



Dikgen Olmayan Çoklu Erişimde Aşağı Yönlü Kaynak Tahsisi

Caner KÜÇÜKYILMAZ^{1*}, Gökçe HACIOĞLU²

Öz

Dikgen Olmayan Çoklu Erişim (NOMA) sisteminde Kaynak Tahsisi, Kullanıcı Eşleştirme ve Güç Tahsisi olmak üzere iki başlık altında incelenir. Kaynak tahsisi, Kullanıcı Eşleştirme ve Güç Tahsisinin birlikte uygulanması ile gerçekleştirilir. Kullanıcı Eşleştirme ile hücredeki kullanıcılar birden fazla gruba ayrılır ve her grup için NOMA uygulanır. Bu çalışmada, her biri, iki kullanıcıdan oluşan gruplar için güç alanında kaynak tahsisi yapılmıştır. Kullanıcıları eşleştirmek için Rastgele Eşleştirme, Optimal Kullanıcı Eşleştirme ve Uyarlanabilir Kullanıcı Eşleştirme algoritmaları kullanılmıştır. Kullanılan kullanıcı eşleştirme algoritmaları sonrası oluşan gruplar içerisinde güç tahsisi yapılmıştır. Güç tahsisi, meta-sezgisel optimizasyon algoritmalarından biri olan Parçacık Sürü Optimizasyon algoritması kullanılarak yapılmıştır. Ardından, literatürde sıkça kullanılan Kanal Durum Bilgisi (CSI) tabanlı güç tahsisi yöntemi kullanılarak oluşturulan sonuçlar, Parçacık Sürü Optimizasyonu algoritmasına dayalı güç tahsisi yöntemi ile oluşturulan sonuçlar ile karşılaştırılmıştır. Son olarak, kullanılan tüm bu yöntemler ile yapılan kaynak tahsisi sonucu oluşturulan veri hızları, geleneksel Dikgen Çoklu Erişim ile oluşturulan veri hızları ile karşılaştırılmıştır ve üstünlüğü ortaya konulmuştur. Çalışma kapsamında kullanıcıların optimal bir eşleşme ile gruplandırılması ve sistemin toplam veri hızının artırılması hedeflenmiştir.

Anahtar Kelimeler: Dikgen Olmayan Çoklu Erişim, NOMA, PSO, Kullanıcı Eşleştirme, Güç Tahsisi, Kaynak Tahsisi.

Downlink Resource Allocation in Non-Orthogonal Multiple Access

Abstract

In the Non-Orthogonal Multiple Access (NOMA) system, Resource Allocation is examined under two headings as User Pairing and Power Allocation. Resource allocation is accomplished by co-implementation of User Pairing and Power Allocation. With User Pairing, the users in the cell are divided into more than one group and NOMA is applied for each group. In this study, resources are allocated in the power domain for groups of two users each. Random Pairing, Optimal User Pairing and Adaptive User Pairing algorithms were applied to match users. After the user pairing algorithms used, power allocation was made within the groups formed. Power allocation, has been made using the Particle Swarm Optimization algorithm, which is one of the meta-heuristic optimization algorithms. Then, the results generated using the Channel State Information (CSI) based power allocation method, which is frequently used in the literature, were compared with the results generated by the Particle Swarm Optimization algorithm-based power allocation method. Finally, the data rates created as a result of resource allocation made with all these methods used were compared with the data rates created by traditional Orthogonal Multiple Access and its superiority was demonstrated. Within the scope of the study, it is aimed to group the users with an optimal match and to increase the total data rate of the system.

Keywords: Non-Orthogonal Multiple Access, NOMA, PSO, User Pairing, Power Allocation, Resource Allocation.

¹Karadeniz Teknik Üniversitesi, Mühendislik Fakültesi, Trabzon, Türkiye, canerkyyy@outlook.com

²Karadeniz Teknik Üniversitesi, Mühendislik Fakültesi, Trabzon, Türkiye, gokcehacioglu@ktu.edu.tr

¹<https://orcid.org/0000-0002-0424-389X>

²<https://orcid.org/0000-0002-8478-4476>

1. Giriş

Modern dünyada, genç yaşlı fark etmeksizin bireylerin eğitim, alışveriş, sosyal platform kullanımları gibi gerekçelerle internete duyduğu ihtiyacın ve buna bağlı olarak internet kullanımlarının hızla artmasıyla, internetin günlük yaşantıda kapladığı yerin hızlı bir şekilde büyüdüğü gözlemlenmektedir. Bununla birlikte akıllı şehirler, akıllı evler ve akıllı cihazlar gibi birbiriyle haberleşen nesnelere (Internet Of Things, IoT) interneti kullanıyor olması sebebiyle 5G sistemine eklenecek cihazların sayısı günden güne artmaktadır. Cihaz ve kullanıcı sayısındaki bu artış ile birlikte bağlantılarda büyük bir artış olacağı da aşikardır. Bağlantı talebindeki artışın mevcut olarak kullanılan çoklu erişim yöntemleriyle çözümlenmesi ve giderilmesi mümkün değildir. Ayrıca mevcut çoklu erişim yöntemlerinin 5G sisteminin gerektirdiği diğer gereksinimler olan yoğun sistem kapasitesi, yüksek veri hızları, düşük gecikme süreleri, yüksek güvenilirlik ve erişilebilirlik, düşük cihaz maliyeti ve enerji verimli ağlar gibi talepleri de karşılayamadığı bilinmektedir. Spektral verimliliği, düşük gecikme süresi ve daha fazla bağlantıya imkân vermesi ile dikgen olmayan çoklu erişim (NOMA) bu adaylar arasında en potansiyellisi olarak öne çıkmaktadır. Beşinci nesil (5G) ve ötesi hücreli ağlar için kilit teknolojilerden biri NOMA'dır. NOMA'da, birden fazla kullanıcıya yönelik semboller, aynı uzay-zaman-frekans kaynağındaki vericideki güç alanında çoğullanır. NOMA'nın tüm potansiyelini en üst düzeye çıkarmak için eşleştirilmiş kullanıcılar arasında optimum kullanıcı eşleştirmesi ve güç tahsisi esastır (Mouni ve ark., 2021). Bu iki problemin bir arada çözümlenmesi ise kaynak tahsisi olarak belirtilmektedir. Kaynak tahsisi yapılırken, güç tahsisi aşaması genellikle, kullanıcı eşleştirme aşamasından sonra veya kullanıcı eşleştirme algoritması içerisinde bir alt-aşama olarak bağımsız bir problem gibi ele alınmaktadır (Kara ve ark., 2017).

Kullanıcı eşleme algoritmalarından en basiti Rastgele Eşleme (Random Pairing) algoritmasıdır. Düşük bir karmaşıklığa sahip olan bu algorithmada kullanıcılar hiçbir dayanak olmadan rastgele bir biçimde eşlenir. Algoritmanın performansı oldukça düşüktür (Islam ve ark., 2018; Zhang ve ark., 2016). Kapsamlı Arama (Exhaustive Search) algoritması, kullanıcılar arasında mümkün olan tüm kombinasyonları deneyerek en uygun eşleşmeye karar verir. Karmaşıklık derecesi oldukça yüksek bir algoritmadır (Parida ve Das, 2014). Bu hesaplama karmaşıklığını azaltmak adına Sezgisel (Heuristic) algoritma önerilmiştir. Burada kanal kazancı en yüksek kullanıcı ile kalan kullanıcılar arasındaki tüm kombinasyonlar deneyerek en uygun eşleşmeye karar verilir (Parida ve Das, 2014). Bir Sonraki En Büyük Fark Temelli Kullanıcı Eşleme (Next Largest-Difference Based User Pairing) Algoritmasında ise kullanıcıların kanal kazançları dikkate alınır. En yüksek kanal kazançlı kullanıcı ile en düşük kanal kazançlı kullanıcıyı eşleştirerek ilerleyen algoritma en iyi performans kazancına ulaşmayı hedefler (Islam ve ark., 2018). Bu algoritma yalnızca 2 kullanıcıdan oluşan eşlemeler yapmak üzere tasarlanmıştır. Dinamik Kullanıcı Kümeleme (Dynamic User Clustering) Algoritması

ise 3 ve daha fazla kullanıcının aynı kümede bulunduğu durumlar için kullanılmaktadır. Kullanıcıların kanal kazançlarının dikkate alındığı algorithmada, yüksek kanal kazançlı kullanıcılar ile düşük kanal kazançlı kullanıcıyı eşleştirmek esas alınmıştır (Ali ve ark., 2016). Eşleştirme Teorisi (Matching Theory) ise sunduğu düşük karmaşıklık sayesinde yaygın bir şekilde kullanılan algorithmadır (Dai ve ark., 2018). Optimal Kullanıcı Eşleme (Optimal User Pairing) algorithmasında bir grupta 2 kullanıcı olması şartıyla kanal kazanç farkı en yüksek kullanıcıların eşlenmesinin en verimli eşlenme olduğu gösterilmiştir (Zhu ve ark., 2018). HNG Algoritması (HNG Algorithm) güçlü ve zayıf kullanıcıların eşlendiği atama problemlerini çözmesiyle ünlü bir algorithmadır. Hesaplama karmaşıklığı kullanıcı sayısı arttıkça artar. Karmaşıklık yüksek olmasında rağmen optimum eşleşmeyi garanti eder (Ali ve ark., 2019). Kanal kazançlarının baz alındığı çalışma (Kavlak ve Çelebi, 2020)'de en güçlü kanal şartına sahip kullanıcı ile en kötü kanal şartlarına sahip kullanıcılar eşlenmiştir. Uyarlanabilir Kullanıcı Eşleme (Adaptive User Pairing) algorithmasında ise temel olarak en zayıf ve en güçlü kullanıcının eşlenmesi üzerinde durulmuştur. Bu algorithmada standart olarak gruplanan kullanıcıların eşleşebilmesi için gerekli olan minimum bir eşlenme katsayısı olarak tanımlanan değere sahip olup olmadıkları göz önüne alınmıştır. İki kullanıcı bu değer farkına sahipse gruplanıyor, ancak söz konusu bu değer farkına sahip değilse gruplama olmadan OMA da sahip oldukları koşullarda kalıyorlar (Mouni ve ark., 2021).

Güç tahsisi NOMA için kritik bir öneme sahiptir. Kullanıcılara yapılacak veri iletiminin hangi güç değerleriyle yapılması gerektiğini belirlemek için üzerinde çeşitli çalışmalar yapılmıştır. Bunlardan en basiti Sabit Güç Tahsisidir (Fixed Power Allocation). Adından da anlaşılacağı gibi kullanıcılara, önceden belirlenmiş sabit oranlarda güç tahsis edilir. Hesaplama karmaşıklığı oldukça düşüktür. Ancak kanal koşullarının dikkate alınmadığı bu yöntem kullanıcılar arasında adaletsizliğe yol açtığı aynı zamanda yeterli performansı da veremediği için genellikle tercih edilmez (Alghasmari ve Nassef, 2020; Ding ve ark., 2015). Kesirli İletim Güç Tahsisi (Fractional Transmit Power Allocation) yönteminde ise kullanıcıların kanal koşulları dikkate alınarak dinamik (değişken) bir şekilde güç tahsisi yapılır. Hesaplama karmaşıklığı düşük olan bu yöntem optimal bir çözüm değildir, bu yüzden fazla tercih edilmez (Parida ve Das, 2014; Alghasmari ve Nassef, 2020). Tam Arama Güç Tahsisi (Full Search Power Allocation) yönteminde ise kullanıcılara atanabilecek tüm güç tahsisi kombinasyonları denenerek optimal bir çözüm sağlanır. Fakat hesaplama karmaşıklığı çok yüksektir (Benjebbovu ve ark., 2013). CSI (Channel State Information) tabanlı güç tahsisinde, güç katsayıları her kullanıcının sahip olduğu kanal durumu bilgilerine dayanarak belirlenir. Alternatif olarak sunulan optimal güç tahsisi yönteminde (Zhu ve ark., 2018) kullanıcıların her birine en az OMA yönteminde elde edecekleri veri hızına ulaşmaları garanti edilmiştir. Sistemin toplam hızının maksimum yapılması amaçlanan bu yöntem yalnızca iki kullanıcının gruplandığı durumlarda geçerlidir. (Kavlak ve Çelebi, 2020)'de ise iki veya daha fazla kullanıcının aynı grupta yer alması durumunda geçerli

olan, yine her kullanıcıya en az OMA yöntemiyle elde edeceği veri hızını garanti eden bir yöntem önerilmiştir. Bu yöntem ile her kullanıcıya en az OMA yönteminde elde edeceği şekilde güç tahsisi yapıldığında, kalan güç kanal şartları en iyi olan kullanıcıya verilerek sistemin toplam hızı maksimize edilir.

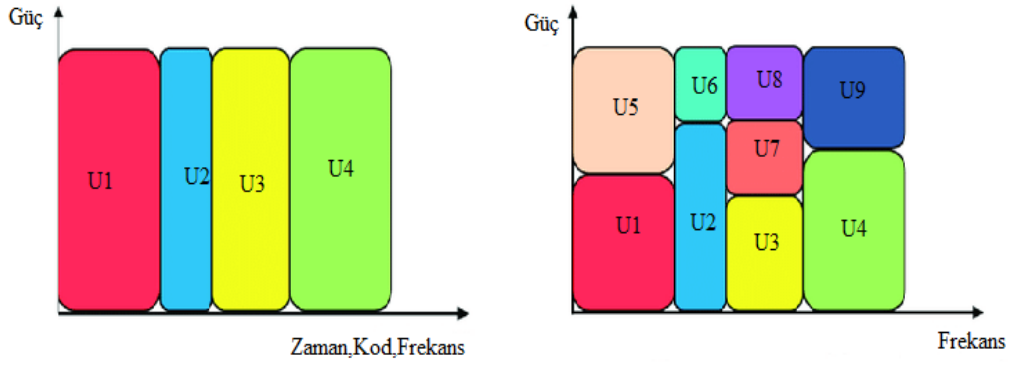
Bu çalışmada rastgele, optimal ve uyarlanabilir kullanıcı eşleme yöntemleri ile iki kullanıcı eşleştirilmiş ve eşleştirilen kullanıcılara parçacık sürü optimizasyonu algoritması (PSO) ile adillik ve enerji etkinliğini en büyük yapacak şekilde güç tahsisi yapılmıştır. Elde edilen sonuçlar literatürde çokça bilinen kanal durum bilgisi (CSI) tabanlı güç tahsisi yöntemi ile elde edilen sonuçlarla karşılaştırılmıştır. Aynı zamanda kullanıcı eşleme yöntemlerinin başarımları da birbiri ile kıyaslanmıştır. Çalışmanın bundan sonraki akışı şu şekildedir: Bölüm 2’de; NOMA yöntemi, NOMA’da güç domeninde kaynak tahsisi, kullanıcı eşleme, PSO hakkında bilgi verilmiştir. Bölüm 3’te elde edilen bulgular ve tartışmaya yer verilmiştir. Bölüm 4’te ise sonuçlar ve öneriler yer almaktadır.

2. Materyal ve Metot

2.1. Dikgen Olmayan Çoklu Erişim (Non-Orthogonal Multiple Access)

Bir kaynağa, geleneksel dikgen çoklu erişim (OMA) sistemlerinde sadece bir adet kullanıcı yerleştirilebilirken, dikgen olmayan çoklu erişim (NOMA) yöntemiyle birlikte daha fazla kullanıcı yerleştirmek mümkün olacaktır. Şekil 1’de yer alan görselde bu durum gösterilmiştir. Burada yer alan U sistemde yer alan kullanıcıyı temsil etmektedir. Bir kaynağa yerleştirilen kullanıcı sayısının artmasıyla spektral verimlilikte arttırılır. Ayrıca bu sayede sistemin toplam veri hızı da arttırılmış olur.

Dikgen olmayan çokgen erişimin (NOMA) temel avantajları (Maraqa ve ark., 2020); Yüksek bant verimliliği; aynı zaman ve frekans bölmesini birden fazla sayıda kullanıcı kullandığı için bant verimliliği artar. Kullanıcı adaleti; geleneksel çoklu erişim yöntemlerinde kanal şartları daha iyi olan kullanıcı daha avantajlıdır. NOMA’da ise kanal şartları kötü olan kullanıcıya daha yüksek güç sağlanarak adalet sağlanmış olur. Yüksek bağlantıya imkân vermesi; özellikle nesnelerin internetinin (IoT) 5G’nin içerisine dahil olmasıyla beraber milyarlarca akıllı cihazın bağlantısının karşılanması gerekmektedir. Noma kaynağa daha çok kullanıcı yerleştirerek buna imkân verir. Uyumluluk; NOMA mevcut çoklu erişim yöntemlerine rahatlıkla uygulanabilir. Düşük gecikme; kullanıcılara özel tahsis edilmiş zaman bölmesi yerine eş zamanlı olacak şekilde aynı zaman bölmesinde hizmet verdiği için gecikme azalır.



Şekil 1. OMA ve NOMA temsili kullanıcı atama şeması

NOMA incelenirken genellikle dört başlık altında ele alınır. Bunlar; Güç Domeni NOMA, Kod Domeni NOMA, Frekans Domeni NOMA ve Zaman Domeni NOMA'dır. Bu çalışmada incelenen ve kullanılan Güç Domeni NOMA yöntemindeki ana fikir, kullanıcıların sinyallerinin aynı zaman ve frekans bölgesinde farklı güç katsayıları ile iletilmesidir. Verici kısmında, kullanıcıların sinyalleri farklı güçlerle üst üste bindirilerek süperpozisyon kodlama (superposition coding, SC) yöntemi ile iletilir. Alıcı kısmında ise ardışık girişim giderme (successive interference cancellation, SIC) yöntemi uygulanarak sinyaller birbirinden ayrıştırılır (Maraça ve ark., 2020).

Güç domeni NOMA'da kullanıcılar arasında yapılacak olan güç tahsisi çok büyük bir öneme sahiptir. Güç tahsisi, kullanıcılar ile verici arasındaki kanal durumuna göre yapılır. Bu nedenle kanal bilgi teorisine göre kanal kapasitesinin maksimizasyonu açısından daha iyi kanala sahip kullanıcıya daha düşük güç tahsisi yapılırken, kanal şartları daha kötü olan kullanıcıya daha yüksek güç tahsisi yapılır (Cai ve ark., 2017; Kara ve ark., 2017; Islam ve ark., 2018). NOMA'nın aşağı yönlü haberleşmede, geleneksel dikgen çoklu erişim (Orthogonal Multiple Access, OMA) yöntemlerine göre yaklaşık %30 daha fazla spektral verimlilik elde ettiği ifade edilmiştir (Benjebbour ve ark., 2013).

SC, bilgileri tek bir kaynaktan birkaç alıcıya aynı anda iletme tekniğidir. SC'de verici, her bir kullanıcının sinyalini o kullanıcı için belirlenen güç katsayısı ile çarparak tüm kullanıcıların sinyallerini üst üste bindirerek iletim yapar.

$$S_1 = h_1\sqrt{a_1P}s_1 + h_1\sqrt{a_2P}s_2 + N_1 \quad (1)$$

$$S_2 = h_2\sqrt{a_1P}s_1 + h_2\sqrt{a_2P}s_2 + N_2 \quad (2)$$

Burada; S iletilen sinyali, s_1, s_2 kullanıcılara ait sinyalleri, a_1, a_2 kullanıcılara tahsis edilen güç katsayısını (a 'ların toplamı 1'e eşit olmak zorundadır. Çünkü toplam güç sabit kalmaktadır.), h_i i 'inci kullanıcıya ait kanal katsayısını, N Gauss gürültüsünü ve P ise vericinin toplam gücünü temsil eder. Bu eşitlik, iki kullanıcı olan sistemde yapılan SC için verilmiştir (Islam ve ark., 2016).

NOMA'da da alıcıda işaretlerin çözülmesi sırasında SC yöntemi ile bilinçli olarak oluşturulan girişimi gidermek için SIC yöntemi uygulanır. Burada temel mantık kullanıcıların sinyallerinin sırayla çözümlenmesidir. Bu çözümlenmenin gerçekleşmesi için kullanıcılara tahsis edilen güç katsayılarının bilinmesi gerekir. SIC uygulanırken, kanalı en güçlü olan kullanıcı kanalı en zayıf olan kullanıcının sinyalini çözer, ardından bu sinyali toplam sinyalden çıkarır. Sadece kendi sinyali kalana kadar kanalı en zayıf olan kullanıcıdan güçlü olana doğru tüm kullanıcıların sinyallerini sıra ile çözerek, her seferinde elinde kalan sinyalden çıkarır. Bu şekilde en son olarak elde edeceği sinyal kendi sinyali olacaktır. Bu sayede sinyal tüm girişimlerden kurtarılmış olacaktır.

Kanalı gücü daha az olan kullanıcının ise kanalı kendisinden daha zayıf olan kullanıcıların sinyallerini en zayıftan güçlüye doğru olacak şekilde sırayla çözerek elinde kalan sinyalden çıkarması gerekir. En zayıf kullanıcının ise SIC uygulamasına gerek yoktur. Zaten kanalı en zayıf kullanıcı en yüksek güç katsayısı sahip olduğu için diğer kullanıcıların sinyallerini gürültü olarak kabul eder ve SIC yöntemi uygulamasına gerek kalmadan gelen sinyali çözmüş olur (Islam ve ark., 2016).

Özetle, üst üste binen mesajların kodunun çözülmesiyle ilgili belirli süreç aşağıdaki gibi matematiksel olarak ifade edilebilir:

$$\tilde{s}_2 = \arg_{\min} |S_1 - h_1 \sqrt{a_2 P} s_i|; i = 0, 1, \dots, M - 1 \quad (3)$$

$$\tilde{s}_1 = \arg_{\min} |S_1 - h_1 \sqrt{a_2 P} \tilde{s}_2 - h_1 \sqrt{a_1 P} s_i|; i = 0, 1, \dots, M - 1 \quad (4)$$

$$\tilde{s}_2 = \arg_{\min} |S_2 - h_2 \sqrt{a_2 P} s_i|; i = 0, 1, \dots, M - 1 \quad (5)$$

Burada; \tilde{s}_1 ve \tilde{s}_2 1. ve 2. kullanıcıların aldığı sinyalleri ifade eder.

Burada kanalı güçlü kullanıcı, yani güç katsayısı düşük olan kullanıcı sinyali çözmek için önce denklem (3) ile verilen işlemi yapar. Ardından ise denklem (4)'te verilen işlemi yaparak kendi sinyaline ulaşır. Kanalı zayıf olan kullanıcı, yani güç katsayısı yüksek olan kullanıcı ise denklem (5)'te verilen eşitliği kullanarak doğrudan kendi sinyaline ulaşır.

Kanal geri besleme koordinasyonu ve hata yayılımı için gereken ekstra sistem yükü nedeniyle, NOMA'nın tüm kullanıcılara ortak bir şekilde uygulanması mümkün değildir. Bu gereklilik göz önüne alınarak, sistem içerisindeki kullanıcıların çoklu kümelere ayrılması ve her küme içerisinde NOMA'nın uygulanması fikri üzerinde durulmuştur (Islam ve ark., 2018). Kullanıcıların bu şekilde kümelere ayrılması 'Kullanıcı Eşleme (User Pairing, UP)' olarak adlandırılırken, mevcut gücün kullanıcılar arasında paylaşılmasına ise 'Güç Tahsisi (Power Allocation, PA)' adı verilmiştir. Toparlamak gerekirse, Aşağı yönlü (Downlink) NOMA sistemlerinde Kullanıcı Eşleme ve Güç Tahsisi yapılarak, sistem içerisinde bulunan kullanıcıların hangilerinin eşleneceği ve her bir küme içerisinde bulunan her kullanıcıya atanacak güç belirlenmiş olur (Kara ve ark., 2017).

NOMA sisteminde Kullanıcı Eşleme ve Güç Tahsisinin beraber uygulanmasıyla oluşan bütüne ‘Kaynak Tahsisi (Resource Allocation, RA) adı verilir. NOMA sisteminde kaynak tahsisinin optimal performansı, tüm muhtemel kullanıcı çiftlerinin ve iletim gücü tahsislerinin detaylı bir şekilde aranmasıyla elde edilebilir (Islam ve ark., 2018). Kaynak tahsisi yapılırken, güç tahsisi aşaması genellikle, kullanıcı eşleştirme aşamasından sonra veya kullanıcı eşleştirme algoritması içerisinde bir alt-aşama olarak bağımsız bir problem gibi ele alınmaktadır (Kara ve ark., 2017).

Kullanıcı eşleme, ideal olarak, kullanıcı adaletini korurken en az düzeyde hesaplama karmaşıklığı oluşturmalıdır. Ayrıca, yüksek verim sağlamak için güç tahsisi stratejisiyle uyumlu olmalıdır. İstenen performansa, dağıtım ortamına ve uygulama karmaşıklığına bağlı olarak, bir dizi kullanıcı eşleme (UP) algoritması vardır (Islam ve ark., 2018). Yapılan çalışmada kullanılan kullanıcı eşleştirme algoritmaları aşağıdaki gibidir:

- Rastgele Eşleme (Random Pairing) Algoritması
- Optimal Kullanıcı Eşleme (Optimal User Pairing)
- Uyarlanabilir Kullanıcı Eşleme (Adaptive User Pairing)

Rastgele eşleştirme algoritması, vericinin kullanıcıları eşleştirmek için mevcut kullanıcılar arasından rastgele seçim yaptığı en kolay kullanıcı eşleştirme yöntemidir. Rastgele eşleştirme algoritması en düşük karmaşıklığa sahip olmasına rağmen kullanıcının kanal durumlarının bilgisini kullanılmadığı için düşük bir performans sergiler. Bu performans optimalin altında bir toplam oran performansdır. Rastgele eşleştirme algoritması en düşük karmaşıklığa sahip olduğundan, performansı diğer eşleştirme algoritmaları üzerinde çalışmak için referans olarak alınabilir (Islam ve ark., 2018; Zhang ve ark., 2016).

Optimal Kullanıcı Eşleme yöntemi (Zhu ve ark., 2018)’de tam haliyle görülebilir. Burada kullanılan kullanıcı eşleme algoritması da kullanıcılar arasındaki kanal kazancı farkından hareketle ortaya çıkmıştır. Çalışmada öncelikle 4 kullanıcıdan oluşan bir NOMA sistemi düşünülmüş ve bu kullanıcıların toplam 2 farklı kaynak bloğuna yerleştirileceği varsayılmıştır. Çalışmada U_1, U_2, U_3 ve U_4 ile gösterilen kullanıcıların kanal kazançları $|h_1| \geq |h_2| \geq |h_3| \geq |h_4|$ olacak şekilde kabul edilmiştir. Tüm kullanıcıların birbiriyle eşleşebileceği kombinasyonlar denenmiş ve ortaya 3 farklı durum çıkmıştır. Oluşan bu 3 durum incelendiğinde, kullanıcıların (U_1, U_4) ve (U_2, U_3) şeklinde gruplanması halinde sistemin kazancının maksimum yapılacağı kanıtlanmıştır. Yani kanal kazanç farkları en büyük olan kullanıcılar eşlenerek, sistemin toplam maksimum hıza ulaşacağı gösterilmiştir. Ardından önerilen teorem sistemde herhangi bir çift sayıda kullanıcı olması durumu için incelenmiş ve kanıtlanmıştır. Bu çalışmada önerilen yöntem her bir kaynak bloğunda toplam 2 adet kullanıcı olması durumu için geçerlidir. Her bir kaynak bloğuna 3 veya daha fazla kullanıcı yerleştirilmesi için uygun değildir.

Uyarlanabilir kullanıcı eşlemede; kullanıcılar maksimum ikili grup olacak şekilde eşlenir. Kullanıcıların SINR değerleri göz önüne alınarak oluşturulan ve MSD (Minimum SINR Difference) adı verilen sınır değere bakılarak kullanıcıların eşlenip eşlenemeyeceğine karar verilir. Bunun amacı kullanıcıların en az OMA'da sahip olacağı hızda iletim yapmalarını sağlamaktır. Algoritmada kullanıcılar kanal kazançlarına göre en yüksekten en düşüğe sıralanarak iki gruba ayrılır. Ardından en zayıf kanal kazanca sahip olan kullanıcı ile en yüksek kanal kazancına sahip kullanıcı eşlenecek şekilde açıkta kullanıcı kalmayana kadar eşleme yapılır. Daha sonraki aşamada kullanıcıların kanal kazanç farklarının MSD değerinden büyük olup olmadığına bakılır. Bu koşulu sağlayan kullanıcılar eşlenmiş olarak kalırken, bu koşulu sağlamayan kullanıcılar eşlenmez. Eşlenmeyen kullanıcılar yukarıda bahsedilen sıralamada bir üzerinde yer alan kullanıcı ile yer değiştirir ve tekrar eşleme olur. Yeni durumda kullanıcıların kanal kazanç farklarının yine MSD değerinden büyük olup olmadığına bakılır. Bu koşul sağlanmışsa kullanıcılar eşlenir. Oluşan yeni durumda da bu koşul sağlanmamışsa kullanıcılar eşlenmez ve OMA durumunda iletim yapılacak şekilde eşlenmeden kalırlar (Mouni ve ark., 2021). Bu algoritma, sistem içerisinde $2n$ sayıda kullanıcı olması durumu için kurgulanmış ve incelenmiştir.

Güçlü ve zayıf kullanıcıların SNR değerlerini bulmak için aşağıda verilen denklemlerden yararlanılmıştır.

$$\gamma_s = \frac{a_s \gamma_s}{1 + \beta(1 - a_s) \gamma_s} \quad (6)$$

$$\gamma_w = \frac{(1 - a_s) \gamma_w}{1 + a_s \gamma_w} \quad (7)$$

Denklem (6) ve Denklem (7)'de yer alan γ_s güçlü kullanıcının SNR değerini, γ_w zayıf kullanıcının SNR değerini, a_s güçlü kullanıcının güç katsayısı ve $\beta \in [0,1]$ SIC işlemindeki kusuru temsil eder.

Bahsi geçen MSD sınır değerinin hesaplanması için aşağıda verilen denklem kullanılmaktadır.

$$\Delta MSD = \gamma_s - \frac{(\sqrt{1 + \gamma_w} - 1)(\sqrt{1 + \gamma_s} \sqrt{1 + \gamma_w} + 1)}{\sqrt{1 + \gamma_w}} \quad (8)$$

Geleneksel dikgen çoklu erişim yönteminden farklı olarak kullanıcılar güç domeninde çoğullandığı için, güç tahsisi NOMA'da daha kritik bir rol oynar. Genel olarak değerlendirildiğinde, NOMA sistemi için yapılan güç tahsisi, kullanıcıların kanal koşulları, CSI bilgileri, QoS gereksinimleri, toplam güç kısıtlaması ve sistem hedefi göz önüne alınarak belirlenir. Uygun bir şekilde yapılmayan güç tahsisi, kullanıcılar arasında adaletsizliğe yol açarak, doğru olmayan bir oran

dağılımına yol açar. Bununla beraber, SIC işleminin başarısız olmasına sebep olarak sistem kesintisine yol açabilir. Bu kriterlere ek olarak farklı güç tahsisi performans kriterlerinden de söz edilebilir. Örnek vermek gerekirse, bir kaynak bloğu için kabul edilen kullanıcı sayısı, toplam oran, kullanıcı adaleti, kesinti olasılığı ve toplam güç tüketimi gibi kriterler gösterilebilir (Islam ve ark., 2018).

Literatürde yer alan diğer bazı güç tahsisi yöntemleri Sabit Güç Tahsisi (Fixed Power Allocation) (Alghasmari ve Nassef, 2020; Ding ve ark., 2015), Kesirli İletim Güç Tahsisi (Fractional Transmit Power Allocation) (Alghasmari ve Nassef, 2020), Tam Arama Güç Tahsisi (Full Search Power Allocation) (Benjebbovu ve ark., 2013), CSI Tabanlı Güç Tahsisi (CSI Based Power Allocation) (El-Sayed ve ark., 2016), QoS Tabanlı Güç Tahsisi (QoS Based Power Allocation) (El-Sayed ve ark., 2016) şeklindedir.

Bu çalışma kapsamında CSI Tabanlı Güç Tahsisi ve yukarıda yer alan yöntemlerden farklı olarak optimizasyon algoritmalarından biri olan Parçacık Sürü Optimizasyonu (Particle Swarm Optimization, PSO) kullanılarak kullanıcılara güç tahsisi yapılmıştır.

CSI (Channel State Information) tabanlı güç tahsisinde, güç katsayıları her kullanıcının sahip olduğu kanal durumu bilgilerine dayanarak belirlenir. Baz istasyonu (BS), kontrol kanalları aracılığıyla NOMA kullanıcıları tarafından gönderilen raporları dikkate alarak güç katsayılarını tahsis eder. Baz istasyonu (BS), kullanıcıları gruplarken, kanal durumu iyi olan bir kullanıcı ile kanal durumu kötü olan başka bir kullanıcı aynı grupta olacak şekilde gruplandırma yapar. Ardından her kullanıcı grubunu bir frekans bloğuna atar. Kullanıcıların sinyalleri, tahsis edilen güçler kullanılarak beraber çoğullanacak ve kaynak bloğu başına toplam iletilen güç olan P 'yi geçmemesi için kullanıcılara iletilecektir.

$$P_i = \frac{P}{|h_i|^2 \sum_{k=1}^{m_b} \frac{1}{|h_k|^2}} = \alpha_i P_i \quad (9)$$

Denklem (9)'da yer alan; P toplam gücü, P_i i. kullanıcının gücünü ve h_i i'inci kullanıcının kanal katsayısını ifade eder.

PSO, doğadan ilham alarak optimizasyon problemlerini çözüme ulaştırmak için tasarlanmış bir algoritmadır. Ortaya çıkışında kuş ve balık sürülerinin davranışından esinlenmiştir. Sürüdeki her bir birey, bir çözüm uzayında özgürce hareket eden parçacık olarak isimlendirilmiştir. Burada her bir parçacık, bu çözüm uzayındaki bir çözümü temsil eder. Tüm bu parçacıkların tek bir hedefi vardır, bu da en iyi çözümü bulmaktır. Başlangıçta rastgele konumlanan bu parçacıklar sahip oldukları hız vektörü doğrultusunda hareket ederek kendi geçmiş konumlarına, en iyi buldukları konuma ve sürü içindeki en iyi konuma doğru bir hareket içerisindedir. Burada her bir parçacık, kendi en iyi başarısını

ve sürü içindeki en iyi konumu takip eder. Her yeni hareket bir iterasyon olarak kabul edilir. Parçacıklar arasında bir iletişim olduğu varsayılır bu sayede her parçacık kendi en iyi konumunu sürü ile paylaşır ve sürüdeki diğer parçacıkların en iyi konumundan haberdar olur. Bu sayede parçacıklar birbirinden öğrenen kolektif bir zekâ oluşturur. Gerçekleşen her iterasyonda parçacıklar birbirleriyle etkileşimde olacak şekilde hedef fonksiyonun optimize edilmesini sağlarlar (Kennedy ve Eberhart, 1995).

Temel olarak sürüde bulunan bireylerin pozisyonunun, sürünün en iyi pozisyona sahip olan bireyine yaklaştırılmasına dayanır. Her bir parçacık kendi pozisyonunu, bir önceki tecrübesinden faydalanarak sürüdeki en iyi pozisyona doğru ayarlar. Burada, çözümü bulmak için arama yapan her bir birey parçacık olarak adlandırılırken, parçacıkların bulunduğu topluluk ise sürü olarak adlandırılmıştır. Bir parçacığın çözümü aradığı süre zarfında kendisinin çözüme en çok yaklaştığı andaki en iyi durumu personalbest olarak, sürünün tamamında ve tüm arama boyunca çözüme en çok yaklaşan parçacığın o andaki durumu ise globalbest olarak adlandırılır. Bir bireyin çözüme olan yakınlığını anlamak için uygunluk fonksiyonu kullanılır. Uygunluk fonksiyonun asıl amacı, gerçek çözüme ne kadar yaklaşıldığını tespit etmektir. Uygunluk fonksiyonuna göre personalbest ve globalbest değerleri güncellenir. İstenilen sonuç elde edilene kadar güncelleme devam eder (Özsağlam ve Çunkaş, 2008).

PSO algoritması aşağıdaki gibi ifade edilebilir.

1. Rasgele üretilen başlangıç pozisyonları ve hızları ile başlangıç sürüsü oluşturulur.
2. Sürü içerisindeki tüm parçacıkların uygunluk değerleri hesaplanır.
3. Her bir parçacık için mevcut jenerasyondan yerel en iyi (pbest) bulunur. Sürü içerisinde en iyilerin sayısı parçacık sayısı kadardır.
4. Mevcut jenerasyondaki yerel eniyiler içerisinde küresel en iyi (gbest) seçilir.
5. Pozisyon ve hızlar aşağıdaki gibi yenilenir.

$$V_{t+1} = V_t + C_1 \times rand_1 \times (pbest_t - x_i) + C_2 \times rand_2 \times (gbest - x_i) \quad (10)$$

6. Durdurma kriteri sağlanıncaya kadar 2,3,4,5 adımları tekrar edilir.

Denklem (10)'da; x değişken parçacık değeri, t değeri iterasyon sayısını V parçacığın değişim hızı, C ölçeklendirme için sabit değer, $pbest$ kişisel en iyi değer, $gbest$ global en iyi değer ve $rand$ rastgele üretilen değerdir.

2.2. Benzetim Metodu ve Sistem Modeli

Bu çalışmada kapsama yarı çapı 20m olan bir küçük hücre (small cell) içindeki kullanıcılar göz önüne alınmaktadır. Öncelikle, koordinat düzleminde rastgele kullanıcılar üretilmiştir. Kullanıcıların baz istasyonuna olan uzaklıkları dikkate alınarak (11)'de verilen denklem kullanılarak her bir kullanıcı için kanal katsayısı oluşturulmuştur. Daha sonra bu kanal katsayılarına göre küçükten büyüğe doğru sıralanan kullanıcılar Rastgele Eşleme, Optimal Kullanıcı Eşleme ve Uyarlanabilir Kullanıcı Eşleme algoritmalarına göre gruplara ayrılmıştır. NOMA yöntemi gruplama işlemi yapıldıktan sonra uygulanmıştır. Yani frekans bandı her bir gruba eşit olarak paylaştırılmış olup kullanıcı gruplarının bu frekans bloğu içinde iletim yaptığı düşünülmüştür. Burada kullanıcılara tahsis edilen güç katsayıları ile buna bağlı olarak veri hızları PSO algoritması ve CSI tabanlı güç tahsisi yöntemi kullanılarak oluşturulmuştur. Sonuçlar sırasıyla 8 ve 16 kullanıcıli durumlar için Enerji Etkinliği ve Adillik kriterleri için incelenmiştir. Oluşan sonuçlar, “Toplam hızlar”, “Toplam hızların Farkı” ve “OMA’ya karşı sistem kazancı” grafikleri ile gösterilmiştir.

Tablo 1. Matlab programı benzetim parametreleri

Parametre	Değeri
Kullanıcı sayısı	8, 16
Makro baz istasyonu kapsama çapı	20 m
Kullanıcıların makro baz istasyonuna olan minimum mesafesi	5 m
Tekrar sayısı	100
Bant genişliği	9MHz
Gürültü gücü yoğunluğu	-174 dbm/Hz
Path Loss katsayısı (PL)	2
PSO ceza katsayısı	10^{15}
PSO parçacık sayısı	25
PSO iterasyon sayısı	150

Rastgele üretilen kullanıcıların kanal katsayıları aşağıdaki denklem kullanılarak elde edilmiştir (Ali ve ark., 2020).

$$h_i = x_n d_i^{-PL} \quad (11)$$

Denklem (11)'de; h_i , i 'inci kullanıcının kanal katsayısını, d_i i 'inci kullanıcının baz istasyonuna olan mesafesini temsil eder. Yol kaybı (path loss) PL ile gösterilmiştir. x_n ise rastgele üretilen karmaşık sayı değişkenidir ve genliği Rayleigh dağılımlıdır.

Sistemdeki kullanıcıların OMA ve NOMA veri hızlarını hesaplamak için kullanılan denklemler aşağıda verilmiştir:

$$R_{NOMA} = B \log_2 \left(1 + \frac{\alpha_i P |h_i|^2}{P |h_i|^2 \sum_{k=i+1}^N + \sigma^2} \right) \quad (12)$$

Denklem (12)'de; B bant genişliğini, α_i i . kullanıcının güç katsayısını, P baz istasyonunun toplam gücünü, σ^2 ise AWGN (Additive White Gaussian Noise) varyansını temsil eder.

$$R_{OMA} = \frac{B}{ks} \log_2 \left(1 + \frac{|h_i|^2 P}{\sigma^2 ks} \right) \quad (13)$$

Denklem (13)'te; ks kullanıcı sayısını göstermektedir.

Her bir kablosuz iletişim sisteminin performansını değerlendirmek için verimlilik (erişilebilir veri hızı), enerji verimliliği ve adalet endeksi gibi farklı performans ölçütleri kullanılır (Ali ve ark., 2020). Adalet ölçütünü sağlayabilmek için aşağıda verilen denklem kullanılmıştır.

$$F = \frac{\left(\sum_{i=1}^{ks} RNOMA_i \right)^2}{ks \sum_{i=1}^{ks} RNOMA_i^2} \quad (14)$$

Denklem (14)'te; $RNOMA_i$ önerilen NOMA sistemi için i 'inci kullanıcının veri hızını temsil eder. Önerilen NOMA sistemi, eşleştirilmiş kullanıcılara mümkün olduğunca eşit veri hızı tahsis etmeyi amaçlamaktadır. Adillik 0 ile 1 arasında bir değer alabilir.

Enerji verimliliği denklem (15)'teki gibi hesaplanmaktadır. Denklem (16)'da ise s (strong) güçlü kullanıcıları ve w (weak) zayıf kullanıcıları göstermek üzere tüm kullanıcıların enerji verimlilikleri toplamı olan toplam enerji verimliliği gösterilmektedir.

$$EE = \frac{\text{Veri hızı (bps)}}{\text{Toplam güç tüketimi (Joule/s)}} \quad (15)$$

$$EE_{\text{toplam}} = \sum_{s=1}^s \sum_{w=1}^w EE_{w,s} \quad (16)$$

Rastgele Eşleme, Optimal Kullanıcı Eşleme ve Uyarlanabilir Kullanıcı Eşleme algoritmaları ile beraber PSO algoritması kullanılarak oluşturulan NOMA hızları, OMA hızları kullanılarak hesaplanan sistem kazancı ifadesi aşağıda verilmiştir.

$$\text{Kazanç (\%)} = \frac{R_{TNOMA} - R_{TOMA}}{R_{TOMA}} \times 100 \quad (17)$$

Bu çalışma kapsamında amaç fonksiyonu olarak Enerji Etkinliği ve Adillik kullanılmıştır. Amaç fonksiyonunun maksimize edilmesi kullanıcılara tahsis edilen NOMA hızının da maksimum yapılabilmesine yardımcı olur. Denklem (14)'te Adillik kriteri ve denklem (15)'de Enerji Etkinliği kriteri verilmiştir. PSO algoritması, amaç fonksiyonunu maksimum yapmasının yanı sıra, kullanıcılara tahsis edilen güç katsayılarının toplamını da bire eşit yapması beklenmiştir. Birinci kullanıcının güç katsayısı α_1 ve ikinci kullanıcının güç katsayısı α_2 'nin toplamı 1 olmalıdır. İdeal bir güç tahsisi işleminde beklenen durum budur (Islam ve ark., 2016). Bu iki kritere ek olarak en önemli beklenti ise kullanıcılara tahsis edilecek veri hızının, her bir kullanıcı için OMA yöntemi kullanılarak ulaşıldıkları veri hızından az olmamasıdır.

PSO, popülasyondaki parçacıkların başlangıçta rastgele dağılmasına ve devam eden süreçteki içgüdüsel hareketlerine dayanmaktadır. Bu çalışmada da başlangıç değerleri rastgele üretilmiş olup devam eden iterasyonlar süresince bu değerlerin en iyi değerine ulaştırılması hedeflenmiştir. Burada optimize edilmesi hedeflenen değerler, kullanıcılara atanan güç katsayılarıdır. Program 150 iterasyonda problemi optimize edecek şekilde ayarlanmıştır. İstenmeyen durumlarda optimizasyona olumlu yönde müdahale etmek adına ceza verme işlemi uygulanmıştır. Cezalandırma işlemi, çözümün belirlenen kısıtlamalara uymadığı durumlarda uygulanır. Bu çalışmada belirlenen kısıtlamalar: güç katsayıları toplamının 1'den büyük ve 1'den küçük olması ayrıca kullanıcının elde edilen NOMA hızının kullandığı OMA hızından küçük olması durumudur. Cezalandırma, kısıtlamalarını kontrol etmenin yanı sıra çözümlerin uygunluklarını korumak için de bir denge sağlar. Ceza, katsayısı 10^{15} olmak üzere aşağıdaki durumlarda, belirtilen denklemlerde uygulanmıştır.

Z amaç fonksiyonun (Denklem 14 ve 15) tersidir yani $\frac{1}{\text{amaç fonksiyonu}} = Z$ olarak alınmıştır.

Yapılan optimizasyonda Z küçültülmeye çalışılmış yani amaç fonksiyonunun en büyük yapılması hedeflenmiştir. Başlangıçla $Z \rightarrow \infty$ olarak tanımlanmıştır.

- Eğer $\alpha_1 + \alpha_2 > 1$ ise ceza aşağıda verilen denklemdeki şekilde uygulanır;

$$Z = Z + (\alpha_1 + \alpha_2)^2 \times 10^{15} \quad (18)$$

- Eğer $\alpha_1 + \alpha_2 < 1$ ise ceza aşağıda verilen denklemdeki şekilde uygulanır;

$$Z = Z + \left(\frac{1}{\alpha_1 + \alpha_2}\right)^2 \times 10^{15} \quad (19)$$

- Eğer $R_{OMA} > R_{NOMA}$ ise ceza aşağıda verilen denklemdeki şekilde uygulanır;

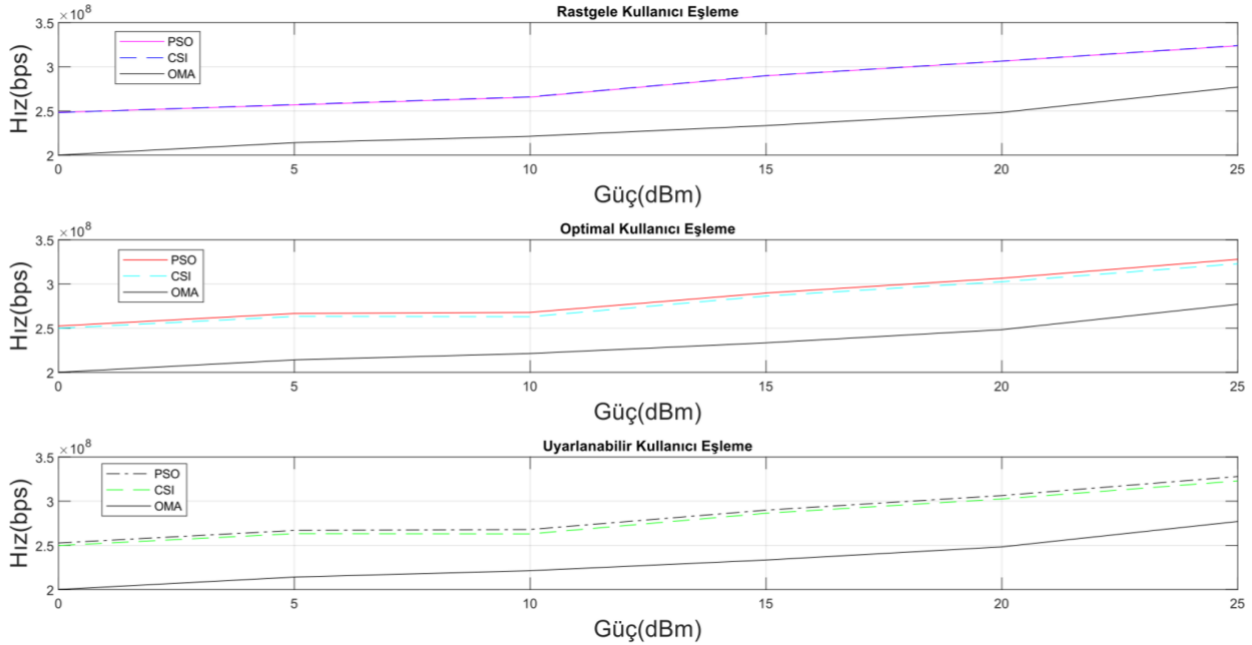
$$Z = Z + (R_{NOMA})^2 \times 10^{15} \quad (20)$$

Ceza verme işlemi, iterasyonlar bitene kadar gerek duyulması halinde devam eder. Her bir ceza işleminin ardından kullanıcıların NOMA hızları aşağıdaki denklem ile verilen işlem yapılarak güncellenir. Bu sayede hız optimize edilir.

$$R_{NOMA}' = R_{NOMA} + Z \quad (21)$$

3. Bulgular ve Tartışma

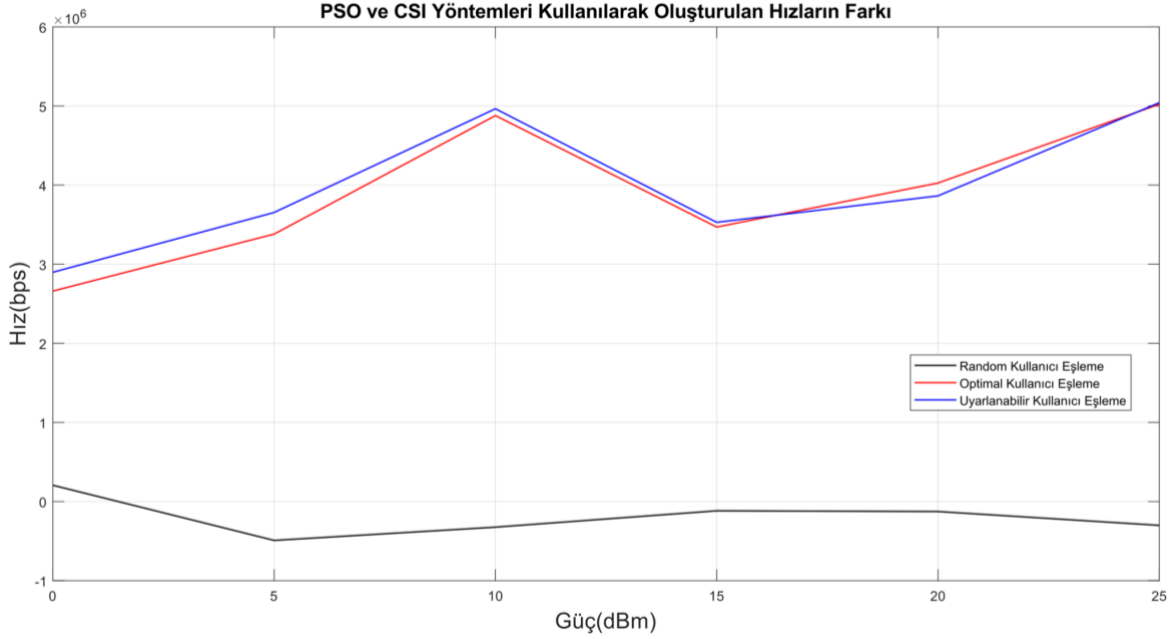
Bu bölümde, yapılan benzetim çalışması sonucunda elde edilen bulgulara yer verilmiştir. Sistemde sırasıyla 8 ve 16 kullanıcı olması durumunda, enerji etkinliği (energy efficiency) ve adillik (fairness) kriterlerine göre oluşturulan hızların karşılaştırılması yapılmıştır. Ardından daha açıklayıcı olması açısından, PSO algoritması kullanılarak oluşturulan hızlar ile CSI'ya dayalı olarak oluşturulan hızların farkı grafiklerle gösterilmiştir. Bu fark oluşturulurken PSO algoritması kullanılarak oluşturulan hızdan, CSI'ya dayalı oluşturulan hız çıkarılmıştır. Son olarak ise Rastgele Kullanıcı Eşleştirme, Optimal Kullanıcı Eşleştirme ve Uyarlanabilir Kullanıcı Eşleştirme yöntemleri kullanılarak oluşan hızların, geleneksel yöntem kabul edilen OMA hızlarına karşı kazançları gösterilmiştir.



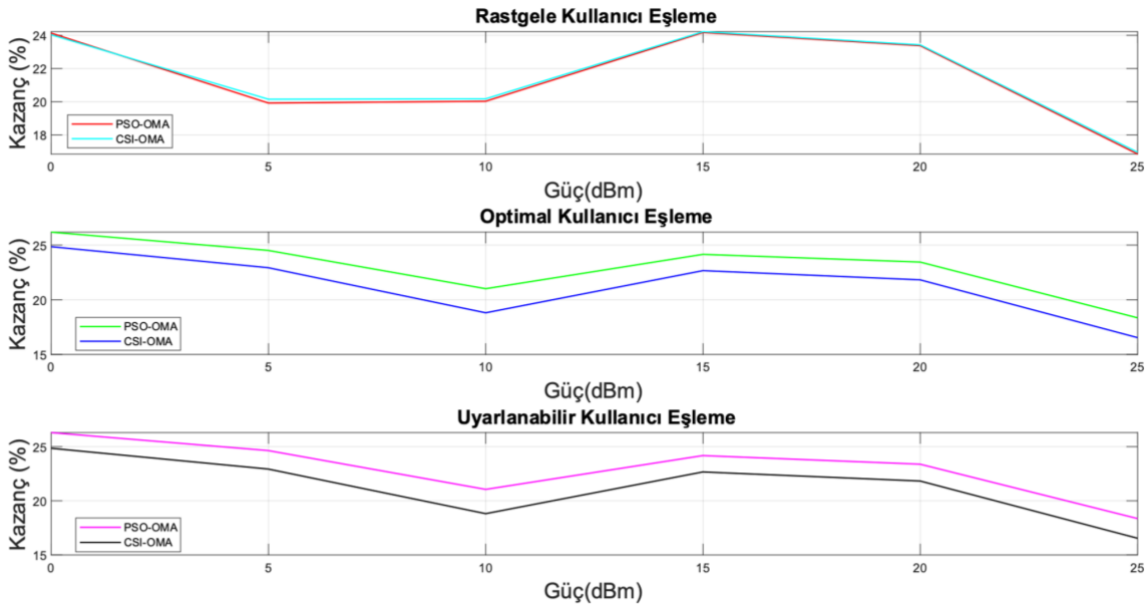
Şekil 2. 8 Kullanıcının, Enerji Etkinliğine kriterine göre toplam hızlarının karşılaştırılması

Şekil 2'den de gözüktüğü gibi NOMA yöntemleri OMA'ya göre önemli ölçüde hız artışı sağlamaktadır. Şekil 3'te pozitif konumda bulunan eğriler için PSO algoritması kullanılarak elde

edilen hızların CSI'ya dayalı oluşturulan hızlardan daha yüksek olduğu görülmektedir. Şekil 3'ten görüldüğü gibi sadece rastgele kullanıcı eşleme kullanıldığında; PSO ile yapılan güç tahsisi CSI ile yapılan güç tahsisine göre daha düşük hız elde edilmesini sağlamaktadır. Optimal kullanıcı eşleme ve uyarlanabilir kullanıcı eşleme ile PSO kullanılması durumunda yapılan güç tahsisi sonucunda CSI ile elde edilenden yaklaşık olarak 3Mbps ile 5Mbps arasında daha yüksek hızlar elde edilmektedir.

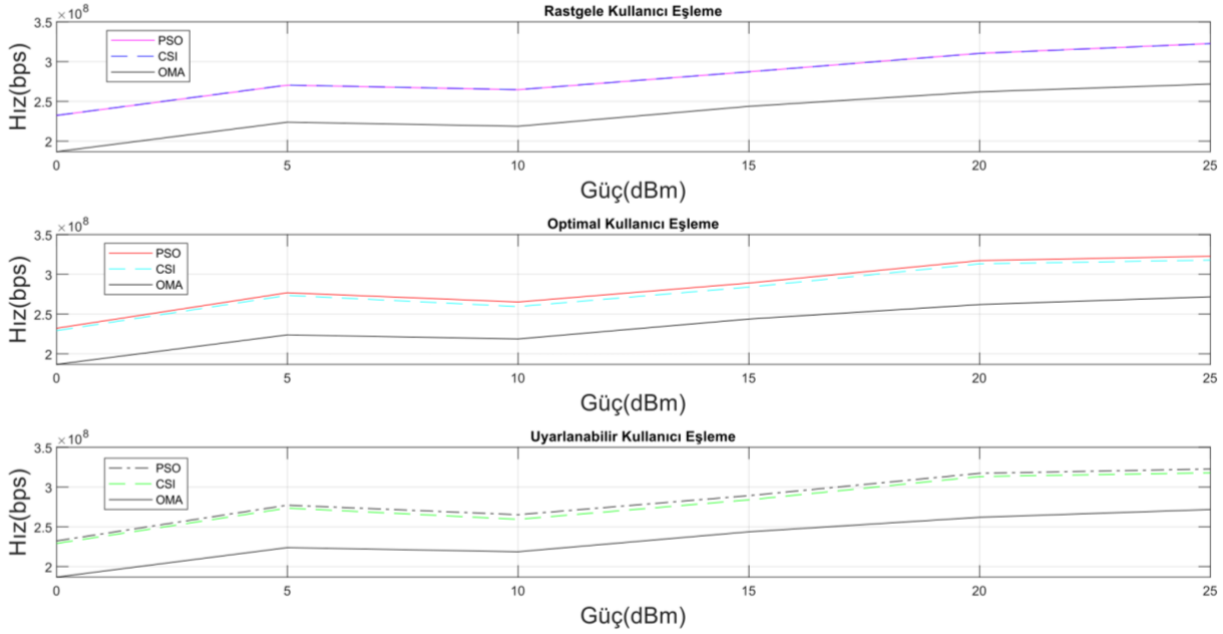


Şekil 3. Sekiz Kullanıcının, Enerji Etkinliği kriterine göre toplam hız farkları

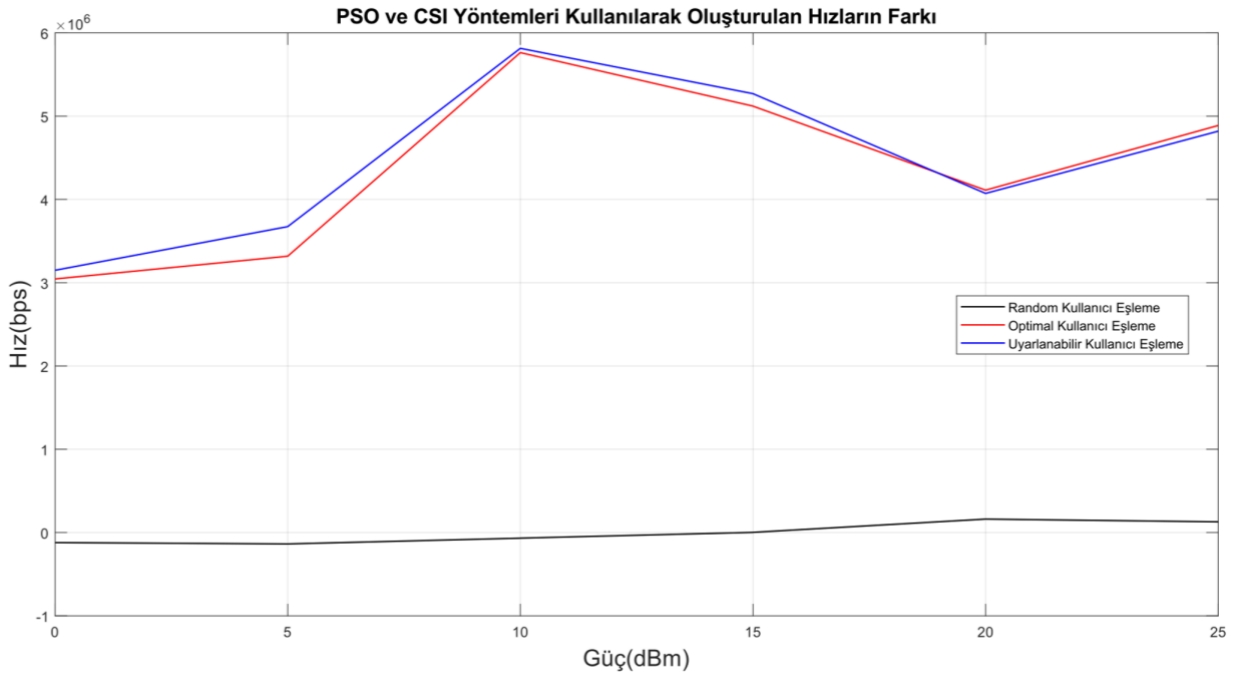


Şekil 4. Sekiz Kullanıcı için Enerji Etkinliği kriteri kullanıldığında OMA'ya karşı sistem kazançları

Şekil 3 ve Şekil 4 incelendiğinde Rastgele Kullanıcı Eşleme algoritmasında 1 dBm'den sonra CSI'ya göre oluşan kazancın PSO'dan daha yüksek olduğu, Optimal Kullanıcı Eşleme ve Uyarlanabilir Kullanıcı Eşleme algoritmalarında ise PSO'ya göre oluşan kazancın CSI'dan daha yüksek olduğu görülmektedir.

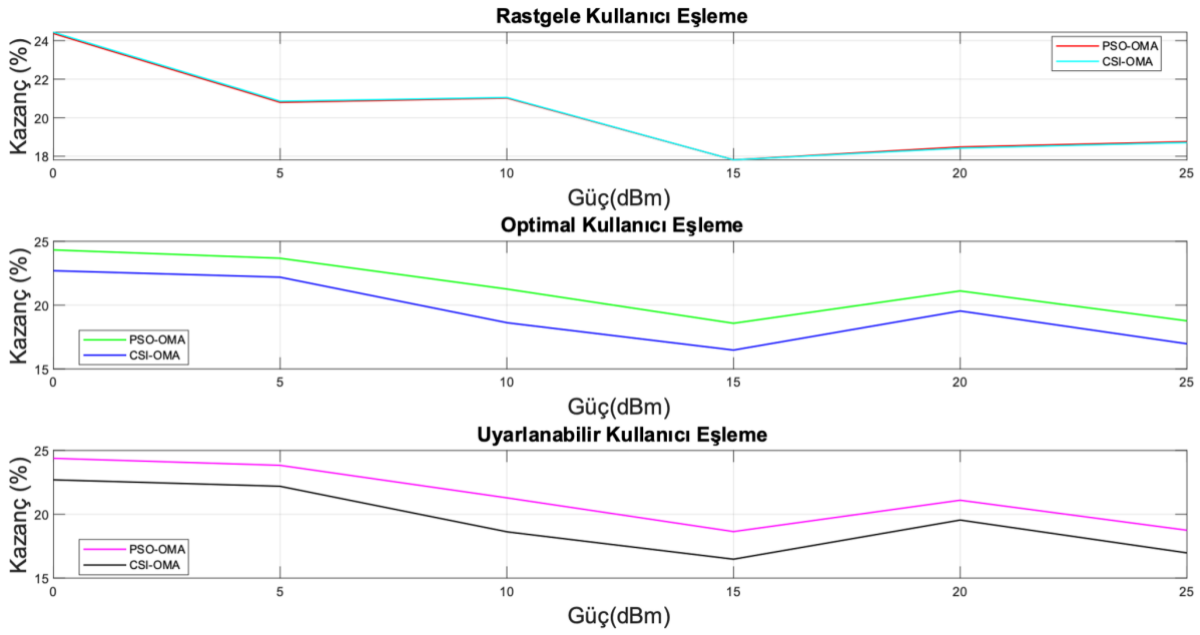


Şekil 5. Sekiz Kullanıcının, Adillik kriterine göre toplam hızlarının karşılaştırılması



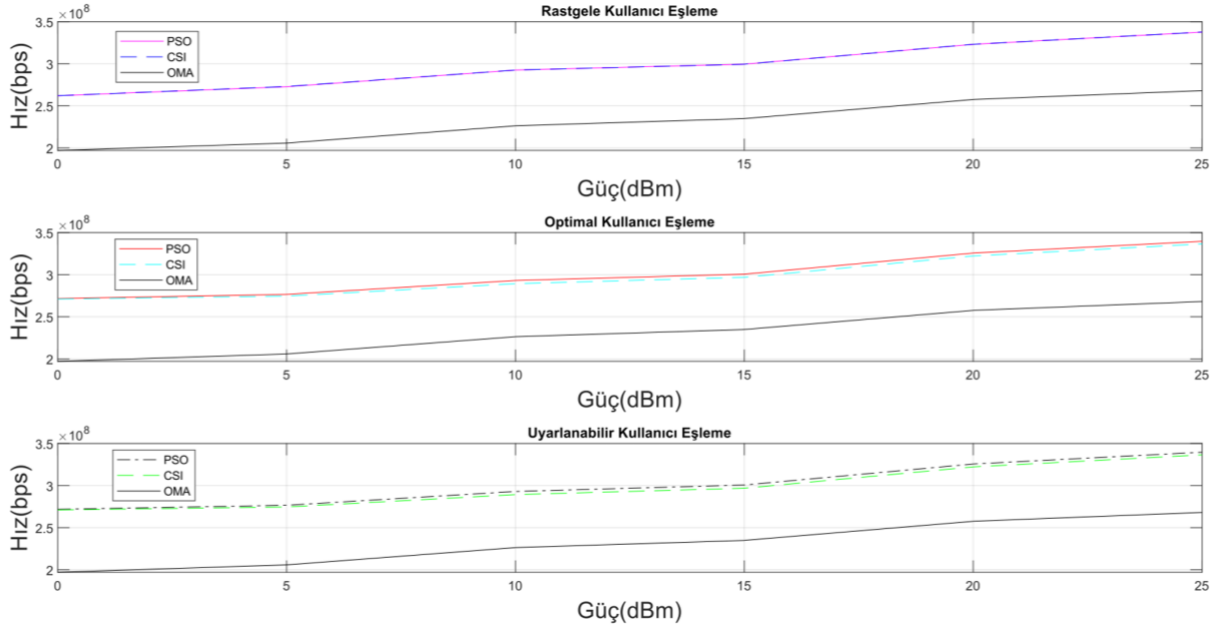
Şekil 6. Sekiz Kullanıcının, Adillik kriterine göre toplam hız farkları

Şekil 5'te adillik en büyük yapılacak şekilde optimizasyon yapıldığında elde edilen toplam hızlar görülmektedir. Şekil 6'da pozitif konumda bulunan eğriler için PSO algoritması kullanılarak oluşturulan hızların CSI'ya dayalı oluşturulan hızlardan daha yüksek olduğu görülmektedir. Negatif konumda bulunan eğriler için ise durum tam tersidir. CSI'ya dayalı oluşturulan hızların, PSO algoritması kullanılarak oluşturulan hızlardan yaklaşık olarak $3Mbps$ ile $6Mbps$ arasında daha yüksek olduğu görülmektedir. Ancak rastgele kullanıcı eşlemede PSO ile yapılan güç tahsisi sonucunda elde edilen 8 kullanıcı toplam hızı bazı güç değerleri için CSI'dan düşük olmaktadır.

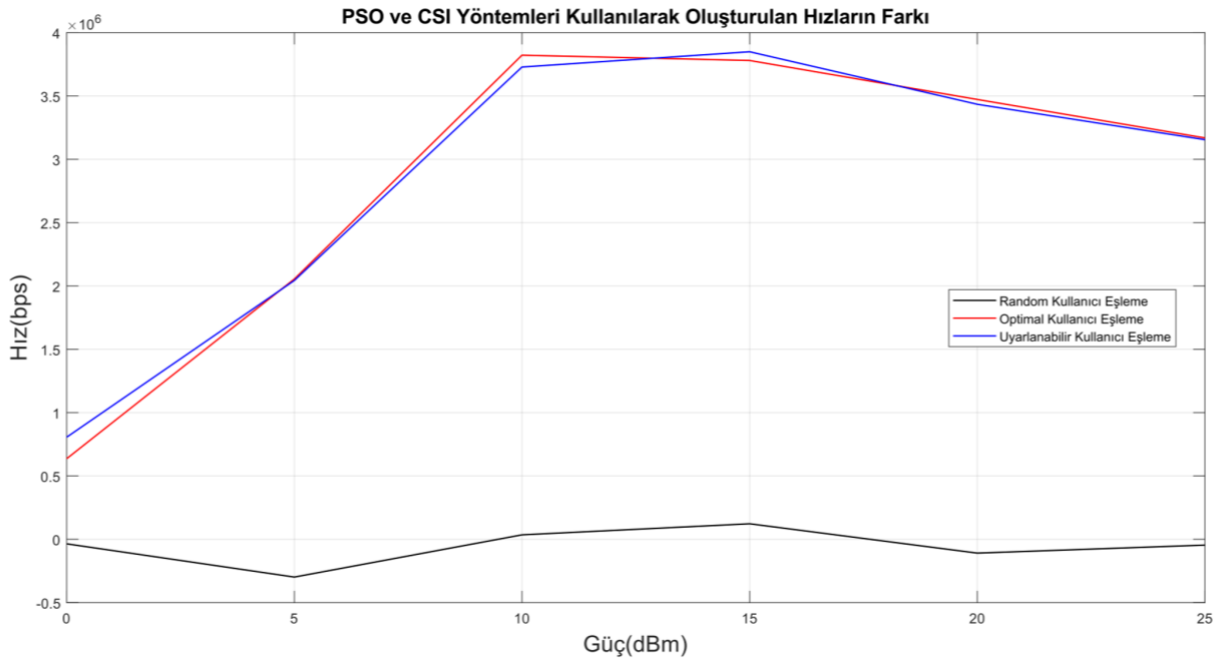


Şekil 7. Sekiz kullanıcı için Adillik kriteri kullanıldığında OMA'ya karşı sistem kazançları

Şekil 6 ve Şekil 7 incelendiğinde Rastgele Kullanıcı Eşleme algoritmasında 15 dBm'e kadar CSI'ya göre oluşan kazancın PSO'dan daha yüksek olduğu 15 dBm'den sonra ise durumun tam tersine döndüğü görülmektedir. Optimal Kullanıcı Eşleme ve Uyarlanabilir Kullanıcı Eşleme algoritmalarında ise PSO'ya göre oluşan kazancın CSI'dan daha yüksek olduğu görülmektedir.

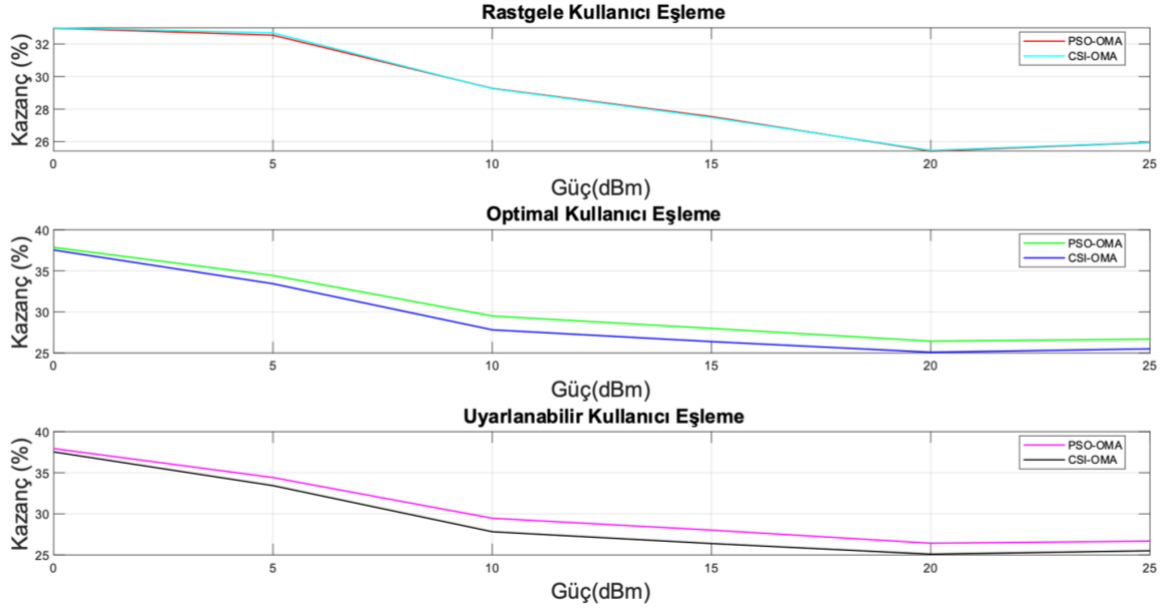


Şekil 8. On Altı Kullanıcının, Enerji Etkinliğine kriterine göre toplam hızlarının karşılaştırılması



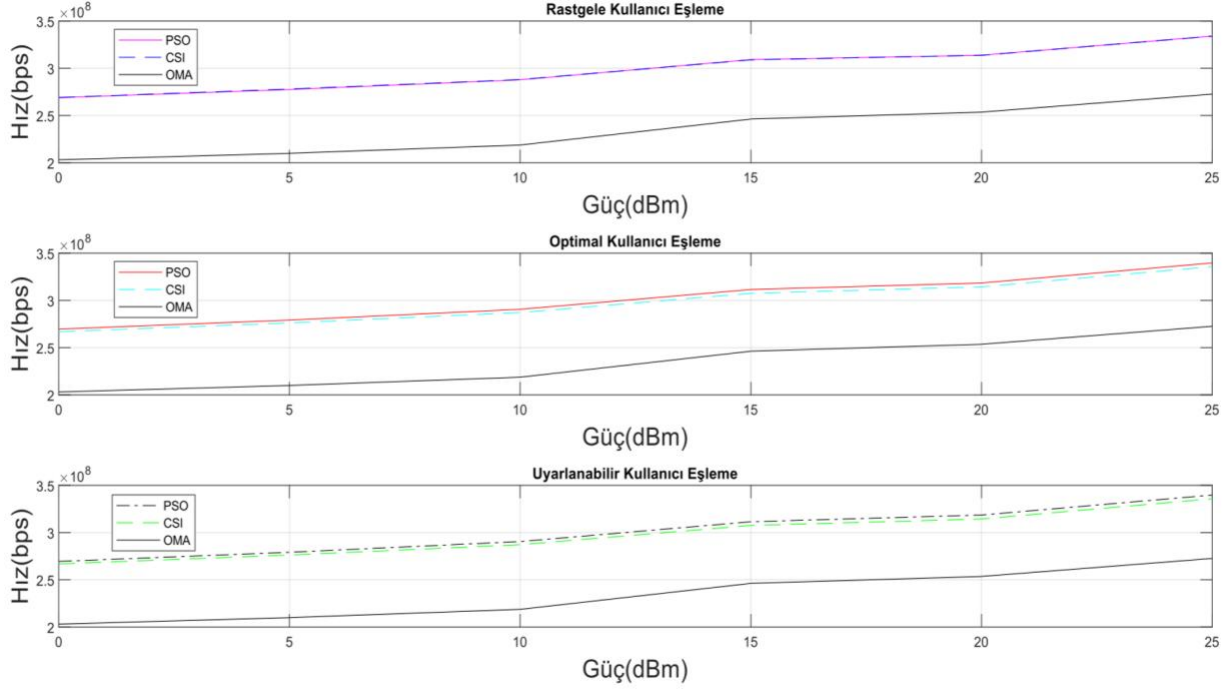
Şekil 9. On Altı Kullanıcının, Enerji Etkinliği kriterine göre toplam hız farkları

Şekil 8 ve Şekil 9'dan görüldüğü PSO algoritması ile yapılan güç tahsisi 16 kullanıcı içinde OMA'dan ve CSI'dan daha iyi bir başarımlı gösterebilmektedir.

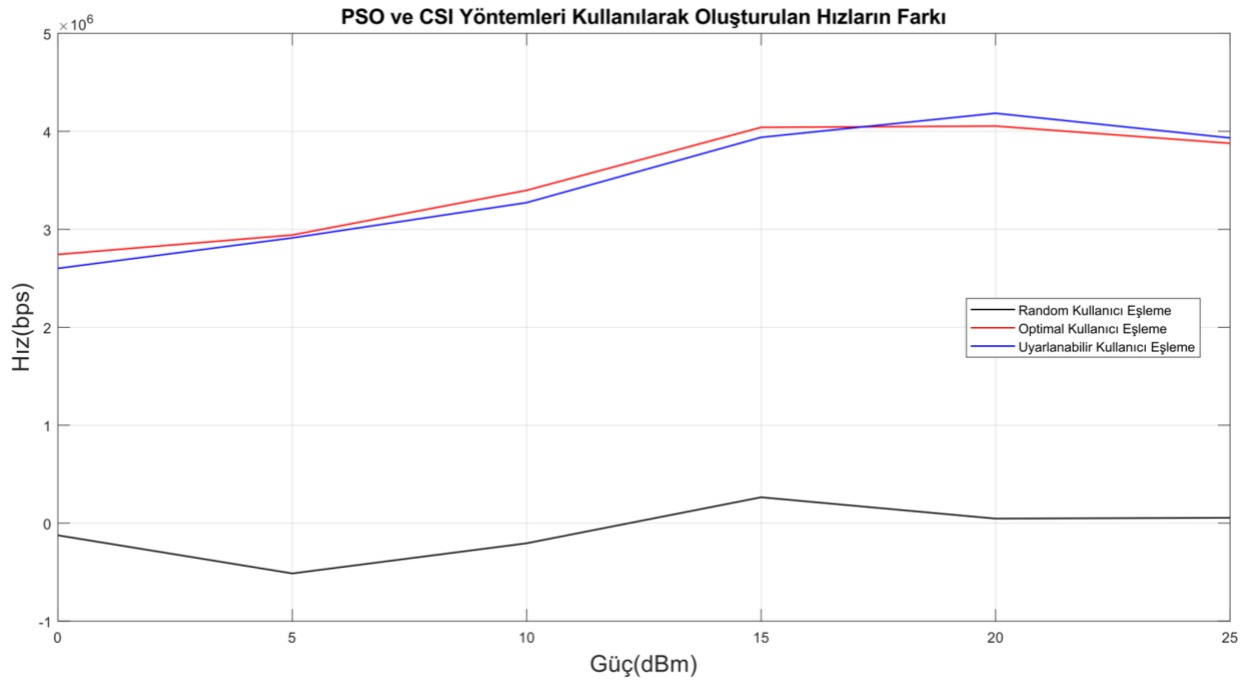


Şekil 10. On Altı kullanıcı için Enerji Etkinliği kriteri kullanıldığında OMA'ya karşı sistem kazançları

Şekil 9 ve Şekil 10 incelendiğinde Rastgele Kullanıcı Eşleme algoritmasında 10 dBm'e kadar ve 18-25 dBm arasında CSI'ya göre oluşan kazancın PSO'dan daha yüksek olduğu 10-18 dBm arasında ise durumun tam tersine döndüğü görülmektedir. Optimal Kullanıcı Eşleme ve Uyarlanabilir Kullanıcı Eşleme algoritmalarında ise PSO'ya göre oluşan kazancın CSI'dan daha yüksek olduğu görülmektedir.

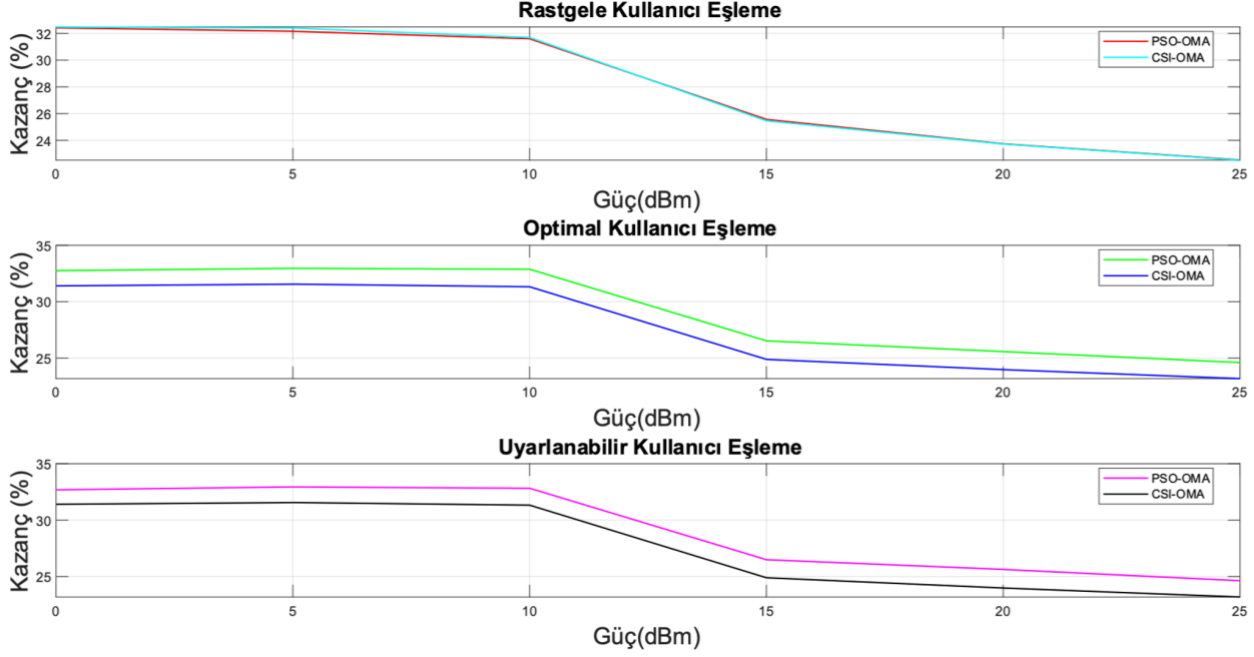


Şekil 11. On Altı Kullanıcının, Adillik kriterine göre toplam hızlarının karşılaştırılması



Şekil 12. On Altı Kullanıcının, Adillik kriterine göre toplam hız farkları

Şekil 11 ve Şekil 12 daha önce elde edilen sonuçlarla uyumludur. Optimal kullanıcı eşleme ve uyarlanabilir kullanıcı eşleme ile birlikte PSO kullanılmasının her güç değeri için hem OMA'dan hem CSI NOMA'dan daha iyi bir başarımla gösterdiği görülmektedir.



Şekil 13. On Altı kullanıcı için Adillik kriteri kullanıldığında OMA'ya karşı sistem kazançları

Şekil 12 ve Şekil 13 incelendiğinde Rastgele Kullanıcı Eşleme algoritmasında 12 dBm'e kadar CSI'ye göre oluşan kazancın PSO'dan daha yüksek olduğu 12 dBm'den sonra ise durumun tam tersine döndüğü görülmektedir. Optimal Kullanıcı Eşleme ve Uyarlanabilir Kullanıcı Eşleme algoritmalarında ise PSO'ya göre oluşan kazancın CSI'dan daha yüksek olduğu görülmektedir.

4. Sonuçlar ve Öneriler

Bu çalışmada PSO algoritması ile birlikte literatürde bulunan uyarlanabilir, optimal ve rastgele kullanıcı eşleme algoritmaları güç domeni NOMA'da kaynak tahsisi için kullanılmıştır. Elde edilen sonuçlar aynı kullanıcı eşleme algoritmaları kullanan CSI NOMA yöntemiyle karşılaştırılmıştır. PSO'nun kullanıcı eşleme için uyarlanabilir ve optimal kullanıcı eşleme yöntemleri ile birlikte CSI'dan daha iyi sonuçlar verdiği görülmüştür. PSO yöntemi ayrıca her güç değeri için OMA'dan yaklaşık olarak %18 ile %38 arasında daha yüksek toplam hıza ulaşmıştır. Sonuçlar 20m kapsama alanı olan ve gücü en fazla 25dBm olan küçük hücrelerdeki baz istasyonları için elde edilmiştir. Hem adillik hem de enerji etkinliği için verici gücü arttıkça elde edilen başarımla azaldığı görülmüştür.

Bunun sebebi olarak girişim gücünün artması görülmektedir. Bu sebeple güç domeni NOMA'nın küçük hücrelerde daha yüksek haberleşme hızlarını ulaşmak için kullanılmasının uygun olacağı değerlendirilmiştir. Ayrıca PSO gibi sezgisel optimizasyon algoritmalarının güç tahsisinde kullanılmasının başarımı arttıracığı görülmektedir. Ancak sezgisel algoritmaların işlem yükü göz önüne alınması gereken önemli bir faktördür. Bunda sonra; işlem yükünü azaltmak için farklı sezgisel yöntemler, yapay sinir ağları veya belli bir bölgeye özel güç tahsis denklemleri elde edilmesi üzerine çalışmalar yapılması planlanmaktadır.

Yazarların Katkısı

Tüm yazarlar çalışmaya eşit katkıda bulunmuştur.

Çıkar Çatışması Beyanı

Yazarlar arasında herhangi bir çıkar çatışması bulunmamaktadır.

Araştırma ve Yayın Etiği Beyanı

Yapılan çalışmada araştırma ve yayın etiğine uyulmuştur.

Kaynaklar

- Alghasmari, W. F., & Nassef, L. (2020). Power Allocation Evaluation for Downlink Non-Orthogonal Multiple Access (NOMA). *IJACSA International Journal of Advanced Computer Science and Applications*, 11(4).
- Ali, M. S., Tabassum, H., & Hossain, E. (2016). Dynamic user clustering and power allocation for uplink and downlink non-orthogonal multiple access (NOMA) systems. *IEEE access*, 4, 6325-6343.
- Ali, Z. J., Noordin, N. K., Sali, A., Hashim, F., & Balfaqih, M. (2019, December). An efficient method for resource allocation and user pairing in downlink non-orthogonal multiple access system. In *2019 IEEE 14th Malaysia International Conference on Communication (MICC)* (pp. 124-129). IEEE.
- Ali, Z. J., Noordin, N. K., Sali, A., Hashim, F., & Balfaqih, M. (2020). Novel resource allocation techniques for downlink non-orthogonal multiple access systems. *Applied Sciences*, 10(17), 5892.
- Benjebbour, A., Saito, Y., Kishiyama, Y., Li, A., Harada, A., & Nakamura, T. (2013, November). Concept and practical considerations of non-orthogonal multiple access (NOMA) for future radio access. In *2013 International Symposium on Intelligent Signal Processing and Communication Systems* (pp. 770-774). IEEE.
- Benjebbovu, A., Li, A., Saito, Y., Kishiyama, Y., Harada, A., & Nakamura, T. (2013, December). System-level performance of downlink NOMA for future LTE enhancements. In *2013 IEEE globecom workshops (GC Wkshps)* (pp. 66-70). IEEE.
- Cai, Y., Qin, Z., Cui, F., Li, G. Y., & McCann, J. A. (2017). Modulation and multiple access for 5G networks. *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, 20(1), 629-646.
- Dai, L., Wang, B., Ding, Z., Wang, Z., Chen, S., & Hanzo, L. (2018). A survey of non-orthogonal multiple access for 5G. *IEEE communications surveys & tutorials*, 20(3), 2294-2323.

- Ding, Z., Fan, P., & Poor, H. V. (2015). Impact of user pairing on 5G nonorthogonal multiple-access downlink transmissions. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 65(8), 6010-6023.
- El-Sayed, M. M., Ibrahim, A. S., & Khairy, M. M. (2016, April). Power allocation strategies for non-orthogonal multiple access. In *2016 international conference on selected topics in mobile & wireless networking (MoWNeT)* (pp. 1-6). IEEE.
- Islam, S. R., Avazov, N., Dobre, O. A., & Kwak, K. S. (2016). Power-domain non-orthogonal multiple access (NOMA) in 5G systems: Potentials and challenges. *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, 19(2), 721-742.
- Islam, S. R., Zeng, M., Dobre, O. A., & Kwak, K. S. (2018). Resource allocation for downlink NOMA systems: Key techniques and open issues. *IEEE Wireless Communications*, 25(2), 40-47.
- Kara, F., Gemici, Ö. F., Hökelek, İ., & Çirpan, H. A. (2017, May). Optimal power allocation for DL NOMA systems. In *2017 25th Signal Processing and Communications Applications Conference (SIU)* (pp. 1-4). IEEE.
- Kavlak, K. S., & Çelebi, M. E. (2020, October). Optimal fair resource allocation for downlink NOMA systems. In *2020 28th Signal Processing and Communications Applications Conference (SIU)* (pp. 1-4). IEEE.
- Kennedy, J. & Eberhard, R. (1995, November) Particle Swarm Optimization. In proceedings of ICNN'95-international conference on neural networks (Vol. 4, pp. 1942-1948). IEEE.
- Maraqa, O., Rajasekaran, A. S., Al-Ahmadi, S., Yanikomeroglu, H., & Sait, S. M. (2020). A survey of rate-optimal power domain NOMA with enabling technologies of future wireless networks. *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, 22(4), 2192-2235.
- Mouni, N. S., Kumar, A., & Upadhyay, P. K. (2021). Adaptive user pairing for NOMA systems with imperfect SIC. *IEEE Wireless Communications Letters*, 10(7), 1547-1551.
- ÖZSAĞLAM, M. Y., & ÇUNKAŞ, M. (2008). Optimizasyon problemlerinin çözümü için parçacık sürü optimizasyonu algoritması. *Politeknik Dergisi*, 11(4), 299-305.
- Parida, P., & Das, S. S. (2014, December). Power allocation in OFDM based NOMA systems: A DC programming approach. In *2014 IEEE Globecom Workshops (GC Wkshps)* (pp. 1026-1031). IEEE.
- Zhang, H., Zhang, D. K., Meng, W. X., & Li, C. (2016, May). User pairing algorithm with SIC in non-orthogonal multiple access system. In *2016 IEEE international conference on communications (ICC)* (pp. 1-6). IEEE.
- Zhu, L., Zhang, J., Xiao, Z., Cao, X., & Wu, D. O. (2018). Optimal user pairing for downlink non-orthogonal multiple access (NOMA). *IEEE Wireless Communications Letters*, 8(2), 328-331.