

T.C.
DOKUZ EYLÜL ÜNİVERSİTESİ
TIP FAKÜLTESİ
RADYOLOJİ ANA BİLİM DALI

**NÖRODEJENERATİF HASTALIKLARDA
SEGMENTASYON YÖNTEMİ İLE HEDEF
BÖLGE TUTULUMLARININ
DEĞERLENDİRİLMESİ**

RADYOLOJİ UZMANLIK TEZİ:

Dr. Ece Akyol

İZMİR, 2021

T.C.

DOKUZ EYLÜL ÜNİVERSİTESİ

TIP FAKÜLTESİ

RADYOLOJİ ANA BİLİM DALI

**NÖRODEJENERATİF HASTALIKLARDA
SEGMENTASYON YÖNTEMİ İLE HEDEF
BÖLGE TUTULUMLARININ
DEĞERLENDİRİLMESİ**

RADYOLOJİ UZMANLIK TEZİ:

Dr. Ece Akyol

TEZ DANIŞMANI:

Doç. Dr. Nuri Karabay

İÇİNDEKİLER:

A) ÖNSÖZ	9
B) ÖZET (TÜRKÇE)	10
C) ÖZET (İNGİLİZCE)	12
D) GİRİŞ VE AMAÇ	14
E) GENEL BİLGİLER	15
F) GEREÇ VE YÖNTEM	25
G) İSTATİSTİK	27
H) BULGULAR	29
I) TARTIŞMA	55
J) REFERANSLAR	60
K) EKLER	

TABLO LİSTESİ

Tablo.1 – Total beyin hacmi için sınıflandırılmış görsel veriler ile segmentasyon programı tarafından verilen persentil değerlerinin çapraz karşılaştırılması	31
Tablo.2 –Sağ frontal lob için sınıflandırılmış görsel veriler ile segmentasyon programı tarafından verilen persentil değerlerinin çapraz karşılaştırılması	34
Tablo.3 –Sol frontal lob için sınıflandırılmış görsel veriler ile segmentasyon programı tarafından verilen persentil değerlerinin çapraz karşılaştırılması	35
Tablo.4 –Sağ parietal lob için sınıflandırılmış görsel veriler ile segmentasyon programı tarafından verilen persentil değerlerinin çapraz karşılaştırılması	40
Tablo.5 –Sol parietal lob için sınıflandırılmış görsel veriler ile segmentasyon programı tarafından verilen persentil değerlerinin çapraz karşılaştırılması	42
Tablo.6 –Sağ oksipital lob için sınıflandırılmış görsel veriler ile segmentasyon programı tarafından verilen persentil değerlerinin çapraz karşılaştırılması	44
Tablo.7 –Sol oksipital lob için sınıflandırılmış görsel veriler ile segmentasyon programı tarafından verilen persentil değerlerinin çapraz karşılaştırılması	46
Tablo.8 –Sağ temporal lob için sınıflandırılmış görsel veriler ile segmentasyon programı tarafından verilen persentil değerlerinin çapraz karşılaştırılması	48
Tablo.9 –Sol temporal lob için sınıflandırılmış görsel veriler ile segmentasyon programı tarafından verilen persentil değerlerinin çapraz karşılaştırılması	50
Tablo.10 –Sağ hipokampus için sınıflandırılmış görsel veriler ile segmentasyon programı tarafından verilen persentil değerlerinin çapraz karşılaştırılması	52
Tablo.11 –Sol hipokampus için sınıflandırılmış görsel veriler ile segmentasyon programı tarafından verilen persentil değerlerinin çapraz karşılaştırılması	54

ŞEKİL LİSTESİ:

Şekil.1- Segmentasyon öncesi manyetik rezonans görüntüsü ve gri cevher, beyaz cevher ve beyin omurilik sayısı için gruplandırılmış segmentasyon görüntüleri	16
Şekil.2- İki boyutlu ve üç boyutlu görüntülerde birincil, ikincil ve üçüncül komşuluklar	17
Şekil.3 – Sinyal intensitelerini temsil eden gri tonlarının dağılımını yansıtan histogram örneği	18
Şekil.4 – Eşdizimlilik matrisi, belirli bir sette birlikte oluşan piksel intensite değerlerinin dağılımının tanımlandığı bir matristir.	18
Şekil.5 – Farklı amplitüd ve frekansa sahip sinyallerin oluşturduğu frekans dizisi örneği	19
Şekil.6- Sırasıyla T1A görüntüler, beyin dışı dokuların kaldırılması, manyetik inhomojenitelerin belirlenmesi ve çıkarılmasıyla elde edilen son görüntü	20
Şekil.7 -Sinyal intensitelerinin alt gruplara göre dağılımı	21
Şekil.8- Yüzey tabanlı segmentasyon	24
Şekil 9- Segmentasyon sonrası beyin loblarının farklı renklerle gösterimi	28
Şekil.10- Elde edilen hacim verilerinin sayısal, persentil cinsinden ve yüzdesel gösteriminin örneği	28
Şekil.11- Sağ ve sol loblardan ayrı olarak elde edilen hacim verilerinin sayısal, persentil cinsinden ve yüzdesel gösteriminin örneği	28
Şekil.12 – Alzheimer hastalarında ilk ve son başvuru arasındaki hacimsel farkı gösteren tablo	29
Şekil.13 –Parkinson hastalarında ilk ve son başvuru arasındaki hacimsel farkı gösteren tablo	30
Şekil.14- Her hasta için takip görüntülerin karşılaştırılması sırasında elde olunan persentil ve hacim değişimi verileri	32

Şekil.15- Takip görüntülerinin karşılaştırılmasında ilk ve son görüntülere göre persentil takibi örneği	32
Şekil.16 – Total beyin hacmi için sınıflandırılmış görsel veriler ile segmentasyon programı tarafından verilen persentil değerlerinin karşılaştırılması	33
Şekil.17 – Sağ frontal lob hacmi için sınıflandırılmış görsel veriler ile segmentasyon programı tarafından verilen persentil değerlerinin karşılaştırılması	35
Şekil.18 – Sol frontal lob hacmi için sınıflandırılmış görsel veriler ile segmentasyon programı tarafından verilen persentil değerlerinin karşılaştırılması	37
Şekil.19– Sağ parietal lob hacmi için sınıflandırılmış görsel veriler ile segmentasyon programı tarafından verilen persentil değerlerinin karşılaştırılması	39
Şekil.20 – Sol parietal lob hacmi için sınıflandırılmış görsel veriler ile segmentasyon programı tarafından verilen persentil değerlerinin karşılaştırılması	41
Şekil.21– Sağ oksipital lob için sınıflandırılmış görsel veriler ile segmentasyon programı tarafından verilen persentil değerlerinin karşılaştırılması	43
Şekil.22– Sol oksipital lob için sınıflandırılmış görsel veriler ile segmentasyon programı tarafından verilen persentil değerlerinin karşılaştırılması	45
Şekil.23– Sağ temporal lob için sınıflandırılmış görsel veriler ile segmentasyon programı tarafından verilen persentil değerlerinin karşılaştırılması	47
Şekil.24– Sol temporal lob için sınıflandırılmış görsel veriler ile segmentasyon programı tarafından verilen persentil değerlerinin karşılaştırılması	49
Şekil.25– Sağ hipokampus için sınıflandırılmış görsel veriler ile segmentasyon programı tarafından verilen persentil değerlerinin karşılaştırılması	51
Şekil.26– Sol hipokampus için sınıflandırılmış görsel veriler ile segmentasyon programı tarafından verilen persentil değerlerinin karşılaştırılması	53

KISALTMALAR:

2D: İki boyutlu

3D: Üç boyutlu

AI: Artificial intelligence

ALS: Amyotrofik Lateral Skleroz

BOS: Beyin omurilik sıvısı

BT: Bilgisayarlı tomografi

EM: Estimization-maximization yöntemi

HHK: Hipokampal hacim kaybı

MMSE: Mini mental state examination (mini mental durum testi)

MRF: Markov rastgele alan teorisi

MRG: Manyetik rezonans görüntüleme

MRI: Magnetic resonance imaging

MSA: Multi sistem atrofi

PET: Pozitron emisyon tomografisi

PSP: Progresif supranukleer palsi

T1A: T1 zamanını baz alan görüntülemeler, T1 zamanı ağırlıklı görüntüleme

TSE: Turbo spin-echo görüntüleme

YZ: Yapay zeka



ÖNSÖZ

Radyoloji uzmanlık eğitimim süresince eğitimimde katkıları olan Radyoloji Anabilim Dalı Başkanı Prof. Dr. Handan Güleryüz Uçar başta olmak üzere uzmanlık eğitimimin tamamlanmasındaki yardım ve katkılarından dolayı tüm Radyoloji Anabilim Dalı öğretim üyelerine,

Tezimin her aşamasında zamanını, bilgisini özveriyle benimle paylaşan değerli tez danışmanım, Doç. Dr. Nuri Karabay' a,

Değerli çalışma arkadaşlarıma, yan dal uzman hekimimiz Uzm. Dr. Elif Yaşar'a,

Bölümümüzde birlikte çalıştığımız hemşire, teknisyen ve yardımcı sağlık personeline,

Diğer bölümlerdeki başta Dr. Fethiye Ocakdan olmak üzere asistan hekim arkadaşlarıma,

Tezimin her aşamasında manevi desteklerini eksik etmeyen Uzm. Dr. Gökhan Özdemir'e ve Uzm. Dr. Neslihan Cihan Çalışgan'a

Desteklerini hiçbir zaman benden esirgemeyen canım aileme;

sonsuz teşekkürlerimi sunuyorum.

Saygılarımla

Dr. Ece Akyol

B) ÖZET

NÖRODEJENERATİF HASTALIKLARDA SEGMENTASYON YÖNTEMİ İLE HEDEF BÖLGE TUTULUMLARININ DEĞERLENDİRİLMESİ

Giriş ve Amaç: Dünya popülasyonundaki yaşlanma ile birlikte nörodejeneratif hastalıkların yarattığı iş gücü kaybı ve sağlık sistemine getirdiği yük giderek önem kazanmaktadır. Bu nedenle doğru ve erken tanı konulması; hastalığın sebep olduğu bilişsel yıkımın ön görülmesi ve anatomik olarak da takip edilmesi, mümkün olduğunda uygun tedaviler ile yavaşlatılması hem birey bazında hem de toplum bazında avantaj sağlayacaktır. Çalışmamızın amacı; nörodejeneratif hastalık tanısı olan bireylerde, takip görüntülemeler ile, hedef bölgelerde tutuluma bağlı nöron kaybının ve doğal sonucu olan atrofinin, manyetik rezonans görüntüleme (MRG) sekansları üzerinden segmentasyon yöntemi ile hacimsel veri hesaplanarak gösterilmesi ve yapay zeka (YZ) uygulamalarının bu amaca yönelik sağlayacağı katkıların değerlendirilmesidir.

Gereç ve Yöntem: Ocak 2019 ve Aralık 2020 tarihleri arasında nörodejeneratif hastalık tanısı ile MRG inceleme elde olunmuş, takip görüntüleri bulunan, 45-95 yaş aralığındaki 29 kadın 28 erkek toplam 57 hastanın üç boyutlu, turbo spin eko T1 ağırlıklı (3D T1A TSE) görüntüleri önce radyolojik olarak değerlendirilmiş ve çekim esnasındaki yaşlarına göre atrofi oranları görsel olarak puanlanmış; devamında ise tam otonom atlas bazlı segmentasyon programı ile hacimsel bilgi elde edilerek, takip görüntülemelerde hedef bölgelerde hesaplanan hacimsel kayıp görsel puanlar ile persentil temelinde karşılaştırılmıştır. Olguların demografik özellikleri, mini mental test (MMSE) skorları ve etiyolojileri geriye dönük değerlendirilmiştir.

Bulgular: Etiyolojilerine göre gruplanmış hastaların hacim verilerine yönelik deęerlendirmede, Alzheimer hastalarında tüm beyin hacminin ve temporal lob hacimlerinin hem ilk başvuru hem de son başvuruda daha düşük olduęu görölmüştür. Ayrıca Alzheimer hastalarında yıllık beyin atrofi hızı hafifçe yüksek ölçölmüştür. Oksipital lob hacimlerine yönelik deęerlendirmede ise Parkinson hastalarında ilk ve son başvuru hacimlerinde görece kayıp dikkat çekmektedir. Ancak temporal lob ve oksipital lob için tanımlanan sayısal farklılıklar hasta sayısının azlığı nedeniyle anlamlı istatistiksel farklılıklar olarak yansımamıştır. Diğer beyin bölgelerinde başvuru hacimlerinde veya yıllık atrofi hızında belirgin farklılık izlenmemiştir.

Radyolojik olarak tanımlanan atrofi oranlarına yönelik yapılan gruplamalar ile yaşa göre hesaplanan percentil eğrilerinin karşılaştırılmasında ise kappa analizinde orta derecede uyum izlenmiştir. Ağır atrofi izlenen veya radyolojik olarak normal sınırlarda kabul edilen beyin bölgelerinde uyum oranları %80 üzerine çıkarken, veriler arasında uyumsuzluğun en çok 25-50 percentil arasında (hafif atrofi) izlendięi görölmüştür.

Sonuç: Nörodejeneratif hastalık tutulumlarının deęerlendirilmesinde segmentasyon yöntemleri ile sağlanan hacimsel veriler, tanı sürecine katkıda bulunabilir. Ancak segmentasyon yöntemlerinin hedefe yönelik seçimi, detaylı analize olanak sağlayan daha gelişmiş yazılımların varlığı ve geniş hasta gruplarında yapılan takip görüntülemelerin deęerlendirilmesi, yapay zeka destekli tanının daha yaygın ve daha isabetli kullanımını sağlayacaktır.

Anahtar Kelimeler: MRG, Nörodejeneratif Hastalıklar, Segmentasyon, YZ

C) SUMMARY

Introduction and aim: The loss of work power caused by neurodegenerative diseases and the burden on the health system deserve attention with the aging world population. Therefore, early and accurate diagnosis, to foresee mental destruction by diseases and to follow up at subsequent imaging at anatomical base, to slow down progression with medical treatment are gaining importance for both individual and society. Our aim is detecting the neuronal loss and its natural consequence atrophy at involved regions in brain in neurodegenerative diseases via volumetric calculations based on MRI segmentation and to determine and evaluate role of AI at diagnosis.

Material and Method: 57 patients age between 45 and 95 years old (29 women, 28 men) who had obtained MRI examination with a diagnosis of neurodegenerative disease between January 2019 and December 2020 with 3D T1A TSE follow-up images were included to study. All images were assessed and visually scored atrophy rates for relevant age. Then, volumetric information was obtained with the fully autonomous atlas-based segmentation program and volumetric loss calculated in the target regions was compared with the scores given to follow up images. Demographic characteristics, MMSE scores and etiology of the cases were evaluated retrospectively.

Results: In the evaluation of the volume data of the patients grouped according to their etiology, it was observed that the whole brain volume and temporal lobe volumes were lower in both first and last application in Alzheimer's patients. In addition, the annual rate of brain atrophy was slightly higher in Alzheimer's patients. In the evaluation of occipital lobe volumes, relative volume loss in the first and last application volumes draws attention in Parkinson's patients. However, the numerical differences defined for the temporal lobe and occipital lobe were not reflected as significant statistical differences due to the small number of patients. No significant differences were observed in reference volumes or annual atrophy rate in other brain regions.

In comparison of the groupings made for radiologically defined atrophy rates and percentile curves calculated according to age, a moderate level of agreement was observed in *kappa* analysis. While the compliance rates in brain regions with severe atrophy or accepted as radiologically normal ranges above 80%, it was observed that the most inconsistency set among the data between the 25th and 50th percentile.

Conclusion: In the evaluation of neurodegenerative disease involvement, volumetric data provided by segmentation methods may contribute to the diagnostic process. However, the targeted selection of segmentation methods, the availability of more advanced software that allows detailed analysis, and the evaluation of follow-up imaging in large patient groups will provide a more widespread and more accurate use of AI-supported diagnosis

Key words: AI, MRI, Neurodegenerative Diseases, Segmentation

D) GİRİŞ VE AMAÇ

Manyetik rezonans görüntüleme sistemlerindeki gelişmeler ve yapay zeka uygulamalarının bu sistemler tarafından elde edilen bilgiyi işleme konusunda kazandığı yetkinlikler, yapay zekanın günlük pratiğe katkısını her geçen gün artırmaktadır. Günümüzde bilgisayarlı tomografi (BT), manyetik rezonans görüntüleme (MRG), pozitron emisyon tomografisi (PET) gibi farklı modalitelerde, farklı teknikler ile çok sayıda anatomik ve işlevsel parametre değerlendirilmektedir. Bu bağlamda MRG segmentasyonu da hastalık tutulumlarının değerlendirilmesinde, bilişsel kayıpların etiyolojik ayrımının yapılmasında, hacimsel verilerin eldesi ve zamana bağlı karşılaştırma yapılmasında, medikal tedavi veya cerrahi sonrası sağ kalım ve sekel olasılıklarının değerlendirilmesinde kullanılmaktadır. [1-5]

Çalışmamızda değerlendirdiğimiz; giderek yaşlanan toplumumuzda, yarattığı iş gücü kaybı ve sağlık sistemine getirdiği yükün sosyal ve ekonomik olarak da değerlendirilmesi gereken nörodejeneratif hastalıkların radyolojik olarak tanınması, hastalığa bağlı olarak hedef bölge tutulumlarının zaman bağımlı ve hacimsel olarak değerlendirilmesi, hastalık seyrinin takibinde önemli bir yer tutmaktadır. Hastalığın sebep olduğu bilişsel yıkımın ön görülmesi ve anatomik olarak da takip edilmesi, mümkün olduğunda uygun tedaviler ile yavaşlatılması hem birey bazında hem de toplum bazında avantaj sağlayacaktır.

Çalışmamızın amacı; nörodejeneratif hastalık tanısı olan bireylerde, takip görüntülemeler ile hedef bölgelerde tutulumla bağlı nöron kaybının ve doğal sonucu olan atrofinin, MRG sekansları üzerinden segmentasyon yöntemi ile hacimsel veri hesaplanarak gösterilmesi ve yapay zeka uygulamalarının bu amaca yönelik sağlayacağı katkıların değerlendirilmesidir.

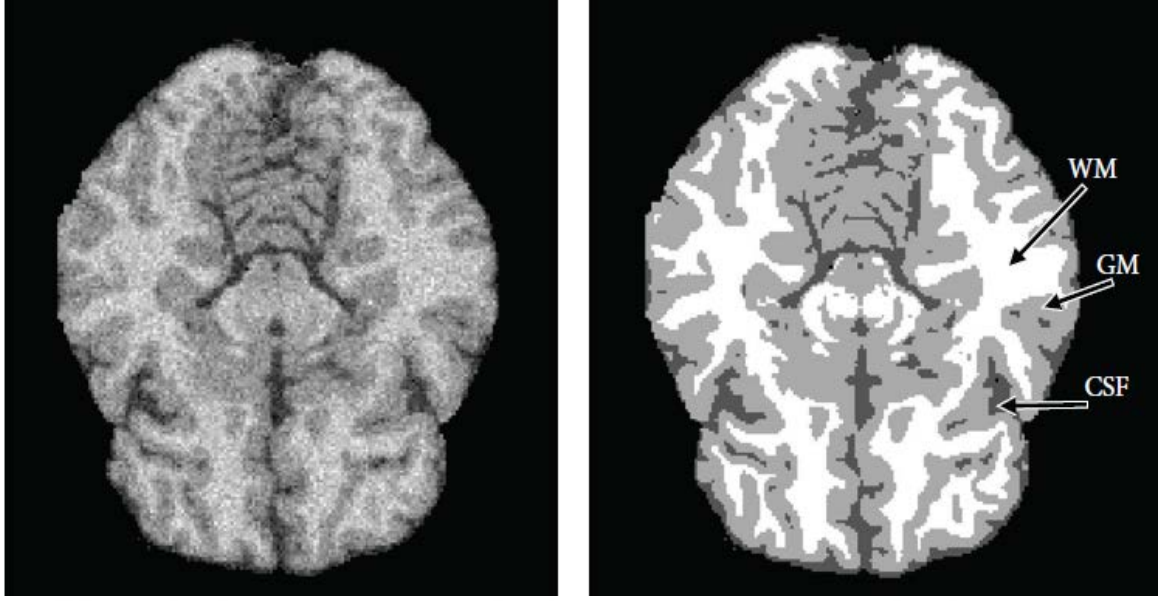
A) GENEL BİLGİLER

Teknolojik gelişim ve toplumlarda sağlık hizmetlerine yönelik talep ve ulaşımın artması ile radyoloji ünitelerinde iş yükü ve kullanılan tanı araçlarının kompleks yapısı, yürütülen işlevler artmaktadır. Artan veri yükünün karşılanabilmesi için yapay zeka uygulamalarından destek alınması gerekliliği ve yapay zeka kullanımı da aynı bağlamda artış göstermektedir. MRG ile elde edilen verilerin analizinde kullanılan yöntemlerden biri de segmentasyondur.

Segmentasyon Yöntemleri ve Temel Konseptler

Segmentasyon; sinyal yoğunluğu (intensitesi), derinlik veya doku özelliklerini baz alarak, verilerin homojen, anlamlı ve birbiriyle çakışmayan parçalar halinde bölünmesini ve belli bir doku sınıfı altında gruplandırılmasını temel alan bir yöntemdir. [6]

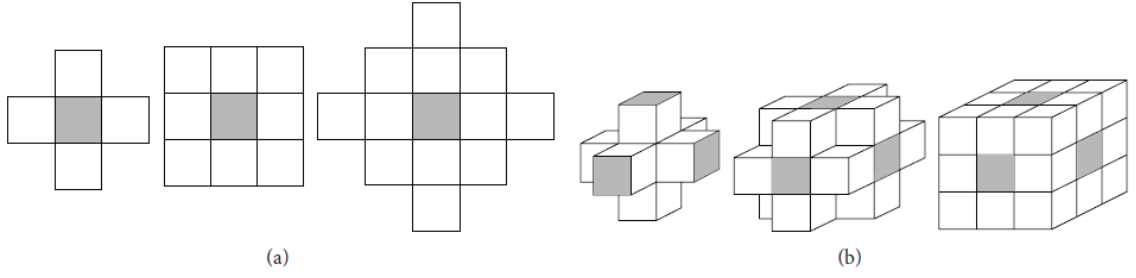
Beyine yönelik elde olunmuş görüntülerde; farklı beyin yapı ve bölgelerinin belirlenmesi ve ölçümlerinde, çocuklarda beyin gelişiminin takibinde, lezyon sınırlarının çizilmesiyle cerrahi öncesi ve sonrası değerlendirme için kullanılabilir. İki boyutlu ya da üç boyutlu görüntülemeler ile yapılabilir. Beyni temel olarak gri cevher, beyaz cevher ve BOS olarak üç gruba ayırmakla birlikte, kullanım amacına yönelik olarak daha alt gruplara da ayırarak inceleme yapılabilir. [7] (Şekil.1)



Şekil.1- Segmentasyon öncesi MRG görüntüsü ve gri cevher, beyaz cevher ve BOS için gruplandırılmış segmentasyon görüntüleri, **I. Despotović, B. Goossens, and W. Philips, “MRI segmentation of the human brain: Challenges, methods, and applications,” Comput. Math. Methods Med., vol. 2015, 2015, doi: 10.1155/2015/450341.**

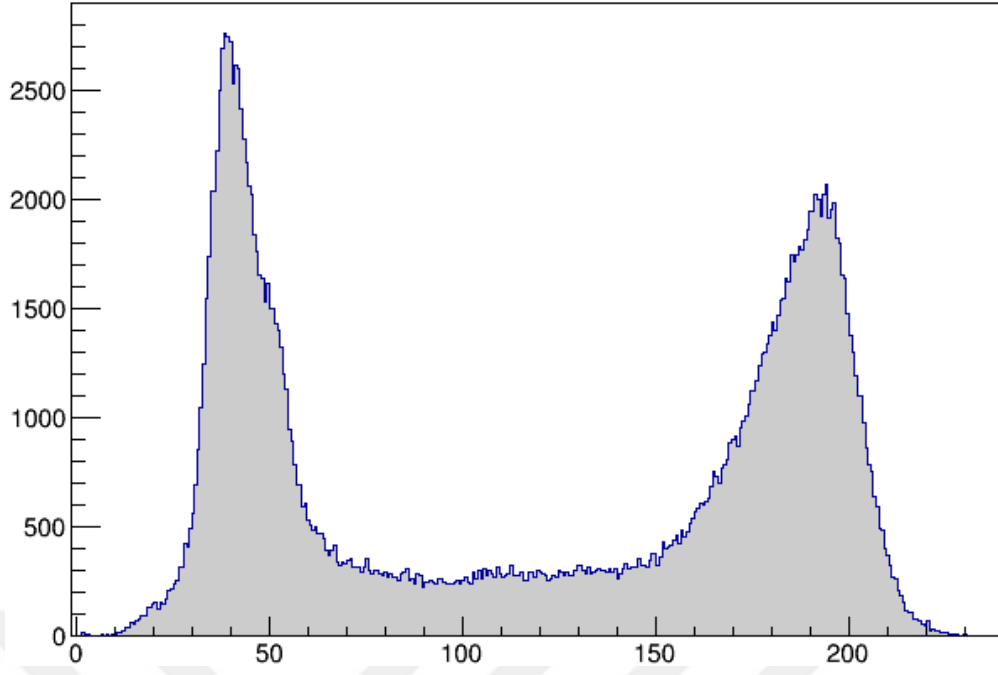
MRG’de görüntü oluşturulurken kesit belirleyici gradyanların arkasından uygulanan frekans kodlama ve faz kodlama gradyanları iki boyutlu görüntülemeye alınan sinyallerin uygun piksellere yerleştirilmesini sağlar. Bu gradyanlara ek olarak üçüncü boyutta da bir gradyan çalıştırıldığında üç boyutlu (3D) görüntüler elde edilir ve 3D görüntülerin hem daha yüksek sinyal oranı hem de tüm akslarda reformat görüntüler eldesini sağlaması sebebiyle tanısal değeri daha yüksektir. Elde edilen görüntüde anatomik yapıların temsil edilme oranı artar. Bu nedenle 3D görüntüler kullanıldığında segmentasyon ile elde edilen veriler de daha doğru ve tanısal hedefe yönelik olur.

Komşu piksel ya da voksellerin taşıdığı sinyal bilgisi segmentasyon için önemlidir. Markov rastgele alan teorisi (MRF) modellemeler için kaynak oluşturur; 1. ve 2. derece komşulukların da dikkate alındığı bir formülle istatistik yığılmalar hesaplanır. [8] 2D görüntülemelerde dört tane 1.derece ve sekiz tane 2. derece komşu piksel veya 3D görüntülemelerde altı tane 1. derece ve on sekiz tane 2. derece vokselle bulunur. [6] (Şekil.2)

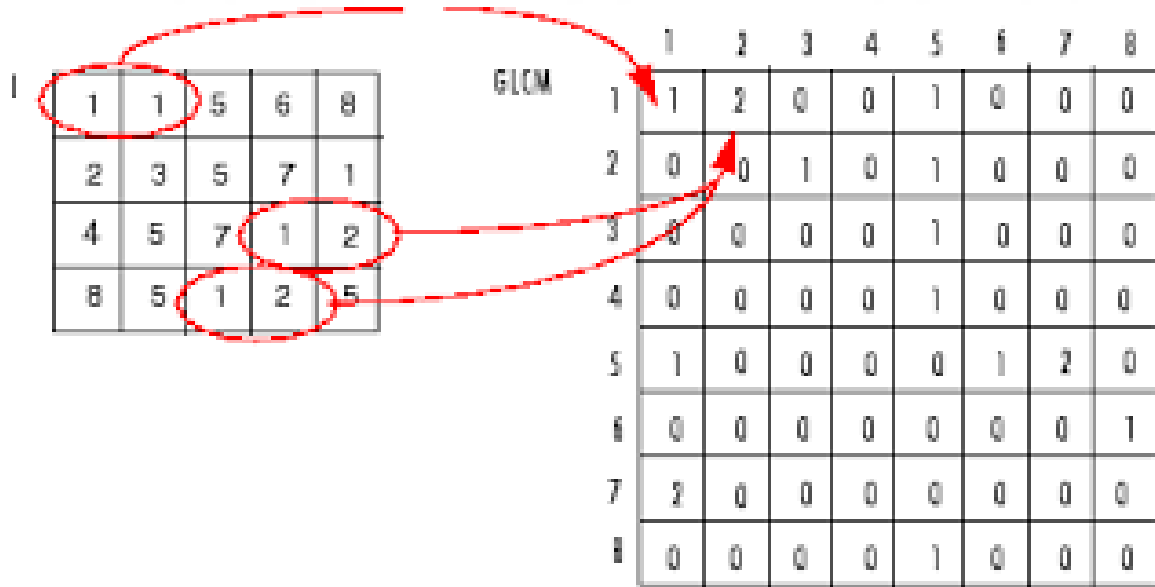


Şekil.2- a) İki boyutlu ve b) 3 boyutlu görüntülerde birincil, ikincil ve üçüncül komşuluklar, **I. Despotović, B. Goossens, and W. Philips, “MRI segmentation of the human brain: Challenges, methods, and applications,” Comput. Math. Methods Med., vol. 2015, 2015, doi: 10.1155/2015/450341.**

Daha sonra, her bir piksel\voksel için tanımlanan çok boyutlu uzayda dokunun birincil ve ikincil özellikleri hesaplanır. Birincil özellikler, gri tonlarının dağılımını temsil eden histogramdan elde edilen ve tanımlı gri tonlarının uzaysal dağılımından bağımsız olan sinyal intensitelerinin ortalama, ortanca ve standart sapma değerleridir. (Şekil.3) İkincil özellikler ise dokunun anatomik\patolojik yapısını yansıtan (texture) ve birincil özellikler ile birlikte kullanıldığında sinyal intensitelerinin uzaysal dağılımını yani görüntüyü oluşturan ve eşdizimlilik matrisi (gray level co-occurrence matrix) ile hesaplanan özelliklerdir. [6, 9] (Şekil.4)



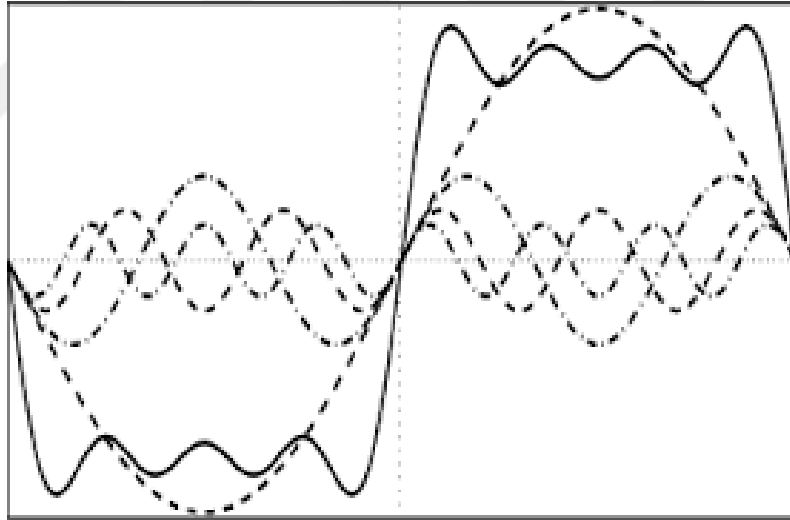
Şekil.3 – Sinyal intensitelerini temsil eden gri tonlarının dağılımını yansıtan histogram örneği



Şekil.4 – Eşdizimlilik matrisi, belirli bir sette birlikte oluşan piksel intensite değerlerinin dağılımının tanımlandığı bir matristir.

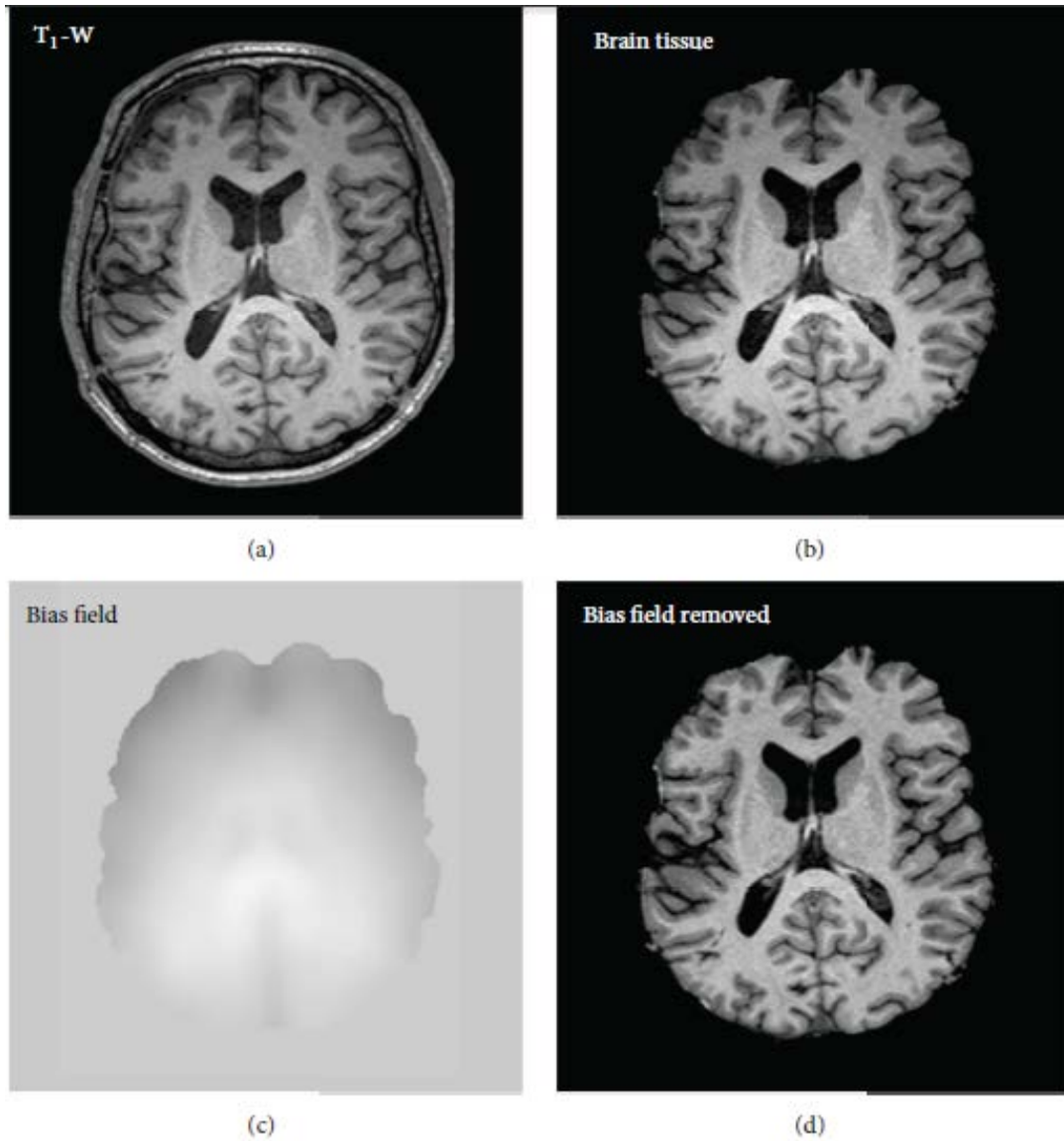
Hedef bölge ile zemin arasında çok büyük sinyal farkları varlığında sadece birincil özellikler ile segmentasyon yapılabilir ancak günlük pratikte, kullanılan görüntülerde gürültü ve artefaktların varlığı nedeniyle, MRF teorisi ile hesaplanan lokal sinyal farklılıkları da dikkate alınır. Bu hesaplamalar sağlıklı popülasyondan elde edilen ortalama veriler (training data set) ile de karşılaştırılarak olasılık temelli modellemeler ile iyileştirilir. [10] Segmentlere ayrılan hedef bölgenin kenar çizgileri de birincil ve ikincil özelliklerin hesaplanmasıyla elde edilmiş gri tonlarındaki yığılmaya göre belirlenen eşik değerler üzerinden hesaplanır ve görüntüdeki gürültü azaltıcı algoritmalar ile iyileştirilir. [11]

Hedef bölgelerin kenar özelliklerinin belirlenmesinde, elde edilen sinyallerin frekans verilerini baz alan faz uyum (phase congruency) yöntemi de kullanılabilir. [12] Bu yöntemde keskin intensite farkları yerine her bir frekans eğrisinin faz ve amplitüd verilerinde benzerlik ya da patern tekrarları belirlenir. [6] (Şekil.5)

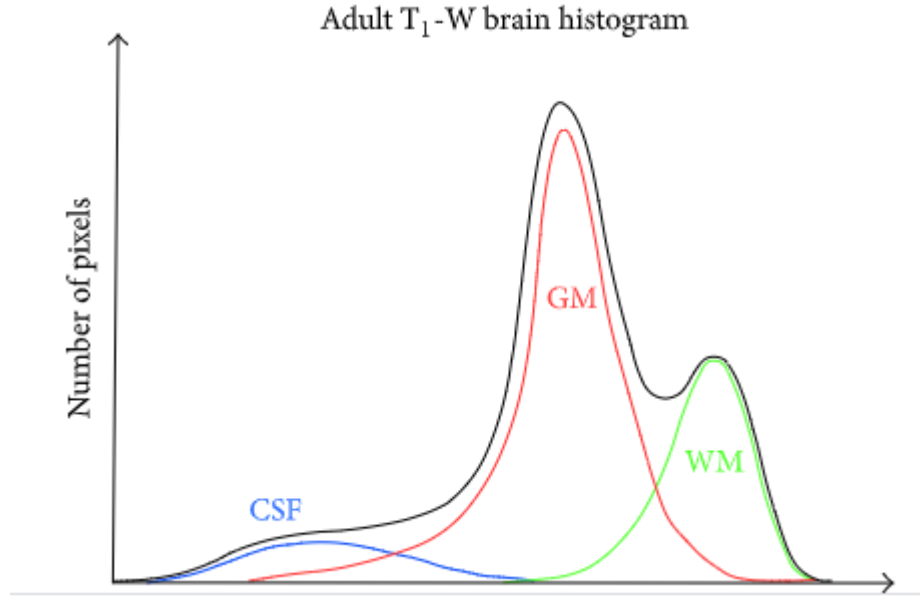


Şekil.5 – Farklı amplitüd ve frekansa sahip sinyallerin oluşturduğu frekans dizisi örneği

Görüntülerden gürültü, parsiyel volüm artefaktları (iki ya da daha fazla farklı sayıda dokunun aynı piksel\volksel içine denk gelmesi sonucu o pikselin sinyal değerinin tanımlı dokuların gri tonu değerlerinin arasında kalması ve dolayısıyla hiçbir doku veya kenarı temsil edememesi), manyetik alan inhomojenitelerine bağlı sinyal bozulmaları (bias field) gibi etkilerin kaldırılması için ek algoritmalar çalıştırılır. (Şekil.6) ve daha önce elde olunmuş kalıplar (templates) kullanılarak beyin dışı dokular görüntüden kaldırılır. [6]



Şekil.6- Sırasıyla a)T1A görüntüler, b)beyin dışı dokuların kaldırılması, c)manyetik inhomojenitelerin belirlenmesi ve d)çıkarılmasıyla elde edilen son görüntü, **I. Despotović, B. Goossens, and W. Philips,** “MRI segmentation of the human brain: Challenges, methods, and applications,” *Comput. Math. Methods Med.*, vol. 2015, 2015,do10.1155/2015/450341.



Şekil.7-Sinyal intensitelerinin alt gruplara göre dağılımı, **I. Despotović, B. Goossens, and W. Philips,** “MRI segmentation of the human brain: Challenges, methods, and applications,” *Comput. Math. Methods Med.*, vol. 2015, 2015, doi: 10.1155/2015/450341.

Sonuçta elde edilen gri tonları, gri cevher, beyaz cevher ve BOS’u temsil eden ve nöronal ağ modelinin de temelini oluşturan üç farklı eğri oluşturur. [7] (Şekil.7)

Birden fazla görüntüyü karşılaştırmalı olarak değerlendirmek gerektiğinde ise görüntü kayıt algoritmaları kullanılarak beyindeki her bir noktanın diğer görüntüdeki tam eşleniği elde edilmeye çalışılır. [13, 14] Ancak hangi model kullanılırsa kullanılsın; çoklu ölçümlerin hedeflendiği, farklı zamanlarda elde olunmuş görüntülerde veya sağlıklı ile hasta bireylerin beyinlerinin görüntülerinde tamamen eş yapıların bulunmasının olası olmaması nedeniyle, karşılaştırmalı görüntülerde her zaman hata payı mevcuttur. [6]

Segmentasyon yöntemleri operatör yardımı gerekliliğine veya kullanılan algoritmalara göre temel gruplara ayrılır.

- Manuel Segmentasyon
- İntensite Tabanlı Yöntemler
- Atlas Tabanlı Yöntemler
- Yüzey Tabanlı Yöntemler
- Hibrid Segmentasyon ve Yapay Nöral Ağlar

Manuel Segmentasyon

Manuel segmentasyon veya yarı otonom sistemler alanında uzman bir operatör tarafından segmentleme ve etiketlemenin yapıldığı, genellikle 3D görüntülerde, kesit kesit hacimsel verinin elde edildiği yöntemdir. Yapay zeka algoritmalarının zorlandığı ve en fazla hatalı veri işlemenin meydana geldiği sınır\kenar bilgisinde insan desteği alması nedeniyle günümüzde hala en güvenilir yöntem olarak kabul edilir. Ancak operatör içi ve operatörler arası tekrarlanabilirlik düşüktür ve oldukça zaman alan bir yöntemdir. Elde edilen veriler ise atlas tabanlı yöntemlerin geliştirilmesinde kullanılmıştır. [15]

İntensite Tabanlı Yöntemler

İntensite tabanlı yöntemlerde, piksel\vokselin temsil ettiği sinyal değerlerinin gri ton karşılıklarına göre sınıflandırma yapılır. Ancak pek çok doku tipinin intensite profillerinin çakışması nedeniyle bu yöntemlerde sadece gri cevher, beyaz cevher ve BOS ayrımı yapılabilmektedir. Atlas tabanlı yöntemlerle kombine kullanıldığında artefaktlar, parsiyel volüm etkisi ve beyin dışı dokuların beyindeki yapılarla çakışan intensitelerinin yarattığı hesaplama hataları gibi sonuçta sapmalara yol açan etkenler belirgin azaltılmıştır. [6]

Global ya da lokal eşiklerin kullanıldığı basit yöntemler seçilebilir. [16] Bir operatör veya “bulucu” algoritma ile belirlenmiş bir çekirdek(seed) piksel\vokselin kullanıldığı ve bu bölgenin benzer özelliklerdeki piksel\vokseller ile birleşerek “büyüdüğü” “region growing” yöntemi de kullanılabilir. “Region growing” yöntemi özellikle beyin damarları ve tümörlerin segmentasyonunda kullanılan bir yöntemdir. [17, 18] Ancak gürültü varlığına, temel anatomideki sapmalara ve parsiyel volüm etkilerine oldukça açıktır. [6]

Hesaplanan sinyal intensite değerlerinin, daha önceden belirli intensite aralıklarına atanmış etiketler ile karşılaştırıldığı “sınıflayıcı” (classifiers) yöntemlerle de ölçümler yapılabilir. En son nesil olan, derin öğrenme ağlarıyla; her piksel\vokselin ölçümlerinin bir (k-means clustering) ya da ait olma olasılığının bulunduğu birden fazla yığına gruplandırılmasını baz alan “gruplayıcı” (clustering) yöntemleri de vardır. [6, 14, 19-21] (fuzzy-c, EM, modifiye fuzzy-c gibi) Bu yöntemlerde İngiliz istatistikçi Bayes’in ortaya attığı ve bir durumun gerçekleşme olasılığının diğer bir olay ya da durumdan etkilenmesini konu eden teoremini temel alan modellemeler kullanılır. [8, 22] Bu alanda yeni modellerin geliştirilmesi sürmektedir. [23, 24]

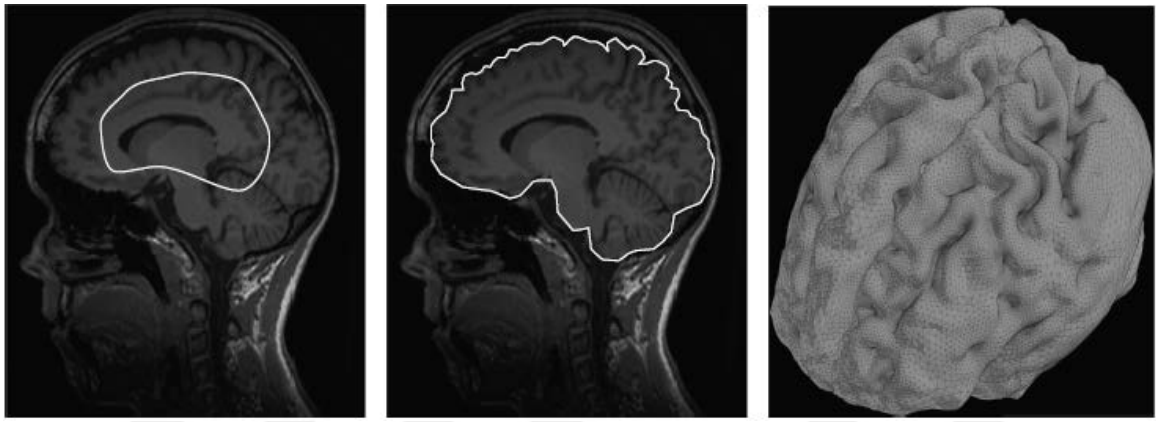
Atlas Tabanlı Yöntemler

Atlas tabanlı yöntemler spesifik bir popülasyonda beyin yapısının değerlendirilmesi veya zamana bağlı değişikliklerin (senilite, nöronal kayıp, cerrahi öncesi ve sonrası gibi) takibi için efektif ve hızlı sonuç veren yöntemlerdir. Önceden belirlenmiş ve etiketlenilmiş farklı yapıların bilgisi referans olarak (probabilistic atlas) kullanılır ve işlenecek görüntü atlas görüntüsü ile eşleştirilerek (alignement) segmentasyon tamamlanır.

İşletim mantığı olarak intensite bazlı sınıflayıcı yöntemlerle benzetmekle birlikte burada kullanılan bilgi sinyalin özellikleri değil son ürün yani görüntüdür. [14] Ancak çoklu görüntü yığınlarının kaydedilmesi ve karşılaştırılması sırasında sağlıklı insanlardan elde olunmuş atlasla örtüşmeme problemi yaşanmaktadır. Bu nedenle özellikle birden fazla patoloji barındıran görüntülerde (insidental tümörler, subdural efüzyon gibi) bu yöntem doğru sonuç vermemektedir. Ayrıca yenidoğan gibi beynin hızla farklılaştığı ve geliştiği, anatomik varyasyonların daha sık görüldüğü yaş gruplarında, genel geçer bir atlas hazırlamak oldukça zordur. Bu alandaki çalışmalar sürdürülmektedir. [25]

Yüzey Tabanlı Yöntemler

Geometri, fizik ve olasılık hesaplarının kullanıldığı bu yöntemler 2D görüntülerde aktif konturlar veya “yılanlar”, 3D görüntülerde ise aktif yüzeyler veya “balonlar” olarak adlandırılırlar. (Şekil.8) [26] Hedef bölge için önceden tasarlanmış eğrilerin, görüntüdeki yüzeylere göre ‘deforme’ edilmesiyle sınır\kenarların belirlenmesi mantığına dayalıdır. [26, 27] Tek fazlı çalıştırılabilecekleri gibi, hedef bölgelerin ortalama intensiteleri ile eş zamanlı karşılaştırma yapan çok fazlı hesaplamalar da elde edilebilir. [28-30] Özellikle birbirinden farklı özelliklerdeki çoklu bölgelerin değerlendirilmesinde avantajlı bir yöntemdir. [6]



Şekil.8- Yüzey tabanlı segmentasyon I. Despotović, B. Goossens, and W. Philips, “MRI segmentation of the human brain: Challenges, methods, and applications,” Comput. Math. Methods Med., vol. 2015, 2015, doi: 10.1155/2015/450341.

Hibrid Segmentasyon ve Yapay Nöral Ağlar

Birden fazla yöntemin birlikte kullanılması, bir yöntemin tek başına uygulandığında yarattığı kısıtlılıkların üstesinden gelmek için kullanışlıdır. Özellikle yenidoğan üzerindeki çalışmalarda hibrid yöntemlerin kullanımı artmıştır. [6]

Yapay nöral ağlar derin öğrenme esaslı olup sınıflayıcı ya da gruplayıcı intensite tabanlı yöntemlerle veya yüzey tabanlı ile atlas tabanlı yöntemlerin birlikteliğinde kullanılabilirler. [14]

F) GEREÇ VE YÖNTEM

Çalışmamız için Radyoloji Anabilim Dalı akademik kurul ve Dokuz Eylül Üniversitesi Girişimsel Olmayan Araştırmalar Etik Kurulu izinleri alındı. En az bir tanesi Ocak 2019-Aralık 2020 tarihleri arasında olmak üzere en az 2 takip MRG görüntülemesi sistemimizde bulunan, nörodejeneratif hastalık tanısı ile takipli ve tanısı mini mental test skorları ve diğer tanı yöntemleri ile kesinleştirilmiş, kullandıkları ilaçlardan anlamlı fayda görmüş hastalar seçildi. Olguların demografik özellikleri ve etiyolojileri geriye dönük değerlendirildi.

Programın M. A. Ikram ve arkadaşları tarafından, 1990-2015 yılları arasında 14,926 hastayla yürütülen Rotterdam çalışmasına dayalı atlas temelli yapısı nedeniyle 45 yaş altı, 95 yaş üstü ve kafa içerisinde yer kaplayıcı lezyonu bulunan hastalar (malignite, subdural efüzyon, kanama gibi) dışlandı. [31] Kullanılan segmentasyon programının bazal ganglia, beyaz cevher ve beyin sapına yönelik ayrı ölçümler gerçekleştirememesi nedeniyle bu bölgelerde tutulum gösteren PSP, MSA, Huntington ve ALS hastaları çalışma grubuna dahil edilmedi.

45-95 yaş aralığındaki 29 kadın 28 erkek toplam 57 hastanın 3D T1A TSE görüntüleri önce radyolojik olarak değerlendirildi ve çekim esnasındaki yaşlarına göre atrofi oranları görsel olarak Pasquier skalasına göre puanlandı. Değerlendirme normal girus ve sulkus kalınlığı olan hastaların normal, sulkuslarda derinleşmeler başlamış ancak normal kortikal kalınlık izlenen hastaların hafif atrofi, girus atrofisi de gözlemlendiğinde orta derecede atrofi ve sulkusların giruslardan daha geniş olduğu hastaların ise ağır atrofi grubu altına toplanmasıyla yapıldı.

Segmentasyon programı ile hacimsel bilgi elde edilerek, hedef bölgelerde takip görüntülemelerdeki hacimsel kayıp karşılaştırıldı. İki adet kortikobazal dejenerasyon hastası ve bir adet frontotemporal demans hastası ise hastalıklara göre yapılan gruplamalarda veri anlamlılığı için gereken hasta sayısının karşılanmaması nedeniyle çıkarıldı. Hacimsel verilerin hastaların demografik ve morfolojik özelliklerinden etkilenmemesi için her hastaya ait veriler sayısal değerleri yerine kendi intrakraniyel hacimleri içerisindeki yüzdeleri ile değerlendirildi.

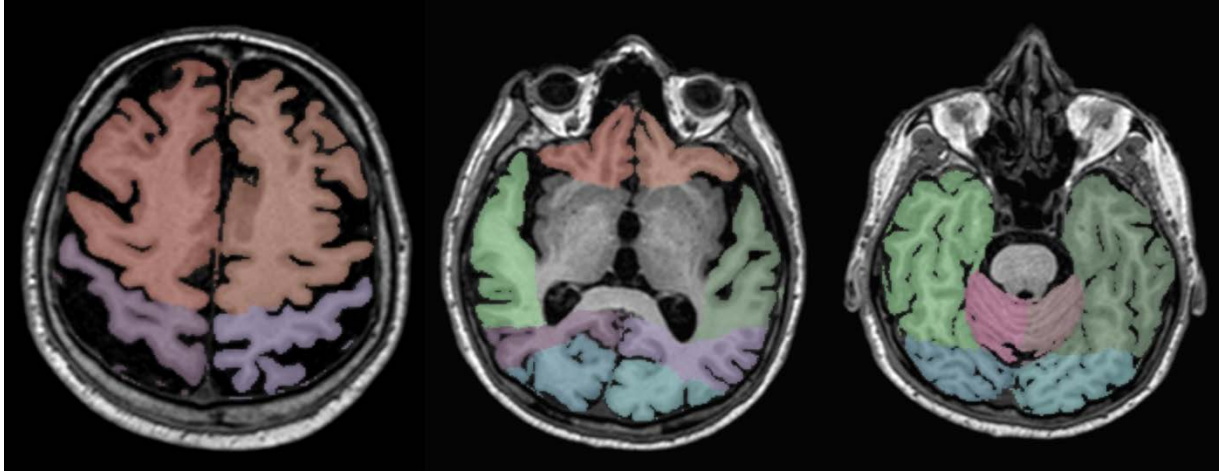
Her görüntüdeki tüm beyin, frontal, parietal, oksipital ve temporal loblar ile hipokampus yapıları için, segmentasyon programının atadığı persentil eğrileri sınıflandırılarak 50 persentil üzerindeki değerler normal kabul edildi. 25-50 persentil arasının hafif atrofi, 5-25 persentil arasının orta derecede atrofi ve 5 persentil altının ağır atrofiyi temsil ettiği gruplamalar yapıldı.



G) İSTATİSTİK

Çalışmamızda hem hastalık insidansı hem de dışlama kriterleri nedeniyle Alzheimer ve Parkinson hastaları bulunmaktadır. Yaşları 58 ile 87 arası değişen hastalar (ortalama 73.6, ± 6.9) primer hastalıklarına göre gruplandıktan sonra hastaların beyin dokularının kendi intrakraniyel hacimleri içerisindeki yüzdeleri segmentasyon programı ile hesaplandı. Veriler 'Kolmogorov Smirnov' testi ile dağılımlarına göre gruplandırıldıktan sonra ilk başvuru anındaki görüntülerde sağ frontal lob, sol parietal lob ve her iki hipokampus verileri dağılımları nedeniyle 'Mann-Whitney U' yöntemi ile, diğer veriler ise 'student t testi' ile değerlendirildi. Son başvuru görüntülerinde ise her iki hipokampus hacim verileri Mann-Whitney U yöntemi ile, diğer veriler ise student t testi ile değerlendirildi.

Her görüntüdeki tüm beyin, sırasıyla frontal, parietal, oksipital ve temporal loblar ile hipokampus yapıları için persentil eğrilerinin görsel gruplarla uyumu kappa testi ile değerlendirildi. İstatistiksel analizler SPSS 24 programı yardımıyla yapıldı.



Şekil 9- Segmentasyon sonrası beyin loblarının farklı renklerle gösterimi

	Total	Percentile	(% of ICV)
Brain	990 cm ³	62.4	76.7%
CSF	301 cm ³	-	23.3%
Hippocampus	5.13 cm ³	68.2	0.4%
Frontal Lobe	309 cm ³	94.1	23.9%
Occipital Lobe	94 cm ³	79.8	7.3%
Parietal Lobe	183 cm ³	4.6	14.2%
Temporal Lobe	177 cm ³	98.0	13.7%
Cerebellum	100 cm ³	-	7.8%
ICV	1291 cm ³	-	-

Şekil.10- Elde edilen hacim verilerinin sayısal, persentil cinsinden ve yüzdesel gösteriminin örneği

	Left	Percentile	(% of ICV)	Right	Percentile	(% of ICV)
Hippocampus	2.39 cm ³	51.5	0.2%	2.74 cm ³	80.1	0.2%
Frontal Lobe	156 cm ³	96.3	12.1%	153 cm ³	88.6	11.8%
Occipital Lobe	46 cm ³	53.1	3.5%	49 cm ³	92.8	3.8%
Parietal Lobe	90 cm ³	3.4	7.0%	93 cm ³	9.2	7.2%
Temporal Lobe	86 cm ³	94.3	6.6%	92 cm ³	98.6	7.1%
Cerebellum	49 cm ³	-	3.8%	51 cm ³	-	3.9%

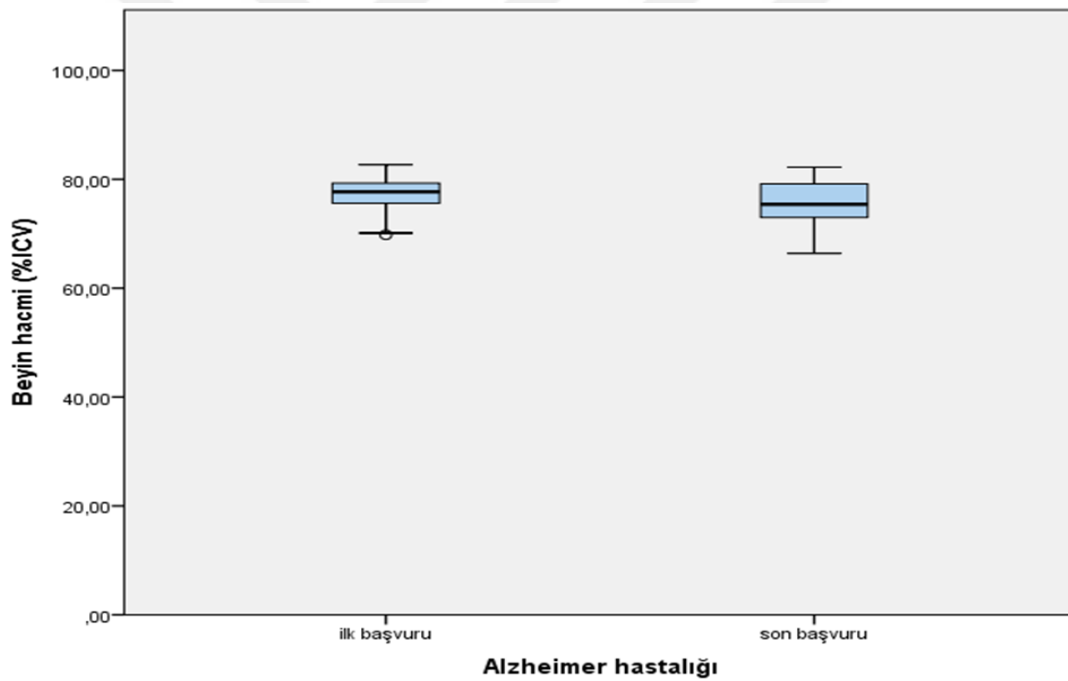
Şekil.11- Sağ ve sol loblardan ayrı olarak elde edilen hacim verilerinin sayısal, persentil cinsinden ve yüzdesel gösteriminin örneği

H) BULGULAR

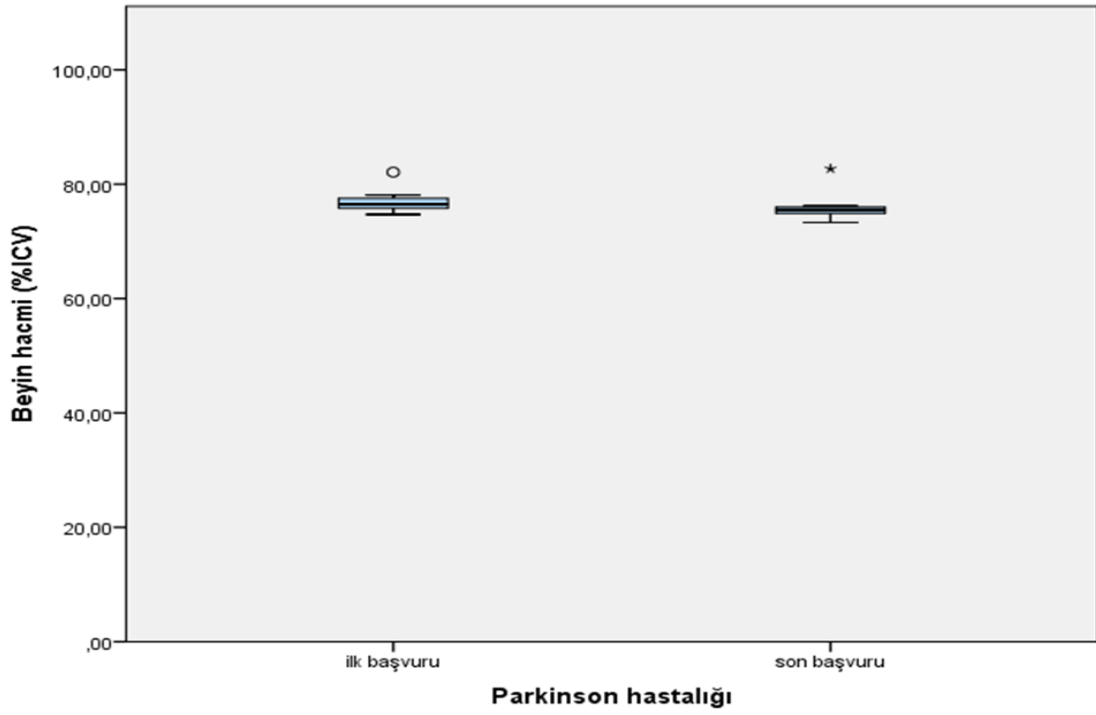
1) Hacim verilerinin değerlendirilmesi

Alzheimer hastalarında ilk başvuru anında beynin intrakraniyel kapladığı hacim ortalama %77,20 bulundu. Son başvuruları ise ortalama 2,28 yıl (1-5) sonra olup ortalama beyin hacmi %75,60 olarak ölçüldü. Görüntüler arasındaki yıl farkı dikkate alınmaksızın hesaplanan ortalama yıllık hacim kaybının %1,20, yıllara göre ağırlıklı hacim kaybının ise %1,70 (0,10-3,20) olduğu görüldü. (Bkz.EK 1-2)

Parkinson hastalarında ise beyin hacimleri yüzdesel olarak değerlendirildiğinde %77,15 ilk başvuru ortalaması izlenmiş olup son başvuru ortalama hacmi %76,19'dur. Hastalar arasında atrofi hızı açısından anlamlı fark bulunmamış olup ilk başvuru ile son başvuru arasında ortalama 2,80 yıl vardır. Yıllık ortalama atrofi %0,37'dir. (Bkz.EK 3-4)



Şekil.12– Alzheimer hastalarında ilk ve son başvuru arasındaki hacimsel farkı gösteren tablo



Şekil.13 –Parkinson hastalarında ilk ve son başvuru arasındaki hacimsel farkı gösteren tablo

Alzheimer hastalarında sağ frontal lob hacimleri ilk başvuru anında ortalama %11,50, sol frontal lob hacimleri ise ilk başvuru anında ortalama %11,40 ölçüldü. Son başvuruda ise sağ ve sol loblarda sırasıyla ortalama %11,25 ve %11,30 ile normal yaşlanma hızına benzer atrofi oranları izlendi. [31, 32] Parkinson hastalarında da ilk başvuruda %11,55 sağ lob %11,52 sol lob olmak üzere benzer bir yüzde elde edilmiş olup son başvurudaki ortalama sağ frontal lob hacmi %11,30, sol frontal lob hacmi %11,50'dir. Frontal lob hacimlerinde ve atrofi hızlarında iki grup arasında anlamlı farklılık izlenmedi. (Bkz.EK 5-8)

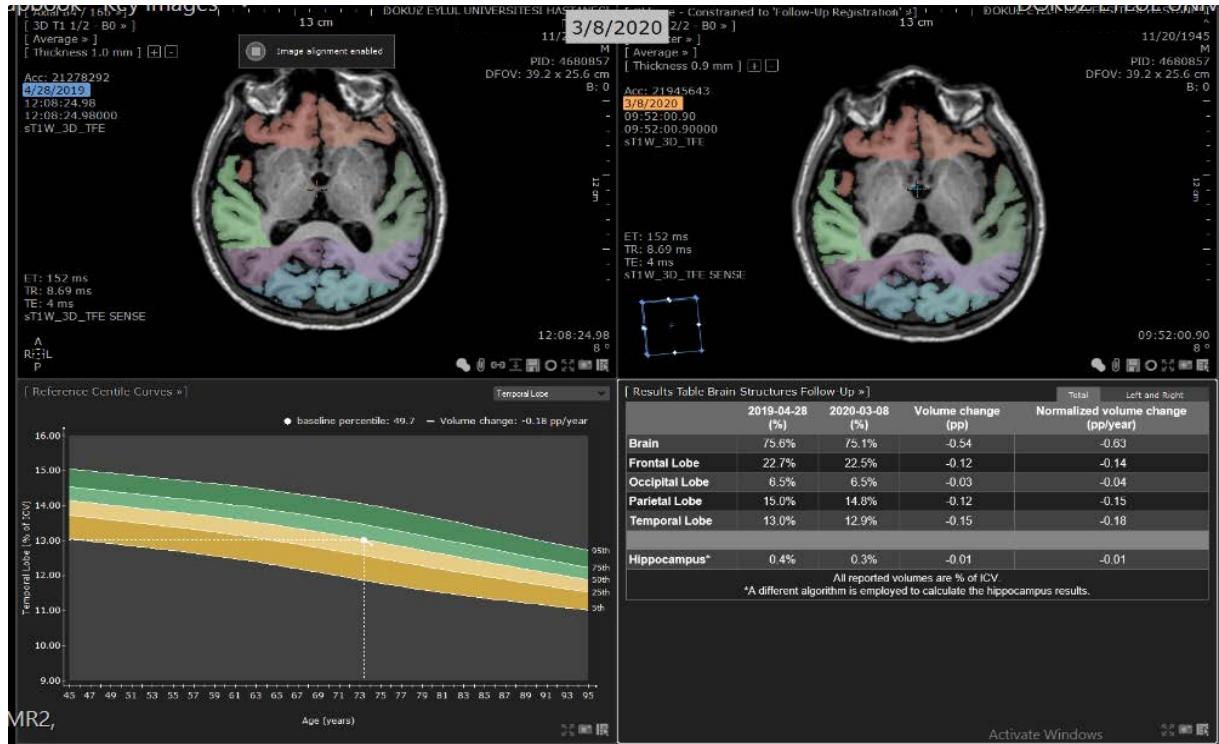
Alzheimer hastalarında sağ parietal lob hacimleri ilk başvuru anında ortalama %7,72, sol parietal lob hacimleri ise ilk başvuru anında ortalama %7,78 ölçüldü. Son başvuruda ise sağ ve sol loblarda sırasıyla ortalama %7,54 ve %7,61 ile hafif hacimsel kayıp izlendi. Parkinson hastalarında ilk başvuruda sağ lob için ortalama hacim %7,73 sol lob için ortalama %7,82 ve son başvurudaki ortalama sağ parietal lob hacmi %7,61, sol parietal lob hacmi %7,67'dir. Parietal lob hacimlerinde ve yıllık atrofi hızında iki grup arasında anlamlı farklılık izlenmedi. Ancak yaş ortalamaları ve dağılımları benzer olmakla birlikte

Alzheimer hastalarında hem ilk hem de son başvuruda ortalama hacimlerin görece daha az olduğu dikkat çekmektedir. (Bkz.EK 9-12)

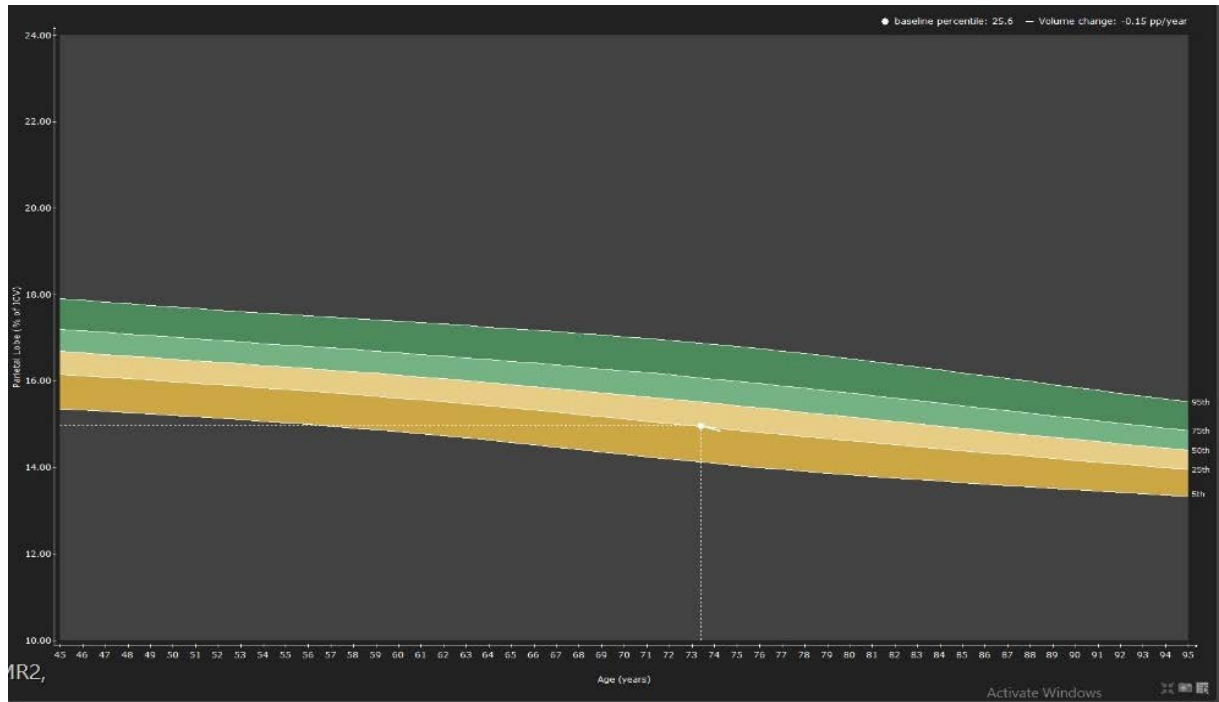
Alzheimer hastalarında sağ oksipital lob hacimleri ilk başvuru anında ortalama %3.50, sol oksipital lob hacimleri ise ilk başvuru anında ortalama %3.55 ölçüldü. Son başvuruda ise sağ ve sol loblarda sırasıyla ortalama %3.48 ve %3.51 ölçüldü. Parkinson hastalarında da ilk başvuruda %3.46 sağ lob %3.45 sol lob olmak üzere görece daha az bir yüzde elde edilmiş olup son başvurudaki ortalama sağ oksipital lob hacmi %3,39 ve sol oksipital lob hacmi %3,36'dır. Oksipital lob hacimlerinde ve yıllık atrofi hızında iki grup arasında istatistiksel olarak anlamlı farklılık saptanmadı. Ancak sayısal olarak Parkinson hastalarında ilk başvuru değerlerinin kısmen daha düşük olduğu ve görece daha yüksek atrofi hızına sahip olduğu görülebilir. (Bkz.EK 13-16)

Alzheimer hastalarında sağ temporal lob hacimleri ilk başvuru anında ortalama %6.53, sol temporal lob hacimleri ise ilk başvuru anında ortalama %6,22 ölçüldü. Son başvuruda ise sağ ve sol loblarda sırasıyla ortalama %6,25 ve %5,96 ile hacimsel kayıp izlendi. Parkinson hastalarında da ilk başvuruda %6,58 sağ lob hacmi ve %6,33 sol lob hacmi olmak üzere benzer bir yüzde elde edilmiş olup son başvurudaki ortalama sağ temporal lob hacmi %6,31, sol temporal lob hacmi %6,24'tür. Temporal lob hacimlerinde ve yıllık atrofi hızında iki grup arasında anlamlı farklılık izlenmedi. Ancak yaş ortalamaları ve dağılımları benzer olmakla birlikte Alzheimer hastalarında hem ilk hem de son başvuruda ortalama hacimlerin görece daha az olduğu dikkat çekmektedir. Ayrıca her iki grupta da sol temporal lob hacimleri yüzdesel olarak daha küçüktür. (Bkz.EK 17-20)

Alzheimer hastalarında sağ hipokampus lob hacimleri ilk başvuru anında ortalama %0,19, sol hipokampus lob hacimleri ise ilk başvuru anında ortalama %0,18 ölçüldü. Son başvuruda ise sağ ve sol loblarda sırasıyla ortalama %0,18 ve %0,17 ile hacimsel kayıp izlendi. Parkinson hastalarında da ilk başvuruda %0,17 sağ lob ve %0,17 sol lob olmak üzere benzer bir yüzde elde edilmiş olup son başvurudaki ortalama sağ hipokampus hacmi %0,17, sol hipokampus hacmi %0,17'dir. Hipokampus hacimlerinde ve yıllık atrofi hızında iki grup arasında anlamlı farklılık izlenmedi. (Bkz.EK 21-24)



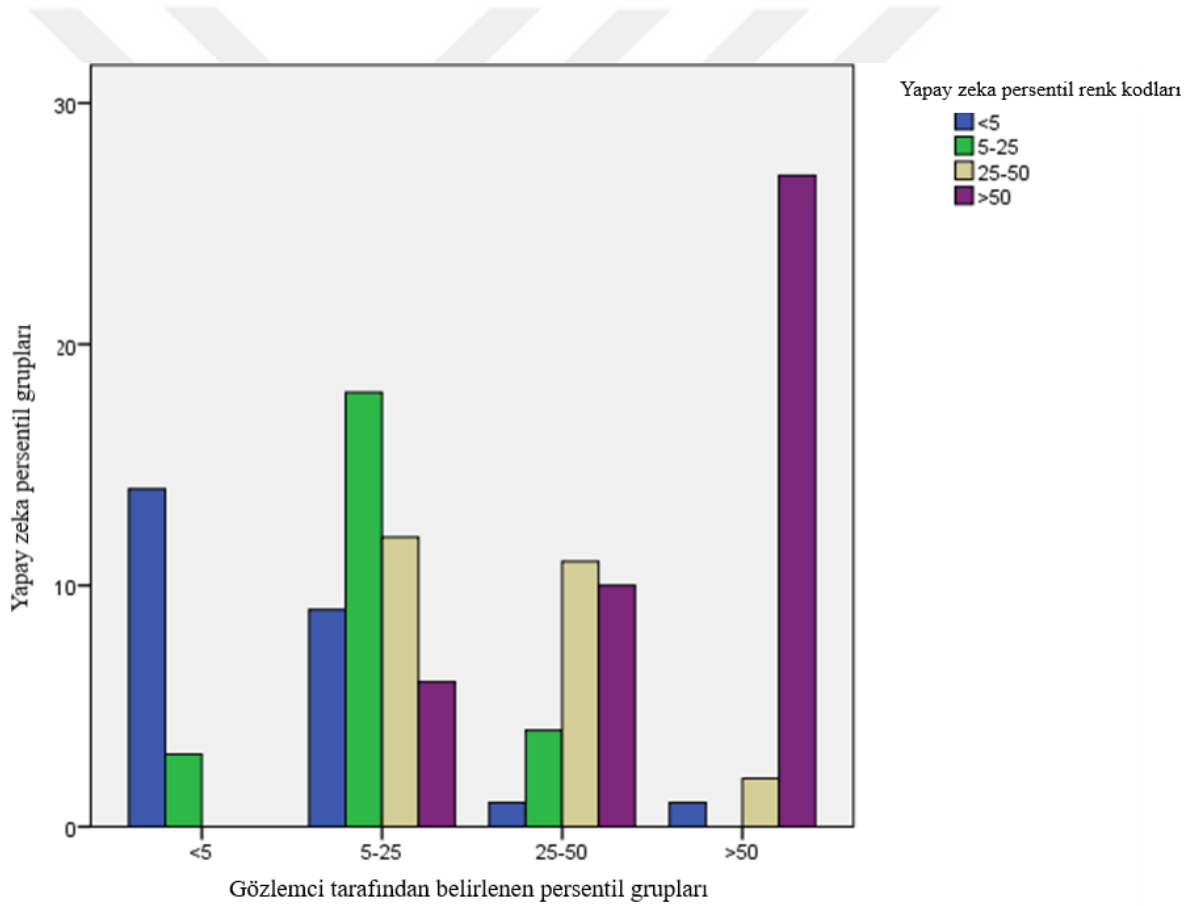
Şekil.14- Her hasta için takip görüntülerin karşılaştırılması sırasında elde olunan persentil ve hacim değişimi verileri



Şekil.15- Takip görüntülerinin karşılaştırılmasında ilk ve son görüntülere göre persentil takibi örneği

2) Görsel verilerinin değerlendirilmesi ve karşılaştırılması

Görsel verilerin persentil eğrileriyle karşılaştırılmasında ise; total beyin hacminin görsel değerlendirmesi ile segmentasyon programı tarafından hesaplanan hacim verilerinin persentil dağılımında %59,32 oranında uyum izlendi. (kappa değeri 0,457 ile orta derecede uyumu işaret etmekte olup $p \leq 0,05$ ile veriler birbirleriyle bağımlıdır.) Tüm gruplarda; segmentasyon programı tarafından, görsel olarak belirlenmiş grubun en yakın alt veya üst grubuna sınıflandırılmış verilerin oranı ise %33,80'dir. Verilerin %6,80'inin ise uzak gruplara sınıflandırıldığı görüldü. (Tablo.1) En yüksek grup içi uyum %90 ile normal olarak sınıflandırılan verilerde olup en az uyum ise %40 ile 5-25 persentil (orta derecede atrofi) grubunda izlendi. (Şekil.17)

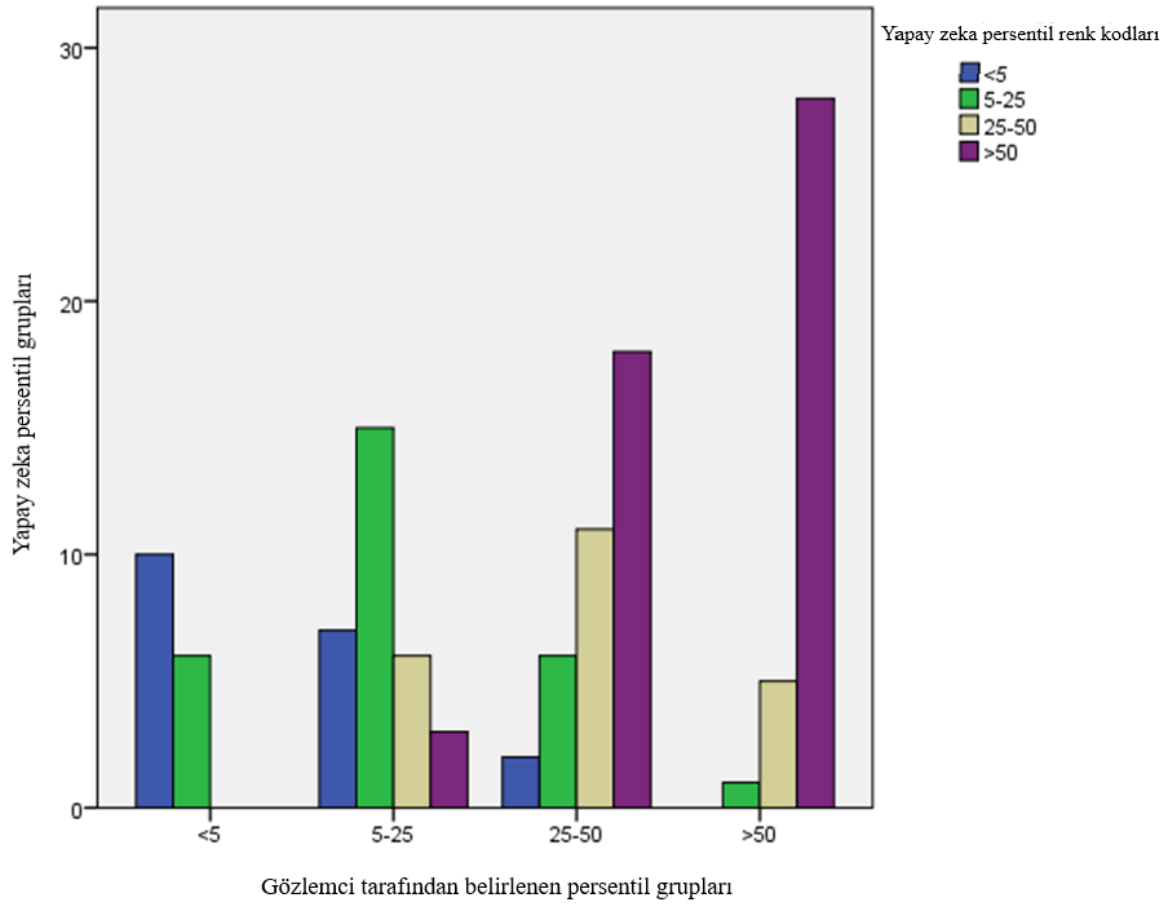


Şekil.16 – Total beyin hacmi için sınıflandırılmış görsel veriler ile segmentasyon programı tarafından verilen persentil değerlerinin karşılaştırılması

Tablo.1 – Total beyin hacmi için sınıflandırılmış görsel veriler ile segmentasyon programı tarafından verilen persentil değerlerinin çapraz karşılaştırılması

			Yapay zeka total beyin persentil				Total
			<5	5-25	25-50	>50	
Gözlemci total beyin persentil	<5	Sayı	14	3	0	0	17
		Grup içi dağılım	82,4%	17,6%	,0%	,0%	100,0%
		Total veride dağılım	56,0%	12,0%	,0%	,0%	14,4%
	5-25	Sayı	9	18	12	6	45
		Grup içi dağılım	20,0%	40,0%	26,7%	13,3%	100,0%
		Total veride dağılım	36,0%	72,0%	48,0%	14,0%	38,1%
	25-50	Sayı	1	4	11	10	26
		Grup içi dağılım	3,8%	15,4%	42,3%	38,5%	100,0%
		Total veride dağılım	4,0%	16,0%	44,0%	23,3%	22,0%
	>50	Sayı	1	0	2	27	30
		Grup içi dağılım	3,3%	,0%	6,7%	90,0%	100,0%
		Total veride dağılım	4,0%	,0%	8,0%	62,8%	25,4%
Total		Sayı	25	25	25	43	118
		Grup içi dağılım	21,2%	21,2%	21,2%	36,4%	100,0%
		Total veride dağılım	100,0%	100,0%	100,0%	100,0%	100,0%

Sağ frontal lob hacminin görsel değerlendirmesi ile segmentasyon programı tarafından hesaplanan hacim verilerinin persentil dağılımında %54,20 oranında uyum izlendi. (kappa değeri 0,38 ile düşük-orta derecede uyumu işaret etmekte olup $p \leq 0,05$ ile veriler birbirleriyle bağımlıdır.) Tüm gruplarda; segmentasyon programı tarafından, görsel olarak belirlenmiş grubun en yakın alt veya üst grubuna sınıflandırılmış verilerin oranı ise %40,60'dır. Verilerin %5,20'sinin ise uzak gruplara sınıflandırıldığı görüldü. (Tablo.2) En yüksek grup içi uyum %82,40 ile normal olarak sınıflandırılan verilerde olup en az uyum ise %29,70 ile 25-50 persentil (hafif atrofi) grubunda izlendi. (Şekil.18)

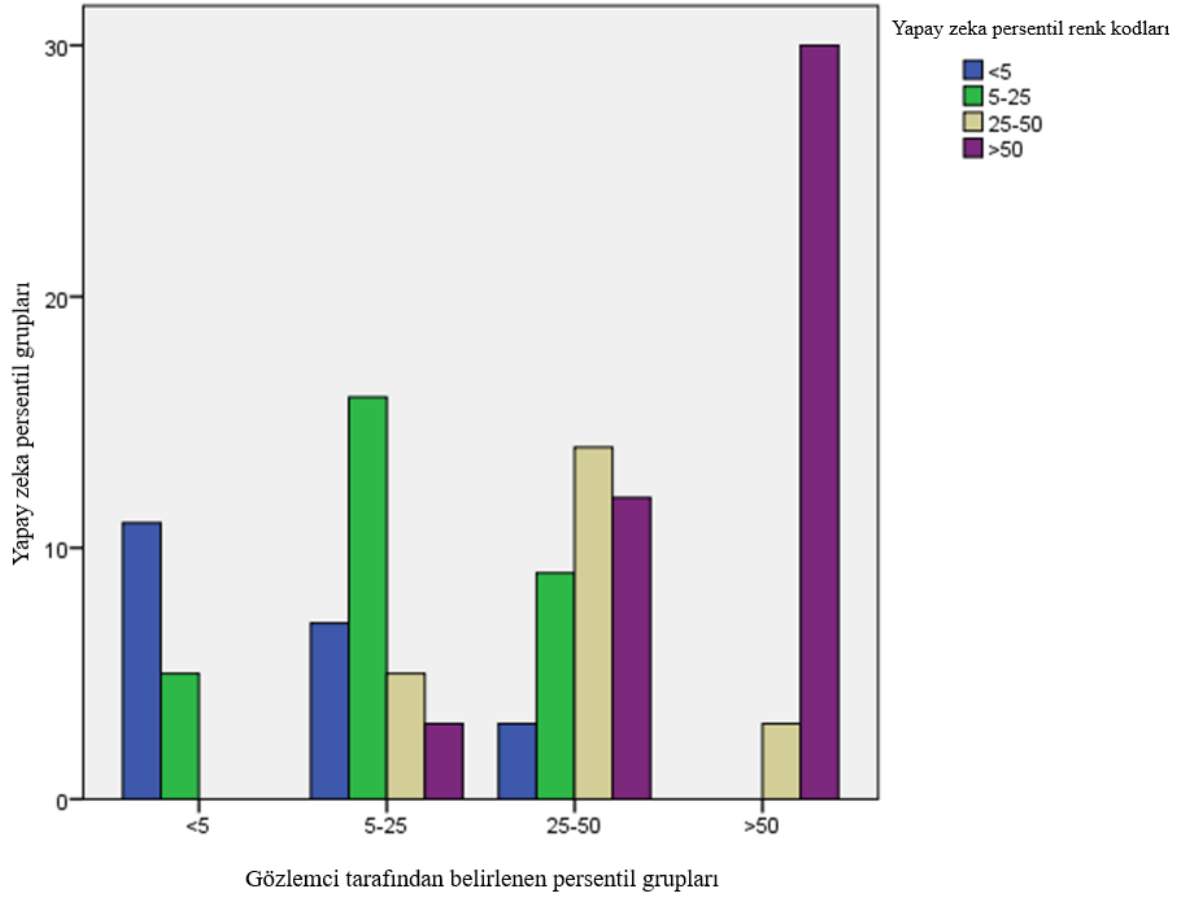


Şekil.17 –Sağ frontal lob hacmi için sınıflandırılmış görsel veriler ile segmentasyon programı tarafından verilen persentil değerlerinin karşılaştırılması

Tablo.2–Sağ frontal lob için sınıflandırılmış görsel veriler ile segmentasyon programı tarafından verilen persentil değerlerinin çapraz karşılaştırılması

			Yapay zeka sağ frontal				Total
			<5	5-25	25-50	>50	
Gözlemci Sağ frontal persentil	<5	Sayı	10	6	0	0	16
		Grup içi dağılım	62,5%	37,5%	,0%	,0%	100,0%
		Total veride dağılım	52,6%	21,4%	,0%	,0%	13,6%
	5-25	Sayı	7	15	6	3	31
		Grup içi dağılım	22,6%	48,4%	19,4%	9,7%	100,0%
		Total veride dağılım	36,8%	53,6%	27,3%	6,1%	26,3%
	25-50	Sayı	2	6	11	18	37
		Grup içi dağılım	5,4%	16,2%	29,7%	48,6%	100,0%
		Total veride dağılım	10,5%	21,4%	50,0%	36,7%	31,4%
	>50	Sayı	0	1	5	28	34
		Grup içi dağılım	,0%	2,9%	14,7%	82,4%	100,0%
		Total veride dağılım	,0%	3,6%	22,7%	57,1%	28,8%
Total		Sayı	19	28	22	49	118
		Grup içi dağılım	16,1%	23,7%	18,6%	41,5%	100,0%
		Total veride dağılım	100,0%	100,0%	100,0%	100,0%	100,0%

Sol frontal lob hacminin görsel değerlendirmesi ile segmentasyon programı tarafından hesaplanan hacim verilerinin persentil dağılımında %60,10 oranında uyum izlendi. (kappa değeri 0,463 ile orta derecede uyumu işaret etmekte olup $p \leq 0,05$ ile veriler birbirleriyle bağımlıdır.) Tüm gruplarda; segmentasyon programı tarafından, görsel olarak belirlenmiş grubun en yakın alt veya üst grubuna sınıflandırılmış verilerin oranı ise %34,70 hesaplandı. Verilerin %5,20'sinin ise uzak gruplara sınıflandırıldığı görüldü. (Tablo.3) En yüksek grup içi uyum %90,90 ile normal olarak sınıflandırılan verilerde olup en az uyum ise %36,80 ile 25-50 persentil (hafif atrofi) grubunda izlendi. (Şekil.19)

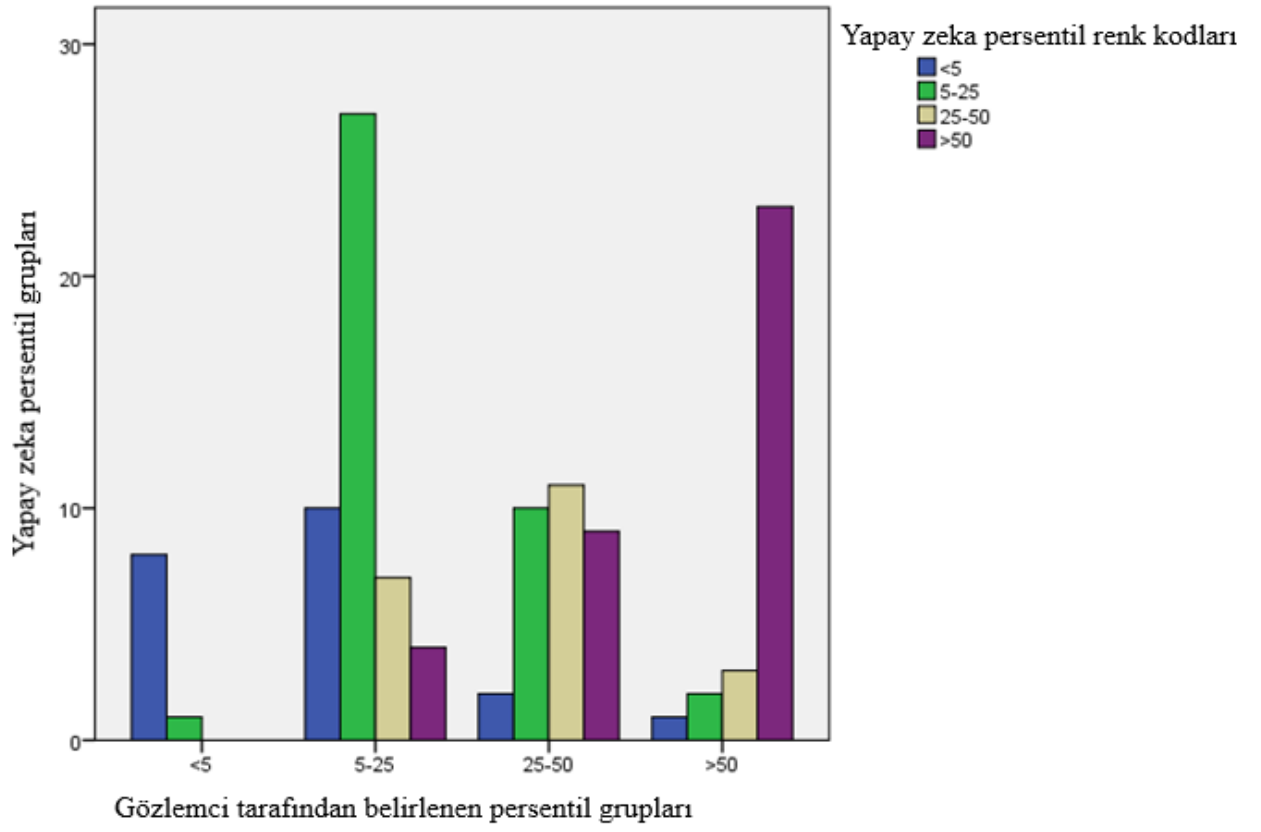


Şekil.18 –Sol frontal lob hacmi için sınıflandırılmış görsel veriler ile segmentasyon programı tarafından verilen persentil değerlerinin karşılaştırılması

Tablo.3–Sol frontal lob için sınıflandırılmış görsel veriler ile segmentasyon programı tarafından verilen persentil değerlerinin çapraz karşılaştırılması

			Yapay zeka sol frontal				Total
			<5	5-25	25-50	>50	
Gözlemci Sol frontal persentil	<5	Sayı	11	5	0	0	16
		Grup içi dağılım	68,8%	31,3%	,0%	,0%	100,0%
		Total veride dağılım	52,4%	16,7%	,0%	,0%	13,6%
	5-25	Sayı	7	16	5	3	31
		Grup içi dağılım	22,6%	51,6%	16,1%	9,7%	100,0%
		Total veride dağılım	33,3%	53,3%	22,7%	6,7%	26,3%
	25-50	Sayı	3	9	14	12	38
		Grup içi dağılım	7,9%	23,7%	36,8%	31,6%	100,0%
		Total veride dağılım	14,3%	30,0%	63,6%	26,7%	32,2%
	>50	Sayı	0	0	3	30	33
		Grup içi dağılım	,0%	,0%	9,1%	90,9%	100,0%
		Total veride dağılım	,0%	,0%	13,6%	66,7%	28,0%
Total	Sayı		21	30	22	45	118
	Grup içi dağılım		17,8%	25,4%	18,6%	38,1%	100,0%
	Total veride dağılım		100,0%	100,0%	100,0%	100,0%	100,0%

Sağ parietal lob hacminin görsel değerlendirmesi ile segmentasyon programı tarafından hesaplanan hacim verilerinin persentil dağılımında %58,40 oranında uyum izlendi. (kappa değeri 0,427 ile orta derecede uyumu işaret etmekte olup $p \leq 0,05$ ile veriler birbirleriyle bağımlıdır.) Tüm gruplarda; segmentasyon programı tarafından, görsel olarak belirlenmiş grubun en yakın alt veya üst grubuna sınıflandırılmış verilerin oranı ise %33,80'dir. Verilerin %7,80'inin ise uzak gruplara sınıflandırıldığı görüldü. (Tablo.4) En yüksek grup içi uyum %88,90 ile 5 persentil altı yani ağır atrofi olarak sınıflandırılan verilerde olup en az uyum ise %34,40 ile 25-50 persentil (hafif atrofi) grubunda izlendi. (Şekil.20)

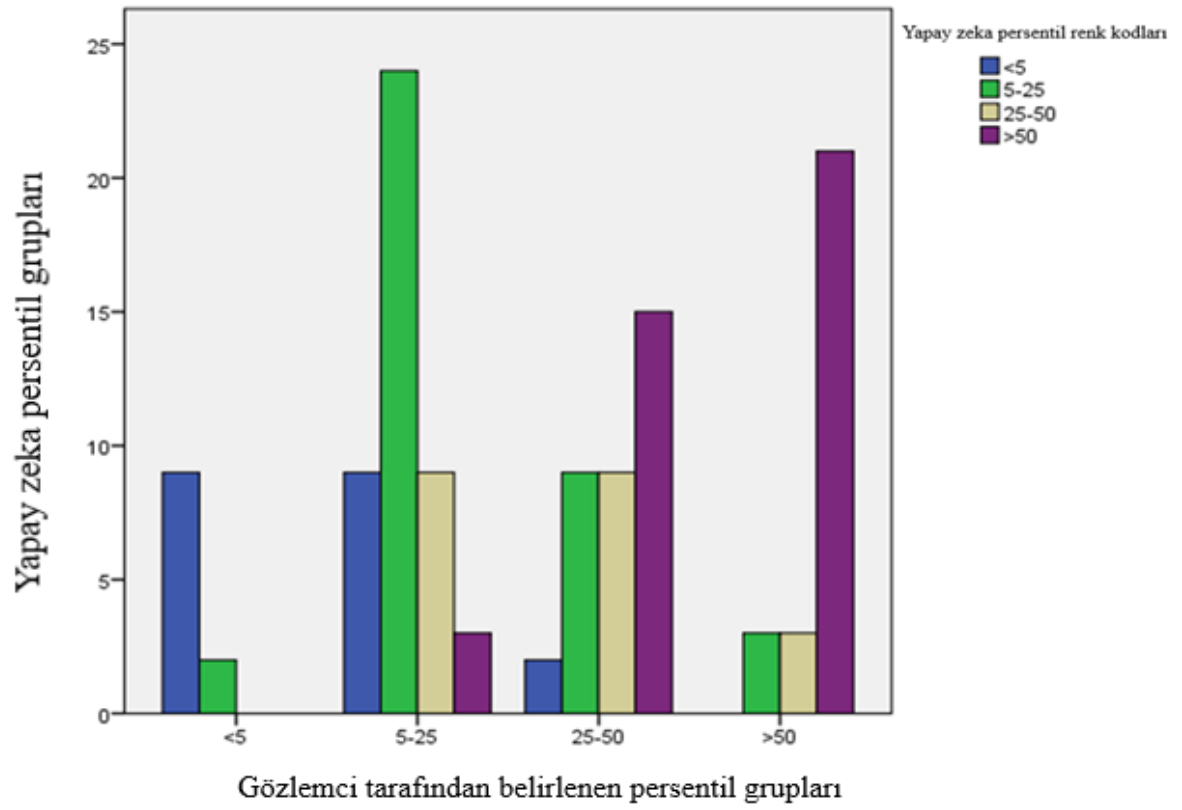


Şekil.19 –Sağ parietal lob hacmi için sınıflandırılmış görsel veriler ile segmentasyon programı tarafından verilen persentil değerlerinin karşılaştırılması

Tablo.4–Sağ parietal lob için sınıflandırılmış görsel veriler ile segmentasyon programı tarafından verilen persentil değerlerinin çapraz karşılaştırılması

			Yapay zeka sağ parietal				Total
			<5	5-25	25-50	>50	
Gözlemci Sağ parietal persentil	<5	Sayı	8	1	0	0	9
		Grup içi dağılım	88,9%	11,1%	,0%	,0%	100,0%
		Total veride dağılım	38,1%	2,5%	,0%	,0%	7,6%
	5-25	Sayı	10	27	7	4	48
		Grup içi dağılım	20,8%	56,3%	14,6%	8,3%	100,0%
		Total veride dağılım	47,6%	67,5%	33,3%	11,1%	40,7%
	25-50	Sayı	2	10	11	9	32
		Grup içi dağılım	6,3%	31,3%	34,4%	28,1%	100,0%
		Total veride dağılım	9,5%	25,0%	52,4%	25,0%	27,1%
	>50	Sayı	1	2	3	23	29
		Grup içi dağılım	3,4%	6,9%	10,3%	79,3%	100,0%
		Total veride dağılım	4,8%	5,0%	14,3%	63,9%	24,6%
Total	Sayı	21	40	21	36	118	
	Grup içi dağılım	17,8%	33,9%	17,8%	30,5%	100,0%	
	Total veride dağılım	100,0%	100,0%	100,0%	100,0%	100,0%	

Sol parietal lob hacminin görsel değerlendirmesi ile segmentasyon programı tarafından hesaplanan hacim verilerinin persentil dağılımında %53,30 oranında uyum izlendi. (kappa değeri 0,364 ile düşük-orta derecede uyumu işaret etmekte olup $p \leq 0,05$ ile veriler birbirleriyle bağımlıdır.) Tüm gruplarda; segmentasyon programı tarafından, görsel olarak belirlenmiş grubun en yakın alt veya üst grubuna sınıflandırılmış verilerin oranı ise %42,00'dır. Verilerin %4,30'unun ise uzak gruplara sınıflandırıldığı görüldü. (Tablo.5) En yüksek grup içi uyum %81,80 ile 5 persentil altı yani ağır atrofi olarak sınıflandırılan verilerde olup en az uyum ise %25,70 ile 25-50 persentil (hafif atrofi) grubunda izlendi. (Şekil.21)

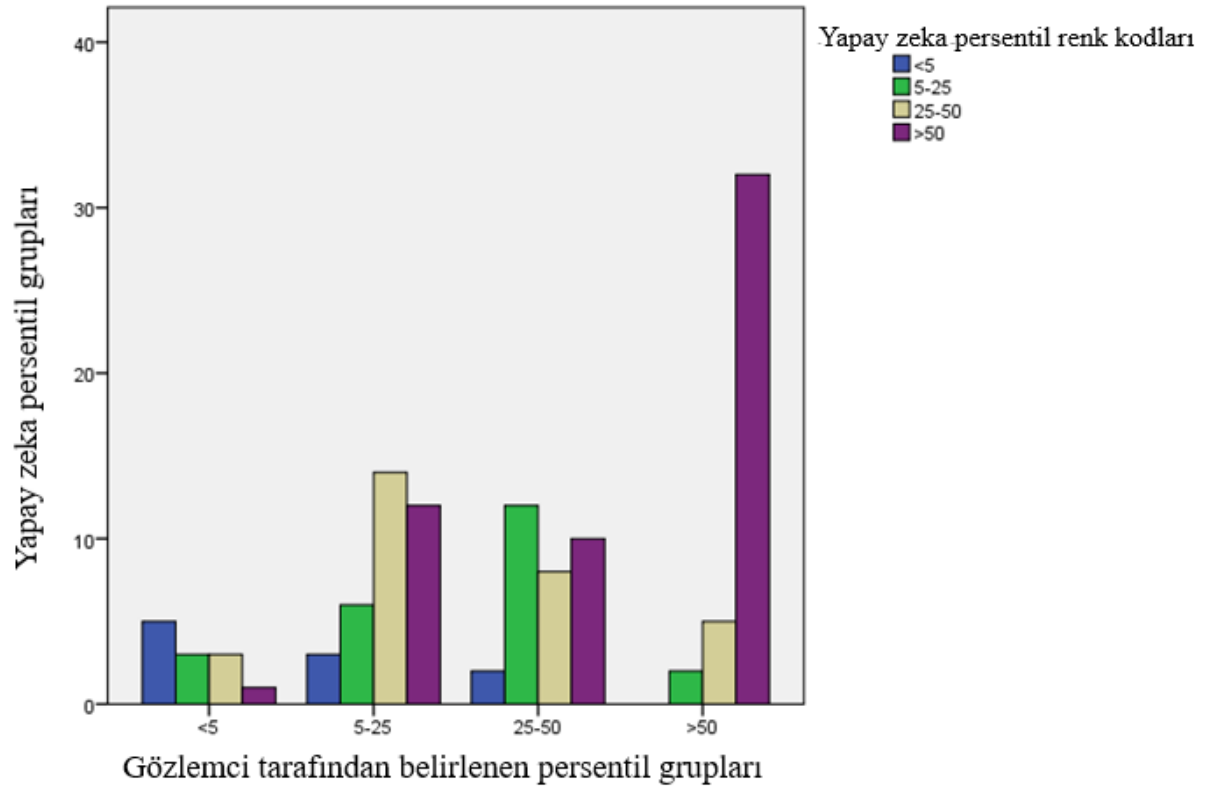


Şekil.20 –Sol parietal lob hacmi için sınıflandırılmış görsel veriler ile segmentasyon programı tarafından verilen persentil değerlerinin karşılaştırılması

Tablo.5–Sol parietal lob için sınıflandırılmış görsel veriler ile segmentasyon programı tarafından verilen persentil değerlerinin çapraz karşılaştırılması

			Yapay zeka sol parietal				Total
			<5	5-25	25-50	>50	
Gözlemci Sol parietal persentil	<5	Sayı	9	2	0	0	11
		Grup içi dağılım	81,8%	18,2%	,0%	,0%	100,0%
		Total veride dağılım	45,0%	5,3%	,0%	,0%	9,3%
	5-25	Sayı	9	24	9	3	45
		Grup içi dağılım	20,0%	53,3%	20,0%	6,7%	100,0%
		Total veride dağılım	45,0%	63,2%	42,9%	7,7%	38,1%
	25-50	Sayı	2	9	9	15	35
		Grup içi dağılım	5,7%	25,7%	25,7%	42,9%	100,0%
		Total veride dağılım	10,0%	23,7%	42,9%	38,5%	29,7%
	>50	Sayı	0	3	3	21	27
		Grup içi dağılım	,0%	11,1%	11,1%	77,8%	100,0%
		Total veride dağılım	,0%	7,9%	14,3%	53,8%	22,9%
Total			20	38	21	39	118
			16,9%	32,2%	17,8%	33,1%	100,0%
			100,0%	100,0%	100,0%	100,0%	100,0%

Sağ oksipital lob hacminin görsel değerlendirmesi ile segmentasyon programı tarafından hesaplanan hacim verilerinin persentil dağılımında %43,20 oranında uyum izlendi. (kappa değeri 0,201 ile düşük derecede uyumu işaret etmekte olup $p \leq 0,05$ ile veriler birbirleriyle bağımlıdır.) Tüm gruplarda; segmentasyon programı tarafından, görsel olarak belirlenmiş grubun en yakın alt veya üst grubuna sınıflandırılmış verilerin oranı ise %39,80'dir. Verilerin %17,00'ünün ise uzak gruplara sınıflandırıldığı görüldü. (Tablo.6) En yüksek grup içi uyum %82,10 ile 50 persentil üzeri yani normal olarak sınıflandırılan verilerde olup en az uyum ise %17,10 ile 5-25 persentil (orta atrofi) grubunda izlendi. (Şekil.22)

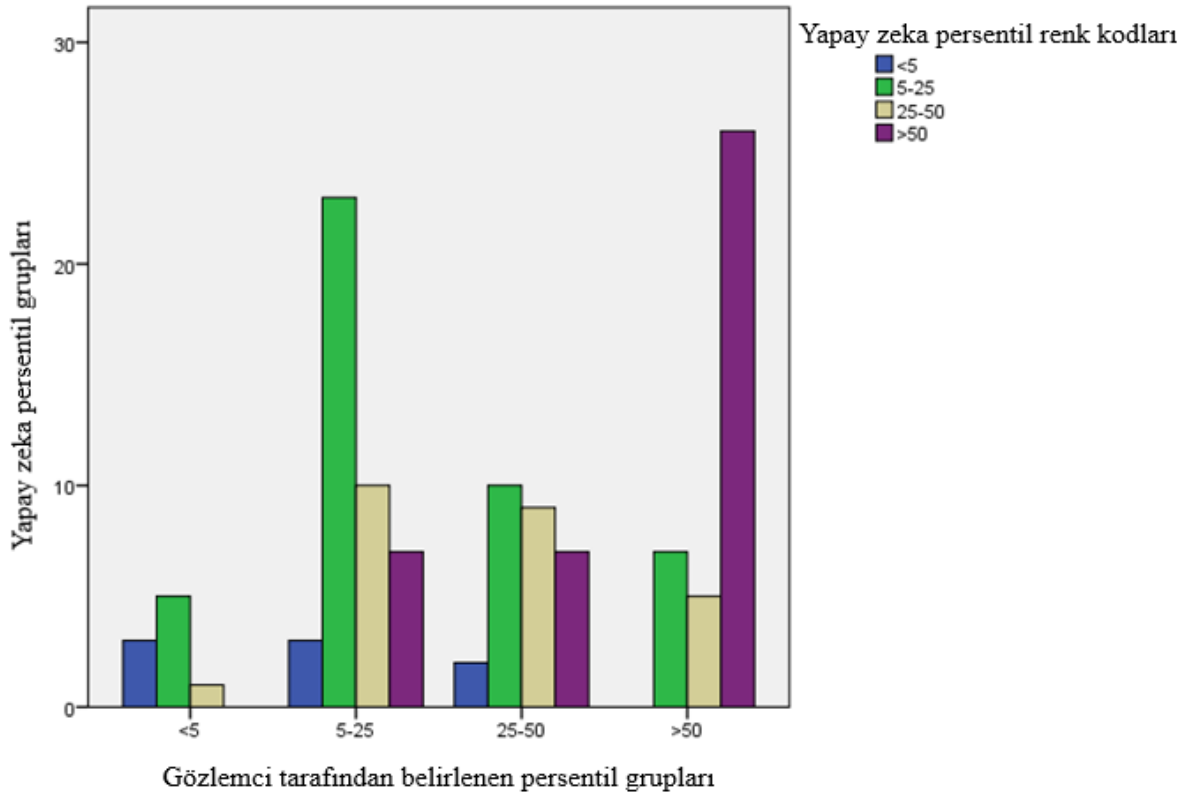


Şekil.21–Sağ oksipital lob için sınıflandırılmış görsel veriler ile segmentasyon programı tarafından verilen persentil değerlerinin karşılaştırılması

Tablo.6–Sağ oksipital lob için sınıflandırılmış görsel veriler ile segmentasyon programı tarafından verilen persentil değerlerinin çapraz karşılaştırılması

			Yapay zeka sağ oksipital				Total
			<5	5-25	25-50	>50	
Gözlemci Sağ oksipital persentil	<5	Sayı	5	3	3	1	12
		Grup içi dağılım	41,7%	25,0%	25,0%	8,3%	100,0%
		Total veride dağılım	50,0%	13,0%	10,0%	1,8%	10,2%
	5-25	Sayı	3	6	14	12	35
		Grup içi dağılım	8,6%	17,1%	40,0%	34,3%	100,0%
		Total veride dağılım	30,0%	26,1%	46,7%	21,8%	29,7%
	25-50	Sayı	2	12	8	10	32
		Grup içi dağılım	6,3%	37,5%	25,0%	31,3%	100,0%
		Total veride dağılım	20,0%	52,2%	26,7%	18,2%	27,1%
	>50	Sayı	0	2	5	32	39
		Grup içi dağılım	,0%	5,1%	12,8%	82,1%	100,0%
		Total veride dağılım	,0%	8,7%	16,7%	58,2%	33,1%
Total	Sayı		10	23	30	55	118
	Grup içi dağılım		8,5%	19,5%	25,4%	46,6%	100,0%
	Total veride dağılım		100,0%	100,0%	100,0%	100,0%	100,0%

Sol oksipital lob hacminin görsel değerlendirmesi ile segmentasyon programı tarafından hesaplanan hacim verilerinin persentil dağılımında %51,60 oranında uyum izlendi. (kappa değeri 0,306 ile düşük derecede uyumu işaret etmekte olup $p \leq 0,05$ ile veriler birbirleriyle bağımlıdır.) Tüm gruplarda; segmentasyon programı tarafından, görsel olarak belirlenmiş grubun en yakın alt veya üst grubuna sınıflandırılmış verilerin oranı ise %33,80'dir. Verilerin %14,60'ının ise uzak gruplara sınıflandırıldığı görüldü (Tablo.7) En yüksek grup içi uyum %68,40 ile 50 persentil üzeri yani normal olarak sınıflandırılan verilerde olup en az uyum ise %32,10 ile 25-50 persentil (hafif atrofi) grubunda izlendi. (Şekil.23)

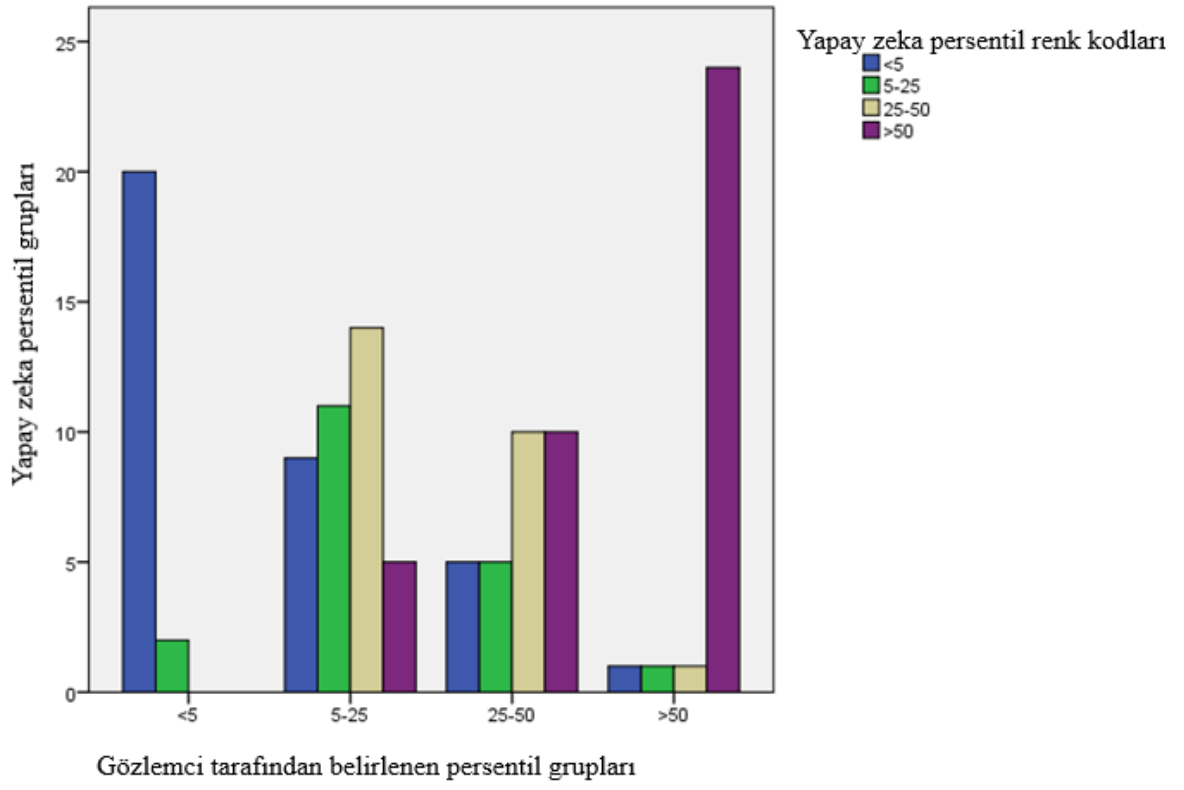


Şekil.22–Sol oksipital lob için sınıflandırılmış görsel veriler ile segmentasyon programı tarafından verilen persentil değerlerinin karşılaştırılması

Tablo.7–Sol oksipital lob için sınıflandırılmış görsel veriler ile segmentasyon programı tarafından verilen persentil değerlerinin çapraz karşılaştırılması

			Yapay zeka sol oksipital				Total
			<5	5-25	25-50	>50	
Gözlemci Sol oksipital persentil	<5	Sayı	3	5	1	0	9
		Grup içi dağılım	33,3%	55,6%	11,1%	,0%	100,0%
		Total veride dağılım	37,5%	11,1%	4,0%	,0%	7,6%
	5-25	Sayı	3	23	10	7	43
		Grup içi dağılım	7,0%	53,5%	23,3%	16,3%	100,0%
		Total veride dağılım	37,5%	51,1%	40,0%	17,5%	36,4%
	25-50	Sayı	2	10	9	7	28
		Grup içi	7,1%	35,7%	32,1%	25,0%	100,0%
		Total veride dağılım	25,0%	22,2%	36,0%	17,5%	23,7%
	>50	Sayı	0	7	5	26	38
		Grup içi dağılım	,0%	18,4%	13,2%	68,4%	100,0%
		Total veride dağılım	,0%	15,6%	20,0%	65,0%	32,2%
Total	Sayı		8	45	25	40	118
	Grup içi dağılım		6,8%	38,1%	21,2%	33,9%	100,0%
	Total veride dağılım		100,0%	100,0%	100,0%	100,0%	100,0%

Sağ temporal lob hacminin görsel değerlendirmesi ile segmentasyon programı tarafından hesaplanan hacim verilerinin persentil dağılımında %55,80 oranında uyum izlendi. (kappa değeri 0,411 ile orta derecede uyumu işaret etmekte olup $p \leq 0,05$ ile veriler birbirleriyle bağımlıdır.) Tüm gruplarda; segmentasyon programı tarafından, görsel olarak belirlenmiş grubun en yakın alt veya üst grubuna sınıflandırılmış verilerin oranı ise %34,70'dir. Verilerin %9,50'sinin ise uzak gruplara sınıflandırıldığı görüldü. (Tablo.8) En yüksek grup içi uyum %90,90 ile 5 persentil altı (ağır atrofi) olarak sınıflandırılan verilerde olup en az uyum ise %28,20 ile 5-25 persentil grubunda izlendi. (Şekil.24).

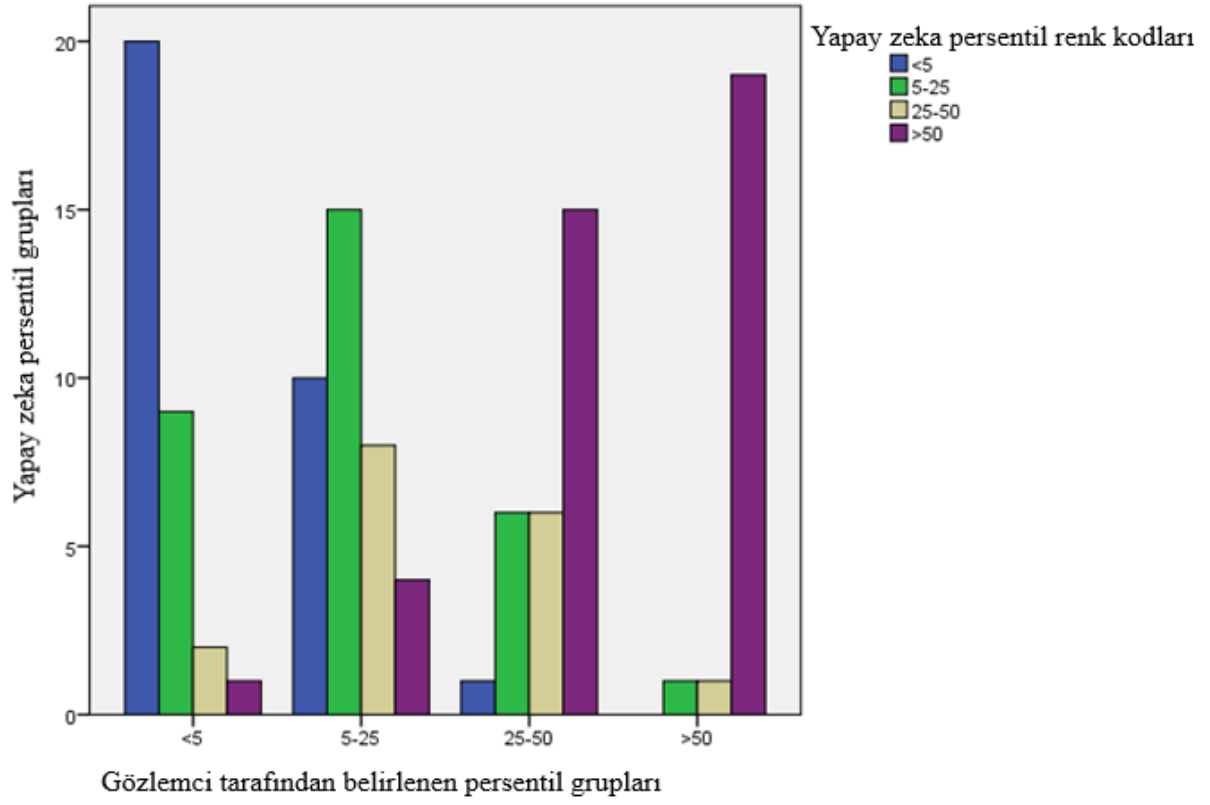


Şekil.23–Sağ temporal lob için sınıflandırılmış görsel veriler ile segmentasyon programı tarafından verilen persentil değerlerinin karşılaştırılması

Tablo.8–Sağ temporal lob için sınıflandırılmış görsel veriler ile segmentasyon programı tarafından verilen persentil değerlerinin çapraz karşılaştırılması

			Yapay zeka sağ temporal				Total
			<5	5-25	25-50	>50	
Gözlemci Sağ temporal persentil	<5	Sayı	20	2	0	0	22
		Grup içi dağılım	90,9%	9,1%	,0%	,0%	100,0%
		Total veride dağılım	57,1%	10,5%	,0%	,0%	18,6%
	5-25	Sayı	9	11	14	5	39
		Grup içi dağılım	23,1%	28,2%	35,9%	12,8%	100,0%
		Total veride dağılım	25,7%	57,9%	56,0%	12,8%	33,1%
	25-50	Sayı	5	5	10	10	30
		Grup içi dağılım	16,7%	16,7%	33,3%	33,3%	100,0%
		Total veride dağılım	14,3%	26,3%	40,0%	25,6%	25,4%
	>50	Sayı	1	1	1	24	27
		Grup içi dağılım	3,7%	3,7%	3,7%	88,9%	100,0%
		Total veride dağılım	2,9%	5,3%	4,0%	61,5%	22,9%
Total	Sayı		35	19	25	39	118
	Grup içi dağılım		29,7%	16,1%	21,2%	33,1%	100,0%
	Total veride dağılım		100,0%	100,0%	100,0%	100,0%	100,0%

Sol temporal lob hacminin görsel değerlendirmesi ile segmentasyon programı tarafından hesaplanan hacim verilerinin persentil dağılımında %50,80 oranında uyum izlendi. (kappa değeri 0,348 ile düşük-orta derecede uyumu işaret etmekte olup $p \leq 0,05$ ile veriler birbirleriyle bağımlıdır.) Tüm gruplarda; segmentasyon programı tarafından, görsel olarak belirlenmiş grubun en yakın alt veya üst grubuna sınıflandırılmış verilerin oranı ise %41,50'dir. Verilerin %7,70'inin ise uzak gruplara sınıflandırıldığı görüldü. (Tablo.9) En yüksek grup içi uyum %90,50 ile 50 persentil üstü (normal) olarak sınıflandırılan verilerde olup en az uyum ise %21,40 ile 25-50 persentil grubunda izlendi (Şekil.25)

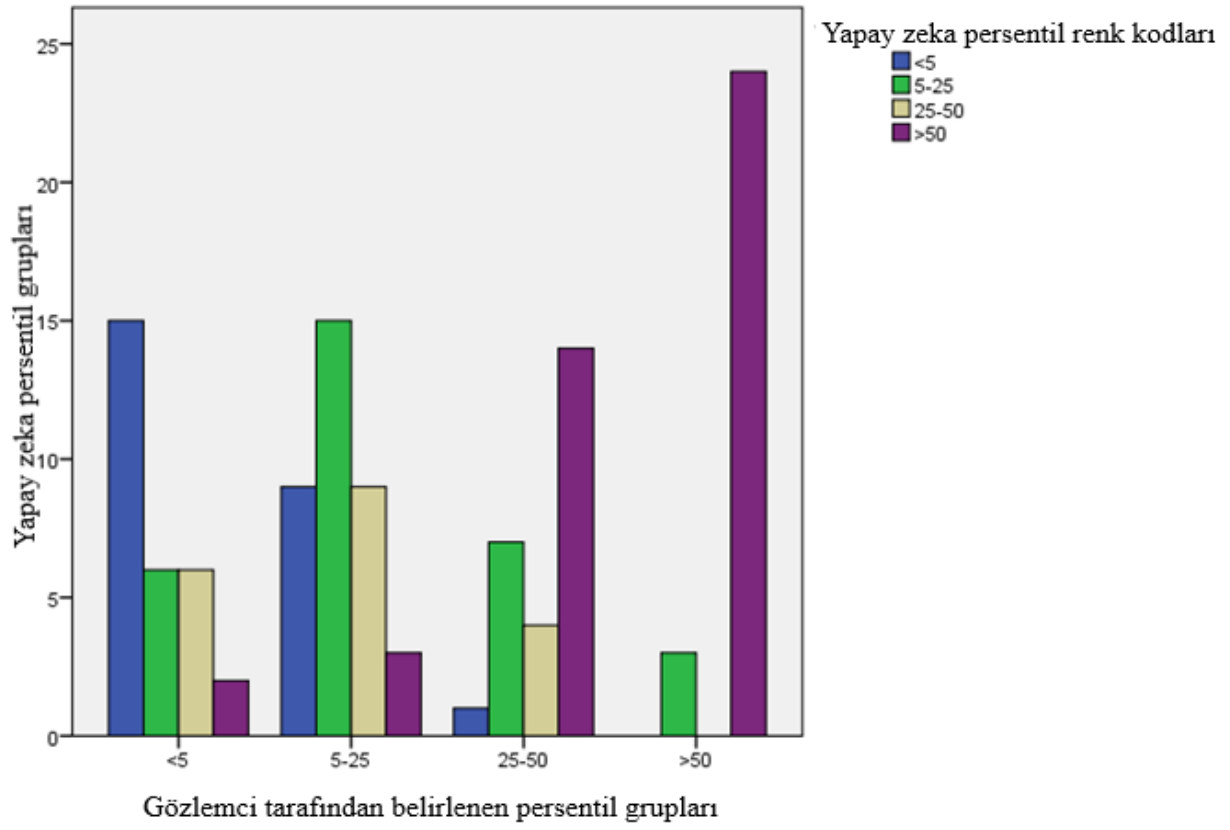


Şekil.24–Sol temporal lob için sınıflandırılmış görsel veriler ile segmentasyon programı tarafından verilen persentil değerlerinin karşılaştırılması

Tablo.9–Sol temporal lob için sınıflandırılmış görsel veriler ile segmentasyon programı tarafından verilen persentil değerlerinin çapraz karşılaştırılması

			Yapay zeka sol temporal				Total
			<5	5-25	25-50	>50	
Gözlemci Sol temporal persentil	<5	Sayı	20	9	2	1	32
		Grup içi dağılım	62,5%	28,1%	6,3%	3,1%	100,0%
		Total veride dağılım	64,5%	29,0%	11,8%	2,6%	27,1%
	5-25	Sayı	10	15	8	4	37
		Grup içi dağılım	27,0%	40,5%	21,6%	10,8%	100,0%
		Total veride dağılım	32,3%	48,4%	47,1%	10,3%	31,4%
	25-50	Sayı	1	6	6	15	28
		Grup içi dağılım	3,6%	21,4%	21,4%	53,6%	100,0%
		Total veride dağılım	3,2%	19,4%	35,3%	38,5%	23,7%
	>50	Sayı	0	1	1	19	21
		Grup içi dağılım	,0%	4,8%	4,8%	90,5%	100,0%
		Total veride dağılım	,0%	3,2%	5,9%	48,7%	17,8%
Total	Sayı	31	31	17	39	118	
	Grup içi dağılım	26,3%	26,3%	14,4%	33,1%	100,0%	
	Total veride dağılım	100,0%	100,0%	100,0%	100,0%	100,0%	

Sağ hipokampus hacminin görsel değerlendirmesi ile segmentasyon programı tarafından hesaplanan hacim verilerinin persentil dağılımında %49,10 oranında uyum izlendi. (kappa değeri 0,321 ile düşük-orta derecede uyumu işaret etmekte olup $p \leq 0,05$ ile veriler birbirleriyle bağımlıdır.) Tüm gruplarda; segmentasyon programı tarafından, görsel olarak belirlenmiş grubun en yakın alt veya üst grubuna sınıflandırılmış verilerin oranı ise %38,10'dır. Verilerin %12,80'inin ise uzak gruplara sınıflandırıldığı görüldü. (Tablo.10) En yüksek grup içi uyum %88,90 ile 50 persentil üstü olarak sınıflandırılan verilerde olup en az uyum ise %15,40 ile 25-50 persentil grubunda izlendi. (Şekil.26).

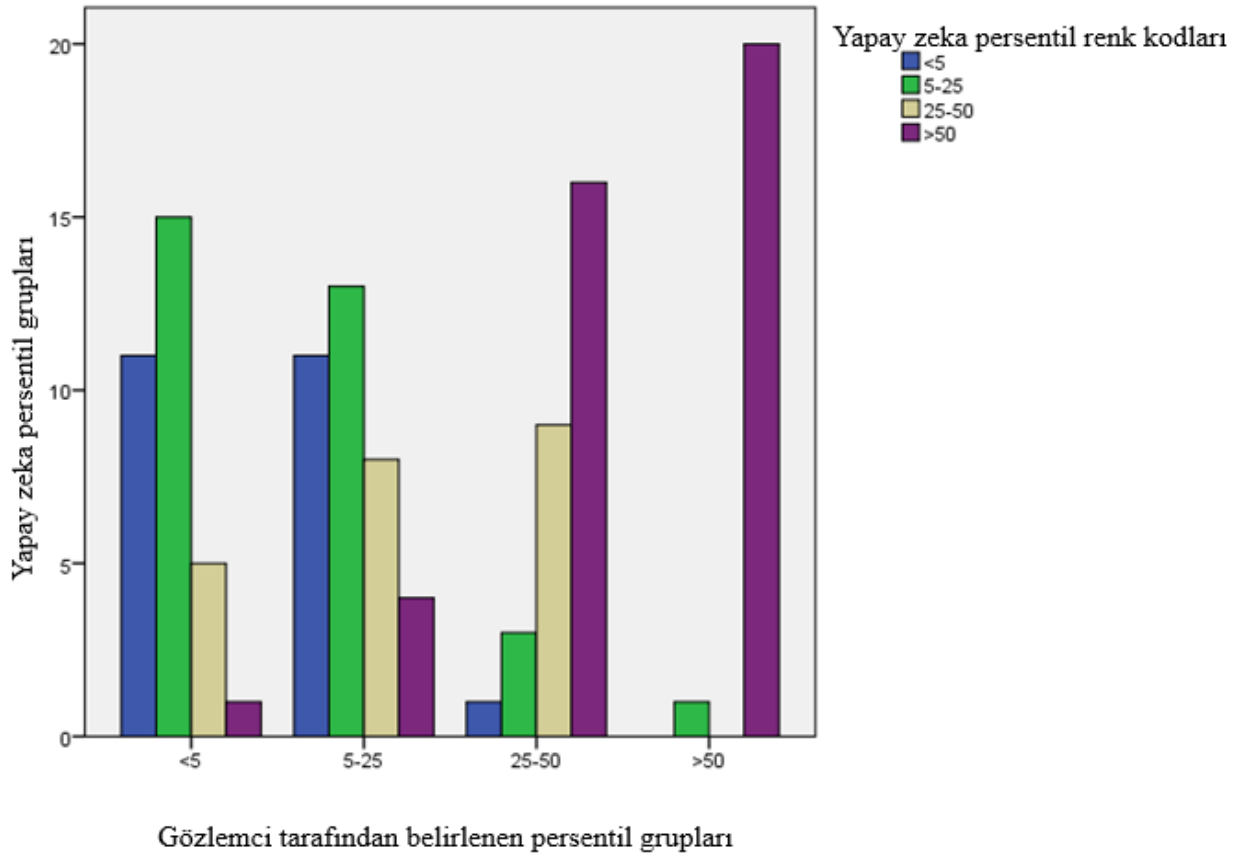


Şekil.25–Sağ hipokampus için sınıflandırılmış görsel veriler ile segmentasyon programı tarafından verilen persentil değerlerinin karşılaştırılması

Tablo.10–Sağ hipokampus için sınıflandırılmış görsel veriler ile segmentasyon programı tarafından verilen persentil değerlerinin çapraz karşılaştırılması

			Yapay zeka sağ hipokampus				Total
			<5	5-25	25-50	>50	
Gözlemci Sağ hipokampus persentil	<5	Sayı	15	6	6	2	29
		Grup içi dağılım	51,7%	20,7%	20,7%	6,9%	100,0
		Total veride dağılım	60,0%	19,4%	31,6%	4,7%	24,6
	5-25	Sayı	9	15	9	3	36
		Grup içi dağılım	25,0%	41,7%	25,0%	8,3%	100,0
		Total veride dağılım	36,0%	48,4%	47,4%	7,0%	30,5
	25-50	Sayı	1	7	4	14	26
		Grup içi dağılım	3,8%	26,9%	15,4%	53,8%	100,0
		Total veride dağılım	4,0%	22,6%	21,1%	32,6%	22,0
	>50	Sayı	0	3	0	24	27
		Grup içi dağılım	,0%	11,1%	,0%	88,9%	100,0
		Total veride dağılım	,0%	9,7%	,0%	55,8%	22,9
Total	Sayı		25	31	19	43	118
	Grup içi dağılım		21,2%	26,3%	16,1%	36,4%	100,0
	Total veride dağılım		100,0%	100,0%	100,0%	100,0%	100,0

Sol hipokampus hacminin görsel değerlendirmesi ile segmentasyon programı tarafından hesaplanan hacim verilerinin persentil dağılımında %45 oranında uyum izlendi. (kappa değeri 0,272 ile düşük-orta derecede uyumu işaret etmekte olup $p \leq 0,05$ ile veriler birbirleriyle bağımlıdır.) Tüm gruplarda; segmentasyon programı tarafından, görsel olarak belirlenmiş grubun en yakın alt veya üst grubuna sınıflandırılmış verilerin oranı ise %45'dir. Verilerin %10'unun ise uzak gruplara sınıflandırıldığı görüldü (Tablo.11) En yüksek grup içi uyum %95,20 ile 50 persentil üstü olarak sınıflandırılan verilerde olup en az uyum ise %31 ile 25-50 persentil grubunda izlendi. (Şekil.27).



Şekil.26–Sol hipokampus için sınıflandırılmış görsel veriler ile segmentasyon programı tarafından verilen persentil değerlerinin karşılaştırılması

Tablo.11–Sol hipokampusiçin sınıflandırılmış görsel veriler ile segmentasyon programı tarafından verilen persentil değerlerinin çapraz karşılaştırılması

			Yapay zeka sol hipokampus				Total
			<5	5-25	25-50	>50	
Gözlemci Sol hipokampus persentil	<5	Sayı	11	15	5	1	32
		Grup içi dağılım	34,4%	46,9%	15,6%	3,1%	100,0%
		Total veride dağılım	47,8%	46,9%	22,7%	2,4%	27,1%
	5-25	Sayı	11	13	8	4	36
		Grup içi dağılım	30,6%	36,1%	22,2%	11,1%	100,0%
		Total veride dağılım	47,8%	40,6%	36,4%	9,8%	30,5%
	25-50	Sayı	1	3	9	16	29
		Grup içi dağılım	3,4%	10,3%	31,0%	55,2%	100,0%
		Total veride dağılım	4,3%	9,4%	40,9%	39,0%	24,6%
	>50	Sayı	0	1	0	20	21
		Grup içi dağılım	,0%	4,8%	,0%	95,2%	100,0%
		Total veride dağılım	,0%	3,1%	,0%	48,8%	17,8%
Total	Sayı		23	32	22	41	118
	Grup içi dağılım		19,5%	27,1%	18,6%	34,7%	100,0%
	Total veride dağılım		100,0%	100,0%	100,0%	100,0%	100,0%

D) TARTIŞMA

Sağlık hizmetlerinde yapay zeka; yeni ilaçların keşfi, uzaktan hasta izlemi, tıbbi teşhis ve görüntüleme, risk yönetimi, giyilebilir cihazlar, sanal asistanlar ve hastane yönetimi dahil olmak üzere birçok uygulamanın önemli bir bileşeni haline gelmektedir. [33] Tanı alanında teknolojik gelişim arttıkça yapay zeka destekli tanının özellikle de tam otonom programların kullanımı ve günlük pratiğe katkısı artmaktadır. [34-37] Çünkü radyoloğun büyük ve karmaşık MRI veri setlerini analiz etmesi ve önemli bilgileri manuel olarak yönetmesi oldukça zaman alıcıdır. Ayrıca, çeşitli operatörler arası veya operatör içi değişkenlik sorunları nedeniyle beyin MRG'nin manuel analizi hatalara açıktır. Bu nedenle yüksek güven aralığında doğru tanı sağlamak için otomatik bir segmentasyon yöntemi kullanılması gerekliliği doğmaktadır. [38] Özellikle verilerin olmadığı yerlerde veri üretebilme yeteneği, yani var olan bilgileri kullanarak eksik bilgileri öngörebilme potansiyeli, tahmin modelleri kurabilmesi derin öğrenme yöntemlerini ileri taşımaktadır.

Ancak derin öğrenme modellerinin de sorunları vardır. Yaş, cinsiyet ve hastalık nedeniyle beyin anatomik yapılarında büyük farklılıklar varlığında tüm fenotipler için güvenilir ve belirli bir segmentasyon yöntemini uygulamak zordur. Giral kıvrımlar, sulkus derinlikleri, farklı dokuların oluşturduğu kompleks yapılar arasında sınırlar elde edip kategorik etiketleme insanlar için bile zorlayıcıdır. Anatomik yapının düşük kontrastı, gürültüler, artefaktlar radyolog için olduğu kadar yapay zeka için de performans düşürücü etkenlerdir.

Anatominin daha küçük ve işlevsel alt ünitelere bölünmesi gerekliliğinde segmentasyon zorlaşmakta ve hatalı sonuçlara açık hale gelmektedir. Örneğin Alzheimer için en önemli biyobelirteçlerden biri olan hipokampusun segmentasyonu, küçük boyutu ve hacminin yanı sıra anatomik değişkenliği, düşük iç kontrastı ve bulunduğu alanın artefaktlara yatkınlığından dolayı zordur.

Derin öğrenme kullanarak segmentasyon ve sınıflandırmada başka bir zorluk da modelin doğru bir şekilde eğitilmesi ve karar verme yetisinin iyileştirilmesi için yeterince büyük veri kümesi olması gerekliliğidir. Çok sayıda hedefin varlığı, çeşitlilik (heterojen verileri kullanarak modellemenin ve aralarında bilgi aktarımının sorunları), değişkenlik (zaman içinde takip) büyük verinin kaliteli değerlendirilmesini güçleştirmektedir. Geleneksel makine öğrenimi yaklaşımları, daha az girdiyle daha iyi performans gösterir.

Çalışmamızda kullanılan hacimsel veriler retrospektif olarak günlük pratikte kullanılan görüntüler üzerinden hesaplandığı için özellikle ilk başvuru ile son başvuru arasında gürültü ve görüntü kalitesi açısından farklılıklar izlenmektedir. Ancak tüm görüntülerin 1,5 T cihazlarla eldesi ve 3D görüntüler olmasının yanısıra segmentasyon programının voksel bazlı, esnek kayıt algoritmaları kullanması nedeniyle görüntüler arasındaki değerlendirmede bu etkiler en aza indirilmiştir.

Çalışmaya alınan hastaların tanıları tamamen klinik özelliklerine göre belirlenmiş olup hiçbir hastada histopatolojik doğrulama yapılmamıştır. Bu kısıtlılığı aşmak için en az bir yıl düzenli takip edilen, bu süre içerisinde kullandığı ilaçlardan fayda gören hastalar değerlendirmeye alınmıştır.

Kullanılan segmentasyon programının bazal ganglia, beyaz cevher ve beyin sapına yönelik ayrı ölçümler gerçekleştirememesi nedeniyle bu bölgelerde tutulum gösteren PSP, MSA, Huntington ve ALS hastaları çalışma grubuna dahil edilmemiştir. Ayrıca programın beyindeki farklı lobların farklı giruslarına ve subkortikal yapılara yönelik veriler sunmaması sebebiyle semantik demans ve frontotemporal lobar dejenerasyonun alt tipleri de çalışma dışı bırakılmıştır. Bu nedenle çalışmamız en sık görülen Alzheimer ve Parkinson hastalıklarında hedef bölge tutulumlarının yapay zeka destekli değerlendirilmesinin klinik pratiğe ne ölçüde yardımcı olabileceği konusunda bir öngörü sağlamakla birlikte hastalıklara yönelik kapsayıcılığı sınırlıdır.

Elde edilen hacim verileri üzerinden hesaplanan beyin atrofi hızları, çalışmaya alınan hastaların bilinen tanıları ve bu alandaki ilgili literatür bilgileriyle yakındır. [39-41] Bununla birlikte, Alzheimer tanılı hastalarda gözlenen atrofi oranı, daha önce Alzheimer konusunda yapılmış klinik kohort çalışmalarından daha düşüktür. [42] Çalışmaya alınan hastaların çoğu geriatrik ve sporadik Alzheimer hastasıdır, oysa daha yüksek atrofi oranları bildiren kohort çalışmalarının çoğu daha genç ve ailesel vakaları değerlendirmiştir. [42-45] Ayrıca takipli hastaların çalışmaya dahil edilmesi, hastalığın ilerleme hızının en az iki görüntü eldesine izin verecek kadar yavaş olduğu hastaların dahil edilmesi anlamına gelir. Hızlı bilişsel bozulmayla seyreden hastalarda takiplere uyumun azaldığı bilinmektedir. Bu nedenle, çalışmamızda Alzheimer hastalarının yavaş seyirli bir alt kümesini temsil etmemiz olasıdır.

Tüm beyine yönelik hesaplanan ilk ve son başvuru hacimlerinde, gruplar arasında istatistiksel olarak anlamlı farklılık gösterilememiştir. Bu durumun hasta sayısının az olması, hastalar içerisinde ağırlıklı yer kaplayan Alzheimer hastalığının ilerleme hızı ve tutulumu açısından hasta bazında çeşitlilik göstermesi veya Parkinson hastalarının grup içerisinde bütüncül değerlendirilmesi (hastalık seyrinde demans faktörünün ayrıca ele alınmaması) ile ilişkili olabileceği de düşünülmüştür. Literatürde de ilk ve son başvuru görüntülerinde, farklı hastalık gruplarında, tüm beyin hacminde anlamlı farklılık saptanmayan çalışmalar mevcuttur. [39, 46]

Etkilenen beyin lobları ayrı ayrı değerlendirildiğinde; frontal lob hacimleri ve atrofi hızları arasında gruplar arasında belirgin farklılık saptanmamıştır. Her ne kadar Parkinson hastalarında özellikle de bilişsel kaybın eşlik ettiği hastalarda frontal lob atrofisi öne çıkan bir bulgu olarak beklense de hasta sayısının azlığı ve çalışmada kontrol grubunun olmaması nedeniyle gruplar arasındaki farkın istatistiksel olarak gösterilemediği düşünülmüştür. [39, 47, 48]

Parietal lob hacimleri ve atrofi hızları arasında da anlamlı fark gösterilememiştir. Ancak gruplarda yaş ortalamaları ve dağılımları benzer olmakla birlikte hasta bazında veriler sayısal olarak değerlendirildiğinde Alzheimer hastalarında ilk ve son başvuru anında parietal lob hacimlerinin görece daha az olduğu ve atrofi hızlarının hafifçe daha yüksek olduğu görülmüştür. Alzheimer hastalarında parietal lob tutulumuna bağlı atrofi hastalık seyrinde izlenen bulgulardan biridir ve bulgular bu yönde destekleyicidir. [46] Ancak demansın eşlik ettiği Parkinson hastalarında da parietal lob tutulumunun görülebilmesi ve

yeterli hasta sayısının bulunmaması nedeniyle gruplar arasındaki farkın istatistiksel olarak anlamlı çıkmadığı düşünülmüştür. [39, 49]

Oksipital lob hacimlerinde ve yıllık atrofi hızında iki grup arasında istatistiksel olarak anlamlı farklılık saptanmamıştır. Ancak sayısal olarak Parkinson hastalarında ilk başvuru değerlerinin kısmen daha düşük olduğu ve görece daha yüksek atrofi hızına sahip olduğu görülebilir. Bu durumun demansın eşlik ettiği Parkinson hastalarında oksipital lob tutulumu varlığı ve çalışmamızdaki Parkinson hasta grubunun içerisinde demans veya bilişsel bozukluk şikayeti olan hastaların görece çoğunlukta olması ile açıklanabilir. [39]

Her iki temporal loba yönelik değerlendirmelerde temporal lob hacimlerinde ve yıllık atrofi hızında iki grup arasında anlamlı farklılık izlenmemiştir. Ancak Alzheimer hastalarında hem ilk hem de son başvuruda ortalama hacimlerin görece daha az olduğu dikkat çekmektedir. Bu duruma Alzheimer hastalarında temporal lob atrofisinin daha belirgin olmasına rağmen Parkinson hastalarında da temporal lob atrofisi görülebilmesinin ve hasta sayısının yetersiz oluşunun yol açmış olabileceği düşünülmüştür. [47, 48] Ayrıca her iki grupta da sol temporal lob hacimleri yüzdesel olarak daha küçüktür ancak sol temporal lob ile sağ arasındaki asimetri varlığı literatürde de tanımlanan bir durumdur. [50]

Hipokampus hacminin hem farklı tip demansların ayrımında hem de Alzheimer hastalarında (diğer demans tipleriyle karşılaştırıldığında bu alandaki atrofisinin hem daha hızlı hem de erken dönemde daha tanınabilir olması nedeniyle) takipte kullanılması, hipokampus segmentasyonunu oldukça önemli hale getirmiştir. [51-53] Ayrıca hipokampusun belli bölgelerindeki hacim kaybının (subikulum, presubikulum ve cornu ammonis 1) total hacim kaybından daha belirleyici olduğu ortaya çıkmıştır. [52, 54, 55] Çalışmamızda ise hipokampus hacimlerinde ve yıllık atrofi hızında iki grup arasında anlamlı farklılık izlenmemiştir. Bu durumun hipokampus hacminin tüm kalvaryum hacminin çok düşük bir kısmını oluşturması ve hacimdeki değişikliklerin anlamlı istatistik fark oluşturmamasına bağlı olduğu düşünülmüştür. Sol hipokampusun hacminin sağ hipokampüse göre daha az olduğu izlenmekle birlikte, bu durum literatürde de tanımlanmıştır. [51]

Tüm gruplarda beyindeki tüm loblarda hesaplanan yıllık atrofi hızları doğrusal değildir. Ancak normal yaşlanma da doğrusal bir seyir izlememektedir. [31, 53, 56] Segmentasyon yolu ile elde edilmiş hacim verileri hastalık seyrinin takibi için yararlıdır ancak çalışmamızda, farklı hastalık gruplarında anlamlı farklılık gösterilememiştir. Tam otonom programların daha yüksek sayıda hastayı içeren ve doğrusal planlanan çalışmalar ile değerlendirilmesi gerekmektedir.

Radyolojik olarak tanımlanan atrofi puanlarıyla, program tarafından ölçülen ve ilgili persentil eğrilerine göre sınıflandırılan atrofi oranları, ilgili beyin lobları normal olarak tanımlanan hastalar ile ilgili beyin lobunda ağır atrofi tanımlanan hastalarda yüksek oranda uyumludur. Ancak tüm gruplar dikkate alındığında orta derecede uyum tanımlanabilmektedir. Özellikle hafif atrofi olarak sınıflandırılmış hastalarda uyum düzeyi en düşük seviyelerde izlenmektedir.

Beyin içerisindeki farklı loblara yönelik değerlendirmede en düşük uyum seviyelerinin sağ oksipital lobda olduğu, en yüksek uyumun ise sol frontal lobda izlendiği görülmüştür.

Ancak atrofi gruplarında program ile tanımlanan persentil eğrilerinin %37,9 ile en yakın gruba sınıflandırıldığı (bir üst veya bir alt) ve bu verinin %35,2 sini hafif ve orta derecede atrofi hastalarının oluşturduğu; verilerin %9,17 sinin daha uzak gruplara sınıflandırıldığı görülmektedir. Bu durum, hafif ve orta dereceli atrofi gruplarında yüksek uyum sağlanamasa bile radyolog gözlemci ile yakın sonuçlar elde edildiğini göstermektedir.

Bulgularımız, otonom programların tek başına hastalık seyri takibinde özellikle hastalıkların erken dönemlerinde yetersiz kalacağı ancak radyolog gözetiminde kullanıldığında ve hastanın kliniği ile uyumunun denetimi sağlandığında tanı ve tedavi takibine yüksek oranlarda katkısı olacağını düşündürmektedir. Çalışmamız tüm nörodejeneratif hastalıkları kapsamasa da hastalıktan bağımsız, görsel bilginin persentil eğrileri ile birlikte kullanımının tüm nörodejeneratif hastalıklara ve diğer kategorilerdeki patolojilere uygulanabilirliği açıktır. Yapay zeka ve görüntüleme teknolojilerinin gelişimi ile, daha yüksek sinyal/gürültü oranına cihazların, beyin farklı loblarında daha özelleşmiş bölgelere yönelik çalışan yazılımlarla birlikte kullanımı ile tanı ve tedavi takibindeki doğruluk oranları artacaktır.

J) REFERANSLAR

- [1] S. Zanigni *Et Al.*, “Accuracy Of Mr Markers For Differentiating Progressive Supranuclear Palsy From Parkinson’s Disease,” *Neuroimage: Clinical*, Vol. 11, Pp. 736–742, 2016, Doi: 10.1016/J.Nicl.2016.05.016.
- [2] D. C. Paviour, S. L. Price, M. Jahanshahi, A. J. Lees, And N. C. Fox, “Longitudinal Mrı In Progressive Supranuclear Palsy And Multiple System Atrophy: Rates And Regions Of Atrophy,” *Brain*, Vol. 129, No. 4, Pp. 1040–1049, 2006, Doi: 10.1093/Brain/Awl021.
- [3] N. C. Fox And J. M. Schott, “Imaging Cerebral Atrophy: Normal Ageing To Alzheimer’s Disease,” *Lancet*, Vol. 363, No. 9406, Pp. 392–394, 2004, Doi: 10.1016/S0140-6736(04)15441-X.
- [4] D. Chan *Et Al.*, “Change In Rates Of Cerebral Atrophy Over Time In Early-Onset Alzheimer’s Disease: Longitudinal Mrı Study,” *Lancet*, Vol. 362, No. 9390, Pp. 1121–1122, 2003, Doi: 10.1016/S0140-6736(03)14469-8.
- [5] S. G. Mueller, N. Schuff, And M. W. Weiner, “Evaluation Of Treatment Effects In Alzheimer’s And Other Neurodegenerative Diseases By Mrı And Mrs,” *Nmr In Biomedicine*, Vol. 19, No. 6, Pp. 655–668, 2006, Doi: 10.1002/Nbm.1062.
- [6] I. Despotović, B. Goossens, And W. Philips, “Mrı Segmentation Of The Human Brain: Challenges, Methods, And Applications,” *Computational And Mathematical Methods In Medicine*, Vol. 2015, 2015, Doi: 10.1155/2015/450341.
- [7] R. Nilakant, H. P. Menon, And K. Vikram, “A Survey On Advanced Segmentation Techniques For Brain Mrı.Pdf,” Vol. 7, No. 4, Pp. 1448–1456, 2017.
- [8] S. Z. Li, “Markov Random Field Models In Computer Vision.” Accessed: Apr. 18, 2021. [Online].
- [9] R. M. Haralick, I. Dinstein, And K. Shanmugam, “Textural Features For Image Classification,” *Ieee Transactions On Systems, Man And Cybernetics*, Vol. Smc-3, No. 6, Pp. 610–621, 1973, Doi: 10.1109/Tsmc.1973.4309314.
- [10] R. Davies, C. Twining, And C. Taylor, *Statistical Models Of Shape*. 2008.
- [11] I. N. Bankman, *Handbook Of Medical Image Processing And Analysis*. 2009.
- [12] P. Kovesi, “Image Features From Phase Congruency,” *Videre*, Vol. 1, No. 3, Pp. C3–C3, 1999.
- [13] F. P. M. Oliveira And J. M. R. S. Tavares, “Medical Image Registration: A Review,” *Computer Methods In Biomechanics And Biomedical Engineering*, Vol. 17, No. 2, Pp. 73–93, 2014, Doi: 10.1080/10255842.2012.670855.
- [14] D. L. Pham, C. Xu, And J. L. Prince, “Current Methods In Medical Image Segmentation,” *Annual Review Of Biomedical Engineering*, Vol. 2, No. 1, Pp. 315–337, Aug. 2000, Doi: 10.1146/Annurev.Bioeng.2.1.315.

- [15] M. Prastawa, "An Mri Segmentation Framework For Brains With Anatomical Deviations," *Dissertation*, Pp. 1–144, 2007, [Online]. Available: [Papers2://Publication/Uuid/8409b62b-6e76-432d-Af29-474aadb2f7d2%5cnpapers2://Publication/Uuid/8ff6b913-6f77-4917-957e-Bf9217653bc7](https://papers2://publication/uuid/8409b62b-6e76-432d-Af29-474aadb2f7d2%5cnpapers2://publication/uuid/8ff6b913-6f77-4917-957e-Bf9217653bc7).
- [16] B. Sankur, "Survey Over Image Thresholding Techniques And Quantitative Performance Evaluation," *Journal Of Electronic Imaging*, Vol. 13, No. 1, P. 146, Jan. 2004, Doi: 10.1117/1.1631315.
- [17] A. N. Saran, M. Saran, And F. Nar, "Vessel Segmentation In Mri Using A Variational Image Subtraction Approach," *Turkish Journal Of Electrical Engineering And Computer Sciences*, Vol. 22, No. 2, Pp. 499–516, 2014, Accessed: Apr. 19, 2021. [Online]. Available: [https://App.Trdizin.Gov.Tr/Makale/Twpfek9uutnodz09/Vessel-Segmentation-In-Mri-Using-A-Variational-Image-Subtraction-Approach](https://app.trdizin.gov.tr/makale/twpfek9uutnodz09/vessel-segmentation-in-mri-using-a-variational-image-subtraction-approach).
- [18] T. Weglinski And A. Fabijańska, "Brain Tumor Segmentation From Mri Data Sets Using Region Growing Approach," *Undefined*, 2011, Accessed: Apr. 19, 2021. [Online].
- [19] W. M. Wells, W. E. L. Crimson, R. Kikinis, And F. A. Jolesz, "Adaptive Segmentation Of Mri Data," *Ieee Transactions On Medical Imaging*, Vol. 15, No. 4, Pp. 429–442, 1996, Doi: 10.1109/42.511747.
- [20] M. Fiaz, K. Ali, A. Rehman, M. J. Gul, And S. K. Jung, "Brain Mri Segmentation Using Rule-Based Hybrid Approach," *Arxiv*, Pp. 0–4, 2019.
- [21] M. C. Clark, L. Hall, D. B. Goldgof, L. P. Clarke, R. P. Velthuizen, And M. S. Silbiger, "Mri Seamentation Usina Fuzzy Clustering Techngues," 1994.
- [22] A. V. Dalca, E. Yu, P. Golland, B. Fischl, M. R. Sabuncu, And J. Eugenio Iglesias, "Unsupervised Deep Learning For Bayesian Brain Mri Segmentation," *Lecture Notes In Computer Science (Including Subseries Lecture Notes In Artificial Intelligence And Lecture Notes In Bioinformatics)*, Vol. 11766 LnCS, Pp. 356–365, 2019, Doi: 10.1007/978-3-030-32248-9_40.
- [23] I. Despotović, E. Vansteenkiste, And W. Philips, "Spatially Coherent Fuzzy Clustering For Accurate And Noise-Robust Image Segmentation," *Ieee Signal Processing Letters*, Vol. 20, No. 4, Pp. 295–298, 2013, Doi: 10.1109/Lsp.2013.2244080.
- [24] B. N. Li, C. K. Chui, S. Chang, And S. H. Ong, "Integrating Spatial Fuzzy Clustering With Level Set Methods For Automated Medical Image Segmentation," *Computers In Biology And Medicine*, Vol. 41, No. 1, Pp. 1–10, Jan. 2011, Doi: 10.1016/J.Compbimed.2010.10.007.
- [25] F. Shi Et Al., "Cents: Cortical Enhanced Neonatal Tissue Segmentation," *Human Brain Mapping*, Vol. 32, No. 3, Pp. 382–396, Mar. 2011, Doi: 10.1002/Hbm.21023.
- [26] L. D. Cohen And I. Cohen, "Finite-Element Methods For Active Contour Models And Balloons For 2-D And 3-D Images," *Ieee Transactions On Pattern Analysis And Machine Intelligence*, Vol. 15, No. 11, Pp. 1131–1147, 1993, Doi: 10.1109/34.244675.
- [27] T. F. Chan And L. A. Vese, "Active Contours Without Edges," *Ieee Transactions On Image Processing*, Vol. 10, No. 2, Pp. 266–277, Feb. 2001, Doi: 10.1109/83.902291.

- [28] J. C. Moreno, V. B. Surya Prasath, H. Proença, And K. Palaniappan, “Fast And Globally Convex Multiphase Active Contours For Brain Mri Segmentation,” *Computer Vision And Image Understanding*, Vol. 125, Pp. 237–250, Aug. 2014, Doi: 10.1016/J.Cviu.2014.04.010.
- [29] L. A. Vese And T. F. Chan, “A Multiphase Level Set Framework For Image Segmentation Using The Mumford And Shah Model,” *International Journal Of Computer Vision*, Vol. 50, No. 3, Pp. 271–293, Dec. 2002, Doi: 10.1023/A:1020874308076.
- [30] E. S. Brown, T. F. Chan, And X. Bresson, “Completely Convex Formulation Of The Chan-Vese Image Segmentation Model,” *International Journal Of Computer Vision*, Vol. 98, No. 1, Pp. 103–121, May 2012, Doi: 10.1007/S11263-011-0499-Y.
- [31] E. J. Vinke *Et Al.*, “Trajectories Of Imaging Markers In Brain Aging: The Rotterdam Study,” *Neurobiology Of Aging*, Vol. 71, Pp. 32–40, 2018, Doi: 10.1016/J.Neurobiolaging.2018.07.001.
- [32] W. Niessen *Et Al.*, “Quantitative Imaging Biomarkers In Neurologic Disease : Population Department Of Medical Informatics , Erasmus Mc , Rotterdam , Netherlands Department Of Radiology , Erasmus Mc , Rotterdam , Netherlands Department Of Epidemiology , Erasmus Mc , Rotterdam ,” P. 4577, 2012.
- [33] A. Hosny, C. Parmar, J. Quackenbush, L. H. Schwartz, H. J. W. L. Aerts, And H. H. Edu, “Artificial Intelligence In Radiology Hhs Public Access,” *Nat Rev Cancer*, Vol. 18, No. 8, Pp. 500–510, 2018, Doi: 10.1038/S41568-018-0016-5.
- [34] E. Pakdemirli, “Artificial Intelligence In Radiology: Friend Or Foe? Where Are We Now And Where Are We Heading?,” *Acta Radiologica Open*, Vol. 8, No. 2, P. 205846011983022, 2019, Doi: 10.1177/2058460119830222.
- [35] A. Rodriguez-Ruiz *Et Al.*, “Stand-Alone Artificial Intelligence For Breast Cancer Detection In Mammography: Comparison With 101 Radiologists,” *Journal Of The National Cancer Institute*, Vol. 111, No. 9, Pp. 916–922, 2019, Doi: 10.1093/Jnci/Djy222.
- [36] B. N. Patel *Et Al.*, “Human–Machine Partnership With Artificial Intelligence For Chest Radiograph Diagnosis,” *Npj Digital Medicine*, Vol. 2, No. 1, 2019, Doi: 10.1038/S41746-019-0189-7.
- [37] J. Kubicek *Et Al.*, “Autonomous Segmentation And Modeling Of Brain Pathological Findings Based On Iterative Segmentation From Mr Images,” In *Lecture Notes In Computer Science (Including Subseries Lecture Notes In Artificial Intelligence And Lecture Notes In Bioinformatics)*, 2019, Vol. 11432 Lna1, Pp. 324–335, Doi: 10.1007/978-3-030-14802-7_28.
- [38] N. Yamanakkanavar, J. Y. Choi, And B. Lee, “Mri Segmentation And Classification Of Human Brain Using Deep Learning For Diagnosis Of Alzheimer’s Disease: A Survey,” *Sensors (Switzerland)*, Vol. 20, No. 11, Pp. 1–31, 2020, Doi: 10.3390/S20113243.
- [39] E. J. Burton, I. G. Mckeith, D. J. Burn, E. D. Williams, And J. T. O’Brien, “Cerebral Atrophy In Parkinson’s Disease With And Without Dementia: A Comparison With Alzheimer’s Disease, Dementia With Lewy Bodies And Controls,” *Brain*, Vol. 127, No. 4, Pp. 791–800, 2004, Doi: 10.1093/Brain/Awh088.

- [40] J. L. Whitwell *Et Al.*, “Rates Of Cerebral Atrophy Differ In Different Degenerative Pathologies,” *Brain*, Vol. 130, No. 4, Pp. 1148–1158, 2007, Doi: 10.1093/Brain/Awm021.
- [41] N. C. Fox, P. A. Freeborough, And M. N. Rossor, “Visualisation And Quantification Of Rates Of Atrophy In Alzheimer’s Disease,” *Lancet*, Vol. 348, No. 9020, Pp. 94–97, 1996, Doi: 10.1016/S0140-6736(96)05228-2.
- [42] D. Wang *Et Al.*, “Mr Image-Based Measurement Of Rates Of Change In Volumes Of Brain Structures. Part Ii: Application To A Study Of Alzheimer’s Disease And Normal Aging,” *Magnetic Resonance Imaging*, Vol. 20, No. 1, Pp. 41–48, Jan. 2002, Doi: 10.1016/S0730-725x(02)00472-1.
- [43] N. C. Fox And P. A. Freeborough, “Brain Atrophy Progression Measured From Registered Serial Mri: Validation And Application To Alzheimer’s Disease,” *Journal Of Magnetic Resonance Imaging*, Vol. 7, No. 6, Pp. 1069–1075, Nov. 1997, Doi: 10.1002/Jmri.1880070620.
- [44] D. Chan, N. C. Fox, R. Jenkins, R. I. Scahill, W. R. Crum, And M. N. Rossor, “Rates Of Global And Regional Cerebral Atrophy In Ad And Frontotemporal Dementia,” *Neurology*, Vol. 57, No. 10, Pp. 1756–1763, 2001, Doi: 10.1212/Wnl.57.10.1756.
- [45] B. H. Ridha *Et Al.*, “Tracking Atrophy Progression In Familial Alzheimer’s Disease: A Serial Mri Study,” *Lancet Neurology*, Vol. 5, No. 10, Pp. 828–834, Oct. 2006, Doi: 10.1016/S1474-4422(06)70550-6.
- [46] C. E. Krueger *Et Al.*, “Longitudinal Rates Of Lobar Atrophy In Frontotemporal Dementia, Semantic Dementia, And Alzheimer’s Disease,” *Alzheimer Disease And Associated Disorders*, Vol. 24, No. 1, Pp. 43–48, 2010, Doi: 10.1097/Wad.0b013e3181a6f101.
- [47] L. C. Silbert And J. Kaye, “Neuroimaging And Cognition In Parkinson’s Disease Dementia,” In *Brain Pathology*, May 2010, Vol. 20, No. 3, Pp. 646–653, Doi: 10.1111/J.1750-3639.2009.00368.X.
- [48] C. Zhou *Et Al.*, “Progressive Brain Atrophy In Parkinson’s Disease Patients Who Convert To Mild Cognitive Impairment,” *Cns Neuroscience And Therapeutics*, Vol. 26, No. 1, Pp. 117–125, Jan. 2020, Doi: 10.1111/Cns.13188.
- [49] F. Agosta, S. Galantucci, And M. Filippi, “Advanced Magnetic Resonance Imaging Of Neurodegenerative Diseases,” *Neurological Sciences*, Vol. 38, No. 1, Pp. 41–51, 2017, Doi: 10.1007/S10072-016-2764-X.
- [50] A. Khashper, J. Chankowsky, And R. Del Carpio-O’donovan, “Magnetic Resonance Imaging Of The Temporal Lobe: Normal Anatomy And Diseases,” *Canadian Association Of Radiologists Journal*, Vol. 65, No. 2, Pp. 148–157, May 2014, Doi: 10.1016/J.Carj.2013.05.001.
- [51] R. P. Carne, S. Vogrin, L. Litewka, And M. J. Cook, “Cerebral Cortex: An Mri-Based Study Of Volume And Variance With Age And Sex,” *Journal Of Clinical Neuroscience*, Vol. 13, No. 1, Pp. 60–72, Jan. 2006, Doi: 10.1016/J.Jocn.2005.02.013.
- [52] A. Vijayakumar And A. Vijayakumar, “Comparison Of Hippocampal Volume In Dementia Subtypes,” *Isrn Radiology*, Vol. 2013, Pp. 1–5, Dec. 2013, Doi: 10.5402/2013/174524.

- [53] F. Ezekiel *Et Al.*, “Comparisons Between Global And Focal Brain Atrophy Rates In Normal Aging And Alzheimer Disease: Boundary Shift Integral Versus Tracing Of The Entorhinal Cortex And Hippocampus,” *Alzheimer Disease And Associated Disorders*, Vol. 18, No. 4, Pp. 196–201, Oct. 2004, Accessed: Apr. 27, 2021. [Online]. Available: [/Pmc/Articles/Pmc1820853/](#).
- [54] H. I. Zonneveld *Et Al.*, “High-Dimensional Mapping Of Cognition To The Brain Using Voxel-Based Morphometry And Subcortical Shape Analysis,” *Biorxiv*, Pp. 1–41, 2018, Doi: 10.1101/479220.
- [55] W. Khan *Et Al.*, “Automated Hippocampal Subfield Measures As Predictors Of Conversion From Mild Cognitive Impairment To Alzheimer’s Disease In Two Independent Cohorts,” *Brain Topography*, Vol. 28, No. 5, Pp. 746–759, Sep. 2015, Doi: 10.1007/S10548-014-0415-1.
- [56] M. A. Ikram *Et Al.*, “The Rotterdam Scan Study: Design Update 2016 And Main Findings,” *European Journal Of Epidemiology*, Vol. 30, No. 12, Pp. 1299–1315, 2015, Doi: 10.1007/S10654-015-0105-7.



EKLER

EK 1

				İstatistik	Std. Sapma
ALZ İlk başvuru beyin hacimleri tanımlayıcı verileri	Ortalama			77,2196	0,43051
	Ortalama	için	Alt sınır	76,3530	
	%95	güven	Üst sınır	78,0862	
	aralığı ile				
	5% Kesintili Ortalama			77,3384	
	Ortanca			77,7000	
	Varyans			8,711	
	Std. Sapma			2,95145	
	En düşük değer			69,80	
	En yüksek değer			82,70	
	Aralık			12,90	
	Çeyrekler arası aralık			3,80	
	Çarpıklık			-0,629	0,347
	Basıklık			0,177	0,681

EK 2**İstatistik****Std. Sapma**

ALZ Son
başvuru beyin
hacimleri
tanımlayıcı
verileri

Ortalama		75,6553	0,56653
Ortalama için	Alt sınır	74,5150	
%95 güven	Üst sınır	76,7957	
aralığı ile			
5% Kesintili Ortalama		75,7389	
Ortanca		75,4000	
Varyans		15,085	
Std. Sapma		3,88390	
En düşük değer		66,40	
En yüksek değer		82,20	
Aralık		15,80	
Çeyrekler arası aralık		6,50	
Çarpıklık		-0,291	0,347
Basıklık		-0,608	0,681

EK 3

		İstatistik		Std. Sapma
Parkinson ilk başvuru beyin hacimleri tanımlayıcı verileri	Ortalama		77,1429	0,92166
	Ortalama için %95 güven aralığı ile	Alt sınır	74,8876	
		Üst sınır	79,3981	
	5% Kesintili Ortalama		77,0032	
	Ortanca		76,5000	
	Varyans		5,946	
	Std. Sapma		2,43848	
	En düşük değer		74,70	
	En yüksek değer		82,10	
	Aralık		7,40	
	Çeyrekler arası aralık		2,60	
	Çarpıklık		1,646	0,794
	Basıklık		3,165	1,587

EK 4

Parkinson son başvuru
beyin hacimleri tanımlayıcı
verileri

Ortalama	76,1857	1,14443
Ortalama için	Alt	73,3854
%95 güven	sınır	
aralığı ile	Üst	78,9860
	sınır	
5% Kesintili Ortalama	75,9841	
Ortanca	75,5000	
Varyans	9,168	
Std. Sapma	3,02789	
En düşük değer	73,30	
En yüksek değer	82,70	
Aralık	9,40	
Çeyrekler arası aralık	1,70	
Çarpıklık	2,072	0,794
Basıklık	5,033	1,587

EK 5

			İstatistik	Std.sapma
Alzheimer frontal ilk başvuru sağ lob hacim tanımlayıcı verileri	Ortalama		11,4985	0,09918
	Ortalama için %95 güven aralığı ile	Alt sınır	11,2990	
		Üst sınır	11,6981	
	%5 Kesintili Ortalama		11,4951	
	Ortanca		11,4000	
	Varyans		0,472	
	Std. Sapma		0,68716	
	En düşük değer		10,20	
	En yüksek değer		12,90	
	Aralık		2,70	
	Çeyrekler arası aralık		1,08	
	Çarpıklık		0,052	0,343
	Basıklık		-0,825	0,674
	Ortalama		11,5500	0,24422
Parkinson frontal ilk başvuru sağ lob hacim tanımlayıcı verileri	Ortalama için %95 güven aralığı ile	Alt sınır	10,9725	
		Üst sınır	12,1275	
	%5 Kesintili Ortalama		11,5167	
	Ortanca		11,3500	
	Varyans		0,477	
	Std. Sapma		0,69076	
	En düşük değer		10,90	
	En yüksek değer		12,80	
	Aralık		1,90	
	Çeyrekler arası aralık		1,15	
	Çarpıklık		0,839	0,752
	Basıklık		-0,326	1,481

EK 6

Alzheimer frontal son başvuru sağ lob hacim tanımlayıcı verileri	Ortalama		İstatistik	Std.sapma
			11,2458	,12650
	Ortalama için %95 güven aralığı ile	Alt sınır	10,9914	
		Üst sınır	11,5003	
	%5 Kesintili Ortalama		11,2338	
	Ortanca		11,2000	
	Varyans		,768	
	Std. Sapma		,87639	
	En düşük değer		9,50	
	En yüksek değer		13,30	
	Aralık		3,80	
	Çeyrekler arası aralık		1,30	
	Çarpıklık		,079	,343
	Basıklık		-,423	,674
Parkinson frontal son başvuru sağ lob hacim tanımlayıcı verileri	Ortalama		11,3000	,34017
	Ortalama için %95 güven aralığı ile	Alt sınır	10,4956	
		Üst sınır	12,1044	
	%5 Kesintili Ortalama		11,2778	
	Ortanca		11,2500	
	Varyans		,926	
	Std. Sapma		,96214	
	En düşük değer		9,90	
	En yüksek değer		13,10	
	Aralık		3,20	
	Çeyrekler arası aralık		1,23	
	Çarpıklık		,617	,752
	Basıklık		1,101	1,481

EK 7

			İstatistik	Std.sapma
Alzheimer frontal ilk başvuru sol lob hacim tanımlayıcı verileri	Ortalama		11,4104	0,10481
	Ortalama için %95 güven aralığı ile	Alt sınır	11,1996	
		Üst sınır	11,6213	
	%5 Kesintili Ortalama		11,4079	
	Ortanca		11,3000	
	Varyans		0,527	
	Std. Sapma		0,72618	
	En düşük değer		10,00	
	En yüksek değer		12,80	
	Aralık		2,80	
	Çeyrekler arası aralık		1,18	
	Çarpıklık		0,045	0,343
	Basıklık		-0,932	0,674
Parkinson frontal ilk başvuru sol lob hacim tanımlayıcı verileri	Ortalama		11,5250	0,24477
	Ortalama için %95 güven aralığı ile	Alt sınır	10,9462	
		Üst sınır	12,1038	
	%5 Kesintili Ortalama		11,5056	
	Ortanca		11,5000	
	Varyans		0,479	
	Std. Sapma		0,69230	
	En düşük değer		10,70	
	En yüksek değer		12,70	
	Aralık		2,00	
	Çeyrekler arası aralık		1,20	
	Çarpıklık		0,446	0,752
	Basıklık		-0,645	1,481

EK 8

			İstatistik	Std.sapma
Alzheimer frontal son başvuru sol lob hacim tanımlayıcı verileri	Ortalama		11,1396	,12412
	Ortalama için %95 güven aralığı ile	Alt sınır	10,8899	
		Üst sınır	11,3893	
	%5 Kesintili Ortalama		11,1306	
	Ortanca		11,1000	
	Varyans		,739	
	Std. Sapma		,85992	
	En düşük değer		9,50	
	En yüksek değer		12,90	
	Aralık		3,40	
	Çeyrekler arası aralık		1,20	
	Çarpıklık		,178	,343
	Basıklık		-,630	,674
Parkinson frontal son başvuru sol lob hacim tanımlayıcı verileri	Ortalama		11,5000	,33806
	Ortalama için %95 güven aralığı ile	Alt sınır	10,7006	
		Üst sınır	12,2994	
	%5 Kesintili Ortalama		11,4889	
	Ortanca		11,5500	
	Varyans		,914	
	Std. Sapma		,95618	
	En düşük değer		10,30	
	En yüksek değer		12,90	
	Aralık		2,60	
	Çeyrekler arası aralık		1,88	
	Çarpıklık		,103	,752
	Basıklık		-1,338	1,481

EK 9

			İstatistik	Std.sapma
Alzheimer parietal ilk başvuru sağ lob hacim tanımlayıcı verileri	Ortalama		7,7250	0,08211
	Ortalama için %95 güven aralığı ile	Alt sınır	7,5598	
		Üst sınır	7,8902	
	%5 Kesintili Ortalama		7,7435	
	Ortanca		7,7500	
	Varyans		0,324	
	Std. Sapma		0,56887	
	En düşük değer		5,70	
	En yüksek değer		8,90	
	Aralık		3,20	
	Çeyrekler arası aralık		0,57	
	Çarpıklık		-0,684	0,343
	Basıklık		2,515	0,674
Parkinson parietal ilk başvuru sağ lob hacim tanımlayıcı verileri	Ortalama		7,7375	0,14631
	Ortalama için %95 güven aralığı ile	Alt sınır	7,3915	
		Üst sınır	8,0835	
	%5 Kesintili Ortalama		7,7361	
	Ortanca		7,7500	
	Varyans		0,171	
	Std. Sapma		0,41382	
	En düşük değer		7,10	
	En yüksek değer		8,40	
	Aralık		1,30	
	Çeyrekler arası aralık		0,57	
	Çarpıklık		0,048	0,752
	Basıklık		-0,405	1,481

EK 10

			İstatistik	Std.sapma
Alzheimer parietal son başvuru sağ lob hacim tanımlayıcı verileri	Ortalama		7,5375	,08592
	Ortalama için %95 güven aralığı ile	Alt sınır	7,3647	
		Üst sınır	7,7103	
	%5 Kesintili Ortalama		7,5579	
	Ortanca		7,5000	
	Varyans		,354	
	Std. Sapma		,59524	
	En düşük değer		5,70	
	En yüksek değer		8,70	
	Aralık		3,00	
	Çeyrekler arası aralık		,77	
	Çarpıklık		-,508	,343
	Basıklık		,863	,674
Parkinson parietal son başvuru sağ lob hacim tanımlayıcı verileri	Ortalama		7,6125	,24307
	Ortalama için %95 güven aralığı ile	Alt sınır	7,0377	
		Üst sınır	8,1873	
	%5 Kesintili Ortalama		7,5694	
	Ortanca		7,3500	
	Varyans		,473	
	Std. Sapma		,68752	
	En düşük değer		6,90	
	En yüksek değer		9,10	
	Aralık		2,20	
	Çeyrekler arası aralık		,65	
	Çarpıklık		1,725	,752
	Basıklık		3,142	1,481

EK 11

			İstatistik	Std.sapma
Alzheimer parietal ilk başvuru sol lob hacim tanımlayıcı verileri	Ortalama		7,7833	0,08889
	Ortalama için %95 güven aralığı ile	Alt sınır	7,6045	
		Üst sınır	7,9622	
	%5 Kesintili Ortalama		7,7843	
	Ortanca		7,8000	
	Varyans		0,379	
	Std. Sapma		0,61587	
	En düşük değer		6,10	
	En yüksek değer		9,10	
	Aralık		3,00	
	Çeyrekler arası aralık		0,90	
	Çarpıklık		-0,058	0,343
	Basıklık		0,138	0,674
Parkinson parietal ilk başvuru sol lob hacim tanımlayıcı verileri	Ortalama		7,8250	0,16229
	Ortalama için %95 güven aralığı ile	Alt sınır	7,4412	
		Üst sınır	8,2088	
	%5 Kesintili Ortalama		7,8167	
	Ortanca		7,8000	
	Varyans		0,211	
	Std. Sapma		0,45904	
	En düşük değer		7,10	
	En yüksek değer		8,70	
	Aralık		1,60	
	Çeyrekler arası aralık		0,45	
	Çarpıklık		0,566	0,752
	Basıklık		1,844	1,481

EK 12

			İstatistik	Std.sapma
Alzheimer parietal son başvuru sol lob hacim tanımlayıcı verileri	Ortalama		7,6146	,10167
	Ortalama için %95 güven aralığı ile	Alt sınır	7,4100	
		Üst sınır	7,8191	
	%5 Kesintili Ortalama		7,6315	
	Ortanca		7,8000	
	Varyans		,496	
	Std. Sapma		,70439	
	En düşük değer		6,00	
	En yüksek değer		9,20	
	Aralık		3,20	
	Çeyrekler arası aralık		,90	
	Çarpıklık		-,328	,343
	Basıklık		,092	,674
Parkinson parietal son başvuru sol lob hacim tanımlayıcı verileri	Ortalama		7,6750	,21527
	Ortalama için %95 güven aralığı ile	Alt sınır	7,1660	
		Üst sınır	8,1840	
	%5 Kesintili Ortalama		7,6333	
	Ortanca		7,4500	
	Varyans		,371	
	Std. Sapma		,60886	
	En düşük değer		7,10	
	En yüksek değer		9,00	
	Aralık		1,90	
	Çeyrekler arası aralık		,65	
	Çarpıklık		1,783	,752
	Basıklık		3,224	1,481

EK 13

			İstatistik	Std.sapma
Alzheimer oksipital ilk başvuru sağ lob hacim tanımlayıcı verileri	Ortalama		3,5042	0,04955
	Ortalama için %95 güven aralığı ile	Alt sınır	3,4045	
		Üst sınır	3,6039	
	%5 Kesintili Ortalama		3,5130	
	Ortanca		3,5000	
	Varyans		0,118	
	Std. Sapma		0,34330	
	En düşük değer		2,60	
	En yüksek değer		4,10	
	Aralık		1,50	
	Çeyrekler arası aralık		0,40	
	Çarpıklık		-0,192	0,343
	Basıklık		-0,011	0,674
Parkinson oksipital ilk başvuru sağ lob hacim tanımlayıcı verileri	Ortalama		3,4625	0,08647
	Ortalama için %95 güven aralığı ile	Alt sınır	3,2580	
		Üst sınır	3,6670	
	%5 Kesintili Ortalama		3,4639	
	Ortanca		3,5000	
	Varyans		0,060	
	Std. Sapma		0,24458	
	En düşük değer		3,10	
	En yüksek değer		3,80	
	Aralık		0,70	
	Çeyrekler arası aralık		0,45	
	Çarpıklık		-0,201	0,752
	Basıklık		-1,141	1,481

EK 14

			İstatistik	Std.sapma
Alzheimer oksipital son başvuru sağ lob hacim tanımlayıcı verileri	Ortalama		3,4771	,04794
	Ortalama için %95 güven aralığı ile	Alt sınır	3,3806	
		Üst sınır	3,5735	
	%5 Kesintili Ortalama		3,4792	
	Ortanca		3,5000	
	Varyans		,110	
	Std. Sapma		,33214	
	En düşük değer		2,60	
	En yüksek değer		4,20	
	Aralık		1,60	
	Çeyrekler arası aralık		,50	
	Çarpıklık		-,096	,343
	Basıklık		-,089	,674
Parkinson oksipital son başvuru sağ lob hacim tanımlayıcı verileri	Ortalama		3,3875	,13421
	Ortalama için %95 güven aralığı ile	Alt sınır	3,0701	
		Üst sınır	3,7049	
	%5 Kesintili Ortalama		3,4139	
	Ortanca		3,5000	
	Varyans		,144	
	Std. Sapma		,37961	
	En düşük değer		2,50	
	En yüksek değer		3,80	
	Aralık		1,30	
	Çeyrekler arası aralık		,10	
	Çarpıklık		-2,170	,752
	Basıklık		5,831	1,481

			İstatistik	Std.sapma
Alzheimer oksipital ilk başvuru sol lob hacim tanımlayıcı verileri	Ortalama		3,5563	0,04791
	Ortalama için %95 güven aralığı ile	Alt sınır	3,4599	
		Üst sınır	3,6526	
	%5 Kesintili Ortalama		3,5671	
	Ortanca		3,5500	
	Varyans		0,110	
	Std. Sapma		0,33192	
	En düşük değer		2,60	
	En yüksek değer		4,30	
	Aralık		1,70	
	Çeyrekler arası aralık		0,40	
	Çarpıklık		-0,497	0,343
	Basıklık		1,157	0,674
Parkinson oksipital ilk başvuru sol lob hacim tanımlayıcı verileri	Ortalama		3,4500	0,08864
	Ortalama için %95 güven aralığı ile	Alt sınır	3,2404	
		Üst sınır	3,6596	
	%5 Kesintili Ortalama		3,4333	
	Ortanca		3,4000	
	Varyans		0,063	
	Std. Sapma		0,25071	
	En düşük değer		3,20	
	En yüksek değer		4,00	
	Aralık		0,80	
	Çeyrekler arası aralık		0,25	
	Çarpıklık		1,632	0,752
	Basıklık		3,721	1,481

			İstatistik	Std.sapma
Alzheimer oksipital son başvuru sol lob hacim tanımlayıcı verileri	Ortalama		3,5121	,04148
	Ortalama için %95 güven aralığı ile	Alt sınır	3,4286	
		Üst sınır	3,5955	
	%5 Kesintili Ortalama		3,5079	
	Ortanca		3,5000	
	Varyans		,083	
	Std. Sapma		,28737	
	En düşük değer		2,80	
	En yüksek değer		4,20	
	Aralık		1,40	
	Çeyrekler arası aralık		,40	
	Çarpıklık		,206	,343
	Basıklık		,028	,674
Parkinson oksipital son başvuru sol lob hacim tanımlayıcı verileri	Ortalama		3,3625	,12238
	Ortalama için %95 güven aralığı ile	Alt sınır	3,0731	
		Üst sınır	3,6519	
	%5 Kesintili Ortalama		3,3583	
	Ortanca		3,3500	
	Varyans		,120	
	Std. Sapma		,34615	
	En düşük değer		2,80	
	En yüksek değer		4,00	
	Aralık		1,20	
	Çeyrekler arası aralık		,35	
	Çarpıklık		,394	,752
	Basıklık		1,545	1,481

			İstatistik	Std.sapma
Alzheimer temporal ilk başvuru sağ lob hacim tanımlayıcı verileri	Ortalama		6,5313	0,07748
	Ortalama için %95 güven aralığı ile	Alt sınır	6,3754	
		Üst sınır	6,6871	
	%5 Kesintili Ortalama		6,5389	
	Ortanca		6,5500	
	Varyans		0,288	
	Std. Sapma		0,53680	
	En düşük değer		5,40	
	En yüksek değer		7,50	
	Aralık		2,10	
	Çeyrekler arası aralık		0,73	
	Çarpıklık		-0,285	0,343
	Basıklık		-0,439	0,674
Parkinson temporal ilk başvuru sağ lob hacim tanımlayıcı verileri	Ortalama		6,5750	0,13855
	Ortalama için %95 güven aralığı ile	Alt sınır	6,2474	
		Üst sınır	6,9026	
	%5 Kesintili Ortalama		6,5833	
	Ortanca		6,6500	
	Varyans		0,154	
	Std. Sapma		0,39188	
	En düşük değer		6,00	
	En yüksek değer		7,00	
	Aralık		1,00	
	Çeyrekler arası aralık		0,78	
	Çarpıklık		-0,738	0,752
	Basıklık		-0,919	1,481

			İstatistik	Std.sapma
Alzheimer temporal son başvuru sağ lob hacim tanımlayıcı verileri	Ortalama		6,2583	,08598
	Ortalama için %95 güven aralığı ile	Alt sınır	6,0854	
		Üst sınır	6,4313	
	%5 Kesintili Ortalama		6,2574	
	Ortanca		6,3000	
	Varyans		,355	
	Std. Sapma		,59567	
	En düşük değer		4,90	
	En yüksek değer		7,50	
	Aralık		2,60	
	Çeyrekler arası aralık		,70	
	Çarpıklık		-,129	,343
	Basıklık		-,313	,674
Parkinson temporal son başvuru sağ lob hacim tanımlayıcı verileri	Ortalama		6,3125	,15052
	Ortalama için %95 güven aralığı ile	Alt sınır	5,9566	
		Üst sınır	6,6684	
	%5 Kesintili Ortalama		6,3250	
	Ortanca		6,3000	
	Varyans		,181	
	Std. Sapma		,42573	
	En düşük değer		5,60	
	En yüksek değer		6,80	
	Aralık		1,20	
	Çeyrekler arası aralık		,68	
	Çarpıklık		-,426	,752
	Basıklık		-,995	1,481

			İstatistik	Std.sapma
Alzheimer temporal ilk başvuru sol lob hacim tanımlayıcı verileri	Ortalama		6,2229	0,06997
	Ortalama için %95 güven aralığı ile	Alt sınır	6,0822	
		Üst sınır	6,3637	
	%5 Kesintili Ortalama		6,2208	
	Ortanca		6,2000	
	Varyans		0,235	
	Std. Sapma		0,48476	
	En düşük değer		5,10	
	En yüksek değer		7,30	
	Aralık		2,20	
	Çeyrekler arası aralık		0,70	
	Çarpıklık		0,097	0,343
	Basıklık		-0,003	0,674
Parkinson temporal ilk başvuru sol lob hacim tanımlayıcı verileri	Ortalama		6,3375	0,13085
	Ortalama için %95 güven aralığı ile	Alt sınır	6,0281	
		Üst sınır	6,6469	
	%5 Kesintili Ortalama		6,3583	
	Ortanca		6,4500	
	Varyans		0,137	
	Std. Sapma		0,37009	
	En düşük değer		5,60	
	En yüksek değer		6,70	
	Aralık		1,10	
	Çeyrekler arası aralık		0,52	
	Çarpıklık		-1,320	0,752
	Basıklık		1,246	1,481

EK 20

			İstatistik	Std.sapma
Alzheimer temporal son başvuru sol lob hacim tanımlayıcı verileri	Ortalama		5,9646	,08850
	Ortalama için %95 güven aralığı ile	Alt sınır	5,7865	
		Üst sınır	6,1426	
	%5 Kesintili Ortalama		5,9708	
	Ortanca		5,8500	
	Varyans		,376	
	Std. Sapma		,61315	
	En düşük değer		4,60	
	En yüksek değer		7,20	
	Aralık		2,60	
	Çeyrekler arası aralık		,68	
	Çarpıklık		,009	,343
	Basıklık		-,061	,674
Parkinson temporal son başvuru sol lob hacim tanımlayıcı verileri	Ortalama		6,2375	,14873
	Ortalama için %95 güven aralığı ile	Alt sınır	5,8858	
		Üst sınır	6,5892	
	%5 Kesintili Ortalama		6,2361	
	Ortanca		6,3000	
	Varyans		,177	
	Std. Sapma		,42067	
	En düşük değer		5,60	
	En yüksek değer		6,90	
	Aralık		1,30	
	Çeyrekler arası aralık		,65	
	Çarpıklık		-,258	,752
	Basıklık		-,009	1,481

			İstatistik	Std.sapma
Alzheimer hipokampus ilk başvuru sağ lob hacim tanımlayıcı verileri	Ortalama		0,1875	0,00482
	Ortalama için %95 güven aralığı ile	Alt sınır	0,1778	
		Üst sınır	0,1972	
	%5 Kesintili Ortalama		0,1917	
	Ortanca		0,2000	
	Varyans		0,001	
	Std. Sapma		0,03342	
	En düşük değer		0,10	
	En yüksek değer		0,20	
	Aralık		0,10	
	Çeyrekler arası aralık		0,00	
	Çarpıklık		-2,342	0,343
	Basıklık		3,633	0,674
Parkinson hipokampus ilk başvuru sağ lob hacim tanımlayıcı verileri	Ortalama		0,1750	0,01637
	Ortalama için %95 güven aralığı ile	Alt sınır	0,1363	
		Üst sınır	0,2137	
	%5 Kesintili Ortalama		0,1778	
	Ortanca		0,2000	
	Varyans		0,002	
	Std. Sapma		0,04629	
	En düşük değer		0,10	
	En yüksek değer		0,20	
	Aralık		0,10	
	Çeyrekler arası aralık		0,08	
	Çarpıklık		-1,440	0,752
	Basıklık		0,000	1,481

			İstatistik	Std.sapma
Alzheimer hipokampus son başvuru sağ lob hacim tanımlayıcı verileri	Ortalama		,1833	,00544
	Ortalama için %95 güven aralığı ile	Alt sınır	,1724	
		Üst sınır	,1943	
	%5 Kesintili Ortalama		,1870	
	Ortanca		,2000	
	Varyans		,001	
	Std. Sapma		,03766	
	En düşük değer		,10	
	En yüksek değer		,20	
	Aralık		,10	
	Çeyrekler arası aralık		,00	
	Çarpıklık		-1,847	,343
	Basıklık		1,471	,674
Parkinson hipokampus son başvuru sağ lob hacim tanımlayıcı verileri	Ortalama		,1750	,01637
	Ortalama için %95 güven aralığı ile	Alt sınır	,1363	
		Üst sınır	,2137	
	%5 Kesintili Ortalama		,1778	
	Ortanca		,2000	
	Varyans		,002	
	Std. Sapma		,04629	
	En düşük değer		,10	
	En yüksek değer		,20	
	Aralık		,10	
	Çeyrekler arası aralık		,08	
	Çarpıklık		-1,440	,752
	Basıklık		,000	1,481

			İstatistik	Std.sapma
Alzheimer hipokampus ilk başvuru sol lob hacim tanımlayıcı verileri	Ortalama		0,1813	0,00569
	Ortalama için %95 güven aralığı ile	Alt sınır	0,1698	
		Üst sınır	0,1927	
	%5 Kesintili Ortalama		0,1847	
	Ortanca		0,2000	
	Varyans		0,002	
	Std. Sapma		0,03944	
	En düşük değer		0,10	
	En yüksek değer		0,20	
	Aralık		0,10	
	Çeyrekler arası aralık		0,00	
	Çarpıklık		-1,653	0,343
	Basıklık		0,764	0,674
Parkinson hipokampus ilk başvuru sol lob hacim tanımlayıcı verileri	Ortalama		0,1750	0,01637
	Ortalama için %95 güven aralığı ile	Alt sınır	0,1363	
		Üst sınır	0,2137	
	%5 Kesintili Ortalama		0,1778	
	Ortanca		0,2000	
	Varyans		0,002	
	Std. Sapma		0,04629	
	En düşük değer		0,10	
	En yüksek değer		0,20	
	Aralık		0,10	
	Çeyrekler arası aralık		0,08	
	Çarpıklık		-1,440	0,752
	Basıklık		0,000	1,481

			İstatistik	Std.sapma
Alzheimer hipokampus son başvuru sol lob hacim tanımlayıcı verileri	Ortalama		,1729	,00648
	Ortalama için %95 güven aralığı ile	Alt sınır	,1599	
		Üst sınır	,1860	
	%5 Kesintili Ortalama		,1755	
	Ortanca		,2000	
	Varyans		,002	
	Std. Sapma		,04491	
	En düşük değer		,10	
	En yüksek değer		,20	
	Aralık		,10	
	Çeyrekler arası aralık		,10	
	Çarpıklık		-1,065	,343
	Basıklık		-,905	,674
Parkinson hipokampus son başvuru sol lob hacim tanımlayıcı verileri	Ortalama		,1750	,01637
	Ortalama için %95 güven aralığı ile	Alt sınır	,1363	
		Üst sınır	,2137	
	%5 Kesintili Ortalama		,1778	
	Ortanca		,2000	
	Varyans		,002	
	Std. Sapma		,04629	
	En düşük değer		,10	
	En yüksek değer		,20	
	Aralık		,10	
	Çeyrekler arası aralık		,08	
	Çarpıklık		-1,440	,752
	Basıklık		,000	1,481