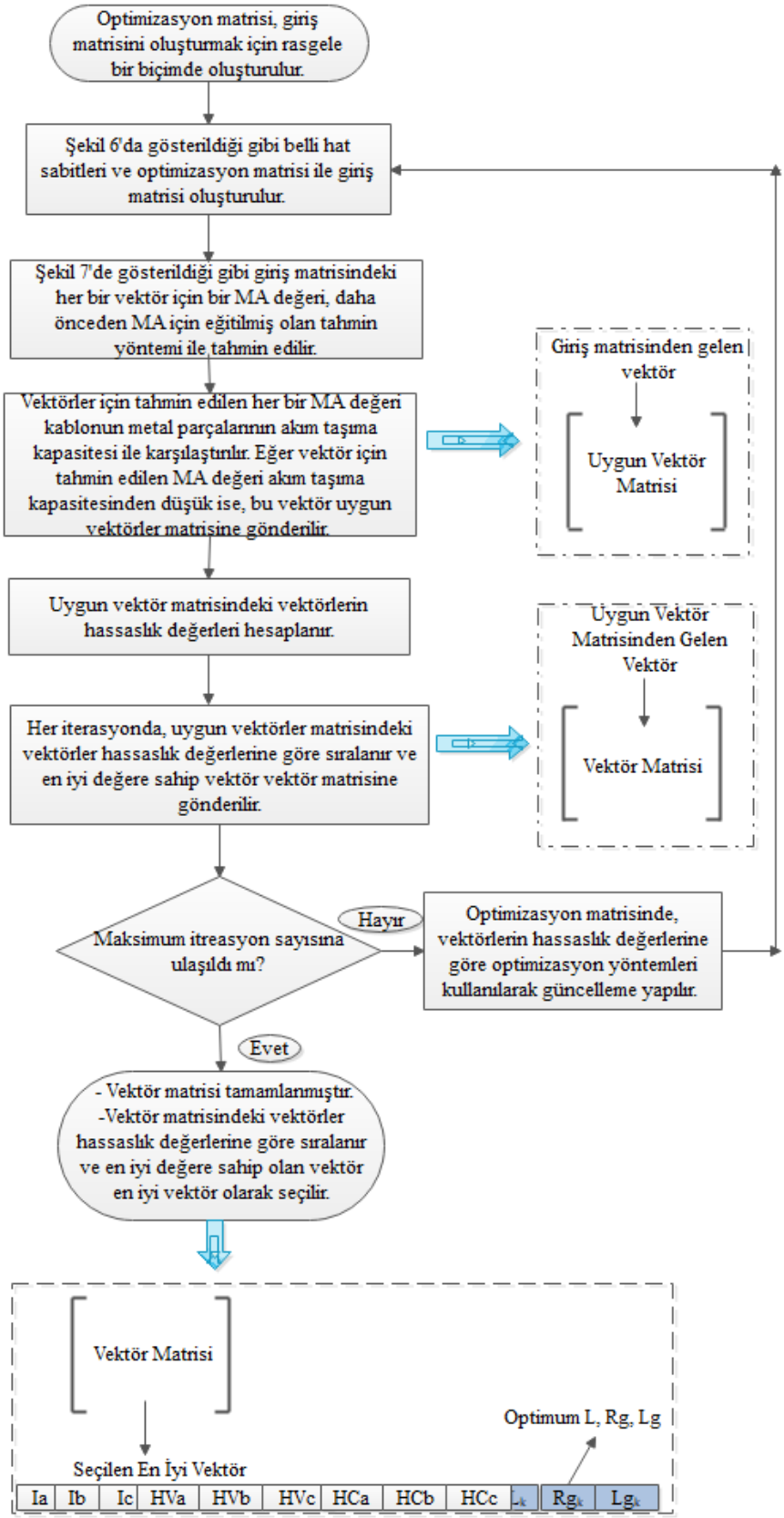
İkinci grup tahmin yöntemleri hibrit yapay sinir ağlarından oluşur. Bu yöntemler hibrit yapay sinir ağı-yapay arı kolonisi(H-YAK), hibrit yapay sinir ağı-parçacık sürü optimizasyonu (H-PSO), hibrit yapay sinir ağı-yer çekimsel arama algoritması (H-YAA) ve hibrit genetik algoritmadır (H-GA). Bu yöntemlerin eğitim hataları Tablo 2'de gösterilmiştir.

Tablo 2. İkinci grup tahmin yöntemlerinin eğitim hataları
(The second group training errors of prediction methods)

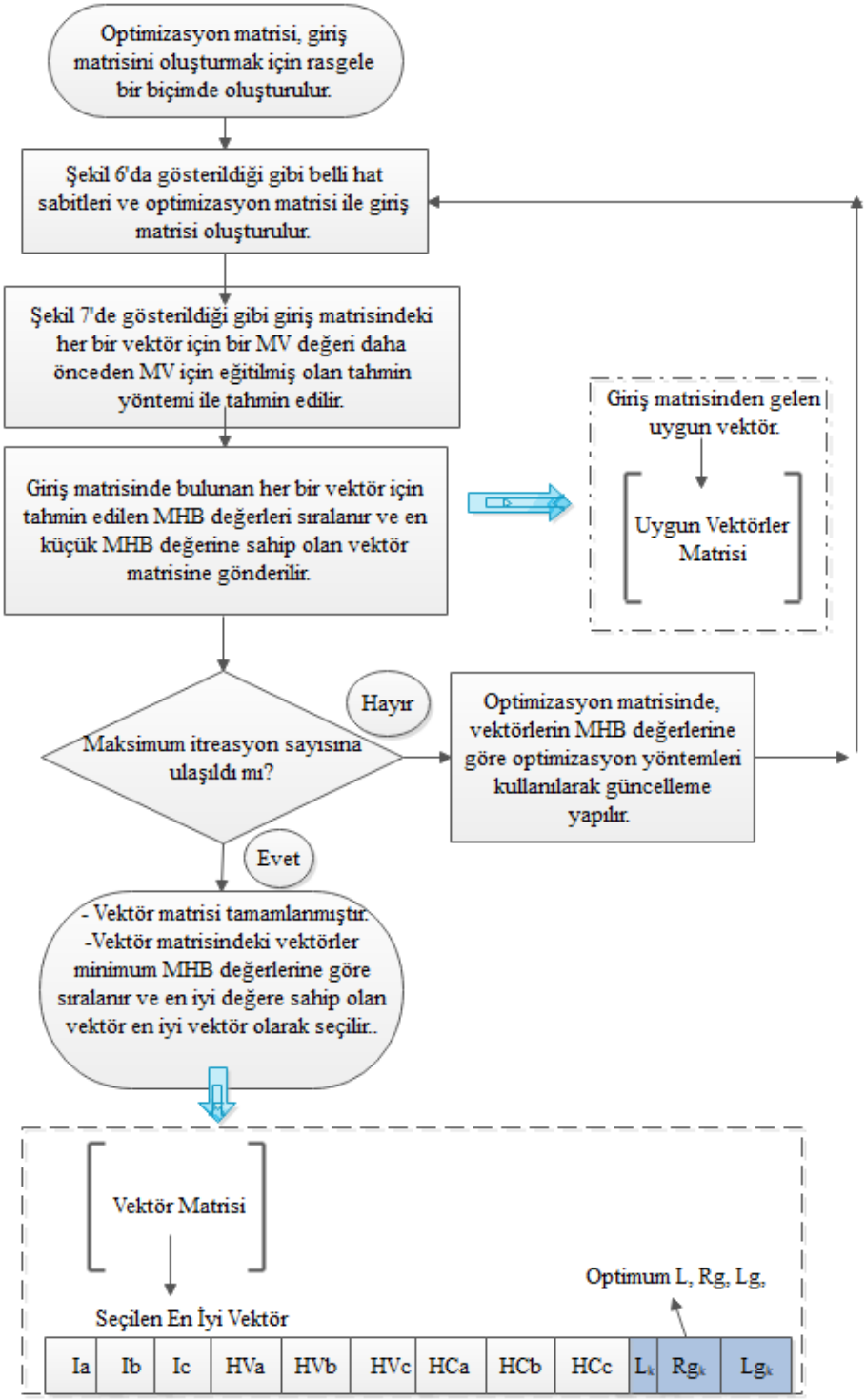
Tahmin Yöntemi	MV	MA	MHB
H-YAK	1,19	2,21	0,0734
H-PSO	1,71	2,26	0,0821
H-YAA	2,16	2,51	0,9423
H-GA	2,06	2,32	2,32



Şekil 8. En uygun MV'ye göre optimizasyon algoritması (The optimization algorithm according to optimum MV)



Şekil 9. Optimum MA'ya göre optimizasyon algoritması (The optimization algorithm according to optimum MA)



Şekil 10. Minimum MHB'ye göre optimizasyon algoritması (The optimization algorithm according to minimum MHB)

Tablo 2 'ye göre H-YAK'nin eğitim hatası diğer hibrit yapay sinir ağı yöntemlerinden daha düşüktür. Bu yüzden, H-YAK optimizasyon algoritmalarında MV, MA ve MHB değerlerini tahmin etmek için tahmin yöntemi olarak seçilmiştir. Yani, H-YAK ve GPR tahmin yöntemleri optimizasyon algoritmalarında amaç fonksiyonu olarak ayrı ayrı kullanılmış ve bu yöntemlerin sonuçları da karşılaştırılmıştır. Tahmin yöntemlerini belirledikten sonra amaç fonksiyonu belirleme işi de tamamlanmış olmaktadır. Artık çok amaçlı optimizasyon yöntemine geçilebilir. Çok amaçlı optimizasyonda, optimizasyon yöntemleri olarak yapay arı kolonisi (YAK), yer çekimsel arama algoritması (YAA), genetik algoritma (GA) ve parçacık sürü optimizasyonu (PSO) kullanılmıştır. Yani 4 farklı optimizasyon algoritması ile çok amaçlı optimizasyon yapılmıştır.

İlk olarak GPR yöntemi, optimizasyon algoritmalarında amaç fonksiyonu olarak kullanılmış ve MV, MA ve MHB'ye göre optimum hat parametreleri ayrı ayrı belirlenmiştir. Bu sonuçlar sırası ile Tablo 3, Tablo 4 ve Tablo 5'te gösterilmiştir.

Tablo 3. MV'ye göre belirlenen optimum L, Rg ve Lg değerleri
(Optimum L, Rg and Lg values according to MV) ($F_1(x)$)

Optimizasyon Yöntemi	*L(m)*	*Rg (ohm)*	*Lg (H)*
YAK	277	15,52	0,0052
YAA	283	16,82	0,0097
GA	280	16,39	0,0077
PSO	312	20,30	0,0065

Tablo 4. MA'ya göre belirlenen optimum L, Rg ve Lg değerleri
(Optimum L, Rg and Lg values according to MA) ($F_2(x)$)

Optimizasyon Yöntemi	*L(m)*	*Rg (ohm)*	*Lg (H)*
YAK	288	10,96	0,0063
YAA	275	10,36	0,0051
GA	277	12,00	0,0088
PSO	336	6,89	0,0029

Tablo 5. MHB'ye göre belirlenen optimum L, Rg ve Lg değerleri
(Optimum L, Rg and Lg values according to MHB) ($F_3(x)$)

Optimizasyon Yöntemi	*L(m)*	*Rg (ohm)*	*Lg (H)*
YAK	263	30,70	0,0391
YAA	398	28,01	0,0109
GA	257	11,00	0,4410
PSO	348	5,88	0,0053

Çok amaçlı optimizasyon ile $f_1(x)$, $f_2(x)$ ve $f_3(x)$ belirlenmiştir. MV'ye göre sonuç $f_1(x)$ olarak adlandırılmış, MA'ya göre sonuç $f_2(x)$ olarak adlandırılmış ve MHB'ye göre sonuç $f_3(x)$ olarak adlandırılmıştır. Son olarak, çok amaçlı optimizasyon ile optimum L, Rg ve Lg değerleri Eş. 12 ile belirlenmiştir. Eş. 12 için ağırlıklar belirlenmelidir. Ağırlıklar w_1, w_2 ve w_3 olarak adlandırılır. w_1 0,4'e eşittir, w_2 0,3'e eşittir ve w_3 de 0,3'e eşittir. Son olarak GPR yönteminin çok amaçlı optimizasyon yönteminde amaç fonksiyonu olarak kullanılması durumunda, farklı optimizasyon yöntemleri belirlenen optimum L, Rg ve Lg değerleri Tablo 6'da gösterilmiştir.

Tablo 6. Sonuç optimum L, Rg ve Lg değerleri
(Optimum L, Rg and Lg values) (F(x))

Optimizasyon Yöntemi	*L(m)*	*Rg (ohm)*	*Lg (H)*
YAK	278	18,70	0,0156
YAA	316	18,24	0,0087
GA	272	13,50	0,1370
PSO	330	11,95	0,0051

İkinci olarak H-YAK yöntemi optimizasyon algoritmalarında amaç fonksiyonu olarak kullanılmış ve optimum hat parametreleri MV, MA ve MHB'ye göre ayrı ayrı belirlenmiştir. Bu sonuçlar sırası ile Tablo 7, Tablo 8 ve Tablo 9'da gösterilmiştir. Yine burada da YAK, YAA, GA ve PSO optimizasyon yöntemleri kullanılmıştır.

Tablo 7. MV'ye göre Optimum L, Rg ve Lg değerleri
(Optimum L, Rg and Lg values according to MV) ($F_1(x)$)

Optimizasyon Yöntemi	*L(m)*	*Rg (ohm)*	*Lg (H)*
YAK	188	1,33	0,0039
YAA	188	17,2	0,0050
GA	187	5,08	0,0027
PSO	173	18,3	0,0071

Tablo 8. MA'ya göre Optimum L, Rg ve Lg değerleri
(Optimum L, Rg and Lg values according to MA) ($F_2(x)$)

Optimizasyon Yöntemi	*L(m)*	*Rg (ohm)*	*Lg (H)*
YAK	348	51,5	0,0271
YAA	388	22,6	0,0063
GA	390	21,8	0,0071
PSO	202	16,8	0,0044

Tablo 9. MHB'ye göre optimum L, Rg ve Lg değerleri
(Optimum L, Rg and Lg values according to MHC) ($F_3(x)$)

Optimizasyon Yöntemi	*L(m)*	*Rg (ohm)*	*Lg (H)*
YAK	161	0,3	0,0041
YAA	149	17,04	0,0045
GA	110	22,59	0,0036
PSO	161	12,73	0,0036

Yine son olarak, optimum L, Rg ve Lg değerleri çok amaçlı optimizasyonda $f_1(x)$, $f_2(x)$ ve $f_3(x)$ değerlerine göre Eş. 12 ile belirlenir. Yine w_1 0,4'e eşittir, w_2 0,3'e eşittir ve w_3 0,3 'e eşittir. Çok amaçlı optimizasyon yönteminde amaç fonksiyonu olarak H-YAK kullanıldığında, optimizasyon yöntemleri ile belirlenen sonuç optimum L, Rg ve Lg değerleri Tablo 10'da gösterilmiştir.

Tablo 10. Sonuç optimum L, Rg ve Lg değerleri
(Optimum L, Rg and Lg values) (F(x))

Optimizasyon Yöntemi	*L(m)*	*Rg (ohm)*	*Lg (H)*
YAK	227	16,10	0,0109
YAA	236	18,77	0,0052
GA	225	15,35	0,0043
PSO	178	16,18	0,0052

Amaç fonksiyonu ve optimizasyon yöntemine göre belirlenen optimum parametre değerlerinin uygunluğunu görmek için elde edilen parametre değerlerinin benzetimleri yapılmıştır. Benzetim çalışmalarında, yüksek gerilim yeraltı kablo hattı Şekil 2'de gösterildiği gibi önerilen yöntemle topraklanmış ve belirlenen optimum parametre değerleri önerilen topraklama yönteminde kullanılmıştır. Benzetimi yapılan toplam hat uzunluğu 5000 m'dir. Yani 5000 m uzunluğunda yeraltı kablolu bir yüksek gerilim hattının topraklaması yapılacaktır. Hattın diğer parametreleri ise Tablo 11'de verilmiştir. Tablo 11'de verilen değerler kablolu hattın özelliği olmayıp kablolu hattın bağlanacağı şebeke ve yük kaynaklı özelliklerdir. Benzetim çalışmalarında hat başı ve hat sonunda bulunan kablo başlıkları üzerindeki MV, MA ve MHB değerleri ölçülmüştür.

Tablo 11. Belirli hat parametre değerleri
(The certain line parameter values)

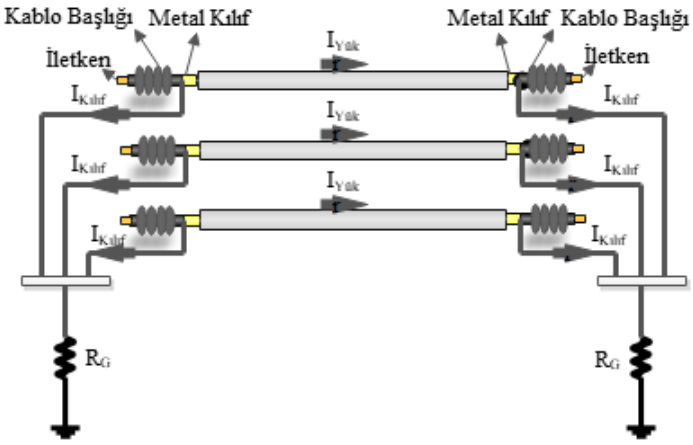
	Hat Akımı(A)	*Hat Gerilimi(kV*	*THDI (%)*	*THDV (%)*
L1	485	24,7	3,97	4,20
L2	485	24,7	5,44	5,30
L3	455	24,7	3,18	3,04

IEEE 575-1988 standardında tek taraflı topraklama, çift taraflı topraklama ve çapraz topraklama yöntemleri kullanılmaktadır. Çift taraflı topraklama yönteminde kılıf gerilimi, tek taraflı ve çapraz topraklama yöntemlerindeki kılıf gerilimlerine göre daha düşüktür. Bu yüzden, literatürle önerilen yöntem arasında da bir karşılaştırma yapmak için 5 km uzunluğundaki bir yüksek gerilim kablo hattının topraklama işlemi çift taraflı topraklama yöntemi ile yapılarak sonuçlar incelenmiştir.

Öncelikle 5 km uzunluğundaki hattın topraklaması Şekil 11'de gösterildiği gibi çift taraflı topraklama yöntemi ile topraklanmıştır. KBu yöntemin sonucu Tablo 12'de gösterilmiştir.

Tablo 12. Çift taraflı topraklama sonucu
(The results of solid bonding)

Hat başı kablo başlık noktası değerleri				Hat sonu kablo başlık noktası değerleri		
Parametre	Fazlar			Fazlar		
	L1	L2	L3	L1	L2	L3
MV (V)	798	822	647	786	793	630
MA (A)	181	179	173	176	175	169
MHB (%)	5,87	4,75	3,47	5,89	5,01	3,45



Şekil 11. Çift taraflı topraklama (The solid bonding)

Çift taraflı topraklama yönteminde MV, MA ve MHB değerlerinin hat başı ve hat sonu kablo başlık noktalarında son derece arttığı Tablo 12'de görülmektedir. Özellikle, zırh kesiti 25 mm^2 ve alüminyumdur. Bu durumda zırhın akım taşıma kapasitesinin 75 A'dir. Sonuçlara ise göre kablo zırhından akan MA akımının zırhın taşıyacağı akımdan çok daha fazla olduğu görülmektedir. Bu durumda kablo sıcaklığı aşırı derecede yükseleceği için kablo başlık noktalarında yalıtım arızaları görülecektir. Ayrıca, kılıf gerilimi olan MV değerleri de dokunma gerilimi sınırını (70,71 V tepe) aştığı için elektroşok riski vardır.

İkinci olarak, 5 km uzunluğundaki hat topraklaması için GPR ve H-YAK ile belirlenen optimum L, Rg ve Lg değerlerinin benzetimi PSCAD/EMTDC'de yapılmıştır. Öncelikle, Tablo 7'de gösterilen GPR'nin en uygun parametre değerlerinin benzetimi PSCAD/EMTDC'de yapılmıştır ve optimizasyon yöntemlerine göre belirlenen parametre değerlerinin benzetim sonuçları sırası ile Tablo 13, Tablo 14, Tablo 15 ve Tablo 16'da gösterilmiştir.

Tablo 13. YAK optimizasyon yönteminin sonuçları
(The results of ABC optimization method)

Hat başı kablo başlık noktası değerleri				Hat sonu kablo başlık noktası değerleri		
Parametre	Fazlar			Fazlar		
	L1	L2	L3	L1	L2	L3
MV (V)	75,2	78,3	61,2	78,8	85,8	64,7
MA (A)	15,1	14,4	13,9	15,5	14,7	14,3
MHB (%)	2,03	3,53	4,44	2,25	3,68	4,66

Tablo 15. GSA optimizasyon yönteminin sonuçları
(The results of GSA optimization method)

Hat başı kablo başlık noktası değerleri				Hat sonu kablo başlık noktası değerleri		
Parametre	Fazlar			Fazlar		
	L1	L2	L3	L1	L2	L3
MV (V)	83,0	88,2	68,6	86,0	92,7	70,5
MA (A)	29,9	28,6	27,6	30,3	29,0	28,0
MHB (%)	2,07	3,65	4,51	2,19	3,74	4,64

Tablo 15. GA optimizasyon yönteminin sonuçları
(The results of GA optimization method)

Hat başı kablo başlık noktası değerleri				Hat sonu kablo başlık noktası değerleri		
Parametre	Fazlar			Fazlar		
	L1	L2	L3	L1	L2	L3
MV (V)	81,5	91,5	65,5	98,2	126	83,4
MA (A)	1,63	1,48	1,38	2,0	1,84	1,76
MHB (%)	2,50	3,80	4,47	3,51	4,68	5,89

Tablo 16. PSO optimizasyon yönteminin sonuçları
(The results of PSO optimization method)

Hat başı kablo başlık noktası değerleri				Hat sonu kablo başlık noktası değerleri		
Parametre	Fazlar			Fazlar		
	L1	L2	L3	L1	L2	L3
MV (V)	84,4	80,0	69,3	86,4	92,4	70,7
MA (A)	51,4	49,2	47,4	51,9	49,6	47,8
MHB (%)	2,07	3,84	4,54	2,14	3,89	4,62

GPR yönteminin, önerilen topraklama yönteminin optimizasyonunda amaç fonksiyonu olarak kullanılması durumunda elde edilen benzetim sonuçları sırası ile Tablo 13, Tablo 14, Tablo 15 ve Tablo 16'da gösterilmiştir. Bu sonuçlara göre, MV, MC ve MHC değerlerinin çift taraflı topraklama yöntemine göre azaldığı görülmektedir. Ancak, MV değerleri dokunma geriliminin sınır değerinden daha büyüktür. Bu yüzden insanlar için elektroşok riski bulunmaktadır.

H-YAK'nin Tablo 10'da gösterilen en uygun parametre değerlerinin benzetimi PSCAD/EMTDC'de yapılmış ve benzetim sonuçları ise sırasıyla Tablo 17, Tablo 18, Tablo 19 ve Tablo 20'de gösterilmiştir.

Tablo 17. YAK optimizasyon yönteminin sonuçları
(The results of ABC optimization method)

Hat başı kablo başlık noktası değerleri				Hat sonu kablo başlık noktası değerleri		
Parametre	Fazlar			Fazlar		
	L1	L2	L3	L1	L2	L3
MV (V)	61,4	64,7	50,3	63,6	68,9	52,4
MA (A)	17,6	16,8	16,3	18,0	17,1	16,6
MHB (%)	1,65	3,59	3,70	1,79	3,71	3,82

Tablo 18. YAA optimizasyon yönteminin sonuçları
(The results of GSA optimization method)

Hat başı kablo başlık noktası değerleri				Hat sonu kablo başlık noktası değerleri		
Parametre	Fazlar			Fazlar		
	L1	L2	L3	L1	L2	L3
MV (V)	63,5	68,2	48,7	63,0	66,6	54,9
MC (A)	37,3	35,7	34,4	37,7	36,0	34,8
MHC (%)	1,72	3,72	3,67	1,78	3,78	3,73

Tablo 19. GA optimizasyon yönteminin sonuçları
(The results of GA optimization method)

Hat başı kablo başlık noktası değerleri				Hat sonu kablo başlık noktası değerleri		
Parametre	Fazlar			Fazlar		
	L1	L2	L3	L1	L2	L3
MV (V)	59,0	63,0	48,3	60,2	64,3	49,1
MC (A)	42,6	40,9	39,3	42,9	41,2	39,6
MHC (%)	2,07	3,80	4,56	2,13	3,84	4,63

Tablo 20. PSO optimizasyon yönteminin sonuçları
(The results of PSO optimization method)

Hat başı kablo başlık noktası değerleri				Hat sonu kablo başlık noktası değerleri		
Parametre	Aşama			Aşama		
	L1	L2	L3	L1	L2	L3
MV (V)	47,8	50,7	39,2	47,8	52,2	40,0
MC (A)	28,6	27,4	26,4	28,8	27,6	26,7
MHC (%)	2,09	3,69	4,53	2,16	3,74	4,61

H-YAK yöntemi, önerilen topraklama yönteminin optimizasyonunda amaç fonksiyonu olarak kullanıldığında elde edilen benzetim sonuçları Tablo 17, Tablo 18, Tablo 19 ve Tablo 20'de gösterilmiştir. Bu yöntemde, çift taraflı topraklama yöntemine göre MV, MA ve MHB değerlerinin belirgin bir şekilde düştüğü görülmektedir. Ayrıca, kılıf gerilimi olan MV değerleri dokunma gerilimi sınırından daha düşüktür ve kılıf akımı olan MA değerleri de yüksek gerilim kablosu zırhının akım taşıma kapasitesinden daha düşüktür. MA akımı, zırhın akım taşıma kapasitesini aşmadığı için yalıtım tabakasının sıcaklığı aşırı derecede artmaz. Dolayısıyla, yüksek gerilim kablo başlık noktalarında yalıtım arızaları oluşmaz. Ayrıca, kılıf gerilimi olan MV dokunma gerilimi sınırından daha düşük olduğundan, insanlar için oluşabilecek elektroşok da önlenmiş olur.

4. Sonuçlar (Conclusions)

Yüksek gerilim kablolarında, yüksek gerilim ve ısıl etki, yalıtım arızaları için en önemli faktörlerdendir. Yalıtkan tabakanın sıcaklığı iki şekilde artar. Bunlar kablonun veya kablo zırhının akım taşıma kapasitesinin aşılmasıyla olur. Hatlarda yük akımı ölçülebildiği için genellikle kablonun akım taşıma kapasitesi aşılmaz. Ancak, kablonun metalik parçalarındaki akım ölçülemediği için zırhtaki veya metalik kılıftaki akım taşıma kapasitesi aşılabilir. Bu nedenle kablo yalıtım arızaları meydana gelir. Kablo akım taşıma kapasitesi 541 A ve yük akımı 485 A olduğu için kablo akım taşıma kapasitesinin aşılmadığı bu çalışmada görülmektedir. Bununla birlikte, zırh akım taşıma kapasitesi 75 A'dir ve zırh akımı çift taraflı topraklama yönteminde 822 A değerine kadar çıkmaktadır. Bu yüzden, yalıtkan sıcaklığı artar ve kablo arızaları meydana gelir. Çok amaçlı optimizasyon yöntemiyle optimize edilen önerilen topraklama yöntemi, yüksek gerilim kablosunun topraklanmasında kullanıldığında, zırh akımı genellikle zırh akım taşıma kapasitesinden daha düşüktür. Özellikle, H-YAK yönteminin, optimizasyon yöntemlerinin amaç fonksiyonu olarak kullanılması durumunda, zırh gerilimi olan MV dokunma gerilimi sınırından daha düşüktür. Bu nedenle, önerilen topraklama yönteminin optimize edilerek yüksek gerilim kablo topraklamasında kullanılması ile hem elektroşok hem de yalıtım arızaları önlenebilecektir.

Kaynaklar (References)

1. Ruiz J.R., Garcia A., Morera A., Circulating sheath currents in flat formation underground power lines, International Conf. Renewable Energies and Power Quality, 1–5, 2007.
2. Zhonglei L., Du B. X., Wang L.,et al, the calculation of circulating current for the single-core cables in smart grid, 2012 IEEE Innovative Smart Grid Technologies – Asia, China, 1–4, May 2012.
3. Czapp S., Dobrzynski K., Klucznik J., et al, Calculation of induced sheath voltages in power cables – single circuit system versus double circuit system, Journal of Information, Control and Management Systems, 12, 113–123, 2014.
4. Jung C. K., Lee J. B., Kang J. W., Sheath circulating current analysis of a cross-bonded power cable systems, J Electr Eng & Technol, 2, 320–328, 2007.
5. Gouramanis K. V., Kaloudas C., G., Papadopoulos T. A., et al, Sheath voltage calculations in long medium voltage power cables, IEEE Trondheim Power Tech, Norway, 1–7, June 2011.
6. Jung C. K., Lee J. B., Kang J. W., et al, Sheath current characteristic and its reduction on underground power cable systems, IEEE Power Engineering Society General Meeting, CA, USA, 2562–2569, August 2005.
7. https://www.powerandcables.com/product/product-category/armour-earthing-kits/
8. Kavaklioglu K., Modeling and prediction of Turkey's electricity consumption using Support Vector Regression, Applied Energy, 88, 368–375, 2011.
9. Wang J., Niu Li L., Tan Z., An annual load forecasting model based on support vector regression with differential evolution algorithm, Applied Energy, 94, 65–70, 2012.
10. Akbal B., High voltage underground cable bonding optimisation to prevent cable termination faults in mixed high-voltage lines, IET Gener. Transm. Distrib., 14, 4331-4338, 2020.
11. Kaya S., Fığlalı N., Çok Amaçlı Optimizasyon Problemlerinde Pareto Optimal Kullanımı, Social Sciences Research Journal, 5, 9-18, 2016.
12. Gunantara N., A review of multi-objective optimization: Methods and its applications, Cogent Engineering, 5, 1-16, 2018.
13. Stanislaw C., Krzysztof D., Safety Issues Referred to Induced Sheath Voltages in High-Voltage Power Cables—Case Study, Appl. Sci., 10, 6706, 1–16, 2020.
14. Jun F., Yanchi Z., Wanting L., Pengfei J., Tian D., Da X., Wenbo Z., 110kV high voltage cable sheath transposition to reduce the grounding induction currents, IOP Conference Series: Earth and Environmental Science, 983, 1-6, 2022
15. Xiangdong Z., Yunong S., Ning L., High-Voltage Cable Sheath Induced Voltage and Circulation Current Analysis, Transmission and Distribution Engineering and Technology, 8, 3, 94-101, 2019.
16. Roberto C., Antonio G., Massimo M., Eleonora R. S., A Model for Assessing the Magnitude and Distribution of Sheath Currents in Medium and High-Voltage Cable Lines, IEEE Transactions on Industry Applications, 56, 6, 6250-6257, 2020.
17. Shiva A. L., Mohammad M., Sheath induced voltage prediction of high voltage cable based on artificial neural network, Computers and Electrical Engineering, 87, 1-19, 2020.
18. Glover J. D., Sarma M. S., Overbye T. J, Power System Analysis and Design, Cengage Leraning, 2012.
19. Wei F., Xiao K., Qiwei Z., et al, Impact of Neutral Current on Concentric Cable Overloading, 2018 IEEE/PES Transmission and Distribution Conference and Exposition (T&D), Denver, CO, USA, 1-5 August, 2018.
20. Zhangping S., Xing Z., Fusheng W., et al, Modeling and Elimination of Zero-Sequence Circulating Currents in Parallel Three-Level T-Type Grid-Connected Inverters, IEEE Transactions on Power Electronics, 30 (2), 1050-1063, 2015.
21. Jiangchao Q., Maryam S., A Zero-Sequence Voltage Injection-Based Control Strategy for a Parallel Hybrid Modular Multilevel HVDC Converter System, IEEE Transactions on Power Delivery, 30 (2), 728-736, 2015.
22. Mehdi N., Gerry M., Three-Phase Multi module VSIs Using SHE-PWM to Reduce Zero-Sequence Circulating Current, IEEE Transactions on Industrial Electronics, 61 (4), 1659-1668, 2014.
23. Akbal B., Sectional Solid Bonding for Grounding of High Voltage Underground Cables to Reduce the Sheath Current Effects, International Journal of Innovative Research in Engineering & Management, 3 (2), 103-107, 2016.
24. Akbal B., Applications of artificial intelligence and hybrid neural network methods with new bonding method to prevent electroshock risk and insulation faults in high-voltage underground cable lines, Neural Comput & Applic, 24 (2), 32-36, 2018.

25. Achanta R., Long term electric load forecasting using neural networks and support vector machines, International Journal of Computer Science and Technology, 3, 266-269, 2012.
26. Weigerta T., Tianb Q., Lianb Q., State-of-charge prediction of batteries and battery–supercapacitor hybrids using artificial neural networks, Journal of Power Sources, 196, 4061-4066, 2010.
27. Charytoniuk W., Chen M. S., Very short-term load forecasting using artificial neural networks, IEEE Trans. Power Systems, 15, 263–268, 2000.
28. Zhonga H., Wangb J., Jiac H., Muc Y., Lvd S., Vector field-based support vector regression for building energy consumption prediction, Applied Energy, 242, 403–414, 2019.
29. Kaytez F., M. Taplamacioglu C., Cam E., Hardalac F., Forecasting electricity consumption: A comparison of regression analysis, neural networks and least squares support vector machines, Electrical Power and Energy Systems, 67, 431–438, 2015.
30. Akbal B., OSSB and Hybrid Methods to Prevent Cable Faults for Harmonic Containing Networks, Elektronika Ir Elektrotechnika, 29, 97-105, 2018.
31. Serkan K., Nilgün F., Çok Amaçlı Optimizasyon Problemlerinde Pareto Optimal Kullanımı, Social Sciences Research Journal, 5 (2), 9-18, 2016.
32. Mehmet S.H., Melik D., Comparison of multi-objective and single-objective approaches in feasibility enhanced particle swarm optimization, Journal of the Faculty of Engineering and Architecture of Gazi University 35, (2), 887-900, 2020.
33. Sinem A., Bilal A., Bulut Bilişim'de Çok Amaçlı Optimizasyon Tabanlı Görev Planlama Mekanizmalarının İncelenmesi, Muş Alparslan Üniversitesi Mühendislik-Mimarlık Fakültesi Dergisi 1, 37-44, 2020.
34. Lina Y., Axing Z., Jing S., and Tianhe C., A Knowledge-Informed and Pareto-Based Artificial Bee Colony Optimization Algorithm for Multi-Objective Land-Use Allocation, ISPRS Int. J. Geo-Inf., 7, 63, 1-25, 2018.