



MÜHENDİSLİK VE DOĞA BİLİMLERİ FAKÜLTESİ
BİLGİSAYAR MÜHENDİSLİĞİ BÖLÜMÜ
BİTİRME PROJESİ TEZİ

ALZHEİMER HASTALIĞININ SINIFLANDIRILMASINDA ANFİS VE MAKİNE
ÖĞRENME Sİ MODELLERİNİN KARŞILAŞTIRILMASI
(COMPARISON OF ANFİS AND MACHINE LEARNING MODELS IN ALZHEİMER'S
DISEASE CLASSIFICATION)

20120205034 Sema YALÇIN
20120205002 Merve Nur KARACA
20120205001 Ahmet Melih GÜL

DANIŞMAN
Prof. Dr. Adem KARAHOCA

Haziran, 2024
İstanbul Medeniyet Üniversitesi, İstanbul

ÖNSÖZ

Bu çalışmanın oluşturulmasında bize yön gösteren ve değerli katkılarıyla tezimizin kalitesini artıran danışmanımız Sayın Prof. Adem Karahoca'ya derin teşekkürlerimizi sunuyoruz. Bilgeliği, tecrübesi ve sabrı, bu çalışmanın her aşamasında bize ilham kaynağı olmuştur.

Saygılarımızla,

Sema YALÇIN
Merve Nur KARACA
Ahmet Melih GÜL

İÇİNDEKİLER

ÖNSÖZ	i
İÇİNDEKİLER	ii
TABLolar	iii
ŞEKİLLER	iv
ÖZET	v
ABSTRACT	vi
1. GİRİŞ	1
2. GENEL KISIMLAR	2
3. MATERYAL VE YÖNTEM	3
3.1 VERİ SETİ ANALİZİ	3
3.1.1 Çıktı Sınıfları	3
3.1.2 Demografik Veriler	4
3.1.3 Nöropsikolojik Testler	5
3.1.4 MRI Verileri	8
3.2 VERİ ÖNİŞLEME	9
3.2.1 Normalizasyon	10
3.2.2 Verilerin Nominale Dönüştürülmesi	10
3.2.3 SMOTE	10
3.3 ANFIS	11
3.4 ID3	14
3.5 ONER	15
3.6 RANDOM TREE	16
3.7 MODEL PERFORMANS DEĞERLENDİRMESİ	16
4. BULGULAR	18
5. TARTIŞMA VE SONUÇ	21
KAYNAKÇA	22
EKLER	27
EK 1: NÖROPSİKİYATRİK ENVANTER (NPI)	27
EK 2: YAŞLI DEPRESYON ÖLÇEĞİ (GDS)	31
EK 3: FONKSİYONEL AKTİVİTELER ANKETİ (FAQ)	32
EK 4: MİNİ MENTAL DURUM TESTİ	33

TABLÖLAR

Tablo 3.1: Çıktı değişkeni için sınıflar.....	3
Tablo 3.2: Korelasyon Sonuçları	4
Tablo 3.3: Demografik Veriler (National Alzheimer’s Coordinating Center (NACC), 2015)...	5
Tablo 3.4: Yaş dağılımı	5
Tablo 3.5: Nöropsikolojik testler (National Alzheimer’s Coordinating Center (NACC), 2015)	5
Tablo 3.6: MRI verileri (National Alzheimer’s Coordinating Center (NACC), 2015).....	8
Tablo 3.7: SMOTE işlemi sonrası çıktı değişkeni için sınıflar	11
Tablo 3.8: Karmaşıklık matrisi değerleri (Ay, 2020)	16
Tablo 3.9: Performans Metrikleri (Ay, 2020; Hark, 2022).....	17
Tablo 4.1: Algoritmaların tahmin oranları karşılaştırılması.....	20

ŞEKİLLER

Şekil 3.1: MATLAB kodu	11
Şekil 3.2: Bulanık Çıkarım Sistemleri (Fuzzy Inference Systems) (Jang, 1993).....	11
Şekil 3.3: Sugeno bulanık model (Çıkrıkçılı, 2013)	13
Şekil 4.1: OneR modeli çıktı özeti ve elde edilen değerler.....	19
Şekil 4.2: ID3 modeli çıktı özeti ve elde edilen değerler	19
Şekil 4.3: Random Tree modeli çıktı özeti ve elde edilen değerler	20

ÖZET

Demans, düşünme, hatırlama ve muhakeme gibi bilişsel işlevlerin kaybı olarak tanımlanır ve Alzheimer hastalığı, demansın en yaygın sebebi olarak bilinir. Alzheimer, beyinde sinir hücrelerinin ölümüne yol açan ilerleyici bir hastalıktır. Küresel olarak Alzheimer hasta sayısı artmakta olup, bu artışın gelecekte de devam edeceği öngörülmektedir. Hastalık, çok hafif, hafif ve ağır bilişsel bozukluk aşamaları şeklinde ilerler. Erken teşhis, hastalığın ilk aşamalarında tedaviye başlanmasını sağlayarak önemli ilerlemeler kaydedilmesine olanak tanır. Alzheimer teşhisinde MRI görüntü analizi ve bilişsel test verileri sıklıkla kullanılmaktadır. Makine öğrenmesi yöntemleri, bu verilerin hızlı ve başarılı bir şekilde analiz edilmesini sağlar.

Bu tezde, Alzheimer hastalığının tespitinde Sugeno-Tip Uyarlanabilir Sinirsel Bulanık Çıkarım Sistemi (ANFIS) ve diğer makine öğrenmesi yöntemleri olan Iterative Dichotomiser 3 (ID3), One Rule (OneR) ve Random Tree algoritmalarının etkinlikleri araştırılmıştır. Veri seti detayları, kullanılan makine öğrenmesi algoritmaları ve ön işleme teknikleri açıklanmış, elde edilen sonuçlar sunulmuş ve literatürdeki çalışmalarla karşılaştırılmıştır.

Yapılan çalışmalar sonucunda, ANFIS verileri %90 oranında doğru gruplamıştır. OneR algoritması %88 ve Random Tree algoritması %87 oranında başarı göstermiştir. Ancak, ID3 algoritması %66 oranında başarı sağlayarak daha düşük bir performans sergilemiştir.

Anahtar Kelimeler: Alzheimer Hastalığı, Demans, ANFIS, Makine Öğrenmesi, Manyetik Rezonans Görüntüleme, Bilişsel Test, Erken Tespit

ABSTRACT

Dementia is defined as the loss of cognitive functions such as thinking, remembering, and reasoning, with Alzheimer's disease being the most common cause. Alzheimer's is a progressive disease that leads to the death of brain nerve cells. The global number of Alzheimer's patients is increasing, and this trend is expected to continue in the future. The disease progresses through stages of very mild, mild, and severe cognitive impairment. Early diagnosis allows for the initiation of treatment in the initial stages, enabling significant progress. MRI image analysis and cognitive test data are frequently used in the diagnosis of Alzheimer's. Machine learning methods enable the rapid and successful analysis of these data.

In this thesis, the effectiveness of the Sugeno-Type Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System (ANFIS) and other machine learning methods such as Iterative Dichotomiser 3 (ID3), One Rule (OneR), and Random Tree algorithms in detecting Alzheimer's disease has been investigated. The dataset details, employed machine learning algorithms, and preprocessing techniques are explained, the obtained results are presented, and comparisons are made with studies in the literature.

The results show that ANFIS grouped the data with 90% accuracy. The OneR algorithm achieved 88% accuracy, and the Random Tree algorithm achieved 87% accuracy. However, the ID3 algorithm provided a lower performance with an accuracy of 66%.

Keywords: Alzheimer's Disease, Dementia, ANFIS, Machine Learning, Magnetic Resonance Imaging, Cognitive Testing, Early Detection

1. GİRİŞ

Demans (bunama), düşünme, hatırlama ve muhakeme gibi bilişsel işlevlerin kaybıdır. İnsan beyinde sağlıklı olan sinir hücrelerinin doğru çalışamaz hale gelmesi sonucu diğer beyin hücrelerinin aktivitelerini kaybetmesi ve ölmesi demansın asıl nedenidir (Değer, 2022).

Alzheimer hastalığı, ilerleyici ve beyinde sinir hücrelerinin ölümüne sebep olan, daha çok yaşlı bireylerde görülen bir hastalıktır ve demansın en yaygın sebebidir (Petrella, et al., 2003). Dünyada bulunan Alzheimer hasta sayısı artmakta ve daha da artacağı öngörülmektedir (GBD 2016 Dementia Collaborators, 2019; Prince, et al., 2015). Hastalığın ilerleyişi çok hafif, hafif ve ağır bilişsel bozukluk aşamalarından oluşur. Bu hastalığın tam tedavisi henüz mümkün olmasa da erken teşhis ile hastalığın ilk aşamalarında, beyinde kalıcı hasarlar oluşmadan tedaviye başlanarak önemli ölçüde yol kat edilebilir (Livingston, et al., 2017; Brookmeyer, et al., 2002).

Alzheimer teşhisinde MRI (Manyetik Rezonans Görüntüleme) görüntülerinin analizi ve bilişsel test verileri yaygın olarak kullanılmaktadır. MRI insan vücudunun iç yapısını görüntülenmesinde kullanılan tıbbi bir tekniktir, Alzheimer hastalarının beyinde oluşan beta amiloid plaklarının birikimi sonrası oluşan sinaps ve sinirsel hasarın tespit edilmesinde kullanılır (Frisoni, et al., 2010; Tiraboschi, et al., 2004; Duyckaerts, et al., 2009). MMSE, FAQ, GDS ve NPI gibi bilişsel testler hastalarda Alzheimer hastalığının gelişme riskini ölçmede etkili yöntemlerdir (Rosenberg, et al., 2013). Bu analizler kullanılarak hastalığının aşamalarını belirlemek ve sınıflandırmak mümkündür (Jack Jr, et al., 2008). Makine öğrenmesi yöntemleri kullanılarak görüntü ve bilişsel test verilerinin analizi hızlı ve başarılı olarak yapılabilmektedir (Mirzaei & Adeli, 2022).

Genel Kısımlar bölümünde benzer literatür çalışmalarından bahsedilmiştir. Materyal ve Yöntem kısmında veri seti detayları, kullanılan makine öğrenmesi algoritmaları, ön işleme teknikleri açıklanmıştır. Bulgular kısmında elde edilen sonuçlar sunulmuştur. Tartışma ve Sonuç bölümünde tez sonuçları literatürdeki çalışmalarla karşılaştırılmıştır. Tezin amacı Alzheimer hastalığının tespitinde ANFIS ile diğer makine öğrenmesi yöntemlerinin etkinliklerinin incelenmesidir.

2. GENEL KISIMLAR

Dünyadaki insan ve yaşlı sayısının artmasıyla Alzheimer hastası sayısı yıllar içinde yükselmiştir ve daha da yükselmesi beklenmektedir (GBD 2016 Dementia Collaborators, 2019). Hastalığın oluşmasında etkili olan parametreler tam anlamıyla bilinmediği için makine öğrenmesi algoritmaları ile tespiti üzerine birçok çalışma yapılmıştır (Grueso & Viejo-Sobera, 2021; Niyas & Thiagarajan, 2023).

Nörogörüntüleme, beyin hakkında bilgi edinmek için geliştirilmiş tekniklerdir ve yapısal ve işlevsel olmak üzere ikiye ayrılırlar. Yapısal nörogörüntüleme teknikleri beyin fiziksel yapısı hakkında bilgi verirken, işlevsel nörogörüntüleme teknikleri beyin aktivitesinde oluşan değişimler hakkında bilgi verir. Pozitron emisyon tomografi (PET), tek foton emisyonlu bilgisayarlı tomografi (SPECT), fonksiyonel manyetik rezonans görüntüleme (fMRI) ve çok kanallı elektroensefalografi (EEG) işlevsel nörogörüntüleme tekniklerindendir. Alzheimer tespitinde yapısal ve işlevsel tekniklerin birlikte kullanılması yapay zeka modellerinin daha iyi sınıflandırma yapabilmesini sağlar (Hojjati, et al., 2018)

MRI(Manyetik Rezonans Görüntüleme) ve bilgisayarlı tomografi (CT) yapısal nörogörüntüleme yöntemlerindendir. MRI beyinde Alzheimer hastalığı sonucu oluşan yapısal ve işlevsel değişiklikleri yüksek çözünürlükte görüntüleyerek teşhis konulmasına yardımcı olur (Frisoni, et al., 2010). Alzheimer tespiti alanında yapılan araştırmalar, modellerin eğitimi için sıklıkla MRI verilerinden çıkartılan özellikleri kullanmaktadır. Bu özelliklerin elde edilmesi çoğunlukla yapay sinir ağları kullanılarak gerçekleştirilir (Niyas & Thiagarajan, 2023).

Çeşitli araştırmacılar Alzheimer hastalığının teşhisinde derin öğrenme mimarilerini değerlendirdiler ve farklı veri setlerinden elde ettikleri sonuçları raporladılar. (Jomeiri, et al., 2024), ADNI veri setinden elde ettikleri MRI görüntüleriyle eğittikleri VGG19, RESNET50, DENSENET ve BiLSTM mimarileriyle %94.42, %94.20, %94.93 ve %95.28 doğruluk oranlarına ulaştılar. (Rallabandi & Seetharaman, 2023), ResNet50 modelini 2000 MRI görüntüsüyle eğittiklerinde %95.5 doğruluk oranı elde ettiler (Salami, et al., 2022) ise OASIS-3 veri setinden kendi önerdikleri bir ensemble CNN mimarisiyle %87.75 doğruluk oranına ulaştılar. (Mehmood, et al., 2021), ADNI veri setindeki MRI görüntüleri ve MMSE sonuçlarını kullanarak özelleştirilmiş bir VGG-19 modeli ile %93.83 doğruluk oranı elde ettiler. (Zandifar, et al., 2020) ise ADNI-1, ADNI-2 ve ADNI-GO veri setlerinden nöropsikolojik test sonuçlarına dayalı olarak eğittikleri Naive Bayes modeliyle %83 doğruluk oranına ulaştılar.

3. MATERYAL VE YÖNTEM

3.1 VERİ SETİ ANALİZİ

Bu çalışma kapsamında kullanılan veri seti, National Alzheimer's Coordinating Center (NACC) veri tabanından alınmıştır. Toplam 1543 veriden oluşan bu set, 26 özellik içermektedir. Veri seti, demografik veriler, bilişsel test sonuçları ve MRI (Manyetik Rezonans Görüntüleme) verilerini içermektedir. Tüm veriler sayısal (nümerik) formatta listelenmiştir.

3.1.1 Çıktı Sınıfları

Global Clinical Dementia Rating (CDRGLOB) özelliği, 26 özellikten biri olan çıktı sınıfı olarak belirlenmiştir. CDR, 0 ile 3 arasında değer alabilen bir demans değerlendirme testidir (Sertkaya & Ergen, 2022). Veri seti, Tablo 3.1'de gösterildiği gibi dört farklı sınıftan oluşmaktadır. Bu sınıflar, normal 967 denek, hafif şiddette demans olan 409 denek, orta şiddette demans olan 127 denek ve ağır evre demans olan 40 denekten oluşmaktadır (Ertaş, 2011; Gürvit & Baran, 2007).

Tablo 3.1: Çıktı değişkeni için sınıflar

Class ismi	Açıklama	Veri sayısı
0	Normal	967
1	Hafif şiddette demans	409
2	Orta şiddette demans	127
3	Ağır evre demans	40

CDRGLOB 'un seçilme nedeni, bu değişkenin demansın klinik değerlendirilmesinde yaygın olarak kullanılması ve hastalığın ilerlemesini objektif bir şekilde yansıtmasıdır. Ayrıca, diğer özniteliklerle olan korelasyon analizi, CDRGLOB 'un veri setindeki diğer önemli özniteliklerle anlamlı ilişkiler taşıdığını göstermektedir.

Yapılan korelasyon analizi sonuçları Tablo 3.2'de gösterilmiştir:

Tablo 3.2: Korelasyon Sonuçları

Öznitelik	Korelasyon Katsayısı	Öznitelik	Korelasyon Katsayısı
FAQ	0.4491	LATVENT	0.0228
INDEPEND	0.4131	OCCORT	0.0227
NPISCORE	0.2603	CERETISS	0.0226
NACCMSE	0.191	HIPPOVOL	0.0226
NACCGDS	0.1343	PARCORT	0.0225
SEX	0.082	LENT	0.0224
NACCAPOE	0.0599	RENTM	0.0222
NACCAGEB	0.0381	RCUNM	0.022
WMHVOL	0.0237	LINFTEMM	0.0217
LENTM	0.0229	RENT	0.0217
TEPCOR	0.0228	RINFTEMM	0.0216
CSF/Bra	0.0228	LCUNM	0.0216
FRCORT	0.0228		

En yüksek korelasyon katsayısına sahip öznitelikler FAQ (Fonksiyonel Aktivite Anketi) ve INDEPEND (Bağımsızlık) olarak görülmektedir. Bu durum, CDRGLOB 'un hastaların günlük yaşam aktiviteleri ve bağımsızlık düzeyi ile güçlü bir ilişki içerisinde olduğunu göstermektedir. Diğer özniteliklerle olan daha düşük korelasyon katsayıları da CDRGLOB 'un geniş bir yelpazede farklı klinik ve biyolojik değişkenlerle ilgili olduğunu ortaya koymaktadır.

Bu bulgular, CDRGLOB 'un demansın kapsamlı bir şekilde değerlendirilmesinde kritik bir rol oynadığını ve diğer önemli klinik değişkenlerle olan ilişkisini açıkça ortaya koymaktadır. Bu nedenle, CDRGLOB 'un çıktı değişkeni olarak seçilmesi, çalışmamızın amaçlarına uygun ve analitik olarak anlamlıdır.

3.1.2 Demografik Veriler

Veri setinin özniteliklerine bakıldığında, demografik veriler, nöropsikolojik testler ve MRI verileri olmak üzere üç kategoriye ayrılabilir. Tablo 3.3'te, demografik verilere ilişkin üç öznitelik bulunmaktadır. Cinsiyet, hastanın erkek mi kadın mı olduğunu belirtir; erkek hastalar "0" ile, kadın hastalar ise "1" ile kodlanmıştır. NACCAGEB özniteliği yaş bilgisini içerir ve hastaların yaş aralığı 21 ile 96 arasında değişmektedir. Toplam yaş ortalaması 69.81'dir; kadınlarda ortalama yaş 70.41 iken, erkeklerde 69.43 olarak belirlenmiştir. Tablo 3.4'te hastaların cinsiyete göre yaş dağılımları ayrıntılı olarak gösterilmektedir.

NACCAPOE özniteliği, Apolipoprotein E (APOE) genotipi bilgisini içermektedir. APOE e4 aleli, Alzheimer hastalığı ve Alzheimer hastalığı ile ilişkilendirilen demans için genetik bir risk faktörüdür. E4 aleli ile demansın bilişsel ve işlevsel değer kaybı arasında büyük bir ilişki olduğu daha önce yapılmış olan çalışmalarda incelenmiştir (Goldberg, et al., 2024). Bu sebeple Tablo 3.3'te belirtildiği gibi gruplandırılarak bu çalışmaya dahil edilmiştir.

Tablo 3.3: Demografik Veriler (National Alzheimer's Coordinating Center (NACC), 2015)

Değişkenler	Veri tipi	Açıklama
SEX	Boolean	0=Erkek, 1=Kadın
NACCAGEB	Nümerik	21 - 96 arası yaş aralığı
NACCAPOE	Nümerik	1=e3,e3 2=e3,e4 3=e3,e2 4=e4,e4 5=e4,e2 6=e2,e2

Tablo 3.4: Yaş dağılımı

	Kadın	Erkek	Toplam
Ortalama yaş	70.41	69.43	69.81
21-40	2	2	4
41-60	99	199	298
61-80	396	601	997
81-96	92	152	244
Toplam	589	954	1543

3.1.3 Nöropsikolojik Testler

Nöropsikolojik testler, bilişsel işlevlerin, zihinsel süreçlerin ve davranışların değerlendirilmesinde kullanılan standartlaştırılmış testlerdir. Bu testler, beyin hasarı, hastalık veya diğer nörolojik durumların neden olduğu bilişsel bozuklukları belirlemek ve değerlendirmek amacıyla kullanılır (Cangöz & Yalın, tarih yok). Bu araştırmada kullanılan nöropsikolojik testler, Tablo 3.5'te tanımlanmıştır.

Tablo 3.5: Nöropsikolojik testler (National Alzheimer's Coordinating Center (NACC), 2015)

Değişkenler	Veri tipi	Açıklama
INDEPEND	Nümerik	1=Bağımsız, 2=Karmaşık faaliyetlerde yardıma muhtaç, 3=Temel faaliyetlerde yardıma muhtaç, 4=Tamamen bağımlı
NPIScore	Nümerik	0 ile 144 arasında puan. Zihinsel durum ile ters orantılı.
NACCGDS	Nümerik	0 – 4 arası puan=Normal, 5 – 8 arası puan=Hafif düzeyde depresyon, 9 – 11 arası puan=Orta düzeyde depresyon, 12-15 arası puan=Ciddi depresyon
FAQ	Nümerik	0 ile 30 arasında puan. Zihinsel durum ile ters orantılı.
NACCMSE	Nümerik	0 ile 30 arasında puan. 25 ve üzeri sağlıklı beyin aktiviteleri.

3.1.3.1 NPISCORE

Nöropsikiyatrik Envanter (Neuropsychiatric Inventory, NPI), demans ve diğer nörolojik bozukluklar bağlamında ortaya çıkan nöropsikiyatrik belirtileri değerlendirmek için geliştirilmiş bir araçtır. Bu envanter, hastaların ve bakım verenlerin yaşadığı zorlukları daha iyi anlamak için kullanılır. NPI, on davranışsal ve iki nörovejetatif¹ belirti içerir. Bunlar (Cummings, et al., 1994):

- **Sanrılar:** Gerçek dışı durumlar ve veya yanlış fikirler.
- **Halüsinasyonlar:** Gerçekte mevcut olmayan duyuşsal algılar (görme, işitme, dokunma, vb.).
- **Ajitasyon/Saldırganlık:** Huzursuzluk, gerginlik ve agresif davranışlar.
- **Depresyon/Disfori:** Düşük ruh hali, umutsuzluk ve mutsuzluk.
- **Anksiyete:** Endişe, kaygı ve gerginlik.
- **Coşku:** Aşırı mutluluk, yüksek ruh hali ve aşırı heyecan.
- **İlgisizlik/Kayıtsızlık:** İlgisizlik, motivasyon eksikliği ve duygusal donukluk.
- **Disinhibisyon:** Davranışların kontrolsüz ve kısıtsız olması.
- **Sinirlilik/Kararsızlık:** Kolayca sinirlenme, duygusal dalgalanmalar ve kararsızlık.
- **Motor Bozukluklar:** Normal dışı motor davranışlar veya hareketler.
- **Uyku/Gece Davranış Bozuklukları:** Uyku düzeninde bozukluklar, gece uykusuzluk ve geceleyin farklı davranışlar.
- **İştah ve Yeme Bozuklukları:** Yeme alışkanlıklarında değişiklikler, iştah kaybı veya artışı.

Yukarıda belirtilen durumlar için yapılan testler Ek 1'dedir. Yapılan test sonucunda değerlendirmeler yapılır. Her belirti için iki temel bileşen değerlendirilir: (Cummings, et al., 1994)

Sıklık: Belirtilerin ne kadar sıklıkla ortaya çıktığını ölçer. Puanlama 0 ile 4 arasında yapılır (0: hiç, 1: nadir, 2: bazen, 3: sık, 4: çok sık).

Şiddet: Belirtilerin ne kadar şiddetli olduğunu ölçer. Puanlama 0 ile 3 arasında yapılır (0: yok, 1: hafif, 2: orta, 3: şiddetli).

Her belirti için sıklık ve şiddet puanları çarpılarak bir toplam puan elde edilir. Tüm belirtiler için hesaplanan toplam puanlar toplanarak genel NPI-SCORE elde edilir. Bu genel puan, hastanın nöropsikiyatrik belirtilerinin genel yükünü ve ciddiyetini yansıtır (Cummings, et al., 1994).

3.1.3.2 NACCGDS

GDS (Geriatric Depression Scale) yaşlı bireylerde depresyonun belirlenmesi ve değerlendirilmesi için kullanılan bir araçtır. Bu ölçek, yaşlılık döneminde depresyonun tanımlanması ve tedavi edilmesi sürecinde önemli bir rol oynamaktadır. Özellikle Alzheimer hastalığı gibi nörolojik bozukluklarla ilişkili depresyon belirtilerinin erken tespit edilmesinde ve yönetiminde GDS' nin kullanımı önemlidir (Jopp, et al., 2016).

Ölçeğin genellikle 15 veya 30 maddelik versiyonları bulunur. Her iki versiyon da yaşlı bireylerde depresyon belirtilerini değerlendirmek için kullanılır. Bu çalışmada 15 maddelik versiyonu kullanılmıştır. Ek 3' te bu versiyonun Türkçe hali verilmiştir (Greenberg, 2012).

¹ "Nörovejetatif" terimi, sinir sistemi ve özellikle otonom sinir ile ilgili işlevleri ifade eder. Otonom sinir sistemi, istem dışı olarak çalışan ve vücut fonksiyonlarını düzenleyen bir sistemdir (Topal, tarih yok).

Her bir soru, bireyin son zamanlarda yaşadığı duygu durumunu veya düşüncüyü ifade eder. Sorular genellikle evet/hayır formatında olup, bireyin duygusal durumunu ve depresyon belirtilerini ölçmeye yöneliktir (Jopp, et al., 2016).

3.1.3.3 *FAQ*

Fonksiyonel Aktiviteler Anketi (The Functional Activities Questionnaire, FAQ), bireylerde bilişsel bozuklukları değerlendirmek için yaygın olarak kullanılan bir araçtır. Bu anket, hastaların günlük yaşam aktivitelerini ve işlevlerini değerlendirerek bilişsel bozukluğun düzeyini belirlemeyi amaçlar (Selekler, et al., 2004).

FAQ, genellikle Alzheimer hastalığı ve diğer demans türlerinde bilişsel bozukluğun derecesini değerlendirmek için kullanılır. FAQ ile ilgili yapılan anket örneği Ek 3'te verilmiştir (Keskin, et al., 2022). Anketteki sorular, hastaların günlük yaşam aktiviteleri ve işlevlerini gerçekleştirme yeteneklerini değerlendirmek için tasarlanmıştır. Bu sorular, kişinin bağımsız olarak günlük aktivitelerini sürdürme becerisini ve yaşam kalitesini etkileyebilecek alanları kapsar (Selekler, et al., 2004).

Her bir alan için belirlenen aktiviteler, kişinin günlük yaşamını bağımsız olarak sürdürebilme yeteneğini değerlendirmek için puanlanır. Ankette yer alan maddelerin her birinin performansına göre 0 ile 3 arasında bir puan verilir. Eylemin başarılı bir şekilde yapılması durumu 0, güçlük çekmesine rağmen eylemi yapabilmesi 1, eylemin yardıma ihtiyaç duyularak yapılabilmesi 2, eylemi gerçekleştirmede başarısız olunması 3 ile ifade edilir. Bu nedenle ankette alınabilecek en düşük puan 0, en yüksek puan 30'dur. Bu durumda alınan puan ile bireyin durumu ters orantılıdır (Keskin, et al., 2022; Selekler, et al., 2004).

3.1.3.4 *NACCMSE*

MMSE (Mini-Mental State Examination), Alzheimer hastalığı ve diğer demans türleri gibi bilişsel bozuklukları değerlendirmek için kullanılan bir araçtır. Folstein ve arkadaşları tarafından 1975 yılında geliştirilmiş olan Mini Mental Durum Muayenesidir (Çıkrıkçılı, 2013). Bu test, bilişsel işlevlerin genel bir değerlendirmesini yapmak için kullanılır ve genellikle demansın belirtilerini saptamak, derecelendirmek ve izlemek için kullanılır (National Alzheimer's Coordinating Center (NACC), 2015).

MMSE, genellikle bilişsel bozukluğu olan kişilerin bilişsel yeteneklerini değerlendirmek için kullanılan standart bir testtir. Test, bilişsel işlevlerin çeşitli yönlerini değerlendirmek için basit sorular içerir (National Alzheimer's Coordinating Center (NACC), 2015). Bu çalışmada Mini Mental Durum Muayenesinin Türkçe versiyonu kullanılmıştır. Kullanılan test Ek 4'te verilmiştir (Güngen, et al., 2002).

MMSE genellikle aşağıdaki gibi alanları değerlendirir (Güngen, et al., 2002):

1. **Yönelim/Oryantasyon:** Kişinin zaman ve mekan konusundaki bilincini değerlendirir.
2. **Kayıt Hafızası:** Kişiye üç kelime söylenir ve hemen ardından bu kelimeleri tekrar etmesi istenir. Bu bölüm, kısa süreli hafızayı değerlendirir.
3. **Dikkat ve Hesaplama:** Basit matematiksel problemlerin çözülmesi veya belirli bir serinin ters sırasının belirlenmesi gibi görevler içerir.
4. **Hatırlama (Recall):** Kelime dağarcığı, kelime anlamı ve kelime bulma yetenekleri gibi dil becerilerini değerlendirir.
5. **Lisan (Language):** Bu bölümde, kişinin dil ve iletişim becerileri birkaç alt testle değerlendirilir. Kişiden gösterilen nesnelerin adını söylemesi, basit bir cümleyi

tekrarlaması, basit bir cümleyi okuması ve yazması ve basit bir şekli kopyalaması veya çizmesi istenir.

MMSE, genellikle 30 puanlık bir toplam puana dayalı olarak değerlendirilir. Düşük puanlar, bilişsel bozukluğun varlığını veya derecesini gösterebilirken, yüksek puanlar normal bilişsel işlevlere işaret edebilir (Güngen, et al., 2002).

3.1.4 MRI Verileri

MRI görüntüleri, beyin ve kafatası yapılarının ayrıntılı özelliklerini görselleştirmek için nörolojide çok sık kullanılan görüntüleme tekniklerinden biridir (Uzun, et al., 2022). MRI verileri ise bu görüntülerden elde edilen sayısallaştırılmış verilerdir. Bu çalışmada kullanılan MRI verileri Tablo 3.6’te isimleri ve açıklamalarıyla beraber listelenmiştir.

Tablo 3.6: MRI verileri (National Alzheimer’s Coordinating Center (NACC), 2015)

Değişkenler	Veri tipi	Açıklama
CSF/Bra	Nümerik	Beyin omurilik sıvısı(BOS) / Beyin reaktif antikorlar oranı ²
WMHVOL	Nümerik	Toplam beyin beyaz cevheri hiperintensite hacmi(cubic centimeter, “cc”). ³
HIPPOVOL	Nümerik	Segmente edilmiş toplam hipokampi ⁴ hacmi(cc).
CERETISS	Nümerik	Toplam serebrum beyin hacmi(cc). ⁵
LATVENT	Nümerik	Segmente edilmiş toplam lateral ventrikül hacmi(cc). ⁶
FRCORT	Nümerik	Segmente edilmiş toplam frontal lob ⁷ kortikal gri madde ⁸ hacmi(cc).

² Beyin reaktif antikorlar, bağışıklık sistemi tarafından üretilen antikorlardır. Bu antikorlar, normalde vücudun savunmasında rol oynar, ancak bazı durumlarda beyin dokusuna saldırabilirler (Diamond, et al., 2013).

³ Toplam beyin beyaz cevheri hiperintensite hacmi, beyin görüntülemesi sırasında beyaz cevherdeki hiperintensite lezyonlarının toplam hacmini ifade eder. Hiperintensite lezyonları ise beyaz cevherdeki anormal yoğunluklardır (Tokgöz Özal & Aksoy, 2018).

⁴ Beyin görüntüleme çalışmalarında hipokampus adı verilen belirli bir beyin yapısının hacminin ölçüldüğü bir parametredir. Hipokampus, özellikle öğrenme ve hafıza ile ilişkilendirilen bir beyin bölgesidir (Ünal, 2021).

⁵ Serebrum, beyin kütesinin büyük bir bölümünü oluşturan ve bilişsel işlevler, motor kontrol, duyu algısı, dil, öğrenme ve hafıza gibi önemli işlevlerle ilişkili olan beyin bölgesidir (Wikipedia katılımcıları, 2021).

⁶ Lateral ventriküller, beynin her iki yarımküresinde bulunan, serebrospinal sıvı (CSF) ile dolu boşluklardır (Tanrıöver, et al., 2014).

⁷ Frontal lob, beynin ön kısmında yer alan ve karmaşık bilişsel işlevlerden, karar vermeden, problem çözmeden, hareket kontrolünden, dil üretiminden ve kişilik özelliklerinden sorumlu olan önemli bir beyin bölgesidir (Wikipedia katılımcıları, 2024).

⁸ Kortikal gri madde nöronların gövdelerinin bulunduğu beyin dokusudur (Uzan, et al., 2014).

OCCORT	Nümerik	Segmente edilmiş toplam oksipital lob ⁹ kortikal gri madde hacmi(cc).
PARCORT	Nümerik	Segmente edilmiş toplam parietal lob ¹⁰ kortikal gri madde hacmi(cc).
TEPCOR	Nümerik	Segmente edilmiş toplam temporal lob ¹¹ kortikal gri madde hacmi(cc).
LCUNM	Nümerik	Sol kuneus ortalama kortikal kalınlık(milimetre, "mm"). ¹²
LENT	Nümerik	Sol entorhinal gri madde hacmi(cc). ¹³
LENTM	Nümerik	Sol entorhinal ortalama kortikal kalınlık(mm). ¹⁴
LINFTEMM	Nümerik	Sol alt temporal ortalama kortikal kalınlık(mm).
RCUNM	Nümerik	Sağ kuneus ortalama kortikal kalınlık(mm).
RENT	Nümerik	Sağ entorhinal gri madde hacmi(cc).
RENTM	Nümerik	Sağ entorhinal ortalama kortikal kalınlık(mm).
RINFTEMM	Nümerik	Sağ alt temporal ortalama kortikal kalınlık(mm).

3.2 VERİ ÖNİŞLEME

Bu çalışmada, veri ön işleme aşamaları olarak normalizasyon, verilerin nominal hale dönüştürülmesi ve SMOTE (Synthetic Minority Over-sampling Technique) kullanılmıştır. Bu işlemler Weka (Waikato Environment for Knowledge Analysis) yazılımı kullanılarak gerçekleştirilmiştir.

⁹ Oksipital lob, beynin arka kısmında yer alan ve temel olarak görsel işlemeye ilgilene bir beyin bölgesidir (Wikipedia katılımcıları, 2024).

¹⁰ Parietal lob, beynin üst ve orta kısmında yer alan, duyuşsal algı, mekânsal farkındalık, yön bulma ve motor kontrol gibi çeşitli işlevlerden sorumlu olan bir beyin bölgesidir (Wikipedia katılımcıları, 2024).

¹¹ Temporal lob, çeşitli bilişsel işlevler, özellikle işitme, dil işleme, hafıza ve duyuşsal tepkiler ile ilişkilidir (Wikipedia katılımcıları, 2024).

¹² Sol kuneus ortalama kortikal kalınlık, beynin oksipital lobunun üst kısmında yer alan kuneus adı verilen bölgedeki korteksin (beyin kabuğu) ortalama kalınlığını ifade eder (Argüz Çıldır & Ada, 2024).

¹³ Sol entorhinal gri madde hacmi, beynin sol entorhinal korteks bölgesindeki gri maddenin toplam hacmini ifade eder. Entorhinal korteks, hafıza ve mekânsal navigasyon gibi işlevlerde önemli bir rol oynar (Wikipedia katılımcıları, 2024).

¹⁴ Sol entorhinal ortalama kortikal kalınlık, beyin görüntüleme çalışmalarında sol entorhinal korteks adı verilen belirli bir beyin bölgesindeki kortikal kalınlığın ortalama ölçüsünü ifade eder (Wikipedia katılımcıları, 2024).

3.2.1 Normalizasyon

Normalizasyon, modelin performansını artırmak ve eğitim süresini azaltmak amacıyla uygulanan bir ön işleme yöntemidir. Bu çalışmada, normalizasyon yöntemlerinden biri olan min-max normalizasyonu kullanılmıştır. Bu yöntem, her bir özneliğin değerini en küçük değer 0, en büyük değer 1 olacak şekilde, 0 ile 1 arasında yeniden ölçeklendirir. Bu işlem, Weka 'da "Normalize" filtresi kullanılarak gerçekleştirilmiştir. Min-max normalizasyonunun formülü (3.1)'de gösterilmiştir. (İlkbahar, 2019)

$$X' = \frac{X - X_{min}}{X_{max} - X_{min}} \quad (3.1)$$

3.2.2 Verilerin Nominale Dönüştürülmesi

Veri setindeki öznelik değerleri nümerik verilerden oluşmaktadır. Nümerik veri tipi, ölçülebilen ve üzerinde işlemler yapılabilen nicel verilerdir. Nominal veri tipi ise öznelikleri kategorileştirip sınıflandırmak için kullanılır (Tatlídil, 2020). Bu çalışmada kullanılan algoritmalar nominal verilerle daha iyi çalıştığı için, sayısal veriler nominal verilere dönüştürülmüştür. Bu işlem, Weka 'da "NumericToNominal" filtresi kullanılarak gerçekleştirilmiştir.

3.2.3 SMOTE

SMOTE, veri setindeki azınlık sınıf örneklerini, sayıca çok olan sınıflarla eşleştirmek için rastgele çoğaltarak sınıf dengesizliği sorununu çözmek için veri setine uygulanan sentetik veri üretilmesini sağlayan bir aşırı örnekleme sürecidir. Verilerin en yakın k komşusunu baz alarak azınlık sınıflar için yapay veriler üretir (Arslan & Özdemir, 2024). SMOTE 'nin çalışma prensibi şu şekildedir: (Arslan & Özdemir, 2024; Zhu, et al., 2020)

- **K En Yakın Komşu (K-Nearest Neighbors, KNN) Algoritması:** Her azınlık sınıf örneği için k en yakın komşu belirlenir.
- **Rastgele Seçim ve İnterpolasyon:** Azınlık sınıfındaki her bir örnek ve komşuları arasında rastgele bir seçim yapılır. Bu seçilen komşu ve orijinal örnek arasındaki fark üzerinden rastgele bir değerde interpolasyon¹⁵ yapılır.
- **Sentetik Veri Üretimi:** İnterpolasyon sonucunda yeni, sentetik azınlık sınıf örnekleri oluşturulur. Bu işlem, azınlık sınıfının çoğaltılması gerektiği kadar tekrarlanır.

Weka yazılımında kullanılan "SMOTE" filtresi, bu süreci otomatikleştirerek veri setimizi etkili bir şekilde dengelemiştir. Bu işlem sonucunda, modelimizin her sınıf için doğru tahminler yapma yeteneği önemli ölçüde iyileşmiştir. Veri setindeki sınıf dengesizliği Tablo 3.1'de gösterilmiştir. SMOTE işlemi uygulandıktan sonraki sınıf dağılımı Tablo 3.7 'de gösterilmiştir. Veri setindeki her sınıf değeri 967 veri içermesiyle veri seti toplam 3868 veriye yükselmiştir.

¹⁵ İnterpolasyon , bilinen veri noktaları arasındaki bilinmeyen değerleri tahmin etmek için kullanılan matematiksel bir yöntemdir (Wikipedia katılımcıları, 2024).

Tablo 3.7: SMOTE işlemi sonrası çıktı değişkeni için sınıflar

Class ismi	Açıklama	Veri sayısı
0	Normal	967
1	Hafif şiddette demans	967
2	Orta şiddette demans	967
3	Ağır evre demans	967

SMOTE işleminin ardından, verileri ANFIS'e verebilmek için ondalık veriler sayısallaştırılmıştır. Bu işlem, Şekil 3.2'deki MATLAB kodu ile yapılmıştır.

```
% Sütunların seçilmesi
selectedVariables =
data.Properties.VariableNames(~strcmp(data.Properties.VariableNames,
'CDRGLOB'));

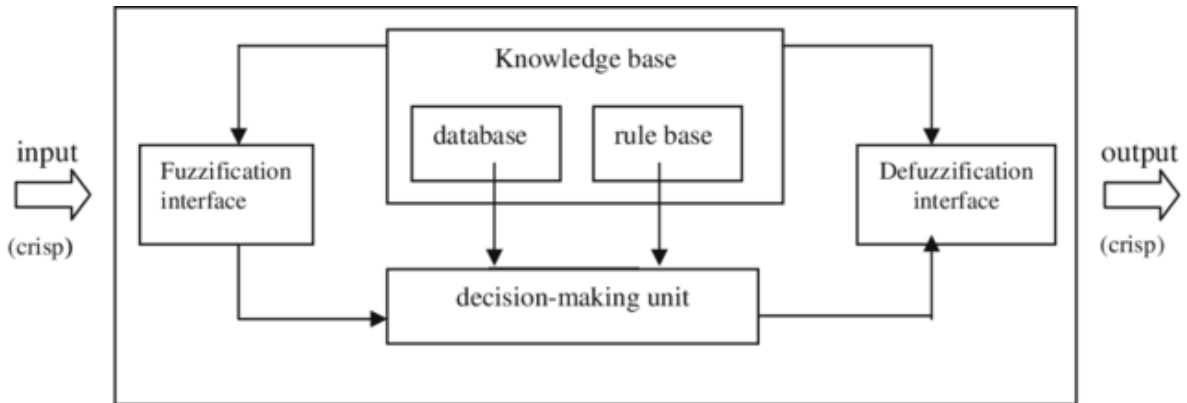
% Verilerin sayısallaştırılması
for i = 1:length(selectedVariables)
    sutun = data.(selectedVariables{i});
    data.(selectedVariables{i}) = grp2idx(sutun);
end
```

Şekil 3.1: MATLAB kodu

3.3 ANFIS

ANFIS (Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System), düşünce sisteminin yetersiz kaldığı durumlarda oluşan belirsizlikleri bulanıklık olarak ele alan bir sinirsel-bulanık sistemdir (Öztürk, 2023). Klasik mantığın “bir eleman ya 0, ya da 1’dir” şeklindeki katı yapısına belirsizlik katarak, karmaşık ve belirsiz sistemleri modelleme ve kontrol etme amacıyla geliştirilmiştir (Çıkrıkçılı, 2013).

Jang tarafından 1990'ların başında geliştirilen bu model, hem sinir ağlarının (neural networks) hem de bulanık mantık sistemlerinin (fuzzy logic systems) avantajlarını birleştirir. Bu sistem, sinir ağlarının öğrenme yetenekleriyle bulanık mantığın esnekliğini bir araya getirir (Çıkrıkçılı, 2013; Jang, 1993)

**Şekil 3.2:** Bulanık Çıkarım Sistemleri (Fuzzy Inference Systems) (Jang, 1993)

Bulanık Çıkarım Sistemleri (FIS) doğrusal olmayan ilişkileri modellemek için kullanılır (Çıkrıkçılı, 2013). Genellikle eğer-ise formatında bulanık kural tabanları kullanır. Bu kural tabanları, belirli bir durumda verilen bir girişe karşılık çıkışı belirler. Ancak, bu çıkarımlar kesin değil, bulanık ve olasılık temellidir. Örneğin, "Eğer sıcaklık düşükse, o zaman ısıtıcıyı aç" gibi bir kural bulanık bir çıkarıma dayanır; çünkü "düşük" sıcaklık belirsiz bir kavramdır (Jang, 1993; Zadeh, 1965).

Temel olarak bir bulanık çıkarım sisteminin temel adımları Şekil 3.3' de gösterildiği gibidir. Adımlar şu şekildedir: (Çıkrıkçılı, 2013; Jang, 1993).

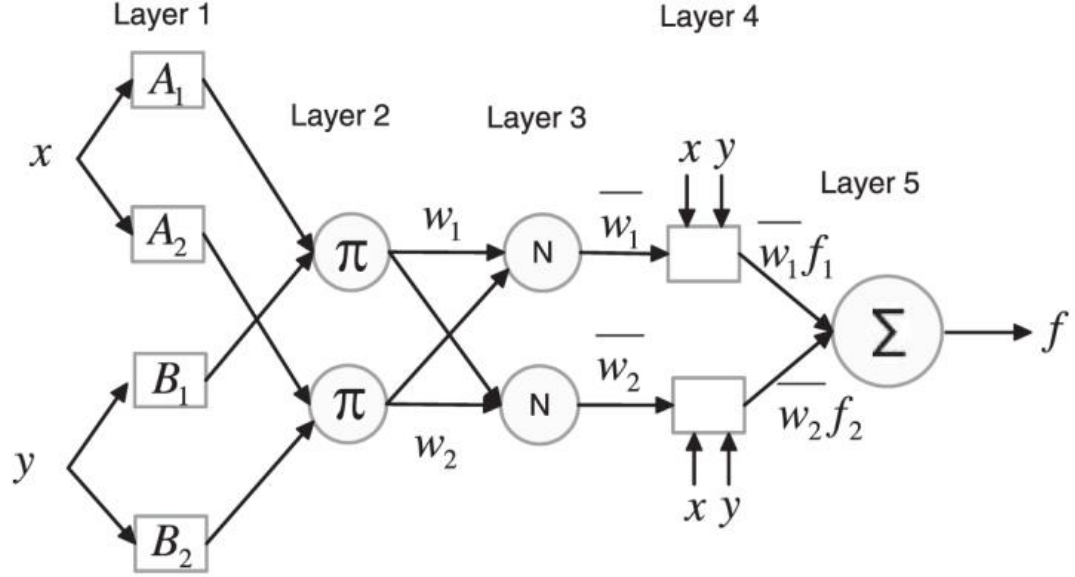
- **Fuzzification (Bulanıklaştırma):** Bulanıklaştırma adımı, kesin girdilerin bulanık kümelerle ilişkilendirilmesini sağlar.
- **Database (Veritabanı):** Veritabanı, bulanık çıkarım sisteminin girdi verilerini ve bulanık kümeleri depolayan bir yapıdır.
- **Rule Base (Kural Tabanı):** Kural tabanı, bulanık çıkarım sisteminin mantıksal yapı taşlarından biridir. Kural tabanı, "Eğer X ise Y" formatında bulanık kural setlerini içerir. Her kural, belirli bir giriş durumuna karşılık gelen bir çıktı belirtir.
- **Decision-Making Unit (Karar Alma Birimi):** Karar alma birimi, girdi verilerini kural tabanına ileterek, her bir kuralın uygulanabilirliğini değerlendirir ve sonuç olarak bir çıktı üretir. Bu çıktılar, bir sonraki adıma aktarılır.
- **Defuzzification (Bulanıklaştırma):** Bulanıklaştırma adımının tam tersidir. Bu adımda, bulanık çıktılar kesin değerlere dönüştürülür. Bu dönüşüm genellikle, bulanık çıktıların ağırlıklı ortalaması veya en yüksek üyelik derecesine sahip olanın seçilmesi gibi yöntemlerle gerçekleştirilir.

Bulanık çıkarım sistemi tiplerinden olan Sugeno tipi hem bulanık hem de keskin çıkışlar üretebilen kurallara sahiptir. Sugeno tipi sistemler, özellikle matematiksel modellemeye daha uygun oldukları için mühendislik uygulamalarında sıkça tercih edilir. Şekil 3.4, iki girişli Sugeno bulanık modelinin kısa bir özetini göstermektedir (Çıkrıkçılı, 2013; Jang, 1993).

Sugeno tipi bulanık çıkarım sisteminde (Sugeno FIS), çıkışlar genellikle lineer fonksiyonlar veya sabit değerler şeklinde tanımlanır. Sugeno tipi kuralların genel formatı şu şekildedir (Çıkrıkçılı, 2013; Jang, 1993):

$$\text{Rule 1: Eğer } x A_1 \text{ ve } y B_1 \text{ ise, } f_1 = p_1 x + q_1 + r_1 \quad (3.2)$$

$$\text{Rule 2: Eğer } x A_2 \text{ ve } y B_2 \text{ ise, } f_2 = p_2 x + q_2 + r_2$$



Şekil 3.3: Sugeno bulanık model (Çıkrıkçılı, 2013)

Katman 1: Bu katmanda A1, A2, B1, B2 olarak tanımlanan düğümler küçük, büyük, sıcak, soğuk gibi dilsel etiketlere sahiptir. Bu düğümler, sistemin üyelik fonksiyonları seçilir. Sık kullanılan üyelik fonksiyonları Triangular, Gaussian, Trapezoidal üyelik fonksiyonlarıdır (Jang, 1993). Üyelik fonksiyonlarının gösteriliş biçimi ve Gaussian ile üyelik fonksiyonu oluşturulması aşağıda gösterildiği gibidir:

$$\mu A_i(x), \quad i = 1, 2, 3 \dots \quad (3.3)$$

$$\mu A_i(x) = \exp \left[- \left(\frac{x - c_i}{a_i} \right)^2 \right] \quad (3.4)$$

Katman 2: Gelen girişler üzerinde belirli bir kural setini değerlendirmek ve her bir kuralın ne kadar uygun olduğunu belirlemek için kullanılan T-norm operatörünü içerebilir. T-norm operatörü, gelen girişlerin uygunluk derecesini belirler ve her bir kuralın ateşleme gücünü (ne kadar aktive olduğunu) hesaplar. W1 ve w2 çıkışlarını oluşturur (Çıkrıkçılı, 2013; Jang, 1993).

$$w_i = \mu A_i(x) \times \mu B_i(y), \quad i = 1, 2, 3 \dots \quad (3.5)$$

Katman 3: Bu katmandaki düğümler ile ateşleme gücü normalize edilir ve o düğümün tüm kural ateşlemeleri toplamına oranını hesaplar (Çıkrıkçılı, 2013; Jang, 1993).

$$\overline{W}_i = \frac{W_i}{(W_1 + W_2)} \quad (3.6)$$

Katman 4: Bu katmandaki düğümler, önceki katmanla bağlantılı düğümlerdir. Oluşan sonuç parametreleri önceki katmanla bağlantılıdır (Jang, 1993). Bağlı parametreler en küçük kare yöntemi ile belirlenir ve en düşük hata bulunana kadar geriye doğru yayılır (Çıkrıkçılı, 2013).

$$\overline{W}_i f_i = \overline{W}_i (p_i x + q_i y + r_i) \quad (3.7)$$

Katman 5: Bu son katman, sistemin genel çıktısını hesaplar. Gelen sinyallerin toplamı olarak hesaplanır (Çıkrıkçılı, 2013; Jang, 1993).

$$\sum_i \overline{w}_i f_i = \frac{\sum_i w_i f_i}{\sum_i w_i} \quad (3.8)$$

Bu beş katman, ANFIS'in çalışma şeklini gösterir. Girdilerden çıktılara doğru her katmanın yerine getirdiği işlevler ve bu işlevler sonucunda oluşan çıktılar vardır. ANFIS'in geriye doğru yayılımı ile tüm düğümlerin çıkışlarının karesel hatasının türevi hesaplanır. Bu yöntem, ANFIS tarafından gerçekleştirilir.

3.4 ID3

Iterative Dichotomiser 3 (ID3), 1986'da Quinlan tarafından geliştirilen bir karar ağacı algoritmasıdır. Bu algoritma, bir veri kümesini kullanarak karar ağacı oluşturur. Karar ağaçları, gözetimli öğrenme yöntemlerinden biri olarak, bir problemdeki kararları temsil etmek için ağaç yapısını kullanır (Quinlan, 1986).

ID3, veri kümesindeki özellikleri kullanarak en uygun bölünmeleri belirlemeye çalışırken entropiyi kullanır. Entropi, bir veri kümesindeki belirsizliğin ölçüsüdür; düşük entropiye sahip bir veri kümesi daha homojen ve daha az belirsizlik içerirken, yüksek entropiye sahip bir veri kümesi daha heterojen ve daha fazla belirsizlik içerir (Quinlan, 1986; Xue-wen, et al., 2017). Entropi formülü şu şekildedir: (Xue-wen, et al., 2017)

$$Ent(D) = \sum_{k=1}^{|k|} p_k \log_2 p_k \quad (3.9)$$

Bu formüle göre,

$Ent(D)$, D veri kümesinin entropisini ifade eder.

p_k ise mevcut her örnek kümesi için her sınıfın oranını gösterir.

Bir veri seti homojen olduğunda, p_k değerleri 1'e eşit olur ve $\log_2 p_k$ terimi sıfıra indirgenir. Bu durumda, entropi de sıfır olur (Çıkrıkçılı, 2013; Quinlan, 1986).

Her bir özelliğin bölünme sonucunda veri kümesinin entropisindeki azalmayı, yani bilgi kazancını maksimize etmeye çalışarak, ID3 en uygun özelliği seçer. Bu şekilde, bilgi kazancı en yüksek olan özellik seçilir ve bu özellik temel alınarak karar ağacının bir düğümü oluşturulur. Bilgi kazancı formülü şu şekildedir (Çıkrıkçılı, 2013; Zadeh, 1965; Quinlan, 1986):

$$Gain(D, a) = Ent(D) - \sum_{v=1}^V \frac{|D^v|}{|D|} \quad (3.10)$$

Bu formüle göre,

a , D veri kümesinin öznitelik kümesini ifade eder.

Her a_i özniteliği için V farklı değer olduğu varsayılır ($V = \{a_1, a_2, a_3, \dots, a_V\}$).

D_i , her bir değer için örnek alt kümelerini ve $|D_i|$ mevcut örneklerin sayısını ifade eder. $|D|$ ise eğitim örneği sayısını temsil eder (Çıkrıkçılı, 2013; Quinlan, 1986).

ID3, öznitelikler arasından en iyisini seçmek için eğitim setini tam olarak sınıflandıran en iyi özniteliği bulmak için özyinelemeli olarak çalışır. Ağacın en üstünde bulunan düğüm, sınıflandırma için en uygun olanı temsil eder (Çıkrıkçılı, 2013; Xue-wen, et al., 2017).

3.5 ONER

OneR (One Rule) algoritması, 1993 yılında Robert Holte tarafından geliştirilen basit ve etkili bir kural tabanlı sınıflandırma algoritmasıdır. OneR, her bir öznitelik için tek bir kural oluşturur ve en düşük hata oranına sahip olan kuralı seçerek sınıflandırma yapar (Çıkrıkçılı, 2013).

OneR algoritması, öncelikle eğitim veri kümesindeki her bir özniteliği tek tek inceler. Her öznitelik için, öznitelik değerlerine göre sınıflandırma kuralları oluşturur. Bu kurallar, öznitelik değerlerine karşılık gelen en sık rastlanan sınıf etiketlerini belirleyerek oluşturulur. Oluşturulan bu kurallara göre, her öznitelik için hata oranı hesaplanır. Hata oranı, yanlış sınıflandırılan örneklerin oranıdır. Her öznitelik için hata oranları hesaplandıktan sonra, en düşük hata oranına sahip olan öznitelik ve onun kuralları seçilir. Bu, OneR algoritmasının belirlediği en iyi sınıflandırma kuralıdır. Kural tabanlı yaklaşımı, modelin açıklanabilirliğini artırır (Çıkrıkçılı, 2013; Holte, 1993).

3.6 RANDOM TREE

Random Tree algoritması, karar ağaçları temelli bir makine öğrenme yöntemidir ve rastgelelik ilkesine dayanır. Bu algoritma, karar ağaçlarının çeşitlendirilmesi ve genel performansın artırılması amacıyla kullanılır (Quinlan, 1986).

Random Tree, veri kümesindeki öznitelikler arasından rastgele seçimler yaparak ağaçlar oluşturur. Algoritmanın işleyişinde, başlangıçta tüm eğitim veri kümesi alınır ve her düğümde mevcut özniteliklerden rastgele bir alt küme seçilir. Bu rastgele seçim, algoritmanın temelini oluşturur. Seçilen rastgele öznitelik alt kümesi içinden, veri kümesini en iyi şekilde bölen öznitelik belirlenir. Bu bölme işlemi, gini katsayısı veya bilgi kazancı gibi kriterlere dayanarak yapılır. Bölünmeler gerçekleştirilerek, veri kümesi daha küçük alt kümeler ayrılır. Sonuç olarak oluşturulan ağaç, yeni veri noktalarını sınıflandırmak için kullanılır. Yeni bir veri noktası, ağaçtaki düğümlerden geçerek yaprak düğüme ulaşır ve bu noktada sınıf etiketi belirlenir (Quinlan, 1986; Breiman, 2001).

Random Tree algoritması rastgele öznitelik seçimi sayesinde farklı ağaçların oluşturulması ve modelin aşırı uyum (overfitting) riskini azaltır. Ayrıca, algoritma, karar ağaçlarının basit ve anlaşılır yapısını korur (Quinlan, 1986; Breiman, 2001).

3.7 MODEL PERFORMANS DEĞERLENDİRMESİ

Kullanılan algoritmaların kapsamlı analizi için doğruluk (accuracy), duyarlılık (recall), kesinlik (precision) F1 skoru (F1 measure) ve ortalama karesel kök hata (Root Mean Squared Error) metrikleri kullanılmıştır (Çıkrıkçılı, 2013). Bu metrikler oluşturulurken karmaşıklık matrisi değerleri baz alınmıştır. Tablo 3.8’de matris değerleri açıklanmıştır. Tablo 3.9’ de ise kullanılan metrikler açıklamalarıyla beraber verilmiştir.

Tablo 3.8: Karmaşıklık matrisi değerleri (Ay, 2020)

Matris değerleri	Açıklama
TP (gerçek pozitif)	Hastalıklı bireyleri hasta olarak sınıflandırmak.
TN (gerçek negatif)	Sağlıklı bireyleri sağlıklı olarak sınıflandırmak.
FP (yanlış pozitif)	Sağlıklı bireyleri hastalıklı olarak sınıflandırmak.
FN (yanlış negatif)	Hastalıklı bireyleri sağlıklı olarak sınıflandırmak.

Tablo 3.9: Performans Metrikleri (Ay, 2020; Hark, 2022)

Metrik	Formül	Açıklama
Doğruluk	$\frac{(TP + TN)}{(TP + TN + FP + FN)}$	Doğru tahmin edilen örneklerin toplam örnek sayısına oranıdır.
Duyarlılık	$\frac{TP}{(TP + FN)}$	Pozitif olarak tahmin etmemiz gereken işlemlerin ne kadarını Pozitif olarak tahmin ettiğimizi gösteren bir metriktir.
Kesinlik	$\frac{TP}{(TP + FP)}$	Pozitif olarak tahminlendiğimiz değerlerin gerçekten kaç adedinin Pozitif olduğunu göstermektedir.
F1 skoru	$2 \times \frac{(Kesinlik \times Duyarlilik)}{(Kesinlik + Duyarlilik)}$	Kesinlik ve Duyarlilik değerlerinin harmonik ortalamasını göstermektedir.
Ortalama Karesel Kök Hata (RMSE)	$\sqrt{\frac{\sum (y_i - \hat{y}_i)^2}{n}}$	Gerçek ve tahmin edilen değerler arasındaki farkların karelerinin ortalama değerinin kareköküdür. ¹⁶

¹⁶ y_i gerçek değerler, \hat{y}_i tahmin edilen değerler ve n ise kayıt sayısıdır (Çıkrıkçılı, 2013).

4. BULGULAR

Bu çalışma, bir sınıflandırma modeli oluşturma sürecini üç aşamada ele almaktadır. İlk aşama, verilerin hazırlanması ve ön işlenmesidir. İkinci aşamada, sınıflandırma yöntemleri oluşturulmuştur. Son aşamada ise, bu yöntemlerin değerlendirilmesi yapılmıştır. Kapsamlı bir analiz için doğruluk, duyarlılık, kesinlik, F1 skoru ve RMSE değerleri kullanılmıştır.

Materyal ve yöntem bölümünde açıklandığı üzere, araştırmanın önerdiği yaklaşım, veri setinin normalizasyon, NumericToNominal ve SMOTE işlemleri ile ön işleme tabi tutulması ve ardından modele verilmesi sürecini içermektedir. SMOTE işlemi sonrasında toplam 3868 kayıt, eğitim ve test verileri olarak ikiye ayrılmıştır. Eğitim verileri 3095 kayıt (yaklaşık %80), test verileri ise 773 kayıt (yaklaşık %20) içermektedir.

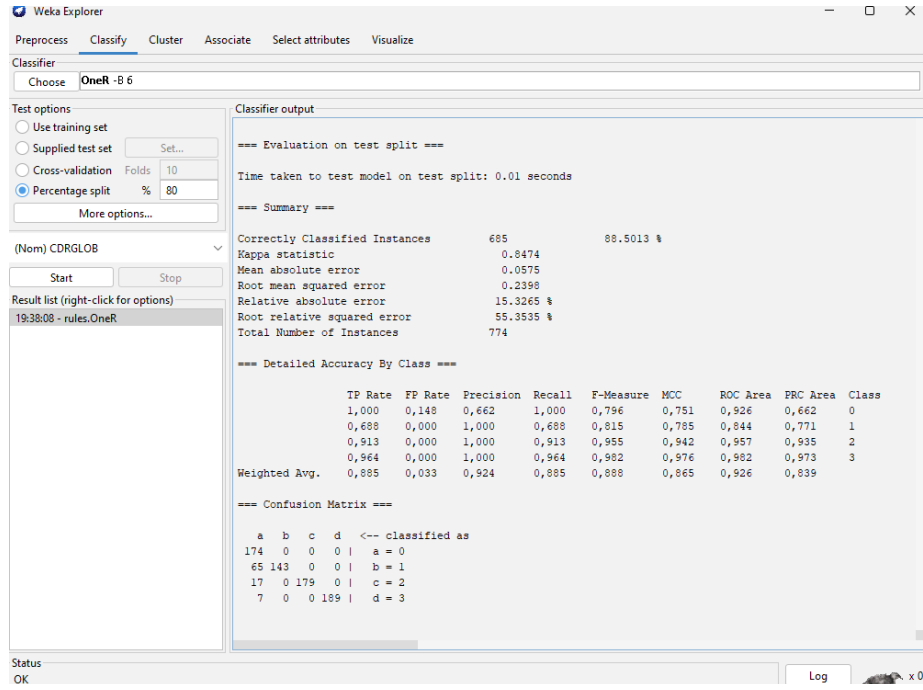
ANFIS modelinin bulanık çıkarım sistemi, MATLAB' da "genfis" fonksiyonu kullanılarak oluşturulmuştur. Bu fonksiyon, Fuzzy C-Means Clustering (FCM) algoritması ile veri setindeki özellikleri kümelere ayırmış ve Sugeno tipi çıkarım sistemini oluşturmuştur. Oluşturulan bu sistem, ANFIS modelinin eğitim sürecine girdi olarak verilmiş ve model 100 epoch boyunca eğitilmiştir. Eğitim sürecinde, ANFIS modelinin parametreleri uyarlanarak veri setine en iyi uyumu sağlayacak şekilde optimize edilmiştir. Bu süreçte "NumClusters"¹⁷ değeri 4, "Exponent"¹⁸ değeri ise 4 olarak belirlenmiştir ve 4 kural üretilmiştir. Bu yöntemler kullanılarak, ANFIS modelinin doğruluğu %90 olarak hesaplanmıştır.

ANFIS dışında kullanılan diğer modellerden, OneR, ID3 ve Random Tree sınıflandırma modelleri Weka 3.8 aracı kullanılarak oluşturulmuştur. Veriler, öncelikle yukarıda bahsedilen ön işleme adımlarına tabi tutulmuş ve ardından %80 eğitim ve %20 test verileri olarak ayrılmıştır.

Şekil 4.1'de görüldüğü gibi, OneR yüzde 88'luk bir tahmin oranına sahiptir. OneR 'un duyarlılık oranı yüzde 88, kesinlik oranı yüzde 92, F1 skoru oranı yüzde 88 ve RMSE oranı yüzde 23'tür.

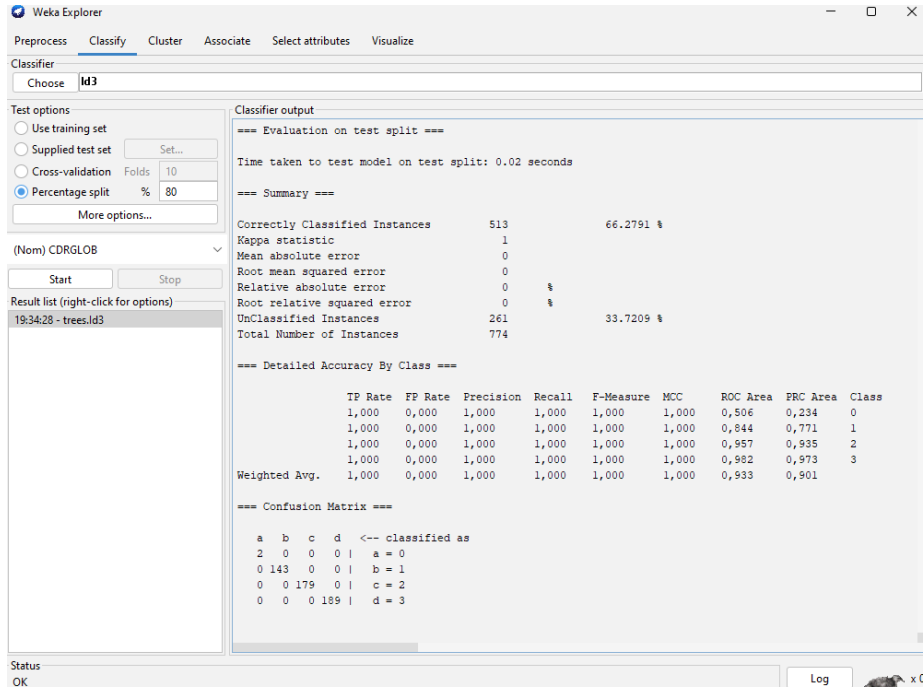
¹⁷ Küme sayısının belirlenmesi (MathWorks, tarih yok).

¹⁸ Küme sayısının belirlenmesinde hassasiyet birimi (MathWorks, tarih yok).



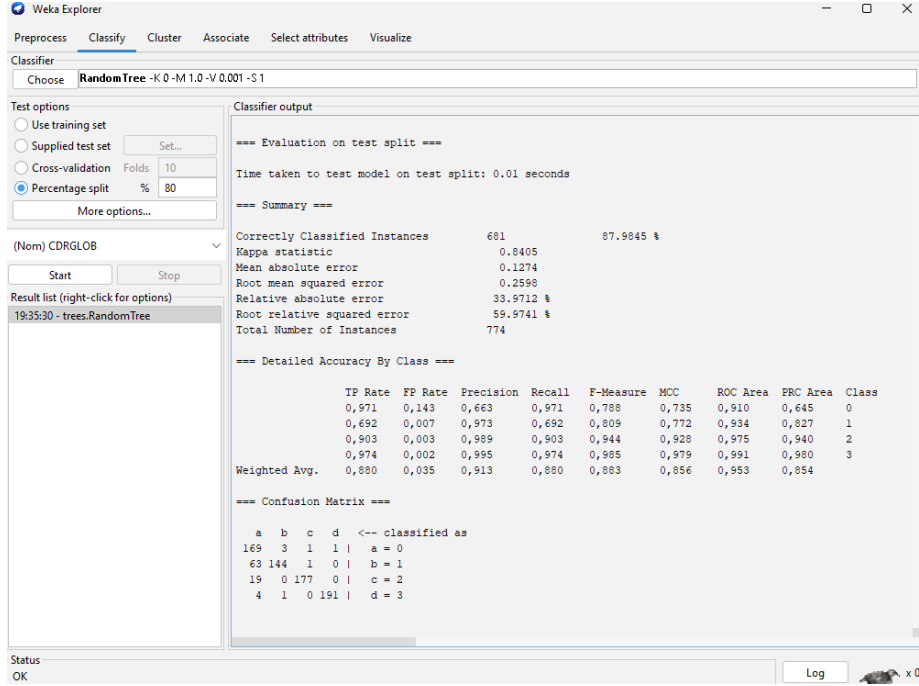
Şekil 4.1: OneR modeli çıktı özeti ve elde edilen değerler

Şekil 4.2'de görüldüğü gibi, ID3 yüzde 66'lık bir tahmin oranına sahiptir. ID3 'nin duyarlılık oranı yüzde 100, kesinlik oranı yüzde 100, F1 skoru oranı yüzde 100 ve RMSE oranı yüzde 0'dır. Bu değerlere göre ID3 algoritmasının yanlış sınıflandırma yaptığı görülmüştür.



Şekil 4.2: ID3 modeli çıktı özeti ve elde edilen değerler

Şekil 4.3'te görüldüğü gibi, Random Tree yüzde 87'lik bir tahmin oranına sahiptir. Random Tree 'nin duyarlılık oranı yüzde 88, kesinlik oranı yüzde 91, F1 skoru oranı yüzde 88 ve RMSE oranı yüzde 25.9'dur.



Şekil 4.3: Random Tree modeli çıktı özeti ve elde edilen değerler

Tablo 4.1'de gösterildiği gibi, OneR ve Random Tree modellerine kıyasla ID3 veri setine uyum sağlayamamış ve kötü bir sonuç vermiştir. Diğerlerine göre de ANFIS yüzde 90'lık doğruluk oranıyla sınıflandırmayı yüksek doğrulukla tahmin etmektedir.

Tablo 4.1: Algoritmaların tahmin oranları karşılaştırılması

Yöntemler	Doğruluk	Duyarlılık	Kesinlik	F1 Skoru	RMSE
ANFIS	0.90	0.93	0.83	0.88	0.28
ID3	0.66	1.00	1.00	1.00	0.00
OneR	0.88	0.88	0.92	0.88	0.23
Random Tree	0.87	0.88	0.91	0.88	0.26

5. TARTIŞMA VE SONUÇ

Alzheimer hastalığı, dünya genelinde milyonlarca insanı etkileyen, ilerleyici ve geri dönüşü olmayan bir nörodejeneratif hastalıktır. Bu hastalık, bireylerin bilişsel işlevlerini ciddi şekilde etkileyerek günlük yaşam aktivitelerini yerine getirmelerini zorlaştırır. Alzheimer hastalığının erken teşhisi ve uygun tedavi yöntemlerinin belirlenmesi, hastaların yaşam kalitesinin artırılması ve hastalığın ilerleyişinin yavaşlatılması açısından kritik öneme sahiptir. Bu yapılan çalışmanın amacı Alzheimer hastalarının bilişsel işlev kaybını tespit edip, hastaların sınıflandırılmasında etkili ANFIS modeli geliştirilmesidir. Geliştirilen ANFIS modeli hafif, orta ve ağır şiddette demans hastalarının sınıflandırılmasında %90 doğruluk oranı, %88 F1 skoru ile ID3, OneR, Random Tree modellerine kıyasla daha üstün sonuçlar elde etmiştir.

Literatürde ADNI-1 veri seti üzerinde geliştirilen çalışmalar CNN, 3D CNN, LSTM gibi modellerle %96-99 doğruluk oranlarına ulaşabilmektedir. Bir çalışmada 6400 MRI verisi üzerinde eğitilen CNNs-without-Aug, CNNs-with-Aug, CNNs-LSTM-with-Aug, CNN-SVM-with-Aug ve Vgg16-SVM with-Aug model önerilerinin sırasıyla 99.92%, 99.61%, 99.22%, 99.14%, 98.67% doğruluk oranlarına ulaştığı ortaya konulmuştur (Sorour, et al., 2024).

Başka bir çalışmada 708 MRI verisi ve hastaların MMSE skorlarını içeren MIRIAD veri seti kullanılarak geliştirilen CNN modeli %89 doğruluk oranı ve %88 F1 skoru elde etmiştir (De Silva & Kunz, 2023). 97 ayrı araştırmayı analiz eden bir çalışmada Alzheimer tahmini için en iyi sonuçların CNN modelleri ile elde edildiğini ve ortalamada %89 doğruluk oranına ulaştıklarını ortaya koymuştur. Çalışmalar arasında oluşan performans farklılıklarının kullanılan farklı veri setleri olduğunu belirtmişlerdir (Frizzell, et al., 2022).

Yapılan araştırmalarda fMRI ve MRI verilerinin model eğitimde birlikte kullanılması en iyi sonuçları elde ettiğini belirtmiştir. İleriki araştırmalarda geliştirilecek ANFIS modeli eğitiminde yapısal ve işlevsel nörogörüntüleme tekniklerinden elde edilen verilerin birlikte kullanılması modelin performansını arttırabilir (Niyas & Thiyagarajan, 2023).

KAYNAKÇA

Argüz Çıldır, D. & Ada, E., 2024. Magnetic Rezonance Imaging Findings in Dyslexia Disleksinin Manyetik Rezonans Görüntüleme Bulguları.. *Turkish Journal of Child and Adolescent Mental Health*, 31(1), pp. 16-22.

Arslan, N. N. & Özdemir, D., 2024. Analysis of CNN models in classifying Alzheimer's stages: comparison and explainability examination of the proposed separable convolution-based neural network and transfer learning models. *Signal, Image and Video Processing*, pp. 1-15.

Ay, Ş., 2020. *Model Performansını Değerlendirmek: Metrikler*. [Çevrimiçi]
Available at: <https://medium.com/deep-learning-turkiye/model-performansini-değerlendirmek-metrikler-cb6568705b1>

Breiman, L., 2001. Random forests. *Machine learning*, Cilt 45, pp. 5-32.

Brookmeyer, R., Corrada, M. M., Curriero, F. C. & Kawas, C., 2002. Survival following a diagnosis of Alzheimer disease. *Archives of neurology*, 59(11), pp. 1764-1767.

Cangöz, B. & Yalın, S., tarih yok *YAŞLILIKTA BİLİŞSEL VE PSİKOLOJİK DEĞİŞİM*, basım yeri bilinmiyor: yazarı bilinmiyor

Cummings, J. L. ve diğerleri, 1994. The Neuropsychiatric Inventory: comprehensive assessment of psychopathology in dementia. *Neurology*, 44(12), pp. 2308-2308.

Çıkrıkçılı, O., 2013. *Alzheimer hastalığının uyarlanmış neuro fuzzy sonuç çıkarım sistemleriyle önceden tahmin edilmesi= Predicting alzheimer's disease using adaptive neuro fuzzy inference system*, basım yeri bilinmiyor: Master's Thesis. Bahçeşehir Üniversitesi.

De Silva, K. & Kunz, H., 2023. Prediction of Alzheimer's disease from magnetic resonance imaging using a convolutional neural network. *Intelligence-Based Medicine*, Cilt 7, p. 100091.

Değer, T. B., 2022. Demans ve Alzheimer'da müzik terapinin etkisi ve Türkiye'deki mevcut durum. *Sosyal Politika ve Sosyal Hizmet Çalışmaları Dergisi*, 3(2), pp. 267-280.

Diamond, B. ve diğerleri, 2013. Brain-reactive antibodies and disease. *Annual review of immunology*, Cilt 31, pp. 345-385.

Duyckaerts, C., Delatour, B. & Potier, M. C., 2009. Classification and basic pathology of Alzheimer disease. *Acta neuropathologica*, Cilt 118, pp. 5-36.

Ertaş, T., 2011. *Türkçeye uyarlanmış Ağır bozukluk bataryasının demanslı bireylerde geçerlik güvenirlik çalışması*. [Çevrimiçi]
Available at: <https://acikerisim.deu.edu.tr/xmlui/handle/20.500.12397/9952>

Frisoni, G. B. ve diğerleri, 2010. The clinical use of structural MRI in Alzheimer disease. *Nature Reviews Neurology*, 6(2), pp. 67-77.

- Frizzell, T. O. ve diğerkleri, 2022. Artificial intelligence in brain MRI analysis of Alzheimer's disease over the past 12 years: A systematic review. *Ageing Research Reviews*, Cilt 77, p. 101614.
- GBD 2016 Dementia Collaborators, 2019. Global, regional, and national burden of Alzheimer's disease and other dementias, 1990-2016: a systematic analysis for the Global Burden of Disease Study 2016. *The Lancet. Neurology*, 18(1), pp. 88-106.
- Goldberg T. E. , Devanand D. P., Fang Z., Kim H., Rueppel E., Tucker A., Carlson S., Lee S., 2024. *Effects of APOE e4 and Neuropathological Diagnoses on Neuropsychiatric Symptoms: Mediation Analyses and Likely Causation in an Integrated NACC Database, Biological Psychiatry: Cognitive Neuroscience and Neuroimaging*, basım yeri bilinmiyor: yazarı bilinmiyor
- Greenberg, S. A., 2012. The geriatric depression scale (GDS). *Best Practices in Nursing Care to Older Adults*, 4(1), pp. 1-2.
- Grueso, S. & Viejo-Sobera, R., 2021. Machine learning methods for predicting progression from mild cognitive impairment to Alzheimer's disease dementia: a systematic review. *Alzheimer's research & therapy*, 13(1), pp. 1-29.
- Güngen, C., Ertan, T., Eker, E. & Yaşar, R., 2002. Standardize mini mental test'in türk toplumunda hafif demans tanısında geçerlik ve güvenilirliği. *Türk Psikiyatri Dergisi*, 13(4), pp. 273 - 281.
- Gürvit, İ. H. & Baran, B., 2007. Demanslar ve kognitif bozukluklarda ölçekler.. *Noro-Psikiyatri Arsivi*, 44(2), pp. 58-65.
- Hark, C., 2022. Sahte Haber Tespiti için Derin Bağlamsal Kelime Gömülmeleri ve Sinirsel Ağların Performans Değerlendirmesi. Fırat Üniversitesi Mühendislik Bilimleri Dergisi. *Fırat Üniversitesi Mühendislik Bilimleri Dergisi*, 34(2), pp. 733-742.
- Hojjati, S. H. ve diğerkleri, 2018. Predicting conversion from MCI to AD by integrating rs-fMRI and structural MRI. *Computers in biology and medicine*, pp. 30-39.
- Holte, R. C., 1993. Very simple classification rules perform well on most commonly used datasets. *Machine learning*, Cilt 11, pp. 63-90.
- İlkbahar, N., 2019. *Data Preprocessing(Veri Ön İşleme)*. [Çevrimiçi]
Available at: <https://medium.com/@ilkbaharnaz/data-preprocessing-veri-önışleme-85236484f913>
- Jack Jr, C. R. ve diğerkleri, 2008. 11C PiB and structural MRI provide complementary information in imaging of Alzheimer's disease and amnesic mild cognitive impairment. *Brain*, 131(3), pp. 665-680.
- Jang, J.-S., 1993. ANFIS: adaptive-network-based fuzzy inference system. *IEEE transactions on systems, man, and cybernetics*, 23(3), pp. 665-685.
- Jomeiri, A., Navin, A. H. & Shamsi, M., 2024. Longitudinal MRI analysis using a hybrid DenseNet-BiLSTM method for Alzheimer's disease prediction. *Behavioural Brain Research*, Cilt 463, p. 114900.

- Jopp, D. S., Park, M. K. S., Lehrfeld, J. & Paggi, M. E., 2016. Physical, cognitive, social and mental health in near-centenarians and centenarians living in New York City: findings from the Fordham Centenarian Study. *BMC geriatrics*, 16(1), pp. 1-10.
- Keskin, A. O. ve diğerleri, 2022. *Sağlık Kurulunda Demans*, Ankara: Türk Nöroloji Derneği Yayınları.
- Livingston, G. ve diğerleri, 2017. Dementia prevention, intervention, and care. *The lancet*, 390(10113), pp. 2673-2734.
- MathWorks, tarih yok *fcmOptions*. [Çevrimiçi]
Available at: <https://www.mathworks.com/help/fuzzy/clustering.fcmoptions.html>
- Mehmood, A. ve diğerleri, 2021. A transfer learning approach for early diagnosis of Alzheimer's disease on MRI images. *Neuroscience*, Cilt 460, pp. 43-52.
- Mirzaei, G. & Adeli, H., 2022. Machine learning techniques for diagnosis of alzheimer disease, mild cognitive disorder, and other types of dementia. *Biomedical Signal Processing and Control*, Cilt 72, p. 103293.
- National Alzheimer's Coordinating Center (NACC), 2015. NACC uniform data set: Researchers data dictionary. *University of Washington*, Cilt 3.
- National Alzheimer's Coordinating Center (NACC), 2015. Researchers data dictionary: Imaging data. *University of Washington*.
- Niyas, K. M. & Thiyagarajan, P., 2023. A systematic review on early prediction of Mild cognitive impairment to alzheimers using machine learning algorithms. *International Journal of Intelligent Networks*, pp. 74-88.
- Öztürk, B., 2023. *Tek A'lı çekirdeklerin taban-durum manyetik momentlerinin sinirsel-bulanık sistemiyle belirlenmesi= Determination of the ground-state magnetic moments of odd mass nuclei using neuro-fuzzy system*, basım yeri bilinmiyor: (Master's thesis, Sakarya Üniversitesi).
- Petrella, J. R., Coleman, R. E. & Doraiswamy, P. M., 2003. Neuroimaging and early diagnosis of Alzheimer disease: a look to the future. *Radiology*, 226(2), pp. 315-336.
- Prince, M. ve diğerleri, 2015. World Alzheimer Report 2015. The Global Impact of Dementia: An analysis of prevalence, incidence, cost and trends. *Doctoral dissertation, Alzheimer's Disease International*.
- Quinlan, J. R., 1986. Induction of decision trees. *Machine learning*, Cilt 1, pp. 81-106.
- Rallabandi, V. S. & Seetharaman, K., 2023. Deep learning-based classification of healthy aging controls, mild cognitive impairment and Alzheimer's disease using fusion of MRI-PET imaging. *Biomedical Signal Processing and Control*, Cilt 80, p. 104312.
- Rosenberg, P. B. ve diğerleri, 2013. The association of neuropsychiatric symptoms in MCI with incident dementia and Alzheimer disease. *The American Journal of Geriatric Psychiatry*, 21(7), pp. 685-695.

Salami, F. ve diğerleri, 2022. Designing a clinical decision support system for Alzheimer's diagnosis on OASIS-3 data set. *Biomedical Signal Processing and Control*, Cilt 74, p. 103527.

Selekler, K., Cangöz, B. & Karakoç, E., 2004. Adaptation and norm determination study of the functional activities questionnaire (FAQ) on Turkish adults (ages 50 and over).

Selekler, K., Cangöz, B. & Karakoç, E., 2004. İşlevsel Faaliyetler Anketi'nin 50 yaş ve üzeri grupta Türk Kültürü İçin Uyarlama ve Norm Belirleme Çalışması. *Türk Nöroloji Dergisi*, 10(2).

Sertkaya M. E., Ergen B., 2022. Alzheimer Hastalığının Erken Teşhisinin Çoklu Değişken Kullanarak Tespiti. *Avrupa Bilim ve Teknoloji Dergisi*, Issue 35, pp. 306-314.

Sorour, S. E. ve diğerleri, 2024. Classification of Alzheimer's disease using MRI data based on Deep Learning Techniques. *Journal of King Saud University-Computer and Information Sciences*, 36(2), p. 101940.

Tanrıöver, N., Küçükyürük, B. & Aydın, S., 2014. Lateral ve Üçüncü ventrikül Lezyonlarına cerrahi Yaklaşımlar. *Türk Nöroşirürji Dergisi*, pp. 26-41.

Tatlıdil, M., 2020. *Veri Türleri ve İstatistiğe Giriş*. [Çevrimiçi]

Available at: <https://mervetatlıdil.medium.com/veri-türleri-ve-istatistige-giris-2959f509f768>

Tiraboschi, P., Hansen, L. A., Thal, L. J. & Corey-Bloom, J., 2004. The importance of neuritic plaques and tangles to the development and evolution of AD. *Neurology*, 62(11), pp. 1984-1989.

Tokgöz Özal, S. & Aksoy, S., 2018. Beyinde ak maddede t2 hiperintensiteleri olan asemptomatik hastalarda temporal horn çapının normal hastalarla karşılaştırılması. *ADYÜ Sağlık Bilimleri Dergisi*, 4(3), pp. 1056-1063.

Topal, E., tarih yok *Nöralterapi*. [Çevrimiçi]

Available at: <https://dremretopal.com/tedaviler/noralterapi>

Uzan, M., Küçükyürük, B. & Tanrıverdi, T., 2014. Kortikal Displazilerde Cerrahi Tedavi. *Türk Nöroşirürji Dergisi*, pp. 130-135.

Uzun, S., Güney, E. & Bingöl, B., 2022. U-Net Mimarisi ile Beyin Tümörü MRI Görüntülerinin Segmentasyonu. *El-Cezeri*, 9(4), pp. 1583-1590.

Ünal, M., 2021. Egzersiz ve nöroenez. *Journal of Istanbul Faculty of Medicine*, pp. 17-18.

Wikipedia katılımcıları, 2021. *Serebrum*. [Çevrimiçi]

Available at: <https://tr.wikipedia.org/w/index.php?title=Serebrum&oldid=25860659>

Wikipedia katılımcıları, 2024. *Beyin lobları*. [Çevrimiçi]

Available at: https://tr.wikipedia.org/w/index.php?title=Beyin_lobları&oldid=32143248

Wikipedia katılımcıları, 2024. *Entorhinal korteks*. [Çevrimiçi]

Available at: https://tr.wikipedia.org/w/index.php?title=Entorhinal_korteks&oldid=32527733

Wikipedia katılımcıları, 2024. *İnterpolasyon*. [Çevrimiçi]

Available at: <https://tr.wikipedia.org/w/index.php?title=İnterpolasyon&oldid=32648773>

Xue-wen, R., Yi-bin, L. & Ying-Ying, W., 2017. Improvement of ID3 algorithm based on simplified information entropy and coordination degree. *Chinese Automation Congress (CAC)*, pp. 1526-1530.

Zadeh, L. A., 1965. Fuzzy sets. *Information and control*, 8(3), pp. 338-353..

Zandifar, A. ve diğeri, 2020. MRI and cognitive scores complement each other to accurately predict Alzheimer's dementia 2 to 7 years before clinical onset. *NeuroImage: Clinical*, Cilt 25, p. 102121.

Zhu, T., Lin, Y. & Liu, Y., 2020. Improving interpolation-based oversampling for imbalanced data learning. *Knowledge-Based Systems*, Cilt 187, p. 104826.

EKLER

EK 1: NÖROPSİKIYATRİK ENVANTER (NPI)

Sanrılar

- | | | |
|--|-------------------------------|--------------------------------|
| 1. Hasta tehlikede olduğuna - başkalarının ona zarar vermeyi planladığına - inanıyor mu? | <input type="checkbox"/> Evet | <input type="checkbox"/> Hayır |
| 2. Hasta başkalarının kendisinden çaldığına inanıyor mu? | <input type="checkbox"/> Evet | <input type="checkbox"/> Hayır |
| 3. Hasta eşinin bir ilişkisi olduğuna inanıyor mu? | <input type="checkbox"/> Evet | <input type="checkbox"/> Hayır |
| 4. Hasta evinde istenmeyen misafirlerin yaşadığına inanıyor mu? | <input type="checkbox"/> Evet | <input type="checkbox"/> Hayır |
| 5. Hasta, eşinin ya da başkalarının iddia ettikleri gibi olmadıklarına inanıyor mu? | <input type="checkbox"/> Evet | <input type="checkbox"/> Hayır |
| 6. Hasta evinin kendi evi olmadığına inanıyor mu? | <input type="checkbox"/> Evet | <input type="checkbox"/> Hayır |
| 7. Hasta, aile üyelerinin kendisini terk etmeyi planladığına inanıyor mu? | <input type="checkbox"/> Evet | <input type="checkbox"/> Hayır |
| 8. Hasta televizyon veya magazin figürlerinin evde gerçekten var olduğuna inanıyor mu? (Onlarla konuşmaya veya etkileşime girmeye çalışıyor mu?) | <input type="checkbox"/> Evet | <input type="checkbox"/> Hayır |
| 9. Hasta sormadığım başka olağandışı şeylere inanıyor mu? | <input type="checkbox"/> Evet | <input type="checkbox"/> Hayır |

Halüsinasyon

- | | | |
|--|-------------------------------|--------------------------------|
| 1. Hasta sesler duyduğunu tarif ediyor mu veya sesler duyuyormuş gibi davranıyor mu? | <input type="checkbox"/> Evet | <input type="checkbox"/> Hayır |
| 2. Hasta orada olmayan kişilerle konuşuyor mu? | <input type="checkbox"/> Evet | <input type="checkbox"/> Hayır |
| 3. Başkaları tarafından görülmeyen şeyleri gördüğünü tarif ediyor mu veya başkaları tarafından görülmeyen şeyleri (insanlar, hayvanlar, ışıklar, vb.) görüyormuş gibi davranıyor mu? | <input type="checkbox"/> Evet | <input type="checkbox"/> Hayır |
| 4. Başkaları tarafından koklanmayan kokuları kokladığını bildiriyor mu? | <input type="checkbox"/> Evet | <input type="checkbox"/> Hayır |
| 5. Cildinde bir şeyler hissettiğini tarif ediyor mu veya başka bir şekilde bir şeylerin kendisine süründüğünü veya dokunduğunu hissediyor gibi görünüyor mu? | <input type="checkbox"/> Evet | <input type="checkbox"/> Hayır |
| 6. Bilinen bir nedeni olmayan tatlar tarif ediyor mu? | <input type="checkbox"/> Evet | <input type="checkbox"/> Hayır |
| 7. Başka olağandışı duyuşal deneyimler tarif ediyor mu? | <input type="checkbox"/> Evet | <input type="checkbox"/> Hayır |

Ajitasyon/Saldırganlık

- | | | |
|--|-------------------------------|--------------------------------|
| 1. Hasta kendisine bakmaya çalışanlara kızıyor mu veya aşağıdaki gibi faaliyetlere direniyor mu banyo yapmak ya da kıyafet değiştirmek gibi? | <input type="checkbox"/> Evet | <input type="checkbox"/> Hayır |
| 2. Hasta inatçı mı, her şeyin kendi istediği gibi olması mı gerekiyor? | <input type="checkbox"/> Evet | <input type="checkbox"/> Hayır |
| 3. Hasta işbirliği yapmıyor mu, başkalarının yardımına direniyor mu? | <input type="checkbox"/> Evet | <input type="checkbox"/> Hayır |
| 4. Hastanın başa çıkılmasını zorlaştıran başka davranışları var mı? | <input type="checkbox"/> Evet | <input type="checkbox"/> Hayır |
| 5. Hasta öfkeyle bağırıyor veya küfrediyor mu? | <input type="checkbox"/> Evet | <input type="checkbox"/> Hayır |
| 6. Hasta kapıları çarpıyor, mobilyaları tekmeliyor, bir şeyler fırlatıyor mu? | <input type="checkbox"/> Evet | <input type="checkbox"/> Hayır |
| 7. Hasta başkalarına zarar vermeye veya vurmaya teşebbüs ediyor mu? | <input type="checkbox"/> Evet | <input type="checkbox"/> Hayır |
| 8. Hastanın başka agresif veya tedirgin davranışları var mı? | <input type="checkbox"/> Evet | <input type="checkbox"/> Hayır |

Depresyon/Disfori

- | | | |
|--|-------------------------------|--------------------------------|
| 1. Hastanın üzüntü belirtisi gibi görünen ağlama veya hıçkırma dönemleri var mı? | <input type="checkbox"/> Evet | <input type="checkbox"/> Hayır |
| 2. Hasta üzgün ya da morali bozuk olduğunu söylüyor mu ya da öyleymiş gibi davranıyor mu? | <input type="checkbox"/> Evet | <input type="checkbox"/> Hayır |
| 3. Hasta kendini aşağılıyor mu veya başarısız hissettiğini söylüyor mu? | <input type="checkbox"/> Evet | <input type="checkbox"/> Hayır |
| 4. Hasta kendisinin kötü bir insan olduğunu ya da cezalandırılmayı hak ettiğini söylüyor mu? | <input type="checkbox"/> Evet | <input type="checkbox"/> Hayır |
| 5. Hastanın cesareti çok kırılmış görünüyor mu veya bir geleceği olmadığını söylüyor mu? | <input type="checkbox"/> Evet | <input type="checkbox"/> Hayır |
| 6. Hasta ailesine yük olduğunu ya da ailesinin onsuz daha iyi olacağını söylüyor mu? | <input type="checkbox"/> Evet | <input type="checkbox"/> Hayır |
| 7. Hasta ölüm isteğini ifade ediyor mu veya kendini öldürmekten bahsediyor mu? | <input type="checkbox"/> Evet | <input type="checkbox"/> Hayır |
| 8. Hasta başka depresyon veya üzüntü belirtileri gösteriyor mu? | <input type="checkbox"/> Evet | <input type="checkbox"/> Hayır |

Anksiyete

- | | | |
|--|-------------------------------|--------------------------------|
| 1. Hasta planlanan olaylar hakkında endişeli olduğunu söylüyor mu? | <input type="checkbox"/> Evet | <input type="checkbox"/> Hayır |
| 2. Hastanın titrediği, rahatlayamadığı veya aşırı gergin hissettiği dönemler oluyor mu? | <input type="checkbox"/> Evet | <input type="checkbox"/> Hayır |
| 3. Hastanın nefes darlığı, soluk soluğa kalma veya nefes kesilmesi dönemleri var mı [veya bunlardan şikayetçi mi]?
Gerginlik dışında belirgin bir neden olmadan iç çekiyor musunuz? | Evet | Hayır |
| 4. Hasta midesinde kelebekler uçuştüğünden mi şikayet ediyor, yoksa kalp atışlarının hızlandığından mı?
sinirlilik ile birlikte kalp? (Hastalıkla açıklanamayan semptomlar) | <input type="checkbox"/> Evet | <input type="checkbox"/> Hayır |
| 5. Hasta, arabaya binmek, arkadaşlarıyla buluşmak veya kalabalıkta bulunmak gibi kendisini daha gergin yapan belirli yerlerden veya durumlardan kaçınıyor mu? | <input type="checkbox"/> Evet | <input type="checkbox"/> Hayır |
| 6. Hasta sizden (veya bakıcısından) ayrıldığında gergin ve üzgün oluyor mu? (Ayrılmamak için size yapışıyor mu?) | <input type="checkbox"/> Evet | <input type="checkbox"/> Hayır |
| 7. Hasta başka anksiyete belirtileri gösteriyor mu? | <input type="checkbox"/> Evet | <input type="checkbox"/> Hayır |

Coşku

- | | | |
|--|-------------------------------|--------------------------------|
| 1. Hasta her zamanki halinden farklı olarak kendini çok iyi ya da çok mutlu hissediyor gibi görünüyor mu? | <input type="checkbox"/> Evet | <input type="checkbox"/> Hayır |
| 2. Hasta mizah buluyor mu ve başkalarının komik bulmadığı şeylere gülüyor mu? | <input type="checkbox"/> Evet | <input type="checkbox"/> Hayır |
| 3. Hastanın kıkırdama veya uygunsuz bir şekilde gülme eğilimi olan çocuksu bir mizah anlayışı var gibi görünüyor mu (başkalarının başına talihsiz bir şey geldiğinde olduğu gibi)? | <input type="checkbox"/> Evet | <input type="checkbox"/> Hayır |
| 4. Hasta başkalarına komik gelmeyen ama kendisine komik gelen şakalar yapıyor ya da sözler söylüyor mu? | <input type="checkbox"/> Evet | <input type="checkbox"/> Hayır |
| 5. Eğlenmek için çimdiklemek veya "uzak dur" oynamak gibi çocukça şakalar yapıyor mu? | <input type="checkbox"/> Evet | <input type="checkbox"/> Hayır |
| 6. Hasta "büyük konuşuyor" mu veya gerçekte olduğundan daha fazla yetenek veya servete sahip olduğunu iddia ediyor mu? | <input type="checkbox"/> Evet | <input type="checkbox"/> Hayır |
| 7. Hasta kendini çok iyi hissettiğine veya çok mutlu olduğuna dair başka belirtiler gösteriyor mu? | <input type="checkbox"/> Evet | <input type="checkbox"/> Hayır |

İlgisizlik/Kayıtsızlık

1. Hasta normalden daha az spontan ve daha az aktif görünüyor mu?	<input type="checkbox"/> Evet	<input type="checkbox"/> Hayır
2. Hastanın bir konuşma başlatma olasılığı daha mı düşük?	<input type="checkbox"/> Evet	<input type="checkbox"/> Hayır
3. Hasta her zamanki haline kıyasla daha az sevecen veya duygu yoksunu mu?	<input type="checkbox"/> Evet	<input type="checkbox"/> Hayır
4. Hasta ev işlerine daha az katkıda bulunuyor mu?	<input type="checkbox"/> Evet	<input type="checkbox"/> Hayır
5. Hasta başkalarının faaliyetleri ve planlarıyla daha az ilgileniyor gibi görünüyor mu?	<input type="checkbox"/> Evet	<input type="checkbox"/> Hayır
6. Hasta arkadaşlarına ve aile üyelerine olan ilgisini kaybetti mi?	<input type="checkbox"/> Evet	<input type="checkbox"/> Hayır
7. Hasta her zamanki ilgi alanları konusunda daha az hevesli mi?	<input type="checkbox"/> Evet	<input type="checkbox"/> Hayır
8. Hasta yeni şeyler yapmayı önemsemediğine dair başka işaretler gösteriyor mu?	<input type="checkbox"/> Evet	<input type="checkbox"/> Hayır

Disinhibisyon

1. Hasta sonuçlarını düşünmeden dürtüsel davranıyor mu?	<input type="checkbox"/> Evet	<input type="checkbox"/> Hayır
2. Hasta hiç tanımadığı kişilerle sanki onları tanıyormuş gibi konuşuyor mu?	<input type="checkbox"/> Evet	<input type="checkbox"/> Hayır
3. Hasta insanlara duyarsız veya onların duygularını incitecek şeyler söylüyor mu?	<input type="checkbox"/> Evet	<input type="checkbox"/> Hayır
4. Hasta normalde söylemeyeceği kaba şeyler söylüyor ya da cinsel içerikli sözler sarf ediyor mu?	<input type="checkbox"/> Evet	<input type="checkbox"/> Hayır
5. Hasta, genellikle konuşulmayan çok kişisel veya özel konular hakkında açıkça konuşuyor mu? halka açık mı?	Evet	Hayır
6. Hasta, başkalarının karakterine uygun olmayan bir şekilde onlara dokunuyor veya sarılıyor mu? Onu mu?	<input type="checkbox"/> Evet	<input type="checkbox"/> Hayır
7. Hasta dürtülerinin kontrolünü kaybettiğine dair başka belirtiler gösteriyor mu?	<input type="checkbox"/> Evet	<input type="checkbox"/> Hayır

Sinirlilik/Kararsızlık

1. Hastanın huysuzluğu var mı, küçük şeyler yüzünden kolayca "çileden çıkıyor" mu?	<input type="checkbox"/> Evet	<input type="checkbox"/> Hayır
2. Hasta ruh halini bir dakikadan diğerine hızla değiştiriyor mu, bir dakika önce iyiyken bir dakika sonra sinirleniyor mu?	<input type="checkbox"/> Evet	<input type="checkbox"/> Hayır
3. Hastada ani öfke patlamaları oluyor mu?	<input type="checkbox"/> Evet	<input type="checkbox"/> Hayır
4. Hasta sabırsız mı, gecikmelerle başa çıkmakta veya planlanan faaliyetleri beklemekte zorlanıyor mu?	<input type="checkbox"/> Evet	<input type="checkbox"/> Hayır
5. Hasta huysuz ve sinirli mi?	<input type="checkbox"/> Evet	<input type="checkbox"/> Hayır
6. Hasta tartışmacı ve geçinmesi zor biri mi?	<input type="checkbox"/> Evet	<input type="checkbox"/> Hayır
7. Hasta başka sinirlilik belirtileri gösteriyor mu?	<input type="checkbox"/> Evet	<input type="checkbox"/> Hayır

Motor bozukluklar

- | | | |
|---|-------------------------------|------------------------------------|
| 1. Hasta evin içinde görünürde bir amacı olmadan dolaşıyor mu? | <input type="checkbox"/> Evet | <input type="checkbox"/> Ha
yır |
| 2. Hasta çekmeceleri ya da dolapları karıştırıp açıyor mu? | <input type="checkbox"/> Evet | <input type="checkbox"/> Ha
yır |
| 3. Hasta sürekli olarak giysi giyip çıkarıyor mu? | <input type="checkbox"/> Evet | <input type="checkbox"/> Ha
yır |
| 4. Hastanın tekrar tekrar yaptığı aktiviteler veya "alışkanlıkları" var mı? | <input type="checkbox"/> Evet | <input type="checkbox"/> Ha
yır |
| | | <input type="checkbox"/> Ha
yır |
| 5. Hasta düğme tutma, toplama, ip sarma vb. gibi tekrarlayan faaliyetlerde bulunuyor mu? | <input type="checkbox"/> Evet | <input type="checkbox"/> Hayır |
| 6. Hasta aşırı derecede kıpırdanıyor mu, yerinde duramıyor gibi görünüyor mu veya ayaklarını zıplıyor mu ya da parmaklarına çok fazla vuruyor mu? | <input type="checkbox"/> Evet | <input type="checkbox"/> Hayır |
| 7. Hasta başka aktiviteleri tekrar tekrar yapıyor mu? | <input type="checkbox"/> Evet | <input type="checkbox"/> Hayır |

Uyku/gece davranış bozuklukları

- | | | |
|---|-------------------------------|--------------------------------|
| 1. Hasta uykuya dalmakta zorluk çekiyor mu? | <input type="checkbox"/> Evet | <input type="checkbox"/> Hayır |
| 2. Hasta gece boyunca ayağa kalkıyor mu (hasta gecede bir veya iki kez sadece tuvalete gitmek için kalkıyor ve hemen tekrar uykuya dalıyorsa saymayın)? | <input type="checkbox"/> Evet | <input type="checkbox"/> Hayır |
| 3. Hasta geceleri dolaşıyor, volta atıyor veya uygunsuz aktivitelere katılıyor mu? | <input type="checkbox"/> Evet | <input type="checkbox"/> Hayır |
| 4. Hasta gece boyunca sizi uyandırıyor mu? | <input type="checkbox"/> Evet | <input type="checkbox"/> Hayır |
| 5. Hasta gece uyanıyor, giyiniyor ve sabah olduğunu ve güne başlama zamanı geldiğini düşünerek dışarı çıkmayı planlıyor mu? | <input type="checkbox"/> Evet | <input type="checkbox"/> Hayır |
| 6. Hasta sabahları çok erken mi uyanıyor (alışkanlığından daha erken)? | <input type="checkbox"/> Evet | <input type="checkbox"/> Hayır |
| 7. Hasta gün içinde aşırı uyuyor mu? | <input type="checkbox"/> Evet | <input type="checkbox"/> Hayır |
| 8. Hastanın sizi rahatsız eden ve daha önce konuşmadığımız başka gece davranışları var mı? | <input type="checkbox"/> Evet | <input type="checkbox"/> Hayır |

İştah ve yeme bozuklukları

- | | | |
|---|-------------------------------|--------------------------------|
| 1. İştah kaybı yaşadı mı? | <input type="checkbox"/> Evet | <input type="checkbox"/> Hayır |
| 2. İştahında bir artış oldu mu? | <input type="checkbox"/> Evet | <input type="checkbox"/> Hayır |
| 3. Kilo kaybı yaşadı mı? | <input type="checkbox"/> Evet | <input type="checkbox"/> Hayır |
| 4. Kilo aldı mı? | <input type="checkbox"/> Evet | <input type="checkbox"/> Hayır |
| 5. Ağzına bir kerede çok fazla yemek koymak gibi yeme davranışında bir değişiklik oldu mu? | <input type="checkbox"/> Evet | <input type="checkbox"/> Hayır |
| 6. Çok fazla tatlı yemek gibi sevdiği yiyecek türlerinde bir değişiklik oldu mu? veya diğer özel gıda türleri? | Evet | Hayır |
| 7. Her seferinde aynı tür yiyecekleri yemek gibi yeme davranışları geliştirdi mi? veya yiyecekleri tam olarak aynı sırayla yiyor musunuz? | Evet | Hayır |
| 8. İştahta veya yemek yemede sormadığım başka değişiklikler oldu mu? | Evet | <input type="checkbox"/> |

EK 2: YAŞLI DEPRESYON ÖLÇEĞİ (GDS)

Geçtiğimiz hafta boyunca nasıl hissettiğinize dair en iyi cevabı seçin:

1. Temel olarak hayatınızdan memnun musunuz? EVET / **HAYIR**
2. Birçok faaliyetinizi ve ilgi alanınızı bıraktınız mı? **EVET** / HAYIR
3. Hayatınızın boş olduğunu hissediyor musunuz? **EVET** / HAYIR
4. Sık sık canınız sıkılır mı? **EVET** / HAYIR
5. Çoğu zaman keyfiniz yerinde mi? EVET / **HAYIR**
6. Başınıza kötü bir şey geleceğinden korkuyor musunuz? **EVET** / HAYIR
7. Çoğu zaman kendinizi mutlu hissediyor musunuz? EVET / **HAYIR**
8. Kendinizi sık sık çaresiz hissediyor musunuz? **EVET** / HAYIR
9. Dışarı çıkıp yeni şeyler yapmak yerine evde kalmayı mı tercih ediyorsunuz? **EVET** / HAYIR
10. Hafızanızla ilgili birçok kişiden daha fazla sorun yaşadığınızı düşünüyor musunuz? **EVET** / HAYIR
11. Şu anda hayatta olmanın harika olduğunu düşünüyor musunuz? EVET / **HAYIR**
12. Şu anki halinizle kendinizi oldukça değersiz hissediyor musunuz? **EVET** / HAYIR
13. Kendinizi enerji dolu hissediyor musunuz? EVET / **HAYIR**
14. Durumunuzun umutsuz olduğunu düşünüyor musunuz? **EVET** / HAYIR
15. Çoğu insanın sizden daha iyi durumda olduğunu düşünüyor

musunuz? **EVET** / HAYIR **Kalın** yazılmış cevaplar depresyonu gösterir.

Kalın yazılan her cevap için 1 puan verin.

5 puanın üzerindeki bir skor depresyonu düşündürür.

10 puanın üzerinde bir skor neredeyse her zaman depresyonun göstergesidir.

5 puanın üzerindeki bir skor, takip eden kapsamlı bir değerlendirmeyi gerektirmelidir.

EK 3: FONKSİYONEL AKTİVİTELER ANKETİ (FAQ)

- 1- Fatura ödemek, gelir ve giderleri dengelemek, para hesabı yapmak
- 2- Vergi, aidat, elektrik-su-telefon makbuzlarını, KDV fişlerini, işine ait evrakları tasnif etmek,
- 3- Giyecek, ev ihtiyaçları veya yiyecek almak için tek başına alışverişe çıkmak,
- 4- Beceri gerektiren bir oyun oynamak, bir hobiyle uğraşmak (örn., tavlâ, iskambil vb. oynamak, yün örmek)
- 5- Su kaynatmak, bir bardak hazır kahve ya da çay yapmak, ocağı söndürmek,
- 6- Besin dengesi olan bir öğün yemek hazırlamak,
- 7- Güncel olayları takip etmek
- 8- Bir TV programını, kitabı veya gazeteyi dikkatle izlemek, ya da okumak, anlamak, tartışmak,
- 9- Randevuları, ailenin özel günlerini, tatilleri, ilaç dozlarını veya zamanlarını hatırlamak,
- 10- Şehiriçi ulaşım araçları ile bulunduğu semtin dışına seyahat etmek, otobüsten yer ayırtmak, veya otomobil kullanmak.

Hasta yakınları, hastalarının her maddede yer alan performansa ilişkin 0-3 arası puan verirler .

0 puan: "Başarılı veya işlevi hiçbir zaman yapmadı; ancak istendiğinde yapabilir

Hesaplama

1 puan: Güçlük çekmesine rağmen işleri yapmayı başarıyor. veya işlevi hiçbir zaman yapmadı; ancak istendiğinde güçlkle de olsa yapabilir"

2 puan: "Yardımla yapabilir",

3 puan: Başarısız

EK 4: MİNİ MENTAL DURUM TESTİ

Ad Soyad:
Eğitim (yıl):
T. Puan:

Tarih:
Meslek:

Yaş:
Aktif El:

YÖNELİM (Toplam puan 10)

Hangi yıl içindeyiz..... ()
Hangi mevsimdeyiz ()
Hangi aydayız ()
Bu gün ayın kaççı ()
Hangi gündeyiz ()

Hangi ülkede yaşıyoruz ()
Şu an hangi şehirde bulunmaktasınız ()
Şu an bulunduğunuz semt neresidir ()
Şu an bulunduğunuz bina neresidir ()
Şu an bu binada kaçınıcı kattasınız ()

KAYIT HAFIZASI (Toplam puan 3)

Size birazdan söyleyeceğim üç ismi dikkatlice dinleyip ben bitirdikten sonra tekrarlayın
(Masa, Bayrak, Elbise) (20 sn süre tanınır) Her doğru isim 1 puan ()
DİKKAT ve HESAP YAPMA (Toplam puan 5)
100'den geriye doğru 7 çıkartarak gidin. Dur deyinceye kadar devam edin.
Her doğru işlem 1 puan. (100, 93, 86, 79, 72, 65) ()

HATIRLAMA (Toplam puan 3)

Yukarıda tekrar ettiğiniz kelimeleri hatırlıyor musunuz? Hatırladıklarınızı söyleyin.
(Masa, Bayrak, Elbise)..... ()

LİSAN (Toplam puan 9)

- a) Bu gördüğünüz nesnelerin isimleri nedir? (saat, kalem) 2 puan (20 sn tut) ()
- b) Şimdi size söyleyeceğim cümleyi dikkatle dinleyin ve ben bitirdikten sonra tekrar edin. "Eğer ve fakat istemiyorum" (10 sn tut) 1 puan..... ()
- c) Şimdi sizden bir şey yapmanızı isteyeceğim, beni dikkatle dinleyin ve söylediğimi yapın. "Masada duran kağıdı sağ/sol elinizle alın, iki elinizle ikiye katlayın ve yere bırakın lütfen" Toplam puan 3, süre 30 sn, her bir doğru işlem 1 puan..... ()
- d) Şimdi size bir cümle vereceğim. Okuyun ve yazıda söylenen şeyi yapın. (1 puan)
"GÖZLERİNİZİ KAPATIN" (arka sayfada)..... ()
- e) Şimdi vereceğim kağıda aklınıza gelen anlamlı bir cümleyi yazın (1 puan)..... ()
- f) Size göstereceğim şeklin aynısını çizin. (arka sayfada) (1 puan) ()

