

T.C.
AKDENİZ ÜNİVERSİTESİ
SAĞLIK BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ
BİYOİSTATİSTİK VE TIBBİ BİLİŞİM ANABİLİM DALI

**PROSTAT KANSERİ RİSKİNİN BULANIK MANTIK
YAKLAŞIMI İLE BELİRLENMESİ**

Nevruz İLHANLI

YÜKSEK LİSANS TEZİ

2019-ANTALYA

T.C.
AKDENİZ ÜNİVERSİTESİ
SAĞLIK BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ
BİYOİSTATİSTİK VE TIBBİ BİLİŞİM ANABİLİM DALI

**PROSTAT KANSERİ RİSKİNİN BULANIK MANTIK
YAKLAŞIMI İLE BELİRLENMESİ**

Nevruz İLHANLI

YÜKSEK LİSANS TEZİ

DANIŞMAN
Prof. Dr. Ahmet YARDIMCI

Bu tez Akdeniz Üniversitesi Bilimsel Araştırma Projeleri Koordinasyon Birimi tarafından TYL-2018-2901 proje numarası ile desteklenmiştir.

“Kaynakça gösterilerek tezinden yararlanılabilir”

2019-ANTALYA

Saęlık Bilimleri Enstitüsü Müdürlüğüne;

Bu çalışma jürimiz tarafından Biyoistatistik ve Tıbbi Bilişim Anabilim Dalı Tıp Bilişimi Programında Yüksek Lisans tezi olarak kabul edilmiştir. 17/06/2019

İmza

Tez Danışmanı : Prof. Dr. Ahmet YARDIMCI
Akdeniz Üniversitesi

Üye : Prof. Dr. Tuncay AYDOĞAN
Isparta Uygulamalı Bilimler Üniversitesi

Üye : Dr. Öğr. Üyesi Kemal Hakan GÜLKESEN
Akdeniz Üniversitesi

Bu tez, Enstitü Yönetim Kurulunca belirlenen yukarıdaki jüri üyeleri tarafından uygun görülmüş ve Enstitü Yönetim Kurulu'nun/...../..... tarih ve/..... sayılı kararıyla kabul edilmiştir.

Prof. Dr. Narin DERİN

Enstitü Müdürü

ETİK BEYAN

Bu tez çalışmasının kendi çalışmam olduğunu, tezin planlanmasından yazımına kadar bütün safhalarda etik dışı davranışımın olmadığını, bu tezdeki bütün bilgileri akademik ve etik kurallar içinde elde ettiğimi, bu tez çalışmasıyla elde edilmeyen bütün bilgi ve yorumlara kaynak gösterdiğimi ve bu kaynakları da kaynaklar listesine aldığımı beyan ederim.



Öğrenci
Nevruz İLHANLI



Tez Danışmanı

Ahmet YARDIMCI

TEŐEKKÜR

Yüksek lisans eğitimim boyunca ve bu tezin hazırlanma sürecinde bilgi ve tecrübelerini benimle paylaşan, yardımlarını esirgemeyen danışman hocam Prof. Dr. Ahmet YARDIMCI'ya,

Tıp ve istatistik alanlarında bilgileriyle bana destek olan Dr. Öğr. Üyesi Kemal Hakan GÜLKESEN'e,

Üroloji alanında bilgileriyle bana destek olan Opr. Dr. Egemen İŐGÖREN'e,

Yüksek lisans eğitimim boyunca bilgi ve tecrübelerinden yararlandığım Akdeniz Üniversitesi Biyoistatistik ve Tıbbi Biliőim Anabilim Dalı öğretim üyelerine,

Yüksek lisans eğitimim boyunca ihtiyaç duyduğum her anda yardımlarını esirgemeyen Akdeniz Üniversitesi Sağlık Bilimleri Enstitüsü akademik ve idari personeline,

Prostat Kanseri Riskinin Bulanık Mantık Yaklaşımı ile Belirlenmesi adlı yüksek lisans tez projemizi destekleyen Akdeniz Üniversitesi BAP Koordinasyon Birimi'ne,

Tez çalışmalarım sırasında desteğini hissettiğim mesai arkadaşım Araő. Gör. Hazal TAŐ'a,

Eğitim hayatım boyunca benden maddi ve manevi desteklerini esirgemeyen, hayattaki en değerli varlığım olan sevgili aileme sonsuz teşekkürlerimi sunarım.

ÖZET

Amaç: Prostat kanseri biyopsi kararı çeşitli değişkenlere bakılarak değerlendirilen fakat eşik olarak hiçbir kesin sayı kullanılmayan kompleks bir süreçtir. Bu yapısından ötürü zaman zaman gerçekte hasta olmayan kişiye de biyopsi gibi zor ve enfeksiyon riskinin bulunduğu bir işlem yapılmaktadır. Bu çalışma ile prostat kanseri riski belirleyerek hekime biyopsi kararı verirken destek sağlamak ve bulanık mantık ile ikili lojistik regresyon analizinin prostat kanseri riski belirleme performansları karşılaştırıldığında hangi yöntemin daha başarılı olduğunu tespit etmek amaçlanmaktadır.

Yöntem: Üroloji uzmanları ile yapılan görüşmeler sonucunda sistemin girdi değişkenleri ve bunların değerlendirilmesi hakkında tek bir sisteme yönlenebilecek ortak bir kaniya varılamamıştır. Bu nedenle farklı yaklaşımlarla tasarlanan bulanık modeller ile kanser riski belirlenmiş ve bulanık modeller gösterdikleri prostat kanseri riski belirleme performansları doğrultusunda birbirine entegre edilmiştir. Bu entegrasyon sonucunda yeni bir bulanık sistem geliştirilmiştir. Bulanık sistemin prostat kanseri riski tahmin performansı ikili lojistik regresyon analizi ile karşılaştırılmıştır.

Bulgular: Bu çalışma ile geliştiren bulanık sistem 0,710 ROC AUC ile prostat kanseri riski tahmin ederken ikili lojistik regresyon analizi 0,770 AUC ile prostat kanseri riski tahmin etmiştir. Bulanık sistem ve ikili lojistik regresyon analizinin AUC değerleri karşılaştırıldığında aralarında istatistiksel olarak anlamlı bir fark bulunmuştur ($p < 0,001$).

Sonuç: Bu çalışma ile geliştirilen bulanık sistem birden fazla yaklaşımın entegre edilmesiyle oluşturulduğundan veri giriş ve yorumlama esnekliğine sahiptir. Sistem beş kural tablosuyla karar vermektedir. Bu durum sistemin veri seti dışında gelecek yeni girişlerde elde edilen başarıyı tekrarlamasını sağlamaktadır. Fakat mevcut veri seti üzerinde geliştirilen bulanık sistemin ve ikili lojistik regresyon analizinin prostat kanseri tahmin performansı karşılaştırıldığında ikili lojistik regresyon analizinin daha başarılı olduğu görülmüştür.

Anahtar Kelimeler: bulanık mantık, prostat kanseri, bulanık modeller

ABSTRACT

Objective: Prostate cancer biopsy decision is a complex process which is based on various variables but no definitive cut-off value can be used. Due to this limitation, a person who does not actually have the disease may undergo biopsy, a difficult process with infection risk. The aim of this study is to determine the risk of prostate cancer and to provide support to the physician during biopsy decision and to determine which method is more successful when fuzzy logic and logistic regression analysis are compared to prostate cancer risk determination performances.

Method: As a result of the interviews with urologists, it was not possible to establish a common opinion about the input variables of the system and their evaluation in a single system. Therefore, the risk of cancer was determined by fuzzy models designed with different approaches and fuzzy models were integrated to each other according to their performance in determining prostate cancer risk. As a result of this integration a new fuzzy system has been developed. Prostate cancer risk estimation performance of fuzzy system was compared with logistic regression analysis.

Results: The fuzzy system developed with this study predicted prostate cancer risk with 0.710 AUC, while logistic regression analysis predicted prostate cancer risk with 0.770 AUC. When the AUC values of fuzzy system and logistic regression analysis were compared, a statistically significant difference was found ($p < 0.001$).

Conclusion: The fuzzy system developed with this study is created by integrating multiple approaches and has the flexibility of data entry and interpretation. The system decides with five rule tables. This allows the system to repeat the success of the new entries that are outside the data set. However, logistic regression analysis was found to be more successful when were compared the predictive performance of the fuzzy system and binary logistic regression analysis developed on the existing data set.

Key words: fuzzy logic, prostate cancer, fuzzy models

İÇİNDEKİLER

ÖZET	i
ABSTRACT	ii
İÇİNDEKİLER	iii
TABLolar DİZİNİ	v
ŞEKİLLER DİZİNİ	vii
SİMGELER ve KISALTMALAR	x
1. GİRİŞ	1
2. GENEL BİLGİLER	3
2.1. Bulanık Mantık	3
2.1.1. Bulanık Mantığın Tarihsel Gelişimi	4
2.1.2. Bulanık ve Klasik Kümeler	6
2.1.3. Üyelik Fonksiyonları	8
2.1.4. Bulanık Kural Tabanı	15
2.1.5. Bulanık Çıkarım Sistemi	15
2.2. Lojistik Regresyon Analizi	20
2.3. Prostat Kanseri	20
2.3.1. Prostat Kanseri Risk Faktörleri	21
2.3.2. Prostat Kanserinde Tanı	22
2.4. Literatür Özeti	25
3. GEREÇ ve YÖNTEM	31
3.1. Araştırmanın Amacı	31
3.2. Araştırma Soruları	31
3.3. Araştırmanın Evreni ve Örnekleme	31
3.4. Araştırmanın Etik Yönü	31
3.5. Veri Seti Genel Bilgileri	32
3.6. Bulanık Sistem Tasarımı	32
3.6.1. Bulanık Sisteme Veri Okutulması	45

3.7. İkili Lojistik Regresyon Analizi	50
3.8. ROC Analizi	50
4. BULGULAR	52
4.1. Matlab Programında Oluşturulan Bulanık Sisteme Ait Sonuçlar	52
4.2. FuzzyTECH Programında Oluşturulan Bulanık Sisteme Ait Sonuçlar	54
4.3. İkili Lojistik Regresyon Analizi Sonuçları	57
5. TARTIŞMA	60
6. SONUÇ ve ÖNERİLER	62
KAYNAKLAR	64
ÖZGEÇMİŞ	70

TABLÖLAR DİZİNİ

Tablo 3.1.	Veri setine ait betimleyici istatistikler	32
Tablo 3.2.	PSA girdi deęişkeninin üyelik deęer aralıkları	34
Tablo 3.3.	Yaş girdi deęişkeninin üyelik deęer aralıkları	35
Tablo 3.4.	PSA yoğunluğu girdi deęişkeninin üyelik deęer aralıkları	36
Tablo 3.5.	Prostat hacmi girdi deęişkeninin üyelik deęer aralıkları	38
Tablo 3.6.	PSA oranı girdi deęişkeninin üyelik deęer aralıkları	38
Tablo 3.7.	PCR çıktı deęişkeninin üyelik deęer aralıkları	40
Tablo 4.1.	Matlab programında geliştirilen bulanık modellere ait ROC analizi sonuçları	52
Tablo 4.2.	Matlab programında geliştirilen bulanık modellere ait ROC analizi sonuçlarının karşılaştırılması	53
Tablo 4.3.	Matlab programında geliştirilen bulanık modele ait ROC analizi sonuçları	53
Tablo 4.4.	Matlab programında geliştirilen bulanık sisteme ait ROC analizi sonuçları	54
Tablo 4.5.	FuzzyTECH programında geliştirilen bulanık modellere ait ROC analizi sonuçları	55
Tablo 4.6.	FuzzyTECH programında geliştirilen bulanık modellere ait ROC analizi sonuçlarının karşılaştırılması	55
Tablo 4.7.	FuzzyTECH programında geliştirilen bulanık modele ait ROC analizi sonuçları	56
Tablo 4.8.	FuzzyTECH programında geliştirilen bulanık sisteme ait ROC analizi sonuçları	56
Tablo 4.9.	İkili lojistik regresyon analizi sonuçları	58



ŞEKİLLER DİZİNİ

Şekil 2.1.	A ve B bulanık kümelerinin kesişimi	7
Şekil 2.2.	A ve B bulanık kümelerinin birleşimi	8
Şekil 2.3.	A ve B bulanık kümelerinin tümleyeni	8
Şekil 2.4.	Üyelik fonksiyonunun sınır, destek ve çekirdek bölümleri	9
Şekil 2.5.	Üçgen üyelik fonksiyonu	10
Şekil 2.6.	Yamuk üyelik fonksiyonu	11
Şekil 2.7.	Gauss üyelik fonksiyonu	11
Şekil 2.8.	S üyelik fonksiyonu	12
Şekil 2.9.	L üyelik fonksiyonu	13
Şekil 2.10.	Bulanık çıkarım sistemi	16
Şekil 3.1.	PSA girdi değişkeninin üyelik fonksiyonu	34
Şekil 3.2.	PSA girdi değişkeninin üyelik fonksiyonu	35
Şekil 3.3.	Yaş girdi değişkeninin üyelik fonksiyonu	36
Şekil 3.4.	PSA yoğunluğu girdi değişkeninin üyelik fonksiyonu	37
Şekil 3.5.	PSA yoğunluğu girdi değişkeninin üyelik fonksiyonu	37
Şekil 3.6.	Prostat hacmi girdi değişkeninin üyelik fonksiyonu	38
Şekil 3.7.	PSA oranı girdi değişkeninin üyelik fonksiyonu	39
Şekil 3.8.	Rektal muayene girdi değişkeninin üyelik fonksiyonu	39

Şekil 3.9.	PCR çıktı değişkeninin üyelik fonksiyonu	40
Şekil 3.10.	Birinci modelin matlab görüntüsü	41
Şekil 3.11.	İkinci modelin matlab görüntüsü	42
Şekil 3.12.	Üçüncü modelin matlab görüntüsü	42
Şekil 3.13.	Dördüncü modelin matlab görüntüsü	43
Şekil 3.14.	Birinci model kural tablosu	43
Şekil 3.15.	İkinci model kural tablosu	44
Şekil 3.16.	Üçüncü model kural tablosu	44
Şekil 3.17.	Dördüncü model kural tablosu	45
Şekil 3.18.	readfis() komutunun kullanımı	46
Şekil 3.19.	Veri setinin tanımlanması	46
Şekil 3.20.	evalfis() komutunun kullanımı	47
Şekil 3.21.	Birinci ve ikinci model için tek risk hesaplayan bulanık sistem	48
Şekil 3.22.	Birinci ve ikinci model için tek risk hesaplayan bulanık sistem kural tablosu	48
Şekil 3.23.	Bulanık sistemin matlab görüntüsü	49
Şekil 3.24.	Bulanık sistem kural tablosu	49
Şekil 4.1.	Matlab programında geliştirilen bulanık modellere ait ROC grafiği	52
Şekil 4.2.	Matlab programında geliştirilen bulanık modele ait ROC grafiği	53
Şekil 4.3.	Matlab programında geliştirilen bulanık sisteme ait ROC grafiği	54

Şekil 4.4.	FuzzyTECH programında geliştirilen bulanık modellere ait ROC grafiđi	55
Şekil 4.5.	FuzzyTECH programında geliştirilen bulanık modele ait ROC grafiđi	56
Şekil 4.6.	FuzzyTECH programında geliştirilen bulanık sisteme ait ROC grafiđi	57
Şekil 4.7.	İkili lojistik regresyon analizine ait ROC grafiđi	58



SİMGELER ve KISALTMALAR

AUC : Eğrinin Altında Kalan Alan

BMI : Vücut Kitle İndeksi

FPR : Yanlış Pozitif Oran

fPSA : serbest Prostat Spesifik Antijen

PCR : Prostat Kanseri Riski

PSA : Prostat Spesifik Antijen

ROC : Receiver Operating Characteristic

TPR : Doğru Pozitif Oran

TRUS : Transrektal Ultrason

TRUP : Transüretral Rezeksiyon

1. GİRİŞ

Aristoteles mantığına göre belirli bir önerme veya durum için doğru-yanlış, siyah-beyaz, 1-0 gibi yalnızca iki mantıksal değer bulunmaktadır. Fakat gerçek hayatta durum siyah ya da beyaz değildir, çoğu zaman gri renktedir. Bu nedenle birçok durumda ara mantıksal değerleri göz önüne almak gerekmektedir (Torres ve Nieto, 2006).

Bulanık küme kavramı ilk olarak Lotfi A. Zadeh tarafından önerilmiştir ve önerildiğinden bu yana hızlı bir gelişme sağlamıştır. Bulanık mantık, kesin matematiksel model tarafından tanımlanamayan belirsizlikleri yakalamak için insani akıl yürütme yetenekleri sunar (Jiang ve ark., 2015).

İnsanlar bir olayı anlatırken veya karar verirken genellikle kesin olmayan terimler kullanırlar. Bir şey tanımlanırken, bir olay açıklanırken, komut verilirken ve daha birçok durumda kullanılan sayısal ya da sözel ifadeler bulanıklık içermektedir (Altaş, 1999). Örneğin hava sıcaklığı yorumlanırken “sıcak” veya “soğuk” kavramlarının sayısallaştırılması mümkündür fakat “ılık” veya “sıcağa yakın” kavramlarının sayısallaştırılması farklı bir yaklaşım gerektirmektedir. Bu noktada sayısal sistemlerin karar vermesinde bulanık mantık devreye girmektedir ve karar süreci bulanık mantıkla çözülmektedir (Yılmaz, 2011).

İnsan zekası çoğu zaman klasik matematik çözümlerine dayalı algoritmik bir yaklaşımın bulunmasının mümkün olmadığı karmaşık yapıya sahip olan çok aşamalı karar problemlerini çözmek için mevcut makine zekasından daha üstündür (Baldwin ve Pilsworth, 1982).

Bulanık mantık, klasik mantık yaklaşımından farklı olarak insan düşüncesi ve doğal dil ruhuna daha yakın olmakla birlikte matematiksel olarak modellenen ve ölçülen değerlere ek olarak insan düşüncesini de mühendislik sistemine katmak üzere formüle eder (Çobanoğlu, 2000).

Bulanık mantık, klasik mantığın 0-1 önermelerinden farklı olarak üç veya daha fazla, hatta sonsuz önerme yapabilir. Bulanık mantıkta küme üyelerini derecelendirmek

mümkündür. Farklı bir deyimle siyah ile beyaz arasında bulunan sonsuz sayıda gri tonlarını barındırır (Çobanoğlu, 2000).

Literatürde prostat kanseri tahmin etme amacıyla yapay zeka yöntemlerinin kullanıldığı çok sayıda çalışma mevcuttur. Buna karşın prostat kanseri tahmininde bulanık mantık yaklaşımının kullanıldığı çalışma sayısı kısıtlıdır. Bu çalışma ile literatüre bu anlamda katkı yapmak ve diğer yapay zeka yöntemlerinin matematiksel modellerle yaptığı tahminden farklı olarak insan bilgi ve tecrübesi ile tahmin yapmak ve bu tahmin ile veri kullanılarak oluşturulan matematiksel modelden elde edilen tahmin sonuçlarını karşılaştırmak amaçlanmaktadır. Bu amaçlar doğrultusunda prostat kanseri riski belirleyen bulanık sistem geliştirilmiştir ve bulanık sistemin prostat kanseri tahmin performansı ikili lojistik regresyon analizi ile karşılaştırılmıştır. Performans ölçütü olarak AUC değerleri değerlendirilmiştir ve karşılaştırılmıştır.

2. GENEL BİLGİLER

2.1. Bulanık Mantık

Bulanık mantık ilk olarak 1965 yılında Lotfi A. Zadeh tarafından “*Fuzzy Sets*” adlı çalışma ile ortaya konmuştur. Bu çalışmaya göre; gerçek dünyada bulunan nesnelerin sınıfları kesin olarak tanımlanmış üyelik kriterlerine sahip değildir. Örneğin hayvanlar sınıfı köpekleri, atları, kuşları, vb. üyeleri içerir ve kayalar, sıvılar, bitkiler vb. nesnelere açıkça dışlar. Ancak burada denizyıldızı, bakteri vb. nesnelerin hayvan sınıfına göre belirsiz bir statüye sahip olması gibi bir durum ortaya çıkmaktadır. Zadeh bu durum karşısında bulanık seti, sürekli üyelik derecesi olan nesnelerin bir sınıfı olarak tanımlamıştır ve böyle bir setin, her bir nesneyi 0 ile 1 arasında değişen bir üyelik derecesine atayan üyelik fonksiyonu ile ifade edeceğini belirtmiştir (Zadeh, 1965).

Temeli bir ve sıfır gibi kesinlik sistemine dayanan klasik mantıkta belirsizlikler yer almaz. Bir şey “var” ya da “yok” tur. Bunun aksine, bulanık mantıkta bir şeyin “var” ya da “yok” olmasından farklı olarak “ne kadar var” olduğu önemlidir (Çevik ve Yıldırım, 2010). Örneğin mesafenin söz konusu olduğu bir problemde mesafenin sadece yakın ya da uzak olduğunu ifade etmekle kalmaz, mesafenin ne kadar yakın ya da ne kadar uzak olduğunu da belirtir (Çobanoğlu, 2000). Buna ek olarak bulanık küme kuramı hayattaki kesin olmayan, “sıcak” ve “soğuk” kesin ifadelerinin arasında yer alan “az soğuk” veya “soğuğa yakın” şeklindeki belirsizlikleri de matematiksel olarak ifade edebilir.

Bir kişiyi 38,5 yaşında nitelendirmek yerine yalnızca orta yaşlı olarak nitelendirmek uygulamaların çoğu için yeterli veri sağlar. Bu sayede büyük miktarda bilgi indirgenmesi sağlanacak ve matematiksel olarak ifade etmek yerine daha basit, anlaşılabilir niteliksel bir ifadeyle tanımlanabilecektir (Yılmaz, 2011).

Mühendislik, tıp, meteoroloji, üretim gibi günlük yaşamın birçok alanında bulanıklık bulunabilir. Bununla birlikte, özellikle insan yargı, değerlendirme ve kararlarının önemli olduğu tüm alanlarda sıkça görülür. Bu alanlar karar verme, akıl yürütme, öğrenme vb. alanlardır (Zimmermann, 2001).

Bulanıklığın bulunduğu alanlardan olan tıp, doğası gereği belirsizlik içerir. Bir hastalık, hastaya ve şiddete bağlı olarak farklılık gösterebilir. Tek bir belirti farklı hastalıklara karşılık gelebilir. Öte yandan, bir hastada mevcut olan birkaç hastalık birbirinden etkilenebilir ve hastalıklardan herhangi birinin genel açıklamasına müdahale edebilir. Hastalık mevcudiyetinin en iyi ve en kesin açıklaması bile kesin olmayan, belirsiz dilsel terimleri kullanır. Tıptaki hassasiyet ve belirsizlik bulanık mantık yaklaşımı ile açıklanabilir (Torres ve Nieto, 2006).

Tıpta belirsizlik kaynakları şu şekilde sınıflanabilir;

1. Hasta hakkında bilgi.
2. Hastanın tıbbi geçmişi; genellikle hasta veya ailesi tarafından verilir. Bu bilgiler genellikle subjektiftir ve kesin değildir.
3. Fiziksel muayene; hekim genellikle objektif verileri alır, ancak bazı durumlarda patolojik ve normal durum arasında keskin bir sınır yoktur.
4. Laboratuvar ve diğer teşhis testlerinin sonuçlarında bazı hatalar bulunabilir veya sonuçlar muayene öncesinde hastanın uygun olmayan davranışlarından etkilenebilir.
5. Hastada abartılı ya da basit semptomlar olabilir ve hasta bunları doğru şekilde anlatamayabilir.
6. Kategorik tanı sistemi düşünüldüğünde kritik (yani sınırdaki) vakalarda sınıflandırma yapmak zordur.

Günlük yaşamda “... hepatit hastalığındaki tüm olguların %60’ında şiddetli ateş, %45’inde sarımtırak cilt rengi ve %30’unda bulantı görülür” şeklindeki ifadeler tıp alanında yaygın olarak kullanılmaktadır. Bulanık mantık ile bu ifadedekine benzer dilsel değişkenleri ve belirsizlikleri modellemek mümkündür (Demirhan ve ark., 2010).

2.1.1. Bulanık Mantığın Tarihsel Gelişimi

1923 yılında B. Russell, Aristoteles mantığını sorgulayarak belirsizliğe dikkat çekmiştir. B. Russell, geleneksel mantığın her zaman kesin sembollerin kullanıldığını varsayması nedeniyle gerçek yaşam için uygulanabilir olmadığını ve sadece hayali varlığa uygulanabilir olduğunu belirtmiştir (Zimmermann, 2001). Ardından Jan Lukasiewicz üç

değerli mantık tanımlaması yapmıştır. Önerdiği üçüncü değer “doğru” ve “yanlış” arasında sayısal bir değer atayan “mümkün” terimidir. Daha sonra Lukasiewicz dört değerli mantığı, beş değerli mantığı araştırmıştır ve prensipte sonsuz değerde bir mantığın türetilmesini engelleyecek hiçbir şey olmadığını ilan etmiştir (McBratney ve Odeh, 1997). Klasik mantık ve belirsizliğin sorgulandığı bu dönemin ardından bulanık mantık, Lotfi A. Zadeh’in 1965 yılında yayınladığı “Fuzzy Sets” isimli çalışmayla klasik mantığın alternatifi olarak ortaya atılmıştır. Fakat “bulanık mantık” kavramı o dönem çoğu bilim insanı tarafından “mantığın bulanığı mı olurmuş” şeklinde eleştiriler almıştır. Bulanık küme kavramı 1965 yılında ortaya atılmasına karşın kullanılmaya başlanması 1970’li yılların ikinci yarısını bulmuştur. Bunda özellikle Lotfi A. Zadeh’in ilk makalesinden sonra yayınladığı ve bulanık mantığın belirsizlik içeren sistemlere uygulanabilirliğini açıklayan “Outline of a new approach to the analysis of complex systems and decision processes” ve “The concept of linguistic variable and its application to approximate reasoning” makaleleri etkili olmuştur. Amerika Birleşik Devletleri’nde bulanık mantık hakkında tartışmalar devam ederken, Japonlar bu kavramı oldukça geliştirmiştir (Boz Eravcı, 2016; Altaş, 1999).

1975 yılında Assilian ve Mamdani “Eğer türbin hızı gittikçe artıyorsa ve basınç çok düşükse buhar vanasını biraz aç.” gibi kurallar içeren bulanık mantık tabanlı kontrol sistemi geliştirmişlerdir. Bu kontrol sistemi, bulanık mantık kavramının bir kontrol sistemine uygulandığı ilk çalışma olma özelliği taşımaktadır (Kar, 2017).

Bulanık mantık ticari amaçlı ise ilk olarak 1980 yılında, Danimarka’da bir çimento fabrikasının fırınına kontrol etmek için kullanılmıştır. Ardından farklı konularda kullanılmaya devam etmiştir (Duru ve ark., 2008).

Bu uygulamaların ardından başka dikkat çekici bulanık mantık uygulaması ise 1987 yılında Hitachi firması tarafından Sendai Metro’sunda gerçekleştirilmiştir. Bu uygulama ile trenin istenen konumda durması üç kat daha iyileştirilirken kullanılan enerji %10 azaltılmıştır. Yamaichi Securities tarafından tasarlanan bulanık mantık tabanlı uzman sistem, 1988 yılının Ekim ayında Tokyo Borsası’nda yaşanan kara pazar adlı krizin sinyallerini on sekiz gün önce vermiştir (Çobanoğlu, 2000).

2.1.2. Bulanık ve Klasik Kümeler

Klasik Kümeler

Klasik kümeler keskin sınırlar üzerine kuruludur. Örneğin PSA değeri 2 den büyük olan bireylerin yüksek PSA değerine sahip olarak nitelendirildiği bir A kümesi;

$$A = \{x \mid x > 2\}$$

şeklinde tanımlanır. Burada PSA değeri 0,5 olan bireyle 1,9 olan birey düşük PSA değerine sahip bireyler kümesine, PSA değeri 2,1 olan birey ile 10 olan birey yüksek PSA değerine sahip bireyler kümesine ait olur. Bu değerler arasındaki farklar küçük olarak gözükse de klinik olarak oldukça büyük ve anlamlı bir fark söz konusudur.

Bulanık Kümeler

Lotfi A. Zadeh 1965 yılında bulanık kümeyi $\mu(x)$ üyelik fonksiyonuyla belirtilen elemanlardan oluşan ve üyelik dereceleri 0 ile 1 arasında değerler alabilen kümeler olarak tanımlamıştır (Boz Eravcı, 2016). Lotfi A. Zadeh'e göre günlük konuşmada kullanılan kelimeler veya cümleler dilsel değişkenler olarak görülebilir ve dilsel değerlere atanabilir. Bu değişkenler yüksekten düşüğe, doğrudan yanlışa doğru kademeli geçişi temsil eder ve bulanık değişkenler olarak adlandırılır. Bu gibi değişkenleri içeren küme bulanık küme olarak bilinir (Jamsandekar ve Mudholkar, 2013).

Klasik kümede varlık, kümenin elemanı olduğunda “1”, kümenin elemanı olmadığına “0” değerini alırken, bulanık kümeler klasik kümelerin genişletilmiş şekli olup burada her bir varlık üyelik derecesine sahiptir. Varlıkların üyelik derecesi 0 ve 1 arasında herhangi bir değer olabilir (Demirhan ve ark., 2010).

Bulanık kümeler, öğelerin kümeye kısmi üyelik ile dahil olmasını sağlar. Bu nedenle 179 cm boyunda bir kişi, hem uzun hem de uzun olmayan kümelerinde belirli bir üyelik derecesine göre kategorize edilebilir. Kişinin boyunda artış olması durumunda, uzun kümesi içindeki üyelik derecesi artar ve uzun boylu olmayan kümesi içindeki üyelik derecesi aynı anda azalır (Radhika ve Parvathi, 2016).

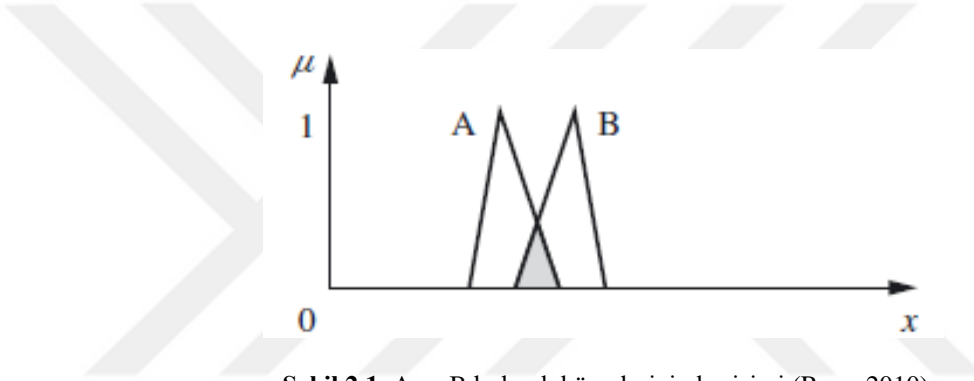
Bulanık Kümelerde İşlemler

Bulanık Kümelerde Kesişim

$\mu_A(x)$ ve $\mu_B(x)$ iki bulanık küme olmak üzere $\mu_{A \cap B}(x)$ bu kümelerin kesişimini ifade eder ve iki üyelik fonksiyonundan üyelik derecesi en küçük olan anlamına gelmektedir. Matematiksel olarak

$$\mu_{A \cap B}(x) = \min(\mu_A(x), \mu_B(x)) = (\mu_A(x) \wedge \mu_B(x))$$

şeklinde gösterilir (Mikail, 2007; Ross, 2010).



Şekil 2.1. A ve B bulanık kümelerinin kesişimi (Ross, 2010)

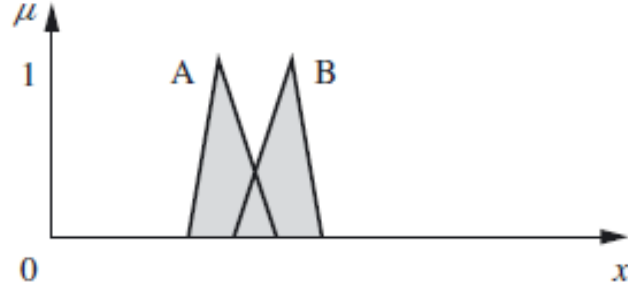
Bulanık Kümelerde Birleşim

$\mu_A(x)$ ve $\mu_B(x)$ iki bulanık küme olmak üzere $\mu_{A \cup B}(x)$ bu kümelerin birleşimini ifade eder ve iki üyelik fonksiyonundan üyelik derecesi en büyük olan anlamına gelmektedir.

Matematiksel olarak

$$\mu_{A \cup B}(x) = \max(\mu_A(x), \mu_B(x)) = (\mu_A(x) \vee \mu_B(x))$$

şeklinde gösterilir (Mikail, 2007; Ross, 2010).



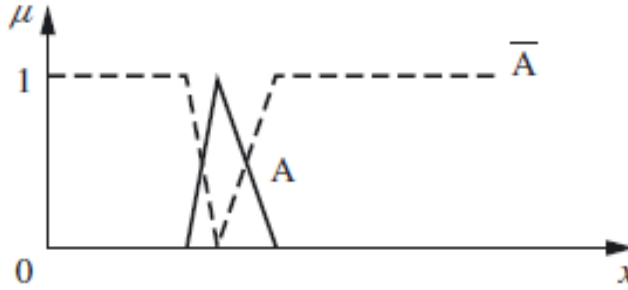
Şekil 2.2. A ve B bulanık kümelerinin birleşimi (Ross, 2010)

Bulanık Kümelerde Tümlen

$\mu_A(x)$ bulanık küme olmak üzere $\mu_{\bar{A}}(x)$ bu kümenin tümlenini ifade eder. Matematiksel olarak

$$\mu_{\bar{A}}(x) = (1 - \mu_A(x))$$

şeklinde gösterilir (Ross, 2010).



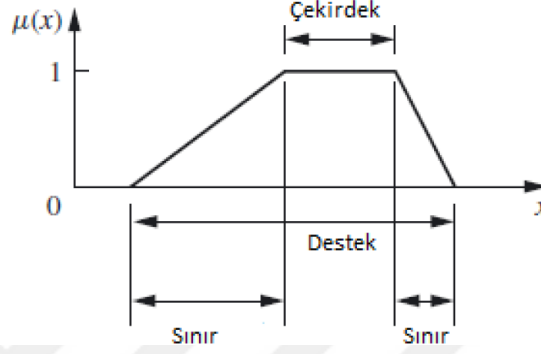
Şekil 2.3. A ve B bulanık kümelerinin tümlenini (Ross, 2010)

2.1.3. Üyelik Fonksiyonları

Üyelik fonksiyonları, her bir elemana karşılık gelen üyelik değerini veya üyelik derecesini atayarak bulanık kümenin özelliğini tanımlayan bir eğridir. Girdiye ait her bir noktayı 0 ve 1 arasında üyelik değeri ile eşler (Wang, 2015). Üyelik fonksiyonları kullanıcı tarafından isteğe bağlı olarak seçilir ve kullanıcı deneyimi ile şekillenir. Bu nedenle iki kullanıcı için üyelik fonksiyonu deneyimlerine, bakış açılarına ve kültürlerine bağlı olarak farklılık gösterebilir (Mendel, 1995).

Üyelik fonksiyonları bir bulanık kümedeki bulanıklığı belirtir ve kümede bulunan elemanları kesikli veya sürekli olması fark etmeksizin sınıflandırır (Sivanandam ve ark., 2007). $\mu(x)$ ile ifade edilir ve $\forall \mu(x) \in [0,1]$ şeklinde tanımlanabilir. Şekil 2.4'te genel

üyelik fonksiyonu eğrisi görülmektedir. Yatay eksen, bir x girdi değişkenini ve dikey eksen, x girdi değişkenine karşılık gelen üyelik değerini $\mu(x)$ ifade eder (Wang, 2015). Üyelik fonksiyonları çekirdek, destek ve sınır bölgelerinden oluşurlar. Üyelik fonksiyonunun çekirdek, destek ve sınır bölümleri Şekil 2.4’te gösterilmiştir.



Şekil 2.4. Üyelik fonksiyonunun sınır, destek ve çekirdek bölümleri

Çekirdek (Core): Bir A bulanık kümesi için üyelik fonksiyonunun çekirdeği, kümeye tam üyelik ile karakterize edilen bölge olarak tanımlanır (Ross, 2010).

$$\text{core}(A) = \{x \mid \mu_A(x) = 1\}$$

Destek (Support): Bir A bulanık kümesi için üyelik fonksiyonunun desteği, kümeye 0’den büyük üyelik ile karakterize edilen bölge olarak tanımlanır (Ross, 2010).

$$\text{support}(A) = \{x \mid \mu_A(x) > 0\}$$

Sınır (Boundary): Bir A bulanık kümesi için üyelik fonksiyonunun sınırı, kümeye 0 ve 1 arasında üyelik ile karakterize edilen bölge olarak tanımlanır (Ross, 2010).

$$\text{boundary}(A) = \{x \mid 0 < \mu_A(x) < 1\}$$

Üyelik Fonksiyonu Çeşitleri

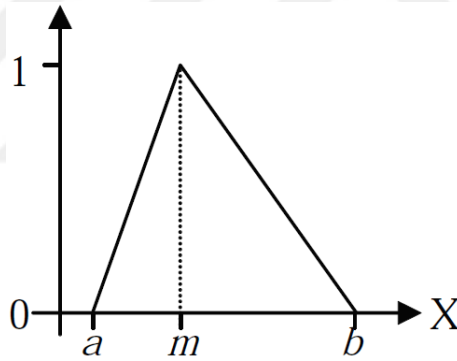
Üyelik fonksiyonları, grafiksel olarak da ifade edilebilir ve grafiksel gösterimler farklı şekiller içerebilir. Üyelik fonksiyonunun şekli dikkate alınması gereken önemli bir kriterdir (Klir ve Yuan, 1995).

Üçgen (Triangular) Üyelik Fonksiyonu

Üçgen üyelik fonksiyonları $a < m < b$ olmak üzere a, m, b parametreleri ile belirtilir. Burada a ve b parametreleri üyelik derecesinin 0 olduğu noktayı a alt sınır, b üst sınır olmak üzere belirtirken, m parametresi üyelik derecesinin 1 olduğu orta noktayı belirtir. Üçgen üyelik fonksiyonu bir A bulanık kümesi için;

$$\mu_A(x; a, m, b) = \begin{cases} 0, & x \leq a \text{ veya } x \geq b \\ \frac{x - a}{m - a}, & x \in (a, m] \\ \frac{b - x}{b - m}, & x \in (m, b) \end{cases}$$

şeklinde tanımlanabilir. Üçgen üyelik fonksiyonunun grafik olarak gösterimi Şekil 2.5'te verilmiştir (Galindo, 2008).



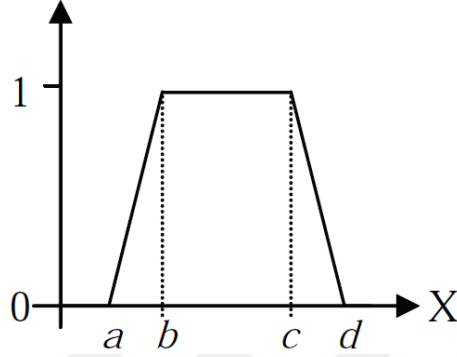
Şekil 2.5. Üçgen üyelik fonksiyonu (Galindo, 2008)

Yamuk (Trapezoidal) Üyelik Fonksiyonu

Yamuk üyelik fonksiyonları a, b, c, d parametreleri ile belirtilir. Burada a ve d parametreleri üyelik fonksiyonunun sınır bölümünü belirtirken, b ve c parametreleri üyelik fonksiyonunun çekirdek bölümünü belirtir. Yamuk üyelik fonksiyonu bir A bulanık kümesi için;

$$\mu_A(x; a, b, c, d) = \begin{cases} 0, & (x \leq a) \text{ veya } (x \geq d) \\ \frac{x - a}{b - a}, & x \in (a, b) \\ 1, & x \in [b, c] \\ \frac{d - x}{d - c}, & x \in (c, d) \end{cases}$$

şeklinde tanımlanabilir. Yamuk üyelik fonksiyonunun grafiksel gösterimi Şekil 2.6'da verilmiştir (Galindo, 2008).



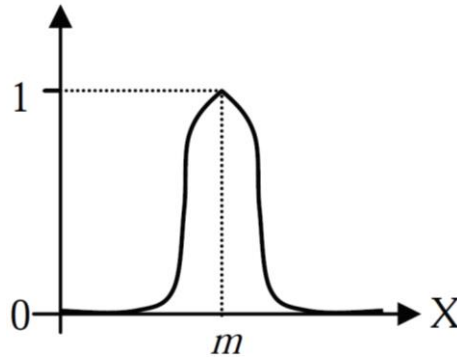
Şekil 2.6. Yamuk üyelik fonksiyonu (Galindo, 2008)

Gauss (Gaussian) Üyelik Fonksiyonu

Gauss üyelik fonksiyonları m, k parametreleri ile belirtilir ve çan şekline sahiptir. Burada m parametresi çanın orta değerini, k parametresi ise çanın genişliğini ifade eder. k parametresinin değeri arttıkça çan daha geniş bir görünüme sahip olacaktır. Gauss üyelik fonksiyonu bir A bulanık kümesi için;

$$\mu_A(x; m, k) = e^{-k(x-m)^2}$$

şeklinde tanımlanabilir. Gauss üyelik fonksiyonunun grafiksel gösterimi Şekil 2.7'de verilmiştir (Galindo, 2008).



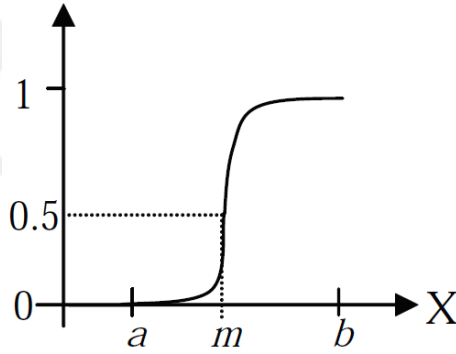
Şekil 2.7. Gauss üyelik fonksiyonu (Galindo, 2008)

S Üyelik Fonksiyonu

S üyelik fonksiyonları $a < m < b$ olmak üzere a, m, b parametreleri ile belirtilir. Burada a parametresi alt sınırı, b parametresi üst sınırı belirtirken, m parametresi kıvrılma noktasını belirtir. S üyelik fonksiyonu bir A bulanık kümesi için;

$$\mu_A(x; a, m, b) = \begin{cases} 0, & x \leq a \\ 2 \left\{ \frac{x-a}{b-a} \right\}^2, & x \in (a, m] \\ 1 - 2 \left\{ \frac{x-b}{b-a} \right\}^2, & x \in (m, b] \\ 1, & x \geq b \end{cases}$$

şeklinde tanımlanabilir. S üyelik fonksiyonunun grafiksel gösterimi Şekil 2.8'de verilmiştir (Galindo, 2008).



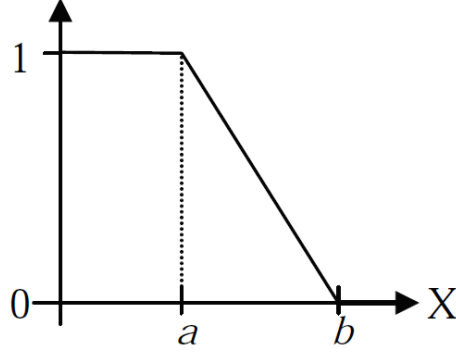
Şekil 2.8. S üyelik fonksiyonu (Galindo, 2008)

L Üyelik Fonksiyonu

L üyelik fonksiyonları a, b parametreleri ile belirtilir. L üyelik fonksiyonu bir A bulanık kümesi için;

$$\mu_A(x; a, b) = \begin{cases} 1, & x \leq a \\ \frac{b-x}{b-a}, & a < x < b \\ 0, & x \geq b \end{cases}$$

şeklinde tanımlanabilir. L üyelik fonksiyonunun grafik olarak gösterimi Şekil 2.9'da verilmiştir (Galindo, 2008).



Şekil 2.9. L üyelik fonksiyonu (Galindo, 2008)

Üyelik Fonksiyonunun Belirlenmesi

Üyelik fonksiyonu sezgisel yöntemlerle belirleneceği gibi algoritmik veya mantıksal yöntemlerle de belirlenebilir. Literatürde genellikle sezgisel, çıkarımsal, derecelendirme, yapay sinir ağları ve genetik algoritmalar yöntemlerine yer verilmektedir (Ross, 2010).

Sezgisel (Intuition)

İnsanların kendi kişisel zeka ve anlayışlarıyla üyelik fonksiyonu belirlemesine dayanan yöntemdir (Ross, 2010).

Çıkarımsal (Inference)

Bir bilgi ve gerçekler bütünü göz önüne alınarak sonuca varmayı amaçlayan tümdengelimli akıl yürütme yapmak için bilginin kullanıldığı yöntemdir (Ross, 2010).

Derecelendirme (Rank Ordering)

Tek bir kişi tarafından komite, anket tercihlerinin değerlendirilmesi, bulanık bir değişkene üyelik değerleri atamak için kullanılabilir. Tercih ikili karşılaştırmalarla yapılır ve bunlar üyeliğin derecesini belirler (Ross, 2010).

Yapay Sinir Ağları (Neural Networks)

İnsan sinir sisteminin çalışma prensiplerinden ilham alan yapay sinir ağları bu prensiplerin matematiksel olarak modellenmesi ile ortaya çıkmıştır. Yapay sinir ağları ile insan beyninin öğrenme yoluyla yeni bilgiler elde etme, hatırlama, problem çözme, tahmin etme gibi becerilerinin bilgisayar ortamına aktarılması mümkündür. Bir olay ile ilgili girdi ve çıktılar arasındaki doğrusal veya doğrusal olmayan ilişkiyi, elde bulunan örneklerden öğrenerek daha önce hiç görülmemiş olaylar hakkında önceki örneklerden

öğrendiği bilgi ile çözüm üretmek yapay sinir ağlarının en temel özelliklerindendir (Kaftan, 2010).

Yapay sinir ağları, sınırlı ve tamamlanmamış veri tabanlarından en iyi sonucu elde edebilmesi ve farklı eğitim algoritmaları ile eğitilmeleri durumunda başarının artırılabilmesi nedenleriyle modelleme ve karar verme uygulamalarında kullanılan en önemli yöntemlerden biridir (Demirhan ve ark., 2010).

Yapay sinir ağları yöntemi ile üyelik fonksiyonunun belirlenmesi için ilk olarak seçilen bir dizi veri eğitim seti ve test seti olarak ayrılır. Ardından eğitim veri seti ile sinir ağı eğitilir. Ağ eğitildikten sonra performansı test verisi ile kontrol edilir. Eğitim ve test süreçlerinin tamamlanmasıyla beraber, sinir ağları ile girdi verisi için üyelik fonksiyonları belirlenebilir (Kar, 2017).

Genetik Algoritmalar (Genetic Algorithms)

Genetik algoritmalar, anlaşılması zor, düzensiz alanları aramak için bir araç sağlayan olasılıksal bileşene sahip genel amaçlı optimizasyon algoritmalarıdır. John Holland tarafından doğal evrimde izlenen bazı süreçleri simüle etmek amacıyla geliştirilmiş ve teorik temeli “Adaptation in Natural and Artificial Systems” adlı kitabında ortaya konmuştur (Homaifar ve McCormick, 1995).

Genetik algoritmalar üyelik fonksiyonları geliştirmek amacıyla kullanılabilir gibi, üyelik fonksiyonlarını kullanan kuralları geliştirme aşamasında da kullanılabilir. Yapılan çalışmalarda üyelik fonksiyonları veya kural tabloları geliştirmek için ayrı olarak genetik algoritmalar kullanılmıştır. Bu çalışmalar genetik algoritmaların bir bulanık denetleyicinin farklı bölümlerini başarılı bir şekilde oluşturma kabiliyetini göstermiştir. Fakat üyelik fonksiyonları ve kural tabloları bağımlı olduğundan sezgisel olarak tasarlanan kural tabanı ile genetik algoritmalarla geliştirilen üyelik fonksiyonunu kullanmak genetik algoritmaların tüm avantajlarından faydalanmaya engel olur. Aynı şekilde genetik algoritmalarla geliştirilen kural tabanı ile sezgisel olarak tasarlanan üyelik fonksiyonunu kullanmak, genetik algoritmaların tüm avantajlarından faydalanmaya engel teşkil eden bir durumdur (Homaifar ve McCormick, 1995).

2.1.4. Bulanık Kural Tabanı

Bulanık kurallar, bulanık küme teorisinin çeşitli yaklaşımlarında yaygın olarak kullanılan yapılardır. Deneyimlerden ve deneysel ilişkilerden gelen stratejileri ve bilgileri temsil etmeyi sağlar. Bilgi, koşulsuz veya koşullu olabilen bulanık önermelerle temsil edilebilir (Massad ve ark, 2008).

Koşulsuz bir bulanık kural, “PSA yüksek” şeklinde belirtilebilir. Burada “PSA” bir nesnenin niteliği, “yüksek” ise dilsel terim ile ifade edilen o nesneye ait sıfat olarak tanımlanabilir.

Buna karşılık, koşullu bulanık bir kuralı “PSA yüksek ise PCR yüksektir” şeklinde belirtmek mümkündür. Koşullu bulanık kural bir koşulu açıklayan eğer (ise) bölümü ve koşul sağlandığında gerçekleşecek eylemi belirten sonuç (o halde) bölümü gibi iki bölümden oluşmaktadır.

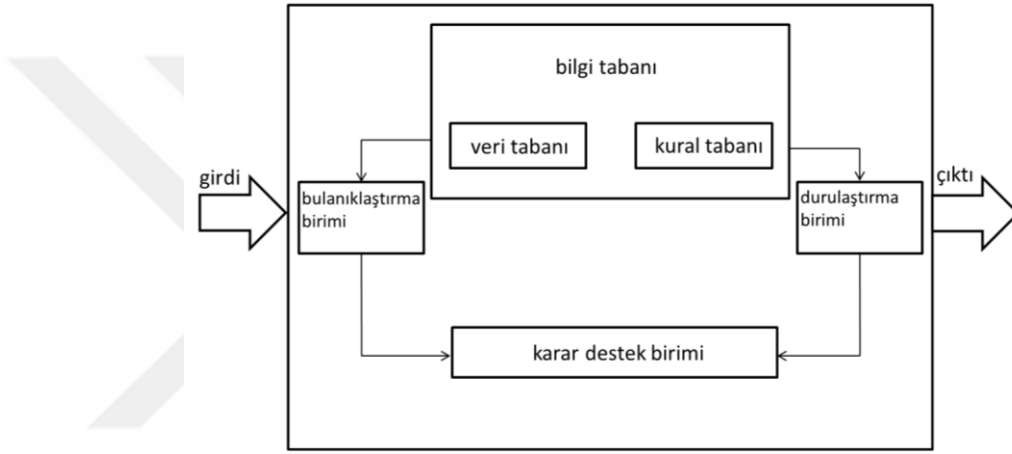
Klasik ve bulanık kurallar arasındaki temel fark, bulanık kuralın esnek bir durumu tanımlarken; klasik kuralın sabit bir koşulu tanımlamasıdır. Koşul tamamen sağlanmadığı sürece klasik kural çalışmaz. Bulanık kuralların esnekliği, gerçek dünyada yaygın olarak kullanılan ifadelerin belirsizliğini modellemeye imkan sağlamasıdır (Massad ve ark., 2008).

2.1.5. Bulanık Çıkarım Sistemi

Bulanık çıkarım sistemi, giriş vektöründeki değerleri yorumlayan ve kullanıcı tanımlı kuralları kullanarak, çıktı vektörüne değerler atayan bir sistemdir (http://www.scielo.org.co/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S1692-33242013000100010, Erişim tarihi 4 Aralık 2018). Bulanık çıkarım sistemi uzman bilgi ve deneyimini içerir ve sistem tasarımında bulanık kurallar ile tanımlanan girdi çıktı ilişkilerini işler (Cavallaro, 2015). Böylece karar vericilerin kendi deneyimlerini karar verme sürecine kolayca dahil etmelerine olanak sağlar (Dragovic ve ark., 2015).

Multidisipliner yapısı nedeniyle bulanık çıkarım sistemi, bulanık kural tabanlı sistem, bulanık uzman sistem, bulanık model, bulanık mantık denetleyicisi ve bulanık sistem gibi birçok isimle bilinir (Shleeg ve Ellabib, 2013).

Temel olarak bir bulanık çıkarım sistemi beş işlevsel bloktan oluşur. Bunlar; bir dizi bulanık kuralın bulunduğu bir kural tabanı, bulanık kümenin bulanık kurallarında kullanılan üyelik fonksiyonlarını tanımlayan bir veritabanı, kurallarda çıkarım işlemlerini gerçekleştiren bir karar verme birimi, kesin girdileri dilsel terimlerle eşleşme derecelerine dönüştüren bulanıklaştırma birimi, çıkarımın bulanık sonuçlarını kesin bir çıktıya dönüştüren durulaştırma birimi şeklinde sıralanabilir (Jang J.-S. R., 1993). Bulanık çıkarım sisteminin yapısı Şekil 2.10'da görülmektedir.



Şekil 2.10. Bulanık çıkarım sistemi (Jang J.-S. R., 1993).

Bulanıklaştırma

Bulanıklaştırma, bulanık çıkarım sistemi uygulamak için ilk adımdır. Bulanıklaştırma işlemi sistemden alınan girdi değerlerini dilsel terimlere dönüştürme işlemidir ve iki süreci içermektedir; giriş ve çıkış değişkenleri için üyelik fonksiyonlarını üretmek ve bunları dilsel terimlerle ifade etmek (Bai ve Wang, 2006). Üyelik fonksiyonlarının oluşturulmasının ardından üyelik fonksiyonlarından faydalanarak girdi değerlerinin ait olduğu bulanık küme veya kümeler ve üyelik derecesi tespit edilerek değerler küçük, en küçük gibi dilsel terimler olarak atanır (Eğrisöğüt Tiryaki ve Kazan, 2007).

Bilgi Tabanı

Bilgi tabanı, yapılan ön çalışmalarla son hali belirlenmiş üyelik fonksiyonlarının sınır ve eğim bilgilerini içeren veri tabanı ve uzman bilgisiyle üretilen kural tabanından oluşmaktadır (Hacımurtazaoglu, 2013).

Çıkarım Birimi

Çıkarım birimi, bilgi tabanına erişerek edindiği bulanık kurallar ile bulanıklaştırma biriminden gelen dilsel terimleri işler (Çobanoğlu, 2000). Öncelikle, her bir girdi değerinin ait olduğu bulanık küme ve üyelik derecesi saptanır. Ardından bu değerler kural tablosuna yerleştirilerek uygun çıktılar elde edilir (Hacımurtazaoglu, 2013).

Durulaştırma

Durulaştırma işlemi, bir sonuca varmak ya da bulanık çıktının gerçek uygulamalara açık hale getirilmesini sağlamak için gereklidir. Bulanık çıkarım sonucunda oluşan dilsel terimin girdi değeri gibi sayısal değere dönüştürülmesi işlemine durulaştırma denir. Durulaştırma birimi, karar verme biriminden gelen bulanık bir bilgiden bulanık olmayan ve uygulamada kullanılacak sayısal değerlerin elde edilmesini sağlar (Bolat, 2006; Bai ve Wang, 2006).

Durulaştırma Yöntemleri

Durulaştırma tekniği, bulanık çıktının olasılık dağılımını en iyi temsil eden bulanık olmayan çıktı üretmeyi amaçlar. Durulaştırma yapmak için birçok durulaştırma stratejisi kullanılabilir (Rao ve Saraf, 1996).

Alan Merkezi Yöntemi (Center of Area/Gravity - Centroid Method)

Alan merkezi yöntemi, en çok kullanılan durulaştırma yöntemidir. Bulanık kümelerin birleşim alanını dikkate alarak birleştirilmiş üyelik fonksiyonu alanının merkezini belirler (Rao ve Saraf, 1996).

Toplamların Merkezi Yöntemi (Center of Sums Method)

Toplamların merkezi yöntemi, alan merkezi yöntemine benzer fakat daha hızlı durulaştırma yöntemidir. Alan merkezi yönteminde bulanık kümelerin birleşiminin merkezi belirlenirken toplamların merkezi yönteminde her bir bulanık küme alanının bireysel olarak merkezi belirlenir (Rao ve Saraf, 1996).

İlk En Büyük Yöntemi (First of Maxima Method)

İlk en büyük yöntemi, bulanık kümelerin birleşimini kullanır ve alanın en küçük değerini maksimum üyelik derecesiyle alır (Rao ve Saraf, 1996).

Son En Büyük Yöntemi (Last of Maxima Method)

Son en büyük yöntemi, bulanık kümelerin birleşimini kullanır ve alanın en büyük değerini maksimum üyelik derecesiyle alır (Rao ve Saraf, 1996).

Orta En Büyük Yöntemi (Middle of Maxima Method)

İlk en büyük ve son en büyük yöntemlerine benzeyen bu yöntem durulaştırma değerinin ilk veya son değer olarak tüm değerlerden belirlenmesi yerine, bu iki değer in ortalamasını alır (Rao ve Saraf, 1996).

Maksimumların Merkezi Yöntemi (Center of Maximum Method)

Maksimumların merkezi metodu birden fazla çıkış terimi geçerli olduğunda bunları değerlendirir ve farklı sonuçlar arasındaki uyuşmayı sağlar. Üyelik fonksiyonunun maksimum değerine bağlı olarak kesin çıkış değerini hesaplar (Yardımcı, 2000).

Bulanık Çıkarım Sistemi Türleri

Bulanık çıkarım sistemleri, çıkarım prosedürü için gerekli olan bulanık kural yapısına göre üçe ayrılır. Bunlar Mamdani bulanık çıkarım sistemi, Takagi Sugeno Kang bulanık çıkarım sistemi ve Tsukamoto bulanık çıkarım sistemidir.

Mamdani Bulanık Çıkarım Sistemi

Mamdani çıkarım yöntemi ilk olarak 1975 yılında buhar makinesini ve kazan bileşimini kontrol etmek için Mamdani ve Assilian tarafından önerilmiştir ve geliştirilen ilk bulanık kural tabanlı sistem olma özelliğini taşımaktadır. 1980'li yıllarda oldukça yaygın olarak kullanılan mamdani bulanık çıkarım sistemleri 1990 yıllarında Takagi Sugeno Kang modelinin geliştirilmesi ile önceliğini kaybetmiş olsa da günümüzde de yaygın olarak kullanılmaktadır. Bu yöntem uzman bilgisi yakalamak için yaygın olarak kullanılır ve uzmanlığı daha sezgisel, daha insan benzeri bir şekilde tanımlamaya olanak sağlar. Bu nedenle mamdani modeli uzman deneyim ve bilgi temelli alanlarda bu tür sistemlerin modellenmesinde önemli bir rol oynamaktadır (Kaur ve Kaur, 2012; Massad ve ark., 2008).

Kural yapısı

Eğer x küçük ise y küçüktür

şeklinde. Burada kuralın eğer ve ise bölümleri bulanık dilsel terimlerdir. Mamdani bulanık çıkarım sistemi bulanık formda çıktı üretir ve bu çıktının kesin değere dönüştürülmesi gerekir. Bulanık çıktının durulaştırılması için farklı durulaştırma teknikleri kullanılır (Chaudhari ve Patil, 2014).

Takagi Sugeno Kang Bulanık Çıkarım Sistemi

Sugeno olarak da adlandırılan Takagi Sugeno Kang modeli mühendislikte en çok kullanılan modeldir. İlk olarak 1983 yılında T. Takagi ve M. Sugeno tarafından önerilmiştir. Ardından bu tür sistemlerin tanımlanmasında çalışan Kang'ın dikkatini çekmiştir. Bu model, kuralların sayısında azalma ve bulanık kuraldaki sonuç kümelerinin daha objektif formülasyonu ile karmaşık ve yüksek boyutlu sistemlere çözüm üretmek amacıyla Mamdani modeline alternatif olarak ortaya çıkmıştır (Massad ve ark., 2008).

Kural yapısı

$$\text{Eğer } x = A \text{ ve } y = B \text{ ise } z = f(x, y)$$

şeklinde. Burada kuralın eğer bölümü bulanık iken sonuç bölümü fonksiyondur. $z = f(x, y)$ kesin bir fonksiyon iken $f(x, y)$ x ve y 'de bir polinomdur. Eğer $f(x, y)$ birinci dereceden bir polinomsa çıkarım sistemi birinci sıra Sugeno bulanık modeli, f sabit ise çıkarım sistemi Mamdani bulanık modelin özel bir versiyonu olan sıfır sıra Sugeno bulanık modeli olarak adlandırılır (Chaudhari ve Patil, 2014).

Tsukamoto Bulanık Çıkarım Sistemi

Bu yöntemde her bir bulanık kuralın sonucu monotonik üyelik fonksiyonu olan bulanık bir küme ile temsil edilir. Monotonik üyelik fonksiyonunda her kuralın sonuç bölümü, kuralın eğer bölümünden gelen üyelik değerinin neden olduğu kesin bir değer olarak tanımlanır. Genel çıktı her bir kuralın çıkışının ağırlıklı ortalaması ile hesaplanır. Tsukamoto modelinde her bir kural kesin bir çıktıya sahip olması nedeniyle bu model, toplam çıktının bir araya gelmesi gibi zaman alıcı süreçleri ortadan kaldırır. Yöntemin gerektirdiği çıktı üyelik fonksiyonunun özel niteliğinden dolayı genel yaklaşım kadar kullanışlı değildir ve belirli durumlarda kullanılmalıdır (Ross, 2010).

Kural yapısı;

Eğer x küçük ise $y=c$

şeklinde. Burada girdi bulanık olsa da Tsukamoto bulanık çıkarım sisteminin çıktısı kesin bir değerdir (Chaudhari ve Patil, 2014).

2.2. Lojistik Regresyon Analizi

Regresyon analizi, değişkenler arasındaki matematiksel ilişkiyi modellemek ve incelemek amacıyla kullanılan istatistiksel bir yöntemdir. Regresyonda, bağımlı değişken ile bağımsız değişken(ler) arasındaki matematiksel bağıntının biçimi “model”, n hacimli örnek verisi kullanılarak bağımlı değişken ile bağımsız değişken(ler) arasında bir model oluşturulması “veriye model uydurma” olarak adlandırılır (Gamgam ve Altunkaynak, 2017).

Basit doğrusal regresyonda bir bağımlı bir bağımsız, çoklu doğrusal regresyonda bir bağımlı birden çok bağımsız değişken bulunur ve bağımlı değişken sürekli veri türündedir. Fakat gerçek dünya problemlerinde bağımlı değişkenin kategorik olduğu birçok problem söz konusudur. Bağımlı değişkenin iki değer aldığı durumlarda iki değerli lojistik regresyon (binary logistic regression), ikiden fazla değer aldığı ve sınıflama ölçme düzeyinde olduğu durumlarda çok düzeyli lojistik regresyon (multinomial logistic regression) ve ikiden fazla değer aldığı ve sıralama ölçme düzeyinde olduğu durumlarda da sıralı lojistik regresyon analizi (ordinal logistic regression) kullanılır. Tıp alanında sıklıkla karşılaşılan bireyin hasta olup olmaması durumu, hangi hastalık grubuna dahil olduğu veya sahip olduğu kanser tümörünün evresinin tahmini gibi problemler lojistik regresyon analizi kullanımına uygundur (Gamgam ve Altunkaynak, 2017; Alpar, 2016).

2.3. Prostat Kanseri

Prostat kanseri, prostat bezindeki hücreler kontrol edilemez şekilde büyümeye başladığında oluşur. Prostat sadece erkeklerde bulunan bir bez olduğundan prostat kanseri sadece erkeklerde görülen kanser türüdür.

Prostat kanseri, dünya genelinde erkeklerde en sık rastlanan kanserler arasında bulunur ve yılda yaklaşık 1.600.000 vaka ve 366.000 ölüm gerçekleşir. Amerika Birleşik Devletleri'nde, 2019 yılında yaklaşık 174.650 vaka ve 31.620 ölümün meydana gelmesi beklenmektedir (Siegel ve ark., 2019). Ülkemizde ise Sağlık Bakanlığı'nın son olarak yayınladığı Sağlık İstatistikleri 2017'ye göre 2015 yılında erkeklerde en sık görülen kanser türleri arasında akciğer kanserinin ardından ikinci sırada yer alır ve yüz binde 33,1 insidansa sahiptir.

Prostat kanseri ciddi olsun veya olmasın çok çeşitli klinik davranışlara sahip olması nedeniyle sıra dışı bir kanser türü olarak gösterilebilir. Bazı prostat kanseri vakaları çok hızlı bir şekilde ilerleyebilir ve yaşamı tehdit edebilir. Ancak çoğu vaka hiçbir belirti vermeyerek çok yavaş ilerler ve yaşamı tehdit etmez. Prostat kanserine sahip birçok erkek prostat kanserine sahip olduğunu bilmeden, diğer nedenlerden ötürü hayatını kaybeder. Otopsi çalışmaları, 70 yaşlarında prostat kanseri dışındaki nedenlerden ölen erkek bireylerin üçte birinden fazlasının prostat kanserine sahip olduğunu göstermiştir (Jin, 2018).

2.3.1. Prostat Kanseri Risk Faktörleri

Prostat kanseri için değiştirilmesi mümkün olmayan üç risk faktörü mevcuttur. Bunlar; yaş, ırk ve prostat kanseri pozitif aile öyküsüdür. Ayrıca bir dizi değiştirilebilir veya davranışsal faktörün prostat kanseri riski ile ilişkili olduğu bulunmuştur (Leitzmann ve Rohrmann, 2012). Bu faktörler yüksek BMI, fiziksel aktivite azlığı, sigara kullanımı ve protein ve yağ alımının fazla, sebze tüketiminin az olduğu beslenme şekli olarak sıralanabilir (Peisch ve ark., 2017).

Yaş

Yaş, prostat kanseri riski ile güçlü bir ilişkiye sahiptir. Prostat kanseri insidansı, 40 yaşın altındaki erkeklerde düşük olmakla birlikte 55 yaş ve üzerindeki erkeklerde diğer epitelyal kanserler ile benzer bir eğilim izleyerek dikkat çekici şekilde artar (Pernar ve ark., 2018).

Prostat kanseri her 10 vakanın neredeyse 6'sında 65 yaş ve üzerindeki erkeklerde teşhis edilmektedir. 2007-2011 yılları arasında, prostat kanseri vakalarının yaklaşık %0,6'sı

35-44 yaşları arasında; %9,7'si 45-54 yaşları arasında; %32,7'si 55-64 yaşları arasında; %36,3'ü 65-74 yaşları arasında; %16,8'i 75-84 yaşları arasında ve %3,8'i 85 yaş ve üzerinde teşhis edilmiştir. Özellikle 55 yaş ve üzeri erkeklerde, prostat kanseri gelişme riski 55 yaşından küçük erkeklere kıyasla neredeyse 17 kat daha fazladır (Bashir, 2015).

Irk

Prostat kanseri epidemiyolojisi önemli etnik ve ırksal farklılıkları barındırır. Afrika kökenli Amerikalılar, beyazlara göre 1,5 kat, Asya kökenli erkeklere göre yaklaşık üç kat daha fazla prostat kanseri insidansına ve beyazlara göre iki kat daha fazla mortalite oranına sahiptir. ABD'de 2013 yılında Afrika kökenli Amerikalılarda 100000'de 228,7, beyazlarda 100000'de 141,0, Hispanik kökenlilerde 100000'de 124,9, Amerikan Kızılderili 100000'de 98,8, Asyalılarda 100000'de 77,2 prostat kanseri vakası meydana gelmiştir. Ayrıca, Afrika kökenli Amerikalı erkeklerin genç yaşta ileri evre prostat kanserine yakalanma olasılığı yüksektir ve prostat kanseri ölümü için daha büyük risk altındadırlar (Hoffman ve ark., 2001; Glass ve ark., 2013; Platz ve ark., 2000).

Aile Öyküsü

Aile öyküsü prostat kanseri için en güçlü risk faktörü olarak tanımlanmıştır. Prostat kanserine yakalanan birinci dereceden akrabası olan erkekler (baba, erkek kardeş veya oğul) aile öyküsü olmayanlara göre daha yüksek risk altındadır. 1085 prostat kanseri hastası ile yapılmış bir çalışmada, birinci veya ikinci derece akrabada prostat kanseri geçmişinin üç kat fazla risk ile ilişkili olduğu görülmüştür. Prostat kanseri hastası akraba sayısının artmasıyla özellikle de akrabalar genç yaşta prostat kanserine yakalanmışlarsa risk artma eğilimindedir. Aile öyküsü, prostat kanserinin genç yaşta ortaya çıkması için de risk faktörü olabilir (Chan ve ark., 1998).

2.3.2. Prostat Kanserinde Tanı

Prostat spesifik antijen (PSA)

Prostat spesifik antijen (PSA), prostat epitel hücreleri tarafından üretilen bir glikoproteindir. Prostat kanserine yakalanan erkeklerde PSA üretimi artar ve prostat bezi lümeni ile kılcal damar arasındaki doku engellerinin bozulması nedeniyle serum içine daha fazla PSA salınır. Bu sayede PSA düzeyi yükselir

(<https://www.uptodate.com/contents/screening-for-prostate-cancer>, Erişim tarihi 3 Ocak 2019).

PSA, prostat kanserinin tanı, tedavi planlanması ve tedavi sonrası izlem süreçlerinde yaygın olarak kullanılmaktadır. Hastalığa değil organa özgü karaktere sahiptir. Bu nedenle kanserli hücrelerin varlığının yanı sıra prostata ait tüm klinik durumlarda PSA düzeyi yükselebilir. Bu durumlara iyi huylu prostat hiperplazisi ve prostatit örnek gösterilebilir (Miller ve ark., 2007; Taher, 2014).

Amerika Birleşik Devletleri'nde ve Avrupa ülkelerinin çoğunda, 4 ng/ml serum PSA seviyesi anormal olarak değerlendirilir ve prostat biyopsisi önerilir. Organ sınırlı ve bu nedenle potansiyel olarak tedavi edilebilir prostat kanseri olan hastaların serum PSA seviyelerinin 4-10 ng/ml arasında olması beklenir fakat PSA testinin duyarlılığı bu aralıkta nispeten düşüktür. PSA düzeyi 4-10 ng/ml arasında olan erkeklerin yalnızca %20–%30'unda prostat kanseri mevcuttur, bu da kalan %70–%80'in gereksiz biyopsilere maruz kaldığı anlamına gelir. Bunun aksine normal 0-4 ng/ml aralığındaki PSA seviyeleri prostat kanseri olasılığını dışlamaz. Bir çalışma, PSA düzeyi 0-4 ng/ml olan erkeklerin %15'inde biyopsi ile saptanabilen prostat kanseri olduğunu ve bu kanserlerin yaklaşık %15'inin agresif olduğunu (Gleason skoru 7) belirtmiştir. Bu bilgiler doğrultusunda, 4 ng/ml serum PSA seviyesine prostat biyopsisi önerilmesi düşüncesinin aksine biyopsinin önerileceği tek bir PSA cut-off değeri olmadığı ve farklı PSA değerleri için prostat kanseri riskinin olduğu görülmektedir. Fakat bunun nasıl klinik uygulamaya çevrilebileceği ile ilgili fikir birliği yoktur (Miller ve ark., 2007).

Prostat Hacmi

Prostat hacmi değerlendirilmesi girişimsel tedavi, yani açık prostatektomi, enükleasyon teknikleri, TURP veya minimal invaziv tedavilerin seçimi için önemlidir. Prostat hacmini belirleyerek, ilerleyici semptomlar ve komplikasyonların gelişimini öngörmek mümkündür. Hacim ölçümü yönünden TRUS, transabdominal (suprapubik) ölçüme göre daha üstündür (Özen, 2016).

Prostat hacmi aşağıdaki formül kullanılarak hesaplanır (Saraçoğlu, 2008);

$$(\text{Transvers çap}) \times (\text{sefalokaudal çap}) \times (\text{ön-arka çap}) \times (\text{pi sayısı} / 6)$$

PSA Yoğunluğu

PSA testinin performansını geliştirmek için farklı stratejiler önerilmiştir. Bir yaklaşım, ultrasonla ölçülen prostat hacmine göre PSA seviyesini ölçmektir (Metlin ve ark., 1994). PSA yoğunluğu serum PSA değerinin prostat hacmine bölünmesiyle elde edilir. PSA yoğunluğunun genellikle kabul gören eşik değeri 0,15 ng/ml/cc'dir. PSA yoğunluğunun eşik değerden yüksek olması durumunda hastada tespit edilen bu artış kanser lehine değerlendirilmeli ve hastaya prostat biyopsisi yapılmalıdır (Çetinkaya ve ark.).

PSA Oranı (Serbest PSA/Total PSA Oranı)

PSA oranı, serbest PSA değerinin total PSA değerine bölünmesiyle elde edilir. Bu nedenle hastaların PSA (total PSA) düzeyi testi yapılırken serbest PSA (free PSA) değerinin de ölçülmesi gerekmektedir. Yüksek PSA düzeyi tek başına bir şey ifade etmez ve tanısız değeri serbest/total PSA değeri ile ilişkiye sahiptir. Prostat kanseri hastalarında kandaki serbest PSA değeri düşük olarak saptanmıştır. Yani PSA oranı düştükçe prostat kanseri riski artmaktadır. Fakat PSA oranı için bir eşik değer bulunmamaktadır. PSA oranı için literatürde 0,08 ile 0,25 arasında farklı eşik değerler önerilmiştir. 0,18 eşik değeri genel olarak kabul edilir. Bu eşik değerden düşük değerler için biyopsi düşünülmelidir (Çetinkaya ve ark.).

Rektal Muayene

Bilinen en eski tanı yöntemi olan parmakla rektal muayene, prostat kanseri tanısında ilk aşamada ve en çok kullanılan yöntemdir. Fakat parmakla rektal muayene ile prostat kanserine erken evrede tanı koymak oldukça zordur ve prostat kanseri sadece ileri evrelerde tespit edilebilmektedir. Prostat kanseri tanısında geç kalınmasının önüne geçmek için parmakla rektal muayene ile birlikte tümör belirleyicileri ve radyolojik yöntemler kullanılmaktadır. Parmakla rektal muayene, günümüzde 50 yaş üzerindeki erkeklerin yıllık kontrollerinde kullanılması gereken bir muayene yöntemidir. Ancak

öznel bir değerlendirme olması ve duyarlılığının düşük olması tek başına bir tanı yöntemi olarak kullanımını sınırlar (Taher, 2014).

Prostat Biyopsisi

Biyopsi, prostattan küçük numunelerin çıkarıldığı ve daha sonra mikroskop altında incelendiği bir prosedürdür. Kor iğne biyopsisi, prostat kanseri teşhisinde kullanılan temel yöntemdir. Genellikle bir üroloji uzmanı, yani prostat bezi de dahil olmak üzere genital ve idrar yolları kanserlerini tedavi eden bir cerrah tarafından yapılır (<https://www.cancer.org/cancer/prostate-cancer/detection-diagnosis-staging/how-diagnosed.html>, Erişim tarihi 4 Ocak 2019).

Hekim prostat bezini görmek için TRUS kullanarak rektumun duvarı boyunca prostata hızlıca içi boş bir iğne takar. İğne dışarı çekildiğinde, küçük bir çekirdek prostat dokusu çıkarılır. Bu işlem birkaç defa tekrarlanır. Çoğu ürolog, prostatın farklı bölümlerinden yaklaşık 12 örnek alır (<https://www.cancer.org/cancer/prostate-cancer/detection-diagnosis-staging/how-diagnosed.html>, Erişim tarihi 4 Ocak 2019).

2.4. Literatür Özeti

Benecchi yaptığı “Neuro-fuzzy system for prostate cancer diagnosis” adlı çalışmada prostat kanseri varlığını öngörmek için nöro-bulanık sistem geliştirmeyi amaçlamıştır (Benecchi, 2006). Çalışma bu amaç ve yöntemle yapılmış ilk çalışma olma özelliği taşımaktadır. Nöro-bulanık sistemler yapay sinir ağları ve bulanık mantık yöntemlerinin faydalarını bir araya getiren sistemlerdir. Nöro-bulanık sistemler üyelik fonksiyonları ve kural tablolarını veriden yapay sinir ağları yöntemi ile öğrenerek oluşturur. Nöro-bulanık sistem yaş, totalPSA, %fPSA girdi değişkenleri ile oluşturulmuştur ve lojistik regresyon yönteminde de aynı girdi değişkenleri kullanılmıştır. Çalışmada geliştirilen nöro-bulanık sistemin prostat kanserini tahmin etme performansı ROC analizi ile incelenmiştir ve totalPSA, %fPSA, lojistik regresyon yöntemi ile karşılaştırılmıştır. ROC analizi sonuçları incelendiğinde; totalPSA 0,724 AUC, %fPSA 0,766 AUC, lojistik regresyon 0,783 AUC ve nöro-bulanık sistem 0,799 AUC ile prostat kanseri tahmini yapmıştır. Nöro-bulanık sistemin AUC değeri ile totalPSA ve %fPSA AUC değerleri karşılaştırıldığında aralarında istatistiksel olarak anlamlı bir fark bulunmuştur (nöro-bulanık – totalPSA, $p=0,008$; nöro-bulanık – %fPSA, $p=0,032$). Sonuç olarak nöro-

bulanık sistemin prostat kanseri tahmininde totalPSA, %fPSA ve lojistik regresyon yönteminden daha başarılı olduğu görülmektedir.

Castanho ve arkadaşlarının yaptıkları “Fuzzy expert system: An example in prostate cancer” adlı çalışmada prostat kanserinin patolojik evresini öngören bulanık uzman sistem önerilmiştir (de Paula Castanho ve ark., 2008). Sistemin girdi değişkenleri PSA, klinik evre, Gleason skoru iken sistemin çıktı değişkeni kanser evresidir. Çalışmada sunulan bulanık kural tabanlı sistemin, prostat kanseri prognozunda olduğu gibi mevcut bilgilerin belirsiz olduğu veya hastanın sınırda olduğu durumlarda hekimlerin tanı koymalarına yardımcı olabilecek bir seçenek olduğu belirtilmiştir. Geliştirilen bulanık sistem Takagi-Sugeno-Kang çıkarım yöntemini kullanmıştır ve Matlab 7.0 fuzzy tool-box üzerinde geliştirilmiştir. Kural tablosu 116 kuraldan oluşmaktadır. Bulanık sistemin prostat kanseri evresini belirleme performansı ROC analizi ile değerlendirildiğinde 0,760 AUC ile kanser evresi belirlediği görülmüştür.

Saritas ve arkadaşlarının yaptıkları “A fuzzy approach for determination of prostate cancer” adlı çalışmada prostat kanseri riskinin sayısal değerini hesaplayan bulanık uzman sistem geliştirilmiştir (Saritas ve ark., 2013). Sistemin girdi değişkenleri PSA, yaş, prostat hacmi iken sistemin çıktı değişkeni prostat kanseri riskidir. Çalışmanın amacı hekime biyopsi kararı verme sürecinde destek sağlamaktır. Sistem hastanın prostat kanseri olup olmadığını belirtmez, prostat kanserinin bir olasılığını verir ve hekime biyopsi kararı verirken destek sağlar. Geliştirilen bulanık sistem Mamdani çıkarım yöntemini kullanmıştır ve Matlab 7.0 fuzzy tool-box üzerinde geliştirilmiştir. Kural tablosu 80 kuraldan oluşmaktadır. Çalışmada 119 hastaya ait veri seti kullanılmıştır. Bulanık uzman sistemin doğru tahmin yüzdesi fPSA/PSA ve online risk hesaplayıcı ile karşılaştırılmıştır. Doğru tahmin yüzdeleri 119 hasta için ve 119 hastadan seçilen 56 hasta için hesaplanmıştır. 119 hasta için hesaplanan doğru tahmin yüzdeleri; bulanık uzman sistem 64,71, online risk hesaplayıcı 62,18, fPSA/PSA 60,5 ve 56 hasta için hesaplanan doğru tahmin yüzdeleri; bulanık uzman sistem 75, online risk hesaplayıcı 57,14, fPSA/PSA 39,29 şeklindedir. Sonuçlar incelendiğinde bulanık uzman sistemin en yüksek doğru tahmin yüzdesine sahip olduğu görülmektedir.

Castanho ve arkadaşları yaptıkları “Fuzzy expert system for predicting pathological stage of prostate cancer” adlı çalışmada prostat kanserinin patolojik evresini öngörmek için PSA, klinik evre ve biyopsi Gleason skoru girdi değişkenleri ile genetik bulanık sistem geliştirmeyi amaçlamışlardır (Castanho ve ark., 2013). Genetik bulanık sistemin organla sınırlı veya organla sınırlı olmayan prostat kanseri ayırt etme performansını değerlendirmek amacıyla ROC analizi yapılmıştır ve Partin tabloları ile karşılaştırılmıştır. Prostat kanserinin patolojik evresini öngörmek için kullanılan, klinisyenlere yardımcı olması amacıyla yayınlanmış çok sayıda olasılık tablosu bulunmaktadır. Fakat bunların sadece bir kısmı onaylanmıştır ve faydaları tam olarak tanımlanmamıştır. Bu tablolardan birincisi ve en yaygın kullanılanı Partin tablolarıdır. 1997’de geliştirilmiştir ve ilerleyen yıllarda güncellenmiştir. Partin tabloları PSA, klinik evre, Gleason skoruna göre kanserin patolojik evresini tahmin eder. Genetik bulanık algoritma, JAVA dili kullanılarak geliştirilmiştir. Kural tablosu 47 kuraldan oluşmaktadır. Geliştirilen bulanık sistem Sugeno çıkarım yöntemini kullanmıştır. Çalışmada 331 hastaya ait veri seti kullanılmıştır. Partin olasılık tabloları 0,693 AUC ile prostat kanserinin patolojik evresini tahmin ederken genetik bulanık sistem 0,824 AUC ile prostat kanserinin patolojik evresini tahmin etmiştir ve AUC değerleri karşılaştırıldığında aralarında istatistiksel olarak anlamlı bir fark bulunmuştur ($p=0,045$).

Genel olarak bulanık mantık sistemi, aynı bilgiye sahip olmayan uzmanlar grubundan alınan farklı insanlar için farklı anlamlara sahip olma veya belirsizlik gibi durumları içermektedir. Tip-1 kümeleme belirsizliğe elverişlidir ve belirsizliğin etkilerini düzeltmek için yetersiz kalabilir. Bu nedenle son yıllarda tip-2 bulanık mantık konusundaki çalışmalar dikkat çekmektedir. Ancak tip-2 bulanık kümelerin çalışma yükü ve hesaplamaların karmaşıklığının çok fazla olması nedeniyle tip-2 bulanık kümenin bir türü olan Aralık Tip-2 Bulanık Kümeler (Interval Type-2 Fuzzy Sets) önerilmiştir. Bulanık sistemin kural tabanında tanımlanan bulanık kümelerden birinin aralık tip-2 bulanık küme olması durumunda bulanık sistem aralık tip-2 bulanık sistemler olarak adlandırılır. Çıkarım mekanizması itibari ile tip-1 bulanık sistemlere benzeyen aralık tip-2 bulanık sistemleri tip-1 bulanık sistemler gibi bulanıklaştırıcı, kural tabanı, çıkarım mekanizması ve durulaştırıcı birimlerine sahiptir. Aralık tip-2 bulanık sistemleri bu bileşenlere ek olarak tip dönüştürücü (type-reducer) adlı bir birim

daha içermektedir. Ozkan ve arkadaşlarının yaptıkları “A Type-2 Fuzzy Expert System Application for The Determination of Prostate Cancer Risk” adlı çalışmada PSA, yaş, prostat hacmi girdi değişkenleri ile prostat kanseri riski tahmini için tip-2 bulanık kümenin bir türü olan aralık tip-2 bulanık sistem kullanılmıştır (Ozkan ve ark., 2015). Sistem, tip-1 bulanık mantık, aralık tip-2 bulanık mantık, genel tip-2 bulanık mantık ve bulanık mantık sistemleri için Java tabanlı bir araç olan JUZZY ile geliştirilmiştir. Girdi ve çıktı değişkenleri için üçgen tipi üyelik fonksiyonu kullanılmıştır. Kural tablosu 80 kuraldan oluşmaktadır. Geliştirilen aralık tip-2 bulanık sistemin ve online risk hesaplayıcının biyopsi sonucu verilen 26 hasta için hesapladığı risk oranları verilse de bu risklerin biyopsi sonucu belirleme performansı ve karşılaştırılmasına ait herhangi bir istatistik verilmemiştir.

Prostat kanserinde kanser evresinin tahmini, hastaya tedavi verilmeden önce kanser yayılım olasılığını tahmin etmek için kullanılan bir süreçtir. Cosma ve arkadaşlarına ait “Prediction of Pathological Stage in Patients with Prostate Cancer: A Neuro-Fuzzy Model” adlı çalışmada birincil Gleason pattern, ikincil Gleason pattern, PSA, yaş, klinik T evresi girdi değişkenleri kullanılarak prostat kanseri patolojik evresi tahmini nöro-bulanık model ile yapılmıştır (Cosma ve ark., 2016). Çalışmada 399 hastaya ait veri seti kullanılmıştır. Nöro-bulanık model, mevcut hasta kayıtlarına uygulanan bir eğitim süreci aracılığıyla kuralları otomatik olarak oluşturur. Bu kurallar daha sonra bir doğrulama kümesindeki hastaların prostat kanseri evresini tahmin etmek için kullanılır. Nöro-bulanık sistem girdi olarak boyutu $1 \times m$ olan bir vektör X_i 'yi alır; burada m klinik özelliklerin toplam sayısını ifade etmektedir (1×5) ve hastanın kaydı organda sınırlı hastalık veya ekstra prostat hastalık olarak kümelendir. Ardından, önceden belirlenmiş olan Takagi Sugeno Kang (TSK) kuralları hasta kayıtlarının belirli bir küme için üyelik derecesini değerlendirmek için uygulanır. Her bir hasta kaydı için sonuç, organda sınırlı hastalık (patolojik evre pT2) veya ekstra prostat hastalık (patolojik evre $> pT2$) sınıflarına ait olma derecesinin sayısal bir tahminidir. Nöro-bulanık sistemin performansı, yapay sinir ağları, bulanık c ortalamalar, destek vektör makinaları, naif bayes sınıflandırıcıları ve klinisyenler tarafından yaygın olarak kullanılan AJCC pTNM evreleme nomogramı ile karşılaştırılmıştır. Karşılaştırma sonucunda nöro-bulanık sistemin en iyi performansa (FPR = 0,274; TPR = 0,789; AUC = 0,812), AJCC pTNM

evreleme nomogramının en kötü performansa sahip olduğu (FPR = 0,032; TPR = 0,197; AUC = 0,582) görülmektedir.

Mahanta ve Panda'nın yaptıkları "Fuzzy expert system for prediction of prostate cancer" adlı çalışmada Saritas ve arkadaşlarının "A fuzzy approach for determination of prostate cancer" adlı çalışmalarına benzer olarak PSA, yaş, prostat hacmi, fPSA girdi değişkenleri ve prostat kanseri riski çıktı değişkenleri ile bir bulanık uzman sistem geliştirilmiştir (Mahanta ve Panda, 2018). Bu çalışmada, "A fuzzy approach for determination of prostate cancer" adlı çalışmadan farklı olarak girdi değişkenlerine fPSA değişkeni eklenmiştir. Geliştirilen bulanık uzman sistem Mamdani çıkarım ve Centroid durulaştırma yöntemlerini kullanmıştır. Çalışma Matlab fuzzy tool-box üzerinde geliştirilmiştir. Kural tablosu 240 kuraldan oluşmaktadır. Çalışmada 119 hastaya ait veri seti kullanılmıştır. Bulanık uzman sistem hastanın prostat kanseri olup olmadığı bilgisini vermez. Hekime biyopsi kararı verirken yardımcı olur. Geliştirilen sistemin doğru tahmin yüzdesi 68,91 olarak bulunmuştur. Bu sonuç literatür ile karşılaştırıldığında; Saritas ve arkadaşlarının yaptıkları çalışmada geliştirilen bulanık sistemin 64,71, online risk hesaplayıcının 62,8, fPSA/PSA'nın 60,5 doğru tahmin yüzdelerinden daha yüksek olduğu görülmektedir. Bir değişkenin dahil edilmesi kuralların sayısını arttırsa da tasarlanan bulanık sistemin öngörüsü daha doğru hale gelmiştir. Bulanık uzman sistemin pozitif biyopsi vakaları için doğru tahmin yüzdesi, negatif biyopsi vakaları doğru tahmin yüzdesinden çok daha yüksektir. Ayrıca çalışmada ırk, demografik bölge, aile öyküsü, yaşam tarzı, yemek alışkanlıkları gibi değişkenlerin dikkate alınması, bulanık uzman sistemin diğer yapay zeka yöntemleri ile hibrit bir yapı oluşturması ve daha fazla uzman görüşünün dahil edilmesinin daha iyi sonuç alınmasını sağlayabileceği belirtilmiştir.

Literatürde prostat kanseri tahmin etme amacıyla yapay zeka yöntemlerinin kullanıldığı çok sayıda çalışma mevcuttur. Buna karşın prostat kanseri tahmininde bulanık mantık yaklaşımının kullanıldığı çalışma sayısı kısıtlıdır. Var olan çalışmalarda ise ağırlıklı olarak nöro-bulanık yöntemin kullanıldığı görülmüştür. Nöro-bulanık yöntemin performansı farklı yöntem ve araçlarla karşılaştırılmıştır. Çalışmalara ait bulgular incelendiğinde nöro-bulanık yöntemin diğer yöntem ve araçlardan daha başarılı olduğu

görülmektedir. Literatürde prostat kanseri tahmininde bulanık mantık yaklaşımının kullanıldığı çalışmalar da mevcuttur. Bulanık mantık ile prostat kanseri riskinin belirlendiği “A fuzzy approach for determination of prostate cancer” adlı çalışmada girdi değişkenleri; PSA, yaş, prostat hacmi, çıktı değişkeni prostat kanseri riski olan bir bulanık sistem geliştirilmiştir ve geliştirilen sistemin online risk hesaplayıcı ve fPSA/PSA’dan daha başarılı olduğu görülmüştür (Saritas ve ark., 2013). Bu çalışmaya benzer olarak “Fuzzy expert system for prediction of prostate cancer” adlı çalışmada da prostat kanseri riski bulanık mantık yaklaşımı ile belirlenmiş, girdi değişkenlerine fPSA değişkeni eklenmiştir. Eklenen değişken kural sayısının artmasına neden olsa da bulanık sistemin tahmin başarısını yükseltmiştir (Mahanta ve Panda, 2018).

Bu çalışma ile literature, prostat kanseri tahmininde bulanık mantık yaklaşımını kullanarak katkı yapmak ve diğer yapay zeka yöntemlerinin matematiksel modellerle yaptığı tahminden farklı olarak insan bilgi ve tecrübesi ile tahmin yapmak ve bu tahmin ile veri kullanılarak oluşturulan matematiksel modelden elde edilen tahmin sonuçlarını karşılaştırmak amaçlanmaktadır. Bu amaçlar doğrultusunda prostat kanseri riski belirleyen bulanık sistem geliştirilmiştir ve bulanık sistemin prostat kanseri tahmin performansı ikili lojistik regresyon analizi ile karşılaştırılmıştır.

3. GEREÇ ve YÖNTEM

3.1. Araştırmanın Amacı

PSA düzeyi arttıkça prostat kanseri biyopsinin pozitif olması riski artsa da biyopsi ihtiyacını belirlemek için eşik olarak hiçbir kesin sayı kullanılmamaktadır. Ayrıca bazı durumlarda hastanın PSA düzeyi yüksek olmasına rağmen yapılan prostat kanseri biyopsisinin sonucu negatif olabilmektedir. Böylece PSA düzeyi ve diğer değişkenler birlikte baz alınarak gerçekte hasta olmayan bireye biyopsi gibi zor ve enfeksiyon riskinin bulunduğu bir işlem yapılmaktadır.

Bu çalışma ile hastanın prostat kanseri riski bulanık mantık yaklaşımı ile belirlenecek ve bulanık mantık yaklaşımının prostat kanseri riski belirleme performansı ikili lojistik regresyon analizi ile karşılaştırılacaktır. Amaç prostat kanseri riskini belirleyerek, hekime biyopsi kararı verme sürecinde destek sağlamak ve prostat kanseri riski tahmininde bulanık mantık ve ikili lojistik regresyon analizi yöntemlerinden hangisinin daha başarılı olduğunu tespit etmektir.

3.2. Araştırma Soruları

Prostat kanseri riskini bulanık mantık yaklaşımı ile belirlemek mümkün müdür?

Bulanık mantık yaklaşımı prostat kanseri riski belirlemede ne kadar başarı göstermiştir?

Prostat kanseri tahminlemede bulanık mantık ve ikili lojistik regresyon analizi yöntemlerinden hangisi daha başarılıdır?

3.3. Araştırmanın Evreni ve Örneklemi

Araştırmanın evreni Ocak 2000-Nisan 2007 tarihleri arasında Akdeniz Üniversitesi Hastanesi Üroloji Kliniğinde transrektal ultrason (TRUS) kılavuzlu prostat biyopsisi yapılmış 1453 hastadan oluşmaktadır. Bu hastaların tamamı çalışmaya alınmıştır

3.4. Araştırmanın Etik Yönü

Tez çalışması için Akdeniz Üniversitesi Tıp Fakültesi Klinik Araştırmalar Etik Kurulu'na başvurularak 12.07.2017 tarih ve 246 sayılı karar ile onay alınmıştır.

3.5. Veri Seti Genel Bilgileri

Akdeniz Üniversitesi Hastanesi Bilgi Sistemi ile Üroloji Bölümü'nden hastaların tıbbi kayıtları alınmıştır. Ocak 2000-Nisan 2007 tarihleri arasında Akdeniz Üniversitesi Hastanesi Üroloji Kliniği'nde yapılan tüm transrektal ultrason (TRUS) kılavuzlu prostat biyopsiler geriye dönük olarak değerlendirilmiştir. Orijinal veri seti 1453 hastanın tıbbi kayıtlarını içermektedir. Eksik değişkenleri içeren örnekler çalışma dışı bırakılmıştır. Birden fazla biyopsisi olan hastalarda sadece birincisi çalışmaya dahil edilmiştir.

Veri setinden eksik değişkenleri içeren örnekler çalışma dışı bırakıldığında 982 hastaya ait tıbbi kayıt elde edilmiştir. Bu kayıtlara göre rektal muayene sonucu değişkeni 451 (%45,9) hastada bulgu yok, 531 (%54,1) hastada bulgu var şeklindedir ve 731 (%74,4) hastanın patoloji sonucu malign değilken, 251 (%25,6) hasta malign tümöre sahiptir. Veri setine ait betimleyici istatistikler Tablo 3.1'de gösterilmiştir.

Tablo 3.1. Veri setine ait betimleyici istatistikler

	N	Medyan	Minimum	Maksimum
yaş	982	64,000	38,000	92,000
PSA	982	6,900	0,050	1000,000
PSA oranı	982	0,18	0,01	1
prostat hacmi	982	29,372	2,093	151,515
PSA yoğunluğu	982	0,213	0,003	35,581

3.6. Bulanık Sistem Tasarımı

Bulanık sistem MATLAB R2018a Fuzzy Logic Toolbox ve FuzzyTECH 5.54d üzerinde geliştirilmiştir. Çalışmadan elde edilen bulguların istatistik analizi için SPSS 20.0 (Statistical Package for Social Sciences) ve MedCalc V18.10.2 programları kullanılmıştır. Alfa anlamlılık düzeyi 0,05 kabul edilmiştir.

Bir düşünce tüm girdi değişkenlerinin tek model üzerinden değerlendirilmesi şeklinde olabilir. Ancak çok sayıda girdi değişkeni ve bunların çok sayıdaki dilsel değeri çok büyük bir kural tablosu oluşturur. Böyle bir kural tablosunun sağlıklı bir şekilde yanıtlanması mümkün değildir. Ayrıca üroloji uzmanları ile yapılan görüşmeler sonucunda sistemin girdi değişkenleri ve bunların değerlendirilmesi hakkında tek bir

sisteme yönlenebilecek ortak bir kanıya varılamamıştır. Bu nedenlerle değişkenler prostat kanseri riski ifade etme durumlarına göre farklı gruplara ayrılmıştır. Farklı bulanık modeller oluşturularak bu modellerin prostat kanseri riski belirleme başarısı karşılaştırılmıştır. Daha sonra bu modeller, gösterdikleri prostat kanseri riski belirleme performansı doğrultusunda birbirine entegre edilmiştir. Bu entegrasyon sonucunda yeni bir bulanık sistem geliştirilmiştir. Geliştirilen bulanık sistem her hasta için prostat kanserine sahip olma riskini hesaplamıştır. Modellerin ve sistemin hesapladığı prostat kanseri riskinin hastalığı tahmin etme başarısı hastaların biyopsi sonucu altın standart alınarak ROC Analizi ile değerlendirilmiştir.

Bulanık modeller ve bulanık sistem Mamdani bulanık çıkarım sistemi ve Centroid durulaştırma yöntemi kullanılarak tasarlanmıştır.

Oluşturulacak modellerin girdi değişkenleri; PSA (ng/ml), yaş (yıl), prostat hacmi (ml), rektal muayene sonucu (bulgu var-bulgu yok), PSA oranı (serbest/total PSA oranı), PSA yoğunluğu (ng/ml/cc) ve çıktı değişkeni; prostat kanseri riski (%) şeklindedir.

Değişkenlerin dilsel değerleri ise;

PSA: Çok düşük, düşük, orta, yüksek, çok yüksek

Yaş: Çok genç, genç, orta yaşlı, yaşlı

PSA yoğunluğu: Düşük, orta, yüksek, çok yüksek

Prostat hacmi: Küçük, orta, büyük, çok büyük

PSA oranı: Düşük, orta, yüksek

Rektal muayene sonucu: Bulgu var, bulgu yok

Prostat kanser riski: Çok düşük, düşük, orta, yüksek, çok yüksek şeklindedir.

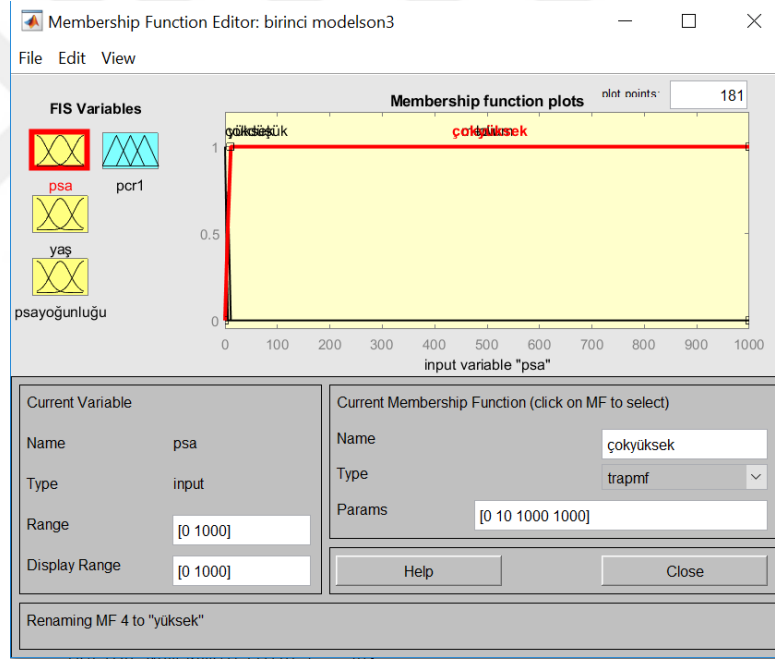
PSA

PSA deęişkenine ait üyelik deęer aralıkları Tablo 3.2’de gösterilmiştir.

Tablo 3.2. PSA girdi deęişkeninin üyelik deęer aralıkları

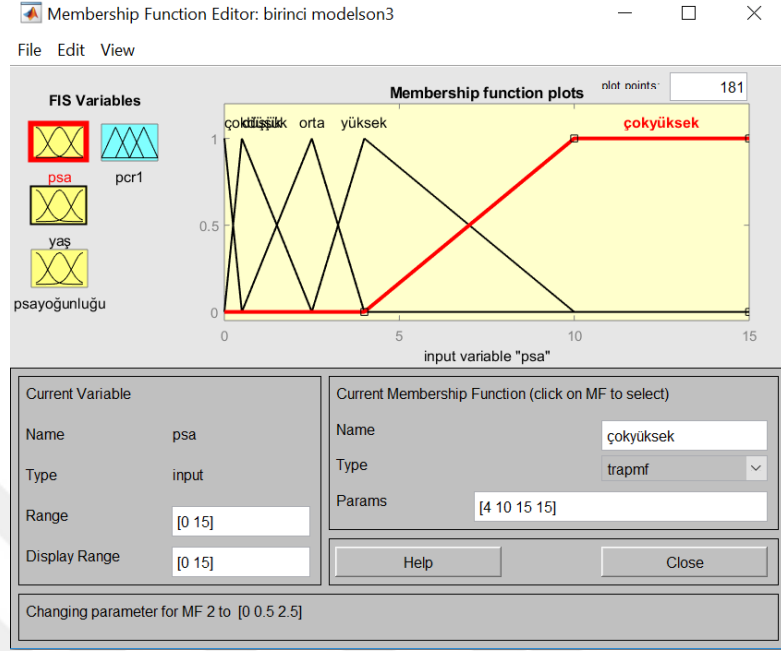
PSA	
çok düşük	<0,5
düşük	0 – 2,5
orta	0,5 - 4
yüksek	2,5 - 10
çok yüksek	>4

PSA deęişkenine ait üyelik fonksiyonu Şekil 3.1’de gösterilmiştir.



Şekil 3.1. PSA girdi deęişkeninin üyelik fonksiyonu

Sistemde kullanılan PSA deęişkeninin üyelik fonksiyonu veri setinde bulunan yüksek deęerlerden dolayı geniş bir aralıkla tanımlanmıştır. Sistemde kullanılmayan, deęer aralıklarının daha açık görüldüğü üyelik fonksiyonu Şekil 3.2’de gösterilmiştir.



Şekil 3.2. PSA girdi değişkeninin üyelik fonksiyonu

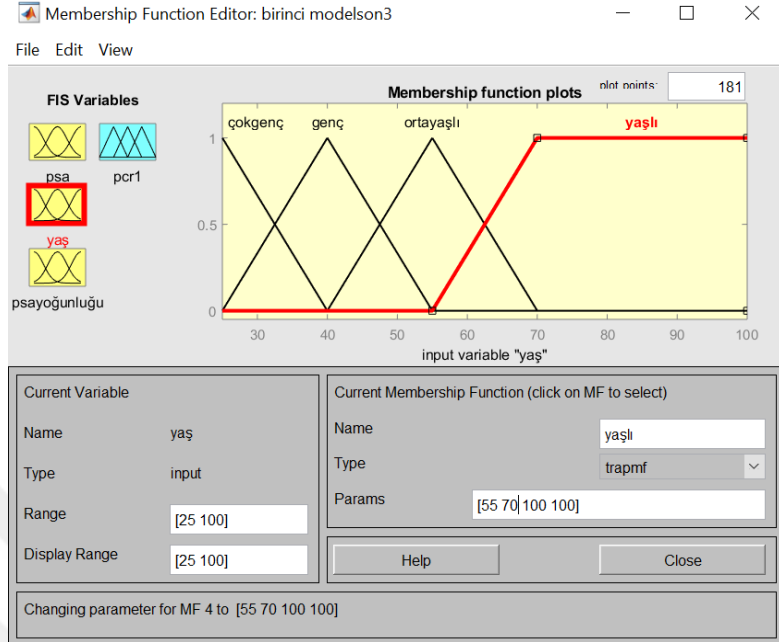
Yaş

Yaş değişkenine ait üyelik değer aralıkları Tablo 3.3'te gösterilmiştir.

Tablo 3.3. Yaş girdi değişkeninin üyelik değer aralıkları

yaş	
çok genç	25 - 40
genç	25 - 55
orta yaşlı	40 - 70
yaşlı	>55

Yaş değişkenine ait üyelik fonksiyonu Şekil 3.3'te gösterilmiştir.



Şekil 3.3. Yaş girdi değişkeninin üyelik fonksiyonu

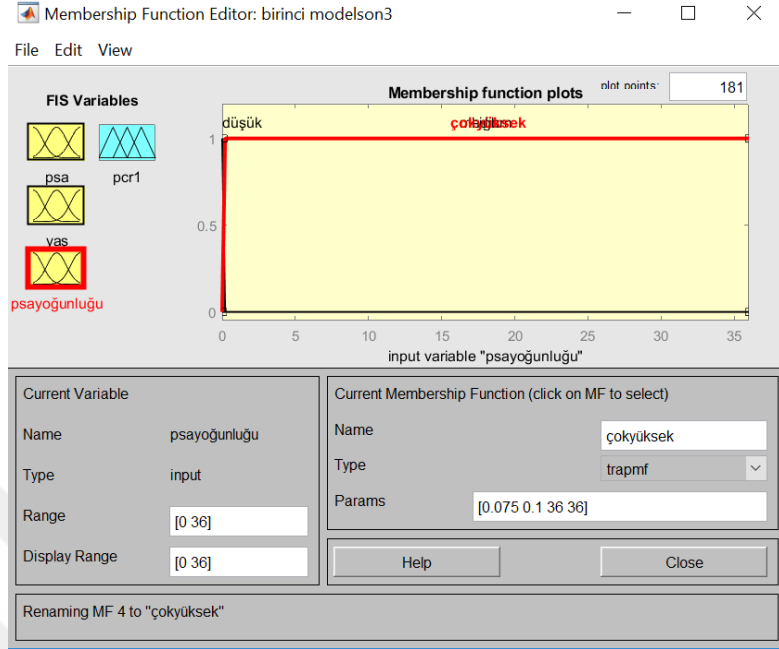
PSA Yoğunluğu

PSA yoğunluğu değişkenine ait üyelik değer aralıkları Tablo 3.4'te gösterilmiştir.

Tablo 3.4. PSA yoğunluğu girdi değişkeninin üyelik değer aralıkları

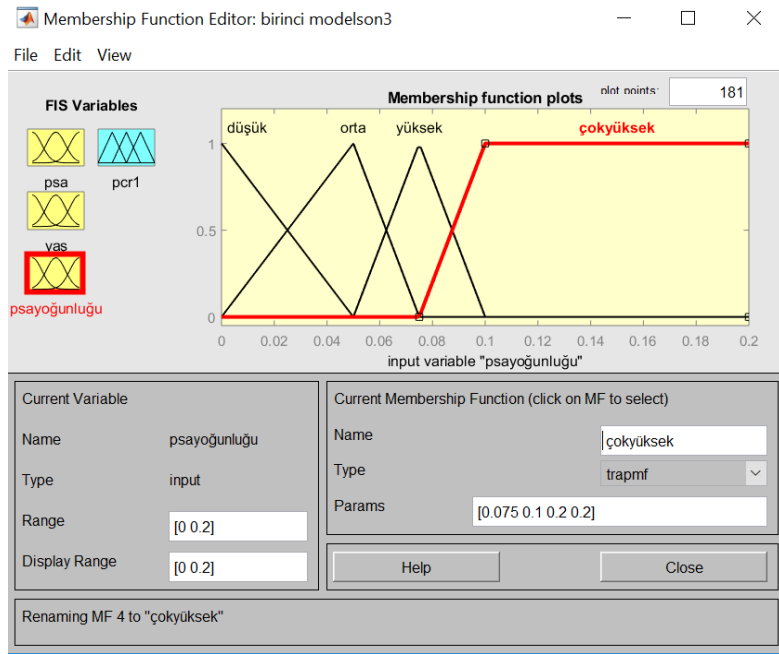
PSA yoğunluğu	
düşük	<0,05
orta	0 – 0,075
yüksek	0,05 – 0,1
çok yüksek	>0,1

PSA yoğunluğu değişkenine ait üyelik fonksiyonu Şekil 3.4'te gösterilmiştir.



Şekil 3.4. PSA yoğunluğu girdi değişkeninin üyelik fonksiyonu

Sistemde kullanılan PSA yoğunluğu değişkeninin üyelik fonksiyonu veri setinde bulunan yüksek değerlerden dolayı geniş bir aralıkla tanımlanmıştır. Sistemde kullanılmayan, değer aralıklarının daha açık görüldüğü üyelik fonksiyonu Şekil 3.5'te gösterilmiştir.



Şekil 3.5. PSA yoğunluğu girdi değişkeninin üyelik fonksiyonu

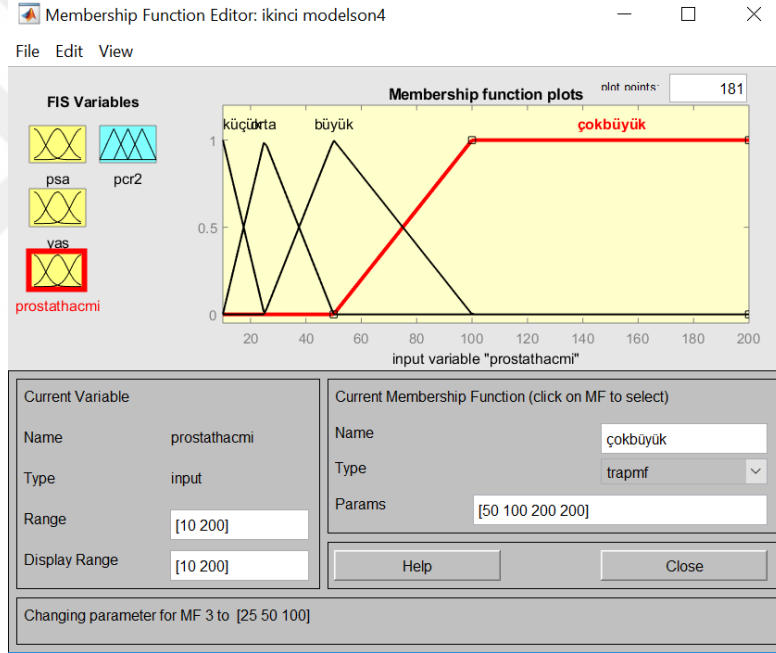
Prostat Hacmi

Prostat hacmi deęişkenine ait üyelik deęer aralıkları Tablo 3.5'te gösterilmiştir.

Tablo 3.5. Prostat hacmi girdi deęişkeninin üyelik deęer aralıkları

prostat hacmi	
küçük	10 - 25
orta	10 - 50
büyük	25 - 100
çok büyük	>100

Prostat hacmi deęişkenine ait üyelik fonksiyonu Şekil 3.6'da gösterilmiştir.



Şekil 3.6. Prostat hacmi girdi deęişkeninin üyelik fonksiyonu

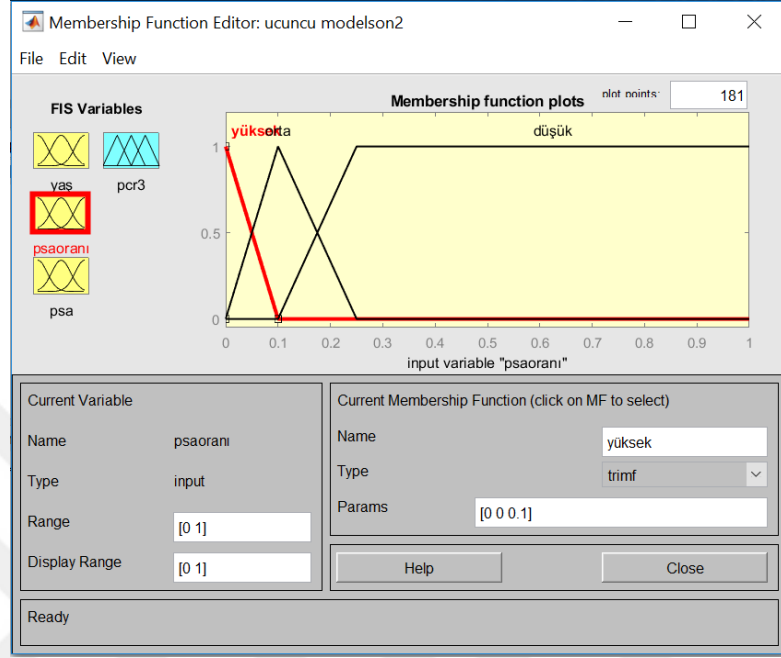
PSA oranı

PSA oranı deęişkenine ait üyelik deęer aralıkları Tablo 3.6'da gösterilmiştir.

Tablo 3.6. PSA oranı girdi deęişkeninin üyelik deęer aralıkları

PSA oranı	
yüksek	<0,1
orta	0 - 0,25
düşük	>0,25

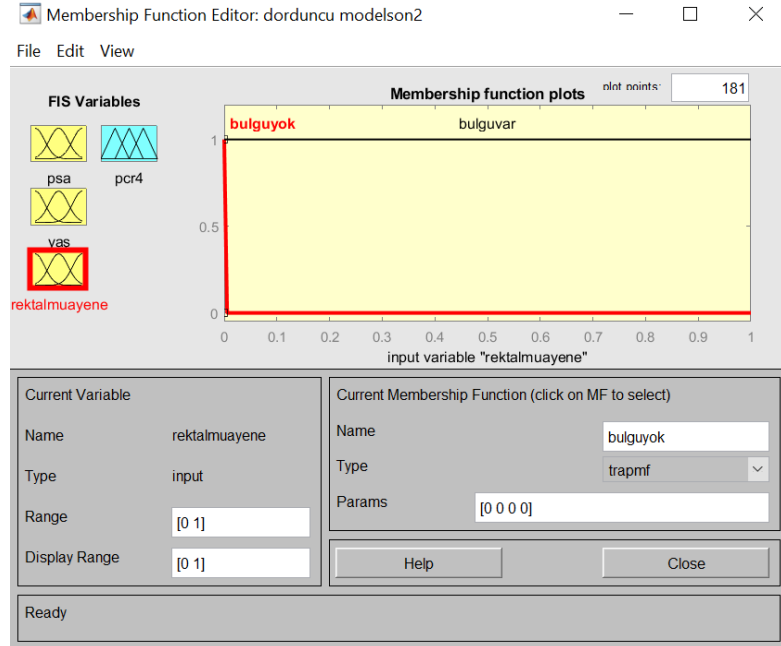
PSA oranı değişkenine ait üyelik fonksiyonu Şekil 3.7’de gösterilmiştir.



Şekil 3.7. PSA oranı girdi değişkeninin üyelik fonksiyonu

Rektal Muayene

Rektal muayene değişkenine ait üyelik fonksiyonu Şekil 3.8’de gösterilmiştir.



Şekil 3.8. Rektal muayene girdi değişkeninin üyelik fonksiyonu

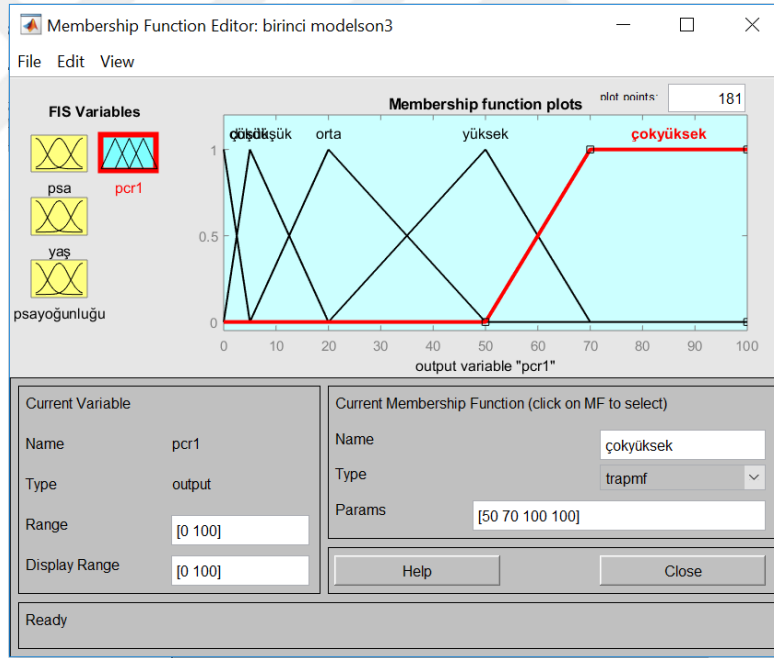
Prostat Kanseri Riski (PCR)

Prostat kanseri riski deęişkenine ait üyelik deęer aralıkları Tablo 3.7’de gösterilmiştir.

Tablo 3.7. PCR çıktı deęişkeninin üyelik deęer aralıkları

PCR	
çok düşük	<5
düşük	0-20
orta	5-50
yüksek	20-70
çok yüksek	>50

PCR deęişkenine ait üyelik fonksiyonu Şekil 3.9’da gösterilmiştir.

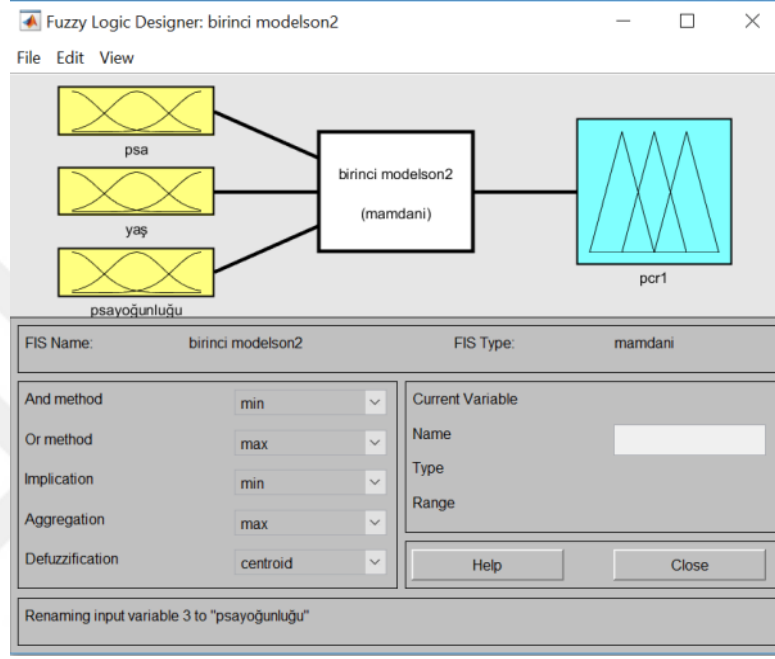


Şekil 3.9. PCR çıktı deęişkeninin üyelik fonksiyonu

Geliştirilen bulanık modellerinin girdi deęişkenleri birinci model için; PSA, yaş, PSA yoğunluğu, ikinci model için; PSA, yaş, prostat hacmi, üçüncü model için; PSA, yaş, PSA oranı; dördüncü model için PSA, yaş, rektal muayene şeklindedir ve çıktı deęişkeni tüm modeller için prostat kanseri riskidir. Üçüncü model üroloji uzmanının önerisi doğrultusunda sadece PSA düzeyinin 4 ve 10 arasında olduęu durumlar için risk hesaplayacak şekilde tasarlanmıştır. Bunun nedeni üçüncü modelde bulunan PSA oranı

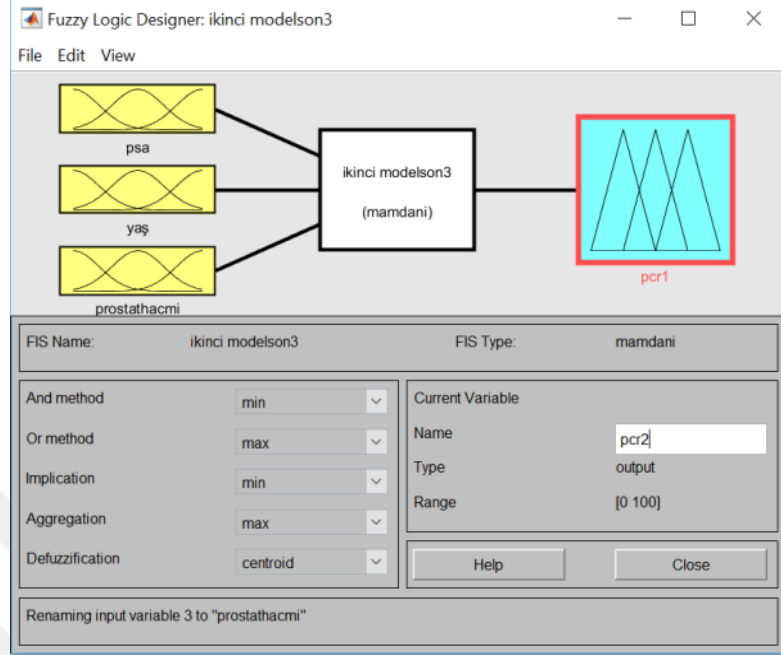
değişkeninin sadece PSA düzeyinin 4 ve 10 arasında olduğu durumlarda değerlendirilmesi veya dikkate alınmasıdır.

Birinci modelin matlab görüntüsü Şekil 3.10’da gösterilmiştir.



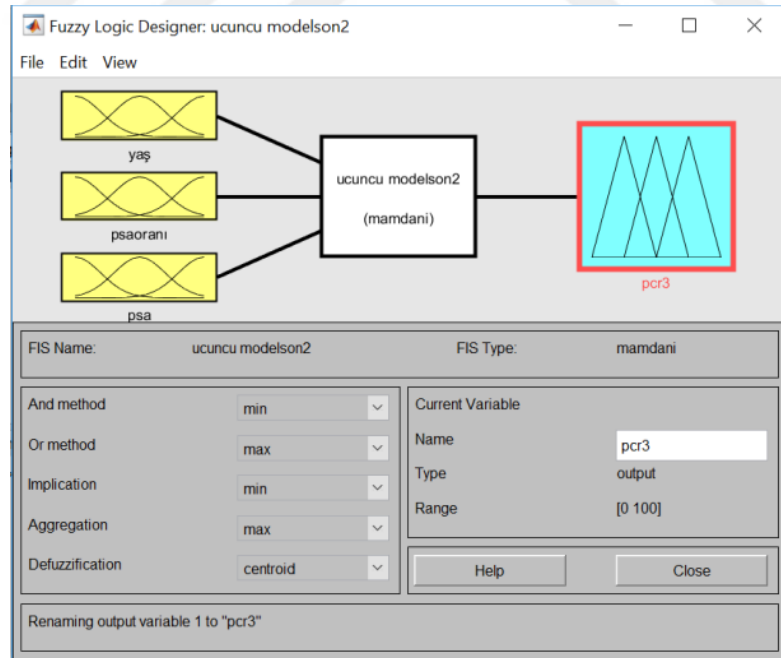
Şekil 3.10. Birinci modelin matlab görüntüsü

İkinci modelin matlab görüntüsü Şekil 3.11’de gösterilmiştir.



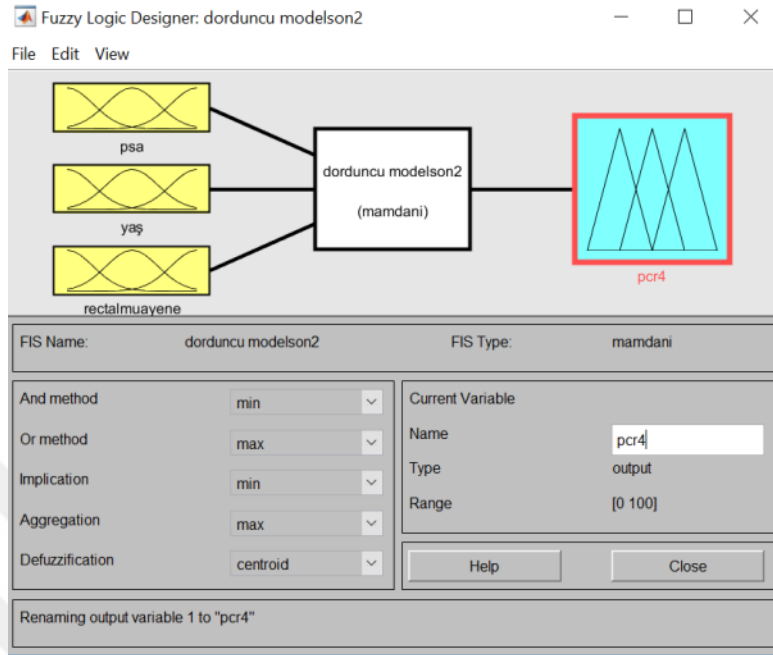
Şekil 3.11. İkinci modelin matlab görüntüsü

Üçüncü modelin matlab görüntüsü Şekil 3.12’de gösterilmiştir.



Şekil 3.12. Üçüncü modelin matlab görüntüsü

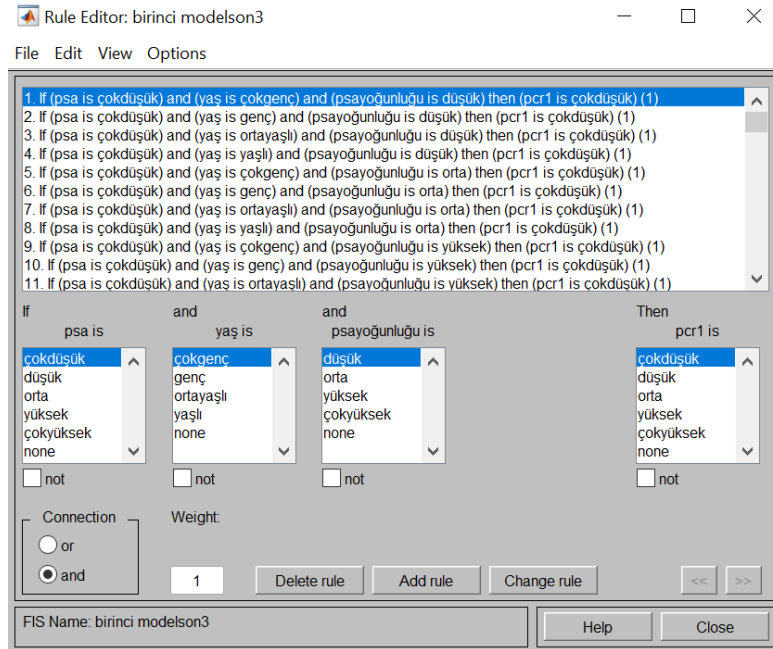
Dördüncü modelin matlab görüntüsü Şekil 3.13’te gösterilmiştir.



Şekil 3.13. Dördüncü modelin matlab görüntüsü

Birinci ve ikinci model için 80 kural, üçüncü model için 24, dördüncü model için 40 kural oluşmuştur.

Birinci modele ait kural tablosu Şekil 3.14’te gösterilmiştir.



Şekil 3.14. Birinci model kural tablosu

İkinci modele ait kural tablosu Şekil 3.15'te gösterilmiştir.

Rule Editor: ikinci modelson4

File Edit View Options

1. If (psa is çokdüşük) and (yaş is çokgenç) and (prostathacmi is küçük) then (pcr2 is çokdüşük) (1)
2. If (psa is çokdüşük) and (yaş is genç) and (prostathacmi is küçük) then (pcr2 is çokdüşük) (1)
3. If (psa is çokdüşük) and (yaş is ortayaşlı) and (prostathacmi is küçük) then (pcr2 is çokdüşük) (1)
4. If (psa is çokdüşük) and (yaş is yaşlı) and (prostathacmi is küçük) then (pcr2 is çokdüşük) (1)
5. If (psa is düşük) and (yaş is çokgenç) and (prostathacmi is küçük) then (pcr2 is çokdüşük) (1)
6. If (psa is düşük) and (yaş is genç) and (prostathacmi is küçük) then (pcr2 is çokdüşük) (1)
7. If (psa is düşük) and (yaş is ortayaşlı) and (prostathacmi is küçük) then (pcr2 is düşük) (1)
8. If (psa is düşük) and (yaş is yaşlı) and (prostathacmi is küçük) then (pcr2 is düşük) (1)
9. If (psa is orta) and (yaş is çokgenç) and (prostathacmi is küçük) then (pcr2 is çokdüşük) (1)
10. If (psa is orta) and (yaş is genç) and (prostathacmi is küçük) then (pcr2 is yüksek) (1)
11. If (psa is orta) and (yaş is ortayaşlı) and (prostathacmi is küçük) then (pcr2 is düşük) (1)

If

psa is çokdüşük and yaş is çokgenç and prostathacmi is küçük Then pcr2 is çokdüşük

Connection: or and Weight: 1

Buttons: Delete rule, Add rule, Change rule, <<, >>

FIS Name: ikinci modelson4 Help Close

Şekil 3.15. İkinci model kural tablosu

Üçüncü modele ait kural tablosu Şekil 3.16'da gösterilmiştir.

Rule Editor: ucuncu modelson2

File Edit View Options

1. If (yaş is çokgenç) and (psaorani is düşük) and (psa is dortonarasi) then (pcr3 is çokdüşük) (1)
2. If (yaş is genç) and (psaorani is düşük) and (psa is dortonarasi) then (pcr3 is çokdüşük) (1)
3. If (yaş is ortayaşlı) and (psaorani is düşük) and (psa is dortonarasi) then (pcr3 is düşük) (1)
4. If (yaş is yaşlı) and (psaorani is düşük) and (psa is dortonarasi) then (pcr3 is orta) (1)
5. If (yaş is çokgenç) and (psaorani is orta) and (psa is dortonarasi) then (pcr3 is düşük) (1)
6. If (yaş is genç) and (psaorani is orta) and (psa is dortonarasi) then (pcr3 is düşük) (1)
7. If (yaş is ortayaşlı) and (psaorani is orta) and (psa is dortonarasi) then (pcr3 is orta) (1)
8. If (yaş is yaşlı) and (psaorani is orta) and (psa is dortonarasi) then (pcr3 is yüksek) (1)
9. If (yaş is çokgenç) and (psaorani is yüksek) and (psa is dortonarasi) then (pcr3 is orta) (1)
10. If (yaş is genç) and (psaorani is yüksek) and (psa is dortonarasi) then (pcr3 is orta) (1)
11. If (yaş is ortayaşlı) and (psaorani is yüksek) and (psa is dortonarasi) then (pcr3 is yüksek) (1)

If

yaş is çokgenç and psaoani is düşük and psa is dortonarasi Then pcr3 is çokdüşük

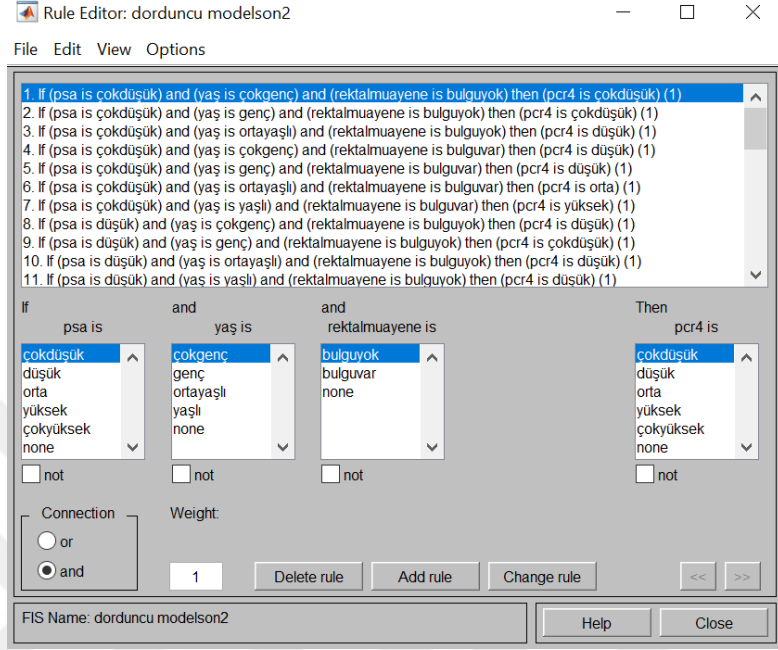
Connection: or and Weight: 1

Buttons: Delete rule, Add rule, Change rule, <<, >>

FIS Name: ucuncu modelson2 Help Close

Şekil 3.16. Üçüncü model kural tablosu

Dördüncü modele ait kural tablosu Şekil 3.17’de gösterilmiştir.



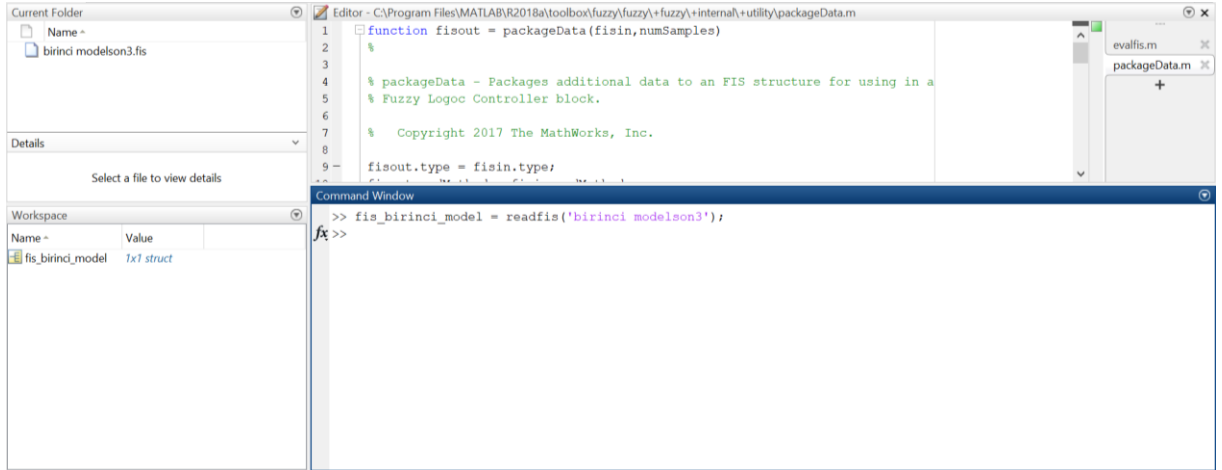
Şekil 3.17. Dördüncü model kural tablosu

Değişkenlerin dilsel değerleri ve üyelik fonksiyonlarının belirlenmesi, kural tablolarının oluşturulması süreçleri üroloji uzmanı ile gerçekleştirilmiştir.

Üçüncü model, sadece PSA düzeyi 4 ve 10 arasında olan hastalar için risk hesaplamaktadır. Bu durum üçüncü model ile diğer modeller arasında karşılaştırma yapmayı engellemekte ve entegrasyon aşamasında sorunlara neden olmaktadır. Ayrıca en düşük prostat kanseri riski tespit etme başarısı göstermiştir. Bu nedenlerle üçüncü model, geliştirilen bulanık sisteme dahil edilmemiştir.

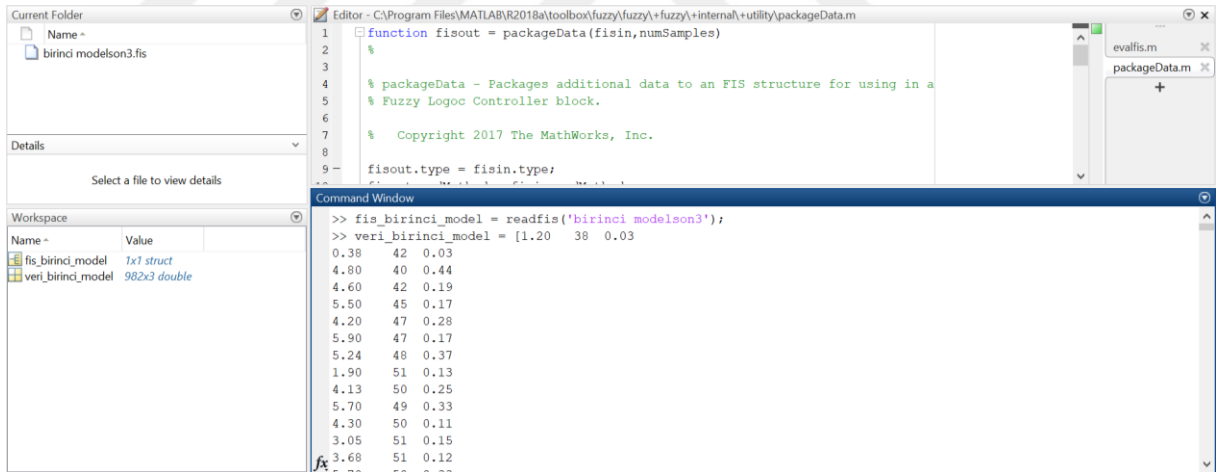
3.6.1. Bulanık Sisteme Veri Okutulması

Bulanık modeller Matlab programında dört ayrı dosya üzerinde Fuzzy Logic Toolbox kullanılarak oluşturulmuştur. Modellere ait değişkenlerin üyelik fonksiyonları ve kural tabloları bu aşamada tanımlanmıştır. Oluşturulan modellere her hasta için bir prostat kanseri riski hesaplatılmıştır. Bunun için öncelikle komut penceresinden readfis() komutu ile bulanık sistem tanımlanmıştır. readfis() komutunun kullanımı Şekil 3.18’de gösterilmiştir.



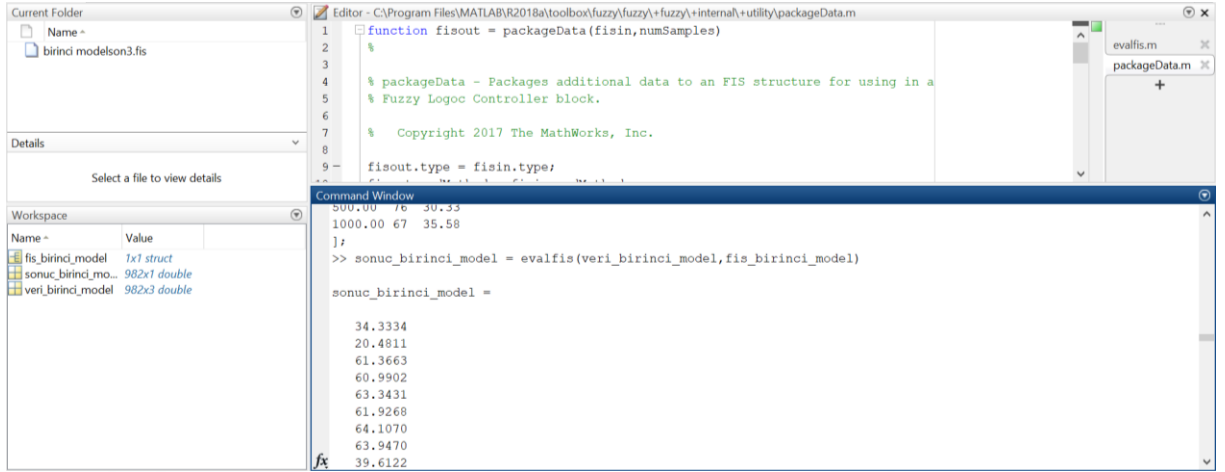
Şekil 3.18. readfis() komutunun kullanımı

Modellere prostat kanseri riski hesaplatmak için hastaların o modelde bulunan değişkenlere ait değerleri ile bir matris oluşturulmuştur. Veri setinin tanımlanması Şekil 3.19’da gösterilmiştir.



Şekil 3.19. Veri setinin tanımlanması

Ardından evalfis() komutu kullanılarak her hasta için hesaplanan risk değerlerinin bulunduğu bir vektör elde edilmiştir. evalfis() komutunun kullanımı Şekil 3.20’de gösterilmiştir.

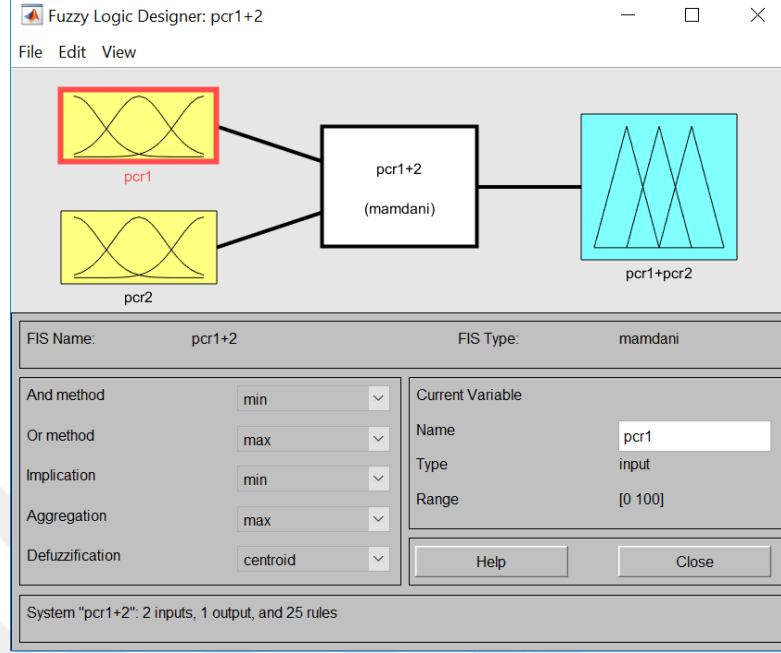


Şekil 3.20. evalfis() komutunun kullanımı

Bu işlem tüm modeller için uygulanarak her modele ilgili değişkenlere ait değerlerle prostat kanseri riski hesaplatılmıştır.

Modelleri birbirine entegre etmek için girdi değişkenleri olarak modellerin hesapladığı prostat kanseri riski, çıktı değişkeni olarak sistemin hesaplayacağı nihai riski içeren bir bulanık sistemler oluşturulmuştur. Bu sistemlere modellerin hesapladığı prostat kanseri riski değerleri girdi olarak verilmiş ve sistem bu risk değerleri ile yeni bir risk hesaplamıştır. Öncelikle en düşük AUC'a sahip olan birinci ve ikinci modeller için bu işlem yapılmıştır.

Birinci ve ikinci model için tek risk hesaplayan bulanık sistem Şekil 3.21'de ve bu sisteme ait kural tablosu Şekil 3.22'de gösterilmiştir.



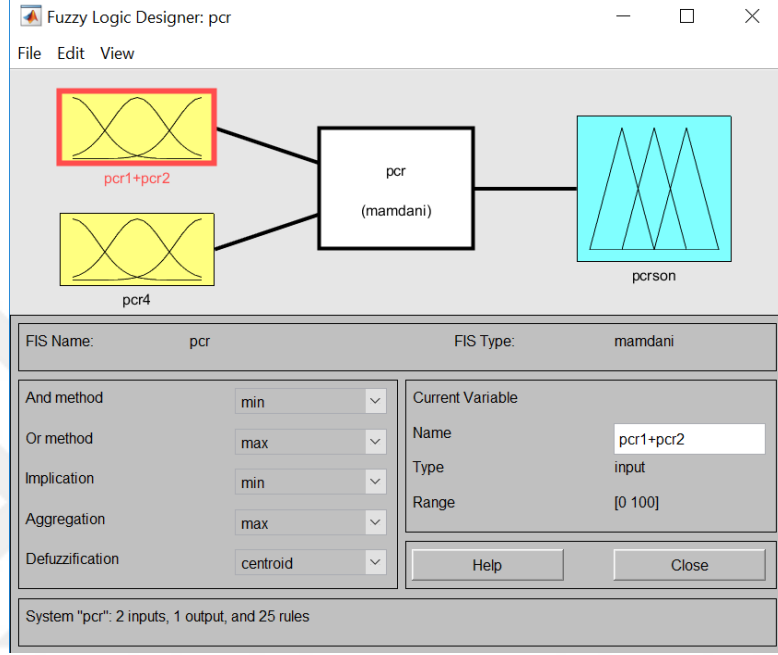
Şekil 3.21. Birinci ve ikinci model için tek risk hesaplayan bulanık sistem

Rule	pcr1 is	and	pcr2 is	Then	pcr1+pcr2 is
1.	çokdüşük	and	çokdüşük	pcr1+pcr2 is	çokdüşük
2.	çokdüşük	and	düşük	pcr1+pcr2 is	düşük
3.	çokdüşük	and	orta	pcr1+pcr2 is	orta
4.	çokdüşük	and	yüksek	pcr1+pcr2 is	yüksek
5.	çokdüşük	and	çokyüksek	pcr1+pcr2 is	çokyüksek
6.	düşük	and	çokdüşük	pcr1+pcr2 is	düşük
7.	düşük	and	düşük	pcr1+pcr2 is	düşük
8.	düşük	and	orta	pcr1+pcr2 is	orta
9.	düşük	and	yüksek	pcr1+pcr2 is	yüksek
10.	düşük	and	çokyüksek	pcr1+pcr2 is	çokyüksek
11.	orta	and	çokdüşük	pcr1+pcr2 is	orta

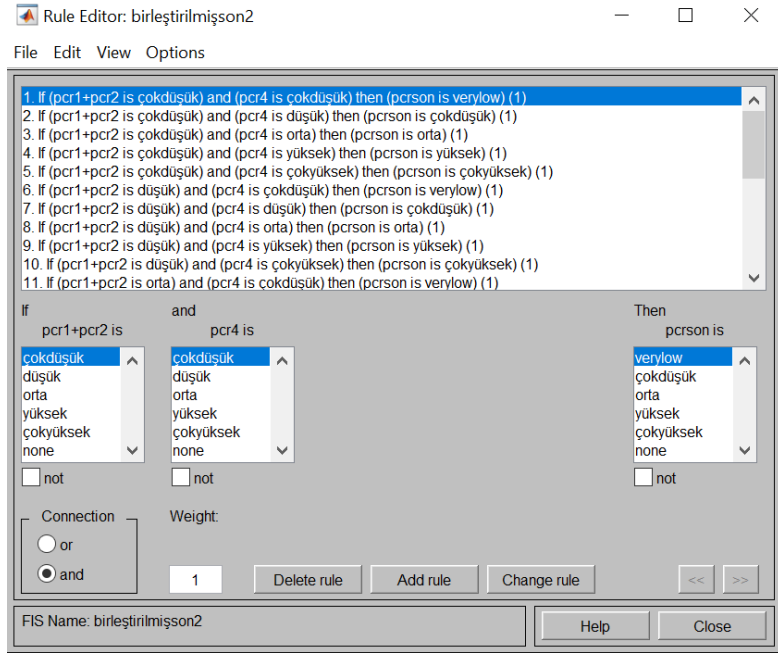
Şekil 3.22. Birinci ve ikinci model için tek risk hesaplayan bulanık sistem kural tablosu

Ardından birinci ve ikinci modelden elde edilen tek risk değeri ile dördüncü modelin hesapladığı risk değeri kural tablosunda en yüksek prostat kanseri riski belirleme performansı gösteren dördüncü modelin daha ağırlıklı olduğu bulanık sisteme okutulmuştur. Bunun sonucunda her hasta için tek prostat kanseri riski hesaplanmıştır.

Birinci ve ikinci modelden elde edilen risk değeri ile dördüncü modelin hesapladığı risk değerini kullanarak prostat kanseri riski hesaplayan entegre bulanık sistem Şekil 3.23'te ve bu sisteme ait kural tablosu Şekil 3.24'te gösterilmiştir.



Şekil 3.23. Bulanık sistemin matlab görüntüsü



Şekil 3.24. Bulanık sistem kural tablosu

Hesaplanan prostat kanseri riski deęerlerinin hastalığı tespit etmede ne kadar başarılı olduğunu deęerlendirmek için hastanın biyopsi sonucu altın standart alınarak ROC analizi yapılmıştır.

3.7. İkili Lojistik Regresyon Analizi

Prostat kanseri riski ikili lojistik regresyon analizi kullanılarak yaş, PSA, prostat hacmi, rektal muayene girdi deęişkenleri ile tahmin edilmiştir. Bulanık sistemin girdi deęişkenlerinden olan PSA yoğunluğunun PSA/prostat hacmi oranı olması sebebiyle doğal olarak PSA ve prostat hacmi deęişkenleri ile kuvvetli korelasyona sahip olduğu görülmüştür. Bu nedenle ikili lojistik regresyon analizine PSA yoğunluğu deęişkeni dahil edilmemiştir.

3.8. ROC Analizi

Kategorik sonuçlu tanı testinde (pozitif / negatif test sonuçları) testin tanı performansını ölçmek için, altın standart baz alınarak duyarlılık ve seçicilik gibi ölçütler kullanılır. Test sonuçlarının ordinal veya sürekli olması durumunda duyarlılık ve seçicilik olası tüm eşik deęerleri için ROC analizi ile hesaplanabilir. ROC analizi klinik epidemiyolojide, tıbbi tanı testlerinin veya sistemlerin genellikle "hasta" ve "saęlıklı" olarak adlandırılan iki hasta grubu arasında nasıl ayırım yapabildiğini ölçmek için kullanılır. ROC grafięi ise, performanslarına göre sınıflandırıcıları görselleştirmek, düzenlemek ve seçmek için kullanılan bir tekniktir. ROC grafikleri, doğru pozitif oranının (duyarlılık) Y ekseninde, yanlış pozitif oranının (1 – seçicilik) X ekseninde çizildięi iki boyutlu grafiklerdir. Bir ROC eğrisi, sınıflandırıcı performansını iki boyutlu olarak tasvir eder. Sınıflandırıcıların ROC performansını temsil eden skaler bir deęere dönüştürmek için ROC eğrisi altındaki alan hesaplanır. Bu alan AUC ile ifade edilir ve birim karenin alanının bir parçası olduğundan deęeri her zaman 0 ile 1 arasındadır. Bununla birlikte, rastgele tahmin 0,5 alanlı (0, 0) ve (1, 1) arasındaki çapraz çizgiyi oluşturduğundan 0,5 deęerinden daha düşük bir AUC deęeri olamaz (Fawcett, 2006; Hajian-Tilaki, 2013).

Maksimum AUC = 1, tanı testinin hasta veya saęlıklı bireyler arasında mükemmel ayırım yapabildiğini gösterirken, 0,9 - 1 arası AUC deęeri mükemmel, 0,8 - 0,9 arası AUC deęeri iyi, 0,7 - 0,8 arası AUC deęeri uygun, 0,6 - 0,7 arası AUC deęeri zayıf, 0,5 - 0,6

arası AUC değeri başarısız olarak nitelendirilir (El Khouli ve ark., 2009; Hajian-Tilaki, 2013).

ROC grafikleri tıbbi karar vermede yaygın olarak kullanılır ve son yıllarda makine öğrenmesi ve veri madenciliği arařtırmalarında giderek daha fazla kullanılmaktadır (Fawcett, 2006).



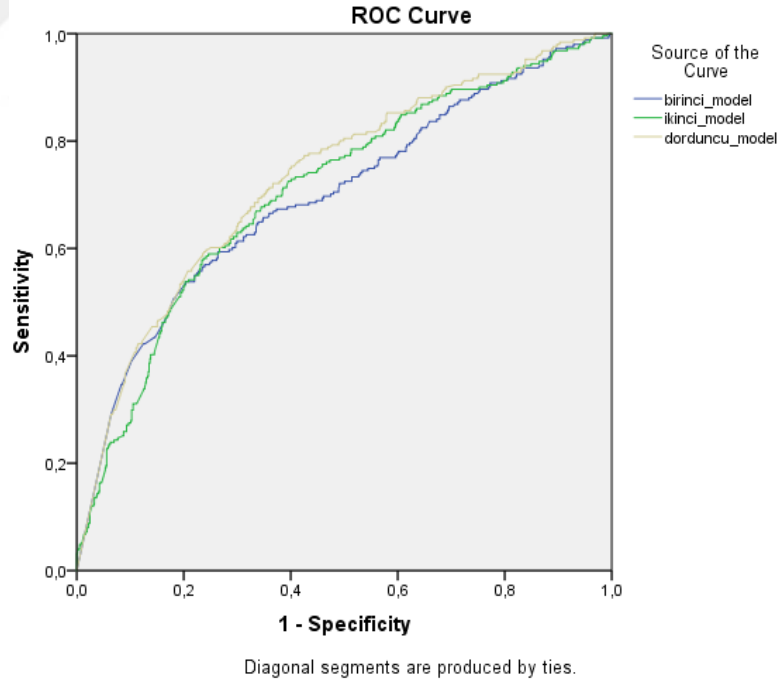
4. BULGULAR

4.1. Matlab Programında Oluşturulan Bulanık Sisteme Ait Sonuçlar

Modellerin prostat kanseri riski belirleme performansları ROC Analizi ile değerlendirildiğinde; birinci model 0,696 AUC ($p<0,001$), ikinci model 0,708 AUC ($p<0,001$) ve dördüncü model model 0,730 AUC ($p<0,001$) ile risk belirlemiştir. ROC analizi sonuçları Tablo 4.1’de, ROC grafiği Şekil 4.1’de gösterilmiştir.

Tablo 4.1. Matlab programında geliştirilen bulanık modellere ait ROC analizi sonuçları

	AUC	Standart Hata	p değeri	95% Güven Aralığı	
				Alt Sınır	Üst Sınır
birinci model	0,696	0,020	<0,001	0,657	0,736
ikinci model	0,708	0,019	<0,001	0,670	0,746
dördüncü model	0,730	0,019	<0,001	0,693	0,767



Şekil 4.1. Matlab programında geliştirilen bulanık modellere ait ROC grafiği

Modellerin AUC değerleri karşılaştırıldığında; birinci model ile ikinci modelin AUC değerleri arasında istatistiksel olarak anlamlı bir fark yoktur ($p=0,234$). Birinci model ile dördüncü modelin AUC değerleri istatistiksel olarak arasında anlamlı bir fark vardır

($p=0,009$). İkinci model ile dördüncü modelin AUC değerleri arasında istatistiksel olarak anlamlı bir fark yoktur ($p=0,102$). Analiz sonuçları Tablo 4.2’de gösterilmiştir.

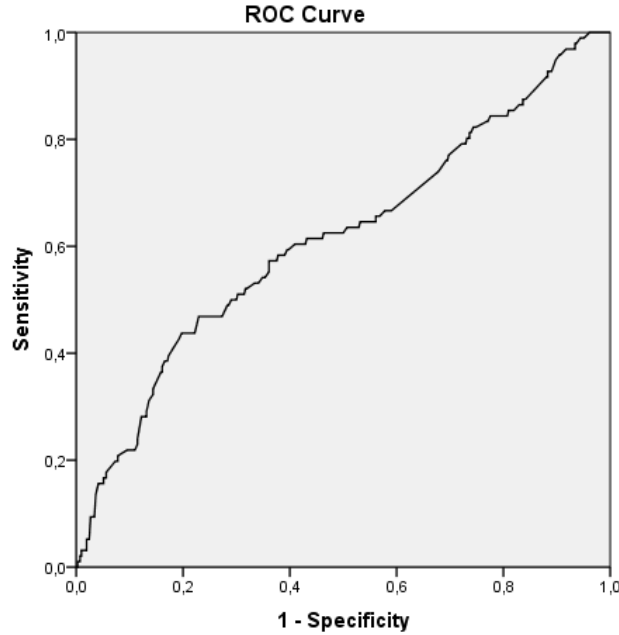
Tablo 4.2. Matlab programında geliştirilen bulanık modellere ait ROC analizi sonuçlarının karşılaştırılması

		AUC1	AUC2	p değeri	Düzeltilmiş p değeri
birinci model	ikinci model	0,696	0,708	0,078	0,234
birinci model	dördüncü model	0,696	0,73	0,003	0,009
ikinci model	dördüncü model	0,708	0,73	0,034	0,102

Üçüncü model sadece PSA düzeyi 4 ve 10 arasında olan 506 hasta için risk hesaplamıştır. Üçüncü modelin prostat kanseri riski belirleme performansı ROC Analizi ile değerlendirildiğinde; 0,616 AUC ($p<0,001$) ile risk belirlediği görülmüştür. ROC analizi sonuçları Tablo 4.3’te, ROC grafiği Şekil 4.2’de gösterilmiştir.

Tablo 4.3. Matlab programında geliştirilen bulanık modele ait ROC analizi sonuçları

	AUC	Standart Hata	p değeri	95% Güven Aralığı	
				Alt Sınır	Üst Sınır
üçüncü model	0,616	0,034	<0,001	0,549	0,683

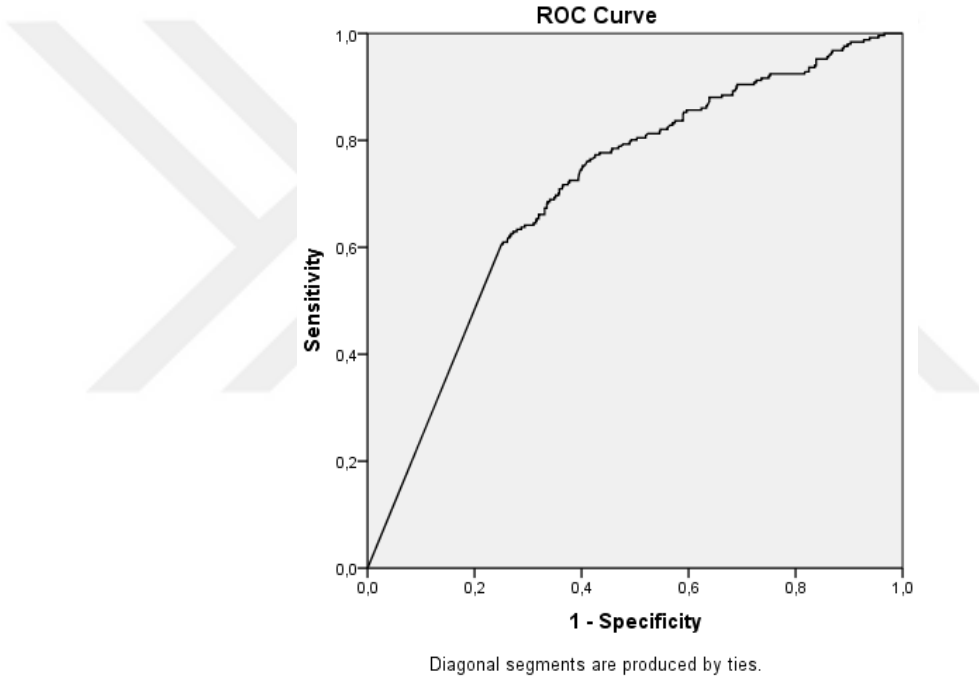


Şekil 4.2. Matlab programında geliştirilen bulanık modele ait ROC grafiği

Matlab programında geliştirilen bulanık sistem 0,710 AUC ($p < 0,001$) ile risk belirlemiştir. ROC analizi sonuçları Tablo 4.4'te, ROC grafiği Şekil 4.3'te gösterilmiştir.

Tablo 4.4. Matlab programında geliştirilen bulanık sisteme ait ROC analizi sonuçları

	AUC	Standart Hata	p değeri	95% Güven Aralığı	
				Alt Sınır	Üst Sınır
Entegre bulanık sistem (PCR1+PCR2+PCR4)	0,710	0,019	<0,001	0,673	0,746



Şekil 4.3. Matlab programında geliştirilen bulanık sisteme ait ROC grafiği

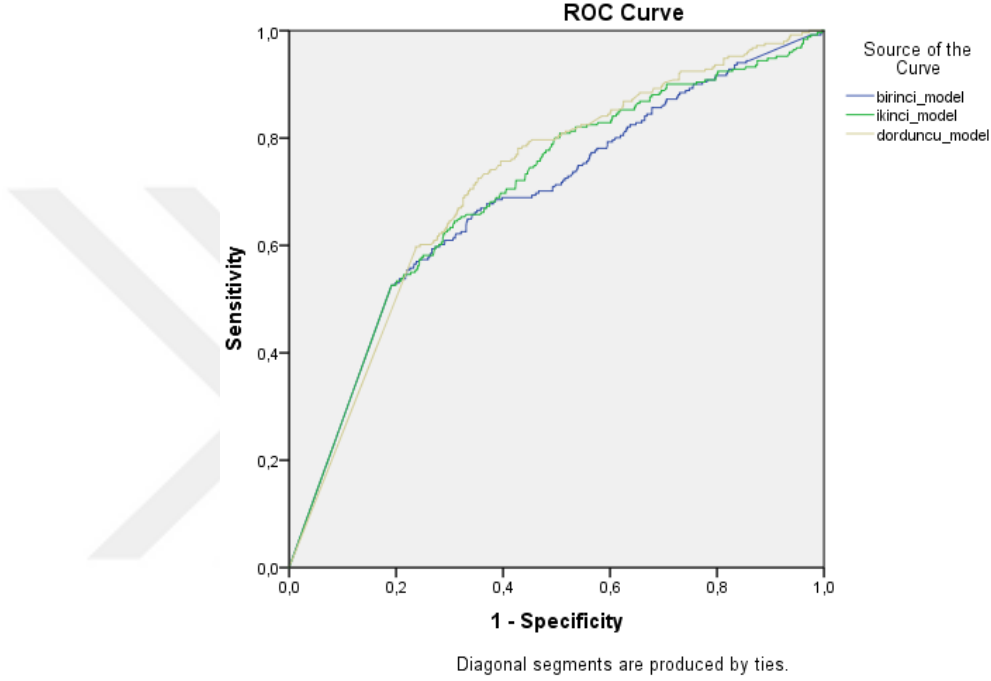
4.2. FuzzyTECH Programında Oluşturulan Bulanık Sisteme Ait Sonuçlar

Bulanık sistem aynı yol izlenerek FuzzyTECH programında da geliştirilmiştir. FuzzyTECH programında geliştirilen bulanık sisteme ait sonuçlar;

Modellerin prostat kanseri riski belirleme performansları ROC Analizi ile değerlendirildiğinde; birinci model 0,686 AUC ($p < 0,001$), ikinci model 0,701 AUC ($p < 0,001$) ve dördüncü model model 0,715 AUC ($p < 0,001$) ile risk belirlemiştir. ROC analizi sonuçları Tablo 4.5'te, ROC grafiği Şekil 4.4'te gösterilmiştir.

Tablo 4.5. FuzzyTECH programında geliştirilen bulanık modellere ait ROC analizi sonuçları

	AUC	Standart Hata	p değeri	95% Güven Aralığı	
				Alt Sınır	Üst Sınır
birinci model	0,686	0,020	<0,001	0,647	0,725
ikinci model	0,701	0,019	<0,001	0,663	0,740
dördüncü model	0,715	0,019	<0,001	0,679	0,751



Şekil 4.4. FuzzyTECH programında geliştirilen bulanık modellere ait ROC grafiği

Modellerin AUC değerleri karşılaştırıldığında; modellerin AUC değerleri arasında istatistiksel olarak anlamlı bir fark bulunamamıştır ($p=0,231$; $p=0,078$; $p=0,627$). Analiz sonuçları Tablo 4.6’da gösterilmiştir.

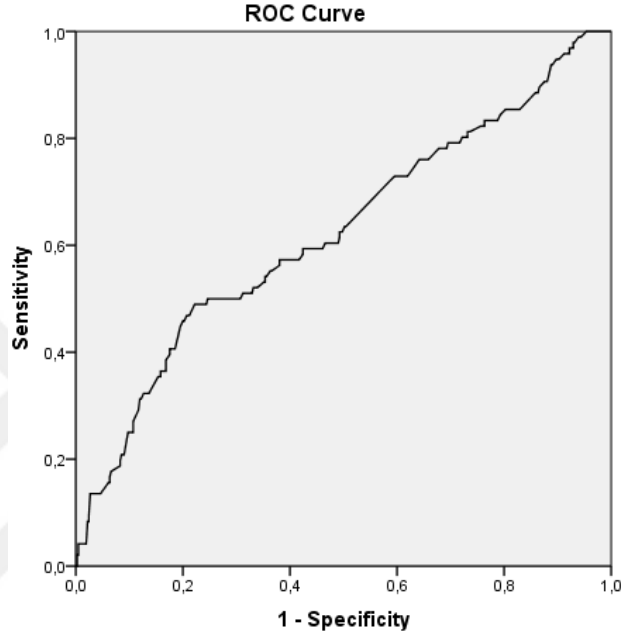
Tablo 4.6. FuzzyTECH programında geliştirilen bulanık modellere ait ROC analizi sonuçlarının karşılaştırılması

		AUC1	AUC2	p değeri	Düzeltilmiş p değeri
birinci model	ikinci model	0,686	0,701	0,077	0,231
birinci model	dördüncü model	0,686	0,715	0,026	0,078
ikinci model	dördüncü model	0,701	0,715	0,209	0,627

Üçüncü modelin prostat kanseri riski belirleme performansı ROC Analizi ile değerlendirildiğinde; 0,624 AUC ($p<0,001$) ile risk belirlediği görülmüştür. ROC analizi sonuçları Tablo 4.7’de, ROC grafiği Şekil 4.5’te gösterilmiştir.

Tablo 4.7. FuzzyTECH programında geliştirilen bulanık modele ait ROC analizi sonuçları

	AUC	Standart Hata	p değeri	95% Güven Aralığı	
				Alt Sınır	Üst Sınır
üçüncü model	0,624	0,034	<0,001	0,557	0,69

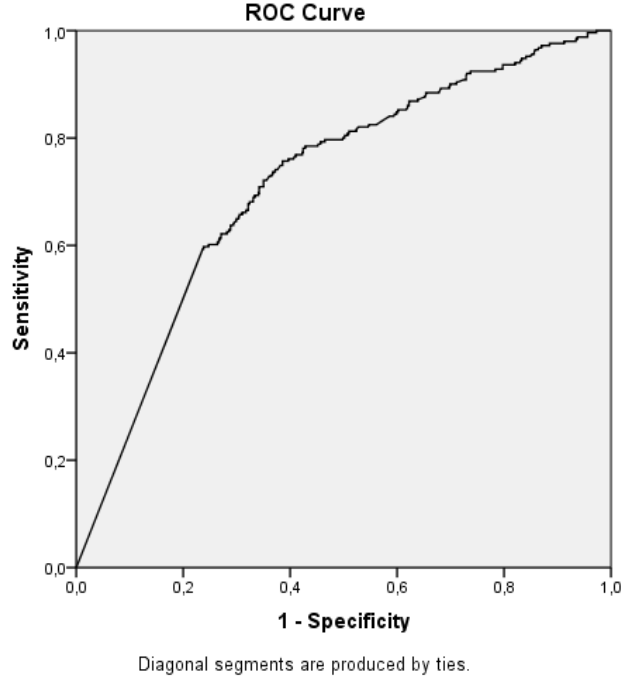


Şekil 4.5. FuzzyTECH programında geliştirilen bulanık modele ait ROC grafiği

FuzzyTech programında geliştirilen entegre bulanık sistem 0,715 AUC ($p < 0,001$) ile risk belirlemiştir. ROC analizi sonuçları Tablo 4.8'de, ROC grafiği Şekil 4.6'da gösterilmiştir.

Tablo 4.8. FuzzyTECH programında geliştirilen bulanık sisteme ait ROC analizi sonuçları

	AUC	Standart Hata	p değeri	95% Güven Aralığı	
				Alt Sınır	Üst Sınır
Entegre bulanık sistem (PCR1+PCR2+PCR4)	0,715	0,019	<0,001	0,679	0,751



Şekil 4.6. FuzzyTECH programında geliştirilen bulanık sisteme ait ROC grafiği

Matlab programında geliştirilen bulanık sistem 0,710 AUC ile prostat kanseri riski belirlerken FuzzyTech programında geliştirilen bulanık sistem 0,715 AUC ile prostat kanseri riski belirlemiştir. İki sistemin AUC değerleri karşılaştırıldığında aralarında istatistiksel olarak anlamlı bir fark bulunamamıştır ($p=0,337$).

4.3. İkili Lojistik Regresyon Analizi Sonuçları

Prostat kanseri riski ikili lojistik regresyon analizi ile yaş, PSA, prostat hacmi, rektal muayene girdi değişkenleri ile belirlenmiştir. İkili lojistik regresyon modeli, istatistiksel olarak anlamlı bulunmuştur ($p<0,001$). İkili lojistik regresyon analizi sonuçları Tablo 4.9'da gösterilmiştir.

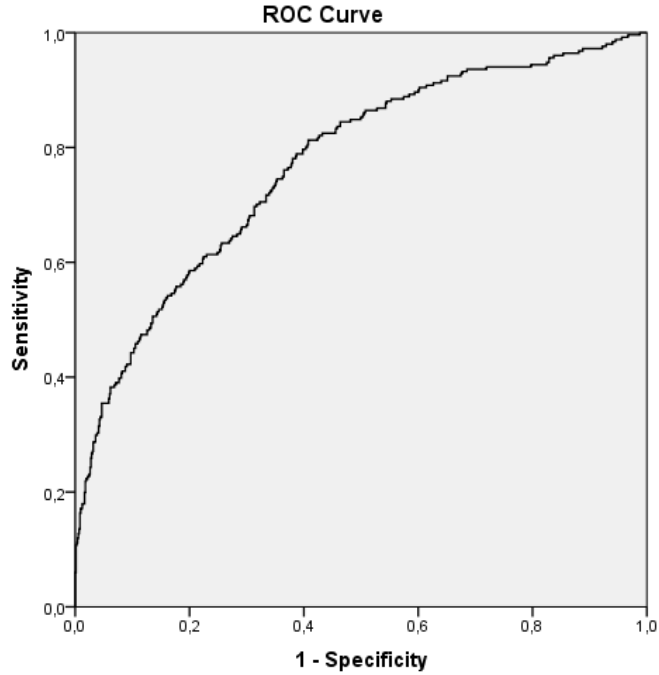
Tablo 4.9. İkili lojistik regresyon analizi sonuçları

	Beta katsayısı	Standart Hata	Wald istatistiği	Serbestlik derecesi	p değeri	Odds oranı
yaş	0,049	0,010	24,062	1	<0,001	1,050
PSA	0,067	0,010	45,688	1	<0,001	1,070
prostat hacmi	-0,017	0,005	11,620	1	0,001	0,983
rektal muayene	-0,627	0,175	12,874	1	<0,001	0,534
sabit	-4,174	0,659	40,069	1	<0,001	0,015

İkili lojistik regresyon analizi 0,770 AUC ile ($p < 0,001$) prostat kanseri riski belirlemiştir. ROC analizi sonucu Tablo 4.10'da, ROC grafiği Şekil 4.7'de gösterilmiştir.

Tablo 4.10. İkili lojistik regresyon analizine ait ROC analizi sonuçları

	AUC	Standart Hata	p değeri	95% Güven Aralığı	
				Alt Sınır	Üst Sınır
İkili lojistik regresyon	0,770	0,018	<0,001	0,735	0,804



Şekil 4.7. İkili lojistik regresyon analizine ait ROC grafiği

Geliştirilen bulanık sistem 0,710 AUC ile prostat kanseri riski belirlerken ikili lojistik regresyon analizi 0,770 AUC ile prostat kanseri riski belirlemiştir. Bulanık sistem ve ikili lojistik regresyon analizi AUC değerleri karşılaştırıldığında aralarında istatistiksel olarak anlamlı bir fark bulunmuştur ($p<0,001$).



5. TARTIŞMA

Bu çalışma ile hastanın prostat kanseri riskini belirleyen bir bulanık sistem geliştirilmiştir ve sistemin tahmin başarısı ikili lojistik regresyon analizi ile karşılaştırılmıştır. Geliştirilen bulanık sistem PSA, yaş, prostat hacmi, PSA yoğunluğu ve rektal muayene sonucu girdi değişkenleri ile oluşturulmuştur. İkili lojistik regresyon analizi ise PSA, yaş, prostat hacmi ve rektal muayene sonucu girdi değişkenleri ile yapılmıştır.

Sistem geliştirme aşamasında üyelik fonksiyonları ve kural tabloları belirleme süreci üroloji uzmanı ile gerçekleştirilmiştir. Bu süreçte karar vermenin zor olduğu bazı durumlarla karşılaşmıştır.

Literatürde prostat kanseri tahmin etme amacıyla yapay zeka yöntemlerinin kullanıldığı çok sayıda çalışma mevcuttur. Buna karşın prostat kanseri tahmininde bulanık mantık yaklaşımının kullanıldığı çalışma sayısı kısıtlıdır. Önceki çalışmalar içerisinde bu çalışmaya en yakın olan çalışma 2013 yılında Saritas ve arkadaşları tarafından yapılmıştır (Saritas ve ark., 2013). Çalışmada PSA, yaş ve prostat hacmi girdi değişkenleri ile hastanın prostat kanseri riskini tahmin eden bir bulanık sistem geliştirilmiştir. Sistemin tahmin performansı online risk hesaplayıcı ve fPSA/PSA oranı ile karşılaştırılmıştır. Karşılaştırma sonucunda bulanık sistem daha başarılı bulunmuştur. Bu tez çalışması ile Saritas ve arkadaşlarının geliştirdiği sistemden farklı olarak daha fazla girdi değişkeni ile prostat kanseri riski tahmin edilmiştir. Girdi değişkeni sayısının fazla olması problemin zorlaşmasına ve yüzlerce kural içeren çok büyük bir kural tablosu oluşmasına neden olmuştur. Böyle bir kural tablosunun sağlıklı bir şekilde yanıtlanması mümkün olmadığından problem daha basit birkaç gruba indirgenmiş ve o gruplarda çözümler elde edildikten sonra nihai çözüme ulaşılmıştır. Öncelikle prostat kanseri riski belirleyen dört model oluşturulmuştur. Ardından oluşturulan modeller prostat kanseri riski belirleme performansı doğrultusunda birbirine entegre edilmiştir. Geliştirilen üçüncü model, sadece PSA düzeyi 4 ve 10 arasında olan hastalar için risk hesaplamaktadır. Bu durum üçüncü model ile diğer modeller arasında karşılaştırma yapmayı engellemekte ve entegrasyon aşamasında sorunlara neden olmaktadır. Ayrıca

prostat kanseri riski tespit etme başarısı en küçük olan modeldir. Bu nedenlerle üçüncü model geliştirilen entegre bulanık sisteme dahil edilmemiştir.

Üroloji uzmanları, yapılan değerlendirmeler sırasında rektal muayene sonucu değişkenin önemine dikkat çekmişlerdir. Bulgular incelendiğinde PSA, yaş ve rektal muayene sonucu değişkenlerinin bulunduğu dördüncü model en yüksek AUC'a (0,730; $p<0,001$) sahiptir. Alınan bu sonuç üroloji uzmanlarının önemli bulduğu noktayı destekler niteliktedir ve prostat kanseri söz konusu olduğunda rektal muayene sonucu değişkeninin önemini göstermektedir.

Bulanık sistem Matlab ve FuzzyTech programlarında aynı yol izlenerek oluşturulmuştur. Matlab programında geliştirilen bulanık sistem 0,710 AUC ve FuzzyTech programında geliştirilen bulanık sistem 0,715 AUC ile prostat kanseri riski belirlemiştir. İki sistemin AUC değerleri karşılaştırıldığında aralarında istatistiksel olarak anlamlı bir farklılık bulunamamıştır ($p=0,338$). Aralarındaki bu küçük ve anlamlı olmayan farklılığın sebebi kullanılan durulaştırma yöntemidir. Matlab programında oluşturulan bulanık sistem Centroid durulaştırma yöntemini kullanırken FuzzyTech programında oluşturulan bulanık sistem Center of Maximum (CoM) durulaştırma yöntemini kullanmıştır. Farklı durulaştırma metodu kullanılması farklı sonuçlara neden olabilir fakat bu fark sonuca etki edebilecek büyüklükte veya anlamlılıkta değildir.

Son olarak geliştirilen bulanık sistemin prostat kanseri riski tahmin performansı ikili lojistik regresyon analizi ile karşılaştırılmıştır. Geliştiren bulanık sistem 0,710 AUC ile prostat kanseri riski tahmin ederken ikili lojistik regresyon analizi 0,770 AUC ile prostat kanseri riski tahmin etmiştir. Bulanık sistem ve ikili lojistik regresyon analizinin AUC değerleri karşılaştırıldığında aralarında istatistiksel olarak anlamlı bir fark bulunmuştur ($p<0,001$).

6. SONUÇ ve ÖNERİLER

Bulanık mantık, gerçek dünya fenomenini tanıyan ve kullanan akıl yürütme, düşünme ve çıkarım bilimidir (Ramesh ve ark., 2004).

Bu çalışma ile hastanın prostat kanseri riskini tahmin eden bir bulanık sistem geliştirilmiştir. Geliştirilen bulanık sistem birden fazla yaklaşımın entegre edilmesiyle oluşturulduğundan veri giriş ve yorumlama esnekliğine sahiptir. Sistem beş kural tablosuyla karar vermektedir. Bu durum sistemin veri seti dışında gelecek yeni girişlerde elde edilen başarıyı tekrarlamasını sağlamaktadır. Fakat mevcut veri seti üzerinde, geliştirilen bulanık sistemin ve ikili lojistik regresyon analizinin prostat kanseri tahmin performansı karşılaştırıldığında ikili lojistik regresyon analizinin daha başarılı olduğu görülmüştür.

Tıp, sürekli bir alandır ve çoğu tıbbi veri doğal olarak kesin değildir. Bulanık mantık, belirsizliğe izin veren bir veri işleme metodolojisidir ve bu nedenle özellikle tıbbi uygulamalar için uygundur (Ramesh ve ark., 2004). Fakat tıbbi uygulamalar için uygun olmasının yanı sıra üyelik fonksiyonları ve kural tabloları oluşturma gibi oldukça uzun ve zor süreçleri içermektedir. Bu çalışmada da uzun sürmesinin yanı sıra karar vermenin zor olduğu bazı durumlarla durumla karşılaşılmıştır.

Prostat kanserinin karmaşık bir problem olması ve gri alanları barındırması insan bilgi ve tecrübesi ile oluşturulmuş sistemler ile açıklanmasını zorlaştırmaktadır. Çalışma sürecinde karşılaşılan problemler ve sonuçlar prostat kanserinin veriden öğrenilen matematiksel modeller ile daha iyi açıklanabileceğini göstermiştir.

Bulanık sistemlerin endüstriyel uygulamalarda popüler hale gelmesinin ardından iyi performans gösteren bir bulanık sistemin geliştirilmesinin kolay olmadığı görülmüştür. Üyelik fonksiyonlarını ve uygun kuralları belirleme problemi çoğu zaman yorucu bir deneme yanılma sürecidir. Bu durum, bulanık sistemlere öğrenme algoritmaları uygulama fikrine yol açmıştır. Etkili öğrenme algoritmalarına sahip olan sinir ağları, bulanık sistemlerin geliştirilmesini desteklemek veya otomatikleştirmek amacıyla 90'lı yılların başında alternatif olarak sunulmuştur (Vieira ve ark., 2004).

İlerleyen alıřmalarda üyelik fonksiyonlarını ve kural tablolarını yapay sinir aęları yöntemi ile veriden öęrenen, sonrasında bu bilgiler ile insan problem özme řekline benzer olarak problem özen nöro-bulanık sistem ile prostat kanseri riski belirlemek amaçlanmaktadır. Nöro-bulanık sistem, oldukça zor ve uzun bir süreç olan üyelik fonksiyonları ve kural tabloları belirleme sürecini ve bu süreçte yaşanacak problemlerin ortadan kaldırılmasını sağlayacaktır. Bu durumun sonuçlara olumlu yönde etki etmesi ve nöro-bulanık sistemin literatürde olduęu gibi farklı yöntem ve araçlardan daha başarılı olması beklenmektedir.



KAYNAKLAR

- Akçay, A. (2009). Broiler Coccidiosis'inde Risk Faktörlerinin Lojistik Regresyon Analizi İle Belirlenmesi. *Doktora Tezi*. Ankara: Ankara Üniversitesi Sağlık Bilimleri Enstitüsü.
- Alpar, R. (2016). *Uygulamalı İstatistik ve Geçerlilik - Güvenirlilik*. Ankara: Detay Yayıncılık.
- Altaş, İ. H. (1999). Bulanık Mantık : Bulanıklılık Kavramı. *Enerji, Elektrik, Elektromekanik-3e*, 80-85.
- Bai, Y., & Wang, D. (2006). Advanced Fuzzy Logic Technologies in Industrial Applications. Y. Bai, H. Zhuang, & D. Wang içinde, *Advanced Fuzzy Logic Technologies in Industrial Applications* (s. 17-36). London: Springer.
- Baldwin, J. F., & Pilsworth, B. W. (1982). Dynamic Programming for Fuzzy Systems with Fuzzy Environment. *Journal of Mathematical Analysis and Applications*, 1-23.
- Bashir, M. N. (2015). Epidemiology of Prostate Cancer. *Asian Pacific Journal of Cancer Prevention*, 5137-5141.
- Benecchi, L. (2006). Neuro-fuzzy system for prostate cancer diagnosis. *Urology*, 357-361.
- Bircan, H. (2004). Lojistik Regresyon Analizi: Tıp Verileri Üzerine Bir Uygulama. *Kocaeli Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü Dergisi*, 185-208.
- Bolat, Y. (2006). Matlab-Simulink + P1c Tabanlı Bulanık Mantık Denetleyici Tasarımı ve Gerçek Zamanlı Sıcaklık Kontrolü Uygulaması. *Yüksek Lisans Tezi*. İstanbul: Marmara Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü.
- Boz Eravcı, D. (2016). Bulanık Mantık ile Slikozisin Tespit Edilmesi. *Yüksek Lisans Tezi*. Ankara: Ankara Üniversitesi, Sağlık Bilimleri Enstitüsü, Biyoistatistik Anabilim Dalı.
- Castanho, M., Hernandes, F., De Ré, A., Rautenberg, S., & Billis, A. (2013). Fuzzy expert system for predicting pathological stage of prostate cancer. *Expert Systems with Applications*, 466-470.
- Cavallaro , F. (2015). A Takagi-Sugeno Fuzzy Inference System for Developing a Sustainability Index of Biomass. *Sustainability*, 12359-12371.

Chan, J. M., Stampfer, M. J., & Giovannucci, E. L. (1998). What causes prostate cancer? A brief summary of the epidemiology. *Seminars in Cancer Biology*, 263-273.

Chaudhari, S., & Patil, M. (2014). Study and Review of Fuzzy Inference Systems for Decision Making and Control. *American International Journal of Research in Science, Technology, Engineering & Mathematics*, 88-92.

Cosma, G., Acampora, G., Brown, D., Rees, R. C., Khan, M., & Pockley, A. G. (2016). Prediction of Pathological Stage in Patients with Prostate Cancer: A Neuro-Fuzzy Model. *PLoS One*.

Çetinkaya, M., Erdoğan, Ö., Deliktaş, H., & Şahin, H. (tarih yok). Prostat Spesifik Antijen (PSA). *Muğla Sıtkı Koçman Üniversitesi Tıp Dergisi*, 67-77.

Çevik, O., & Yıldırım, Y. (2010). Bulanık Doğrusal Programlama ile Süt Ürünleri İşletmesinde Bir Uygulama. *KMÜ Sosyal ve Ekonomik Araştırmalar Dergisi*, 15-26.

Çobanoğlu, B. (2000). Bulanık Mantık ve Bulanık Küme Teorisi. Niksar MYO /GOP Üniversitesi, Bölüm 1.

de Paula Castanho, M. J., de Barros, L. C., Yamakami, A., & Vendite, L. L. (2008). Fuzzy expert system: An example in prostate cancer. *Applied Mathematics and Computation*, 78-85.

Demirhan, A., Kılıç, Y. A., & Güler, İ. (2010). Tıpta Yapay Zeka Uygulamaları. *Yoğun Bakım Dergisi*, 31-41.

Dragovic, I., Turajlic, N., Pilcevic, D., Petrovic, B., & Radojevic, D. (2015). A Boolean Consistent Fuzzy Inference System for Diagnosing Diseases and Its Application for Determining Peritonitis Likelihood. *Computational and Mathematical Methods in Medicine*.

Duru, N., Kurtuluş, C., & Canbay, M. (2008). Gürültü Etkilerinin Bulanık Mantık Temelli Bir Yöntemle Analizi. *Uygulamalı Yerbilimleri*, 62-75.

Eğrisöğüt Tiryaki, A., & Kazan, R. (2007). Bulaşık Makinesinin Bulanık Mantık ile Modellenmesi. *Mühendis ve Makine*, 3-8.

El Khouli, R. H., Macura, K. J., Barker, P. B., Habba, M. R., Jacobs, M. A., & Bluemke, D. A. (2009). The Relationship of Temporal Resolution to Diagnostic Performance for Dynamic Contrast Enhanced (DCE) MRI of the Breast. *J Magn Reson Imaging*, 999-1004.

Fawcett, T. (2006). An introduction to ROC analysis. *Pattern Recognition Letters*, 861-874.

Galindo, J. (2008). *Handbook of Research On Fuzzy Information Processing in Databases*. New York: Information Science Reference.

Gangam, H., & Altunkaynak, B. (2017). *SPSS Uygulamalı Regresyon Analizi*. Ankara: Seçkin Yayınları.

Glass, A. S., Cary, C. K., & Cooperberg, M. R. (2013). Risk-Based Prostate Cancer Screening: Who and How? *Current Urology Reports*, 192-198.

Hacımurtazaoğlu, M. (2013). Bulanık Mantık ile Manyetik Kilit Uygulaması. Antalya: XV. Akademik Bilişim Konferansı Bildirileri Cilt 2.

Hajian-Tilaki, K. (2013). Receiver Operating Characteristic (ROC) Curve Analysis for Medical Diagnostic Test Evaluation. *Caspian J Intern Med*, 627-635.

Hoffman, R. M., Gilliland, F. D., Eley, J. W., Harlan, L. C., Stephenson, R. A., Stanford, J. L., et al. (2001). Racial and ethnic differences in advanced-stage prostate cancer: the Prostate Cancer Outcomes Study. *Journal of the National Cancer Institute*, 388-395.

Homaifar, A., & McCormick, E. (1995). Simultaneous Design of Membership Functions and Rule Sets for Fuzzy Controllers Using Genetic Algorithms. *IEEE TRANSACTIONS ON FUZZY SYSTEMS*, 129-139.

Hüllermeier, E. (2015). Does machine learning need fuzzy logic? *Fuzzy Sets and Systems*, 292-299.

Jamsandekar, S. S., & Mudholkar, R. R. (2013). Performance Evaluation by Fuzzy Inference Technique. *International Journal of Soft Computing and Engineering*, 158-164.

Jang, J.-S. R. (1993). ANFIS: Adaptive-Network-Based Fuzzy Inference System. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, 665-685.

Jang, J.-S. R., Sun, C.-T., & Mizutani, E. (1997). *Neuro-Fuzzy and Soft Computing*. USA: Prentice-Hall, Inc.

Jiang, Y., Yang, C., & Ma, H. (2015). A Review of Fuzzy Logic and Neural Network Based Intelligent Control Design for Discrete-Time Systems. *Discrete Dynamics in Nature and Society*.

Jin, J. (2018). Screening for prostate cancer. *JAMA*.

Kaftan, İ. (2010). Batı Türkiye Gravite ve Deprem Katalog Verilerinin Yapay Sinir Ağları ile Değerlendirilmesi. *Doktora Tezi*. İzmir: Dokuz Eylül Üniversitesi, Fen

Bilimleri Enstitüsü, Jeofizik Mühendisliği Bölümü, Jeofizik Mühendisliği Anabilim Dalı.

Kar, İ. (2017). Bulanık Çıkarsama Sistemleri ile Veri Madenciliği Yöntemlerinin Sınıflama Performansının Benzetim Çalışması ile Karşılaştırılması ve Sağlık Alanında Uygulanması. *Yüksek Lisans Tezi*. Ankara: Ankara Üniversitesi, Sağlık Bilimleri Enstitüsü, Biyoistatistik Anabilim Dalı.

Kaur, A., & Kaur, A. (2012). Comparison of Mamdani-Type and Sugeno-Type Fuzzy Inference Systems for Air Conditioning System. *International Journal of Soft Computing and Engineering (IJSCE)*, 323-325.

Klir, G. J., & Yuan, B. (1995). *Fuzzy Sets and Fuzzy Logic Theory and Applications*. USA: Prentice Hall PTR.

Leitzmann, M. F., & Rohrmann, S. (2012). Risk factors for the onset of prostatic cancer: age, location, and behavioral correlates. *Clinical Epidemiology*, 1-11.

Mahanta, J., & Panda, S. (2018). Fuzzy expert system for prediction of prostate cancer. *arXiv preprint arXiv:1812.00236*.

Massad, E., Ortega, N. R., Barros, L. C., & Struchiner, C. J. (2008). *Fuzzy Logic in Action: Applications in Epidemiology and beyond*. Springer.

McBratney, A. B., & Odeh, I. O. (1997). Application of fuzzy sets in soil science: fuzzy logic, fuzzy measurements and fuzzy decisions. *Geoderma*, 85-113.

Mendel, J. M. (1995). Fuzzy Logic Systems for Engineering: a tutorial. *Proceedings of the IEEE*, 345-377.

Mettlin, C., Littrup, P. J., Kane, R. A., Murphy, G. P., Lee, F., Chesley, A., et al. (1994). Relative sensitivity and specificity of serum prostate specific antigen (PSA) level compared with age-referenced PSA, PSA density, and PSA change. Data from the American Cancer Society National Prostate Cancer Detection Project. *Cancer*, 1615-1620.

Mikail, R. (2007). Tuzlu Toprakların Islahı için Bir Bulanık Uzman Sistem Tasarımı. *Yüksek Lisans Tezi*. Konya: Selçuk Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Matematik Anabilim Dalı.

Miller, K., Abrahamsson, P.-A., Akakura, K., Debruyne, F. M., Evans, C. P., & Klotz, L. (2007). The Continuing Role of PSA in the Detection and Management of Prostate Cancer. *European Urology Supplements*, 327-333.

- Ozkan, I. A., Saritas, I., & Sert, U. (2015). A Type-2 Fuzzy Expert System Application for The Determination of Prostate Cancer Risk. *International Conference on Advanced Technology & Sciences*, (s. 498-501). Antalya.
- Özen, M. (2016). Erkeklerde Alt Üriner Yol Semptomları/Benign Prostat Hiperplazisi. *Turkiye Klinikleri*, 26-33.
- Peisch, S. F., Van Blarigan, E. L., Chan, J. M., Stampfer, M. J., & Kenfield, S. A. (2017). Prostate cancer progression and mortality: a review of diet and lifestyle factors. *World J Urol*, 867-874.
- Pernar, C. H., Ebot, E. M., Wilson, K. M., & Mucci, L. A. (2018). The Epidemiology of Prostate Cancer. *Cold Spring Harbor Perspective in Medicine*.
- Platz, E. A., Rimm, E. B., Willett, W. C., Kantoff, P. W., & Giovannucci, E. (2000). Racial Variation in Prostate Cancer Incidence and in Hormonal System Markers Among Male Health Professionals. *Journal of the National Cancer Institute*, 2009-2017.
- Radhika, C., & Parvathi, R. (2016). Intuitionistic Fuzzification Functions. *Global Journal of Pure and Applied Mathematics*, 1211-1227.
- Ramesh, A. N., Kambhampati, C., Monson, J. R., & Drew, P. J. (2004). Artificial intelligence in medicine. *Annals of the Royal College of Surgeons of England*, 334-338.
- Rao, D. H., & Saraf, S. S. (1996). Study of defuzzification methods of fuzzy logic controller for speed control of a DC motor. *Proceedings of International Conference on Power Electronics, Drives and Energy Systems for Industrial Growth*, 782-787.
- Ross, T. J. (2010). *Fuzzy Logic With Engineering Applications*. New Mexico: John Wiley & Sons, Ltd.
- Saraçoğlu, T. (2008). Transrektal Ultrasonografi Eşliğinde Prostat Biyopsisi Yapılan Hastalarda İşlem Öncesi Bekleme Süresi ve Kaygı Düzeyinin Ağrı Algısı Üzerine Etkisi. *Uzmanlık Tezi*. Aydın: Adnan Menderes Üniversitesi, Tıp Fakültesi, Radyoloji Anabilim Dalı.
- Saritas, I., Allahverdi, N., & Sert, U. (2013). A fuzzy approach for determination of prostate cancer. *International Journal of Intelligent Systems Technologies and Applications*, 1-7.
- Shleeg, A. A., & Ellabib, I. M. (2013). Comparison of Mamdani and Sugeno Fuzzy Interference Systems for the Breast Cancer Risk. *International Journal of Computer, Electrical, Automation, Control and Information Engineering*, 1343-1347.

Siegel, R. L., Miller, K. D., & Jemal, A. (2019). Cancer Statistics, 2019. *CA CANCER J CLIN*, 7-34.

Sivanandam, S. N., Sumathi, S., & Deepa, S. N. (2007). *Introduction to Fuzzy Logic using MATLAB*. Berlin Heidelberg: Springer.

Tabachnick, B. G., & Fidell, L. S. (2013). *Using Multivariate Statistics*. New Jersey: Pearson Education Inc.

Taher, Y. H. (2014). Transrektal Ultrasonografi Eşliğinde Prostat Biyopsisi Öncesinde Povidon İodin İle Perineal Bölge Temizliğinin İşleme Bağlı İnfektif Komplikasyonlara Etkisi. *Uzmanlık Tezi*. Ankara: Hacettepe Üniversitesi, Tıp Fakültesi, Üroloji Anabilim Dalı.

Torres, A., & Nieto, J. J. (2006). Fuzzy Logic in Medicine and Bioinformatics. *Journal of Biomedicine and Biotechnology*, 1-7.

Vieira, J., Dias, F. M., & Mota, A. (2004). Neuro-Fuzzy Systems: A Survey. *WSEAS Transactions on Systems*, 414-419.

Wang, C. (2015, January). A Study of Membership Functions on Mamdani-Type Fuzzy Inference System For Industrial Decision-Making. A Thesis Presented to the Graduate and Research Committee of Lehigh University in Candidacy for the Degree of Masters of Science.

Yardımcı, A. (2000, Eylül). Mikrokontrolör Tabanlı Bulanık Mantık Sevofluran Anestezisi Kontrol Sistemi. *Doktora Tezi*. Sakarya Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Elektrik Elektronik Mühendisliği Anabilim Dalı.

Yılmaz, Y. (2011, Şubat). Bulanık Mantık ile Kemik Yaş Tespiti. *Yüksek Lisans Tezi*. Ankara: Gazi Üniversitesi Bilişim Enstitüsü.

Zadeh, L. (1965). Fuzzy Sets. *Information and Control*, 338-353.

Zimmermann, H. J. (2001). *Fuzzy Set Theory and Its Applications*. Dordrecht: Kluwer Academic Publishers.

ÖZGEÇMİŞ

Kişisel Bilgiler

Adı	Nevruz	Uyruğu	T.C.
Soyadı	İLHANLI	Tel no	
Doğum tarihi	22.03.1992	e-posta	nevruzilhanli@akdeniz.edu.tr

Eğitim Bilgileri

	Mezun olduğu kurum	Mezuniyet yılı
Lise	Erkan Avcı Teknik Lisesi	2010
Lisans	Yıldız Teknik Üniversitesi	2016
Yüksek Lisans	Akdeniz Üniversitesi	Devam Ediyor
Doktora	-	-

İş Deneyimi

Görevi	Kurum	Süre (yıl-yıl)
Stajyer	Türkiye İstatistik Kurumu	20 gün (2015)
Arş. Gör.	Akdeniz Üniversitesi Sağlık Bilimleri Enstitüsü Biyostatistik ve Tıbbi Bilişim ABD	2017-Devam Ediyor

Yabancı Dilleri	Sınav türü	Puanı
İngilizce	YDS	65
İngilizce	YÖKDİL	81,25

Proje Deneyimi

Proje Adı	Destekleyen kurum	Süre (Yıl-Yıl)
Prostat Kanseri Riskinin Bulanık Mantık Yaklaşımı ile Belirlenmesi	Akdeniz Üniversitesi BAP Koordinasyon Birimi	2018-2019

Burslar-Ödüller:

Yayınlar ve Bildiriler:

İlhanlı N., Bozkurt S., Yardımcı A., Yarışan Risklerin Varlığında Sağkalım Analizi ve Sağlık Alanında Bir Uygulama, Tıp Bilişiminde Yenilikler Sempozyumu, 25 Mart 2017, Ankara

İlhanlı N., Bozkurt S., Yardımcı A., Prostat Kanseri Riskinin Bulanık Mantık ile Belirlenmesi. Uluslararası Katılımlı X. Tıp Bilişimi Kongresi, 12-15 Ekim 2017, Antalya

İlhanlı N., Bozkurt S., Yardımcı A., Prostat Kanseri Riski Belirleyen Farklı Bulanık Modellerin Karşılaştırılması. XI. Tıp Bilişimi Kongresi, 16-17 Kasım 2018, Ankara

