T.C.
ÇANAKKALE ONSEKİZ MART ÜNİVERSİTESİ
LİSANSÜSTÜ EĞİTİM ENSTİTÜSÜ

BİLGİSAYAR MÜHENDİSLİĞİ ANABİLİM DALI

KUANTUM TEKNOLOJİLER KULLANARAK MAKİNE ÖĞRENMESİ İLE GÖRÜNTÜLERDEN NESNE TANIMA

YÜKSEK LİSANS TEZİ

MERT YAVUZ

Tez Danışmanı
DOÇ. DR. ENGİN ŞAHİN

ÇANAKKALE – 2024

T.C.
ÇANAKKALE ONSEKİZ MART ÜNİVERSİTESİ
LİSANSÜSTÜ EĞİTİM ENSTİTÜSÜ

BİLGİSAYAR MÜHENDİSLİĞİ ANABİLİM DALI

KUANTUM TEKNOLOJİLER KULLANARAK MAKİNE ÖĞRENMESİ İLE GÖRÜNTÜLERDEN NESNE TANIMA

YÜKSEK LİSANS TEZİ

MERT YAVUZ

Tez Danışmanı
DOÇ. DR. ENGİN ŞAHİN

ÇANAKKALE – 2024

T.C.
ÇANAKKALE ONSEKİZ MART ÜNİVERSİTESİ
LİSANSÜSTÜ EĞİTİM ENSTİTÜSÜ

Mert YAVUZ tarafından Doç. Dr. Engin ŞAHİN yönetiminde hazırlanan ve **29/01/2024** tarihinde aşağıdaki jüri karşısında sunulan **"Kuantum Teknolojiler Kullanarak Makine Öğrenmesi ile Görüntülerden Nesne Tanıma"** başlıklı çalışma, Çanakkale Onsekiz Mart Üniversitesi Lisansüstü Eğitim Enstitüsü **Bilgisayar Mühendisliği Anabilim Dalı**'nda **YÜKSEK LİSANS TEZİ** olarak oy birliği ile kabul edilmiştir.

Jüri Üyeleri	**İmza**
Doç. Dr. Engin ŞAHİN	……
Prof. Dr. İhsan YILMAZ	……
Dr. Öğr. Üyesi Ali AKMAN	……

Tez No : 10604021
Tez Savunma Tarihi : 29/01/2024

……
Prof. Dr. Ahmet Evren ERGİNAL
Enstitü Müdürü
../../20..

ETİK BEYAN

Çanakkale Onsekiz Mart Üniversitesi Lisansüstü Eğitim Enstitüsü Tez Yazım Kuralları'na uygun olarak hazırladığım bu tez çalışmasında; tez içinde sunduğum verileri, bilgileri ve dokümanları akademik ve etik kurallar çerçevesinde elde ettiğimi, tüm bilgi, belge, değerlendirme ve sonuçları bilimsel etik ve ahlak kurallarına uygun olarak sunduğumu, tez çalışmasında yararlandığım eserlerin tümüne uygun atıfta bulunarak kaynak gösterdiğimi, kullanılan verilerde herhangi bir değişiklik yapmadığımı, bu tezde sunduğum çalışmanın özgün olduğunu, bildirir, aksi bir durumda aleyhime doğabilecek tüm hak kayıplarını kabullendiğimi taahhüt ve beyan ederim.

(İmza)
Mert YAVUZ
(Tarih) ../../20..

TEŞEKKÜR

Bu tezin tamamlanmasında, gerek akademik gerekse sosyal hayatımda bana farklı görüşler kazandırıp ilerilere taşıyan her zaman motivasyonumu ayakta tutan değerli danışman hocam Doç. Dr. Engin ŞAHİN'e, çalışmam boyunca benden bir an olsun yardımlarını esirgemeyen saygı değer hocam Prof. Dr. İhsan YILMAZ'a, her zaman desteğini benden esirgemeyen çok değerli hocam Dr. Öğr. Üyesi Yelda FIRAT'a, çalışma süresince tüm zorlukları benimle göğüsleyen hayatımın her evresinde bana destek olan değerli aileme sonsuz teşekkürlerimi sunarım. "

Mert YAVUZ

Çanakkale, Ocak 2024

ÖZET

KUANTUM TEKNOLOJİLER KULLANARAK MAKİNE ÖĞRENMESİ İLE GÖRÜNTÜLERDEN NESNE TANIMA

Mert YAVUZ
Çanakkale Onsekiz Mart Üniversitesi
Lisansüstü Eğitim Enstitüsü
Bilgisayar Mühendisliği Anabilim Dalı Yüksek Lisans Tezi
Danışman: Doç. Dr. Engin ŞAHİN
29/01/2024, 60

Makine öğrenmesi günümüzde otonom araçlardan uzay ve savunma sanayisine kadar birçok alanda geniş bir uygulama alanına sahiptir. Bu uygulamalardan biri de tıp alanında görülmekte olup, özellikle doktorların teşhis konusundaki zorluklarını hafifleme potansiyeline sahiptir. Kuantum makine öğrenmesi, büyük veri setlerini anlamlandırmak ve karmaşık ilişkileri çözmek için klasik yöntemlere göre daha hızlı ve etkili bir şekilde çalışabilir. Bu inovasyon, sağlık sektöründe önemli ilerlemelere öncülük edebilir ve hastaların daha hızlı ve doğru teşhis almasına katkıda bulunabilir. Bu araştırmada, beyin tümörlerinin tespiti konusunda klasik ve hibrit kuantum makine öğrenmelerinin etkinliğini detaylı bir şekilde incelenmiştir. Bu çalışma, beyin sağlıklı dokularıyla birlikte dört farklı tümör türünü içermektedir, bu da teşhis süreçlerinin daha geniş bir yelpazede ele alındığını göstermektedir. Klasik makine öğrenmesi kullanılarak yapılan beyin tümörü nesnesinin tespitinde elde edilen %75-%79 doğruluk oranı, bu alandaki mevcut başarı seviyelerini yansıtmaktadır. Bu çalışmada hem veriler üzerinde iyileştirme işlemleri yapılarak hem de hibrit kuantum makine öğrenmesi yöntemleriyle bu oranın %95-%100 aralığına arttığı gözlemlenmiştir. Bu etkileyici sonuçlar, kuantum makine öğrenmesinin sunduğu yüksek doğruluk seviyelerini vurgulamaktadır. Araştırma sonucunda elde edilen bulgular sunulmuş ve önerilen çalışmanın verimi ortaya konmuştur.

Anahtar Kelimeler: Kuantum Makine Öğrenmesi, Nesne Tespiti, Makine Öğrenmesi

ABSTRACT

OBJECT RECOGNITION FROM IMAGES WITH MACHINE LEARNING BY USING QUANTUM TECHNOLOGIES

Mert YAVUZ

Çanakkale Onsekiz Mart University

School of Graduate Studies

Master of Science Thesis in Computer Engineering

Advisor: Assoc. Prof. Dr. Engin ŞAHİN

01/29/2024, 60

Machine learning has a wide range of applications today, spanning from autonomous vehicles to space and defense industries. One of these applications is observed in the field of medicine, particularly in potentially alleviating the diagnostic challenges faced by doctors. Quantum machine learning has the potential to work more quickly and effectively than classical methods in understanding and deciphering large datasets and complex relationships. This innovation could lead to significant advancements in the healthcare sector, contributing to faster and more accurate diagnoses for patients. In this research, the effectiveness of classical and hybrid quantum machine learning methods in the detection of brain tumors is extensively explored. The study encompasses four different tumor types along with healthy brain tissues, indicating a broader spectrum of diagnostic processes. The accuracy rate of 75-79% achieved in the detection of brain tumor objects using classical machine learning reflects the current success levels in this field. In this study, both data improvements and the application of hybrid quantum machine learning methods have been observed to increase this rate to the range of 95-100%. These impressive results underscore the high levels of accuracy offered by quantum machine learning. The findings of the research are presented, and the efficiency of the proposed study is highlighted.

Keywords: Quantum Machine Learning, Object Detection, Machine Learning

İÇİNDEKİLER

Sayfa No

JÜRİ ONAY SAYFASI……..……... i
ETİK BEYAN…… ii
TEŞEKKÜR…….. iii
ÖZET ……..…….…….. iv
ABSTRACT …….. v
İÇİNDEKİLER ……..…… vi
SİMGELER ve KISALTMALAR…….....……. ix
TABLOLAR DİZİNİ…….…. x
ŞEKİLLER DİZİNİ……..……...…….….. xi

BİRİNCİ BÖLÜM
GİRİŞ 1

İKİNCİ BÖLÜM
ÖNCEKİ ÇALIŞMALAR 3

2.1. Kuantum Bilgisayarlar…….……...…...…… 3
2.1.1. Süperpozisyon……...……..... 5
2.1.2. Dolanıklık……..……..... 6
2.1.3. Terslenebilirlik……..……..... 7
2.1.4. Beklenen Değer……...……..... 7
2.1.5. Kuantum Ölçüm……..... 8
2.1.6. Kuantum Mantık Kapıları …… 9
2.2. Makine Öğrenmesi…… 11
2.2.1. Gözetimli (Denetimli) Öğrenme……. 12
2.2.2. Gözetimsiz (Denetimsiz) Öğrenme…… 13
2.2.3. Pekiştiricili Öğrenme…….. 14
2.3. Kuantum Makine Öğrenmesi……...…….. 14
2.3.1. Makine Öğrenmesi Algoritmalarının Kuantum Versiyonları……. 16

Kuantum Faz Tahmin Algoritması..... 17
Kuantum K-Means Kümeleme...... 19
Mahalle Bileşenleri Analizi..... 20
Yer Değiştirme(SWAP) Testi..... 20
Kuantum Destek Vektör Makinesi..... 23
2.3.2. Hibrit Kuantum Makine Öğrenmesi..... 25
Varyasyonel Kuantum Algoritması..... 26
Kuantum Sinir Ağı..... 27

ÜÇÜNCÜ BÖLÜM
MATERYAL YÖNTEM 29

3.1. Kuantum Makine Öğrenmesi ile Beyin Tümörü Tespiti..... 29
3.1.1. Veri Seti..... 30
3.1.2 Kuantum Simülatör ve Kütüphaneler..... 31
Pennylane..... 31
TensorFlow..... 32
OpenCV..... 32
3.1.3 Model Oluşturma ve Veri Ön İşleme..... 32
ResNet50V2 Modelinin Yüklenmesi ve Ayarlanması..... 32
Model Derlenmesi ve Görüntü Veri Setinin İşlenmesi..... 33
Boyut Azaltma..... 33
3.1.4 Kuantum Sinir Ağı Modeli Oluşturma..... 34
Kuantum Devresi Fonksiyonları..... 34
Kuantum Devresi Oluşturma..... 34
Kuantum Katmanının Keras Modeline Entegrasyonu..... 34
3.1.5 Modelin Derlenmesi..... 35
3.1.6 Eğitim Prosedürü..... 35
3.1.7 Veri Arttırma (Data Augmentatiton)..... 36
Veri Dizini ve Görüntü Sayısının Belirlenmesi..... 36
Örnek Görüntünün Seçilmesi ve Gösterilmesi..... 36

Görüntü İşleme Süreci…… 37

DÖRDÜNCÜ BÖLÜM
ARAŞTIRMA BULGULARI 38

BEŞİNCİ BÖLÜM
SONUÇ ve ÖNERİLER 53

KAYNAKÇA ...……. 54
ÖZGEÇMİŞ ….……..... I

SİMGELER VE KISALTMALAR

Kubit	Kuantum Bit
I	Birim Kapı
H	Hadamard Kapısı
CNOT	Kontrollü NOT Kapısı
CU	Genel Kontrollü Kapı
SWAP	Yer değiştirme
PIL	Python Imaging Library
QPEA	Kuantum Faz Tahmin Algoritması
QNN	Kuantum Sinir Ağı
QPEA	Kuantum Faz Tahmin Algoritması
SVM	Destek Vektör Makinesi
QSVM	Kuantum Destek Vektör Makinesi
QFT	Kuantum Fourier Dönüşümü
QFT^{-1}	Kuantum Ters Fourier Dönüşümü
QRAM	Kuantum Rastgele Erişimli Bellek
QVR	Kuantum Varyasyonel Sınıflandırıcı

TABLOLAR DİZİNİ

Tablo No	Tablo Adı	Sayfa No
Tablo 1	Sıkça kullanılan bir ve iki kubitli temel kuantum kapılarının temsilleri ve matris formları	10
Tablo 2	Modelin eğitim parametreleri	36
Tablo 3	Orijinal veri seti ile QML ve CML karşılaştırması	38
Tablo 4	Kontrast ve parlaklık değerleri iyileştirilmiş veri seti ile QML ve CML karşılaştırması	39
Tablo 5	Orijinal veri K_Fold 1 sınıflandırma raporu	42
Tablo 6	Orijinal veri K_Fold 1 karışıklık matrisi	42
Tablo 7	Orijinal veri K_Fold 2 sınıflandırma raporu	43
Tablo 8	Orijinal veri K_Fold 2 karışıklık matrisi	43
Tablo 9	Orijinal veri K_Fold 3 sınıflandırma raporu	44
Tablo 10	Orijinal veri K_Fold 3 karışıklık matrisi	44
Tablo 11	Orijinal veri K_Fold 4 sınıflandırma raporu	45
Tablo 12	Orijinal veri K_Fold 4 karışıklık matrisi	45
Tablo 13	Orijinal veri K_Fold 5 sınıflandırma raporu	46
Tablo 14	Orijinal veri K_Fold 5 karışıklık matrisi	46
Tablo 15	İyileştirilmiş veri K_Fold 1 karışıklık matrisi	47
Tablo 16	İyileştirilmiş veri K_Fold 2 karışıklık matrisi	47
Tablo 17	İyileştirilmiş veri K_Fold 3 karışıklık matrisi	47
Tablo 18	İyileştirilmiş veri K_Fold 4 karışıklık matrisi	48
Tablo 19	İyileştirilmiş veri K_Fold 5 karışıklık matrisi	48
Tablo 20	İkili karışıklık matrisi modellenmesi	49
Tablo 21	Veri kümeleri üzerindeki performans sonuçları	50

ŞEKİLLER DİZİNİ

Şekil No	Şekil Adı	Sayfa No
Şekil 1	Makine Öğrenmesi Türleri	12
Şekil 2	Kuantum Makine Öğrenmesi	16
Şekil 3	Geliştirilmiş m-kubit Faz Tahmin Algoritması Uygulama Devresi	18
Şekil 4	K-Means Kümeleme	19
Şekil 5	İki Kuantum Durumu İçin SWAP Testini Uygulayan Devre	21
Şekil 6	Destek Vektör Makinesi Şematik Diagram	23
Şekil 7	Destek Vektör Makinesi Devresi	25
Şekil 8	Varyasyonel Kuantum Algoritması Devresi	26
Şekil 9	Kuantum Sinir Ağları Şematik Gösterimi	28
Şekil 10	Veri Kümesi Dağılımı Grafiği	31
Şekil 11	Çalışmanın sınıflandırma grafiği	33
Şekil 12	Orijinal veri sınıflarına ait örnek görüntüler	37
Şekil 13	Kontrast ve parlaklık değerleri iyileştirilmiş veri sınıflarına ait örnek görüntüler	37
Şekil 14	K_Fold 1 orijinal verilerin performans grafiği	51
Şekil 15	K_Fold 2 orijinal verilerin performans grafiği	51
Şekil 16	K_Fold 3 orijinal verilerin performans grafiği	51
Şekil 17	K_Fold 4 orijinal verilerin performans grafiği	52
Şekil 18	K_Fold 5 orijinal verilerin performans grafiği	52

BİRİNCİ BÖLÜM
GİRİŞ

Günümüzde, büyük verinin analiz edilmesi ve yorumlanması, geçmiş verilere dayanarak çıkarımlar yapma ve tahminlerde bulunma, önemli bir ihtiyaç haline gelmiştir. Bu ihtiyacı karşılamak için makine öğrenmesi, algoritmik bir yaklaşım olarak kullanılmaktadır. Makine öğrenmesi, bilinen verilere dayanarak fonksiyonel olarak öğrenen ve veriler arasındaki ilişkileri bularak veriler üzerinden tahmin yapabilen bir teknolojidir (Alpaydın, 2010).

Son yıllarda, gündelik yaşamda makine öğrenimi yöntemlerinin uygulanması yaygın hale geldiği bilinmektedir. Hangi filmlerin izlenceği, hangi yiyeceklerin sipariş edileceğine veya hangi ürün satın alınacağına ilişkin kişiselleştirilmiş otomatik öneriler, otonom araçlar ve fotoğraflarda ki kişileri, görüntülerdeki nesneleri tanımaya kadar birçok ticari ve güvenlik uygulamaları uygulama makine öğrenimi modeli içermektedir. Bu örneklerin dışında makine öğreniminin günümüzde veriye dayalı araştırmanın yapılma şekli üzerinde önemli bir etkisi olmuştur.

Nesne tanıma, dijital görüntü ve video analizinin temel bir bileşenidir. Bu süreç, insanlar, binalar ve araçlar gibi farklı kategorilere ait nesnelerin tespit edilmesini içerir (Zhang, vd., 2018). Bu tespit işlemi, görüntülerdeki nesnelerin yerlerinin belirlenmesi ve bu nesnelerin bir çerçeve içinde işaretlenmesi şeklinde gerçekleşir (Redmon, vd., 2016). Nesne tanıma, hem gerçek zamanlı hem de gerçek zamanlı olmayan uygulamalarda önemli bir rol oynar ve özellikle yüz, yaya ve araç tespiti gibi alanlarda derinlemesine araştırmalar yapılmıştır. Bu teknoloji, görüntü işleme ve video gözetimi gibi bilgisayarla görme alanlarında geniş uygulama yelpazesine sahiptir. Yapay zeka ve makine öğrenmesi teknolojilerinin gelişimi ile birlikte, nesne tanıma algoritmaları daha hızlı ve doğru sonuçlar üretme kapasitesine kavuşmuştur.

Veriler yüksek boyutlara ulaştıkça, klasik bilgisayarlarda bu hesaplama işlemlerini yapmak çok uzun zaman almaktadır. Bu soruna çözüm bulmak adına, klasik bilgisayarların fiziksel sınırlarına yaklaştığı günümüzde yeni bir teknolojik gelişme olan kuantum bilgisayarlar ön plana çıkmaktadır (Gyongyosi ve Imre, 2019).

Klasik ve kuantum bilgisayarların tek ortak yönü ikisi de ikili kod denilen bir dili konuşmaktadır. Klasik bilgisayarlar, en küçük bilgi parçası olarak bit denilen sadece 0 veya 1 değerleri ile çalışmaktadır. Klasik bilgisayarlar tek seferde sadece bir bit üzerinde işlem yapabilmektedirler. Kuantum bilgisayarlar atom ve atom altı parçacıkların farklı özelliklerini kullanarak 0, 1 ve bunların arasındaki tüm olası durumlarında aynı anda işlem yapabilmektedir. Bu temel yapı taşı kuantum bit (kubit) olarak adlandırılmaktadır. Kubitler aynı anda birçok durumda olabileceği için birden fazla işi aynı anda hesaplayabilmektedir (Nielsen ve Chuang, 2010).

Makine öğreniminin verimli çalışabilmesi için büyük miktarda veri gereklidir. Ancak, büyük veri kümelerine her zaman ulaşılamayabilir. Bu durumda, kuantum bilgisayarlar ile makine öğrenmesi bilgilerin nasıl işlendiği konusunda araştırmalar yapılmaktadır ve bu iki alan kuantum makine öğrenmesi disiplininde birleştirilmiştir. Bu tez çalışmasının amacı, kuantum makine öğrenmesinin ve hibrit kuantum-klasik makine öğrenme sistemlerinin, beyin tümörlerinin teşhisindeki etkinliğini derinlemesine incelemektir. Araştırma, kuantum bilgisayarların süperpozisyon ve dolanıklık gibi özelliklerini kullanarak, klasik makine öğrenmesi yöntemlerinin sınırlamalarını aşmayı ve teşhis süreçlerinde daha yüksek doğruluk oranlarına ulaşmayı hedeflemektedir. Bu bağlamda, araştırma, beyin tümörlerinin tespitinde klasik makine öğrenmesi yöntemleriyle elde edilen %75-%79 arasındaki doğruluk oranlarını, hibrit kuantum makine öğrenmesi teknikleri kullanılarak %95-%100 aralığına çıkarmayı amaçlamaktadır. Bu yüksek doğruluk oranları, özellikle heterojen ve çeşitli yapılar içeren beyin tümörleri gibi karmaşık tıbbi durumların teşhisinde, kuantum makine öğrenmesinin potansiyelini göstermektedir. Araştırmanın bulguları, sağlık sektöründe kuantum teknolojilerinin kullanımının gelecekteki önemini vurgulamakta ve hastalar için daha hızlı ve doğru teşhis olanakları sunmaktadır. Bu çalışma, kuantum makine öğrenmesinin tıbbi teşhis alanında nasıl bir dönüşüm yaratabileceğine dair önemli bir örnek teşkil etmektedir.

İKİNCİ BÖLÜM
ÖNCEKİ ÇALIŞMALAR

2.1 Kuantum Bilgisayarlar

Günümüzde kullanılan bilgisayarlar, karmaşık elektrik devrelerinden oluşan devasa hesaplama araçlarıdır. Bu devreler, milyonlarca transistör içerir ve elektrik akımının geçip geçmemesiyle bilgi işlerler. Bilgi, 'bit' adı verilen 0 veya 1 değerleriyle kodlanır ve bu bitlerin bir araya gelmesiyle daha karmaşık veriler oluşturulabilir (Tanenbaum ve Austin, 2015). Transistör teknolojisi, boyutlarının giderek küçülmesiyle birlikte, son yıllarda sınırlarına ulaşmıştır. Bu küçülme, içerdikleri elektronların kuantum etkilerini göstermeye başlamasına neden olmuştur (Powell, 2008). Bu durum, bilgisayar teknolojisinin geleceğini şekillendiren yeni bir dönemin kapılarını aralamıştır (Theis ve Wong, 2017). Klasik bilgisayarların transistör teknolojisinin ulaşabileceği son noktaya gelmesi, kuantum bilgisayarların ortaya çıkmasına zemin hazırlamıştır (Preskill, 2018).

Bu yeni teknoloji, kuantum mekaniği prensiplerini kullanarak, bilgi işleme kapasitesinde devrim yaratma potansiyeline sahiptir. Kuantum bilgisayarlar, sadece 0 ve 1 değerlerini değil, aynı anda her iki değeri de temsil edebilen 'kubit' adı verilen bir yapı kullanır. Bu; kuantum bilgisayarların, klasik bilgisayarların çok uzun sürede yapabileceği ya da hiç yapamayacağı hesaplamaları gerçekleştirmesine olanak tanır. Bu gelişmeler, bilgisayar teknolojisinin geleceğini şekillendiren önemli bir dönemin başlangıcını işaret etmektedir. Kuantum bilgisayarlar, her şeyden önce ilaç geliştirme, malzeme bilimi ve finans gibi alanlarda karmaşık problemleri çözme kapasitesine sahip olabilir. Bu, hem bilim dünyası hem de endüstri için yeni fırsatlar yaratabilir.

Kuantum bilgisayarlar, kuantum mekaniği prensiplerine dayanarak işlem yaparlar. Bu, parçacıkların kuantumsal durumlarını kullanmaları anlamına gelir ve bu durumlar, klasik bilgisayarların erişemediği bazı benzersiz özellikler sunar. Özellikle, kuantum bilgisayarlar, süperpozisyon ve dolanıklık gibi kuantum mekaniğinin öne çıkan özelliklerinden yararlanabilirler.

Shor algoritması (Shor, 1994), büyük sayıları çarpanlarına ayırmada kullanılan bir kuantum algoritmasıdır. Bu, klasik bilgisayarlar için çok zaman alıcı bir işlem olmasına rağmen kuantum bilgisayarlar bunu çok daha hızlı yapabilir. Bu algoritma, kriptografi ve güvenlik alanlarında önemli etkilere sahip olabilir. Grover arama algoritması (Grover, 1996) ise, veritabanlarında arama yapmayı hızlandırmak için kullanılır. İkinci dereceden bir hızlanma sağlar, yani klasik bilgisayarların yapacağı aramadan çok daha hızlıdır. Bu bölümün geri kalanında (Hidary, 2019; Nielsan ve Chuang, 2010; Sutor, 2019) çalışmalarından yararlanılarak aktarılmıştır.

Kuantum bilginin temeli (kubit) kuantum bit'tir. Klasik bir bit, 0 veya 1'den yalnızca birini temsil edebilir.

$$|0\rangle = \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \end{bmatrix}, \qquad |1\rangle = \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \end{bmatrix} \tag{2.1}$$

Hilbert uzayından oluşan bu bazlar ortonormal sistemler oluşturmaktadır.

$$\begin{aligned} \langle 0|0\rangle &= \langle 1|1\rangle = 1 \\ \langle 0|1\rangle &= \langle 1|0\rangle = 0 \end{aligned} \tag{2.2}$$

şeklindedir. Bir kuantum bit 0,1 arasındaki tüm oluşabilecek durumları gösteren bir durumda yani süperpozisyon durumunda olabilir. Bu durumda 1 kubit;

$$|\psi\rangle = \lambda_1|0\rangle + \lambda_2|1\rangle = \begin{bmatrix} \lambda_1 \\ \lambda_2 \end{bmatrix} \tag{2.3}$$

şeklindedir. Kubit, λ_1 ve λ_2 olmak üzere iki karmaşık sayıdan oluşur. Bu sayılar,

$$|\lambda_1|^2 + |\lambda_2|^2 = 1 \tag{2.4}$$

şartını sağlar ve $|\psi\rangle$'nın $|0\rangle$ ve $|1\rangle$ bazındaki izdüşümü veya olasılık genliği olarak bilinir.

Bu değerler,

$$\lambda_1\lambda_1^* = |\lambda_1|^2 \text{ ve } \lambda_2\lambda_2^* = |\lambda_2|^2 \tag{2.5}$$

ile ifade edilir ve $|\psi\rangle$'nın $|0\rangle$ ve $|1\rangle$ bazındaki ölçülme olasılıklarını belirtir. Kubit sayısının birden fazla olduğu durumlar tensörel çarpım ile ifade edilir.

$$\begin{aligned} |\psi_1\rangle &= \lambda_1|0\rangle + \lambda_2|1\rangle, \qquad \lambda_1, \lambda_2 \in C, \qquad |\lambda_1|^2 + |\lambda_2|^2 = 1 \\ |\psi_2\rangle &= \lambda_3|0\rangle + \lambda_4|1\rangle, \qquad \lambda_3, \lambda_4 \in C, \qquad |\lambda_3|^2 + |\lambda_4|^2 = 1 \end{aligned} \tag{2.6}$$

Bu durumda olan iki kubit ise;

$$\begin{aligned} |\psi\rangle^{\otimes 2} &= |\psi_1\rangle \otimes |\psi_2\rangle \\ &= (\lambda_1|0\rangle + \lambda_2|1\rangle) \otimes (\lambda_3|0\rangle + \lambda_4|1\rangle) \\ &= \lambda_1|0\rangle \otimes \lambda_3|0\rangle + \lambda_1|0\rangle \otimes \lambda_4|1\rangle + \lambda_2|1\rangle \otimes \lambda_3|0\rangle + \lambda_2|1\rangle \otimes \lambda_4|1\rangle \\ &= \lambda_1\lambda_3|00\rangle + \lambda_1\lambda_4|01\rangle + \lambda_2\lambda_3|10\rangle + \lambda_2\lambda_4|11\rangle \end{aligned} \tag{2.7}$$

şeklinde ifade edilir.

2.1.1. Süper Pozisyon

Kuantum bilgisayarlar, klasik bilgisayarların aksine, bitlerin sadece 0 veya 1 değerlerini değil, aynı anda hem 0 hem de 1 değerlerini ve bu iki durumun tüm olası kombinasyonlarını değerlendirebilme yeteneğine sahiptir. Bu özellik, süperpozisyon prensibi olarak bilinir ve bir sistemin birden fazla alt sistemi temsil edebilmesi durumunda ortaya çıkar.

Kuantum teknolojilerinde, süperpozisyon prensibi, moleküller, atomlar, subatomik parçacıklar ve ışığın doğasında gözlemlenebilir. Örneğin, kuantum parçacıkları, spin adı verilen bir özellik sayesinde, kendi eksenleri etrafında hem yukarı hem de aşağı yönlü hareket edebilirler (Sakurai ve Napolitano, 2017).

Kuantum mekaniğinin temel prensiplerinden biri olan süperpozisyon ilkesi, elektronların enerji seviyeleri üzerinde gözlemlenebilir bir etkiye sahiptir. Elektronlar, atomların çekirdekleri etrafında belirli enerji seviyelerinde bulunurlar ve bu seviyeler, kuantum mekaniğinin temel yasaları tarafından belirlenir (Griffiths, 2005). Süperpozisyon ilkesi, bir elektronun birden fazla enerji seviyesinde aynı anda "var olabileceğini" öne sürer, bu da elektronun belirli bir enerji seviyesinde bulunma olasılığının bir süperpozisyonu olarak ifade edilir (Sakurai ve Napolitano, 2017).

Benzer şekilde, ışığın polarizasyon durumu da süperpozisyon prensibi ile değerlendirilir. Bu özellik, kuantum bilgisayarların aynı anda çok sayıda işlemi gerçekleştirme ve değerlendirme yeteneğini sağlar. Süperpozisyon prensibi, n-kubitlik bir kuantum sisteminin aynı anda 2^n farklı durumu temsil etmesini mümkün kılar. Bu, kuantum bilgisayarların klasik bilgisayarlara göre çok daha hızlı ve verimli olmasını sağlar.

2.1.2. Dolanıklık

Kuantum dolanıklık, kuantum mekaniğinin en çarpıcı ve devrimci özelliklerinden biridir ve kuantum bilgisayarların gelişiminde kritik bir rol oynamaktadır. Dolanıklık, iki veya daha fazla parçacığın, aralarındaki mesafeye bakılmaksızın, özelliklerinin birbirine bağlı hale geldiği bir kuantum hali olarak tanımlanabilir. Bu durumda, bir parçacığın durumundaki herhangi bir değişiklik, anında diğer dolanık parçacık(lar) üzerinde de bir değişikliğe yol açar (Bell, 1964). Kuantum bilgisayarlar, bu dolanıklık özelliğini kullanarak, bilgi işleme kapasitelerini önemli ölçüde artırırlar. Dolanıklık, bilgi transfer hızını artırır ve hesaplama sürelerini azaltır, bu da kuantum bilgisayarları klasik bilgisayarlara göre daha üstün kılar (Nielsen ve Chuang, 2010). Özellikle, kuantum dolanıklılığı, kuantum teleportasyonu mümkün kılar, bu da bilginin bir konumdan başka bir konuma anında "ışınlanmasını" sağlar. Bu özellik, kuantum bilgisayarların bilgileri hızla ve etkin bir şekilde işlemesine olanak tanır. Kuantum dolanıklılığın bu benzersiz özellikleri, kuantum bilgisayarların sadece hesaplama hızı açısından değil, aynı zamanda güvenlik ve veri şifreleme gibi alanlarda da klasik bilgisayarlara göre avantajlar sağlar.

İki kubit dolanıklığa girdiğinde her bir kubit hakkındaki bilgiler, parçacıkların kendisinde değil, iki kubit arasındaki bağlantıda saklanır. Bu durum, kuantum bilgisayarların bir diğer dikkat çekici özelliği olan süperpozisyonla bir araya geldiğinde, kuantum bilgisayarların çok sayıda durumu eşzamanlı olarak analiz etme kabiliyetini mümkün kılar. Matematiksel bakış açısıyla, bir kuantum halinin, bu halı oluşturan ayrı kubitlerin tensor çarpımı ile ifade edilemeyeceği bir sistem, dolanık olarak kabul edilir (Acar ve Yılmaz, 2021).

2.1.3 Terslenebilirlik

Kuantum hesaplamada, ölçüm işlemlerinin dışındaki tüm operatörlerin birimsel olduğu bilinmektedir. Yani, X bir operatör olduğunda,

$$X^{*T} = X^{-1} \Rightarrow X^{*T}X = I \tag{2.8}$$

formülü geçerlidir. Bu birimsel özellik, işlemlerin ters çevrilebilir olmasına imkan sağlar. Ters çevrilebilirlik, klasik bilgi işleme sistemlerinde bulunmayan ve kuantum sistemlerini üstün kılan özelliklerden biridir. Bir $|\psi\rangle$ kuantum durumu üzerinde bir birimsel operatör iki kez uygulandığında, kuantum durumunun başlangıç haline döndüğü görülür. Bu durum, kuantum mekaniklerinin ilginç ve önemli bir özelliğini gösterir.

2.1.4 Beklenen Değer

Kuantum mekaniği, belirli bir durumun ölçülebilen niceliklerini belirlemek için operatörlerin kullanımını gerektirir. Bu operatörler, bir durumun belirli bir ölçümle ilişkili beklenen değerini belirlemek için kullanılır. Bu genellikle, bir durumun ölçülebilen niceliğinin ortalamasını bulmak için kullanılır.

Kuantum mekaniği, ölçümlerin belirsizliklerle ilişkili olduğu ve bu belirsizliklerin kuantum durumlarının süperpozisyonu ve ölçüm sonuçlarının olasılıksal doğası nedeniyle ortaya çıktığı bir alan olduğu için, bu tür hesaplamalar son derece önemlidir. Bu nedenle, bir durumun beklenen değerini belirlemek, belirsizlikleri yönetmek ve ölçümlerin sonuçlarını tahmin etmek için kritik bir araçtır (Belay, 2022).

2.1.5 Kuantum Ölçüm

Kuantum bilgisayarlarında, kuantum bilgisini anlamak ve kullanmak için geleneksel bitlere dönüştüren ölçümler yapılır. Bu ölçümler, kuantum mekaniğinin temel prensiplerinden biri olan dalga fonksiyonunun çöküşü ile ilişkilidir. Kuantum ölçümü, kuantum durumunu değiştirme yeteneğine sahiptir ve bu, klasik bilgisayarların işleyiş biçiminden önemli bir ayrılık gösterir (Nielsen ve Chuang, 2010). Ölçüm yapıldığında, kuantum durumu, belirsiz bir biçimde ve belirli bir olasılıkla temel durumlarından birine dönüşür. Bu süreç, kuantum mekaniğinin temel bir yönüdür ve kuantum bilgisayarlarının işleyişini anlamada kritik bir rol oynar.

Kuantum ölçüm süreci, bir kuantum sisteminin durumunu belirli bir temel duruma "çökertir". Bu, kuantum durumunun ölçümden önce süperpozisyonda olduğu ve ölçüm sonrasında belirli bir duruma indirgendiği anlamına gelir. Bu süreç, kuantum sistemlerinin temel özelliklerinden biri olan belirsizliği ve olasılık temelli doğasını yansıtır (Nielsen ve Chuang, 2010).

Bir kuantum durumunun ölçüm sonucunu elde etmek için izdüşüm operatörü kullanılır, bu da bir dış çarpım olarak tanımlanır. Örneğin, $|\psi\rangle$ durumu için izdüşüm operatörü aşağıdaki gibidir:

$$P = |\psi\rangle\langle\psi| \tag{2.9}$$

Bu izdüşüm operatörü, diğer kuantum operatörlerinden farklı olarak birimli değil, hermityen bir yapıya sahiptir. Bu, onunla geri döndürülebilir bir işlem gerçekleştiremeyeceğimiz anlamına gelir.

2.1.6. Kuantum Mantık Kapıları

Kuantum bilgisayarlar, kuantum mantık kapıları adı verilen temel işlemleri kullanır. Bu kapılar, klasik bilgisayarların mantık kapılarına (AND, OR, NOT vb.) benzer şekilde, kuantum bitlerini veya kubitleri manipüle eder. Ancak, kuantum mantık kapıları, kubitlerin süperpozisyon ve örtüşme gibi özelliklerini kullanarak, klasik mantık kapılarının yapamayacağı işlemleri gerçekleştirebilir.

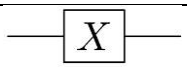
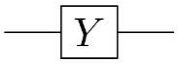
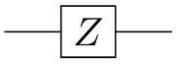
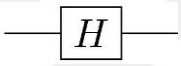
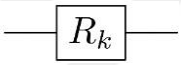
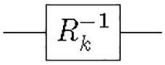
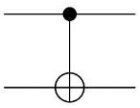
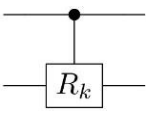
Kuantum mantık kapıları genellikle bir veya iki kubit üzerinde işlem yapar ve bu işlemler genellikle bir kubitin durumunu değiştirmek veya iki kubitin durumlarını birbirine bağlamaktır. Kuantum mantık kapıları, kubitlerin karmaşık genliklerini değiştirir, bu da kuantum hesaplamanın gücünü ve esnekliğini sağlar (Ballance, vd., 2015). Örneğin, Hadamard kapısı, bir kubitin temel durumlarını ($|0\rangle$ ve $|1\rangle$) süperpozisyonuna dönüştürür. CNOT kapısı ise, bir kubitin durumuna bağlı olarak diğer bir kubitin durumunu değiştirir. Bu işlem, kuantum hesaplamanın başka bir önemli özelliği olan dolanıklığı sağlar (Schäfer, vd., 2017). Bu kapılar, kuantum algoritmalarını oluşturmak için birlikte kullanılır. Shor'un faktörleme algoritması ve Grover'in arama algoritması, bu tür kuantum mantık kapılarının karmaşık dizilimlerini kullanır. Kuantum mantık kapıları, bir kuantum durumunu başka bir kuantum durumuna dönüştürmek için kullanılan üniter matrislerdir. Bu, genellikle:

$$U|\psi\rangle = |\phi\rangle \tag{2.10}$$

formunda ifade edilir. Burada, U üniter bir operatör (yani kuantum mantık kapısı) ve $|\psi\rangle$ ve $|\phi\rangle$ ise sırasıyla başlangıç ve son durumdaki kuantum durumlarını temsil eder. Aşağıda kuantum mantık kapılarına karşılık gelen temsili gösterimleri ve matris formları Tablo 1'de gösterilmiştir.

Tablo 1

Sıkça kullanılan bir ve iki kubitli temel kuantum kapılarının temsilleri ve matris formları

Kuantum Kapısı	Temsil	Matris Formu
Pauli-X		$\begin{bmatrix} 0 & 1 \\ 1 & 0 \end{bmatrix}$
Pauli-Y		$\begin{bmatrix} 0 & -i \\ i & 0 \end{bmatrix}$
Pauli-Z		$\begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & -1 \end{bmatrix}$
Hadamard		$\frac{1}{\sqrt{2}}\begin{bmatrix} 1 & 1 \\ 1 & -1 \end{bmatrix}$
R_k (Faz kapısı)		$\begin{bmatrix} 1 & 1 \\ 0 & e^{2\pi i/2^k} \end{bmatrix}$
R_k^{-1}		$\begin{bmatrix} 1 & 1 \\ 0 & e^{-2\pi i/2^k} \end{bmatrix}$
Kontrollü-DEĞİL (CNOT)		$\begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix}$
Kontrollü-R_k		$\begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & e^{2\pi i/2^k} \end{bmatrix}$

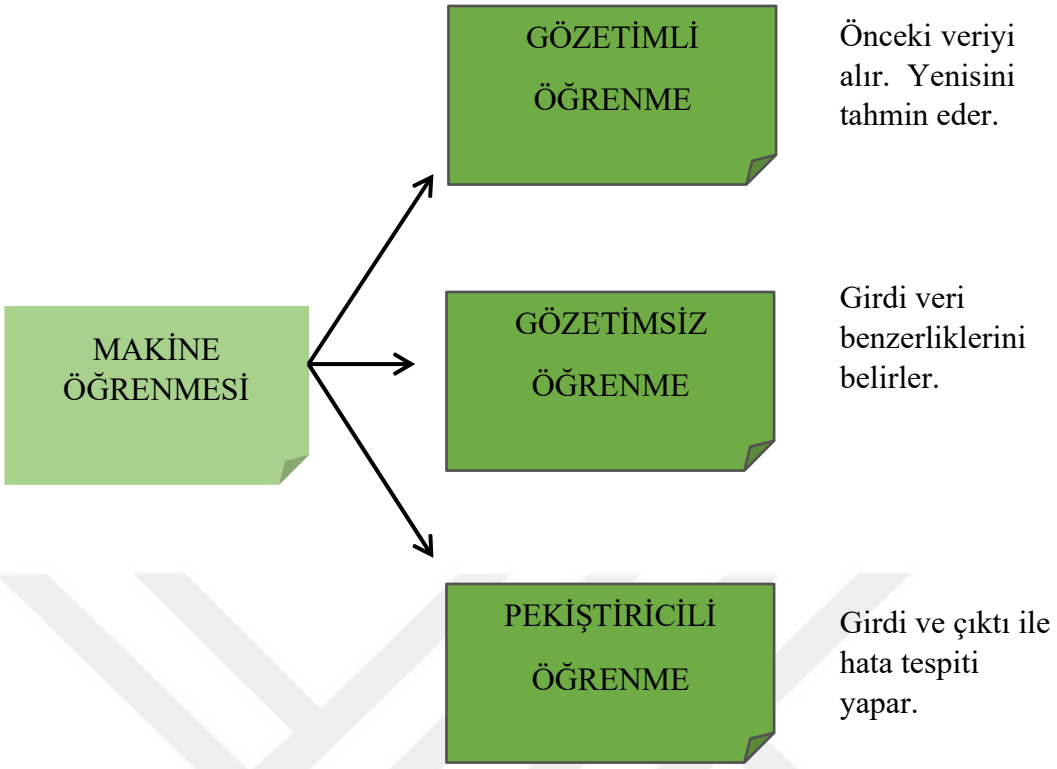
(Şahin E., 2022)

2.2. Makine Öğrenmesi

Makine öğrenmesi, bilgisayarların belirli bir dizi kurala dayanarak değil, verilerden öğrenerek problemleri çözme yeteneği kazandığı bir analitik ve tahminsel programlama yaklaşımıdır (Alpaydın, 2010; Chollet, 2017). Bu yaklaşım, bilgisayarların daha önce gördükleri örneklerden genellemeler yaparak, daha önce karşılaşmadıkları problemleri çözme yeteneği kazanmalarını sağlar. En etkili makine öğrenme algoritmaları, öğrenilmiş örneklerden genellemeler yaparak karar verme süreçlerini otomatikleştirir. Makine öğrenmesi, genellikle çok sayıda kural gerektiren durumlarda daha üstün performans sergiler ve geleneksel yöntemlerle çözüm bulunamayan karmaşık problemler için etkili çözümler sunabilir. Ayrıca, karmaşık sorunlar ve büyük veri kümeleri hakkında çıkarımlar yapabilir.

Makine öğrenmesi sürecinde, eğitim verileri ilk olarak ön işleme aşamasına tabi tutulur. Bu aşamada, eksik veya hatalı veriler temizlenir ve veriler, normalizasyon veya standardizasyon gibi yöntemlerle ölçeklendirilir. Ön işleme aşamasından geçen veriler, daha sonra özellik çıkarımı aşamasına tabi tutulur. Bu aşamada, girdi verilerinin gereksiz özellikleri çıkarılır ve verinin anlamlı bir temsili elde edilir. Bu anlamlı temsil, özellik vektörü olarak adlandırılır. Özellik vektörü, makine öğrenmesi algoritmasına beslenir ve öğrenilmiş parametreleri içeren bir model elde edilir. Bu model, yeni girdilerle beslendiğinde bir tahmin üretir (Bishop, 2006).

Makine öğrenmesi, birçok farklı uygulama alanında kullanılır. Örneğin, makine öğrenmesi algoritmaları, tıbbi teşhislerde, hava durumu tahminlerinde, el yazısı tanıma, konuşma tanıma ve hatta finansal piyasaların analizinde kullanılır (Jordan ve Mitchell, 2015). Makine öğrenmesi, genellikle denetimli, denetimsiz ve yarı denetimli öğrenme olmak üzere üç ana kategoriye ayrılır. Denetimli öğrenme, girdi ve çıktı verileri arasındaki ilişkiyi modellemeye çalışır. Denetimsiz öğrenme, çıktı verisi olmadan girdi verilerinin yapısını veya dağılımını öğrenmeye çalışır. Yarı denetimli öğrenme, hem denetimli hem de denetimsiz öğrenmenin özelliklerini birleştirir ve genellikle hem etiketli hem de etiketsiz verileri kullanır.



Şekil 1. Makine öğrenmesi türleri

2.2.1. Gözetimli (Denetimli) Öğrenme

Gözetimli öğrenme, veri kümesindeki girdi ve çıktı arasındaki ilişkiyi kullanarak doğru çıktıyı tahmin etmeyi amaçlayan bir makine öğrenmesi yöntemidir. Bu yöntemde her veri noktası, bir etiketle birlikte gelir ve algoritma, bu etiketli verileri kullanarak girdi verildiğinde doğru çıktıyı üretmek için bir model oluşturur (Alpaydin, 2010). Eğitim sürecinde, bir çift veri noktası ve ona karşılık gelen etiketten oluşan bir eğitim kümesi kullanılır. Bu eğitim kümesi, veri noktalarının özelliklerini ve doğru çıktılarını içerir. Gözetimli öğrenme algoritmaları, bu etiketli eğitim örneklerinden öğrenir ve bu örneklerdeki ilişkileri modellemek için çeşitli algoritmik yaklaşımlar kullanır. Gözetimli öğrenme problemleri genellikle regresyon ve sınıflandırma olarak sınıflandırılır. Regresyon problemlerinde, modelin çıktısı sürekli bir değerdir. Örneğin, bir arabanın özelliklerine dayanarak fiyatını tahmin etmek regresyon bir problem örneğidir. Sınıflandırma problemlerinde ise modelin çıktısı belirli bir sınıfa aittir (James, vd., 2013). Gözetimli öğrenme, geniş bir uygulama yelpazesine sahiptir ve birçok alanda kullanılır. Konuşma tanıma, görüntü sınıflandırma, doğal dil işleme, otomatik sürücüsüz araçlar ve tıbbi teşhis gibi alanlarda gözetimli öğrenme yöntemleri yaygın olarak kullanılır. Bu yöntemler, veri

analizi ve modelin öğrenme süreci açısından daha formel bir dil kullanırak, veri kümesindeki girdi-çıktı ilişkilerini keşfetme ve genelleme yeteneğine odaklanır.

2.2.2. Gözetimsiz (Denetimsiz) Öğrenme

Gözetimsiz öğrenme, etiketlenmemiş veri setleri üzerinde çalışan bir makine öğrenme yaklaşımıdır. Bu yaklaşım, belirli bir çıktı veya sonuç hakkında önceden belirlenmiş bir beklenti olmadan veri setindeki kalıpları ve ilişkileri belirlemeye çalışır. Bu, veri setindeki değişkenlerin etkisini tam olarak bilmediğimiz durumlarda, veri yapısını çıkarabilmemizi sağlar. Gözetimsiz öğrenme, geri bildirim mekanizması olmadan, yani tahmin sonuçlarına dayalı bir geri bildirim olmadan çalışır (Alpaydın, 2010; Harrington, 2012).

Gözetimsiz öğrenme; veri görselleştirme, veri sıkıştırma, veri gürültüsü giderme ve veri setindeki ilişkileri daha iyi anlamak gibi çeşitli uygulamalar için kullanılır. Bu yaklaşım, genellikle bir veri setini daha iyi anlamak ve bir gözetimli öğrenme problemi çözmeden önce kullanılır. Bu öğrenme türünün en bilinen kategorileri arasında boyut azaltma ve kümeleme bulunur. Boyut azaltma, çok sayıda özelliği olan verilerin yüksek boyutlu temsillerini alıp, bu verileri daha az özellikle özetlemeyi amaçlar. Bu yöntemin yaygın bir kullanımı, verileri görselleştirme amacıyla iki boyuta indirgemektir. Kümeleme ise, benzer özelliklere sahip veri örneklerini farklı gruplara ayırır. Örneğin, 1 milyondan fazla veri bir veri setinde, genleri otomatik olarak benzerlik, konum ve roller gibi değişkenlere göre gruplandırmak bir kümeleme örneği olabilir.

Gözetimsiz öğrenmenin en büyük zorluğu, algoritmanın gerçekten yararlı bir şey öğrenip öğrenmediğini belirlemektir. Gözetimsiz öğrenme algoritmaları genellikle etiket bilgisi içermeyen verilere uygulanır, bu nedenle doğru çıktının ne olması gerektiği bilinmez. Bu, bir modelin başarılı olup olmadığını belirlemenin zor olmasına neden olur (Müller ve Guido, 2016).

2.2.3. Pekiştiricili Öğrenme

Pekiştiricili öğrenme, ajan olarak adlandırılan bir öğrenme sisteminin, dinamik bir ortamla etkileşim içinde olup, deneme-yanılma yöntemiyle davranışları öğrendiği bir süreçtir (Kaelbling, vd., 1996). Bu öğrenme modeli, ajanın çevresini izlemesine, eylemler belirlemesine ve bu eylemler sonucunda bir ödül almasına dayanır. Bu ödül, ajanın belirli bir görevi ne ölçüde başarıyla yerine getirdiğini gösteren bir geri bildirim mekanizmasıdır. Bu yaklaşımın temel hedefi, tüm olası durumları incelemek ve en yüksek uzun vadeli ödülü sağlayan durumu belirlemektir.

Pekiştiricili öğrenme, gerçek zamanlı karar verme, bilgisayar oyunlarındaki yapay zeka ve robot navigasyonu gibi alanlarda kullanılır. Ancak, bu öğrenme yönteminin gerçek dünya uygulamalarında kullanılması hala bazı zorlukları beraberinde getirir. Örneğin, pekiştiricili öğrenme ajanları, dünyayı temel bir anlayışa sahip olmadan, birçok deneme-yanılma etkileşimi yoluyla sıfırdan öğrenmek zorundadır (Deng, vd., 2023). Bu nedenle, pekiştiricili öğrenme alanında ilerleme kaydetmek için, yeni algoritmaların test edilmesi ve diğer yaklaşımlarla karşılaştırılması için benchmarklar önemlidir.

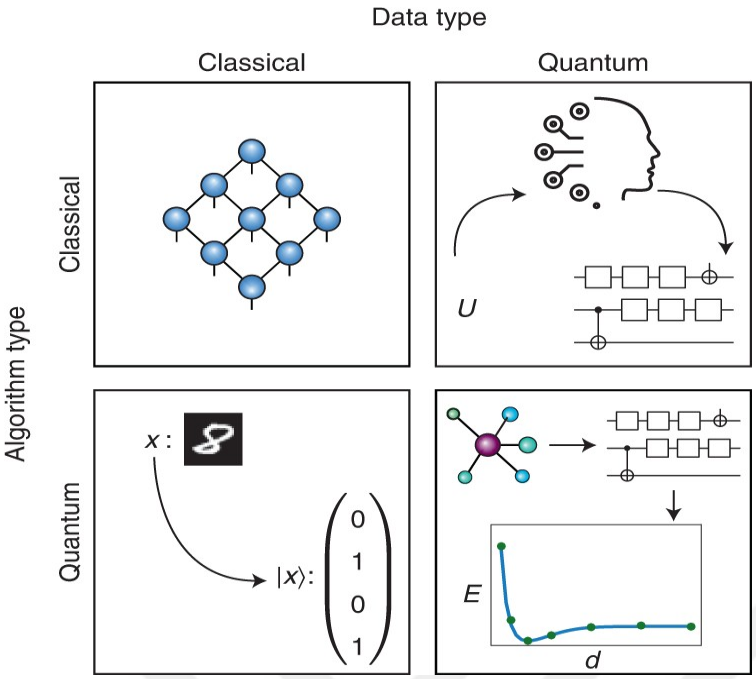
2.3. Kuantum Makine Öğrenmesi

Kuantum hesaplama ve makine öğrenmesi, bilgi işleme ve anlama süreçlerimizi yeniden şekillendirecek iki güçlü teknoloji olarak öne çıkmaktadır. Kuantum bilgisayarların, klasik sistemlerin çözüm bulmakta zorlandığı karmaşık ve sezgisel kalıpları çözme yeteneği, bu teknolojinin makine öğrenmesi görevlerinde klasik bilgisayarlardan daha üstün olabileceği fikrini doğurmuştur. Bu iki alanın birleşimi, kuantum makine öğrenmesi olarak adlandırılan yeni bir disiplini ortaya çıkarmıştır.

Gözetimsiz öğrenmenin en büyük zorluğu, algoritmanın gerçekten yararlı bir şey öğrenip öğrenmediğini belirlemektir. Gözetimsiz öğrenme algoritmaları genellikle etiket bilgisi içermeyen verilere uygulanır bu nedenle doğru çıktının ne olması gerektiği bilinmez. Bu, bir modelin başarılı olup olmadığını belirlemenin zor olmasına neden olur (Müller ve Guido, 2016).

Kuantum makine öğrenmesi, kuantum bilgisayarların gelişimine paralel olarak ilerlemektedir. Bu alanda yapılan araştırmalar, makinelerin verideki kalıpları nasıl tanıdığı, daha az eğitim verisiyle öğrenme yeteneği, yeni makine öğrenme yöntemleri geliştirme kapasitesi ve kuantum makine öğrenme algoritmalarının bileşenleri ve kısıtlamalarını belirleme gibi konuları içerir (Cerezo, vd., 2022).

Kuantum hesaplama ve makine öğrenmesinin birleştirilmesi, verilerin ve bilgi işleme cihazının klasik veya kuantum olup olmadığına bağlı olarak dört farklı yaklaşıma ayrılabilir. Verilerin ve hesaplamanın klasik olduğu durumda, bu geleneksel makine öğrenmesi olarak adlandırılır. Verilerin kuantum ve hesaplamanın klasik olduğu durumda, makine öğrenmesinin kuantum dünyasındaki etkisi incelenir. Verilerin klasik ve hesaplamanın kuantum olduğu durumda, veri setlerinin analizi kuantum bilgisayarları kullanılarak yapılır. Son yaklaşım ise hem verinin hem de hesaplamanın kuantum olduğu durumdur.



Şekil 2. Kuantum makine öğrenmesi

(Cerezo, vd., 2022)

Kuantum makine öğrenme algoritmaları tasarlarken genellikle iki strateji izlenir. Birincisi, klasik makine öğrenme modellerini kuantum hesaplama diline çevirerek algoritmik bir hızlanma sağlamayı hedefler. İkincisi ise, hesaplama kaynaklarını düşük tutarak klasik makine öğrenmesi araçları ile kuantum araçlarını birleştiren hibrit bir yaklaşımdır. Bu teknolojilerin birleşimi, kuantum makine öğrenmesini, disiplinler arası bir alandan ziyade kuantum bilişimin bir uygulaması haline getireceği düşünülmektedir (Schuld ve Killoran, 2022).

2.3.1. Makine Öğrenmesi Algoritmasının Kuantum Versiyonları

Makine öğrenme algoritmaları, veri kümelerindeki yapıları ve kalıpları tanımak için doğrusal cebir altrutinlerini, örneğin matris ters çevirme, uzaklık hesaplama ve özdeğer ile özvektör ayrıştırmasını kullanmaktadır. Bazı araştırmacılar, bu altrutinleri kuantum hesaplama diline çevirerek makine öğrenme algoritmalarında hızlanma elde etmişlerdir. Bu algoritmaların keşfi, kuantum makine öğrenme alanıdaki birçok araştırmayı

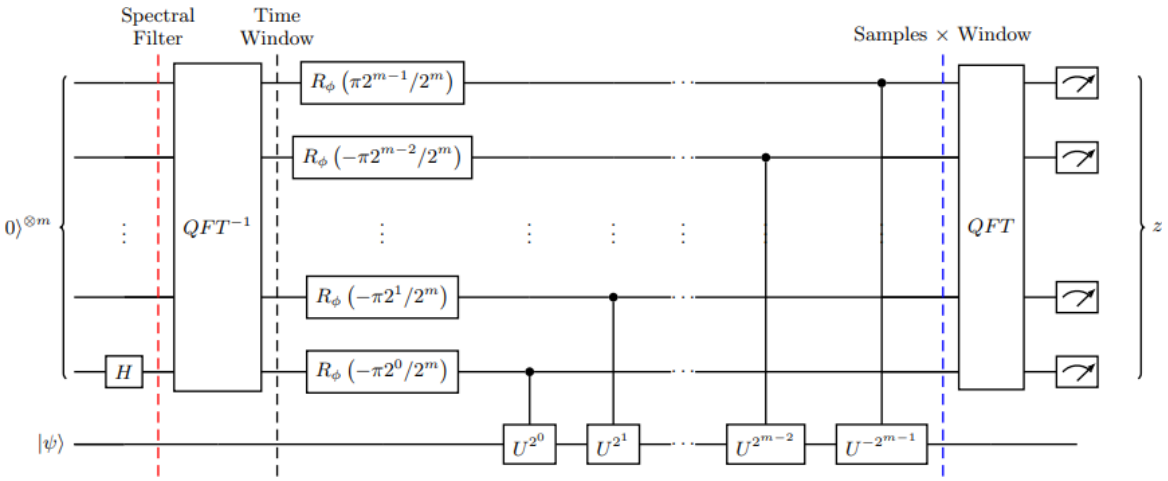
tetiklemiştir. Ancak, bu algoritmaların uygulanması için kaynak gereksinimleri (kubit, kapı doğruluğu gibi) mevcut kuantum bilgisayarlar göz önüne alındığında en büyük engel olarak öne çıkmaktadır (Allcock, vd., 2018). Bu gereksinimlerin ötesinde ana engel, klasik verileri kuantum durumunda kodlamak ve bunlara erişmek için verimli bir cihazın veya protokolün olmaması yani, kuantum rastgele erişimli bellek (qRAM) olarak adlandırılan cihaza olan ihtiyaçtır. (Bang, vd., 2018). Günümüzde böyle bir cihazın ne zaman üretileceği ve uygun maliyetli olup olmayacağı henüz belli değildir.

Kuantum Faz Tahmin Algoritması

Kuantum Faz Tahmin Algoritması, kuantum bilgisayarların en önemli ve temel algoritmalarından biridir. Bu algoritma, bir kuantum durumunun belirli bir özdeğerine karşılık gelen fazı tahmin etmek için kullanılır. Faz Tahmin Algoritması, birçok diğer kuantum algoritmasının temelini oluşturur. Örneğin Shor'un faktörleme algoritması ve HHL algoritması (Harrows-Hassidim-Lloyd).

Kuantum Faz Tahmin Algoritması'nın (QPEA) temel işleyişi, bir kuantum durumunun belirli bir özdeğerine karşılık gelen fazı tahmin etmeye dayanır. Bu, bir kuantum kapısının bir kubit üzerindeki etkisini ölçmek için kullanılır. Kuantum kapıları, kubitler üzerinde belirli işlemler gerçekleştiren kuantum mekaniklerinin temel işlem birimleridir. Bir kuantum kapısının bir kubit üzerindeki etkisi, genellikle bir faz kayması olarak ifade edilir. QPEA, bu faz kaymasını tahmin etmek için kullanılır (O'Brien, vd., 2018).

Algoritmanın işleyişi, öncelikle bir dizi kubitin (genellikle bir kuantum register olarak adlandırılır) hazırlanmasıyla başlar. Bu kubitler, özdeğerin tahmin edileceği durumla ilişkilendirilir. Daha sonra, kubitler üzerinde bir dizi kontrol uygulanır. Bu kontrollü işlemler, kubitlerin durumunu özdeğerle ilişkilendiren faz kaymasını içerir. Son olarak, bir Kuantum Fourier Dönüşümü (QFT) uygulanır ve özdeğerin tahmini, kubitlerin ölçüm sonuçlarından elde edilir (Lu, vd., 2019).



Şekil 3. Geliştirilmiş m-kubit faz tahmin algoritması uygulama devresi

(Rendon, vd., 2021)

Kuantum Faz Tahmin Algoritması (QPEA), kuantum bilgisayarların gücünü gösteren bir algoritmadır çünkü bu algoritma, klasik bilgisayarların yapabileceğinden çok daha hızlı ve doğru bir şekilde faz tahmini yapabilir. Bu, özellikle büyük ölçekli kuantum sistemlerinin özdeğerlerini tahmin etmek için önemlidir, çünkü bu genellikle klasik bilgisayarlar için çok zor veya imkansızdır (Wan, vd., 2021).

Daha kesin bir ifadeyle, bir birim matris U ve bir kuantum durumu $|\psi\rangle$ verildiğinde, bu algoritma,

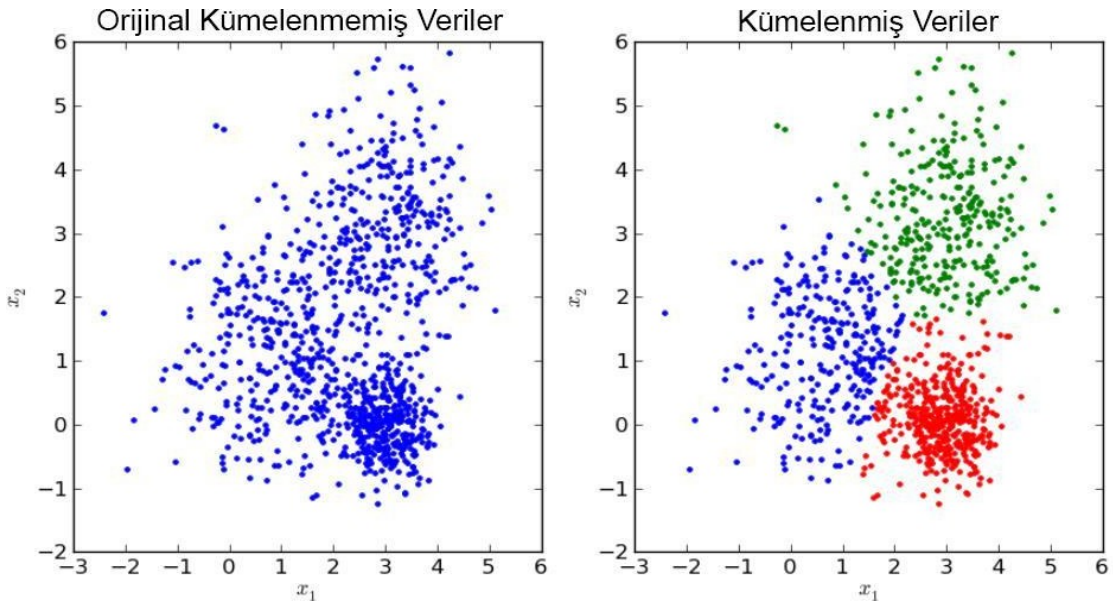
$$U|\psi\rangle = e^{2\pi i\theta}|\psi\rangle \tag{2.11}$$

eşitliğini sağlayan θ değerini yüksek olasılıkla tahmin eder.

Kuantum K-Means Kümeleme

K-means, denetimsiz makine öğrenme algoritmalarının özgün bir örneği olarak kabul edilir. Kümeleme, belirlenen bir benzerlik ölçütüne dayanarak, benzer niteliklere sahip örneklerin bir araya getirilmesi sürecidir. Bu süreçte hedef, kümeler içindeki benzerliği maksimize etmek ve kümeler arasındaki benzerliği minimize etmektir. Kümeleme, geniş bir uygulama yelpazesinde kullanılır. Örneğin, müşteriler satın alma davranışlarına göre gruplandırılabilir ve bu gruplara göre etkili bir pazarlama stratejisi oluşturulabilir. Veri analizinde, kümelerin ayrı ayrı incelenmesi işlemleri basitleştirir.

K-means algoritması, belirlenen mesafe ölçütüne göre her bir örneği en yakın küme merkezine atayarak verileri "k" adet kümeye ayırır (Alpaydın, 2010). Algoritmanın çalışabilmesi için küme sayısı k'nın önceden belirlenmiş olması gereklidir. Algoritmanın temel işleyişi, k adet küme ve her bir kümenin merkez noktasının belirlenmesi üzerine kuruludur. Her veri örneği, en yakın olduğu küme merkezine atanır. Ardından, yeni küme merkez noktaları hesaplanır. Bu işlem, küme merkezlerinde bir değişiklik olmadığı zaman sona erer (Alpaydın, 2010).



Şekil 4. K-Means kümeleme

(Petersen, 2010)

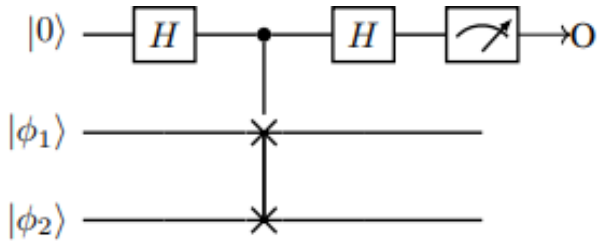
Kuantum K-means algoritması, Öklid mesafesini hesaplama konusunda bir alternatif sunar (Lloyd, vd., 2013). Bu algoritma, yer değiştirme testini temel alır. Klasik K-means algoritmasında olduğu gibi, kuantum k-means algoritmasında da k küme sayısı önceden belirlenmelidir. Bu k küme merkezlerinin başlatılması, klasik k-means algoritmasında kullanılan herhangi bir yöntemle yapılabilir.

Mahalle Bileşenleri Analizi

"Mahalle Bileşenleri Analizi" (Neighborhood Components Analysis, NCA), özellikle makine öğrenmesi ve veri madenciliği alanlarında kullanılan bir boyut azaltma ve sınıflandırma tekniğidir. Bu yöntem, verilerin daha düşük boyutlu bir temsiline indirgenmesini sağlayarak, hem veri işleme süresini azaltır hem de veri setlerinin daha etkili bir şekilde analiz edilmesine olanak tanır. NCA'nın temel amacı, sınıflandırma performansını maksimize edecek şekilde veri noktalarını dönüştürmektir. NCA, K-En Yakın Komşular (KNN) algoritmasının bir uzantısıdır. K-En Yakın Komşular (KNN), bir veri noktasını, ona en yakın olan k diğer veri noktalarının etiketlerine göre sınıflandırır (Manit ve Youngkong, 2011).

Yer Değiştirme (SWAP) Testi

Kuantum swap testi, iki kuantum durumunun ne kadar birbirine benzediğini belirlemek için kullanılan bir yöntemdir. Bu, iki durum arasındaki iç çarpımın karesinin ölçülmesiyle gerçekleştirilir (Huang, vd., 2022). Bu test, kuantum bilgisayarlar kullanılarak grafik verilerin işlenmesi gibi belirli uygulamalarda önemli bir rol oynayabilir. Özellikle, büyük veri setlerinin sınıflandırılması gibi karmaşık problemlerde, swap testi, ikili kuantum sınıflandırıcılar oluşturmak için kullanılabilir. Bu, veri madenciliği ve yapay zeka alanlarında yeni kapılar açabilir. Ayrıca swap testi, kuantum önyükleme gömme gibi daha gelişmiş algoritmaların bir bileşeni olarak da kullanılabilir. Bu, klasik algoritmalara kıyasla belirgin bir hız artışı sağlayabilir. Böylece büyük moleküllerin elektronik yapısının çözülmesi gibi zorlu problemlerin üstesinden gelinmesine yardımcı olabilir.



Şekil 5. İki kuantum durumu için SWAP testini uygulayan devre

(Li, vd., 2021)

Bu, kuantum swap testinin, hem teorik hem de pratik açıdan kuantum bilgi işleme ve kuantum hesaplama alanlarında önemli bir araç olduğunu göstermektedir. Gelecekte bu teknoloji, kuantum bilgisayarların gelişmesiyle birlikte daha da gelişebilir ve yeni heyecan verici uygulamalara yol açabilir. (Zhang ve Ni, 2020)'nin çalışmasından yararlanarak aşağıdaki gibi özetlenmiştir.

İlk durum ;

$$|\varphi\rangle = |0\rangle \otimes |\psi\rangle \otimes |\phi\rangle \tag{2.12}$$

Kuantum swap testi, iki kuantum durumunun benzerliğini ölçmek için kullanılan bir yöntemdir. Bu testin başlangıcında, yardımcı bir kubit olarak $|0\rangle$ durumu ve karşılaştırılacak olan $|\psi\rangle$ ve $|\phi\rangle$ gibi iki kuantum durumu bulunur. İlk adımda, yardımcı kubit üzerine Hadamard kapısı uygulanır. Bu, yardımcı kubitin süperpozisyon durumuna geçmesine neden olur. Hadamard kapısının uygulanmasının ardından, sistem aşağıdaki duruma geçer ;

$$|\varphi_1\rangle = \frac{1}{\sqrt{2}}(|0,\psi,\phi\rangle + |1,\psi,\phi\rangle) \tag{2.13}$$

Kuantum swap testinin bu aşamasında, yardımcı kubit süperpozisyon durumunda olup, diğer iki kubit $|\psi\rangle$ ve $|\varphi\rangle$ durumlarında bulunmaktadır. Yardımcı kubit $|1\rangle$ durumunda olduğunda, Fredkin kapısı yani kontrollü-yerdeğiştirme kapısı devreye sokulur. Bu kapı, yardımcı kubitin durumuna bağlı olarak diğer iki kubit arasında yer değiştirme işlemi gerçekleştirir. Eğer yardımcı kubit $|1\rangle$ durumunda ise, diğer iki kubit arasında bir yer değiştirme işlemi gerçekleşir.

Fredkin kapısının uygulanmasının ardından, sistem aşağıdaki duruma geçer;

$$|\varphi_2\rangle = \frac{1}{\sqrt{2}}(|0,\psi,\phi\rangle + |1,\phi,\psi\rangle) \tag{2.14}$$

Kuantum swap testinin bu aşamasında, yardımcı kubit üzerine tekrar bir Hadamard kapısı uygulanır. Bu, yardımcı kubitin süperpozisyon durumundan çıkmasına ve iki kubit arasındaki benzerliği belirlemek için gerekli olan ölçüm aşamasına hazırlık sağlar. Hadamard kapısının tekrar uygulanmasının ardından, sistem aşağıdaki duruma geçer:

$$|\varphi_3\rangle = \frac{1}{2}|0\rangle(|\psi,\phi\rangle + |\phi,\psi\rangle) + \frac{1}{2}|1\rangle(|\psi,\phi\rangle - |\phi,\psi\rangle) \tag{2.15}$$

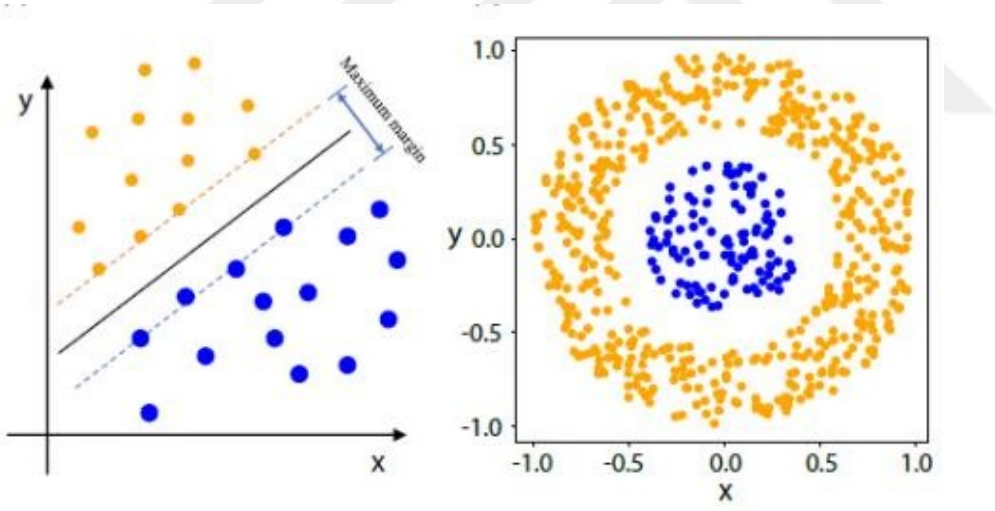
Kuantum swap testinin son aşamasında, yardımcı kubit ölçülür. Yardımcı kubitin $|0\rangle$ veya $|1\rangle$ durumunda ölçülme olasılığı, iki kuantum durumunun ne kadar birbirine benzediğine bağlı olarak değişir. Ölçüm sonucunda, yardımcı kubitin $|0\rangle$ ve $|1\rangle$ durumunda ölçülme olasılığı:

$$\begin{aligned} P(|0\rangle) &= \frac{1}{2} + \frac{1}{2}|\langle\psi|\phi\rangle|^2 \\ P(|1\rangle) &= \frac{1}{2} + \frac{1}{2}|\langle\psi|\phi\rangle|^2 \end{aligned} \tag{2.16}$$

Kuantum swap testinin bu son aşaması, iki kuantum durumunun ne kadar birbirine benzediğini hızlı ve etkili bir şekilde belirlemek için kullanılır. Bu tür işlemler, kuantum bilgi işleme ve kuantum algoritmalarında önemli bir rol oynar ve kuantum teknolojisinin gelecekteki uygulamaları için büyük bir potansiyele sahiptir. Bu, kuantum hesaplamanın karmaşık ve etkileyici dünyasının sadece bir yüzüdür ve bu alandaki araştırmaların gelecekte neler sunabileceği konusunda heyecan verici bir öngörü sağlamaktadır.

Kuantum Destek Vektör Makinesi

Destek Vektör Makinesi, iki sınıf arasında en iyi ayrımı sağlamayı hedefleyen bir makine öğrenme yöntemidir. Bu teknik, veri setindeki iki sınıf arasındaki minimum uzaklıktaki noktaları (destek vektörlerini) belirleyerek, bu iki sınıf arasında en yüksek sınırı oluşturacak bir hiperdüzlem bulmayı amaçlar (Zhang vd., 2022).



Şekil 6. Destek vektör makinesi şematik diyagram

(Ullah, 2022)

Matematiksel olarak, bu hiperdüzlem aşağıdaki denklemle ifade edilir:

$$w^{\rightarrow} \rightarrow x \rightarrow + b = 0 \tag{2.17}$$

Burada w ağırlık vektörüdür, x özellik vektörüdür ve b bias terimidir.

Destek Vektör Makinesi (SVM), sınıflar arasındaki en büyük ayrılma sınırını belirlemek için destek vektörlerini kullanır (Suykens ve Vandewalle, 1999). Bu, iki sınıf bölgesinin birbirinden en uygun şekilde ayrılmasını sağlar. Doğrusal olarak ayrılabilir bir problemde, iki sınıf arasındaki marjın maksimize edilmesi gerekmektedir.

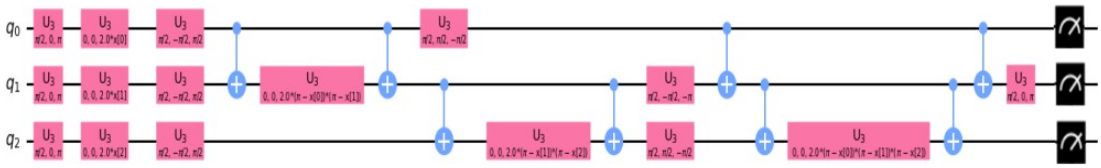
$$\frac{2}{\| \mathrm{w} \|} \tag{2.18}$$

Bu marjın maksimize edilmesi, $\| \ w \ \|$'nin minimize edilmesi anlamına gelir. Eğer doğrusal ayrıştırma mümkün değilse, çekirdek fonksiyonları kullanılarak özellik alanının boyutları arttırılabilir. Bu, doğrusal olarak ayrıştırılamayan problemlerin haritalandırılmasını mümkün kılar (Schölkopf, vd., 2004). Örneğin, Radial Basis Function (RBF) çekirdek fonksiyonu aşağıdaki gibi ifade edilir:

$$K(x, x') = exp(-\gamma \| x - x' \| 2) \tag{2.19}$$

Bu süreç, sınıflandırma probleminin bir optimizasyon problemine dönüşmesine neden olur. Bu optimizasyon problemi, Lagrange çarpanları kullanılarak çözülebilir. Sonuç olarak, Destek Vektör Makinesi, doğrusal ve doğrusal olmayan ayrıştırma problemlerinde etkili bir çözüm sunar (Alpaydin, 2010). İki sınıf arasında en uygun ayrımı sağlayan hiperdüzlemi bulma yeteneği, bu yöntemin makine öğrenme uygulamalarında popüler olmasının ana nedenlerinden biridir. Kuantum Destek Vektör Makinesi (QSVM), geleneksel veri setlerini kuantum durumlarına çevirebilmek için özel kuantum özellik

haritalarından faydalanır. Bu haritalar, klasik veri noktalarını kuantum mekanik durumlarına dönüştürmek amacıyla tasarlanmış kuantum devreleriyle çalışır.



Şekil 7. Destek vektör makinesi devresi

(Ullah, 2022)

Kuantum Destek Vektör Makinesi (SVM) devresi, bu kuantum özellik haritalarını oluşturmanın yanı sıra kuantum kernel matrisini de hesaplamak için kullanılır. Bu devre, bir kuantum bilgisayar üzerinde çalıştırıldığında, klasik Destek Vektör Makinesi (SVM) işlemleri için gerekli olan kernel matrisini oluşturur.

2.3.2. Hibrit Kuantum Makine Öğrenmesi

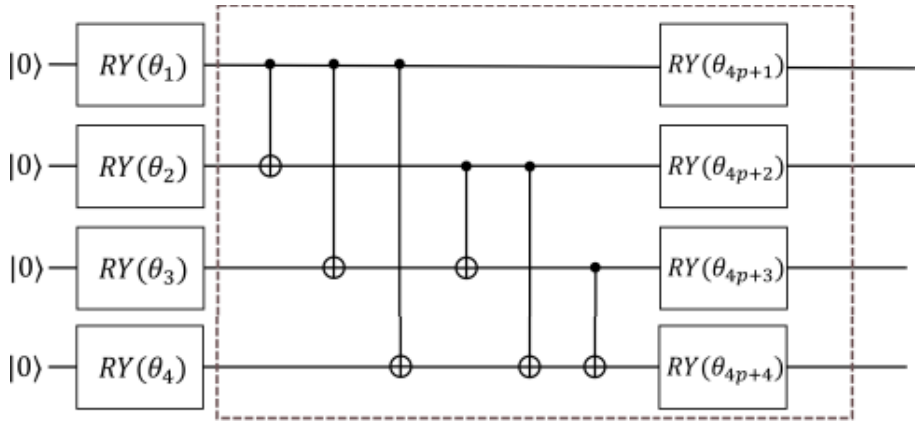
Hibrit kuantum-klasik makine öğrenimi, kuantum ve klasik algoritmaların birleştirilerek daha yüksek performans ve düşük öğrenme maliyeti hedefleyen bir yaklaşımdır. Bu yöntemin temel prensibi, kuantum işlemcinin gerçekleştirdiği işlemlerin minimumda tutulduğu bir yapıda, kuantum ve klasik işlemcilerin birlikte kullanılmasıdır (Schuld ve Killoran, 2019).

Klasik veri için özellik uzayları olarak Hilbert uzayının kullanılmasını ve özellik eşlemesi ile çekirdek yöntemi ve kuantum hesaplamanın birleştirilmesini önermişlerdir. Bu bağlamda, sınıflandırma problemleri için iki farklı hibrit kuantum-klasik teknik sunmuşlardır. Örtük yaklaşımda, kuantum bilgisayarı kullanılarak, klasik hesaplamanın zor olduğu bir çekirdeğin hesaplanması hedeflenir. Bu çekirdek, girdi uzayındaki bir mesafe ölçütüne denk gelir. Makine öğreniminde çekirdek yöntemlerinin temel fikri, verilerin daha yüksek boyutlu bir özellik uzayına yerleştirilerek analizlerinin kolaylaştırılmasıdır.

Hesaplanan bu çekirdek, destek vektör makinesi gibi klasik çekirdek yöntemlerine beslenebilir. Açık yaklaşımda ise, veriler kuantum durumlarının özellik Hilbert uzayında doğrudan analiz edilir. Bu analiz için varyasyonel kuantum devresi kullanılır. Bu yöntem, varyasyonel kuantum algoritması bölümünde detaylı olarak incelenmiştir (Schuld ve Killoran, 2019).

Varyasyonel Kuantum Algoritması

Varyasyonel kuantum algoritması, kuantum ve klasik işlemcilerin birleştiği, karmaşık bir optimizasyon sürecidir. Bu süreç, belirli bir hedefi ya da maliyet fonksiyonunu en uygun hale getirmeyi amaçlar. Kuantum işlemci, değişken parametrelerle donatılmış kuantum kapılarını kullanarak belirli bir kuantum durumunu düzenler ve hazırlar. Bu durum, problemi temsil eder ve çözümüne yönelik ilk adımdır. Daha sonra, bu kuantum durumu tekrar tekrar ölçülür böylece hedef veya maliyet fonksiyonunun bir tahmini elde edilir (Cerezo, vd., 2021). Bu tahmin, kuantum durumunu bir sonraki döngü için hazırlamak üzere kullanılan klasik bir optimizasyon algoritmasına girdi olarak kullanılır. Bu döngü, belirlenen durdurma kriterleri karşılanana veya optimizasyon işlemi istenen düzeye ulaşana kadar devam eder.



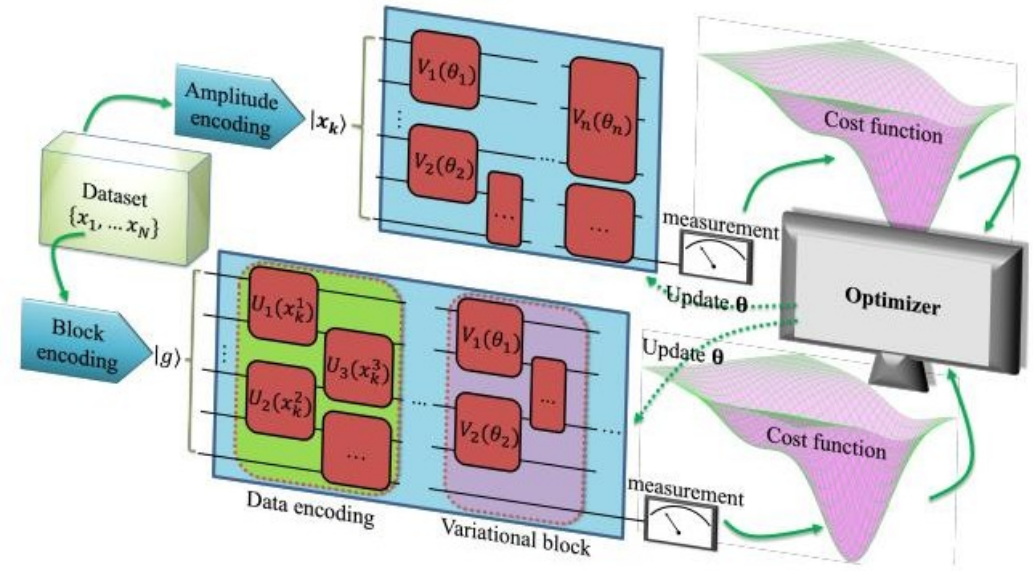
Şekil 8. Varyasyonel kuantum algoritması devresi

(Huang, vd., 2022)

Kuantum ve klasik işlemcilerin bir arada kullanıldığı yenilikçi bir geriye yayılım döngüsü yöntemi, karmaşık optimizasyon problemlerinin çözümünde devrim yaratmaktadır (Benedetti, vd., 2019; Cerezo, vd., 2021; Zhu, vd., 2019). Bu yöntemin temel amacı, belirli bir hedef veya maliyet fonksiyonunu en iyi şekilde optimize etmektir (Cerezo, vd., 2021). Bu süreçte, kuantum işlemci, belirli değişken parametrelerle donatılmış kuantum kapılarını kullanarak bir kuantum durumunu düzenler ve hazırlar. Ardından tekrarlanan ölçümlerle, hedef veya maliyet fonksiyonunun bir tahmini elde edilir. Bu tahmin, kuantum durumunu bir sonraki döngü için hazırlamak üzere yeni parametreler üreten klasik bir optimizasyon algoritmasına beslenir (Cerezo, vd., 2021). Bu prosedürün değişken yapısı, algoritmaların hataya karşı dirençli olmasını sağlar ve gürültülü orta ölçekli kuantum bilgisayarlarında uygulanmalarını mümkün kılar (Cerezo, vd., 2021). Bu, kuantum bilgisayarların yavaş yavaş kullanılabilir hale gelmekte olduğu çeşitli platformlarda geliştirilmektedir. Varyasyonel kuantum algoritmalarının bu genel çalışma prensibi, klasik makine öğrenimi algoritmalarının kuantum devresine dönüştürülmesine ve bir kuantum bilgisayarda verimli bir şekilde çalıştırılmasına imkan tanır. Bu, kuantum bilgisayarlarının gelecekteki uygulamaları için büyük bir potansiyel taşımaktadır (Cerezo, vd., 2021).

Kuantum Sinir Ağı

Kuantum sinir ağları, kuantum bilgisayarın gücünden yararlanan yapay sinir ağlarıdır ve işleme hızında önemli bir artış ve daha büyük temsil yetenekleri vaat etmektedir. Ancak, Kuantum Sinir Ağı'nın (QNN) tam potansiyelini kullanabilmek için ölçeklenebilirlik sorunları ve donanım kısıtlamaları gibi engellerin aşılması gerekmektedir (Thomas, 2023). Bu alandaki son araştırmalar, Kuantum Sinir Ağı (QNN) ve geleneksel sinir ağlarının yazılım tedarik zinciri saldırıları üzerindeki performansını karşılaştırmış ve kuantum sinir ağlarının yüksek yüzde veri kümeleriyle daha yavaş çalıştığı sonucuna ulaşmıştır. Bununla birlikte, kuantum sinir ağının derin öğrenme ve kuantum hesaplama arasındaki etkileşim sayesinde, özellikle geri yayılım algoritması ile derin Kuantum Sinir Ağı (QNN) eğitilmesi gibi uygulamalarda önemli avantajlar sunabileceği gösterilmiştir (Pan, vd., 2022). Ayrıca, metasurface tasarımı ve kuantum optik uygulamaları gibi alanlarda da Kuantum Sinir Ağı (QNN) kullanımı üzerine ilerlemeler kaydedilmiştir.



Şekil 9. Kuantum sinir ağları şematik gösterimi

(Li, vd., 2022)

ÜÇÜNCÜ BÖLÜM
MATERYAL VE YÖNTEM

3.1. Kuantum Makine Öğrenmesi ile Beyin Tümörü Tespiti

Kuantum makine öğrenmesi ile beyin tümörü tespiti, son zamanlarda önemli gelişmeler gösteren bir araştırma alanıdır. Bu alandaki çalışmalar, kuantum bilgisayarlarının ve algoritmalarının, beyin tümörlerinin tespitinde nasıl kullanılabileceğini ve bu alandaki potansiyel avantajlarını ortaya koymaktadır. Beyin tümörü tespiti, tıbbi teşhisin karmaşık ve kritik bir alanıdır ve kuantum makine öğrenmesinin bu alandaki uygulamaları, erken teşhis ve tedavi planlamasında önemli gelişmelere yol açabilmektedir.

Kuantum bilgisayarların, klasik bilgisayarlara kıyasla çok daha hızlı ve verimli bir şekilde büyük veri kümelerini işleyebilme yetenekleri, tıbbi görüntü analizinde yeni kapılar açmaktadır. Kuantum makine öğrenmesi algoritmaları, beyin tümörlerinin tespiti ve sınıflandırılmasında, geleneksel yöntemlere göre daha yüksek doğruluk oranları sunmaktadır. Bu algoritmalar, Beyin Manyetik Rezonans Görüntüleme (MRI) gibi tıbbi görüntüleme tekniklerinden elde edilen verileri analiz ederek, tümörlerin varlığını, tipini ve evresini belirlemede yardımcı olmaktadır.

Amin ve arkadaşlarının yürüttüğü araştırma, beyin tümörlerinin tespitinde kuantum varyasyonel sınıflandırıcı (QVR) kullanımını incelemiştir. Bu çalışmada, inceptionv3 modeli kullanılarak elde edilen derin özellikler, kuantum sınıflandırıcıya beslenerek glioma, meningioma, tümör olmayan ve hipofiz tümörü arasında ayrım yapılmasını sağlamıştır. Bu yaklaşım, kuantum bilgisayarlarının karmaşık veri setlerini işleme ve sınıflandırma yeteneklerini göstermektedir (Amin, vd., 2022).

Lotlikar ve arkadaşlarının yaptığı bir derleme çalışması, beyin tümörü tespitinde kullanılan makine öğrenimi ve derin öğrenme tekniklerinin son 15 yılda nasıl geliştiğini kapsamlı bir şekilde incelemektedir. Bu çalışma, klinik zorlukları ve araştırmacıların

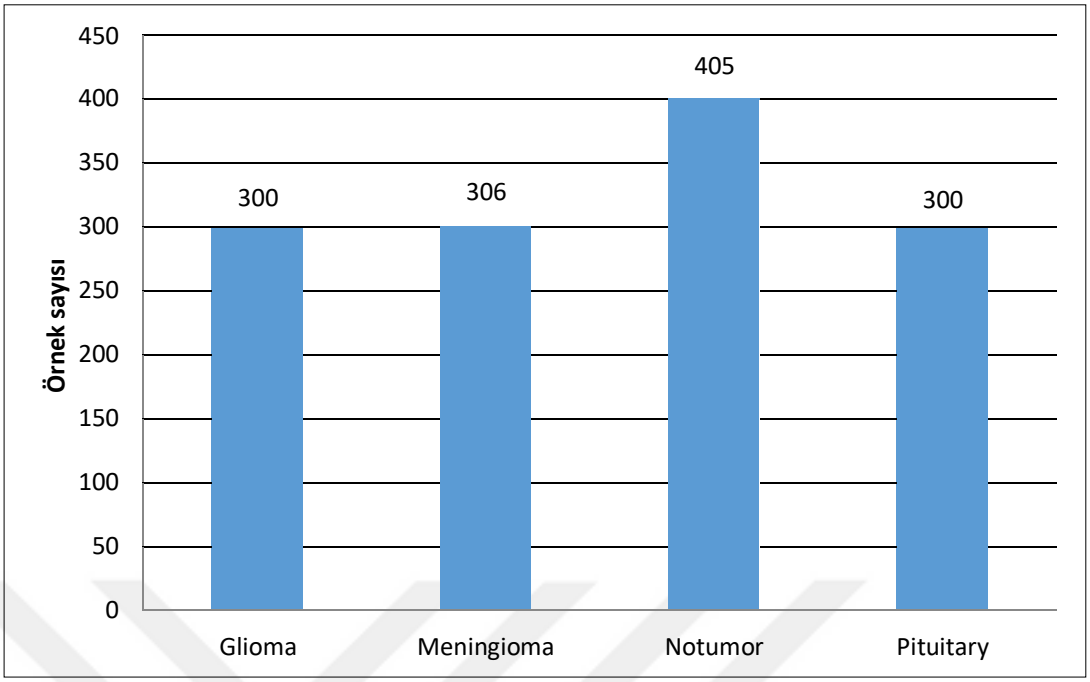
karşılaştığı meydan okumaları tartışmakta ve gelecekteki araştırma yönlerini belirlemektedir (Lotlikar, vd., 2021).

Kurian ve Juliet'in çalışması, Beyin Manyetik Rezonans Görüntüleme (MRI) görüntülerinde beyin tümörlerini tespit etmek için yeni bir teknik önermiştir. Bu teknik, gürültü azaltma, segmentasyon, özellik çıkarma ve sınıflandırma adımlarını içermektedir. Bu çalışma, kuantum makine öğrenmesinin beyin tümörü tespitinde nasıl kullanılabileceğine dair önemli bir örnek teşkil etmektedir (Kurian ve Juliet, 2022).

Bu tez çalışması ise, kuantum ve klasik makine öğrenmesi tekniklerinin birleştirilmesiyle beyin tümörü tespiti için gelişmiş bir modelin nasıl oluşturulabileceğini göstermektedir. Kuantum devresi, veri setinin boyutunu azaltmak ve daha derin özellik çıkarımı yapmak için kullanılırken, klasik makine öğrenmesi modeli, bu özellikler üzerinde sınıflandırma yapmaktadır. Bu yaklaşım, tıbbi görüntüleme ve teşhis alanında önemli potansiyellere sahiptir. Bu çalışmalar, kuantum makine öğrenmesinin beyin tümörü tespitindeki potansiyelini ve bu alandaki teknolojik ilerlemeleri göstermektedir. Kuantum bilgisayarlarının, özellikle karmaşık ve büyük veri setlerini işlemede, geleneksel yöntemlere göre avantajlar sunabileceği ve bu sayede tıbbi görüntüleme ve teşhis alanında önemli gelişmelere yol açabileceği öngörülmektedir.

3.1.1. Veri Seti

Çalışmada kullanılan veri kümesi, özellikle beyin tümörü tespiti ve sınıflandırması için özenle derlenmiş olan 1.311 adet yüksek çözünürlüklü Beyin Manyetik Rezonans Görüntüleme (MRI) taramasını içermektedir. Her Beyin Manyetik Rezonans Görüntüleme (MRI) görüntüsü, "pituitary", "meningioma", "glioma" veya "notumor" olmak üzere dört sınıftan biriyle etiketlenmiştir. 1311 görüntüden oluşan veri setinde; "Glioma" sınıfı için 300, "meningioma" sınıfı için 306, "notumor" sınıfı için 405 ve son olarak "pituitary" sınıfı için 300 adet görüntü bulunmaktadır. Veri setindeki görüntülerin dağılımı Şekil 10'da verilmiştir. Şekil 10'a göre sağlıklı Beyin Manyetik Rezonans Görüntüleme (MRI) görüntülerinin daha fazla olduğu görülebilmektedir.



Şekil 10. Veri kümesi dağılımı grafiği

3.1.2. Kuantum Simülatör ve Kütüphaneler

Bu çalışmada, Pennylane kuantum simülatörü, TensorFlow ve OpenCV makine öğrenmesi kütüphaneleri kullanılmıştır. Bu simülatör ve kütüphaneler kısaca bu bölümde açıklanmıştır.

Pennylane: Pennylane, kuantum ve hibrit kuantum-klasik hesaplamaların optimizasyonu ve makine öğrenimi uygulamaları için geliştirilmiş bir Python kütüphanesidir. Bu kütüphane, orta ölçekli kuantum hesaplama cihazları için tasarlanmış birleşik bir mimari sunarak, kuantum hesaplama alanında önemli bir rol oynamaktadır. Pennylane'nin en dikkat çekici özelliklerinden biri, geri yayılım yöntemi kullanarak varyasyonel kuantum devrelerinin gradyanlarını hesaplayabilme kabiliyetidir (Pennylane, 2021). Ayrıca, bu kütüphane Qiskit ve Cirq gibi popüler kuantum hesaplama simülatörleri ve platformlarına erişim sağlar ve TensorFlow ile Pytorch gibi klasik makine öğrenimi kütüphaneleriyle entegre çalışabilir. Bu araştırmada, gürültüsüz bir hesaplama ortamı sunan Pennylane simülatörü kullanılmıştır.

TensorFlow: TensorFlow, çeşitli heterojen sistemlerde, özellikle büyük ölçekli dağıtılmış sistemlerde makine öğrenimi algoritmalarını yürütmek için tasarlanmış bir arayüz ve uygulamadır. Bu sistem, veri akışı grafiklerini kullanarak hesaplama, paylaşılan durum ve bu durumu değiştiren işlemleri temsil eder. TensorFlow, geliştiricilere yeni optimizasyonlar ve eğitim algoritmaları deneme esnekliği sağlar ve derin sinir ağları üzerinde eğitim ve çıkarım yapmaya odaklanır. Google gibi büyük şirketler tarafından üretimde kullanılan TensorFlow, açık kaynak bir proje olarak yayınlanmıştır ve makine öğrenimi araştırmalarında yaygın olarak kullanılmaktadır (Abadi, vd., 2016).

OpenCV: OpenCV, bilgisayar görüşü alanında önemli bir rol oynayan açık kaynaklı bir projedir. 1999 yılında bilgisayar görüşü topluluğu tarafından başlatılan bu proje, C/C++ dillerinde Linux, Windows ve Mac OS X sistemlerinde çalışacak şekilde geliştirilmiştir. OpenCV, özellikle gerçek zamanlı uygulamalar için geliştirilmiş kapsamlı bir kütüphanedir ve bu alanda eğitim veren bir dizi kaynak tarafından önerilmektedir (Zelinsky, 2009). OpenCV'nin uygulamaları arasında hareketli nesneleri tespit etmek, yüz maskesi tespiti yapmak ve daha birçok farklı bilgisayar görüşü uygulaması bulunmaktadır.

3.1.3. Model Oluşturma ve Veri Ön İşleme

Bu çalışmada, beyin tümörü tespiti için kuantum makine öğrenmesi ve derin öğrenme tekniklerinin entegrasyonu üzerine odaklanılmıştır.

ResNet50V2 Modelinin Yüklenmesi ve Ayarlanması

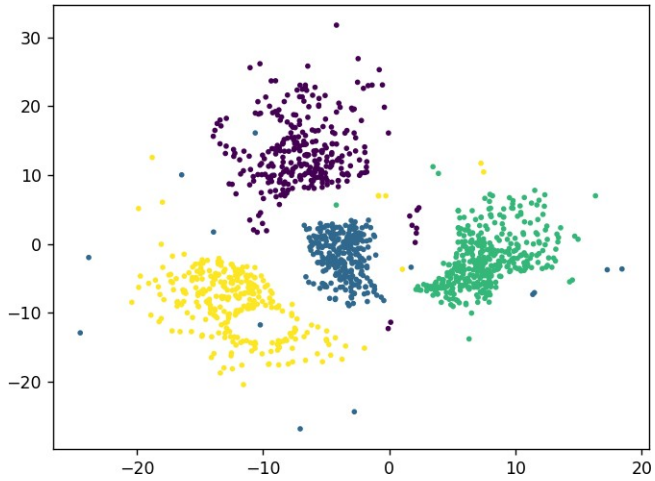
İlk olarak, ResNet50V2 mimarisi kullanılarak bir temel model oluşturulmuştur. Bu model, (224, 224, 3) giriş boyutuna ve ImageNet ağırlıklarına sahiptir. Üst katmanlar dahil edilmeden modelin eğitilebilir parametreleri dondurularak özelleştirme imkanı sağlanmıştır. Ardından, bu temel model bir sıralı model içerisine entegre edilmiş ve Flatten katmanı eklenerek çok boyutlu tensörler düzleştirilmiştir.

Model Derlenmesi ve Görüntü Veri Setinin İşlenmesi

Model, Adam optimizatörü, SparseCategoricalCrossentropy kayıp fonksiyonu ve accuracy metriği ile derlenmiştir. Daha sonra, modelin bir versiyonu daha oluşturulmuş ve bu versiyon flatten katmanına kadar olan çıktıları alacak şekilde yapılandırılmıştır. Veri ön işleme aşamasında, belirli bir klasörden resimler yüklenmiş, her bir resim okunarak boyutlandırılmış ve normalleştirilmiştir. Resimler ve etiketler sırasıyla listelere eklenmiştir. Etiketler, LabelEncoder kullanılarak sayısal hale getirilmiş ve modelin ikinci versiyonu kullanılarak her bir resim için özellikler çıkarılmıştır.

Boyut Azaltma

Özellikler ve etiketler kaydedildikten sonra, NeighborhoodComponentsAnalysis kullanılarak özellikler iki boyuta indirgenmiş ve sonuçlar görselleştirilmiştir. Yapılan bu işlem verilerin kuantum modeline uygun hale getirilmesini sağlamıştır.



Şekil 11. Çalışmanın sınıflandırma grafiği

3.1.4. Kuantum Sinir Ağı Modeli Oluşturma

Kuantum Devresi Fonksiyonları

Kuantum devresi için gerekli fonksiyonlar tanımlanır. Bunlar; Hadamard kapıları, açısal gömme, rotasyon ve U3 katmanları ve güçlü dolanıklık katmanları içerir. Hadamard kapısı fonksiyonunda her kubit üzerine hadamard kapısı uygulanır. Bu, kubitleri süperpozisyon durumuna getirir. Açısal gömme (Angle Embedding) fonksiyonu giriş verilerini kubitlere yerleştirir. Rotasyon ve U3 katmanları ile parametreli kuantum kapıları uygulanır ve böylelikle modelin öğrenme yeteneği sağlanır. Güçlü dolanıklık katmanında ise bilgi akışını sağlamak için kubitler arasında CNOT kapıları uygulanır. Bu işlem dolanıklık (entanglement) oluşturur.

Kuantum Devresi Oluşturma

Pennylane kuantum simülatörü kullanılmıştır. Devrenin kubit sayısı 2 ve katman sayısı 3 olarak belirlenmiştir. Modelin öğreneceği parametrelerin boyutları tanımlandıktan sonra kuantum devresi için bir simülasyon cihazı (device) ve kuantum düğümü (qnode) oluşturulmuştur. Bu düğüm, verilen girdileri ve ağırlıkları kullanarak kuantum devresini çalıştırır ve olasılıkları döndürür.

Kuantum Katmanının Keras Modeline Entegrasyonu

Pennylane kuantum simülatörünün sağladığı KerasLayer fonksiyonu ile kuantum devresi bir keras katmanına dönüştürülür. Yeni bir keras modeli oluşturulur ve keras katmanı oluşturulan modele eklenir.

3.1.5. Modelin Derlenmesi

K-Fold çapraz doğrulama yöntemi kullanılarak veri seti eğitim ve test setlerine ayrılmış, her katlamada veri önceden işlenmiş ve kuantum modeli eğitilmiştir. Model, her katlamada Adam optimizatörü ve SparseCategoricalCrossentropy kayıp fonksiyonu ile derlenmiş ve eğitilmiştir. Eğitim sonuçları görselleştirilmiş ve sınıflandırma raporu ile karmaşıklık matrisi elde edilmiştir.

3.1.6. Eğitim Prosedürü

Bu çalışmada, beyin tümörü tespiti için kuantum makine öğrenmesi tabanlı bir modelin geliştirilmesi ve değerlendirilmesi süreci ele alınmıştır. Araştırmada, toplamda 1311 beyin tümörü görüntüsü kullanılmıştır. Bu çalışmada, veri kümesinin %80'i eğitim için ve %20'si test için ayrılmıştır.

Model, Adam optimizasyon algoritması ve çapraz entropi (Sparse Categorical Crossentropy) kayıp fonksiyonu kullanılarak derlenmiştir. Eğitim sırasında Plato durumunda öğrenme oranını azalt (ReduceLROnPlateu) geri çağırma fonksiyonu, eğer belirli bir sayıda dönem boyunca doğrulama kaybında bir iyileşme görülmezse öğrenme oranını azaltır. Model, belirlenen dönem sayısı ve parti büyüklüğü ile eğitilir. Eğitim ve doğrulama verileri kullanılarak modelin performansı değerlenir.

Eğitim süreci tamamlandıktan sonra, geliştirilen model test veri seti üzerinde analiz edilmiştir. Test veri seti, 5-Fold çapraz doğrulama yöntemi ile hazırlanmış ve her katman için modelin performansı incelenmiştir. Modelin doğruluk oranı ve kayıp değerleri, her eğitim döngüsü boyunca kayıt altına alınmış ve bu bilgiler görsel olarak sunulmuştur. Bunun yanı sıra, modelin tahmin sonuçları kullanılarak bir karışıklık matrisi ve detaylı bir sınıflandırma raporu oluşturulmuştur. Bu rapor ve matris, modelin performansının kapsamlı bir değerlendirmesini sağlamaktadır.

Tablo 2
Modelin eğitim parametreleri

Parametre	Değer
K-Fold	5
Epoch	10
Batch_Size	20
Optimizasyon Algoritması	Adam

3.1.7. Veri Arttırma (Data Augmentation)

Beyin Manyetik Rezonans Görüntüleme (MRI) görüntüleri üzerinde öğrenmenin doğruluğunun arttırılması için, veri artırma (data augmentation) yöntemiyle parlaklık ve kontrast artırması işlemleri gerçekleştirilmiştir. Bu çalışmada opencv kütüphanesi kullanılmıştır. Bu model ve gerçekleştirilen işlemler ile eğitim verilerini çeşitlendirmek, modelin genelleme yeteneğini artırmak ve varyans problemlerini önlemek hedeflenmiştir.

Veri Dizini ve Görüntü Sayısının Belirlenmesi

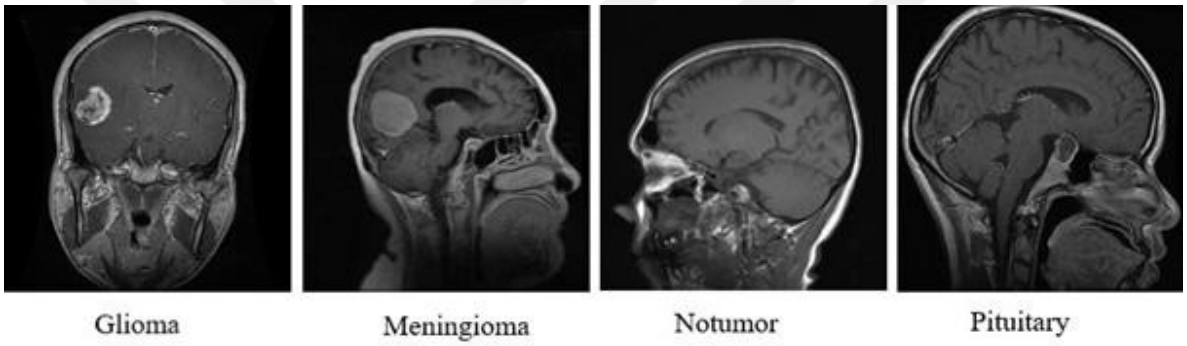
Araştırmada kullanılan görüntüler, bilgisayarda bulunan belirli bir dizinde saklanmaktadır. Bu dizin, çalışmanın başında tanımlanmıştır. Dizin içerisindeki tüm ".jpg" uzantılı dosyalar sayılmış ve toplam görüntü sayısı hesaplanmıştır. Değişkene, görüntülerin saklandığı dizinin dosya yolu atanmıştır. Daha sonra, bu dosya yolu "pathlib.Path" fonksiyonu kullanılarak bir path nesnesine dönüştürülmüştür.

Örnek Görüntünün Seçilmesi ve Gösterilmesi

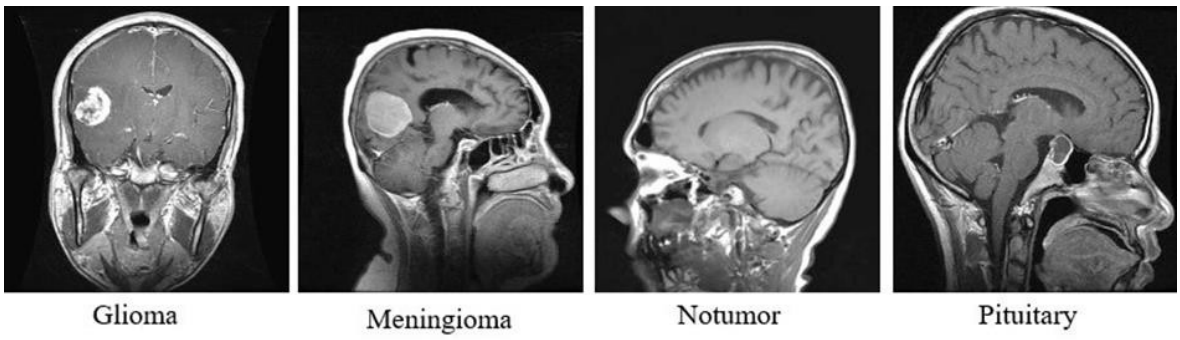
Dizindeki her bir sınıf etiketine sahip görüntülerden sırasıyla bir örnek seçilmiş ve bu görüntü, Python Imaging Library (PIL) kullanılarak açılmış ve gösterilmiştir. Bu işlem, görüntülerin doğruluğunu ve uygunluğunu kontrol etmek için yapılmıştır.

Görüntü İşleme Süreci

Her bir görüntü, OpenCV kütüphanesi kullanılarak okunmuştur. Kütüphane içerisinde kullanılan "alpha" ve "beta" değerleri kontrastı ve parlaklığı arttırmak için kullanılan değerlerdir. Bu çalışma için "alpha = 1.7" ve "beta = 5" değerleri kullanılmıştır. Bu değerler çok farklı kombinasyonlarla denenmiş ve sonuçlar için en optimal olan değerler olarak seçilmiştir. Bu ayarlamalar, görüntünün netliğini ve tanımlayıcılığını artırmak için yapılmıştır. Veri setinin orijinal hali Şekil 12'de, ardından yapılan işlemler sonucunda kontrast ve parlaklık değerleri iyileştirilmiş hali ise Şekil 13'de gösterilmiştir.



Şekil 12. Orijinal veri sınıflarına ait örnek görüntüler



Şekil 13. Kontrast ve parlaklık değerleri iyileştirilmiş veri sınıflarına ait örnek görüntüler

Elde edilen sonuçlar dördüncü bölümde tartışılmıştır.

DÖRDÜNCÜ BÖLÜM
ARAŞTIRMA BULGULARI

Eğitim kaybı (loss) değerleri, bir makine öğrenimi modelinin eğitim sırasında ne kadar iyi performans gösterdiğini ölçen bir metriktir. Amaç, loss değerini mümkün olduğunca düşük tutmaktır. Eğitim doğruluğu (accuracy) değerleri, bir sınıflandırma modelinin doğruluk oranını ölçen bir metriktir. Eğitim doğruluğu (accuracy) değeri yüksekse, modelin verileri doğru bir şekilde sınıflandırma yeteneği daha yüksektir. Test kaybı (val_loss) değerleri, modelin doğrulama veri seti üzerindeki performansını ölçen bir metriktir. Test doğruluğu (val_accuracy) değerleri, modelin doğrulama veri seti üzerindeki doğruluk oranını ölçen bir metriktir (TensorFlow, 2023).

Orijinal veri karşılaştırmasında (Tablo 3) kuantum makine öğrenmesi modelinin eğitim kaybı (loss) ve test kaybı (val_loss), klasik makine öğrenmesi modeline göre daha az iken eğitim doğrulama oranı (accuracy) ve test doğruluğu (val_accuracy), kuantum makine öğrenmesi modelinde daha yüksektir. Bu da kuantum makine öğrenmesi modelinin daha başarılı bir model performansını ifade etmektedir. Doğrulama kaybının düşük olması, modelin doğrulama veri seti üzerinde iyi bir performans sergilediğini gösterir. Aynı zamanda yüksek bir doğruluk oranı, modelin eğitim veri seti dışındaki verilere iyi bir şekilde uyarlandığını ve genel olarak başarılı bir performans sergilediğini göstermektedir.

Tablo 3

Orijinal veri seti ile QML ve CML karşılaştırması

Modeller	Loss	Accuracy	Val_Loss	Val_Accuracy
Pennylane ve TF QML	0.4262	0.9762	0.4334	0.9618
Pennylane ve TF CML	0.4271	0.8341	0.5250	0.7901

Kontrast ve parlaklık değerleri iyileştirilmiş veri karşılaştırmasında (Tablo 4) ise daha farklı sonuçlar elde edilmektedir. Burada kuantum makine öğrenmesi modelini eğitim

kaybı (loss) ve test kaybı (val_loss) oranları klasik makine öğrenmesi modelinin oranlarından yüksek olmasına rağmen eğitim doğrulama oranı (accuracy) ve test doğruluğu (val_accuracy) oranları yine yüksek sonuçlanmıştır. Bu sonuçlar da kuantum makine öğrenmesinin kayıp oranı artmasına rağmen performans başarısının çok fazla değişmediğini göstermektedir.

Tablo 4

Kontrast ve parlaklık değerleri iyileştirilmiş veri seti ile QML ve CML karşılaştırması

Modeller	**Loss**	**Accuracy**	**Val_Loss**	**Val_Accuracy**
Pennylane ve TF QML	0.4909	0.9542	0.5012	0.9733
Pennylane ve TF CML	0.2423	0.9190	0.3030	0.8931

Kuantum bilgisayarlar ve çeşitli hesaplama simülatörleri üzerinde gerçekleştirilen bir çalışmada, hibrit kuantum-klasik sınıflandırma yönteminin performansı, çeşitli önemli metrikler kullanılarak değerlendirilmiştir. Bu metrikler arasında doğruluk (accuracy), kesinlik (precision), anımsama (recall), özgüllük (specificity) ve F1-puanı (F1-score) bulunmaktadır. Sınıflandırma modelinin etkinliğini ölçmek için kullanılan karışıklık matrisi, modelin gerçek pozitif (TP), gerçek negatif (TN), yanlış pozitif (FP) ve yanlış negatif (FN) tahminlerini içermektedir (Schetakis, vd., 2022).

TP, modelin doğru olarak tanımladığı pozitif vakaların sayısını, FP ise yanlışlıkla pozitif olarak sınıflandırılan vakaların sayısını ifade eder. Benzer şekilde TN, doğru bir şekilde negatif olarak sınıflandırılan vakaları, FN ise yanlışlıkla negatif olarak sınıflandırılan vakaları temsil eder. Doğruluk, modelin genel doğru tahmin oranını; kesinlik, pozitif olarak sınıflandırılan vakaların ne kadarının gerçekten pozitif olduğunu; anımsama, gerçek pozitif vakaların ne kadarının doğru olarak tespit edildiğini; F1-skoru ise doğruluk ve anımsamanın harmonik ortalamasını yansıtır. Özgüllük ise, modelin gerçek negatif vakaları ne kadar doğru bir şekilde tespit ettiğini gösterir. Bu metriklerin her biri,

sınıflandırma modelinin farklı yönlerini aydınlatarak, modelin güçlü ve zayıf yönlerini belirlememize yardımcı olur.

Doğruluk, bir sınıflandırma modelinin test veri setinde ne kadar başarılı olduğunu gösteren bir ölçüttür. Aşağıdaki gibi hesaplanır:

$$\text{Doğruluk} = \frac{TP + TN}{TP + FP + TN + FN} \tag{4.1}$$

Kesinlik, beyin tümörüne sahip olan vakalarının kaç tanesinin doğru şekilde tahmin edildiğinin oranıdır ve aşağıdaki gibi hesaplanır:

$$\text{Kesinlik} = \frac{TP}{TP + FP} \tag{4.2}$$

Anımsama, bir sınıflandırma modelinin belirli bir sınıfa ait gerçek örnekleri ne kadar etkili bir şekilde tespit ettiğini gösteren bir metriktir. Aşağıdaki gibi hesaplanır:

$$\text{Anımsama} = \frac{TP}{TP + FN} \tag{4.3}$$

Özgüllük, bir sınıflandırma modelinin negatif sınıfı ne kadar doğru bir şekilde tanımladığını gösteren bir ölçüttür. Aşağıdaki gibi hesaplanır:

$$\text{Özgüllük} = \frac{TN}{TN + FN} \tag{4.4}$$

F1 puanı, hem anımsama hem de kesinlik değerlerinin harmonik ortalamasını alarak, her iki ölçütü de dikkate alan bir performans göstergesidir. Aşağıdaki gibi hesaplanır:

$$\text{F1-Puan} = 2 \times \frac{\text{Kesinlik} \times \text{Anımsama}}{\text{Kesinlik} + \text{Anımsama}} \quad (4.5)$$

Bu çalışmada, beyin tümörü sınıflandırması için hibrit bir kuantum-klasik sinir ağı modeli kullanılmıştır. Modelin temelini oluşturan veriler, BrainX.npy ve BrainY.npy dosyalarından yüklenmiştir. Burada X görüntü verilerini, Y ise bu görüntülerin sınıflandırılması gereken etiketlerini temsil etmektedir. Veri seti, öncelikle NeighborhoodComponentsAnalysis (NCA) yöntemiyle boyut indirgeme işlemine tabi tutulmuştur. Bu işlem, verileri iki boyuta indirgeyerek kuantum devresi için uygun hale getirmiştir. İndirgenmiş veriler, bir scatter plot üzerinde görselleştirilmiştir, bu da verilerin dağılımını ve sınıflar arası ayrımı gözlemlemeyi sağlar.

Kuantum devresinin kurulumu için, öncelikle tüm kubitlere Hadamard kapısı uygulanarak başlangıç kuantum durumları eşit genlikli süperpozisyon durumuna getirilmiştir. Bu işlem, H_layer fonksiyonu ile gerçekleştirilmiştir. Ardından, Data_AngleEmbedding_layer fonksiyonu ile klasik veriler, Ry kapılarının açılarına göre kuantum durumlarına kodlanmıştır. Modelin kuantum devresi, U3_layer ve ROT_layer fonksiyonları ile dönüşüm kapıları ve strong_entangling_layer fonksiyonu ile dolanıklık katmanlarından oluşmaktadır. Bu katmanlar, modelin öğrenme kapasitesini ve veri üzerindeki işlem yeteneğini artırmaktadır. Model, K-fold çapraz doğrulama yöntemiyle eğitilmiştir. Her bir katlamada, veri seti eğitim ve test verileri olarak ayrılmış, ardından model bu veriler üzerinde eğitilmiştir. Modelin performansı, doğruluk, kesinlik, anımsama, özgüllük ve F1-puanı gibi metrikler kullanılarak değerlendirilmiştir. Bu metrikler, modelin sınıflandırma yeteneğinin ve genel performansının kapsamlı bir değerlendirmesini sağlar.

Sonuç olarak, bu çalışma, kuantum hesaplama tekniklerinin ve klasik derin öğrenme yöntemlerinin birleştirilmesiyle gelişmiş bir sınıflandırma modelinin nasıl oluşturulabileceğini göstermektedir. Bu hibrit yaklaşım, özellikle karmaşık veri setleri üzerinde etkili olabilecek yeni sınıflandırma modellerinin geliştirilmesi için önemli bir adımı temsil etmektedir. Çalışmada eğitilen hibrit kuantum-klasik modelin sonuçları, karmaşıklık matrisi, çizgi grafikleri ve sınıflandırma raporları her bir K_Fold için gösterilmiştir.

Tablo 5

Orijinal veri K_Fold 1 sınıflandırma raporu

	Precision	Recall	F1-Score	Support
Glioma	0.968	0.984	0.976	61
Meningioma	0.983	0.967	0.975	60
Notumor	0.975	0.975	0.975	80
Pituitary	0.984	0.984	0.984	62
Accuracy	0.977	263		
Macro average	0.977	0.977	0.977	263
Weighted avg	0.977	0.977	0.977	263

Tablo 6

Orijinal veri K_Fold 1 karışıklık matrisi

Gerçek / Tahmin	Glioma	Meningioma	Notumor	Pituitary
Glioma	60	0	1	0
Meningioma	0	58	1	1
Notumor	1	1	78	0
Pituitary	1	0	0	61

Tablo 7

Orijinal veri K_Fold 2 sınıflandırma raporu

	Precision	Recall	F1-Score	Support
Glioma	1.000	0.927	0.962	55
Meningioma	0.934	0.986	0.959	72
Notumor	0.961	0.986	0.973	74
Pituitary	0.966	0.934	0.950	61
Accuracy	0.962	262		
Macro average	0.965	0.959	0.961	262
Weighted avg	0.963	0.962	0.962	262

Tablo 8

Orijinal veri K_Fold 2 karışıklık matrisi

Gerçek / Tahmin	Glioma	Meningioma	Notumor	Pituitary
Glioma	51	4	0	0
Meningioma	0	71	0	1
Notumor	0	0	73	1
Pituitary	0	1	3	57

Tablo 9

Orijinal veri K_Fold 3 sınıflandırma raporu

	Precision	Recall	F1-Score	Support
Glioma	1.000	0.970	0.985	67
Meningioma	0.956	1.000	0.977	65
Notumor	0.975	0.987	0.981	78
Pituitary	1.000	0.962	0.980	52
Accuracy	0.981	262		
Macro average	0.983	0.980	0.981	262
Weighted avg	0.982	0.981	0.981	262

Tablo 10

Orijinal veri K_Fold 3 karışıklık matrisi

Gerçek /Tahmin	Glioma	Meningioma	Notumor	Pituitary
Glioma	65	2	0	0
Meningioma	0	65	0	0
Notumor	0	1	77	0
Pituitary	0	0	2	50

Tablo 11

Orijinal veri K_Fold 4 sınıflandırma raporu

	Precision	Recall	F1-Score	Support
Glioma	0.982	0.966	0.974	58
Meningioma	0.948	0.982	0.965	56
Notumor	0.969	0.979	0.974	96
Pituitary	1.000	0.962	0.980	52
Accuracy	0.973	262		
Macro average	0.975	0.972	0.973	262
Weighted avg	0.974	0.973	0.973	262

Tablo 12

Orijinal veri K_Fold 4 karışıklık matrisi

Gerçek /Tahmin	Glioma	Meningioma	Notumor	Pituitary
Glioma	56	2	0	0
Meningioma	0	55	1	0
Notumor	1	1	94	0
Pituitary	0	0	2	50

Tablo 13

Orijinal veri K_Fold 5 sınıflandırma raporu

	Precision	Recall	F1-Score	Support
Glioma	0.964	0.915	0.939	59
Meningioma	0.911	0.962	0.936	53
Notumor	0.962	0.974	0.968	77
Pituitary	1.000	0.986	0.993	73
Accuracy	0.962	262		
Macro average	0.959	0.959	0.959	262
Weighted avg	0.963	0.962	0.962	262

Tablo 14

Orijinal veri K_Fold 5 karışıklık matrisi

Gerçek /Tahmin	Glioma	Meningioma	Notumor	Pituitary
Glioma	54	4	1	0
Meningioma	1	51	1	0
Notumor	1	1	75	0
Pituitary	0	0	1	72

Tablo 15

İyileştirilmiş veri K_Fold 1 karışıklık matrisi

Gerçek /Tahmin	Glioma	Meningioma	Notumor	Pituitary
Glioma	59	1	1	0
Meningioma	0	57	2	1
Notumor	0	0	80	0
Pituitary	0	5	2	55

Tablo 16

İyileştirilmiş veri K_Fold 2 karışıklık matrisi

Gerçek /Tahmin	Glioma	Meningioma	Notumor	Pituitary
Glioma	51	3	1	0
Meningioma	1	68	2	1
Notumor	0	0	74	0
Pituitary	1	2	2	56

Tablo 17

İyileştirilmiş veri K_Fold 3 karışıklık matrisi

Gerçek /Tahmin	Glioma	Meningioma	Notumor	Pituitary
Glioma	64	0	3	0
Meningioma	1	64	0	0
Notumor	0	0	78	0
Pituitary	0	3	0	49

Tablo 18

İyileştirilmiş veri K_Fold 4 karışıklık matrisi

Gerçek /Tahmin	Glioma	Meningioma	Notumor	Pituitary
Glioma	56	2	0	0
Meningioma	0	55	1	0
Notumor	0	1	95	0
Pituitary	1	5	0	46

Tablo 19

İyileştirilmiş veri K_Fold 5 karışıklık matrisi

Gerçek /Tahmin	Glioma	Meningioma	Notumor	Pituitary
Glioma	54	3	2	0
Meningioma	1	50	2	0
Notumor	1	0	76	0
Pituitary	1	0	0	72

İkili sınıf modeli için karışıklık matrisi, modelin sınıfları doğru bir şekilde sınıflandırma yeteneğini değerlendiren bir araçtır. Ancak çok sayıda sınıf olduğunda, her sınıf için ayrı ayrı matrislerle uğraşmak karmaşıklığı artırabilir. Bu durumu kolaylaştırmak için tüm sınıfları içeren bir karışıklık matrisi kullanabiliriz. Bu matris, sınıflandırma modelinin doğru ve yanlış tahminlerini içerir, böylece performansı genel bir bakışla değerlendirmemize olanak tanır. Bu yaklaşım, çoklu sınıf durumlarında analizi sadeleştirir ve görselleştirmeyi daha anlaşılır kılar. Tablo 20'de ise örnek olarak bir sınıf için ikili karışıklık matrisi modellesi gösterilmiştir.

Tablo 20

İkili karışıklık matrisi modellenmesi

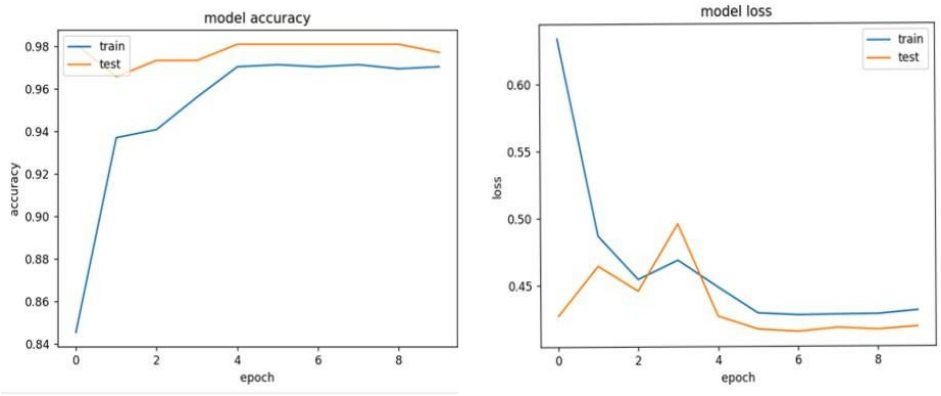
Gerçek /Tahmin	Glioma	No Glioma
Glioma	TP	FP
No Glioma	FN	TN

Veri setimizde kullandığımız beyin Beyin Manyetik Rezonans Görüntüleme (MRI) görüntülerini her bir sınıf için ayrı ayrı veri artırma (data augmentation) uygulanarak, o sınıfa ait tüm görüntülerin parlaklık ve kontrastını arttırılmıştır. Görüntüleri OpenCV (cv2) kütüphanesi kullanarak cv2.convertScaleAbs fonksiyonu ile görüntünün parlaklığı ve kontrastı ayarlanmıştır. Fonksiyon içerisindeki alpha değeri kontrastı, beta değeri ise parlaklık değerini ifade etmektedir. En optimal sonucu bulmak amacıyla yapılan denemeler yapılmıştır. Bu işlem, görüntülerin daha net ve ayrıntılı hale getirilmesini amaçlar ve görüntü analizi ve işleme sırasında detayların daha iyi fark edilmesini sağlamaktadır. Orijinal ve iyileştirilmiş veri üzerindeki K-Fold 5 çapraz doğrulaması uygulanan performans sonuçları Tablo 21'de gösterilmiştir.

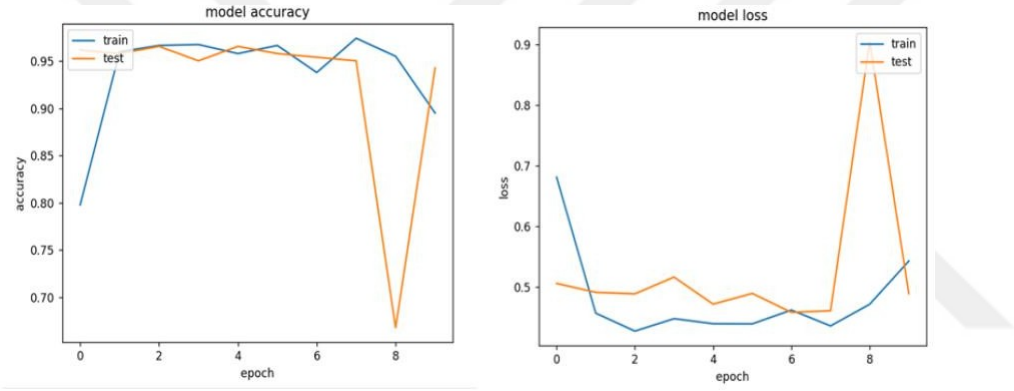
Tablo 21

Veri kümeleri üzerindeki performans sonuçları

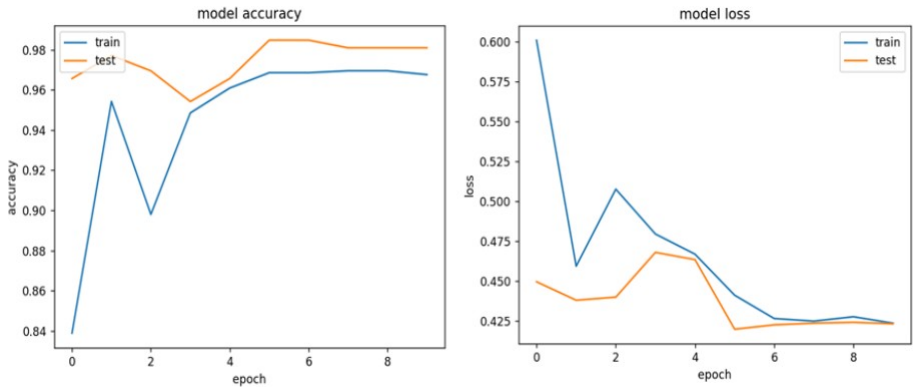
	K-Fold	Loss (%)	Accuracy (%)	Val_Loss (%)	Val_Accuracy (%)	Learning Rate
Orijinal veri	1-Fold	43.1	97.04	41.90	97.72	01
	2-Fold	41.78	97.62	45.95	96.18	01
	3-Fold	42.36	96.76	42.33	98.09	1.0000e-03
	4-Fold	43.19	97.14	39.93	97.33	01
	5-Fold	42.62	97.62	43.34	96.18	01
İyileştirilmiş veri	1-Fold	48.30	95.99	51.19	95.49	1.0000e-03
	2-Fold	48.98	94.95	50.94	95.04	01
	3-Fold	49.09	95.42	50.12	97.33	01
	4-Fold	50.13	95.52	45.11	96.18	01
	5-Fold	49.88	94.95	49.64	96.18	01



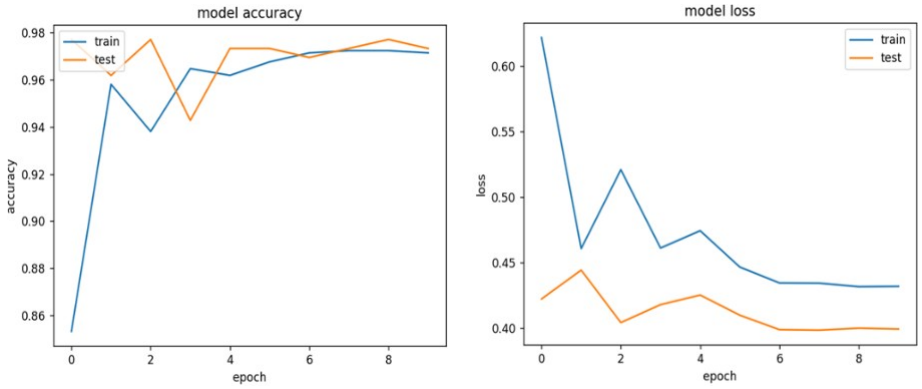
Şekil 14. K_Fold 1 orijinal verilerinin performans grafiği



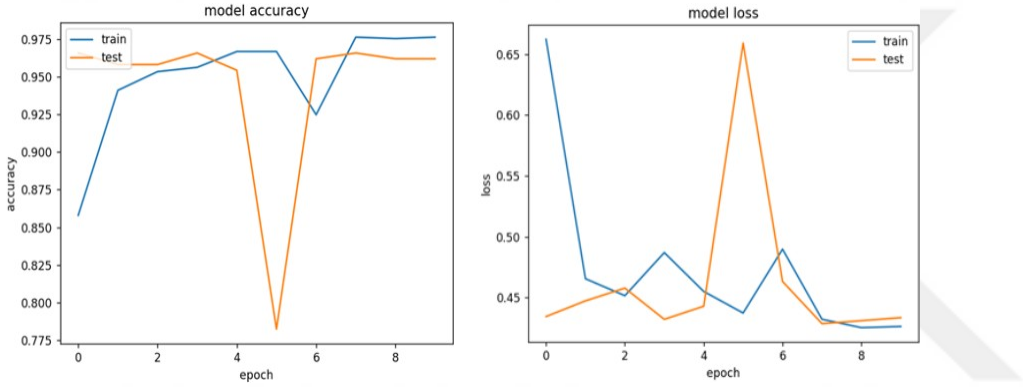
Şekil 15. K_Fold 2 orijinal verilerinin performans grafiği



Şekil 16. K_Fold 3 orijinal verilerinin performans grafiği



Şekil 17. K_Fold 4 orijinal verilerinin performans grafiği



Şekil 18. K_Fold 5 orijinal verilerinin performans grafiği

BEŞİNCİ BÖLÜM
SONUÇ VE ÖNERİLER

Kuantum bilgisayarların, geleneksel bilgisayarlara kıyasla bazı hesaplama görevlerinde sunduğu avantajlar, özellikle makine öğrenmesi alanında dikkat çekicidir. Bu yeni teknoloji, klasik bilgisayarların gerektirdiği yoğun hesaplama kaynaklarını ve uzun eğitim süreçlerini, kuantum bilgisayarlar sayesinde daha kısa sürelerde ve daha az kaynak kullanarak gerçekleştirebilir. Özellikle, az sayıda veri seti ile eğitilen hibrit kuantum-klasik sınıflandırıcı modeller, açık kaynak veri kümelerini kullanan geleneksel yöntemlere göre üstün performans sergileyebilir. Bu, kuantum bilgisayarların veri işleme ve analiz yeteneklerinin potansiyelini göstermektedir. Bu çalışma, gelecekte beyin tümörü tespiti ve benzer sağlık görüntüleri üzerindeki çalışmaların daha etkili tespit stratejilerinin geliştirilmesine rehberlik edebilecek bir kaynak olabilir. Bu çalışmanın devamı olarak, kuantum ve klasik yöntemlerin beraber kullanıldığı hibrit yöntemlerin yerine tamamen kuantum yöntemleri içeren kuantum öğrenme yöntemleri üzerinde araştırmalar yapılacaktır. Ek olarak hibrit kuantum-klasik makine öğrenmesinin, büyük veri setlerine olan ihtiyacı azaltma konusunda sunduğu umut verici potansiyel, veri yoğunluğunu azaltarak ve hesaplama verimliliğini artırarak, makine öğrenmesi modellerinin daha hızlı ve etkili bir şekilde eğitilmesine olanak tanıyabilir.

KAYNAKÇA

Abadi, M., Agarwal, A., Barham, P., Brevdo, E., Chen, Z., Citro, C., Corrado, G., Davis, A., Dean, J., Devin, M., Ghemawat, S., Goodfellow, I., Harp, A., Irving, G., Isard, M., Jia, Y., Józefowicz, R., Kaiser, L., Kudlur, M., Levenberg, J., ... Zheng, X. (2016). "TensorFlow: Large-Scale Machine Learning on Heterogeneous Distributed Systems". *ArXiv abs/1603.04467*. https://doi.org/10.48550/arXiv.1603.04467

Acar, E., Yılmaz, İ. (2021). "COVID-19 detection on IBM quantum computer with classical quantum transfer learning". *Turkish Journal of Electrical Engineering and Computer Sciences*, 29 (1). 46-61. https://dx.doi.org/10.3906/elk-2006-94

Allcock, J., Hsieh, C. Y., Kerenidis, I., Zhang, S. (2018). "Quantum Algorithms for Feedforward Neural Networks". *ACM Transactions on Quantum Computing,* 1 (1), 1-24. https://dx.doi.org/10.1145/3411466

Alpaydın, E. (2010). *Introduction to Machine Learning.* MIT press: Massachusetts.

Amin, J., Anjum, M. A., Sharif, M., Jabeen, S., Kadry, S., Ger, P. M. (2022). "A New Model for Brain Tumor Detection Using Ensemble Transfer Learning and Quantum Variational Classifier". *Computational Intelligence and Neuroscience,* 2022 (1). 1-13. https://dx.doi.org/10.1155/2022/3236305

Ballance, C., Harty, T., Linke, N., Sepiol, M., Lucas, D. (2015). "High-Fidelity Quantum Logic Gates Using Trapped-Ion Hyperfine Qubits". *Physical Review Letters,* 117 (6), 060504. https://doi.org/10.1103/PhysRevLett.117.060504

Bang, J., Dutta, A., Lee, S. W., Kim, J. (2018). "Optimal usage of quantum random access memory in quantum machine learning". *Physical Review A,* 99 (1), 012326. https://dx.doi.org/10.1103/PhysRevA.99.012326

Belay, N. (2022). "Time Operator in Quantum Mechanics; Fourier Transform". *Open Access Library Journal*, 6, 1-6. https://doi.org/10.21203/RS.3.RS-1406994/V1

Bell, J. S. (1964). "On the Einstein Podolsky Rosen Paradox". *Physics*, 1 (3), 195-200. https://doi.org/10.1103/PhysicsPhysiqueFizika.1.195

Bennett, C. H., Brassard, G. (1984). "Quantum cryptography: Public key distribution and coin tossing". *Theoretical Computer Science,* 560 (1), 7-11. https://doi.org/10.48550/arXiv.2003.06557

Bishop, C. M. (2006). *Pattern recognition and machine learning*. Springer: Almanya.

Cerezo, M., vd. (2021). "Variational Quantum Algorithms for Optimization: A Comprehensive Review". *Quantum Science and Technology*, 6 (2), 1-36. https://doi.org/10.48550/arXiv.2012.09265

Cerezo, M., Verdon, G., Huang, H., Cincio, L., Coles, P. J. (2022). "Challenges and opportunities in quantum machine learning". *Nature Computational Science*, 1 (9), 1-14. https://dx.doi.org/10.1038/s43588-022-00311-3

Chollet, F. (2017). *Deep Learning with Python*. Manning Publications: ABD.

Griffiths, D. J. (2005). *Introduction to Quantum Mechanics* (2nd ed.). Pearson Education: Birleşik Krallık.

Gyongyosi, L., Imre, S. (2019). "A Survey on Quantum Computing Technology". *ComputerScience Review*, 31 (1), 51–71. https://doi.org/10.1016/j.cosrev.2018.12.002

Havlíček, V., Córcoles, A. D., Temme, K., Harrow, A. W., Kandala, A., Chow, J. M., Gambetta, J. M. (2019). "Supervised learning with quantum-enhanced feature spaces". *Nature,* 567 (7747), 209-212. https://doi.org/10.48550/arXiv.1804.11326

Harrington, P. (2012). *Machine learning in action.* Manning Publications: ABD.

Hidary, J. D. (2019). *Quantum computing: an applied approach.* Springer: İsviçre.

Huang, H., Broughton, M., Mohseni, M., Babbush, R., Boixo, S., Neven, H., McClean, J. (2020). "Power of data in quantum machine learning". *Nature Communications*, 12 (1), 1-11. https://dx.doi.org/10.1038/s41467-021-22539-9.

Huang, Z., Li, Q., Zhao, J., Song, M. (2022). “Variational Quantum Algorithm Applied to Collision Avoidance of Unmanned Aerial Vehicles”. *Entropy*, 24 (11), 1685. https://dx.doi.org/10.3390/e24111685

James, G., Witten, D., Hastie, T. ve Tibshirani, R. (2013). *An Introduction to Statistical Learning.* Springer: Almanya.

Jordan, M. I., Mitchell, T. M. (2015). “Machine learning: Trends, perspectives, and prospects”. *Science*, 349 (6245), 255-260. https://doi.org/10.1126/science.aaa8415

Kaelbling, L. P., Littman, M. L., Moore, A. W. (1996). “Reinforcement Learning: A Survey*”. Journal of Artificial Intelligence Research*, 4 (1996), 237-285. https://doi.org/10.48550/arXiv.cs/9605103

Kerenidis, I., Prakash, A. (2017). “Quantum gradient descent for linear systems and least squares”. *Physical Review A*, 101 (2), 022316. https://dx.doi.org/10.1103/PHYSREVA.101.022316

Kurian, S., Juliet, S. (2022). “An automatic and intelligent brain tumor detection using Lee sigma filtered histogram segmentation model”. *Soft Computing*, 26 (4), 1-14. https://dx.doi.org/10.1007/s00500-022-07457-2

Lloyd, S., Mohseni, M., Rebentrost, P. (2013). “Quantum algorithms for supervised and unsupervised machine learning”. *arXiv: Quantum Physics.* https://doi.org/10.48550/arXiv.1307.0411

Li, W., Lu, Z., Deng, D. (2022). “Quantum Neural Network Classifiers: A Tutorial”. *SciPost Physics Lecture Notes*, 61, 1-28. https://dx.doi.org/10.21468/SciPostPhysLectNotes.61

Li, Y.-D., Barraza, N., Alvarado Barrios, G., Solano, E., Albarr'an-Arriagada, F. (2021). “Swap Test with Quantum Dot Charge Qubits”. *Physical Review*, 18, 014047. https://doi.org/10.48550/arXiv.2112.15517

Lotlikar, V. S., Satpute, N., Gupta, A. (2021). “Brain Tumor Detection Using Machine Learning and Deep Learning: A Review”. *Current Medical Imaging*, 18 (6), 604-622. https://dx.doi.org/10.2174/1573405617666210923144739

Lu, H., Hu, Z., Alshaykh, M. S., Moore, A. J., Wang, Y., Imany, P., Weiner, A., Kais, S. (2019). "Quantum Phase Estimation with Time-Frequency Qudits in a Single Photon". *Advanced Quantum Technologies*, 3 (2), 1900074. https://dx.doi.org/10.1002/qute.201900074

Manit, J., Youngkong, P. (2011). "Neighborhood components analysis in sEMG signal dimensionality reduction for gait phase pattern recognition". *IEEE International Conference on Broadband, Wireless Computing, Communication and Applications*. https://dx.doi.org/10.1109/IB2COM.2011.6217897.

Müller, A. C. ve Guido, S. (2016). *Introduction to machine learning with Python: a guide for data scientists*. O'Reilly Media: USA.

Nielsen, M. A. ve Chuang, I. L. (2010). *Quantum Computation and Quantum Information: 10th Anniversary Edition*. Cambridge University Press: Birleşik Krallık.

O'Brien, T., Tarasinski, B., Terhal, B. (2018). "Quantum phase estimation of multiple eigenvalues for small-scale (noisy) experiments". *New Journal of Physics*, 21 (2), 023022. https://dx.doi.org/10.1088/1367-2630/aafb8e

Pan, X., Lu, Z., Wang, W., Hua, Z., Xu, Y., Li, W., Cai, W., Li, X., Wang, H., Song, Y., Zou, C., Deng, D., Sun, L. (2022). "Deep quantum neural networks equipped with backpropagation on a superconducting processor". *Nature Communications*, 14 (1), 4006. https://dx.doi.org/10.1038/s41467-023-39785-8

Pennylane. (2021). Pennylane documentation. *What is PennyLane*. Erişim: 30 Kasım 2023, https://pennylane.readthedocs.io/en/stable/

Petersen J.P., (2010). K-Means. *Application Programming Interface*. Erişim: 27 Aralık 2023, https://pypr.sourceforge.net/kmeans.html

Powell, J. (2008). *Quantum Computing*. McGraw-Hill: ABD.

Preskill, J. (2018). "Quantum Computing in the NISQ era and beyond". *Quantum*, 2 (1), 79. https://doi.org/10.22331/q-2018-08-06-79

Redmon, J., Divvala, S., Girshick, R., Farhadi, A. (2016). “You Only Look Once: Unified, Real-Time Object Detection”. *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, Las Vegas, NV, USA, 2016, 779-788, https://dx.doi.org/10.1109/CVPR.2016.91.

Rendon, G., Izubuchi, T., Kikuchi, Y. (2021). “Effects of cosine tapering window on quantum phase estimation”. *PhysRevD*, 106 (1), 034503. https://dx.doi.org/10.1103/PhysRevD.106.034503

Sakurai, J. J. ve Napolitano, J. (Ed.). (2017). *Modern Quantum Mechanics*. Cambridge University Press: Birleşik Krallık.

Schuld, M., Killoran, N. (2019). “Quantum machine learning in feature Hilbert spaces”. *Physical Review Letters*, 122 (4), 040504. https://doi.org/10.48550/arXiv.1803.07128

Sutor, R. S. (2019). *Dancing with Qubits: How quantum computing works and how it can change the world*. Packt Publishing Ltd: Birmingham.

Suykens, J. A., Vandewalle, J. (1999). “Least squares support vector machine classifiers”. *Neural processing letters*, 9 (3), 293-300. https://doi.org/10.1023/A:1018628609742

Tanenbaum, A. S. ve Austin, T. (Ed.). (2015). *Structured Computer Organization*. Pearson: Birleşik Krallık.

TensorFlow. (2023). Module: tf.keras.metrics | TensorFlow v2.14.0. *TensorFlow*. Erişim: 4 Aralık 2023, https://www.tensorflow.org/api_docs/python/tf/keras/metrics

Theis, T. N., Wong, H. S. P. (2017). “The end of Moore's Law: A new beginning for information technology”. *Computing in Science and Engineering*, 19 (2), 41-50. https://doi.org/10.1109/MCSE.2017.29

Thomas, R. (2023). “Quantum Neural Networks: Bridging Quantum Computing and Machine Learning*”. Asian Journal of Research in Computer Science*, 16 (3), 1-10. https://dx.doi.org/10.9734/ajrcos/2023/v16i3340

Schäfer, V. M., Ballance, C., Thirumalai, K., Stephenson, L. J., Ballance, T., Steane, A., Lucas, D. (2017). “Fast quantum logic gates with trapped-ion qubits”. *Nature*, 555 (7698), 75-78. https://dx.doi.org/10.1038/nature25737

Schetakis, N., Aghamalyan, D., Griffin, P., Boguslavsky, M. (2022). “Review of some existing QML frameworks and novel hybrid classical–quantum neural networks realising binary classification for the noisy datasets”. *Scientific Reports*, 12 (1), Article 14876. https://doi.org/10.1038/s41598-022-14876-6

Schuld, M., Killoran, N. (2022). “Is Quantum Advantage the Right Goal for Quantum Machine Learning”. *PRX Quantum*, 3 (3), 030101. https://dx.doi.org/10.1103/PRXQuantum.3.030101

Stapelberg, B., Malan, K. M. (2020). “A survey of benchmarking frameworks for reinforcement learning*”. SACJ*, 32 (2), 746. https://dx.doi.org/10.1109/ICECCME55909.2022.9987991

Ullah, U., Maheshwari, D., Gloyna, H. H., Garcia-Zapirain, B. (2022). “Severity Classification of COVID-19 Patients Data using Quantum Machine Learning Approaches*”. International Conference on Electrical, Computer, Communications and Mechatronics Engineering, ICECCME,* 2023 (1), 1-6. https://dx.doi.org/10.1109/ICECCME55909.2022.9987991

Wooters, W. K., Zurek, W. H. (1982). “A single quantum cannot be cloned”. *Nature*, 299, 802–803. https://doi.org/10.1038/299802a0

Zhang, H., Zou, Q., Ju, Y., Song, C., Chen, D. (2022). “Distance-based support vector machine to predict DNA N6-methyladenine modification”. *Current Bioinformatics*, 17 (5), 473-482. https://dx.doi.org/10.2174/1574893617666220404145517.

Zhang, M. L., Zhou, Z. H. (2007). “ML-KNN: A lazy learning approach to multi-label learning”. *Pattern recognition*, 40 (7), 2038-2048. https://dx.doi.org/10.1016/j.patcog.2006.12.019

Zhang, S., Benenson, R., Schiele, B. (2018). “CityPersons: A Diverse Dataset for Pedestrian Detection”. *In Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition,* ,15 (4), 4457–4465. https://doi.org/10.1109/CVPR.2017.106

Zelinsky, A. (2009). “Learning OpenCV---Computer Vision with the OpenCV Library”. *IEEE Robotics and Automation Magazine*, 16 (3), 99-100. https://doi.org/10.1109/MRA.2009.933612

Zurek, W. H. (2003). “Decoherence, einselection, and the quantum origins of the classical”. *Reviews of Modern Physics*, 75 (3), 715. https://doi.org/10.48550/arXiv.quant-ph/0105127