T.C.
ANKARA ÜNİVERSİTESİ
HIZLANDIRICI TEKNOLOJİLERİ ENSTİTÜSÜ

YÜKSEK LİSANS TEZİ

HIZLANDIRICI TABANLI ÇARPIŞMA OLAYLARINA AİT ATLAS AÇIK VERİLERİ İLE TRANSFORMER KULLANARAK JET KÜMELEME ARAŞTIRMASI

Emre YILDIZ

HIZLANDIRICI TEKNOLOJİLERİ ANABİLİM DALI

ANKARA
2026

Her hakkı saklıdır.

ÖZET

Yüksek Lisans Tezi

HIZLANDIRICI TABANLI ÇARPIŞMA OLAYLARINA AİT ATLAS AÇIK VERİLERİ İLE TRANSFORMER KULLANARAK JET KÜMELEME ARAŞTIRMASI

Emre YILDIZ

Ankara Üniversitesi

Hızlandırıcı Teknolojileri Enstitüsü

Hızlandırıcı Teknolojileri Anabilim Dalı

Danışman: Prof. Dr. İlkay TÜRK ÇAKIR

Bu çalışmada, ATLAS Açık Verisi kapsamında yer alan 13 TeV proton-proton çarpışma verileri kullanılarak, anti-kt algoritması ile 0,4 yarıçap parametresiyle yeniden oluşturulmuş küçük yarıçaplı jetlerden hareketle Transformer tabanlı bir gömü uzayı oluşturulmuş ve bu uzay aracılığıyla büyük yarıçaplı jet adaylarının üretilmesi amaçlanmıştır. Büyük yarıçaplı jetler, W, Z ve Higgs bozonları ile üst kuark gibi yüksek momentumlu parçacıkların hadronik bozunumlarının tanımlanmasında kullanılan temel yapılardır. ATLAS deneyinde büyük yarıçaplı jetlerin yeniden oluşturulması, topokümelerden başlayan ve jet temizleme (grooming) ile kalibrasyon adımlarını içeren karmaşık bir işlem zincirine dayanmaktadır. Ancak bu sürecin tüm bileşenleri dış kullanıcılar için doğrudan erişilebilir değildir. Bu nedenle, yalnızca kalibre edilmiş küçük yarıçaplı jetlerden yararlanarak büyük yarıçaplı jet adaylarını üreten alternatif bir yaklaşım geliştirilmiştir. Önerilen yöntemde Transformer tabanlı bir kodlayıcı, kontrastif öğrenme yaklaşımı ile eğitilmiş ve küçük yarıçaplı jetler için 32 boyutlu bir gömü uzayı elde edilmiştir. Bu gömü uzayında yoğunluk temelli kümeleme yöntemi (DBSCAN) uygulanmış, elde edilen kümeler Lorentz dört-vektörlerinin toplanması yoluyla büyük yarıçaplı jet adaylarına dönüştürülmüştür. Model, ATLAS Açık Verisi'ne ait Run 00302393 veri kümesi üzerinde eğitilmiş ve ATLAS deneysel referans kümesi AnalysisLargeRJets ile karşılaştırılmıştır. Ayrıca modelin genelleme başarımı, eğitim sırasında kullanılmayan dört farklı data16 Run'u üzerinde sınanarak doğrulanmıştır. Elde edilen sonuçlar, gerçek ATLAS verisi üzerinde Transformer tabanlı kontrastif öğrenme yaklaşımı kullanılarak küçük yarıçaplı jetlerden büyük yarıçaplı jet adaylarının üretilebildiğini, model çıktısının olay başına aday sayısı ile sözde-hızlılık ve azimutal açı düzlemindeki konum bakımından ATLAS deneysel referansı ile yüksek doğrulukta örtüştüğünü ve bu yaklaşımın alternatif bir aday üretim yöntemi olarak uygulanabilir olduğunu göstermektedir.

Haziran 2026, 76 sayfa

Anahtar Kelimeler: ATLAS Açık Verisi, büyük yarıçaplı jet, Transformer, kontrastif öğrenme, DBSCAN, jet yeniden kümeleme

ABSTRACT

M.Sc. Thesis

A STUDY OF JET CLUSTERING USING TRANSFORMERS ON ATLAS OPEN DATA

FROM ACCELERATOR-BASED COLLISION EVENTS

Emre YILDIZ

Ankara University

Institute of Accelerator Technologies

Department of Accelerator Technologies

Supervisor: Prof. Dr. İlkay TÜRK ÇAKIR

In this study, 13 TeV proton-proton collision data from the ATLAS Open Data were used to construct a Transformer-based embedding space from small-radius jets reconstructed with the anti-kt algorithm at a radius parameter of 0.4, in order to produce large-radius jet candidates. Large-radius jets are fundamental objects for identifying the hadronic decays of high-momentum particles such as the W, Z and Higgs bosons and the top quark. In the ATLAS experiment, the reconstruction of large-radius jets relies on a complex chain that begins with topological clusters and includes grooming and calibration. However, not all components of this process are directly accessible to external users. Therefore, an alternative approach producing large-radius jet candidates from only calibrated small-radius jets was developed. In the proposed method, a Transformer-based encoder was trained with contrastive learning, yielding a 32-dimensional embedding space for small-radius jets. A density-based clustering method (DBSCAN) was applied in this space, and the resulting clusters were converted into large-radius jet candidates by summing their Lorentz four-vectors. The model was trained on the Run 00302393 dataset of the ATLAS Open Data and compared with the ATLAS reference collection AnalysisLargeRJets. Its generalization was further validated on four different data16 Runs not used during training. The results show that large-radius jet candidates can be produced from small-radius jets on real ATLAS data, that the model output agrees closely with the ATLAS reference in per-event candidate count and in pseudorapidity and azimuthal-angle position, and that the approach is applicable as an alternative candidate-production method.

June 2026, 76 pages

Key Words: ATLAS Open Data, large-radius jet, Transformer, contrastive learning, DBSCAN, jet reclustering

ÖNSÖZ ve TEŞEKKÜR

Yüksek lisans eğitimimin son aşamasında ortaya çıkan bu tez, parçacık fiziği veri analizinde küçük yarıçaplı jetlerden büyük yarıçaplı jet adaylarının Transformer tabanlı bir gömü uzayı üzerinden üretilmesini ATLAS Açık Verisi üzerinde inceledi. Başlangıçta tek bir sayısal başarı ölçütü olarak düşündüğüm olay başına sayım uyumunun aslında tek başına yeterli bir kriter olmadığı süreç içinde anlaşıldı. Eşleşme verimi, yalancı pozitif oranı, kütle çözünürlüğü ve Runlar arası tutarlılık gibi birkaç ayrı eksenin bir arada değerlendirilmesi gerektiği yol boyunca ortaya çıktı. Hiperparametre seçimini yalnızca doğrulama kümesi üzerinde yapmak, test kümesini tek seferlik açmak ve klasik anti-k_t karşılaştırması ile sonuçları ayrı ayrı doğrulamak başta tahmin ettiğimden daha sıkı bir yöntemsel disiplin gerektirdi. Gerçek deney verisi üzerinde derin öğrenme tabanlı bir yöntem önerirken yöntemsel kontrolün, raporlanan sayılar kadar belirleyici olduğunu bu süreçten sonra anladım.

Tez çalışmam boyunca değerli yönlendirmeleri, sabırlı geri bildirimleri ve içten desteği ile bana yol gösteren danışmanım Sayın Prof. Dr. İlkay TÜRK ÇAKIR'a en içten teşekkürlerimi sunarım. Teknik altyapı, hesaplama kaynakları ve veri erişimi konusundaki desteği için Ankara Üniversitesi Hızlandırıcı Teknolojileri Enstitüsü'ne minnettarım. ATLAS Açık Verisi'ni kamuya açık biçimde sunan ATLAS işbirliğine ve CERN Açık Veri Portalı ekibine de sağladıkları katkı için ayrıca teşekkür ederim.

Bu uzun süreçte sabırla yanımda olan, her zorlukta beni motive eden aileme ise fedakârlıkları ve desteği için kalbi şükranlarımı iletmek isterim.

Emre YILDIZ

Ankara, Haziran 2026

İÇİNDEKİLER

TEZ ONAY SAYFASI
ETİK ..... **i**
ÖZET ..... **ii**
ABSTRACT ..... **iii**
ÖNSÖZ ve TEŞEKKÜR ..... **iv**
SİMGELER ve KISALTMALAR DİZİNİ ..... **v**
ŞEKİLLER DİZİNİ ..... **vi**
ÇİZELGELER DİZİNİ ..... **vii**
1. GİRİŞ **1**
1.1 Araştırma Amacı ve Kapsam **3**
1.2 Araştırmanın Bilimsel Sınırı **5**
2. KURAMSAL TEMELLER VE KAYNAK ÖZETLERİ **6**
2.1 Parçacık Fiziğinde Jetler ve Hadronlaşma **6**
2.2 Anti-k_t Jet Kümeleme Algoritması **6**
2.3 Küçük ve Büyük Yarıçaplı Jetler **7**
2.4 ATLAS Deneyi ve Açık Veri Programı **8**
2.5 Transformer Mimarisi **8**
2.5.1 Permütasyon eşvariant yapı **9**
2.6 Kontrastif Öğrenme **9**
2.7 DBSCAN Kümeleme Algoritması **10**
2.8 Jet Yeniden Kümeleme Yaklaşımları ve İlgili Çalışmalar **11**
3. MATERYAL VE YÖNTEM **12**
3.1 Veri Kaynağı ve Veri Kümesi **12**
3.1.1 Run seçimi **12**
3.1.2 Dosya indirme ve önişleme **13**
3.2 Veri Kesimleri ve Girdi Özellikleri **14**
3.2.1 Jet kesimleri **14**
3.2.2 Girdi özellikleri (6 boyutlu öznitelik vektörü) **15**
3.3 Model Mimarisi **15**
3.4 Eğitim Süreci ve Kayıp Fonksiyonu **17**
3.5 Hiperparametre Seçim Protokolü **18**
3.5.1 Hiperparametre grid araması **18**
3.6 Çoklu Tohum Kararlılığı ve Referans Model Seçimi **21**
3.7 Çıkarım ve Büyük Yarıçaplı Aday Tanımı **22**
3.8 Değerlendirme Protokolü **23**
3.8.1 Sayım dağılımı uyumu **23**
3.8.2 Olay bazında sayım doğruluğu **23**
3.8.3 Fiziksel konum uyumu ve birebir ΔR eşleştirmesi **24**
3.8.4 İki görünüm: Tamamı ve LR-zengin **26**

3.8.5 Çokluk-bazlı analiz **26**
3.8.6 Permütasyon eşvariant doğrulaması **26**
3.8.7 Parametre bileşen eksiltme (ablasyon) çalışması **26**
4. BULGULAR VE TARTIŞMA **28**
4.1 Veri Kümesi ve Run Seçimi Bulguları **28**
4.1.1 Run zenginlik taraması **28**
4.1.2 Birincil veri kümesi (Run 00302393) **28**
4.2 Eğitim ve Model Sağlığı **29**
4.2.1 Referans eğitim **29**
4.2.2 Gömü uzayı izleme **30**
4.3 Hiperparametre Grid Araması **30**
4.4 Çoklu Tohum Kararlılığı Sonuçları **32**
4.5 Test Kümesi Değerlendirmesi **33**
4.5.1 Olay-bazlı sayım uyumu **33**
4.5.2 Eşleşmiş çiftlerde fiziksel uyum **36**
4.5.3 Permütasyon eşvariant doğrulaması **37**
4.6 Histogram ve Artık Analizleri **37**
4.6.1 Yedi zorunlu histogram **37**
4.6.2 Çekirdek Gauss artık uyumları **44**
4.6.3 Gömü uzayı görselleştirmesi (t-SNE) **45**
4.7 Çokluk-Bazlı Bulgular **46**
4.7.1 Yüksek çoklukta kombinatoryal belirsizlik **47**
4.8 Monte Carlo ve Kesme Tabanlı Analiz **48**
4.9 Parametre Bileşen Eksiltme (Ablasyon) Çalışması **50**
4.9.1 Kontrastif kayıp katkısı (A ile B) **52**
4.9.2 Filtreli aday tanımı zorunluluğu (A ile C) **52**
4.9.3 ε_{post} ayarlama katkısı (A ile D) **53**
4.9.4 Kontrastif kayıp ve yeniden inşa ödünleşimi (A ile B) **53**
4.9.5 Yalnız-OKH modelin eğitim eğrisi **54**
4.10 ε_{post} Duyarlılığına Ek Kontrol Çalışması **54**
4.10.1 Sonuçlar **55**
4.11 Araştırma Bulgularının Genel Değerlendirmesi **57**
4.12 Klasik Anti-k_t R=1,0 Yeniden Kümeleme ile Karşılaştırma **57**
4.13 Runlar Arası Eğitim Modeli Testi **60**
4.13.1 Eğitilmiş modelin tutarlılığı **62**
5. SONUÇ **67**
5.1 Sonuçlar **67**
5.2 Olası Gelecek Çalışmalar **69**
5.3 Genel Değerlendirme **71**
KAYNAKLAR **72**
BÜYÜKLÜKLER, BİRİMLER, SİMGELER **75**
ÖZGEÇMİŞ **76**

SİMGELER ve KISALTMALAR

Simgeler

η	Sözde-hızlılık (pseudorapidity)
φ	Azimutal açı [rad]
p_T	Enine momentum [GeV]
ΔR	η-φ uzayında açısal mesafe = $\sqrt{((\Delta\eta)^2 + (\Delta\varphi)^2)}$
λ_C	Kontrastif kayıp ağırlık katsayısı
ε_{post}	DBSCAN ε parametresi (çıkarım aşaması)
σ_{core}	$\pm 1{,}5\sigma$ çekirdek bölgesinde Gauss çözünürlüğü
m	Jet kütlesi [GeV]
$\sqrt{s}$	Kütle merkezi enerjisi [TeV]
$\Delta R_{eşik}$	Kontrastif eğitimde pozitif/negatif çift ayrım eşiği
α	Kontrastif kayıpta aralık (margin) değeri
σ	Gauss uyumunda genişlik parametresi
μ	Gauss uyumunda tepe (ortalama) değeri
d_W	Wasserstein mesafesi (dağılımlar arası uzaklık ölçüsü)
R	Jet yarıçap parametresi
z	Küçük jetin 32 boyutlu gömü vektörü
n_{min}	DBSCAN en az nokta sayısı parametresi
n_{aday}	Olay başına model büyük yarıçaplı aday sayısı
n_{atlas}	Olay başına ATLAS referans büyük yarıçaplı jet sayısı
n_{smallR}	Olay başına küçük yarıçaplı jet sayısı
p_0, m_0	Logaritmik dönüşümde boyutsuzlaştırma sabitleri (1 GeV)

Kısaltmalar

ATLAS	CERN ATLAS Deneyi (A Toroidal LHC ApparatuS)
BHÇ	Büyük Hadron Çarpıştırıcısı (Large Hadron Collider)
DAOD	Türetilmiş Analiz Nesnesi Verisi (Derived Analysis Object Data)
DBSCAN	Gürültülü Uygulamalar için Yoğunluk Tabanlı Uzamsal Kümeleme (Density-Based Spatial Clustering of Applications with Noise)

EMA	Üstel Hareketli Ortalama (Exponential Moving Average)
FSR	Son Durum Işınımı (Final State Radiation)
GA	Güven Aralığı (Confidence Interval)
GNN	Çizge Sinir Ağı (Graph Neural Network)
GPU	Grafik İşlem Birimi (Graphics Processing Unit)
IRC	Kızılötesi ve Kollineer Güvenlik (Infrared and Collinear Safety)
ISR	Başlangıç Durumu Işınımı (Initial State Radiation)
JEÇ	Jet Enerji Çözünürlüğü (Jet Energy Resolution)
JEÖ	Jet Enerji Ölçeği (Jet Energy Scale)
JVT	Jet Köşe Noktası Etiketleyicisi (Jet Vertex Tagger)
KRD	Kuantum Renk Dinamiği (Quantum Chromodynamics)
LCTopo	Yerel Kalibrasyonlu Topokümeler (Locally Calibrated Topological Clusters)
LHC	Büyük Hadron Çarpıştırıcısı (Large Hadron Collider; bkz. BHÇ)
LR	Büyük Yarıçaplı Jet (Large-Radius)
MC	Monte Carlo
NPV	Birincil Köşe Noktası Sayısı (Number of Primary Vertices)
OKH	Ortalama Kare Hata (Mean Squared Error)
OMH	Ortalama Mutlak Hata (Mean Absolute Error)
PHYSLITE	ATLAS standart hafif analiz formatı
t-SNE	t-Dağılımlı Olasılıksal Komşu Gömme (t-Distributed Stochastic Neighbor Embedding)

ŞEKİLLER DİZİNİ

Şekil 1.1 Araştırmanın Genel Akış Diyagramı 3
Şekil 3.1 Birincil Veri Kümesinin Özeti 14
Şekil 3.2 JetTransformer model mimarisi blok diyagramı 16
Şekil 4.1 Referans modelin eğitim ve doğrulama kayıp eğrileri 29
Şekil 4.2 Eğitim süresince gömü norm değişimi 30
Şekil 4.3 Hiperparametre grid araması sonuçlarının ısı haritası 31
Şekil 4.4 Çoklu tohum karşılaştırması 32
Şekil 4.5 Test kümesinde olay-bazlı sayım uyumu özeti grafiği 34
Şekil 4.6 Olay başına büyük yarıçaplı jet sayısı dağılımı grafiği 38
Şekil 4.7 Eşleşen aday çiftlerinde enine momentum spektrumu 39
Şekil 4.8 Eşleşen aday çiftlerinde η dağılımı 40
Şekil 4.9 Eşleşen aday çiftlerinde φ dağılımı 40
Şekil 4.10 Eşleşen aday çiftlerinde kütle dağılımı 42
Şekil 4.11 Eşleşen aday çiftlerinde ΔR dağılımı 43
Şekil 4.12 Olay başına büyük jet sayısına göre eşleşme verimi 44
Şekil 4.13 Eşleşmiş çift artıklarının Gauss uyumlu beş panelli histogramı 45
Şekil 4.14 Test kümesi gömü uzayının t-SNE haritası 46
Şekil 4.15 Kesme tabanlı üst kuark senaryosunda aday kütle dağılımı 49
Şekil 4.16 Üst kuark çifti ($t\bar{t}$) Monte Carlo örneğinde yükseltilmiş adayların kütle dağılımı 50
Şekil 4.17 Parametre bileşen eksiltme çalışmasındaki dört varyantın metrik karşılaştırması 52
Şekil 4.18 Ham DBSCAN sayımı ve filtreli aday tanımının karşılaştırılması 53
Şekil 4.19 Tam model ile yalnız-OKH modelin yeniden inşa kayıp eğrileri 54
Şekil 4.20 yalnız-OKH ablasyon modelinin eğitim kayıp eğrileri 54
Şekil 4.21 εpost duyarsızlığı tanılaması ve ikili mesafe dağılımı 56
Şekil 4.22 Klasik anti-kt R = 1,0 yöntemi ile Transformer karşılaştırması 59
Şekil 4.23 Eğitim ve karşı Run koşullarında Transformer performansı 61
Şekil 4.24 Beş Run üzerinde nihai test performansı (Wilson %95 GA) 65
Şekil 4.25 Beş Run için sayım karışıklık matrisleri grid karşılaştırması 66

ÇİZELGELER DİZİNİ

Çizelge 3.1 Veri kümesinin olay ve jet istatistikleri 13
Çizelge 3.2 Eğitim hiperparametreleri ve optimizasyon ayarları 18
Çizelge 3.3 Hiperparametre grid aramasının doğrulama metrikleri (kapsayıcı görünüm) 20
Çizelge 3.4 Çoklu tohum yönteminin doğrulama performansları 21
Çizelge 4.1 Çokluk-bazlı LR zenginlik dağılımı 28
Çizelge 4.2 Nihai test kümesi sonuçlarının sayım ve eşleşme metrikleri 34
Çizelge 4.3 Eşleşmiş çift artıkları için Gauss uyumu sonuçları 36
Çizelge 4.4 Çokluk-bazlı test performansı 47
Çizelge 4.5 Parametre bileşen eksiltme çalışmasının sonuç tablosu 51
Çizelge 4.6 ε_{post} duyarsızlığı sayısal sonuçları 55
Çizelge 4.7 Transformer + DBSCAN ile klasik anti-k_t R = 1,0 yeniden kümelemenin nihai test kümesi karşılaştırması 58
Çizelge 4.8 Runlar arası çıkarım karşılaştırması 61
Çizelge 4.9 Beş Run üzerinde test performansı 63

1. GİRİŞ

Büyük Hadron Çarpıştırıcısı (BHÇ), yüksek enerjili proton-proton çarpışmalarının gerçekleştirildiği ve temel parçacıkların özelliklerinin incelendiği dünyadaki en büyük parçacık hızlandırıcısıdır. BHÇ üzerinde bulunan ATLAS detektörü, bu çarpışmalar sonucunda üretilen parçacıkların hassas bir şekilde tespit edilmesi ve fiziksel özelliklerinin ölçülmesi amacıyla tasarlanmış dünyanın en büyük detektörüdür [1]. ATLAS deneyinde elde edilen veriler, Standart Model'in sınanması ve yeni fizik süreçlerinin araştırılması açısından büyük önem taşımaktadır.

Proton-proton çarpışmaları sonucunda detektörde dar enerji demetleri gözlemlenmektedir. Bu demetler jet olarak adlandırılmaktadır. Jetler, yüksek enerjili çarpışmalarda üretilen kuark ve gluonların hadronlaşması sonucunda detektörde gözlemlenen dar ve yönlü parçacık demetleridir. Doğrudan gözlemlenemeyen kuarklar ile gluonların hadronlaşma sürecinin deneysel izlerini temsil eder [2]. Çarpışma sonrasında üretilen partonlar, renk hapsi nedeniyle serbest hâlde bulunamadıklarından hadronlaşarak çok sayıda hadron oluşturmaktadır. Bu hadronlar detektörde birbirine yakın yönlerde hareket eden parçacık kümeleri şeklinde kaydedilir ve jet olarak yeniden yapılandırılmaktadır. Bu nedenle jetler, başlangıçta üretilen partonların özellikleri hakkında bilgi sağlayan temel gözlenebilirlerdir ve BHÇ enerji ölçeğinde gerçekleştirilen hadronik son durum analizlerinin yapı taşlarından birini oluşturmaktadır.

ATLAS deneyinde jetlerin yeniden inşası, ardışık birleşim algoritmaları arasında yaygın olarak kullanılan anti-k_t algoritması ile gerçekleştirilmektedir [3]. Bu algoritma, jetlerin açısal boyutunu belirleyen yarıçap parametresi (R) kullanılarak çalışır ve kızılötesi ve kollineer güvenli yapısı sayesinde kararlı sonuçlar üretir. Bu özellikleri nedeniyle anti-k_t algoritması, ATLAS analizlerinde standart jet yeniden inşa yöntemi olarak tercih edilmektedir.

Çarpışma enerjisi yükseldikçe ağır parçacıkların hadronik bozunma ürünleri uzayda giderek daha dar bir koniye sıkışmaktadır. W bozonu, Z bozonu, Higgs bozonu ve üst kuark bu duruma örnektir. Söz konusu rejim yükseltilmiş (boosted) topoloji olarak anılmaktadır. Yükseltilmiş bir bozunmada ürünler standart anti-k_t R = 0,4 küçük

yarıçaplı jetlere ayrı ayrı yansımamaktadır. Bunun yerine tek bir geniş yarıçaplı yapı içerisinde (anti-k_t R = 1,0) birleşmektedir. ATLAS işbirliği bu nedenle ayrı bir koleksiyon yayımlamaktadır. R = 1,0 yarıçaplı büyük-R jet koleksiyonları özel jet temizleme (grooming) ve kalibrasyon zincirinden geçirilerek üretilmektedir. Yüksek momentumla üretilen W bozonu, Z bozonu, Higgs bozonu ve üst kuark gibi ağır parçacıkların hadronik bozunmalarında, bozunma ürünleri tek bir büyük yarıçaplı jet içinde toplanmaktadır. Bu durumda büyük jetin kütlesi ana parçacığın yeniden inşasında belirleyici bir gözlemlenebilir hâline gelmekte ve W/Z/H ile üst kuark etiketleme çalışmalarında bu koleksiyon kullanılmaktadır [4]. Koleksiyonun yapı taşları detektör verisi seviyesindeki topokümelerdir. Jet alt-yapı gözlemlenebilirleri arasında, n-öznellik oranları τ_{21} ve τ_{32} ile enerji-korelasyon temelli ayraçlar D2 ve C2 ve ilk ayrışma ölçeği Split12 yer almaktadır. Bu büyüklükler, ağır bir parçacığın bozunma ürünlerinden oluşan alt-yapıyı tek bir büyük jet içinde niceleyerek W/Z/H ve üst kuark etiketlemesinde ayırt edici değişkenler olarak kullanılmaktadır. Söz konusu alt-yapı değişkenleri bu çalışmada modele girdi olarak verilmemiştir; modelin girdisi yalnızca küçük yarıçaplı jetlerin altı bileşenli kinematik öznitelik vektörüdür (bkz. Bölüm 3.2.2) [4, 5].

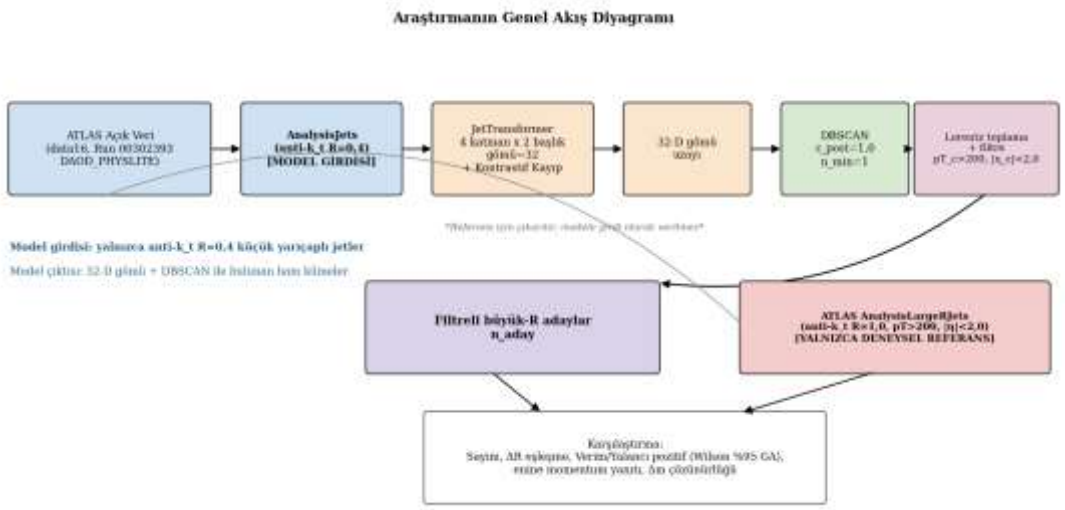
Çalışmanın özünde basit bir soru var. Yalnızca önceden oluşturulmuş R = 0,4 küçük yarıçaplı jetler ile, ATLAS'ın topoküme seviyesinden ürettiği büyük yarıçaplı jet koleksiyonuna benzer adaylar elde edilebilir mi? Bu soru klasik yeniden kümeleme fikrini korur ve aynı zamanda olay içindeki küçük jetler arası ilişkilerin öğrenilebilir bir temsil uzayında incelenmesini gerektirmektedir. Olay içindeki tüm küçük jetler bir Transformer modeline [6] beslenir ve öz-dikkat (self-attention) mekanizması olay içi açısal ilişkileri öğrenerek her küçük jeti 32 boyutlu bir gömü vektörüne taşımaktadır. Ardından gömü uzayında Gürültülü Uygulamalar için Yoğunluk Tabanlı Uzamsal Kümeleme (DBSCAN) [7] algoritması çalıştırılarak bulunan kümeler büyük yarıçaplı jet adayı olarak yorumlanmaktadır.

Gerçek çarpışma verisinde parton-seviye etiket bilgisi bulunmamaktadır. Bu da modelin denetimli (supervised) eğitilmesini engellemektedir. Bu nedenle etiket gerektirmeyen bir alternatif tercih edilmiştir. Kontrastif öğrenme [8] basit bir prensibe dayanmaktadır. Açısal mesafede (ΔR) yakın olan küçük jet çiftleri gömü uzayında birbirine yakınlaştırılmaktadır. Uzak çiftler ise belirli bir aralık değeri kadar uzaklaştırılmaktadır.

Bu mekanizma sayesinde model, herhangi bir parton etiketine başvurmadan jetler arasındaki fiziksel mesafeyi gömü uzayına yansıtmayı öğrenmektedir.

Yöntem ATLAS Açık Verisi üzerinde uygulandı ve 13 TeV proton-proton çarpışma verileri kullanıldı (data16 dönemi). Veri gerçek detektör koşullarını taşımaktadır. Birikme (pile-up) etkileri ve tetikleme şartları bu koşulların parçasıdır. Bu zemin üzerinde üretilen büyük yarıçaplı aday gruplar, ATLAS deneysel referans koleksiyonu ile karşılaştırılmıştır. Karşılaştırma sayısal olarak yapıldı [9].

Tezin önerdiği akışın genel görünümü Şekil 1.1'de yer almaktadır. Modelin tek girdisi ATLAS Açık Verisi'nin AnalysisJets koleksiyonudur ve bu koleksiyon anti-k_t R = 0,4 küçük yarıçaplı jetlerden oluşmaktadır. Gömü uzayında DBSCAN ile bulunan kümelerin Lorentz toplaması alınır ve ardından fiziksel filtreden geçirilerek büyük yarıçaplı aday gruplar ortaya çıkmaktadır. ATLAS'ın AnalysisLargeRJets koleksiyonu çalışmada yalnızca deneysel referans rolündedir ve modele girdi olarak verilmemiştir.



Şekil 1.1 Araştırmanın Genel Akış Diyagramı

1.1 Araştırma Amacı ve Kapsam

ATLAS Açık Verisi 13 TeV proton-proton çarpışma verileri üzerinde Transformer tabanlı kontrastif öğrenme yaklaşımı uygulanmaktadır. Yöntemin ürettiği büyük yarıçaplı jet adayları, ATLAS deneysel referans koleksiyonu (AnalysisLargeRJets) ile karşılaştırılmaktadır. Olay bazında yapılan karşılaştırmada iki tarafın aday sayıları ve η-φ konumları arasındaki uyum ölçülmektedir. Modelin önerdiği aday sayısı ile bu

adayların η-φ konumlarının ATLAS referansı ile örtüşmesi temel başarı ölçütleridir. Çalışma tek bir metriğe indirgenmez ve birkaç tamamlayıcı soruyu bir arada ele almaktadır.

Çalışmanın merkezindeki ölçüm sayım uyumudur. Yalnızca küçük yarıçaplı jet kinematik bilgisi girdi olarak verildiğinde modelin olay başına kaç büyük yarıçaplı aday ürettiği ve bu sayının ATLAS deneysel referansındaki büyük yarıçaplı jet sayısı ile ne ölçüde tutarlı kaldığı kontrol edilmektedir. Sayı dağılımının çakışma oranı ile sayım sapması (bias) ve ortalama mutlak hata (OMH) değerleri bu noktanın nicel karşılığını vermektedir. Konum ekseninde üretilen her aday, η-φ uzayında ATLAS referans koleksiyonundaki bir büyük yarıçaplı jet ile ΔR öncelikli bire-bir eşleştirme (greedy ΔR matching) altında karşılaştırılır; eşleşme verimi ile yalancı pozitif oranı bu adımda ölçülmektedir. Eşleşen çiftlerin fiziksel uyumu da incelenir ve enine momentum, kütle ve konum dağılımları arasındaki sapma ile çekirdek çözünürlüğü değerlendirilmektedir.

Modelin başarısının kaynağı üzerine bir ayrıştırma da yapılmaktadır. Kontrastif kayıp, filtreli aday tanımı ve ayarlanmış kümeleme parametresi gibi bileşenlerin etkisi ablasyon çalışması ile ortaya konulmaktadır. Yüksek çokluk rejimi ayrı bir test alanı oluşturur ve olay başına küçük yarıçaplı jet çokluğu yükseldiğinde modelin davranışının nasıl değiştiği takip edilmektedir. Eğitim için kullanılan tek Run'ın ötesinde, data16 dönemine ait farklı veri toplama Run'larında aynı model yeniden değerlendirilir ve eğitim Run'una aşırı uyum riskinin olup olmadığı kontrol edilmektedir. Klasik karşılaştırma da çalışmaya dahildir; aynı küçük yarıçaplı jet girdisi üzerinde klasik anti-k_t R = 1,0 yeniden kümeleme uygulandığında iki yöntem arasındaki ayrışma noktaları belirlenmektedir.

Çalışmanın kapsamı baştan dar tutulmuştur. Veri olarak ATLAS Açık Verisi data16 dönemine ait Run 00302393 kullanılmıştır. Tek bir Run'a bağlı kalındığında tetikleme ve kalibrasyon koşulları sabit kalır ve bu sayede ilk değerlendirme daha kontrollü yürütülmektedir. data17 ve data18 dönemlerine genelleme bu tezin kapsamı dışındadır ve ileride yapılabilecek çalışmalar arasındadır (bkz. Bölüm 5.2). Model girdisi olarak anti-k_t R = 0,4 küçük yarıçaplı jet bilgileri kullanıldı ve girdiye dahil edilen değerler enine momentum, η, φ ve kütle olmuştur. Jet alt-yapı değişkenleri (D2, C2, τ_n) ile b-

etiketleme skorları girdiden çıkarılmıştır. ATLAS AnalysisLargeRJets koleksiyonu karşılaştırma amacıyla yalnızca deneysel referans olarak ele alınmıştır.

1.2 Araştırmanın Bilimsel Sınırı

Önerilen yöntem ATLAS'ın topoküme seviyesinden başlayan resmî büyük yarıçaplı jet yeniden inşa zincirini tekrar etmeyi hedeflememektedir. Girdi olarak yalnızca daha önce oluşturulmuş anti-k_t R = 0,4 küçük yarıçaplı jetler alınır ve bu nedenle jet-içi alt yapı bilgileri ile tam kalibrasyon zincirine ait detaylar dışarıda kalmaktadır. AnalysisLargeRJets koleksiyonu bu çalışmada mutlak doğru olarak ele alınmamıştır. Bu koleksiyon, model çıktısının olay bazında kıyaslandığı bir deneysel referans olarak konumlanmaktadır.

Buradaki temel soru daha dardır. Küçük yarıçaplı jetler kullanıldığında, denetimsiz ve kontrastif öğrenme yöntemleriyle ATLAS referansına benzer adayların üretilip üretilemeyeceği sınanmaktadır. Yükseltilmiş (boosted) topoloji ile ilgili W/Z/H ve üst kuark imzaları bu çalışmanın teknik sınırları dışında kalmaktadır. Bu konunun uygulama alanları gelecek çalışmalar kısmında ele alınmaktadır.

Anti-k_t R = 0,4 küçük yarıçaplı jet verileri kullanılarak Transformer tabanlı kontrastif öğrenme ile 32 boyutlu bir gömü uzayı oluşturulmakta ve bu uzay üzerindeki DBSCAN kümelemesi, ATLAS AnalysisLargeRJets koleksiyonu ile benzerlik gösteren büyük yarıçaplı jet adayları üretmektedir. Elde edilen sayısal verilerde birebir sayım uyumu %96, ΔR öncelikli eşleştirme verimi %92 düzeyindedir.

2. KURAMSAL TEMELLER ve KAYNAK ÖZETLERİ

2.1 Parçacık Fiziğinde Jetler ve Hadronlaşma

Proton-proton çarpışmalarında ortaya çıkan kuark ve gluonlar detektörde serbest parçacık olarak izlenememektedir. Kuantum renk dinamiğinin (KRD) hadronlaşma süreci bu parçacıkları, momentum doğrultuları etrafında yoğunlaşmış hadron demetlerine dönüştürmektedir. Deneysel analizde jet adı verilen bu yapılar, başlangıçtaki partonların doğrudan kendisi değildir ve onların kullanılabilir gözlemsel karşılıklarıdır [2]. Düşük seviyeli detektör girdileri jet yeniden inşası algoritmalarıyla gruplandırılarak jet nesnesine dönüştürülmektedir. Bu girdiler arasında topokümeler [10], parçacık akı objeleri (Particle Flow Objects) [11] ve kalorimetre kuleleri yer almaktadır.

2.2 Anti-k_t Jet Kümeleme Algoritması

BHÇ analizlerinde fiilî standart hâline gelmiş yeniden inşa algoritması Cacciari ve ark. [3] tarafından önerilen anti-k_t algoritmasıdır. Yöntem, herhangi bir girdi *i* ve *j* çifti arasında Eşitlik 2.1'de tanımlanan mesafe ölçütünü kullanmaktadır.

$$d(i,j) = \min\left(p_{T,i}^{-2},\ p_{T,j}^{-2}\right) \cdot \frac{(\Delta R_{ij})^2}{R^2} \tag{2.1}$$

Burada ΔR_{ij} iki nesne arasındaki η-φ uzayı açısal uzaklığıdır ve $\Delta R_{ij} = \sqrt{((\Delta\eta_{ij})^2 + (\Delta\varphi_{ij})^2)}$ biçiminde hesaplanmaktadır. Her bir nesne *i* için hüzme mesafesi Eşitlik 2.2 ile tanımlanmaktadır. Burada *i* yeniden inşaya giren tekil bir nesneyi (küçük yarıçaplı jet bileşeni), *B* ise demet (ışın) eksenini göstermektedir; d(i,B), bir nesnenin demet eksenine olan etkin uzaklığına karşılık gelmektedir.

$$d(i,B) = p_{T,i}^{-2} \tag{2.2}$$

Algoritma bu mesafelerden en küçük olanını seçerek ardışık biçimde ilerlemektedir. En yakın iki nesne birleştirilmektedir. Bir nesnenin hüzme mesafesi en küçük olduğunda o

nesne jet olarak tanımlanmaktadır. Algoritmadaki *R* parametresi jetlerin etkin yarıçapını belirlemektedir. Bu parametre bir formülle hesaplanmaz; η-φ uzayında jetin açısal boyutunu tayin eden ve analiz hedefine göre önceden seçilen sabit bir ölçektir. Tek bir partonun hadronik demetini yakalamak için R = 0,4 mertebesinde küçük bir değer kullanılırken, ağır bir parçacığın yükseltilmiş (boosted) bozunma ürünlerini tek bir koni içinde toplamak amacıyla R = 1,0 gibi daha büyük bir değer seçilmektedir. Eşitlik 2.1'deki *R*, bu seçilen yarıçapı temsil etmekte ve hangi nesnelerin aynı jet altında birleştirileceğini doğrudan etkilemektedir.

Anti-k_t algoritmasının bu çalışma açısından önemli yönleri bulunmaktadır. IRC güvenli yapısı nedeniyle jet tanımı yumuşak radyasyon ve kollinear ayrışmalara karşı kararlı kalmaktadır. Yüksek p_T'li nesneler çevresinde düzenli jet sınırları oluşturmasından dolayı, R = 0,4 küçük jetler ile R = 1,0 büyük jetler arasındaki geometrik ilişkinin yorumlanması kolaylaşmaktadır.

2.3 Küçük ve Büyük Yarıçaplı Jetler

ATLAS analizlerinde iki temel jet sınıfı kullanılmaktadır. Bu tezdeki ayrımlarını girdi-referans işlevleri belirlemektedir. Anti-k_t R = 0,4 ile yeniden inşa edilen küçük yarıçaplı jetler, tek bir parton kaynaklı hadronik demetleri yakalamak üzere tanımlanır ve KRD ölçümlerinden top kuark analizlerine kadar geniş bir yelpazede standart jet tanımı işlevi görmektedir. Tezde AnalysisJets adıyla yayımlanmış kalibre edilmiş koleksiyon doğrudan modele girdi olarak verilmektedir.

BHÇ enerjilerinde W, Z, Higgs ve üst kuark benzeri ağır parçacıklar yüksek momentumla üretildiğinde, hadronik bozunma ürünleri dar bir koniye sıkışır ve standart R = 0,4 jetlerle ayrı ayrı çözülememektedir. Bu yükseltilmiş (boosted) topoloji için ATLAS, R = 1,0 yarıçaplı bir büyük jet koleksiyonu yayımlamaktadır. Söz konusu koleksiyon yerel kalibrasyonlu topoküme (LCTopo) yapı taşlarından başlatılmaktadır. Standart jet temizleme ve Run-2 kalibrasyon adımlarından geçirilerek üretilir [4, 5]. ATLAS Açık Verisi'nde AnalysisLargeRJets adıyla yayımlanan bu koleksiyon tezde model girdisi olarak kullanılmamıştır. Modelin ürettiği aday gruplarla karşılaştırma için deneysel referans olarak alınmaktadır.

Büyük yarıçaplı jetlerin standart kalibrasyonu $p_T > 200$ GeV bölgesinde tutarlı hâle gelmektedir ve bu eşik ATLAS analizlerinde rutin olarak uygulanır [4]. Aynı kabule bağlı kalınarak çalışmada $p_T > 200$ GeV ve $|\eta| < 2{,}0$ koşulları benimsenmiştir. Bu kabul hem deneysel referans seçiminde hem de model çıktısı filtreleme adımında geçerlidir.

2.4 ATLAS Deneyi ve Açık Veri Programı

Çalışmanın veri kaynağı CERN'deki BHÇ üzerinde yer alan ATLAS deneyidir [1]. Detektör birkaç katmandan oluşmaktadır. İç izleme sistemi (Inner Detector), elektromanyetik ve hadronik kalorimetreler ile müon spektrometresi bu katmanların başlıcalarıdır. ATLAS işbirliği, deneyin Run 2 dönemine (2015–2018) ait kütle merkezi enerjisi $\sqrt{s} = 13$ TeV proton-proton çarpışma verilerinin önemli bir kısmını CERN Açık Veri Portalı üzerinden kamuya açık biçimde sunmaktadır [9].

ATLAS Açık Verisi, DAOD_PHYSLITE adı verilen kompakt bir analiz formatında yayımlanmaktadır. PHYSLITE, ATLAS'ın türetilmiş analiz veri formatından (DAOD) elde edilen, kalibre edilmiş fizik nesnelerini barındıran hafifletilmiş bir Run-2 analiz formatıdır [9]. Jet enerji ölçeği (JEÖ) ve jet enerji çözünürlüğü (JEÇ) düzeltmeleri formata yazılmadan önce uygulandığından dış kullanıcılar ek kalibrasyon adımına gerek duymadan veriyi işleyebilmektedir.

Çalışmada ATLAS Açık Verisi data16 dönemine ait Run 00302393 birincil veri kümesi olarak seçilmiştir. Söz konusu Run'ın seçim gerekçesi Bölüm 3.1'de ele alınmaktadır. İlgili bulgular ise Bölüm 4.1'de ayrıntılı biçimde verilmektedir.

2.5 Transformer Mimarisi

Çalışmada olay içindeki küçük jetlerin birbirleriyle olan ilişkilerini tek tek tanımlamak yerine öz-dikkat (self-attention) üzerinden öğrenmek için Transformer mimarisi kullanılmıştır [6]. Mimari ilk olarak doğal dil işleme alanında geliştirilmiş olsa da sıralı olmayan veya zayıf sıralı bilimsel veri yapılarında da uygulanabilir niteliktedir. Jet topluluğu doğal bir sıralamaya sahip olmadığından, küme üzerinde çalışan bir kodlayıcı (encoder) olarak Transformer'ın permütasyon eşvariant davranışı tasarıma uygun görünmektedir (bkz. Bölüm 2.5.1). Öz-dikkat mekanizması, her bir girdi biriminin diğer

tüm girdi birimleri ile öğrenilebilir bir ağırlık üzerinden ilişkilendirilmesini sağlamaktadır.

Çoklu-başlı (multi-head) öz-dikkat de bu mekanizmaya katkı sunmaktadır. Her başlık (head) için ayrı bir öğrenilen projeksiyon yapıldığından farklı türde ilişkilerin paralel taranması mümkün olmaktadır. Tezde kullanılan Transformer kodlayıcı 4 katmanlı bir yapıdadır. Mimaride 2 başlık ve 32 gizli boyut tercih edilmiştir. Bu ölçek, küçük yarıçaplı jet sayısı olay başına onlu mertebede kalan bir veri rejimine bilinçli olarak uyumlu belirlenmiştir (mimari ve gerekçe için Bölüm 3.3).

Transformer mimarisinin parçacık fiziğinde jet temsili için kullanımı, son yıllarda önerilen yöntemler arasında yer almaktadır. ParticleNet ve Particle Transformer benzeri mimariler jet etiketleme görevlerinde başarılı sonuçlar rapor etmektedir [12, 13]. Tezde önerilen yaklaşımın bu literatürden birkaç ayrışma noktası bulunmaktadır. Girdi tarafında parçacık veya topoküme değil, anti-k_t $R = 0{,}4$ küçük yarıçaplı jetler kullanılmaktadır. Öğrenme yaklaşımı denetimsiz kontrastif yapıdadır. Çıktı ise kategorik bir jet etiketi değildir, gömü uzayında DBSCAN ile bulunan grup adayları halinde sunulmaktadır.

2.5.1 Permütasyon eşvariant yapı

Bir olay içindeki küçük yarıçaplı jet listesi sıralı bir dizi değildir, küme niteliğindedir. Girdi jetlerin sıralaması değiştirildiğinde gömü uzayındaki cevap da aynı permütasyon ile birlikte değişmektedir. Öz-dikkat mekanizması konumsal kodlama (positional encoding) eklenmediği sürece bu özelliği doğrudan taşımaktadır. Çalışmada konumsal kodlama kullanılmamıştır. Model çıktısının permütasyon değişmezliği test kümesinde 500 olay × 5 permütasyon ile %100 oranında doğrulanmıştır (bkz. Bölüm 4.5).

2.6 Kontrastif Öğrenme

Çalışmadaki temsil öğrenme stratejisi Hadsell ve ark. [8] tarafından önerilen kontrastif kayba dayanmaktadır. Bu yaklaşımda önceden tanımlanmış benzer (pozitif) çiftler gömü uzayında birbirine yaklaştırılmaktadır. Benzer olmayan (negatif) çiftler ise bir aralık değerine kadar uzaklaştırılmaktadır. Yapı, parton-seviyesi etiketine ihtiyaç duymadığından gerçek çarpışma verisi üzerinde doğrudan uygulanabilir bir niteliktedir.

Aralık tabanlı kontrastif kaybın temel formu pozitif çiftler için Eşitlik 2.3 ile verilmektedir. Negatif çiftler için ise Eşitlik 2.4 kullanılmaktadır.

$$L_{\text{pozitif}} = \|z_i - z_j\|^2 \tag{2.3}$$

$$L_{\text{negatif}} = \max\left(0,\ \alpha - \|z_i - z_j\|\right)^2 \tag{2.4}$$

Burada z gömü vektörünü göstermekte olup detektör koordinat sistemindeki z ekseniyle ilişkili değildir. α ise negatif çiftler için aralık değerini ifade etmektedir. Pozitif çiftler için kayıp, gömü mesafesinin karesi ile orantılı olarak büyümektedir. Negatif çiftler tarafında ise yalnızca mesafe aralık değerinin altında kaldığında ceza uygulanmaktadır.

Pozitif/negatif çift tanımında *fiziksel mesafe* esas alınmıştır. Olay içindeki herhangi iki küçük jet i ve j için açısal mesafe $\Delta R_{ij} < \Delta R_{\text{eşik}} = 1{,}0$ olduğunda çift pozitif kabul edilmektedir. Bu koşulu sağlamayan çiftler negatif olarak değerlendirilmektedir. $\Delta R_{\text{eşik}}$, hedeflenen R = 1,0 büyük yarıçaplı jetlerin tipik konisine göre belirlenmiştir. Aralık değeri ise $\alpha = 1{,}5$ olarak alınmıştır (bkz. Bölüm 3.4). Bu değer üzerinde, λ_C için yürütülen türden bir sistematik tarama yapılmamıştır.

Bu tanımla pozitif/negatif çift seçimi parton-seviyesi etiket bilgisi gerektirmemektedir. Yalnızca olay içi açısal yakınlık üzerinden kurulduğundan yöntem gerçek çarpışma verisine doğrudan uygulanabilmektedir.

2.7 DBSCAN Kümeleme Algoritması

Gömü uzayında küme adaylarını tespit etmek için Ester ve ark. [7] tarafından 1996 yılında geliştirilen Gürültülü Uygulamalar için Yoğunluk Tabanlı Uzamsal Kümeleme (DBSCAN) algoritması kullanılmıştır. DBSCAN, büyük uzamsal veri tabanlarında küme sayısının önceden belirtilmesini gerektirmeden ve gürültü içeren noktalara karşı dayanıklı kalarak, yüksek yoğunluklu bölgeleri küme olarak ayırmak amacıyla önerilmiştir. Yöntem, veri madenciliğinden görüntü işlemeye kadar geniş bir uygulama alanında yaygın biçimde kullanılmakta olup yoğunluk-bazlı bir yaklaşım izlemektedir.

Bir noktanın çekirdek olarak işaretlenmesi için belirli bir komşuluk yarıçapı (ε) içinde minimum sayıda komşu (n_{min}) bulundurması gerekmektedir.

DBSCAN, modelin ürettiği 32 boyutlu gömü uzayında uygulanmaktadır. Çıkarım aşamasında DBSCAN parametreleri doğrulama kümesi üzerindeki hiperparametre grid araması ile seçilmiştir. Nihai değerler $\varepsilon_{post} = 1{,}0$ (kod adıyla eps_post) ve $n_{min} = 1$ (kod adıyla min_samples) olarak belirlenmiştir (bkz. Bölüm 3.5 ve 3.7). $n_{min} = 1$ seçimi, izole bir gömü noktasının da kendi başına bir küme oluşturabilmesini sağlamaktadır. Büyük yarıçaplı jet adaylarının olay başına az sayıda olduğu rejimde bu durum belirleyici bir özelliktir.

DBSCAN bu çalışmada doğrudan p_T-η-φ uzayında değil, öğrenilen 32 boyutlu gömü uzayında çalıştırılmaktadır. Bu seçimin sonuçlara etkisi ablasyon çalışmasında sayısal olarak ele alınmıştır (Bölüm 4.8).

2.8 Jet Yeniden Kümeleme Yaklaşımları ve İlgili Çalışmalar

Çalışmanın hedef görevi küçük yarıçaplı jetlerin büyük yarıçaplı adaylara gruplanmasıdır. Literatürde bu işlem *yeniden kümeleme* (*reclustering*) adıyla anılmaktadır. Geleneksel yaklaşımda yeniden kümeleme, küçük jetler üzerinde tekrar bir anti-k_t algoritması (örn. R = 1,0) çalıştırılarak yapılmaktadır. Üst-düzey jet kalibrasyonu ise küçük jet kalibrasyonundan miras alınmaktadır [3, 2].

Son yıllarda makine öğrenmesi tabanlı yaklaşımlar bu görevde alternatif sunmaktadır. Graf sinir ağları (GNN) [14] parçacıkları düğüm olarak modelleyip parçacıklar arası ilişkileri grafik üzerinde öğrenmektedir. Transformer tabanlı modeller ise öz-dikkat sayesinde olay genelindeki uzun menzilli ilişkileri tek mekanizma içinde ele alır [6, 12, 13].

Tezin söz konusu literatürden farklı yönleri bulunmaktadır. Girdi olarak parçacık veya topoküme seviyesi yerine kalibre edilmiş anti-k_t R = 0,4 küçük yarıçaplı jetler kullanılmaktadır. Çıktı tarafında ise bir jet etiketi yerine ATLAS deneysel referansı ile karşılaştırılabilir aday grupların listesi üretilmektedir. Bu tasarım, modelin ATLAS Açık Verisi'nin analiz formatı (PHYSLITE) üzerinde doğrudan çalıştırılmasına olanak vermektedir.

3. MATERYAL ve YÖNTEM

3.1 Veri Kaynağı ve Veri Kümesi

Çalışmada ATLAS Açık Verisi'nin 13 TeV proton-proton çarpışma verileri (data16 dönemi) kullanılmıştır [9]. ATLAS Açık Verisi CERN Açık Veri Portalı üzerinden DAOD_PHYSLITE formatında yayımlanmaktadır. PHYSLITE formatı, ATLAS işbirliğinin kendi türetilmiş analiz formatına yakın bir kompakt veri yapısıdır. Jet enerji ölçeği (JEÖ) ile jet enerji çözünürlüğü (JEÇ) düzeltmeleri formata yazılmadan önce uygulanmaktadır. Tetikleyici tarafında ek bir seçim uygulanmamış, formatta sunulan olaylar doğrudan alınmıştır. Ortalama etkileşim sayısı $\langle \mu \rangle$ üzerinden bir birikme ayrımı da yapılmamaktadır. Bu çalışmada küçük yarıçaplı jet kalitesine yönelik ayrıca bir kesim eklenmemiştir.

3.1.1 Run seçimi

ATLAS Açık Verisi data16 dönemi 186 farklı Run içermektedir. Tüm Run'lar yükseltilmiş topoloji ve büyük yarıçaplı jet zenginliği bakımından farklı profiller taşımaktadır. Temsilî bir Run seçebilmek için, mevcut Run 00310634 referans alınarak yedi yeni aday Run üzerinde ön tarama gerçekleştirilmiş ve toplam sekiz Run karşılaştırılmıştır. Her Run için en küçük dosya indirilmiş ve büyük yarıçaplı jet zenginliği ölçülmüştür. Burada bir olayda en az bir büyük yarıçaplı jet (LR) bulunması koşulunu sağlayan olayların yüzdesi ve olay başına ortalama büyük jet sayısı temel ölçütler olarak alınmıştır.

Tarama sonucunda, BHÇ Run 2 dönemine ait 00302393 numaralı Run, %23,86 LR $\geq$ 1 olay oranı ve olay başına 0,370 ortalama büyük jet sayısı ile en yüksek değere ulaşmıştır. Bu tarama değerleri her Run'ın yalnızca en küçük dosyası üzerinden hesaplanmış olup yedi dosyalık tam veri kümesine ait nihai değerler (%20,64 ve 0,323) Çizelge 3.1'de yer almaktadır. Bu nedenle söz konusu Run çalışmanın *birincil* veri kümesi olarak seçilmiştir. Yeterli olay hacmi ve yüksek LR zenginliği bu seçimin temel gerekçesini oluşturmaktadır. Run 00310634 (tam veri kümesinde %11,28 LR $\geq$ 1) ise analiz hattının bağımsız bir veri örneği üzerinde sınanması için ikincil veri kümesi

olarak ayrılmıştır. Bu seçim aynı zamanda Run'lar arası aktarım davranışının incelenmesine de imkân tanımaktadır.

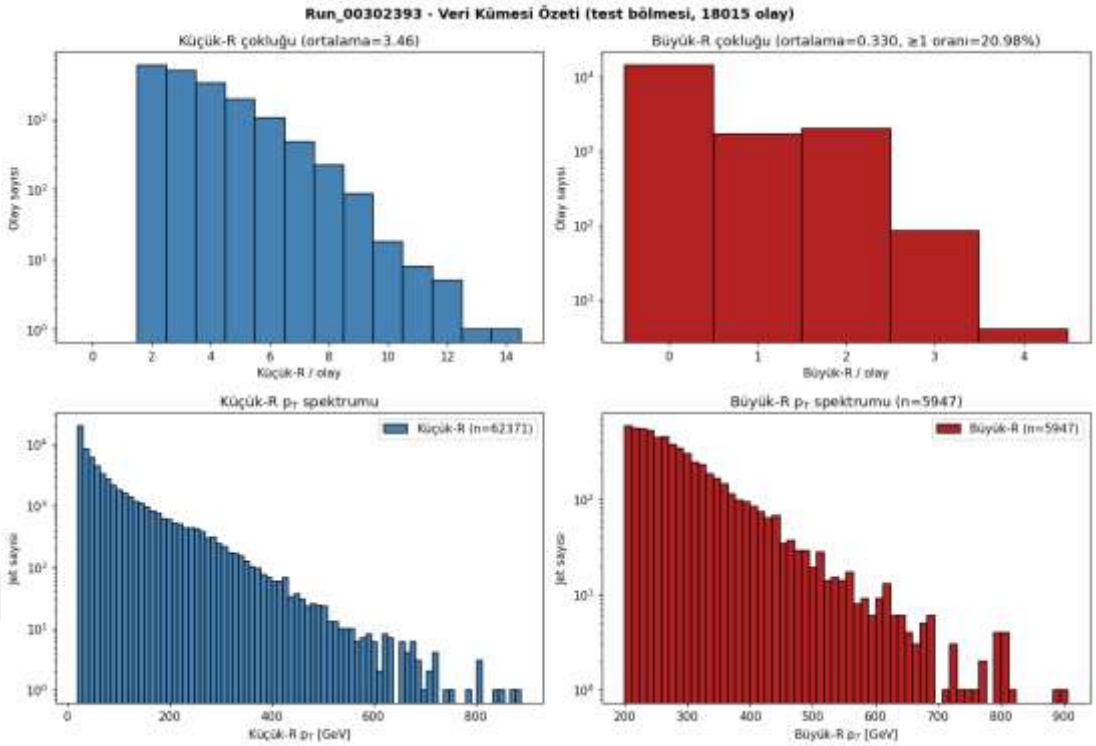
3.1.2 Dosya indirme ve önişleme

Run 00302393'ten yedi PHYSLITE dosyası HTTPS üzerinden indirildi ve toplam veri boyutu yaklaşık 1,45 GB civarındadır. Dosyaların okunmasında `uproot` [15] ve `awkward` [16] Python kütüphanelerine başvurulmuştur. Önişleme adımında küçük yarıçaplı jet ve büyük yarıçaplı jet kesim kriterleri uygulanmıştır (Bölüm 3.2). Bu kriterleri sağlayan olaylar olay tabanlı biçimde eğitim, doğrulama ve test bölmelerine ayrılmıştır. Ayrım için kabul edilen olayların dizini 42 tohumlu bir rastgele sayı üreteciyle karıştırılmış ve %70 / %15 / %15 oranları sırasıyla uygulanmıştır. Eğitim için 84.066 olay alınmıştır. Doğrulamaya 18.014 olay, teste ise 18.015 olay düşmüştür. Olay kimlikleri (event ID) kayıt altına alınarak bölmeler arası sızıntı engellenmiştir.

Olay başına küçük yarıçaplı jet çokluğu ortalama 3,45 değeri civarında toplanmaktadır. Büyük yarıçaplı jet sayısı ise 0–4 aralığında baskın bir dağılım göstermektedir. Enine momentum spektrumu yaklaşık 200–400 GeV bandında yoğunlaşır (Şekil 3.1). Çizelge 3.1 aynı veri kümesinin temel istatistiklerini özetlemektedir.

Çizelge 3.1 Veri kümesinin olay ve jet istatistikleri

Metrik	Değer
Ham olay sayısı	205.078
Kabul edilen olay sayısı (≥2 küçük yarıçaplı jet)	120.095
Train / Val / Test ayrımı	84.066 / 18.014 / 18.015
Toplam küçük yarıçaplı jet	414.689
Olay başına ortalama küçük jet	3,45
Toplam büyük yarıçaplı jet (p_T > 200 GeV)	38.818
Olay başına ortalama büyük jet	0,323
LR ≥ 1 olan olay oranı	%20,64
LR ≥ 2 olan olay oranı	%11,20
Büyük jet p_T ortalama / medyan	293,9 / 268,9 GeV
Büyük jet kütle ortalama / medyan	51,7 / 36,3 GeV



Şekil 3.1 Birincil Veri Kümesinin Özeti

3.2 Veri Kesimleri ve Girdi Özellikleri

3.2.1 Jet kesimleri

Küçük yarıçaplı jetler model girdisi olarak kullanılmaktadır. Bu jetler için enine momentum koşulu $p_T > 20$ GeV olarak alınmıştır. Sözde-hızlılık koşulu ise $|\eta| < 2{,}5$ sınırı içindedir. Bunlara ek olarak kümeleme anlamlı olsun diye olay başına en az iki jet bulundurma şartı aranmaktadır.

Büyük yarıçaplı jetler (deneysel referans, ATLAS AnalysisLargeRJets) için farklı kesimler geçerlidir. Enine momentum koşulu $p_T > 200$ GeV olarak benimsenmiştir ve bu değer ATLAS standart kalibrasyon eşiğidir [5]. Sözde-hızlılık koşulu ise $|\eta| < 2{,}0$ olarak uygulanmaktadır.

Aynı p_T ve $|\eta|$ kesimleri, modelin ürettiği aday gruplara da çıkarım aşamasında uygulanmaktadır (Bölüm 3.7).

3.2.2 Girdi özellikleri (6 boyutlu öznitelik vektörü)

Her küçük yarıçaplı jet, modele Eşitlik 3.1'de verilen altı bileşenli özellik vektörü olarak verilmektedir.

$$x_i = \left[\eta_i,\ \cos\varphi_i,\ \sin\varphi_i,\ p_{T,i}/p_{T,\max},\ \log(1 + p_{T,i}/p_0),\ \log(1 + m_i/m_0)\right] \tag{3.1}$$

Seçimin gerekçeleri birkaç noktada toplanmaktadır. η doğrudan kullanılmıştır. Bu sözde-hızlılık değişkeni ATLAS detektörünün ön-arka simetrisine doğal bir koordinat olarak hizmet etmektedir. Azimutal açı φ ise [−π, +π] aralığında periyodik bir niteliktedir. Doğrudan φ vermek yerine cos(φ) ve sin(φ) çiftiyle iki boyutlu birim çember temsili kullanılmıştır. Olay-içi göreli p_T için $p_T/p_{T,max}$ büyüklüğü tercih edilmiştir. Bu büyüklük olay içindeki en yüksek p_T'ye normalize edilmektedir ve modele jetin olay içi göreli önemini taşımaktadır. Mutlak skaladaki p_T ve kütle bilgisinin logaritmik dönüşümü $\log(1 + p_T/p_0)$ ile $\log(1 + m/m_0)$ olarak alınmıştır; burada $p_0 = m_0 = 1$ GeV referans ölçeğidir ve logaritma argümanını boyutsuz kılmaktadır. Bu dönüşüm geniş dinamik aralıklı büyüklükleri Transformer girdisi için uygun bir aralığa indirgemektedir.

Altı boyutlu özellik vektörü farklı dinamik aralıklara sahip büyüklükleri içermektedir. Bu nedenle Transformer modeline beslenmeden önce öğrenilen bir katman normalleştirme (Layer Normalization) katmanından geçirilir (Bölüm 3.3).

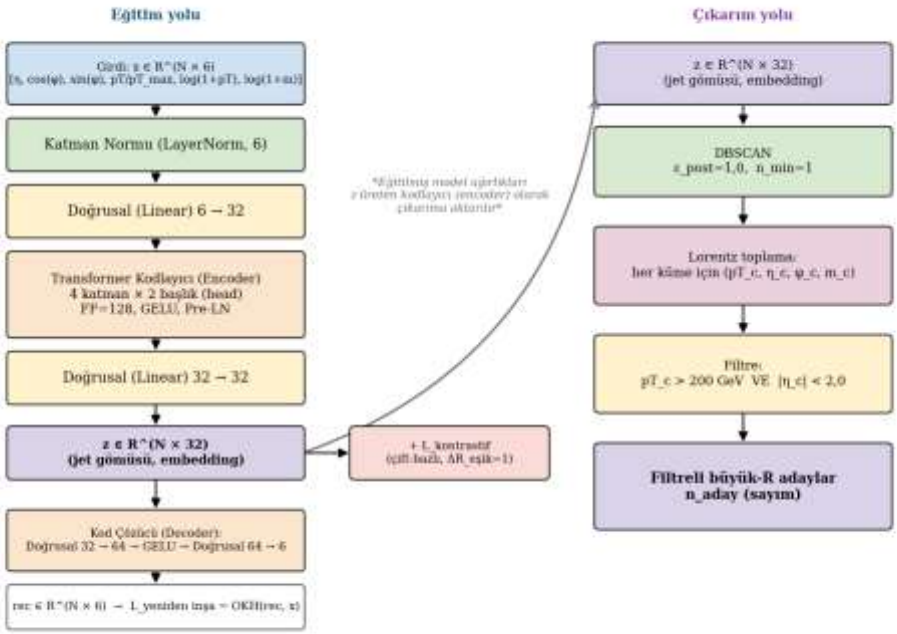
3.3 Model Mimarisi

Çalışmada kullanılan model, *JetTransformer* olarak adlandırılan bir Transformer kodlayıcı (encoder) tabanlı mimaridir. Modelin girdi tarafı 6 boyutlu küçük yarıçaplı jet özellik vektörleri için bir katman normalleştirme (Layer Normalization, nn.LayerNorm(6)) katmanı barındırmaktadır. Ardından 6 boyuttan 32 boyuta dönüştüren bir doğrusal projeksiyon (Linear(6, 32)) yer almaktadır. Model gövdesinde dört katmanlı bir Transformer kodlayıcı bulunmaktadır. Her katman iki dikkat başlığı (attention head) içermektedir. 128 boyutlu ileri-besleme alt-katmanı, GELU aktivasyonu [17], Pre-LN yapısı (norm_first=True) ve sıfır dropout ile yapılandırılmıştır. Kodlayıcı

çıkışı 32 boyutlu öğrenilen bir çıkış projeksiyonu (Linear(32, 32)) ile gömü uzayına aktarılmaktadır. Eğitim sırasında ise yeniden inşa kafası (Linear(32, 64) → GELU → Linear(64, 6)) altı boyutlu girdiyi rekonstrukte etmektedir. Toplam model parametre sayısı 54.610 olarak hesaplanmıştır. Model PyTorch [18] derin öğrenme kütüphanesi üzerinde gerçeklenmiştir.

Modelin maskeleme politikası dolgu (padding) birimlerinin dikkat (attention) mekanizmasına girmesini engellemektedir. Kayıp fonksiyonlarında da maskeleme zorunlu tutulmuştur. Yeniden inşa kaybı yalnızca geçerli (valid) birimler üzerinde hesaplanmaktadır. Kontrastif kayıp ise yalnızca geçerli jet çiftleri üzerinde hesaplanmaktadır.

Modelin eğitim ve çıkarım yollarını gösteren mimari blok diyagramı Şekil 3.2'de yer almaktadır.



Şekil 3.2 JetTransformer model mimarisi blok diyagramı

3.4 Eğitim Süreci ve Kayıp Fonksiyonu

Modelin toplam kaybı iki bileşenden oluşmaktadır ve Eşitlik 3.2'de verilmektedir.

$$L_{\text{toplam}} = L_{\text{yeniden inşa}} + \lambda_C \cdot L_{\text{kontrastif}} \tag{3.2}$$

Burada λ_C kontrastif kaybın toplam kayıp içindeki ağırlığını belirleyen katsayıdır. Değeri büyüdükçe modelin gömü uzayını fiziksel yakınlığa göre düzenleme eğilimi güçlenmekte, küçüldükçe eğitim yeniden inşa hedefine yaklaşmaktadır. Çalışmada λ_C = 1,2 değeri doğrulama kümesi üzerindeki grid araması ile belirlenmiştir (Bölüm 3.5).

Yeniden inşa kaybı, modelin 6 boyutlu girdisi ile yeniden inşa çıkışı (rec) arasındaki ortalama kare hatası olarak tanımlanmaktadır (Eşitlik 3.3). Bu hesap yalnızca geçerli (valid) birimler üzerinde yapılmaktadır. İfadede N geçerli birim sayısını gösterir; rec_i ve x_i ise i'inci geçerli birimin yeniden inşa çıkışı ile girdisidir. Toplam N geçerli birim üzerinden alınıp birim sayısına bölünerek ortalama elde edilmektedir.

$$L_{\text{yeniden inşa}} = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}(\text{rec}_i - x_i)^2 \tag{3.3}$$

Kontrastif kayıp, olay içindeki tüm geçerli küçük jet çiftleri üzerinde açısal mesafeye dayalı pozitif/negatif çift ayrımı ile tanımlanmaktadır. $\Delta R_{ij} < \Delta R_{\text{eşik}}$ = 1,0 koşulunu sağlayan pozitif çiftler için Eşitlik 2.3, $\Delta R_{ij} \geq \Delta R_{\text{eşik}}$ koşulunu sağlayan negatif çiftler için ise Eşitlik 2.4 uygulanmaktadır. Aralık değeri α = 1,5 alınmıştır. Her bir çiftin sayımı bir kez yapılmaktadır (üst-üçgen indeksleme) ve toplam çift sayısına bölünerek normalize edilmektedir.

Eniyileme algoritması olarak AdamW [19] kullanılmıştır; AdamW, ağırlık çürümesini (weight decay) gradyan güncellemesinden ayrı uygulayan uyarlamalı bir eniyileme algoritmasıdır. Öğrenme oranı zamanlayıcısı için ise CosineAnnealingLR [20] tercih edilmiştir; bu zamanlayıcı öğrenme oranını eğitim boyunca bir kosinüs eğrisi izleterek kademeli biçimde azaltmaktadır. Eğitim ayarları Çizelge 3.2'de özetlenmektedir.

Çizelge 3.2 Eğitim hiperparametreleri ve optimizasyon ayarları

Parametre	Değer
Eniyileme algoritması	AdamW
Öğrenme oranı (başlangıç)	1×10^{-3}
Ağırlık çürümesi (weight decay)	1×10^{-4}
Öğrenme oranı zamanlayıcısı	CosineAnnealingLR (1e-3 → 1e-6)
Gradyan kırpma	max_norm = 1,0
Yığın boyutu (batch size)	32
Toplam epoch	100
$\Delta R_{eşik}$ (kontrastif eşik)	1,0
Aralık (α)	1,5

Eğitim süresince her 10 epoch'ta bir model kontrol noktası kaydedilmiştir. Gömü norm istatistikleri, n_{aday} dağılımı ve pozitif/negatif çift sayıları benzeri tanılayıcı büyüklükler ayrı diagnostik dosyalarına yazılmıştır. Epoch 10'da otomatik bir sağlık kontrolü çalıştırılmıştır. Bu kontrolde kayıp düşüşü, doğrulama/eğitim ayrışması, gömü çöküşü riski ve n_{aday} dağılımı çeşitliliği değerlendirilmiştir. Tüm eğitimler söz konusu kontrolden geçmiştir.

3.5 Hiperparametre Seçim Protokolü

3.5.1 Hiperparametre grid araması

Modelin iki belirleyici hiperparametresi bulunmaktadır. Bunlar kontrastif kayıp ağırlığı λ_C ve çıkarım aşaması DBSCAN parametresi ε_{post} olarak tanımlanmaktadır. Bu iki parametre için sistematik bir grid araması yürütülmüştür. λ_C parametresi {0,7, 1,0, 1,2} kümesi içinde taranmıştır. Üst sınır olarak λ_C = 1,2 alınmıştır; ε_{post} = 1,0 sütununda doğrulama metrikleri bu üç değer arasında doygunlaştığından (Çizelge 3.3) ve kontrastif ağırlığın daha da büyütülmesi yeniden inşa hedefini baskılama eğiliminde olduğundan, 1,2 üzerindeki değerler sistematik olarak taranmamıştır. ε_{post} parametresi ise {1,0, 1,25, 1,5, 1,75, 2,0} kümesi içinde değerlendirilmiştir.

Toplam 15 (λ_C, ε_{post}) kombinasyonu doğrulama kümesi üzerinde değerlendirilmiştir. Test kümesi bu aşamada hiçbir biçimde kullanılmamıştır. Zira modelin aday sayısı ATLAS referansına çok yakınsadığında test kümesine tekrar tekrar bakmak, sayım uyumu metriğini olduğundan daha güvenilir gösterebilirdi. Her kombinasyon için sekiz farklı metrik hesaplanmaktadır. Bu metrikler arasında sayım Wasserstein mesafesi, sapma, OMH, birebir sayım uyumu (exact count) yüzdesi, eşleşme verimi ve yalancı pozitif oranı yer almaktadır. Bunlara ek olarak eşleşmiş çift p_T Wasserstein mesafesi ile eşleşmiş çift kütle Wasserstein mesafesi de değerlendirilir (gösterim ve tanım için bkz. Bölüm 3.8.1). Seçim, sekiz metriği tek bir bileşik puanda toplayan çok-kriterli bir değerlendirme ile yapılmıştır. Her metrik, 15 kombinasyon üzerindeki en küçük ve en büyük değerlerine göre 0-1 aralığına ölçeklenmektedir. Sayım Wasserstein mesafesi, OMH, p_T ve kütle Wasserstein mesafeleri, yalancı pozitif oranı ile sapmanın mutlak değeri düşük olduğunda iyidir ve puana doğrudan katılmaktadır. Birebir uyum ile verim ise yüksek olduğunda iyidir ve bu ikisi ters çevrilerek eklenmektedir. Ağırlıklandırma yapılmamış, sekiz bileşen eşit katkıyla toplanmıştır. En düşük toplam puanı veren kombinasyon seçilmiştir. On beş kombinasyonun doğrulama kümesi üzerindeki temel metrikleri Çizelge 3.3'te bir arada verilmektedir; seçilen kombinasyon kalın yazılmıştır.

Çizelge 3.3 Hiperparametre grid aramasının doğrulama metrikleri (kapsayıcı görünüm)

λ_C	ε_{post}	**Verim ($\Delta R < 0,3$) [%]**	**Yalancı pozitif ($\Delta R < 0,3$) [%]**	**Birebir uyum [%]**	**$d_W(n)$**	**$d_W(p_T)$**	**$d_W(m)$ [GeV]**
0,7	1,0	92,5	7,5	96,3	0,003	2,57	6,99
0,7	1,25	91,9	9,6	96,1	0,006	3,56	10,19
0,7	1,5	91,0	11,8	95,9	0,012	4,39	13,58
0,7	1,75	88,7	14,6	95,3	0,014	5,17	17,43
0,7	2,0	83,7	17,1	94,3	0,006	5,35	20,25
1,0	1,0	92,3	7,5	96,3	0,004	2,59	6,63
1,0	1,25	91,9	9,5	96,2	0,006	3,51	9,70
1,0	1,5	90,9	11,8	95,9	0,011	4,29	13,05
1,0	1,75	88,7	14,5	95,3	0,014	4,90	16,14
1,0	2,0	83,1	16,7	94,3	0,006	5,26	18,49
1,2	**1,0**	**92,3**	**7,5**	**96,4**	**0,003**	**2,35**	**6,35**
1,2	1,25	92,1	9,1	96,2	0,005	3,39	9,58
1,2	1,5	90,8	11,3	95,9	0,009	4,00	12,28
1,2	1,75	88,5	13,8	95,3	0,010	4,59	15,43
1,2	2,0	81,7	16,5	94,1	0,008	5,05	18,31

Seçim sonucunda $\lambda_C = 1,2$ ve $\varepsilon_{post} = 1,0$ değerleri belirlenmiştir. n_{min} parametresi ise 1 olarak sabit tutulmaktadır. Bu seçim DBSCAN'in tek noktalı kümeleri yakalayabilmesi için zorunludur.

ε_{post} grid araması yalnızca 1,0–2,0 aralığını kapsamaktadır. Üst sınır olarak $\varepsilon_{post} = 2,0$ alınmıştır; ε_{post} arttıkça doğrulama metrikleri tek yönlü biçimde kötüleştiğinden, eşleşme verimi düşmekte ve kütle dağılımı uyumu bozulmaktadır (Çizelge 3.3, Şekil 4.3); bu nedenle 2,0 ötesindeki değerlerin ek bir iyileşme sağlaması beklenmemektedir. $\varepsilon_{post} < 1,0$ bölgesi (örneğin 0,5 veya 0,75) ise mevcut çalışmada sistematik olarak taranmamıştır. Raporlanan $\varepsilon_{post} = 1,0$ sonucu çalışılan grid içinde en iyi doğrulama

noktasıdır. Daha küçük ε_{post} değerleriyle yapılacak ek bir tarama ileride yapılabilecek çalışmalar arasına bırakılmıştır.

3.6 Çoklu Tohum Kararlılığı ve Referans Model Seçimi

Derin öğrenme modellerinde ağırlıkların ilk değerleri ve eğitim sırasındaki yığın karıştırması bir rastgele tohum (seed) tarafından belirlenmektedir. Tek bir tohumla elde edilen sonuç, performansın gerçekten yöntemden mi yoksa şanslı bir başlangıçtan mı kaynaklandığını ayırt etmeye yetmemektedir. Bu nedenle hiperparametre araması sonucunda belirlenen kombinasyon (λ_C = 1,2, ε_{post} = 1,0) ile üç farklı rastgele tohum (SEED = 42, 123 ve 7) altında bağımsız eğitimler yürütülmüştür. SEED = 42 modeli aynı kombinasyonla hiperparametre araması sırasında eğitildiği için tekrar eğitilmemiştir ve mevcut ağırlıklar kullanılmıştır. SEED = 123 ile SEED = 7 modelleri ise yeniden başlatılmıştır. Doğrulama kümesindeki temel metrikler Çizelge 3.4'te özetlenmektedir. Tohum varyansının grafik karşılaştırması ve tartışması Bölüm 4.4'te yer almaktadır.

Doğrulama kümesinde en yüksek verim değerini veren SEED = 123 modeli nihai referans model olarak seçilmiştir. Nihai test değerlendirmesinde yalnızca bu model kullanılmıştır. Hiperparametre seçimleri (λ_C, ε_{post}, SEED) yalnızca doğrulama kümesi üzerinde yapılmış, test kümesi yalnızca nihai değerlendirmede açılmış ve bu noktadan sonra hiçbir hiperparametre değişikliğine konu olmamıştır.

Çizelge 3.4 Çoklu tohum yönteminin doğrulama performansları

Tohum	**Verim [%]**	**Yalancı pozitif [%]**	**OMH**	**d_W(m) [GeV]**
42	92,3	7,5	0,036	6,35
123	92,4	7,2	0,036	6,10
7	92,3	7,3	0,037	6,30
ortalama ± standart sapma	92,33 ± 0,04	7,32 ± 0,12	0,036 ± 0,001	6,25 ± 0,11

3.7 Çıkarım ve Büyük Yarıçaplı Aday Tanımı

Eğitim tamamlandıktan sonra çıkarım birkaç ardışık adım üzerinden uygulanmaktadır. İlk olarak eğitilmiş JetTransformer ile her olayın küçük yarıçaplı jet listesi 32 boyutlu gömü vektörlerine taşınmaktadır. Ardından gömü uzayında DBSCAN (scikit-learn gerçeklemesi [21]) çalıştırılır ($\varepsilon_{post} = \varepsilon_{post}$, $n_{min} = 1$) ve ham kümeler bulunmaktadır. Her ham küme için kümedeki küçük jetler 4-momentum cinsinden Lorentz toplaması ile birleştirilmektedir. Sonuçta aday için ($p_{T,c}$, η_c, φ_c, m_c) değerleri elde edilir; burada c alt-indisi aday kümeyi belirtir ve $p_{T,c}$, η_c, φ_c ile m_c sırasıyla adayın enine momentumunu, sözde-hızlılığını, azimutal açısını ve kütlesini göstermektedir.

Bu adaylara büyük yarıçaplı jet *filtresi* uygulanmaktadır. Filtre kriterleri $p_{T,c} > 200$ GeV ve $|\eta_c| < 2{,}0$ olarak alınmıştır. Bu filtreden geçen adaylar, modelin önerdiği *filtreli büyük yarıçaplı adaylar* (filtered LR candidates) olarak tanımlanmaktadır. Tüm metriklerde bu sayı n_{aday} olarak kullanılmaktadır.

Ham DBSCAN küme sayısı doğrudan büyük yarıçaplı jet adayı olarak alınmamıştır. Ön tanılamalarda bu sayının olay başına aday sayısını belirgin biçimde fazla tahmin ettiği saptanmıştır. Bu tanılamada (2.000 olaylık doğrulama alt kümesi, $\varepsilon_{post} = 1{,}5$ ön ayarı) sapma değeri +2,39 mertebesinde çıkmış ve olay başına ortalama 8 kat fazla aday üretilmiştir. Filtreli aday tanımı uygulandığında sapma değeri +0,009 düzeyine inmiştir. Doğrulama kümesinde olay başına ortalama aday sayısı ATLAS deneysel referansı ile uyumlu hâle geldi (model 0,33, ATLAS 0,32). Filtreli büyük yarıçaplı aday tanımı ATLAS referansıyla karşılaştırma yapabilmek için zorunlu bir adımdır. Seçimin ablasyon doğrulaması Varyant C üzerinden gösterilmektedir (Bölüm 4.9).

DBSCAN parametresi $n_{min} = 1$ olarak sabitlenmiştir. Bu değer altında tekil bir gömü noktası da aday olarak kabul edilmektedir. Daha katı bir seçim olan $n_{min} \geq 2$ ise az sayıda büyük jet adayı beklenen olaylarda aday havuzunu sistematik biçimde küçülteceğinden bu çalışmada uygulanmamıştır. Bu seçim DBSCAN'in gürültü sınıfını fiilen devre dışı bırakmaktadır. $n_{min} = 1$ ayarında algoritma, gömü uzayında ε_{post} yarıçaplı komşuluk grafiğinin bağlı bileşenlerini üreten tek-bağlantılı bir eşik kümelemesine indirgenmektedir.

3.8 Değerlendirme Protokolü

Değerlendirme protokolü sayım dağılımı, olay bazında doğruluk ve fiziksel konum uyumu olmak üzere üç tamamlayıcı eksen üzerine kurulmuştur.

3.8.1 Sayım dağılımı uyumu

Olay başına büyük yarıçaplı jet sayısının (n) modelin önerdiği değer (n_{aday}) ile ATLAS deneysel referansı (n_{atlas}) arasındaki dağılım uyumu değerlendirilmektedir. Bu değerlendirmede Wasserstein mesafesi $d_W(n)$ ve sapma = ortalama($n_{aday} - n_{atlas}$) değerleri ölçülmüştür. Wasserstein mesafesi, bir olasılık dağılımını diğerine dönüştürmek için gereken en küçük olasılık kütlesi taşıma maliyetini ölçen bir uzaklıktır [22]; iki dağılım birbirine yaklaştıkça değer sıfıra inmektedir. Tek boyutlu iki dağılım için bu uzaklık Eşitlik 3.4 ile hesaplanmaktadır.

$$d_W(u, v) = \int_{-\infty}^{\infty} |U(x) - V(x)|\ dx \tag{3.4}$$

Burada U ve V, karşılaştırılan u ve v dağılımlarının birikimli dağılım fonksiyonlarıdır; d_W, iki birikimli eğri arasında kalan alana karşılık gelmektedir. Hesaplama SciPy [23] kütüphanesinin wasserstein_distance gerçeklemesiyle yapılmıştır. $d_W(n)$ gösterimi bu uzaklığın olay başına büyük yarıçaplı jet sayısı (n) dağılımı için hesaplandığını belirtir; aynı biçimde $d_W(p_T)$ ve $d_W(m)$ sırasıyla enine momentum ve kütle dağılımları için tanımlanmaktadır. Histogram örtüşmesi ise görsel olarak incelenmektedir.

3.8.2 Olay bazında sayım doğruluğu

Modelin doğru sayıyı *aynı olayda* öngörüp öngörmediği değerlendirilmektedir. Bu eksende üç metrik kullanılmaktadır. Birebir sayım uyumu, $n_{aday} = n_{atlas}$ olan olayların yüzdesi olarak hesaplanmaktadır. OMH büyüklüğü ortalama $|n_{aday} - n_{atlas}|$ şeklinde tanımlanmıştır. Olayların paylaşılma örüntüsü ise ($n_{atlas} \times n_{aday}$) karışıklık matrisi üzerinden incelenmektedir.

3.8.3 Fiziksel konum uyumu ve birebir ΔR eşleştirmesi

Her olay için modelin önerdiği adaylar ile ATLAS referans büyük jetler arasında η-φ uzayında *ΔR öncelikli bire-bir eşleştirme* gerçekleştirilmektedir. ΔR tanımı Eşitlik 3.5'te verilmektedir. Eşleştirme birkaç adımda ilerlemektedir. Olaydaki her (aday, referans) çifti için ΔR uzaklığı hesaplanır ve bütün çiftler bu uzaklığa göre artan biçimde sıralanmaktadır. Liste en küçük uzaklıktan başlanarak taranmaktadır. Eşik değerini aşan çiftlere gelindiğinde tarama sona ermektedir. Daha önce eşleşmiş bir aday ya da referans içeren çiftler atlanmaktadır. Geri kalan her çift birebir eşleşme olarak kaydedilir ve böylece her aday en çok bir referansla, her referans da en çok bir adayla eşleşmiş olmaktadır. Sıralamada enine momentum değil doğrudan ΔR uzaklığı esas alınmıştır.

$$\Delta R(p,a) = \sqrt{(\eta_p - \eta_a)^2 + (\Delta\varphi_{pa})^2} \tag{3.5}$$

Burada p alt indisi modelin önerdiği adayı (prediction), a alt indisi ise ATLAS deneysel referansındaki büyük yarıçaplı jeti (atlas) göstermektedir. η_p ve η_a ilgili nesnelerin sözde-hızlılık değerleri, $\Delta\varphi_{pa}$ ise iki nesnenin azimutal açı farkıdır. Açısal mesafe ΔR bu iki nesnenin η-φ düzlemindeki yakınlığını ölçmekte ve değeri küçüldükçe eşleşme güçlenmektedir.

Eşleştirmede iki farklı eşik benimsenmiştir. $\Delta R < 0{,}2$ sıkı kontrol amacıyla kullanılmaktadır. Ana kararda ise $\Delta R < 0{,}3$ değeri tercih edilmektedir. Eşleşme sonucundan iki temel metrik Eşitlik 3.6 ve 3.8 ile hesaplanmaktadır.

$$\text{Verim} = \frac{\text{eşleşmiş referans sayısı}}{\text{toplam referans sayısı}} \tag{3.6}$$

$$\text{Yalancı pozitif oranı} = \frac{\text{eşleşmemiş aday sayısı}}{\text{toplam aday sayısı}} \tag{3.7}$$

İlk denklem verim ifadesidir ve literatürde *efficiency* karşılığı yaygın olarak kullanılmaktadır. Yalancı pozitif oranı için ise literatürde *fake rate* terimi geçmektedir.

İkinci denklem bu büyüklüğü tanımlamaktadır. Her iki metrik için Wilson %95 güven aralığı [24] raporlanmaktadır. Wilson %95 güven aralığı, bir oranın gerçek değerinin yüzde 95 olasılıkla içinde bulunduğu aralığı vermektedir. Klasik Wald yaklaşımı [25], oran tahminini normal dağılıma dayandıran standart güven aralığıdır; oranın 0 veya 1'e yakın olduğu ya da örneklem sayısının küçük kaldığı durumlarda sınırları geçerli aralığın (0–1) dışına taşabilmektedir. Wilson aralığı bu durumlarda dahi makul ve dengeli sınırlar üretmektedir. Bu nedenle sınırlı sayıda olaydan hesaplanan verim ve yalancı pozitif oranının belirsizliğini ifade etmek için tercih edilmiştir. Burada benimsenen yalancı pozitif tanımı, ATLAS referansında karşılığı bulunmayan model adaylarını kapsamaktadır. Bu nedenle söz konusu adayların gerçekte yanlış sınıflandırma olduğu anlamına gelmemektedir. Yalnızca kullanılan referansla eşleşmedikleri durum işaretlenmektedir.

Eşleşen (aday, referans) çiftleri üzerinde birkaç artık (residual) büyüklük hesaplanmaktadır. Enine momentum tarafında $\Delta p_T = p_{T,\mathrm{pred}} - p_{T,\mathrm{atlas}}$ farkı temel artık olarak alınmıştır. Aynı eksende oransal bir karşılaştırma da yapılmakta ve p_T yanıtı $p_{T,\mathrm{aday}} / p_{T,\mathrm{atlas}}$ şeklinde tanımlanmaktadır (Eşitlik 3.8). Konum tarafında ise η ve φ farkları ayrı ayrı incelenmektedir. Bu açısal artıklar $\Delta\eta = \eta_{\mathrm{pred}} - \eta_{\mathrm{atlas}}$ ve $\Delta\varphi = \varphi_{\mathrm{pred}} - \varphi_{\mathrm{atlas}}$ ifadeleriyle verilmektedir. Azimutal fark, periyodiklik korunacak biçimde $\Delta\varphi \rightarrow ((\Delta\varphi + \pi) \bmod 2\pi) - \pi$ dönüşümü ile $[-\pi, \pi]$ aralığına sarılmaktadır. Kütle eksenindeki sapma da $\Delta m = m_{\mathrm{pred}} - m_{\mathrm{atlas}}$ büyüklüğü üzerinden takip edilmektedir. Her artık histogramı için $\pm 1{,}5\sigma$ çekirdek bölgesinde Gauss uyumu yapılır ve tepe değeri (μ) ile çekirdek çözünürlüğü (σ_{core}) raporlanmaktadır. Bu uyumda dağılımın örnek ortalaması ile standart sapması önce hesaplanmaktadır. Ortalama etrafındaki ±1,5 standart sapmalık bölgede kalan değerler 40 eşit aralıklı kutuya doldurulmaktadır. Histogram, başlangıç parametreleri örnek momentlerinden alınan üç parametreli Gauss fonksiyonuna en küçük kareler yöntemiyle uydurulmaktadır. Uyumun yakınsamadığı durumda örnek momentleri raporlanmaktadır.

$$p_T \text{ yanıtı} = \frac{p_{T,\mathrm{aday}}}{p_{T,\mathrm{atlas}}} \tag{3.8}$$

3.8.4 İki görünüm: Tamamı ve LR-zengin

Veri kümesinde $n_{atlas} = 0$ olan olaylar yaklaşık %79 oranındadır. Bu nedenle metrikler iki ayrı görünüm hâlinde raporlanmaktadır. Birinci yaklaşım tamamı görünümüdür. Tüm olaylar bu kapsama alınmakta ve özellikle sayım dağılımı ile olay-bazlı sayım doğruluğu burada ölçülmektedir. Diğer yaklaşım LR-zengin (LR-enriched) görünüm olarak adlandırılır ve yalnızca $n_{atlas} \geq 1$ olan olayları içine almaktadır. Bu daha dar kapsam altında verim, yalancı pozitif oranı ile eşleşmiş artık analizleri yorumlanmaktadır.

İki görünümün ayrı raporlanması, model performansının LR-zengin alt kümede tek bir sayıya gizlenmesinin önüne geçmektedir.

3.8.5 Çokluk-bazlı analiz

Olaylar küçük yarıçaplı jet sayısına göre bölünmektedir ($n_{smallR} \in \{2, 3, 4, 5, 6, \geq 7\}$). Her bin için ayrı verim, yalancı pozitif oranı ve ortalama ΔR değerleri hesaplanmaktadır. Bu analizin amacı olay aktivitesi arttıkça modelin gerçek detektör verisindeki davranışındaki değişimi nicelendirmektir. Söz konusu değişim üzerinde kombinatoryal belirsizlik, birikme ve yumuşak radyasyon yoğunluğu rol oynayabilir.

3.8.6 Permütasyon eşvariant doğrulaması

Bu test, modelin fiziksel olarak anlamlı bir gereğini sınamaktadır: bir olaydaki küçük yarıçaplı jetler sıralı bir dizi değil sırasız bir küme oluşturduğundan, girdi jetlerin sırası değiştiğinde model çıktısının (aday sayısı) değişmemesi gerekmektedir. Olay içindeki küçük jet sıralamasının değiştirilmesi (permütasyon) modelin çıktısını değiştirmemelidir. Model konumsal kodlama (positional encoding) içermediğinden bu eşvariant/değişmez davranışı sergilemesi beklenmektedir. Söz konusu davranış, test kümesinden seçilen 500 olay × 5 permütasyon = 2.500 karşılaştırma ile sayısal olarak doğrulanmıştır.

3.8.7 Parametre bileşen eksiltme (ablasyon) çalışması

Modelin başarısının hangi yöntemsel bileşenlerden kaynaklandığını nicelendirmek için, bileşenlerin tek tek çıkarıldığı dört varyant doğrulama kümesi üzerinde karşılaştırılmaktadır. Varyant A tam model olarak tanımlanır; $\lambda_C = 1{,}2$ ve $\varepsilon_{post} = 1{,}0$

değerleri ile filtreli aday tanımı kullanılır ve bu yapılandırma referans olarak alınmıştır. Varyant B yalnız-OKH kuruluma karşılık gelir; λ_C = 0,0 alınarak kontrastif kayıp kapatılmış ve aynı eğitim prosedürü uygulanmıştır. Bu varyantta ε_{post} taraması {1,0, 1,25, 1,5} kümesinde yürütülmüş ve SEED = 42 ile 100 epoch yeniden eğitim gerçekleştirilmiştir. Varyant C ham DBSCAN sayımına odaklanmaktadır; tam model kullanılır ve n_{aday} ham DBSCAN küme sayısına eşitlenir (filtre uygulanmaz). Varyant D'de tam model alınmış, ancak doğrulama kümesinde ayarlanan değer yerine ε_{post} = 1,5 varsayılan değeri tercih edilmiştir.

Ablasyon yorumuna destek olarak, yalnız-OKH modelde gözlenen ε_{post} duyarsızlığının (ε_{post} = 1,0 / 1,25 / 1,5 değerlerinin aynı sonucu vermesi) nedeni, 2.000 olaylık doğrulama alt kümesinde gömü uzayı olay içi ikili mesafe dağılımı ölçülerek incelenmiştir (Bölüm 4.10).

4. BULGULAR ve TARTIŞMA

4.1 Veri Kümesi ve Run Seçimi Bulguları

4.1.1 Run zenginlik taraması

Run 00310634 referans alınarak yedi yeni aday Run üzerinde yürütülen büyük yarıçaplı jet zenginlik taraması, Run 00302393'ün en yüksek LR ≥ 1 oranına sahip olduğunu göstermiştir. Tarama her Run için en küçük dosyayı (yaklaşık 50–250 MB) indirip aynı kesim kriterleri ile değerlendirerek yürütülmüştür. Birincil veri kümesi olarak Run 00302393 seçildi; analiz hattının bağımsız bir veri örneği üzerinde sınanması için Run 00310634 ikincil veri kümesi olarak ayrılmıştır.

4.1.2 Birincil veri kümesi (Run 00302393)

Önişleme sonrasında 205.078 ham olaydan 120.095 olay (%58,6) kabul edildi; bu olaylar 84.066 / 18.014 / 18.015 olay sayısı ile eğitim / doğrulama / test olarak *olay tabanlı* biçimde ayrılmıştır. Olay başına ortalama küçük yarıçaplı jet sayısı 3,45, ortalama büyük yarıçaplı jet sayısı 0,323 olarak ölçülmüştür. LR ≥ 1 olay oranı %20,64'tür. Veri kümesinin küçük yarıçaplı jet çokluğu dağılımına göre büyük yarıçaplı jet zenginliği Çizelge 4.1'de sunulmaktadır.

Çizelge 4.1 Çokluk-bazlı LR zenginlik dağılımı

n_{smallR}	Olay sayısı	%LR ≥ 1	%LR ≥ 2	toplam LR jet
2	39.905	7,36	4,30	4.654
3	32.621	16,25	9,02	8.268
4	22.215	26,37	14,30	9.111
5	13.034	35,86	18,80	7.249
6	6.800	44,24	22,91	4.706
≥ 7	5.520	54,55	29,06	4.830

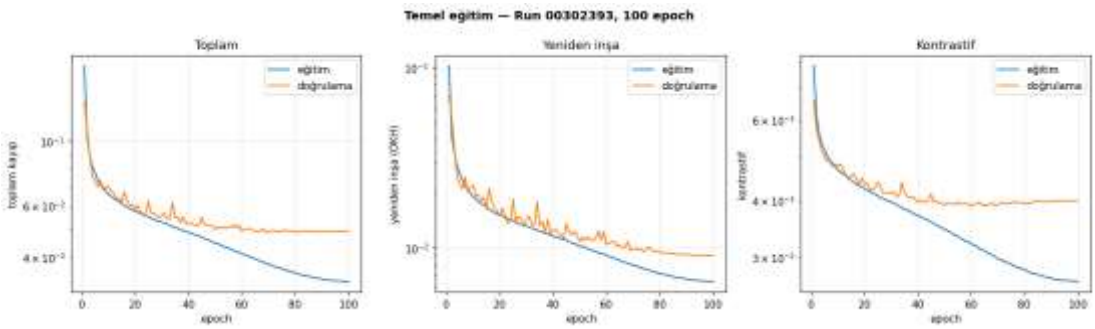
Bu dağılım, küçük jet çokluğuna göre alt-bin analizinin istatistiksel anlamlılığı için yeterli olay sayısı barındırmaktadır (her bin için en az ~5.500 olay). Bunun yanında yüksek çoklukta ($n_{smallR} \geq 7$) olayların yarıdan fazlası en az bir büyük yarıçaplı jet

barındırmaktadır. Modelin boost-zengin rejimdeki davranışı bu sayede ölçülebilir olmaktadır.

4.2 Eğitim ve Model Sağlığı

4.2.1 Referans eğitim

Bu çalışmadaki temel eğitim modeli (λ_C = 1,0, SEED = 42) 100 epoch boyunca eğitilmiştir. Eğitim 240 dakika sürmüştür. Toplam kayıp eğitim kümesinde 0,0331, doğrulama kümesinde 0,0490 değerine ulaştı (val/train oranı 1,48). Epoch 1'den epoch 100'e kadar yaklaşık %82 kayıp düşüşü görülmüştür. En iyi doğrulama kaybı epoch 69'da 0,0486 olarak elde edilmiştir. Son 30 epoch boyunca doğrulama kaybının kararlı bir bantta seyretmesi, doğrulama/eğitim oranının 2,0 sınırının altında kalması ve gömü çöküşünün gözlenmemesiyle birlikte değerlendirildiğinde, modelin aşırı uyuma girmeden sağlıklı bir yakınsamaya ulaştığına işaret etmektedir. Toplam kaybın eğitim ve doğrulama eğrileri ile yeniden inşa ve kontrastif bileşenlere ait alt eğriler ilk 30 epoch boyunca hızlı bir düşüş sergilemektedir. Ardından plato profili görülmektedir (Şekil 4.1).

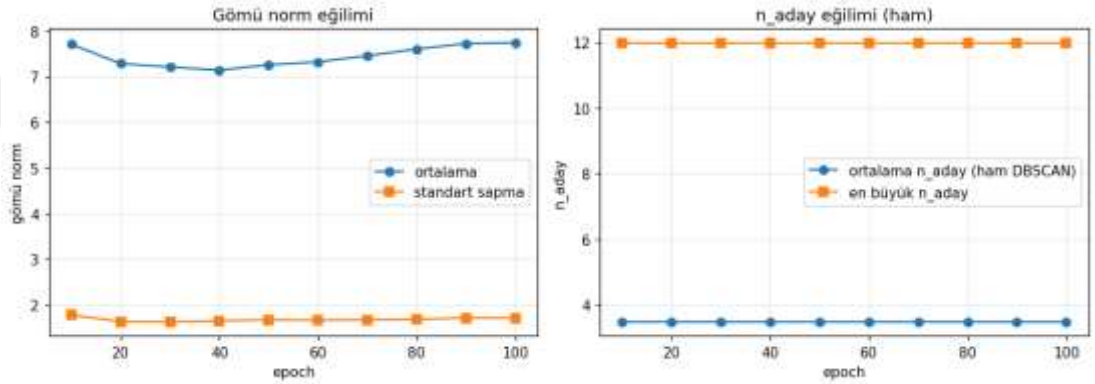


Şekil 4.1 Referans modelin eğitim ve doğrulama kayıp eğrileri

Eğitim sürecinde, epoch 10'da otomatik bir sağlık kontrolü çalıştırılmıştır. Modelin sağlıklı bir eğitim profili izlediği bu kontrolde görülmüştür. Kayıp eğrisi açık biçimde aşağı yönlü ilerlemiştir. Val/train oranı 2,0 sınırının altında kalmıştır. Gömü normunun standart sapması 0,05 değerinin üzerinde ölçülmüştür. Bu durum gömü çöküşü riskinin bulunmadığına işaret etmektedir. n_{aday} dağılımı da yeterince çeşitli çıktı vermiştir. Sonraki tüm eğitimler de aynı sağlık kriterlerini karşılamıştır.

4.2.2 Gömü uzayı izleme

Eğitim boyunca her 10 epoch'ta gömü norm istatistikleri kayıt altına alınmıştır. Aynı kapsamda örnek olay başına ham n_{aday} dağılımı da takip edilmektedir. Gömü norm ortalaması ve standart sapması monoton biçimde ayrışmıştır. Gömü çöküşü ise gözlemlenmemiştir. Sol panelde gömü normunun ortalama ve standart sapma eğrileri eğitim boyunca düzenli bir artış sergilemektedir. Sağ panelde ise olay başına ortalama ham DBSCAN küme sayısı sınırlı bir bantta dalgalanmaktadır. Bu durum kararlı bir gömü yapısına işaret eder (Şekil 4.2).

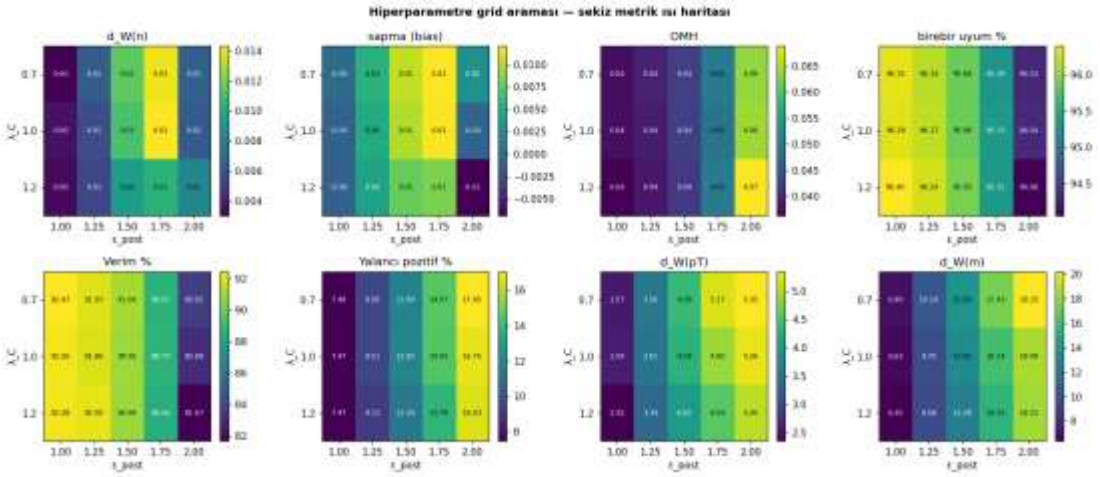


Şekil 4.2 Eğitim süresince gömü norm değişimi (sol panel: gömü norm ortalaması ve standart sapması; sağ panel: olay başına ortalama ham DBSCAN küme sayısı)

4.3 Hiperparametre Grid Araması

Hiperparametre grid araması kapsamında üç farklı kontrastif kayıp ağırlığı ile beş farklı çıkarım DBSCAN yarıçapı değerlendirilmiştir. λ_C parametresi {0,7, 1,0, 1,2} kümesinden seçilmiş, ε_{post} parametresi ise {1,0, 1,25, 1,5, 1,75, 2,0} aralığında taranmıştır. Bu iki parametrenin oluşturduğu toplam 15 kombinasyon doğrulama kümesi üzerinde değerlendirilmiştir. $\lambda_C = 0,7$ ve $\lambda_C = 1,2$ modelleri iki ek eğitim ile elde edilmiştir. Bu eğitimler 232 dakika ve 237 dakika sürmüştür. $\lambda_C = 1,0$ için ise referans eğitimden gelen mevcut model kullanılmıştır.

Sekiz metriğin doğrulama kümesindeki bileşik dağılımı belirgin bir örüntü ortaya koymaktadır. $\varepsilon_{post} = 1,0$ sütununda üç λ_C değeri birbirine yakınsamaktadır. ε_{post} arttıkça $d_W(m)$ ile yalancı pozitif oranı belirgin biçimde kötüleşmektedir. Bu örüntü sekiz panelli tek bir görselde özetlenmiştir (Şekil 4.3).



Şekil 4.3 Hiperparametre grid araması: sekiz değerlendirme metriğinin (sayım Wasserstein mesafesi $d_W(n)$, sayım sapması, ortalama mutlak hata, birebir uyum yüzdesi, eşleşme verimi, yalancı pozitif oranı, enine momentum Wasserstein mesafesi $d_W(p_T)$ ve kütle Wasserstein mesafesi $d_W(m)$) $\lambda_C \times \varepsilon_{post}$ düzlemindeki ısı haritaları

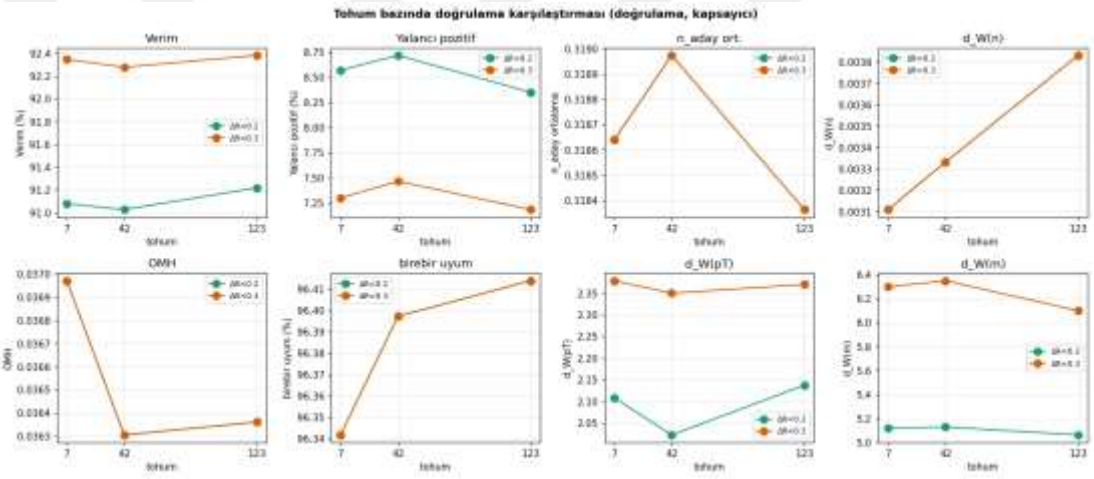
Belirlenmiş olan sekiz metrik aynı ölçeğe çekilerek tek bir bileşik puanda toplanmıştır. Bu puana göre en iyi sonuç $\lambda_C = 1{,}2$ ve $\varepsilon_{post} = 1{,}0$ kombinasyonunda elde edilmiştir. Bu kombinasyona ait doğrulama metriklerinin tamamı Şekil 4.3'teki ısı haritasında izlenebilir. Sayım sapması neredeyse görünmez bir düzeydedir. Olay-bazlı tam eşleşme oranı %96,4 değerine ulaşmıştır. Eşleşme verimi yüksek bir bantta toplanırken yalancı pozitif oranı görece düşük seviyede kalmıştır. LR-zengin alt kümede yalancı pozitif oranı daha da gerileyerek %4,5 düzeyine inmektedir.

Üç λ değerinin $\varepsilon_{post} = 1{,}0$ değerinde birbirine yakın sonuçlar verdiği gözlemlenmiştir. $\lambda_C = 1{,}2$ seçimi marjinal olarak en iyi çoklu-metrik dengeyi sağlamaktadır. Bu kombinasyonda $d_W(p_T) = 2{,}35$ ve $d_W(m) = 6{,}35$ değerleri elde edilmiştir. Verim ile yalancı pozitif oranı arasındaki ödünleşim, 15 kombinasyonun verim–yalancı pozitif düzlemindeki dağılımında bir Pareto sınırı oluşturmaktadır. Pareto sınırı [26], bu düzlemdeki baskınlanmayan noktalar kümesini, yani bir metriği iyileştirmenin diğerini zorunlu olarak kötüleştirdiği denge noktalarını ifade etmektedir. Seçilen nokta verim %92'nin üzerinde kalırken yalancı pozitif oranını %8'in altında tutan dar bölgede konumlanmaktadır.

4.4 Çoklu Tohum Kararlılığı Sonuçları

Seçilen hiperparametrelerle (λ_C = 1,2, ε_{post} = 1,0) üç bağımsız tohumun (SEED = 42, 123 ve 7; ayrıntı Bölüm 3.6'da) doğrulama performansı değerlendirilmiştir. Toplam ek eğitim süresi yaklaşık 8 saattir ve her yeni eğitim ortalama 4 saat sürmüştür.

Çizelge 3.4'te (Bölüm 3.6) sunulan çoklu tohum sonuçlarında dört metriğin tamamında standart sapma / ortalama oranı %2'nin altında kalmaktadır. Bu durum modelin tohum bağımlılığının sınırlı kaldığını gösterir ve tek tohum üzerinden elde edilen sonuçların güvenilirliğini desteklemektedir. Üç tohumun verim, yalancı pozitif, OMH ve $d_W(m)$ eksenlerindeki görsel kıyasında üç model dar bir banda hapsolmaktadır. SEED = 123 tüm metrik eksenlerinde en olumlu tarafta yer almaktadır (Şekil 4.4).



Şekil 4.4 Çoklu tohum karşılaştırması

İncelenen tohumlar arasından SEED = 123, doğrulama kümesinde en yüksek verim ($\Delta R < 0,3$) = %92,4 değerini ürettiği için *nihai referans model* olarak seçilmiştir. Ek doğrulama amacıyla bu üç model üzerinde basit bir model topluluğu (ensemble) denemesi yapılmıştır. Oylama tabanlı çoğunluk eşiği ($\geq 2/3$) kullanılan bu yaklaşım tek seçilen tohum modelinden daha iyi sonuç vermemiştir. Topluluk değeri %92,0 düzeyinde kalırken en iyi tek tohum %92,4 verim sunmuştur. Bu durumda tek model çıkarımı yeterli görülmüştür.

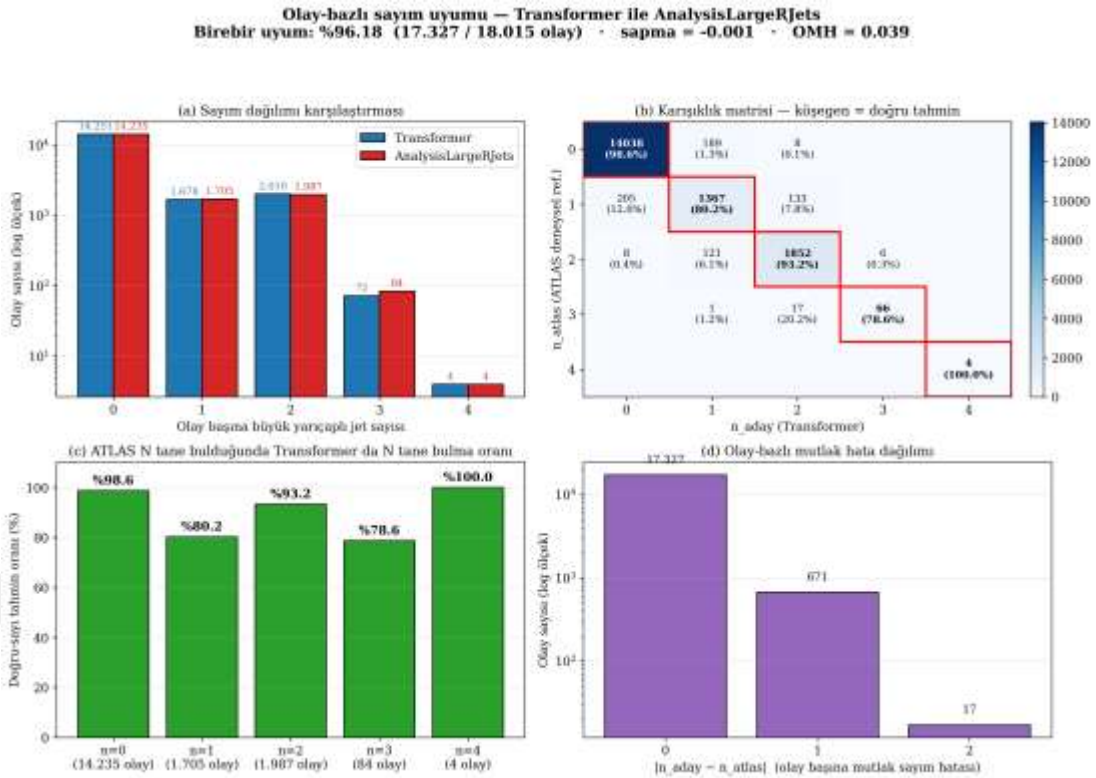
4.5 Test Kümesi Değerlendirmesi

Test kümesi (18.015 olay) yalnızca tek seferlik nihai değerlendirme amacıyla açılmıştır. Test kümesinin LR-zengin alt kümesinde 3.780 olay yer almaktadır.

4.5.1 Olay-bazlı sayım uyumu

Tezin birincil hedefi, modelin her olay için ürettiği büyük yarıçaplı aday sayısının ATLAS deneysel referans koleksiyonundaki büyük yarıçaplı jet sayısı ile birebir tutarlılığını ölçmektir. Test kümesinin tamamı (18.015 olay) bu hedefin sınanmasına yetecek istatistiksel hacme sahiptir.

Olay-bazlı sayım uyumu Şekil 4.5'te dört panelli bir özet görsel hâlinde verilmektedir. (a) paneli n = 0–4 sayım dağılımının model ile ATLAS deneysel referansı arasında yan yana karşılaştırmasını göstermektedir. Karışıklık matrisi (b) panelinde 5 × 5 düzeninde hücre başına olay sayısı ve satır-bazlı yüzde ile sunulmaktadır. (c) paneli ATLAS koleksiyonunda N büyük yarıçaplı jet bulunan olaylarda modelin aynı sayıyı yeniden üretme oranını ortaya koymaktadır. Sayım farkının $|n_{aday} - n_{atlas}|$ mutlak hata dağılımı ise (d) panelinde yer almaktadır.



Şekil 4.5 Test kümesinde olay-bazlı sayım uyumu özeti grafiği

Sayım metriklerinin sayısal değerleri Çizelge 4.2'de özetlenmektedir.

Çizelge 4.2 Nihai test kümesi sonuçlarının sayım ve eşleşme metrikleri

Metrik	Tamamı (n=18.015)	LR-zengin (n=3.780)
n_{aday} (ortalama)	0,329	1,515
n_{atlas} (ortalama)	0,330	1,573
sapma	−0,001	−0,059
OMH	0,039	0,132
birebir uyum %	96,18	87,01
Verim [%]	92,16 [91,45, 92,82]	92,16 [91,45, 92,82]
Yalancı pozitif [%]	7,57 [6,93, 8,27]	4,26 [3,77, 4,82]

Tamamı görünümünde modelin olay başına ortalama büyük yarıçaplı jet sayısı 0,329 olarak çıkmaktadır. ATLAS deneysel referansı ise 0,330 vermektedir. Aralarındaki fark 0,001 düzeyindedir ve istatistiksel olarak ihmal edilebilir kalmaktadır. Olay seviyesinde bu yakınlık daha somut biçimde ifade edildiğinde, 18.015 olayın 17.327'sinde (%96,18)

modelin ürettiği aday sayısı ATLAS referans sayısı ile birebir aynıdır. Mutlak ortalama sapma 0,039, sapma ise −0,001 olarak ölçülmüştür. Bu üç sayı birlikte ele alındığında model çıktısının olay-bazlı sayım dağılımının ATLAS deneysel referans dağılımı ile yüksek doğrulukta hizalandığı söylenebilir.

Sayım uyumunun ATLAS koleksiyonundaki büyük jet sayısına göre kırılımı Şekil 4.5 panel c'de görülmektedir. ATLAS deneysel referansının sıfır büyük yarıçaplı jet bildirdiği olayların %98,6'sında model de aynı sayıda aday üretmiştir. İki jet bildirilen olaylarda bu oran %93,2 mertebesine ulaşmaktadır. Bir jet bildirilen olaylarda oran %80,2, üç jet bildirilen olaylarda %78,6 ve dört jet bildirilen olaylarda %100 olarak gözlenmiştir. Bir jet sınıfındaki görece düşük oranın kaynağı iki yönlü komşu-sınıf sızıntısıdır. Tek adaylı olaylar hem sıfır hem iki tahminine kayabilmektedir. Dört jet satırındaki %100 değeri ise yalnızca dört olaylık düşük istatistikten gelmektedir. Sayım hatasının olay başına büyüklüğü bakımından dağılım panel d'de yer almaktadır. Olayların 17.327'sinde fark sıfırdır. 671 olayda yalnızca bir adetlik fark vardır. 17 olayda iki adetlik fark görülmektedir. Üç ve daha büyük sayım kayması test kümesinin tamamında gözlenmemiştir. Sayım hataları büyük çoğunlukla komşu sınıflar arasında tek jetlik kayma biçimindedir. Sistematik biçimde başka bir sınıfa savrulma davranışı tespit edilmemiştir.

LR-zengin alt küme bağlamında ($n_{atlas} \geq 1$, 3.780 olay) sayım uyum oranı %87,01 düzeyinde kalmaktadır. Bu görünümde verim metriği tüm referans büyük jetleri kapsadığı için tamamı görünümü ile aynıdır. Yalancı pozitif oranı ise %4,26 düzeyine inmektedir. LR-zengin olaylarda aday havuzunun görece büyük olması ve adayların büyük çoğunluğunun bir referansla eşleşmesi bu davranışın doğrudan nedenidir.

Sayım karışıklık matrisinin sayısal görünümü Şekil 4.5 panel b içinde yer almaktadır. Köşegen üzerindeki yoğunluk olay başına sayım doğruluğunu görsel olarak doğrulamaktadır. En büyük katkı (0,0) hücresinden gelmektedir ve bunu (1,1) ile (2,2) hücreleri izlemektedir. Köşegen dışı yoğunluk yalnızca komşu sayım sınıfları arasında toplanır; özellikle 1 ile 2 arasındaki geçişler bu paterni göstermektedir. İki birimden büyük sayım kaymalarına karşılık gelen hücreler ise pratik olarak boş kalmıştır. Söz konusu örüntü modelin sayım hatalarının ağırlıklı biçimde tek jetlik kaymalardan

beslendiğini göstermektedir. Sınıflar arası sistematik bir savrulma davranışı ise gözlenmemektedir.

4.5.2 Eşleşmiş çiftlerde fiziksel uyum

Söz konusu eşleşmeler 5.481 çift olarak elde edilmiştir. Bu çiftler üzerinde enine momentum yanıtı için ±1,5σ çekirdek bölgesinde Gauss uyumu yapılmıştır. Aynı uyum Δp_T, $\Delta\eta$, $\Delta\varphi$ ve Δm artıkları için de tekrarlanmıştır. Sonuçlar Çizelge 4.3'te özetlenmektedir.

Çizelge 4.3 Eşleşmiş çift artıkları için Gauss uyumu sonuçları

Büyüklük	**μ**	**σ_{core}**	**RMS_{full}**
$p_{T,pred}$ / $p_{T,atlas}$	0,996	0,057	1,008
Δp_T [GeV]	−0,92	15,6	20,7
Δm [GeV]	**+3,33**	**6,75**	26,7
Δη	+0,0003	0,0084	0,030
Δφ [rad]	−0,0002	0,0096	0,030

Enine momentum yanıtının 0,996 değeri ideal değer olan 1,0'a oldukça yakındır. Bu sonuç modelin p_T ölçeğini ATLAS deneysel referansı ile yüksek doğrulukta koruduğunu göstermektedir. Δη ve Δφ artıklarının çekirdek genişlikleri 0,0084 ve 0,0096 olarak ölçülmüştür. Bu değerlerin sıfıra yakınlığı, modelin η-φ uzayındaki konumlamasının ATLAS referansıyla iyi hizalandığını ortaya koymaktadır.

Kütle artığında çekirdek genişliği 6,75 GeV olarak ölçülmüştür. Bu değer modelin önerdiği aday gruplar için *kütle çözünürlüğü* olarak yorumlanabilir. Δm ortalaması +3,33 GeV ile sıfıra yakındır ve hafif pozitif bir sapma taşımaktadır. Bu durum, küçük yarıçaplı jet kalibrasyonunun büyük yarıçaplı jet kalibrasyonuna kıyasla farklı jet temizleme/kalibrasyon zincirinden geçmesi ile uyumludur. W (~80 GeV) ve top (~173 GeV) kütle bölgelerindeki olası yapılar, veri seçimi, jet temizleme ve kalibrasyon koşulları çerçevesinde değerlendirilmiştir. Bu çalışmada söz konusu bölgeler için kesin pik iddiasında bulunulmamıştır ve kütle dağılımındaki yapısal işaretler nicel çözünürlük üzerinden tartışıldı (bkz. Bölüm 4.6).

Test kümesinin inferansı toplam 42,4 saniyede tamamlandı, yani her olay için 2,4 ms ve saniyede 425 olay işlem hızına karşılık gelmektedir. Modelin uygulanabilirliği açısından donanım tarafında ise maksimum GPU bellek kullanımı 35 MB olarak tespit edilmiştir. Olay başına 2,4 ms düzeyindeki bu işlem süresi, ATLAS yüksek seviyeli tetikleme (High-Level Trigger) sisteminin olay başına işleme bütçesinin [27] belirgin biçimde altında kalmakta ve eğitilmiş modelin orta ölçekli ATLAS analizlerinde gerçek-zamanlı ya da yarı-gerçek-zamanlı uygulama için yeterli bir hızı yakaladığına işaret etmektedir.

4.5.3 Permütasyon eşvariant doğrulaması

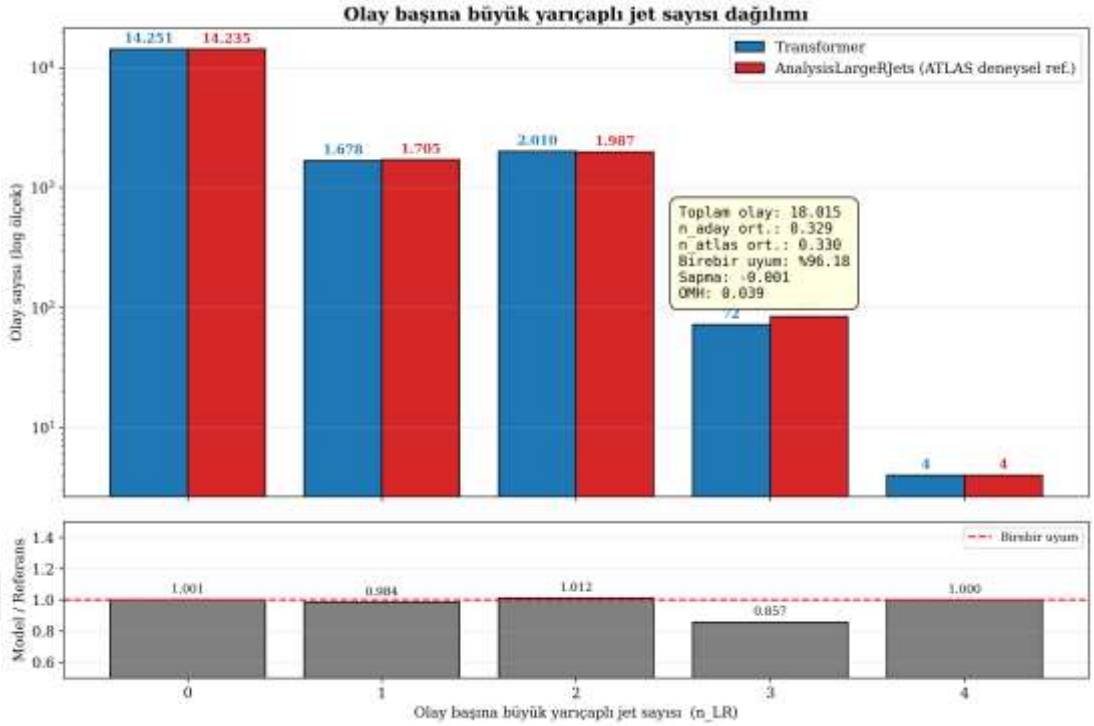
Permütasyon testi, modelin fiziksel olarak anlamlı bir gereğini sınamaktadır: bir olaydaki küçük yarıçaplı jetler sıralı bir dizi değil bir küme oluşturduğundan, girdi jetlerin sırası değiştiğinde modelin aday sayısı çıktısının değişmemesi gerekmektedir. Konumsal kodlama (positional encoding) içermeyen mimarinin bu eşvariant davranışı sayısal olarak doğrulanmaktadır. Permütasyon testi için test kümesinden 500 olay seçilmiştir. Her olayın küçük yarıçaplı jetleri beş farklı sıralamayla yeniden düzenlenmiştir. Modelin n_{aday} çıktısı bu permütasyonların tamamında karşılaştırılmıştır. 2.500 karşılaştırmanın tamamında çıktı değişmeden kaldı (ortalama mutlak fark = 0). Modelin permütasyon eşvariant yapısı bu yolla doğrulanmış olmuştur. Aynı çıktı uygulamadaki tutarlılığa da işaret etmektedir.

4.6 Histogram ve Artık Analizleri

4.6.1 Yedi zorunlu histogram

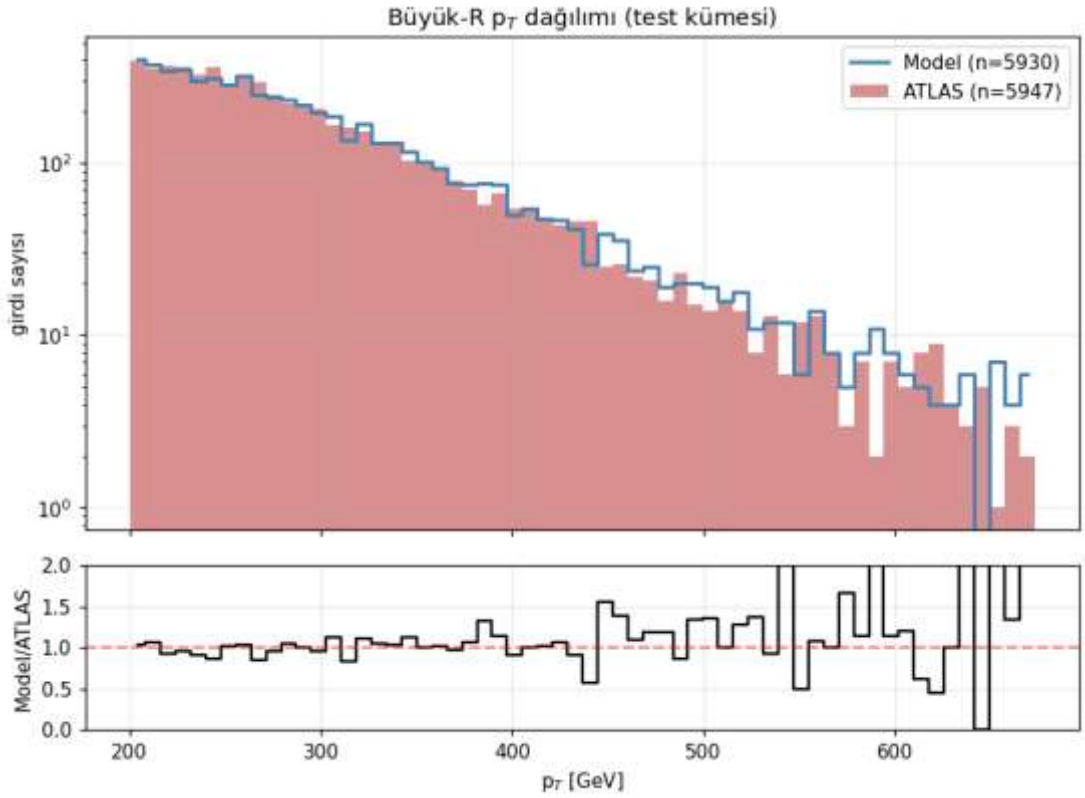
Değerlendirme protokolünde tanımlanan yedi zorunlu histogram üretilmiştir. Bu histogramlar olay başına büyük yarıçaplı jet sayısı dağılımından eşleşmiş çiftlerin enine momentum, η, φ ve kütle dağılımına kadar uzanmaktadır. Modelin ATLAS deneysel referansı ile karşılaştırıldığı temel fiziksel düzlemler bu görseller içinde kapsanmaktadır.

Olay başına aday sayısının ham dağılımı incelendiğinde sıfır jet sınıfının her iki yöntemde de baskın olduğu görülmektedir. n = 0–4 aralığında bar başına oran 1,0 referans çizgisine yaklaşmaktadır (Şekil 4.6).



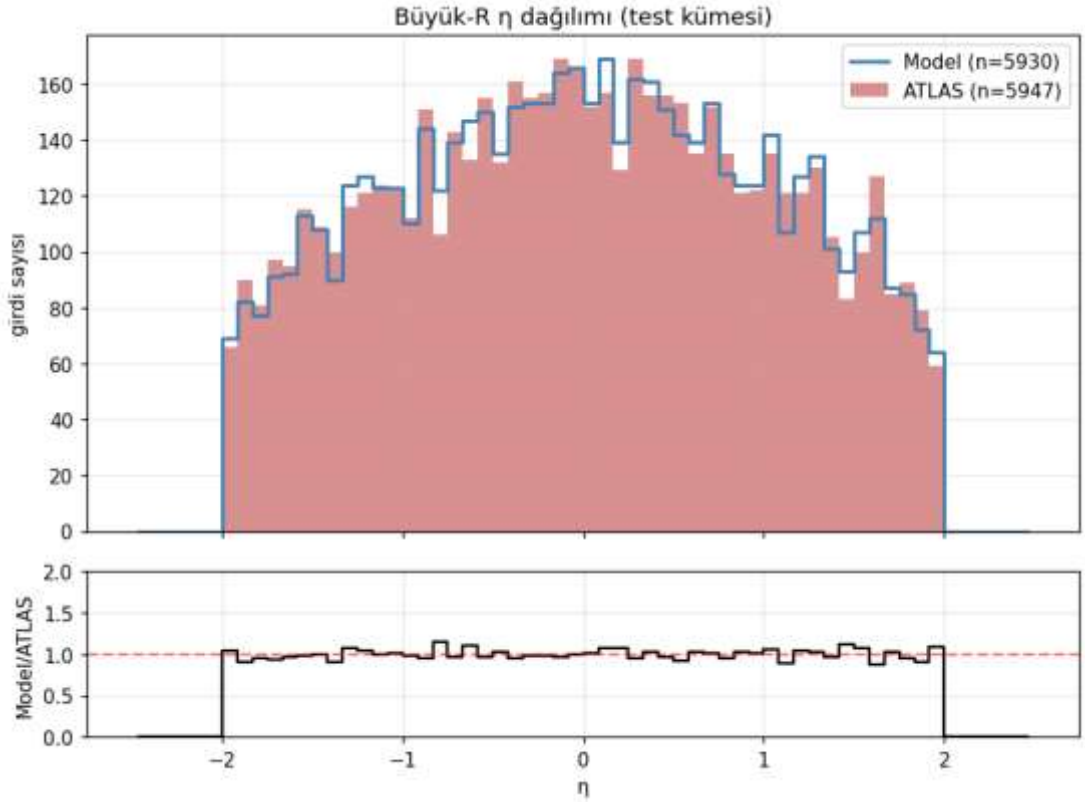
Şekil 4.6 Olay başına büyük yarıçaplı jet sayısı dağılımı grafiği

Eşleşmiş çiftler üzerinden hesaplanan enine momentum spektrumu 200–1200 GeV aralığında model ve referans için örtüşen bir profil çizmektedir. Yüksek p_T kuyruğunda istatistik azalsa da iki dağılım arasında sistematik bir kayma görülmez (Şekil 4.7).

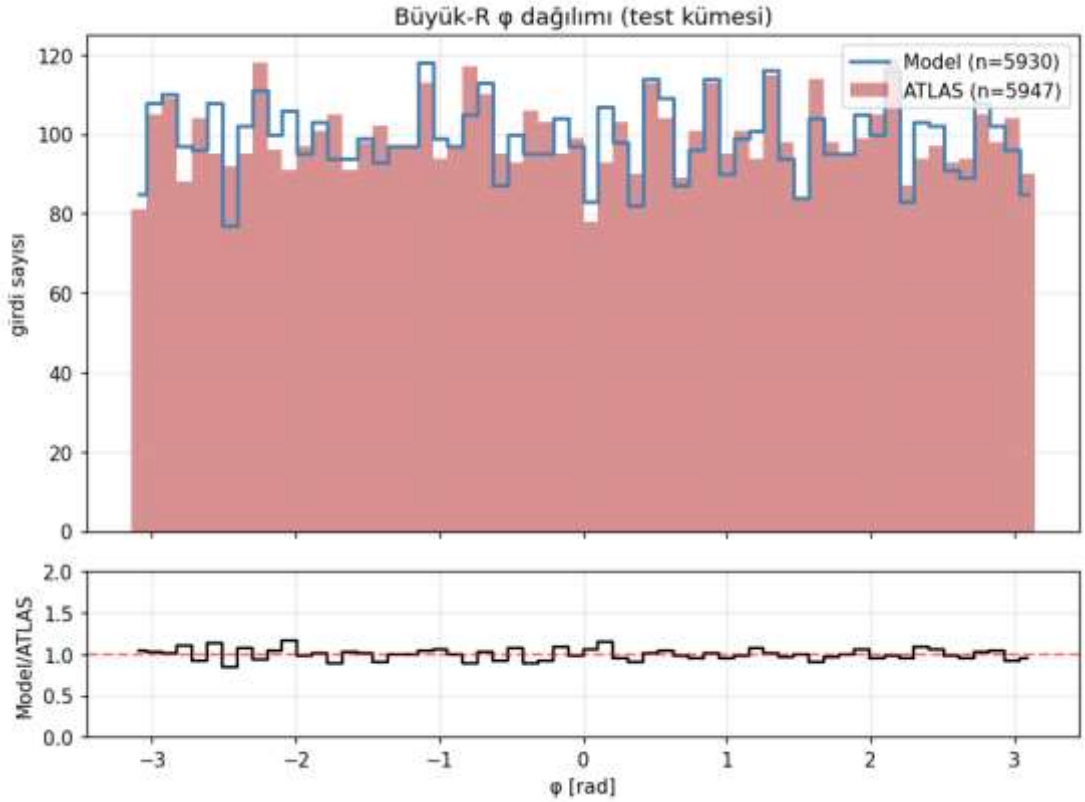


Şekil 4.7 Eşleşen aday çiftlerinde enine momentum spektrumu

η ekseninde aday dağılımı $|\eta| < 2{,}0$ kabul kesimi içinde simetrik biçimde örnekleme almaktadır. ATLAS referansı ile yapısal bir kayma göstermemektedir. Bu uyum modelin η lokalizasyon yetisinin Çizelge 4.3'te raporlanan $\sigma_{core}(\Delta\eta) = 0{,}0084$ değeri ile uyumlu çekirdek-genişlikli olduğunu görsel olarak destekler (Şekil 4.8). φ açısal yönelimi tüm 2π aralığında düzgün bir dağılım sergilemektedir. Model çıktısı detektör simetrisini koruyacak biçimde herhangi bir azimutal sapma ortaya çıkarmamaktadır (Şekil 4.9).

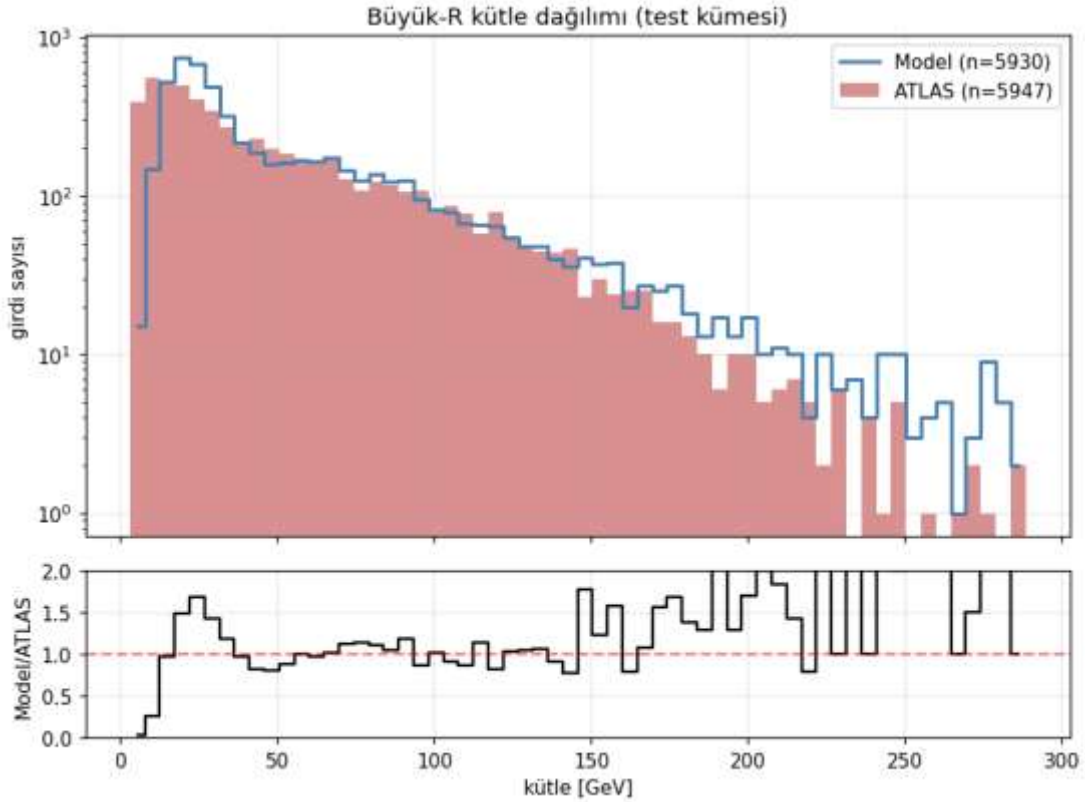


Şekil 4.8 Eşleşen aday çiftlerinde η dağılımı



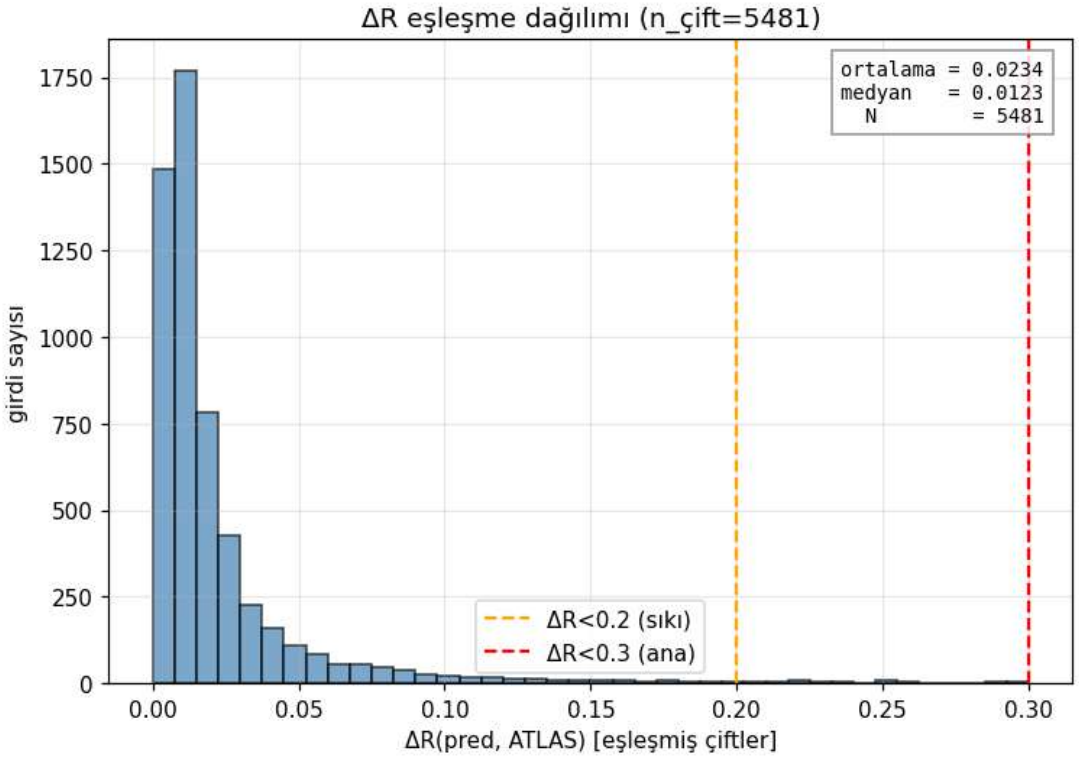
Şekil 4.9 Eşleşen aday çiftlerinde φ dağılımı

Eşleşmiş çiftler üzerinde elde edilen kütle dağılımı 60 GeV altında geniş bir yumuşak yapıya sahiptir. 80 GeV ve 170 GeV civarındaki ince kabarmalar ise sırasıyla W/Z bozonlarının ve üst kuarkın hadronik bozunma kütlelerine karşılık gelen bölgelerdir; söz konusu yığılmalar bu kütle bölgelerinde beklenen yapısal işaretler olarak değerlendirilmektedir. Kabarmaların keskin birer pik yerine geniş yapılar biçiminde görünmesinin temel nedeni, model adaylarının ATLAS'ın topoküme seviyesinden başlayan jet temizleme ve kalibrasyon zincirinden geçmemesidir. Model, küçük yarıçaplı jetlerin dört-momentumlarını Lorentz toplaması ile birleştirmekte, ATLAS referansı ise bağımsız bir yeniden inşa ve kütle kalibrasyonu uygulamaktadır. İki akış arasındaki bu yöntemsel fark, dağılımın ATLAS referansına göre düşük kütleye doğru kaymasını ve piklerin genişlemesini doğrudan açıklamaktadır. Bu nedenle çalışmanın amacı kütle piklerini birebir yeniden üretmek değil, olay başına aday sayısı ile η-φ konumu düzeyinde ATLAS koleksiyonuna yakın adaylar üretmektir. Kütle ekseni burada bir başarı kriteri değil, kinematik uyumun bir tutarlılık göstergesi olarak yorumlanmaktadır (Şekil 4.10).



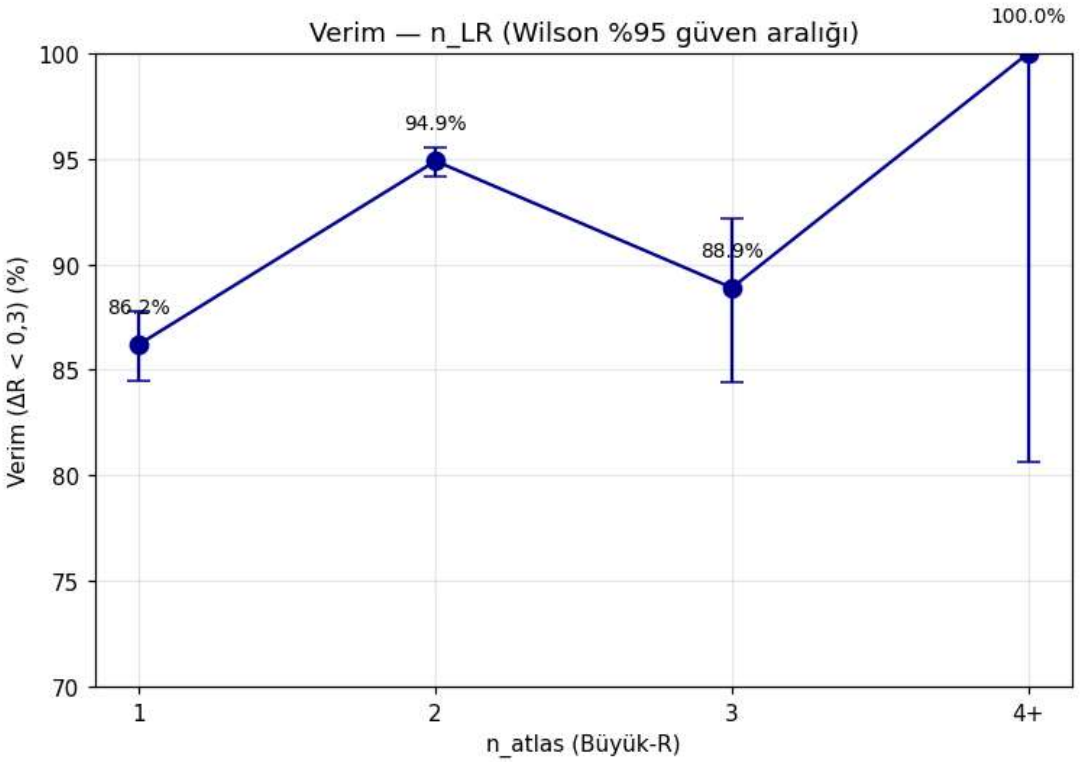
Şekil 4.10 Eşleşen aday çiftlerinde kütle dağılımı

Eşleşmiş çiftlerin ΔR dağılımı sıfıra yakın tek tepelidir. Ana kütlesinin büyük bölümü ΔR < 0,1 bölgesinde toplanmaktadır. Bu örüntü ΔR öncelikli eşleştirmenin güvenle uygulanabilir olduğunu doğrular (Şekil 4.11).



Şekil 4.11 Eşleşen aday çiftlerinde ΔR dağılımı

Verim oranı $n_{LargeR} \leq 2$ rejiminde %92'nin üzerinde kalmaktadır. $n_{LargeR} \geq 3$ olaylarında ise düşük istatistiğe bağlı olarak Wilson güven aralığı bantları geniş açılır (Şekil 4.12).



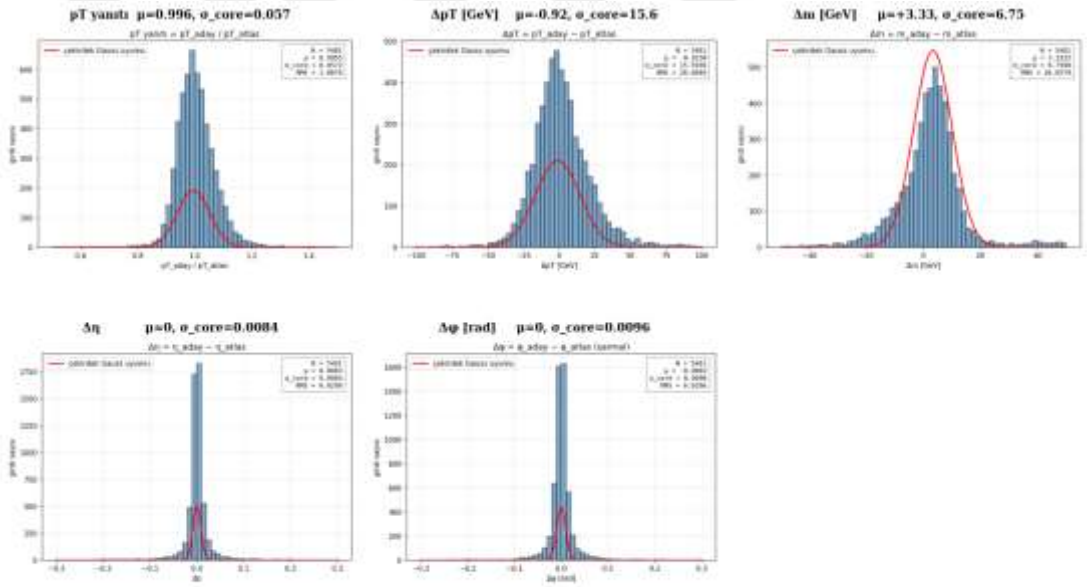
Şekil 4.12 Olay başına büyük jet sayısına göre eşleşme verimi

4.6.2 Çekirdek Gauss artık uyumları

Çizelge 4.3'te sunulan beş artık dağılımının ±1,5σ çekirdek Gauss uyumları tek bir beş-panel görselde toplanmıştır. p_T yanıtı için çekirdek genişliği 0,057 değerindedir. Kütle artığı için aynı büyüklük 6,75 GeV mertebesindedir. η ve φ konum artıkları için ise 0,01 mertebesinde değerler elde edilmiştir. Sapma değerlerinin tamamı sıfıra yakın bir merkezleme sergilemektedir (Şekil 4.13).

Kütle çözünürlüğü ifadesindeki 6,75 GeV değeri, tek bir jetin kütlesi ya da kütle ölçeğindeki bir kayma değildir. Eşleşmiş her (aday, referans) çiftinde kütle farkı $\Delta m = m_{aday} - m_{atlas}$ hesaplanmakta ve 5.481 çiftten oluşan bu fark dağılımına ±1,5σ çekirdek bölgesinde Gauss uyumu yapılmaktadır. $\sigma_{core}(\Delta m) = 6,75$ GeV, bu fark dağılımının çekirdek standart sapmasıdır: model adayının kütlesi, aynı jetin ATLAS referans kütlesinden tipik olarak yaklaşık 7 GeV içinde sapmaktadır. Örneğin 150 GeV mertebesindeki bir aday için bu, yüzde birkaç düzeyinde bir göreli belirsizliğe karşılık gelmektedir. Uyumun tepe değeri $\mu = +3,33$ GeV ise fark dağılımının tam sıfırda değil hafif pozitif tarafta merkezlendiğini, yani modelin kütleyi ortalamada bir miktar yüksek tahmin etme eğiliminde olduğunu göstermektedir.

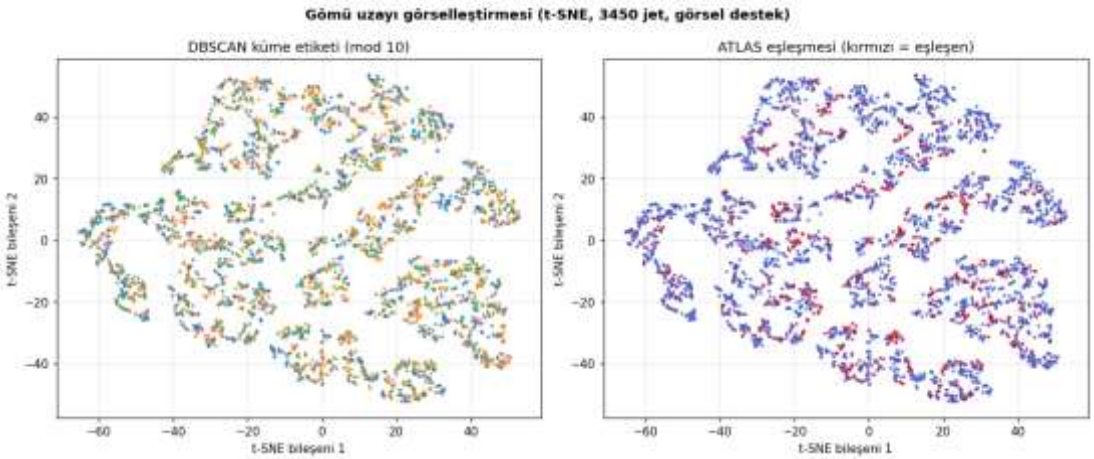
Bu değerler birlikte değerlendirildiğinde modelin çekirdek bölgedeki çözünürlüğünün fiziksel olarak anlamlı bir seviyede kaldığı görülmektedir. Enine momentum yanıtının çekirdek genişliği yaklaşık yüzde 5,7 düzeyindedir ve bu, model adaylarının enerji ölçeğini dar bir bantta koruduğuna karşılık gelmektedir. Kütle çözünürlüğünün 6,75 GeV değeri, klasik anti-k_t R = 1,0 yeniden kümeleme yönteminin aynı test kümesinde verdiği 8,47 GeV ile aynı mertebededir (Çizelge 4.7); bu yakınlığın eğitim Run koşullarına özgü olduğu, Runlar arası değerlendirmede çözünürlük sıralamasının değiştiği Bölüm 4.13'te ele alınmaktadır. Konum artıklarının 0,01 mertebesindeki çekirdek genişlikleri, ΔR öncelikli eşleştirmede kullanılan 0,3'lük ana eşiğin ve 0,2'lik sıkı eşiğin belirgin biçimde altındadır. Bu ince ayrıntı çözünürlüğü (granularity) sayesinde modelin η-φ konumlaması, eşleştirme kararını bozmadan neredeyse ideal kalmaktadır.



Şekil 4.13 Eşleşmiş çift artıklarının Gauss uyumlu beş panelli histogramı

4.6.3 Gömü uzayı görselleştirmesi (t-SNE)

Modelin öğrendiği 32 boyutlu gömü uzayının iki boyutlu gösterimi t-SNE algoritması [28] ile elde edilmiştir. Test kümesinden seçilen 1.000 olay (3.450 jet) üzerinden hesaplanan iki boyutlu projeksiyonda DBSCAN küme etiketine göre renklendirilmiş jetler ayrık adacıklar oluşturmaktadır. ATLAS referansına eşleşmiş kırmızı noktalar ise bu adacıkların merkezine yakın toplanır (Şekil 4.14).



Şekil 4.14 Test kümesi gömü uzayının t-SNE haritası

t-SNE görselleştirmesi, modelin gömü uzayındaki yakın jet ilişkilerinin görsel ayrışma eğilimini incelemek için sunulmaktadır. Haritadaki iki eksenin doğrudan bir fiziksel birimi yoktur. t-SNE yöntemi 32 boyutlu gömü uzayını iki boyuta indirgerken yalnızca noktalar arası göreli komşuluğu korur; dolayısıyla yorumlanması gereken yatay ve dikey koordinat değerleri değil, noktaların birbirine olan yakınlığı ile oluşturdukları kümelenmedir. Renkler her jetin ait olduğu DBSCAN küme etiketini göstermektedir. Aynı renkteki noktaların ayrık adacıklar hâlinde toplanması, gömü uzayında fiziksel olarak yakın jetlerin birbirine yaklaştığına karşılık gelmektedir. ATLAS referansıyla eşleşen adaylara ait kırmızı noktaların bu adacıkların merkezine yakın konumlanması ise modelin ürettiği grupların referans büyük yarıçaplı jetlerle örtüştüğünü görsel olarak desteklemektedir. Bununla birlikte söz konusu görselleştirme ana fiziksel kanıt değildir, tartışmaya destek olan bir görsel niteliğindedir.

4.7 Çokluk-Bazlı Bulgular

Test kümesi, olay başına küçük yarıçaplı jet sayısına göre altı bin'e ayrıldı ($n_{smallR} \in \{2, 3, 4, 5, 6, \geq 7\}$). Her bin için verim, yalancı pozitif oranı, ortalama ΔR ve diğer metrikler ayrı ayrı hesaplanmaktadır. Sonuçlar Çizelge 4.4'te özetlenmektedir.

Çizelge 4.4 Çokluk-bazlı test performansı

Kutu	Olay sayısı	$n_{LR} \geq 1$	Sapma	OMH	Verim [%]	Yalancı pozitif [%]
2	5.886	449	−0,003	0,010	94,5 [92,7, 96,0]	2,9 [1,9, 4,5]
3	4.952	847	−0,005	0,025	94,0 [92,6, 95,1]	4,4 [3,4, 5,6]
4	3.348	883	−0,007	0,044	92,7 [91,2, 94,0]	5,8 [4,7, 7,2]
5	1.964	692	+0,006	0,073	91,9 [90,1, 93,4]	9,0 [7,5, 10,9]
6	1.044	449	+0,015	0,092	91,8 [89,5, 93,6]	10,3 [8,3, 12,7]
≥ 7	821	460	+0,024	0,161	86,2 [83,5, 88,5]	16,1 [13,7, 18,9]

4.7.1 Yüksek çoklukta kombinatoryal belirsizlik

Çizelge 4.4 dikkat çekici bir eğilim ortaya koymaktadır. n_{smallR} arttıkça verim hafifçe düşmektedir; n=2 için %94,5 değerinden n ≥ 7 için %86,2 değerine inmektedir. Yalancı pozitif oranı ise belirgin biçimde yükselir; n=2 için %2,9 düzeyinde olan oran n ≥ 7 için %16,1 mertebesine çıkmaktadır. Yüksek küçük yarıçaplı jet çokluğu bölgelerinde olay içindeki kombinatoryal karışıklık (combinatorial ambiguity) [29] artmaktadır. Bu durum hem verimi düşürmekte hem yalancı pozitif oranını yükseltmektedir. Bulgu gerçek detektör koşullarına özgü bir gözlemdir ve modelin yüksek aktivite rejimindeki sınırlarını ortaya çıkarmaktadır.

Eğilimin olası nedenleri arasında üç ayrı faktör öne çıkmaktadır. Birikme etkisi gerçek veride önemli bir bileşendir; birden fazla proton-proton etkileşmesi aynı demet kesişimi (bunch crossing) içinde gerçekleşmekte ve çoklu vertex katkısı küçük yarıçaplı jet sayısını yapay olarak artırabilmektedir. Yumuşak radyasyon bolluğu da etkili olabilir; yüksek çokluğa sahip olaylarda ilk-durum radyasyonu (ISR) ve son-durum radyasyonu (FSR) [30] kaynaklı yumuşak jetlerin oranı yükselmektedir. ATLAS büyük-R

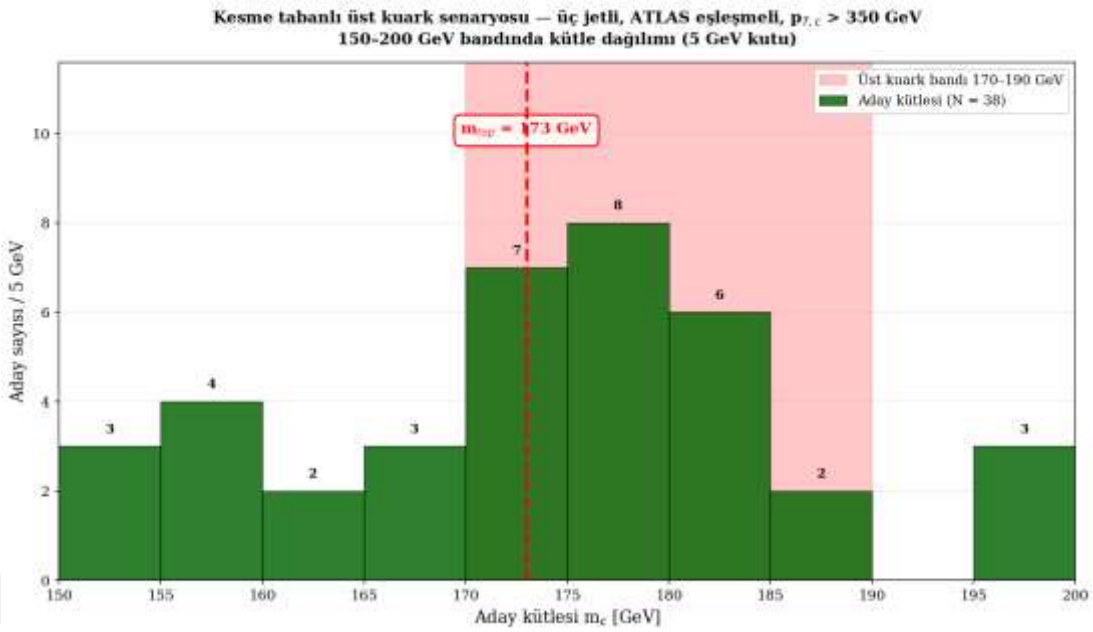
kalibrasyonunun yüksek aktivite davranışı ise ayrı bir kaynak olabilir; deneysel referansın yüksek aktivitedeki davranışı tam ideal olmayabilir.

Sayılan nedenler yapılan araştırmada izole edilmemiştir. Birikme değişkeninin (NPV) rolü ileride yapılabilecek çalışmalar için planlanmıştır.

Klasik anti-k_t R = 1,0 referans yönteminin aynı çokluk kutularındaki verim ve yalancı pozitif davranışı mevcut çalışmada raporlanmamıştır. İki yöntemin karşılaştırması yalnızca toplam test kümesi düzeyinde Bölüm 4.12'de aktarılmıştır. Yüksek küçük yarıçaplı jet çokluğu rejiminde gözlenen verim düşüşünün modele özgü mü yoksa veri kümesinin yapısal bir özelliği mi olduğunu ayrıştırmak için anti-k_t referans yönteminin bin-bazlı performansının da hesaplanması gerekmektedir. Bu çözümleme tezin kapsamı dışında bırakılmıştır.

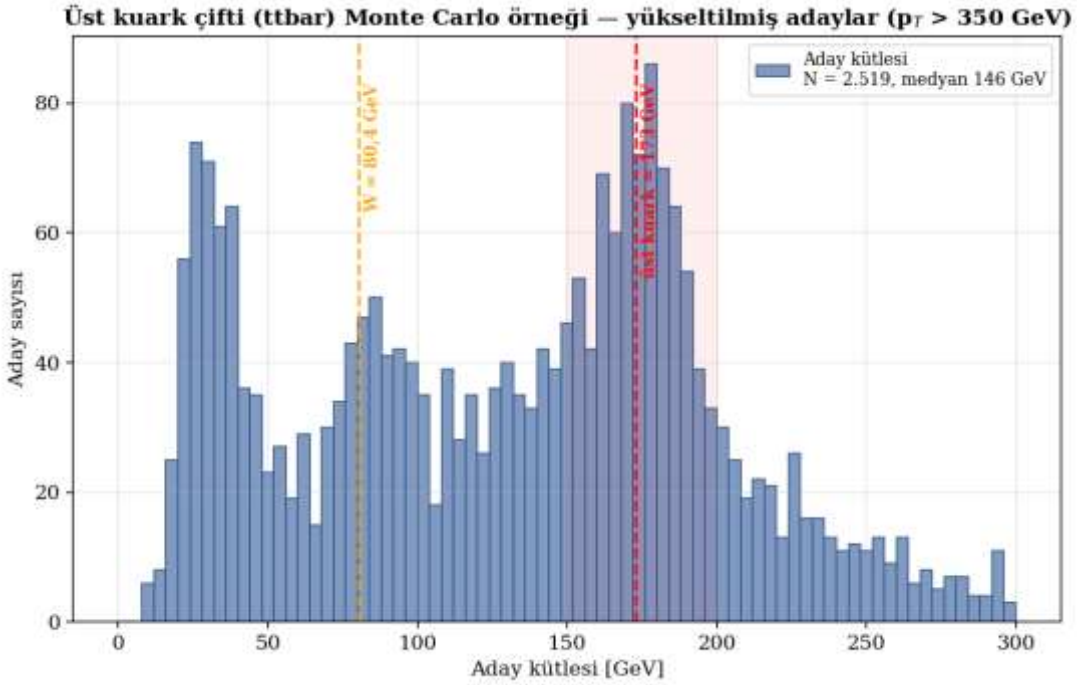
4.8 Monte Carlo ve Kesme Tabanlı Analiz

Bu bölümde modelin fiziksel sinyal bölgelerindeki davranışı iki tamamlayıcı sınamayla ele alınmaktadır. İlk sınama kesme tabanlıdır ve gerçek veri üzerinde yürütülmüştür. Test kümesinde üç küçük jetten oluşan, ATLAS referansıyla eşleşmiş ve $p_T > 350$ GeV koşulunu sağlayan adaylar seçilmiştir. Bu seçimde 150-200 GeV kütle bandında 38 aday kalmaktadır. Bunların 23'ü üst kuark kütlesini saran 170-190 GeV penceresine düşer, yani oran %60,5 düzeyindedir (Wilson %95 GA [%44,7; %74,4]). Bandın genişliğine göre tekdüze dağılım beklentisi %40 olduğundan gözlenen yığılma, kinematik seçimle zenginleşen bir üst kuark işaretine karşılık gelmektedir (Şekil 4.15).



Şekil 4.15 Kesme tabanlı üst kuark senaryosunda aday kütle dağılımı

İkinci sınama Monte Carlo tabanlıdır. Tezin ana analizi yalnızca gerçek çarpışma verisi üzerinde yürütülmüştür; burada ise modelin gerçek bir hadronik sinyal içeren örneklemdeki davranışını görmek için eğitilmiş model, üst kuark çifti ($t\bar{t}$) benzetim örneğine uygulanmıştır. Bu örneklemde W bozonu ve üst kuark sinyali doğal olarak bulunur; Higgs ve Z bozonu üretimi yer almamaktadır. Yükseltilmiş rejimde (aday p_T > 350 GeV, 2.519 aday) kütle spektrumu 173 GeV civarında belirgin bir üst kuark piki vermektedir. Medyan aday kütlesi 145,7 GeV düzeyindedir. Adayların %29,9'u 150-200 GeV üst kuark penceresinde, %8,2'si 70-90 GeV W penceresinde yer alır (Şekil 4.16). Gerçek data16 verisinde benzer bir pikin görülmemesi modelin değil örneklemin özelliğidir; söz konusu veri KRD süreçlerinin baskın olduğu bir bileşime sahiptir.



Şekil 4.16 Üst kuark çifti ($t\bar{t}$) Monte Carlo örneğinde yükseltilmiş adayların kütle dağılımı

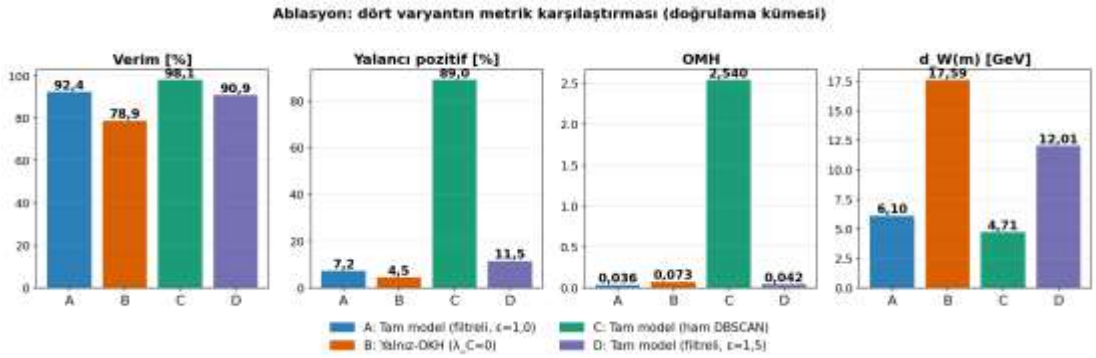
4.9 Parametre Bileşen Eksiltme (Ablasyon) Çalışması

Parametre bileşen eksiltme (ablasyon), yöntemi oluşturan bileşenlerin tek tek devre dışı bırakılarak her birinin sonuca olan katkısının ölçülmesidir. Modelin başarısının hangi yöntemsel bileşenlerden kaynaklandığını nicelendirmek amacıyla ablasyon çerçevesinde dört varyant doğrulama kümesi (n=18.014) üzerinde karşılaştırılmıştır. Varyantların tanımları Bölüm 3.8.7'de verilmektedir. Sonuçlar Çizelge 4.5'te özetlenmektedir.

Çizelge 4.5 Parametre bileşen eksiltme çalışmasının sonuç tablosu

Varyant	**λ_C**	**ε_{post}**	**n_{aday} tanımı**	**Verim [%]**	**Yalancı pozitif [%]**	**OMH**	**birebir uyum [%]**	**d_W(m) [GeV]**	**d_W(n)**	**$d_W(p_T)$ [GeV]**
A — Tam model	1,2	1,0	filtreli	**92,4**	**7,2**	**0,036**	**96,4**	**6,10**	0,004	2,37
B — Yalnız-OKH	0,0	1,0/1,25/1,5	filtreli	78,9	4,5	0,073	93,2	17,59	0,056	12,38
C — Tam model	1,2	1,0	HAM DBSCAN	98,1	**89,0**	**2,540**	3,7	4,71	2,540	3,25
D — Tam model	1,2	1,5	filtreli	90,9	11,5	0,042	95,9	12,01	0,010	3,81

Dört varyantın temel metriklerdeki konumu çubuk grafiği üzerinde tek bir panelde özetlenir (Şekil 4.17). Tam model verim ve birebir uyum eksenlerinde en yüksek değerleri sergilemektedir. Varyant C'nin yalancı pozitif oranı, ham DBSCAN sayımı ile filtreli aday tanımı arasındaki yapısal farkın boyutunu görselleştirmektedir.



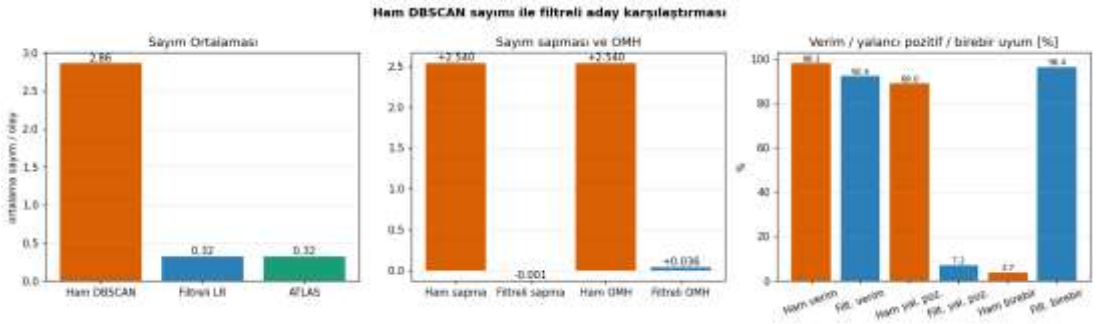
Şekil 4.17 Parametre bileşen eksiltme çalışmasındaki dört varyantın metrik karşılaştırması

4.9.1 Kontrastif kayıp katkısı (A ile B)

Tam model ile yalnız-OKH varyantın karşılaştırılması belirgin farklar ortaya koymaktadır. Verim farkı +13,5 puan, $d_W(m)$ farkı −11,5 GeV, OMH farkı −0,036, $d_W(p_T)$ farkı −10 GeV ve $d_W(n)$ farkı −0,052 değerleri elde edilmiştir. yalnız-OKH modelin daha düşük yalancı pozitif oranı (%4,5 ile tam modelin %7,2'sine karşı) daha iyi fiziksel gruplama anlamına gelmemektedir. Düşük n_{aday} ortalaması (0,26) ve yetersiz kümeleme (under-clustering) eğilimi nedeniyle aday havuzu küçülmektedir. Bu yüzden yalancı pozitif/toplam aday oranı mekanik olarak düşmektedir. Bu durumda yalnız-OKH varyantın düşük yalancı pozitif değeri tek başına üstünlük olarak yorumlanmamıştır. Tam model n_{aday} ortalaması, OMH, $d_W(n)$, $d_W(p_T)$, $d_W(m)$, birebir uyum oranı ve ΔR eşleşmesi açısından ATLAS referansına daha yakın sonuçlar üretmektedir. Bu nedenle ana yöntem olarak tam model konfigürasyonu kullanılmıştır. Kontrastif kayıp bileşeni seçimde belirleyici yöntemsel etkendir.

4.9.2 Filtreli aday tanımı zorunluluğu (A ile C)

Tam modelin ham DBSCAN küme sayısı kullanıldığında (Varyant C; 18.014 olaylık tam doğrulama kümesi) sapma değeri +2,54 mertebesine ulaşmaktadır. Yalancı pozitif oranı %89,0 ve birebir uyum = %3,7 değerlerine çıkmaktadır. Filtreli aday tanımı uygulandığında (Varyant A) ise sapma = −0,001, yalancı pozitif oranı %7,2 ve birebir uyum = %96,4 olmaktadır. Lorentz toplaması ve ($p_{T,c} > 200$ GeV, $|\eta_c| < 2,0$) kesimi, sayım metriklerini ATLAS deneysel referansı ile uyumlu hâle getirmektedir. Sayım sapması, OMH ve verim–yalancı pozitif metriklerinin iki varyant arasındaki yan yana görünümünde filtreli tanımın geçişi metriklerin tümünde aynı yönde belirgin bir iyileşme vermektedir (Şekil 4.18).



Şekil 4.18 Ham DBSCAN sayımı ve filtreli aday tanımının karşılaştırılması

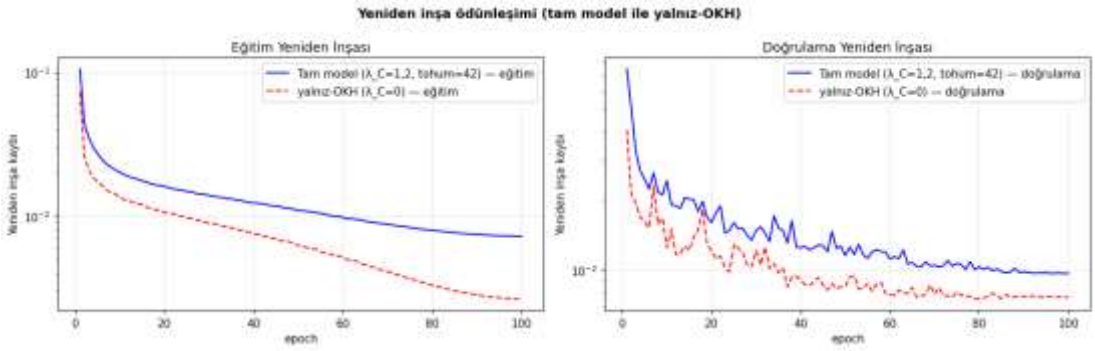
Bu tablo, *filtreli büyük yarıçaplı aday* tanımının çalışmada uygulanması gereken fiziksel olarak zorunlu bir adım olduğunu desteklemektedir.

4.9.3 ε_{post} ayarlama katkısı (A ile D)

Doğrulama kümesi üzerinde ayarlanan ε_{post} = 1,0 değeri ile varsayılan ε_{post} = 1,5 değerinin karşılaştırılması belirli farklar üretir. Verim farkı +1,5 puan, yalancı pozitif farkı −4,3 puan ve d_W(m) farkı −5,9 GeV değerleri ölçülmüştür. Bu fark, çıkarım aşaması kalibrasyonunun (test setine dokunmadan doğrulama kümesi üzerinde ayarlama) anlamlı bir katkıya karşılık geldiğine işaret etmektedir.

4.9.4 Kontrastif kayıp ve yeniden inşa ödünleşimi (A ile B)

Tam modelin (λ_C = 1,2) eğitim sonu doğrulama yeniden inşa kaybı 0,00969 olarak ölçülmüştür. yalnız-OKH modelin (λ_C = 0,0) doğrulama yeniden inşa kaybı ise 0,00764 değerindedir. Aradaki fark Δ = +0,0021 mertebesindedir ve yaklaşık +%27 sınırlı bir maliyet anlamına gelmektedir. Bu sınırlı yeniden inşa kaybı artışının karşılığında modelin verim artışı 13,5 puan gibi belirgin bir kazanım vermiştir. İki varyantın yeniden inşa kayıp eğrileri eğitim boyunca üst üste yerleştirildiğinde, yalnız-OKH varyantın eğrisinin tam model eğrisinin sürekli biçimde altında kaldığı görülmektedir. Ancak iki eğri arasındaki dar mesafe epoch boyunca neredeyse sabit kalmaktadır (Şekil 4.19).

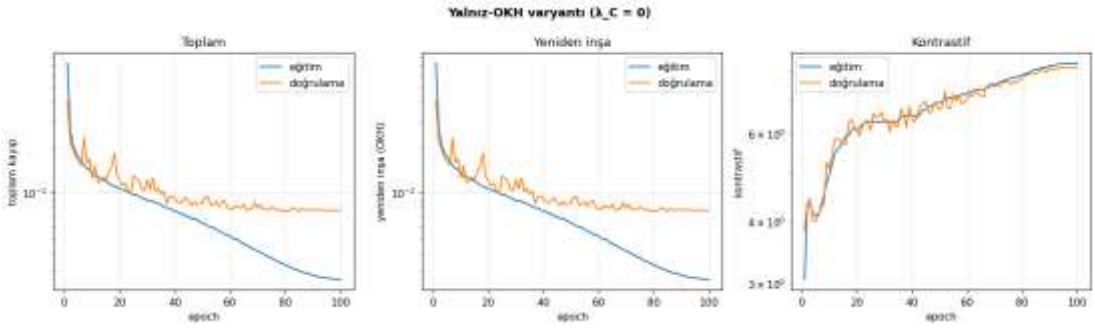


Şekil 4.19 Tam model ile yalnız-OKH modelin yeniden inşa kayıp eğrileri

Bu sonuç, kontrastif terimin yalnızca ek bir eğitim cezası gibi davranmadığını göstermektedir. Yeniden inşa hatasında sınırlı bir artışa yol açsa da gömü uzayının büyük yarıçaplı aday üretimi için daha kullanışlı bir yapıya kavuşmasını sağlamaktadır.

4.9.5 Yalnız-OKH modelin eğitim eğrisi

yalnız-OKH varyantın eğitim eğrileri tam modele kıyasla daha düşük ve daha düz bir doğrulama eğrisi sergilemektedir. Kontrastif terimin toplama eklenmediği bu konfigürasyonda toplam kayıp yeniden inşa kaybı ile özdeş kalmaktadır. Kontrastif bileşen toplam kayba dahil edilmeksizin yalnızca tanılama amacıyla kayıt altına alınmıştır (Şekil 4.20).



Şekil 4.20 Yalnız-OKH ablasyon modelinin eğitim kayıp eğrileri

4.10 ε_{post} Duyarlılığına Ek Kontrol Çalışması

Ablasyon çalışmasında dikkat çeken bir ek bulgu olarak, yalnız-OKH varyantının üç farklı ε_{post} değerinde (1,0, 1,25, 1,5) pratik olarak aynı sonucu verdiği görüldü (verim = %78,9, yalancı pozitif = %4,5, OMH = 0,073 her üç değer için aynı). Eps duyarsızlığının nedenini ham gömü seviyesinde açıklamak için doğrulama kümesinden

seçilen 2.000 olaylık alt küme üzerinde 32 boyutlu gömü uzayında olay içi ikili mesafe (pairwise distance) dağılımı ölçülmüştür.

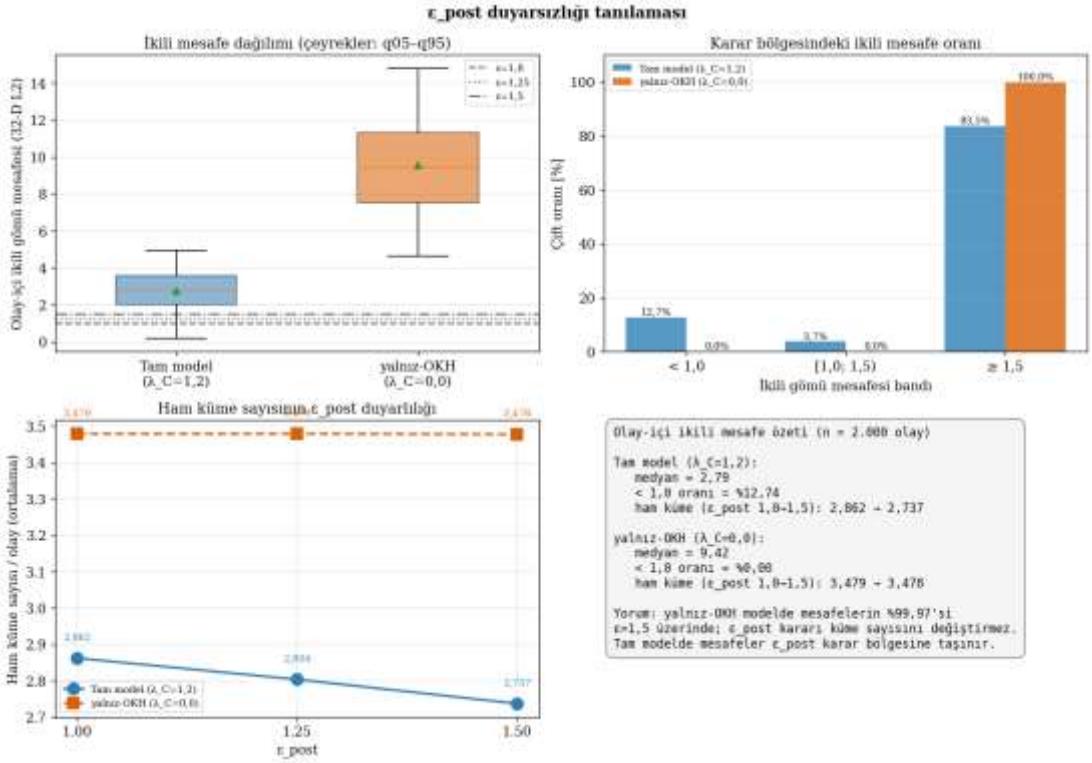
4.10.1 Sonuçlar

Çizelge 4.6'da iki modelin (yalnız-OKH ve Tam model) ham küme sayımı ve ikili mesafe dağılımı istatistikleri sergilenmektedir.

Çizelge 4.6 ε_{post} duyarsızlığı sayısal sonuçları

Ölçüm	**Yalnız-OKH ($\lambda_C = 0$)**	**Tam model ($\lambda_C = 1,2$)**
Ham küme ortalaması (ε_{post} = 1,0)	3,479	2,862
Ham küme ortalaması (ε_{post} = 1,25)	3,479	2,804
Ham küme ortalaması (ε_{post} = 1,5)	3,478	2,737
ikili mesafe medyan	**9,42**	**2,79**
ikili mesafe ortalaması	9,54	2,74
Çift oranı < 1,0	**0,00 %**	**12,74 %**
Çift oranı ∈ [1,0, 1,5)	0,03 %	3,73 %
Çift oranı ≥ 1,5	**99,97 %**	83,53 %

İki modelin gömü uzayındaki ikili mesafe dağılımı doğrusal ve logaritmik ölçeklerde yan yana sunulduğunda belirgin bir fark görülmektedir. yalnız-OKH varyantın dağılımı 9,42 medyanı çevresinde dar bir tepe oluşturmaktadır. Tam modelin dağılımı ise 2,79 medyanına kaymıştır ve ε_{post} = 1,0 karar bölgesine belirgin bir kütle taşımaktadır (Şekil 4.21).



Şekil 4.21 ε_{post} duyarsızlığı tanılaması ve ikili mesafe dağılımı

yalnız-OKH modelde gömü uzayındaki ikili mesafelerin medyanı 9,42 değerindedir. İkili mesafelerin %99,97'si ε_{post} = 1,5 değerinin üzerinde kalmaktadır. Buna göre DBSCAN'in ε_{post} = 1,0 ile ε_{post} = 1,5 arasındaki kararı yalnızca %0,03 oranında ikili mesafeyi etkileyebilir. Ham DBSCAN küme sayısı pratikte değişmez (3,479 ve 3,478) ve filtreli aday sayımı da aynı kalmaktadır.

Tam modelde ikili mesafe medyanı 2,79 değerine düşmüştür. İkili mesafelerin %12,74'ü 1,0'ın altında, %3,73'ü ise [1,0, 1,5) karar bölgesinde görülmektedir. Ham küme ortalaması da ε_{post} arttıkça anlamlı biçimde azalır (2,862 → 2,737). Buradan kontrastif kaybın DBSCAN'in faydalanacağı fiziksel gruplama çekirdeklerini gömü uzayında oluşturduğu söylenebilir. Bu bulgu farklı bir bakışla da yorumlanabilir; ε_{post} ayarı tek başına bir performans katkısı sağlamamakta, kontrastif kayıp gömü uzayını fiziksel olarak ayrıştırdığı zaman anlam kazanmaktadır.

Ek tanılama 2.000 olay alt kümesi üzerinde ölçülmüştür. Ana ablasyonun bağımsız bir doğrulaması değildir, destekleyici bir ölçüm olarak konumlanmaktadır.

4.11 Araştırma Bulgularının Genel Değerlendirmesi

Söz konusu yöntemin en başarılı tarafı sayım ve konum uyumudur. Olay başına büyük yarıçaplı jet sayısı ile adayların η-φ düzlemindeki konumu yüksek doğrulukla yakalanmıştır. Nihai test kümesinde birebir sayım uyumu %96,18'e, $\Delta R < 0,3$ eşleştirme verimi ise %92,16 değerine ulaşmıştır. Eşleşmiş çiftlerde enine momentum yanıtı 0,996, çekirdek kütle çözünürlüğü 6,75 GeV olarak ölçülmüştür. Küçük yarıçaplı jetlerden öğrenilen gömü uzayı fiziksel komşuluk yapısını büyük ölçüde korumaktadır.

Yüksek küçük-jet çokluğu içeren olaylarda durum farklılaşmaktadır. Bu rejimde verim hafifçe gerilemekte, yalancı pozitif oranı ise yükselmektedir. Yöntem böylece yüksek aktivite koşullarında sınırlanmaktadır. Birikme ve yumuşak radyasyonun yoğunlaştığı olaylar gömü uzayındaki ayrımı zorlaştırmaktadır. Ele alınan üç farklı tohum üzerinde yapılan kararlılık denemeleri sonuçların rastgele başlangıca duyarsız kaldığını gösterir (verim için 0,04, yalancı pozitif için 0,12 standart sapma). SEED = 123 ile seçilen referans modelin güvenilirliği de bu sayılarla pekişmektedir.

Ablasyon çalışmasının dört değerlendirmesi yöntemin başarısının doğrudan kontrastif kayıp bileşenine bağlı olduğunu göstermektedir. Yalnızca yeniden inşa kaybı ile eğitilen modelde verim 13,5 puan düşmüştür. Filtreli aday tanımı kullanılmadığında yalancı pozitif oranı %89 düzeyine yükselmiştir. Doğrulama kümesi üzerinde ayarlanmış ε_{post} = 1,0 değeri ise varsayılan 1,5 değerine kıyasla verimde 1,5 puanlık ek bir katkı vermektedir. Kontrastif kayıp yalnızca eğitim metriği açısından değil, fiziksel olarak da ayrışmış bir gömü uzayı üretmek için gereklidir.

Bu bulgu klasik anti-k_t R = 1,0 karşılaştırmasıyla birlikte değer kazanmaktadır. Transformer tabanlı yöntem sayım uyumunda güçlü bir tablo sunsa da eşleşme veriminde klasik geometrik yöntemin gerisinde kalmaktadır. Yöntem, resmî büyük yarıçaplı jet zincirinin yerine geçen bir çözümden çok, küçük yarıçaplı jetlerden öğrenilmiş bir aday üretim stratejisidir.

4.12 Klasik Anti-k_t R=1,0 Yeniden Kümeleme ile Karşılaştırma

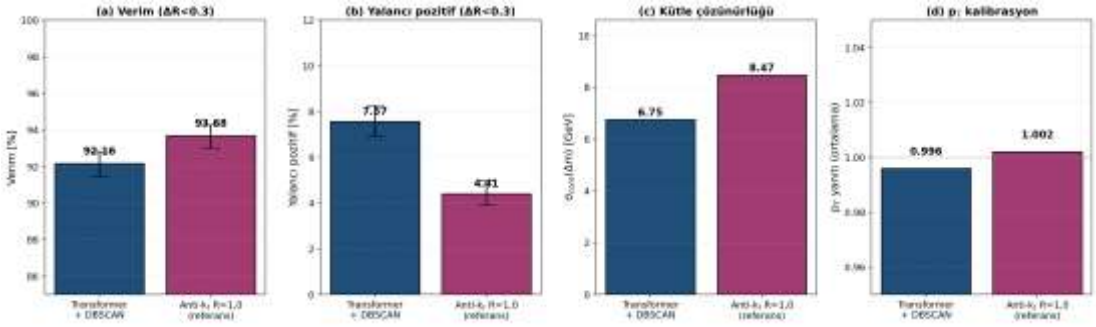
Araştırmanın temel iddiası klasik bir referansla sınanmıştır. Önerilen Transformer tabanlı yöntemin klasik geometrik yeniden kümelemeye göre konumu burada

netleşmektedir. Bu kıyaslamada aynı küçük yarıçaplı jet girdileri üzerinden klasik anti-k_t R = 1,0 yöntemiyle yeniden kümeleme yapılmıştır. Değerlendirme protokolünde herhangi bir değişikliğe gidilmemiştir. Filtreli LR aday tanımı $p_{T,c} > 200$ GeV ve $|\eta_c| < 2,0$ koşulları altında uygulanmıştır. Eşleştirme ΔR öncelikli eşleştirme yöntemi ile yapılmıştır. Sonuçlar Wilson %95 güven aralığı altında raporlanmıştır. Karşılaştırma olay başına büyük yarıçaplı aday sayım uyumu ile eşleşme verimi eksenlerinde yapılmaktadır.

İki yöntemin nihai test kümesindeki sonuçları Çizelge 4.7'de özetlenmektedir. Görsel karşılaştırma, iki yöntemin sayım uyumunda denk kaldığını ortaya koymaktadır. Eşleşme veriminde anti-k_t R = 1,0 yöntemi 1,52 puan üstündür. Çekirdek kütle çözünürlüğünde Transformer eğitim Run koşullarında yaklaşık %20 oranında üstün çıkmıştır (Şekil 4.22).

Çizelge 4.7 Transformer + DBSCAN ile klasik anti-k_t R = 1,0 yeniden kümelemenin nihai test kümesi karşılaştırması

Metrik	**Transformer + DBSCAN**	**Anti-k_t R=1,0 (referans yöntem)**
Verim [%]	**92,16 [91,45, 92,82]**	**93,68 [93,03, 94,27]**
Yalancı pozitif [%]	7,57 [6,93, 8,27]	4,41 [3,91, 4,97]
n_{aday} ortalama (olay başına)	0,329	0,324
n_{atlas} ortalama (olay başına)	0,330	0,330
Sayım sapması (bias)	−0,001	−0,007
Sayım OMH	0,039	0,034
Eşleşmiş çift sayısı	5481	5571
p_T yanıtı (μ)	0,996	1,002
Çekirdek kütle çözünürlüğü $\sigma_{core}(\Delta m)$ [GeV]	**6,75**	8,47
Ortalama eşleşme ΔR	0,018	0,019



Şekil 4.22 Klasik anti-k_t R = 1,0 yöntemi ile Transformer karşılaştırması

İki yöntem, çalışmanın birincil hedefi olan olay başına büyük yarıçaplı aday sayım uyumunda pratik olarak özdeş performans göstermektedir. Ortalama sayım farkı 0,005 ve mutlak sayım sapması 0,007 mertebesinde kalmaktadır. Transformer tabanlı yöntem olay başına ortalama 0,329 aday üretirken klasik anti-k_t R = 1,0 yöntemi 0,324 aday üretmektedir. Her iki yöntem de ATLAS referansının 0,330 değerine yakındır. Sayım metriği açısından önerilen yöntem ile klasik karşılaştırma yöntemi pratikte ayırt edilemez düzeydedir.

ΔR öncelikli eşleştirmede ise verim ve yalancı pozitif metrikleri klasik anti-k_t R = 1,0 yöntemi lehine farklılaşmaktadır. Verimde 1,52 puan ve yalancı pozitif oranında 3,16 puan büyüklüğündeki bu farklar Wilson %95 güven aralıkları örtüşmediği için istatistiksel olarak anlamlıdır. Anti-k_t R = 1,0 algoritmasının küçük jetlerin geometrik konumundan doğrudan büyük yarıçaplı jet üretmesi, eşleşme metriğinde sağlam bir referans noktası oluşturmaktadır. Transformer + DBSCAN aynı eksende yakın bir performans sergilemekle birlikte belirgin bir üstünlük getirmemektedir.

Eşleşmiş çiftler üzerinde kütle çözünürlüğünde tablo farklılaşmaktadır. Transformer tabanlı yöntem $\sigma_{core}(\Delta m)$ = 6,75 GeV verirken klasik karşılaştırma yöntemi 8,47 GeV vermektedir. Aradaki 1,72 GeV'lik fark yaklaşık %20'lik bir iyileşmeye karşılık gelmektedir. İyileşmenin Bölüm 4.13'te raporlanan çapraz Run sonucunda Transformer'ın kütle çözünürlüğünün 9,69 GeV seviyesine yükselip aynı Run üzerinde anti-k_t referans yönteminin verdiği 7,52 GeV değerinin gerisine düştüğü hatırlatılmalıdır. %20 mertebesindeki iyileşme tezin genelleyici bir bulgusu olarak değil, eğitim Run koşullarına özgü bir gözlem olarak değerlendirilmelidir. Bunun yanı sıra enine momentum yanıtı her iki yöntem için de 1,00 civarındadır ve anlamlı bir fark bulunmamaktadır.

Önerilen yöntem klasik anti-k_t R = 1,0 yeniden kümelemeyi her metrikte geçen bir alternatif olarak sunulmamıştır. Sayım uyumunda klasik yöntemle denk düzeyde performans göstermektedir. Eşleşme verimi ve yalancı pozitif oranında klasik yöntemin gerisinde kalmaktadır. Eğitim Run koşullarındaki kütle çözünürlüğünde ise klasik yöntemin önünde durduğu değerlendirilmektedir. Geometrik ve öğrenme tabanlı yaklaşımlar bu çalışmanın bulguları ışığında göreve göre farklı güçlü yönler sunan iki araç olarak değerlendirilebilir.

ATLAS büyük yarıçaplı jet referansı ölçü alındığında modelin güçlü tarafı sayım ve konum eksenlerinde toplanmaktadır. Olayların büyük çoğunluğunda aday sayısı referansla birebir örtüşmüş, eşleşen çiftlerde η-φ konumları ΔR öncelikli eşleştirmenin eşik değerlerinin belirgin altında bir açısal uzaklıkta kalmıştır. Enine momentum yanıtı 1,0 ideal değerine yakındır. Buna karşılık eşleşme verimi ile yalancı pozitif oranında klasik anti-k_t R = 1,0 yeniden kümeleme küçük ama anlamlı bir farkla önde durmaktadır. Kütle tarafında ise eğitim Run koşullarında çekirdek çözünürlük referans yöntemden dar çıkmış, bu kazanım Runlar arası testte korunmamıştır. Bu görünüm, modelin büyük yarıçaplı jet sayısını ve yerini referansa yakın üretebildiğini, jet içi kütle yapısının ise koşullara bağlı kaldığını göstermektedir.

4.13 Runlar Arası Eğitim Modeli Testi

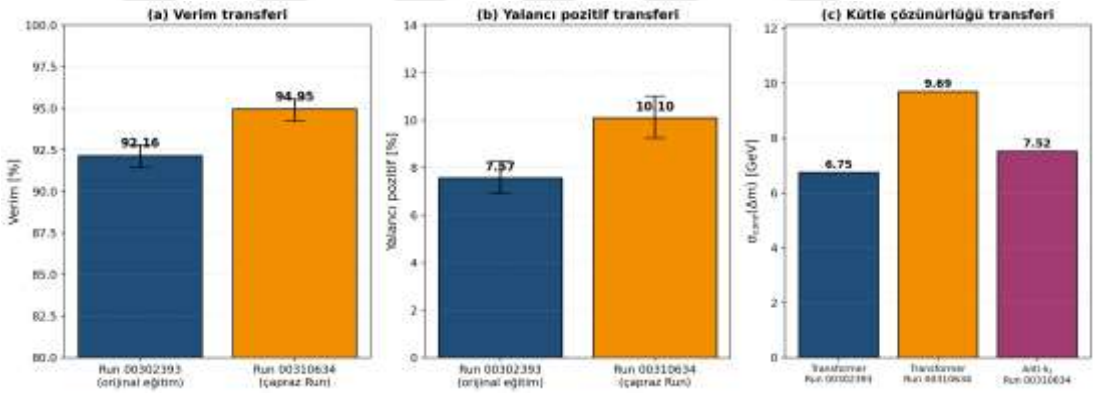
Modelin Run 00302393 üzerinde eğitilen kontrastif gömü uzayının, farklı detektör koşullarına ait bir veri toplama dönemine ne ölçüde transfer edilebildiğini sınamak için, hiç görülmemiş bir veri toplama dönemi olan Run 00310634'ün kendi test bölmesinde (25.154 olay) çıkarım çalıştırılmıştır. Yeniden eğitim yapılmamıştır. Yalnızca SEED = 123 referans modelinin ileri-besleme çıkarımı ve aynı çıkarım protokolü (DBSCAN ε_{post} = 1,0, n_{min} = 1, filtreli LR aday tanımı, ΔR öncelikli eşleştirme) uygulanmıştır.

Çizelge 4.8 Runlar arası çıkarım sonuçlarını orijinal Run 00302393 sonuçları ve aynı Run üzerinde anti-k_t R = 1,0 referans yöntemi sonuçları ile birlikte sunmaktadır. Verim eğitim Run'unda %92,16 iken karşı-Run'da %94,95 seviyesine çıkmaktadır. Yalancı pozitif oranı %7,57'den %10,10'a yükselmiştir. Çekirdek kütle çözünürlüğü ise 6,75 GeV'den 9,69 GeV'e geçmiştir. Verim, yalancı pozitif ve kütle çözünürlüğü olmak üzere üç metriğin Run-bazlı yan yana sunumu, verim ve yalancı pozitif metriklerinin dar bir

bantta korunduğunu, kütle çözünürlüğünün ise Run'a bağlı olarak değiştiğini göstermektedir (Şekil 4.23).

Çizelge 4.8 Runlar arası çıkarım karşılaştırması

Metrik	Transformer (orijinal)	Transformer (Runlar arası)	Anti-k_t (Runlar arası)
Verim [%]	92,16 [91,45, 92,82]	**94,95 [94,25, 95,57]**	96,09 [95,46, 96,63]
Yalancı pozitif [%]	7,57 [6,93, 8,27]	10,10 [9,25, 11,02]	7,15 [6,42, 7,95]
n_{aday} ortalama (olay başına)	0,329	0,177	0,174
n_{atlas} ortalama (olay başına)	0,330	0,168	0,168
p_T yanıtı (μ)	0,996	1,034	1,030
$\sigma_{core}(\Delta m)$ [GeV]	6,75	9,69	7,52



Şekil 4.23 Eğitim ve karşı Run koşullarında Transformer performansı

Verim tarafında modelin eşleşme verimi çapraz Run koşullarında korunmuştur. Hatta hafifçe yükseldi (%92,16'dan %94,95'e). Bu bulgu modelin eğitim Run'una klasik anlamda aşırı uyum yapmadığını göstermektedir. Gömü uzayındaki jet toplama davranışı farklı bir veri toplama dönemine de transfer edilebilmektedir. Run 00310634'te ortalama küçük yarıçaplı jet sayısı 3,59 mertebesindedir (orijinal Run'da 3,46 düzeyinde). Filtreli aday yoğunluğu yarıdan azına düşmektedir (0,177 değerine karşı orijinaldeki 0,329). Bu farklılık transferin olay yapısı açısından makul olduğunu desteklemektedir.

Enine momentum yanıtında küçük bir kayma vardır (0,996 → 1,034). Yaklaşık %4'lük bu sapma, modelin Run'a özgü kalibrasyon örüntülerine bağımlılığının sınırlı kaldığını ortaya koymaktadır. Bunun yanı sıra yalancı pozitif oranı orijinal %7,57 değerinden %10,10'a çıkmıştır ve bu artış istatistiksel olarak anlamlıdır.

Kütle çözünürlüğü tarafında ise tersine bir tablo çıkmaktadır. Eşleşmiş çiftlerde σ_{core} değeri 6,75 GeV'den 9,69 GeV'e yükselmiştir. Aynı Run üzerinde klasik anti-k_t R = 1,0 yöntemi 7,52 GeV vermektedir. Çapraz Run koşullarında sıralama tersine dönmüş ve klasik yöntem yaklaşık %22 daha iyi çıkmıştır. Bu sonuç, Bölüm 4.12'de gözlenen kütle çözünürlüğü avantajının eğitim Run'unun detektör koşullarına bağlı olduğunu, çoklu Run koşullarında genelleşmediğini ortaya koymaktadır. Çalışmanın Run'a bağlı olmayan asıl katkısı sayım uyumu ve eşleşme verimi tarafındadır. Kütle çözünürlüğü kazanımı eğitim koşullarıyla sınırlı kalmaktadır.

4.13.1 Eğitilmiş modelin tutarlılığı

Önceki alt bölümler tek bir karşı-Run (00310634) üzerindeki sonuca dayanmaktadır. Bu çerçevede modelin gerçek genelleme davranışı için daha geniş bir görünüm gerektiğinden, ATLAS Açık Verisi data16 dönemine ait üç ek Run (00299144, 00301973, 00303208) için aynı tohum 123 referans modeli üzerinde ileri-besleme çıkarımı yürütülmüştür. Üç Run model tarafından eğitim sırasında hiç görülmemiştir. Doğrulama ve test bölmelerine de girmemiştir. Eğitim Run'u 00302393'ün test bölmesi ile birlikte beş Run üzerinde toplam 145.178 olaylık bir görünüm elde edilmiştir.

Sonuçlar Çizelge 4.9'da özetlenmektedir.

Çizelge 4.9 Beş Run üzerinde test performansı

Run	Veri16 dönemi	Olay sayısı	Tam eşleşme [%]	Verim [%] (%95 GA)	Yalancı pozitif [%]	Sapma	⟨ n_{LR}⟩
00299144	erken	30.976	97,32	91,82 [91,20, 92,50]	8,05 [7,40, 8,70]	−0,000	0,206
00301973	orta	35.324	96,09	92,30 [91,80, 92,80]	7,07 [6,60, 7,50]	−0,002	0,338
00302393 (eğitim)	orta	18.015	96,18	92,16 [91,45, 92,82]	7,57 [6,93, 8,27]	−0,001	0,330
00303208	geç	35.709	96,31	91,09 [90,50, 91,60]	8,15 [7,60, 8,70]	−0,002	0,288
00310634	geç	25.154	97,73	94,95 [94,25, 95,57]	10,10 [9,25, 11,02]	+0,009	0,168
Ortalama	—	—	96,73	92,46	8,19	—	—

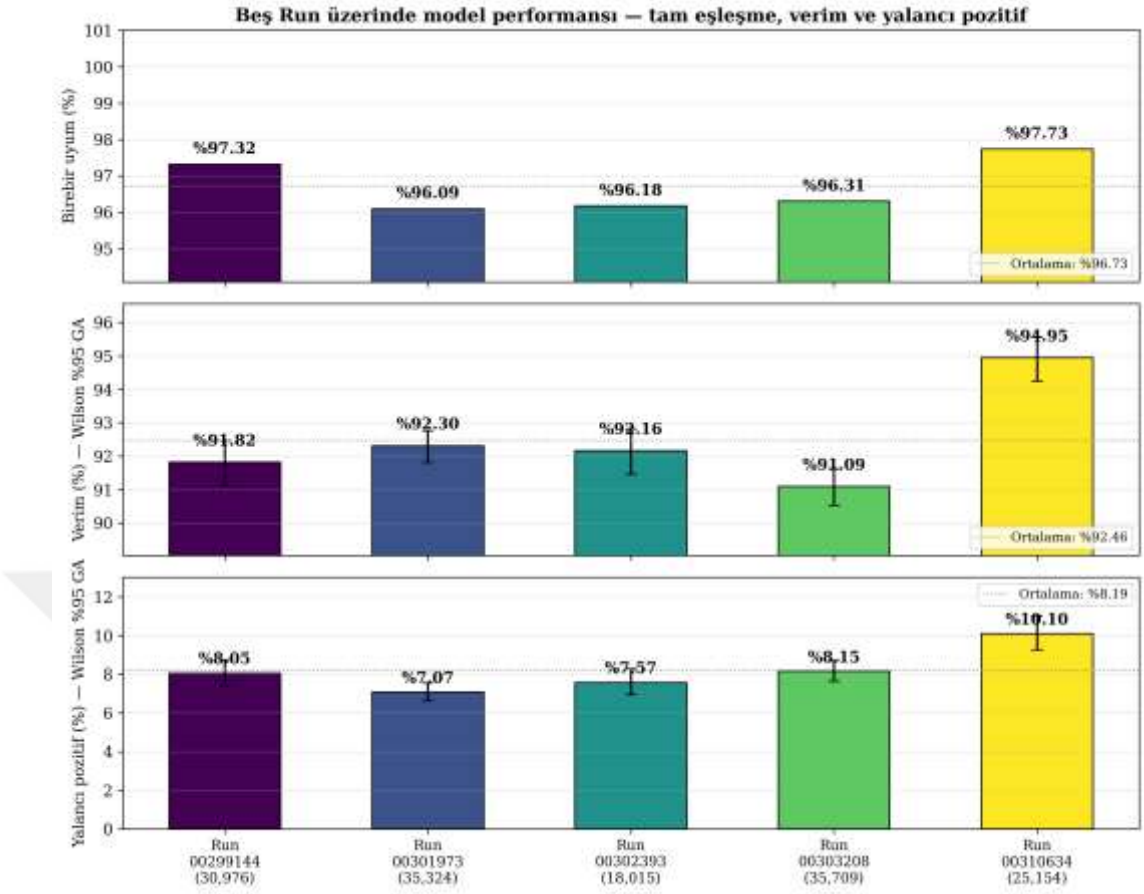
Beş Run üzerinde tam eşleşme oranı %96,09 ile %97,73 arasında 1,64 puanlık dar bir bantta kalmaktadır. Eşleşme verimi %91,09–94,95 aralığında, yalancı pozitif oranı ise %7,07–10,10 aralığında dağılmaktadır. Mutlak sapma değeri hiçbir Run'da 0,01'i geçmemiştir. Ortalama olay başına sayım sapması beş Run'un tamamında ihmal edilebilir düzeyde kalmaktadır. Bu sayılar Run'lar arası dalgalanmanın sınırlı bir bantta hapsedildiğini ve modelin performansının veri toplama dönemine güçlü bir bağımlılık göstermediğini ortaya koymaktadır.

Eğitim Run'unun listedeki konumu da örüntünün önemli bir bileşenidir. 00302393'ün tam eşleşme oranı (%96,18) ve verim değeri (%92,16) sıralamanın ortalarındadır. İki Run (00299144 ve 00310634) eğitim Run'undan daha yüksek tam eşleşme üretmiştir. Modelin Run-spesifik kalibrasyon örüntülerine ya da birikme imzalarına aşırı uyum

yapması durumunda eğitim Run'unun diğerlerinden belirgin biçimde üstün çıkması beklenirdi. Gözlenen tablo bu yönde bir işaret içermez ve öğrenilen temsilin tek bir veri toplama dönemine değil, ATLAS algoritmasının çıktısına genelleştiğine dair bir kanıt sunmaktadır.

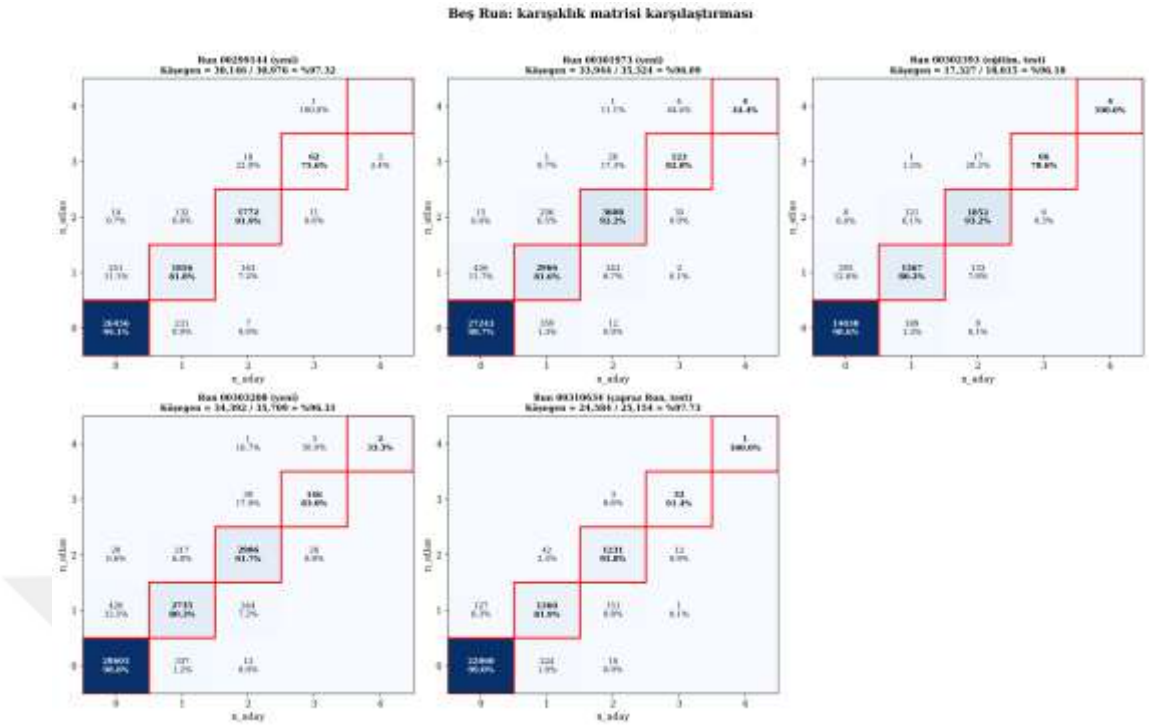
Tam eşleşme ile ATLAS koleksiyonundaki ortalama büyük yarıçaplı jet yoğunluğu ($\langle n_{LR} \rangle$) arasında ters yönlü bir eğilim göze çarpmaktadır. $\langle n_{LR} \rangle = 0{,}168$ (00310634) için tam eşleşme %97,73 mertebesinde kalmaktadır. $\langle n_{LR} \rangle = 0{,}338$ (00301973) için ise %96,09 değerine inmektedir. Yüksek yoğunluk rejiminde n = 1 ile n = 2 arası geçişlerde sayım karışıklık matrisinin köşegen dışı hücreleri daha sık dolmaktadır. Bu yapısal kaynak Bölüm 4.7'de ele alınan kombinatoryal karışıklık açıklaması ile uyumludur.

Beş Run üzerindeki tam eşleşme, verim ve yalancı pozitif metriklerinin sırasıyla 1,64, 3,86 ve 3,03 puan genişliğindeki dar bantlarda toplandığı görülmektedir. Wilson %95 güven aralıkları büyük ölçüde örtüşmektedir. Bu durum bar grafiği biçiminde de izlenebilir (Şekil 4.24).



Şekil 4.24 Beş Run üzerinde nihai test performansı (Wilson %95 GA)

Tüm Run'larda köşegen yoğunluğunun %96'nın üzerinde korunduğu, köşegen dışı katkıların yalnızca komşu sınıflar (n ile n ± 1) arasında toplandığı ve n = 0 sınıfının her Run'da baskınlığını sürdürdüğü sayım karışıklık matrisleri grid karşılaştırmasında görülmektedir (Şekil 4.25). Bu görünüm, modelin sayım davranışının dönemsel değişikliklerden bağımsız bir yapı sergilediğini ortaya koymaktadır.



Şekil 4.25 Beş Run için sayım karışıklık matrisleri grid karşılaştırması

Tek karşı-Run sonucunun ortaya koyduğu örüntü beş Run üzerinde sayısal olarak doğrulanmıştır. Tam eşleşme ve eşleşme verimi, eğitim Run'undan farklı dört Run'da küçük dalgalanmalar dışında korunmuştur. Söz konusu sonuç Bölüm 5'te ele alınan Run'a bağımlı olmayan sayım uyumu yorumunun sayısal dayanağını oluşturmaktadır. Kütle çözünürlüğündeki Run'a özgü iyileşme bulgusu (Bölüm 4.13 ve 4.13) ile birlikte düşünüldüğünde şu sonuç ortaya çıkar: model sayım uyumunu detektör koşullarından bağımsız bir özellik olarak taşımaktadır. Kütle çözünürlüğü kazanımı ise eğitim Run koşullarına özgü bir gözlem olarak kalmaktadır.

5. SONUÇ

5.1 Sonuçlar

Bu tez çerçevesinde, ATLAS Açık Verisi'nin 13 TeV proton-proton çarpışma verileri üzerinde anti-k_t $R = 0,4$ küçük yarıçaplı jetlerden hareket edilmiştir. Transformer tabanlı kontrastif öğrenme ile DBSCAN kümeleme algoritmasının bir arada uygulanması yoluyla büyük yarıçaplı jet adaylarının üretilebildiği gösterilmiştir. Bu akışta olaydaki küçük jetler 32 boyutlu bir gömü uzayına taşınmakta, bu uzayda DBSCAN ile bulunan kümeler Lorentz toplaması ve fiziksel filtre ($p_T > 200$ GeV, $|\eta| < 2,0$) adımlarından geçirilerek adaya dönüştürülmektedir. Nihai değerlendirme tek seferlik açılan test kümesi üzerinde yürütülmüştür. Olayların büyük bölümünde model çıktısı ATLAS deneysel referansı ile birebir örtüşmüş, sayım sapması ihmal edilebilir mertebede kalmış ve $\Delta R < 0,3$ eşleşme verimi yüksek bir bantta yerleşmiştir. LR-zengin alt kümede sayım uyumu biraz daha düşük bir bantta toplanmaktadır. Eşleşmiş çiftlerde enine momentum yanıtı 1,0 ideal değerine oldukça yakın çıkmış, kütle çözünürlüğü makul bir mertebede toplanmıştır. Tüm güven aralıkları Wilson %95 yöntemi ile hesaplanmıştır.

Olay başına sayım uyumuna ait görsel kanıtlar karışıklık matrisi (Şekil 4.5) ve sayım dağılımı histogramı (Şekil 4.6) üzerinden sunulmaktadır. ATLAS koleksiyonuna yakınlık sayı, fiziksel konum, enine momentum ve kütle eksenlerinin tamamında görülmektedir. Bu sonuç klasik yeniden kümelemenin yerine geçen genel bir yöntem değildir. Küçük jetlerden öğrenilmiş bir aday üretim stratejisi olarak yorumlanmalıdır.

Ablasyon çalışması, başarının hangi yöntemsel bileşenlerden kaynaklandığını ayrıştırmak için yürütülmüştür. Kontrastif kayıp, tam modelin verim avantajının ve kütle çözünürlüğü kazancının ana kaynağıdır. Yalnız-OKH varyantın görece düşük yalancı pozitif oranı gerçek bir gruplama üstünlüğüne işaret etmez; aday havuzunun yetersiz kümeleme (under-clustering) nedeniyle küçülmesinden kaynaklanan mekanik bir azalmadır. Filtreli aday tanımı ATLAS referansı ile uyumlu sayım için zorunlu bir adımdır ve ham DBSCAN sayımı yalancı pozitif oranını çok yüksek bir banda taşımaktadır. Doğrulama kümesinde ayarlanan ε_{post} değeri anlamlı bir verim ve kütle çözünürlüğü iyileşmesi sağlamış, kontrastif kaybın yeniden inşa maliyeti sınırlı

kalmıştır. ε_{post} duyarsızlığı tanılaması da kontrastif kaybın, DBSCAN'in faydalanacağı fiziksel gruplama çekirdeklerini gömü uzayında oluşturduğunu ortaya koymaktadır.

Klasik anti-k_t R = 1,0 yeniden kümeleme aynı küçük yarıçaplı jet girdileri üzerinde uygulanarak karşılaştırılmıştır. Sayım uyumunda iki yöntem birbirine oldukça yakındır. Eşleşme verimi ve yalancı pozitif oranında klasik yöntem üstün konumdadır. Eğitim Run koşullarındaki kütle çözünürlüğünde Transformer öne çıkmakta, ancak bu kazanım çapraz Run koşullarında korunmamaktadır; bu nedenle genelleyici bir bulgu değil, eğitim Run koşullarına özgü bir gözlem olarak ele alınmalıdır. Önerilen yöntem klasik anti-k_t R = 1,0'ın yerine geçen bir çözüm değil, küçük jetlerden öğrenilmiş bir aday üretim stratejisi olarak referans yöntemi tamamlayıcı bir araçtır.

Modelin genelleme davranışı, data16 dönemine ait dört ek Run üzerinde aynı eğitilmiş modelle sınanmıştır. Beş Run üzerinde tam eşleşme, verim ve yalancı pozitif oranı dar bantlarda kalmış, eğitim Run'u listenin ortalarında yer almıştır. Bu tablo modelin eğitim Run'una aşırı uyum göstermediğini ve sayım uyumunun veri toplama dönemine güçlü biçimde bağlı olmadığını ortaya koymaktadır. Kütle çözünürlüğü kazanımı ise yalnızca eğitim Run koşulları içinde geçerlidir. Bölüm 4.8'deki tamamlayıcı sınamalar da bu tabloyu desteklemektedir; kesme tabanlı seçimde üst kuark penceresinde tekdüze beklentinin belirgin üzerinde bir yığılma gözlenmiş, üst kuark çifti benzetiminde ise kütle spektrumu üst kuark kütlesi civarında belirgin bir pik vermiştir.

Çokluk-bazlı analiz, yüksek küçük yarıçaplı jet çokluğu rejiminde verimin gerilediğini ve yalancı pozitif oranının yükseldiğini ortaya koymuştur. Birikme etkisi, yumuşak radyasyon bolluğu ve ATLAS deneysel referans koleksiyonunun yüksek aktivitedeki davranışı olası nedenler arasındadır; bu etkenler bu araştırmada izole edilmemiştir. Çalışmanın ATLAS'ın resmî büyük yarıçaplı jet yeniden inşa zincirinin yeniden üretildiği biçiminde okunması doğru değildir. Test edilen soru, kalibre edilmiş küçük yarıçaplı jetlerden denetimsiz bir temsil öğrenme yaklaşımı ile olay bazında ATLAS büyük yarıçaplı jet koleksiyonuna yakın adayların üretilip üretilemeyeceğidir. ATLAS AnalysisLargeRJets koleksiyonu deneysel referans olarak ele alınmıştır; gerçek veride parton seviyesinde etiket bulunmadığından mutlak doğru muamelesi yapılmamıştır.

Bu çerçevede çalışmanın özgün katkısı üç eksende toplanmaktadır. ATLAS Açık Verisi gerçek çarpışma verisi üzerinde Transformer tabanlı kontrastif öğrenme ile büyük

yarıçaplı jet adaylarının üretilebildiği, hiperparametre seçimi doğrulama kümesinde yapılıp test seti tek seferlik açılarak istatistiksel olarak savunulabilir biçimde gösterilmiştir. Filtreli aday tanımı ile doğrulama temelli ε_{post} ayarı benzeri yöntem bileşenlerinin katkıları ablasyon çalışmasıyla ayrıştırılarak modelin başarısı açıklanabilir kılınmıştır. Yüksek küçük yarıçaplı jet çokluğu rejimindeki verim düşüşü ve yalancı pozitif artışı raporlanarak ileride yapılacak birikme bazlı çalışmalar için belirgin bir motivasyon sağlanmıştır.

5.2 Olası Gelecek Çalışmalar

Önerilen yöntemin birikme duyarlılığı, ek girdi özellikleri, çok-Run eğitim düzeni ve alan uyarlama yaklaşımları gibi birkaç eksende genişletilebileceği değerlendirilmektedir. Yüksek-çokluk performans düşüşünün ana adaylarından biri birikme etkisidir. Birinci-vertex sayısı (NPV) değişkeni ATLAS Açık Verisi içinde mevcuttur. Bu değişken üzerinden katmanlı bir analiz çokluk etkisinin hangi kısmının birikme kaynaklı olduğunu ayrıştırma imkânı sağlayabilir. Önerilen analiz çerçevesinde test kümesi NPV aralıklarına göre bölünmektedir. Her aralık için verim, yalancı pozitif oranı ve ortalama ΔR ayrı raporlanabilir. Çokluk ve NPV değişkenleri birlikte kontrol edilerek kombinatoryal karışıklık bileşeni izole edilmektedir. Bu analiz modelin yüksek küçük-jet çokluğunda gerçekten fiziksel karmaşıklık nedeniyle mi zorlandığını ortaya koymaktadır. Birikme kaynaklı ek jetlerin aday üretim sürecini bozup bozmadığı da bu yolla anlaşılabilir.

Mevcut çalışmada model girdisinin yalnızca küçük yarıçaplı jetlerin η, φ, p_T ve m bilgilerini içerdiği hatırlanmalıdır. ATLAS Açık Verisi formatında küçük yarıçaplı jetler için b-etiketleme skorları (DL1dv01, GN2v00) bulunmaktadır. Büyük yarıçaplı jetler için ise alt-yapı (substructure) değişkenleri (D2, C2, τ_n, Split12) mevcuttur. B-etiketleme skorunun küçük yarıçaplı jet özellik vektörüne eklenmesi modelin ayrım gücünü artırabilir. Özellikle top kuark içeren olaylarda bu etki belirginleşmesi beklenmektedir. Alt-yapı değişkenleri ise büyük yarıçaplı aday adımında ek bir doğrulama katmanı olarak ele alınabilir.

Ablasyon B varyantı yalnızca tek tohumla eğitildiği için en az üç tohumlu bir tekrar denemesi anlamlı olacaktır. Bu deneme ablasyonun istatistiksel sağlamlığını artıracak

ve yeniden inşa ödünleşim değerlerinin tohum varyansını ortaya koyacaktır. Yüksek küçük-jet çokluğu rejimindeki performans düşüşünün bir kısmı kontrastif kayıp hesabında zorlu negatif çiftlerin yeterince vurgulanmamasından kaynaklanabilir. Eğitim sırasında aralık değerine en yakın negatif çiftleri öncelikli ele alan bir Top-K seçim stratejisi (literatürde hard negative mining olarak anılır) [31] modelin yüksek aktivite rejimindeki kombinatoryal belirsizliği daha iyi işlemesine katkı sağlayabilir. Bu adımın başlıca etkisi, birbirine yakın fakat aynı büyük jet yapısına ait olmayan küçük jet çiftlerinde modelin daha seçici davranması yönünde beklenmektedir.

Daha geniş kapsamlı bir genelleme analizi için tez çerçevesinde raporlanan dört alternatif Run sonucunun ötesine geçilebilir. Aynı modelin data17 ve data18 dönemlerinde de test edilmesi birikme koşulları, tetikleme seçimleri ve detektör koşullarındaki değişkenliğin model davranışı üzerindeki etkilerini sistematik olarak ortaya koyacaktır. Run'lar arası sonuçların korunması olumlu bir işarettir. Ancak farklı yıl ve kalibrasyon koşullarına geçildiğinde aynı davranışın sürüp sürmediği ayrıca sınanmalıdır. Üç tohum ile yapılan model topluluğu (ensemble) denemesi bu çalışmada keşifsel olarak yürütüldü ve tek tohumdan daha iyi sonuç vermemiştir. Oylama, küme eşleştirmesi sonrası birleşim ve üstel hareketli ortalama tabanlı eğitmen modeli (EMA teacher) gibi daha gelişmiş topluluk stratejilerinin küçük performans iyileşmeleri sağlayabileceği öngörülmektedir.

Son olarak eğitilmiş modelin eşleşme verimi Runlar arası koşullarda korunmuş, kütle çözünürlüğü kazanımı ise eğitim Run koşullarına özgü kalmıştır. Bu bulgu öğrenilen temsilin Run-spesifik kalibrasyon örüntülerinden bir kısmını içerdiğine işaret etmektedir. Çok-Run kontrastif eğitim bu konuda doğal bir araştırma yönü oluşturmaktadır. Birden fazla Run'dan jet topluluklarının birleşik bir veri kümesi olarak kullanılması bu yaklaşımın temelidir. Eğitilmiş modelin küçük bir hedef Run alt kümesi üzerinde ince ayar (fine-tuning) ile uyarlanması ikinci bir yaklaşımdır. NPV gibi birikme göstergesi değişkenlerin model girdisine eklenmesi de alan uyarlama (domain adaptation) eksenli üçüncü bir öneridir. Bu yaklaşımlar kütle çözünürlüğü avantajının Run-bağımsız hâle getirilmesi konusunda gelecek araştırma yönünü oluşturmaktadır.

5.3 Genel Değerlendirme

Bu tez çerçevesinde, ATLAS Açık Verisi üzerinde küçük yarıçaplı jetlerden büyük yarıçaplı jet adaylarının üretilmesi için Transformer tabanlı kontrastif öğrenme ile DBSCAN kümeleme algoritması bir arada kullanılmıştır. Önerilen yöntem olay başına büyük yarıçaplı jet sayısını ATLAS deneysel referans koleksiyonu ile yüksek doğrulukta örtüştürmüş ve ΔR öncelikli eşleştirme veriminde yüksek bir bantta sonuç vermiştir. Yöntemin klasik anti-k_t $R = 1{,}0$ yeniden kümelemenin tüm metriklerinde öne geçmediği de raporlanan bulgular arasındadır; özellikle eşleşme verimi ve yalancı pozitif oranında klasik yöntem daha güçlü kalmaktadır. Transformer tabanlı yaklaşımın katkısı, öğrenilmiş bir gömü uzayı üzerinden referansa yakın adaylar üretebilmesi ve eğitim Run koşullarında daha iyi kütle çözünürlüğü sağlamasıdır. Önümüzdeki çalışmaların birikme etkisi, çapraz dönem genelleme ve ek jet özelliklerinin (b-etiketleme, alt-yapı değişkenleri) kullanımı üzerine yoğunlaşması bu çalışmanın sonuçlarına dayanan doğal bir araştırma yönü olarak değerlendirilmektedir.

KAYNAKLAR

[1] ATLAS Collaboration. 2008. The ATLAS Experiment at the CERN Large Hadron Collider. *Journal of Instrumentation*, 3, S08003. DOI: 10.1088/1748-0221/3/08/S08003.

[2] Marzani, S., Soyez, G. ve Spannowsky, M. 2019. *Looking inside jets: an introduction to jet substructure and boosted-object phenomenology*. Lecture Notes in Physics, Cilt 958, Springer, Cham. DOI: 10.1007/978-3-030-15709-8.

[3] Cacciari, M., Salam, G. P. ve Soyez, G. 2008. The anti-k_t jet clustering algorithm. *Journal of High Energy Physics*, 04, 063. DOI: 10.1088/1126-6708/2008/04/063, arXiv:0802.1189.

[4] ATLAS Collaboration. 2019. In situ calibration of large-radius jet energy and mass in 13 TeV proton-proton collisions with the ATLAS detector. *European Physical Journal C*, 79 (2), 135. DOI: 10.1140/epjc/s10052-019-6632-8.

[5] ATLAS Collaboration. 2013. Performance of jet substructure techniques for large-R jets in proton-proton collisions at $\sqrt{s}$ = 7 TeV using the ATLAS detector. *Journal of High Energy Physics*, 09, 076. DOI: 10.1007/JHEP09(2013)076.

[6] Vaswani, A., Shazeer, N., Parmar, N., Uszkoreit, J., Jones, L., Gomez, A. N., Kaiser, Ł. ve Polosukhin, I. 2017. Attention Is All You Need. *Advances in Neural Information Processing Systems (NeurIPS) 30*, 5998-6008, Curran Associates Inc., Long Beach. arXiv:1706.03762.

[7] Ester, M., Kriegel, H.-P., Sander, J. ve Xu, X. 1996. A density-based algorithm for discovering clusters in large spatial databases with noise. *Proceedings of the Second International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining (KDD-96)*, 226-231, AAAI Press, Portland.

[8] Hadsell, R., Chopra, S. ve LeCun, Y. 2006. Dimensionality Reduction by Learning an Invariant Mapping. *2006 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR'06)*, Cilt 2, 1735-1742, IEEE, New York. DOI: 10.1109/CVPR.2006.100.

[9] ATLAS Collaboration. 2024. ATLAS 13 TeV proton-proton collision data, DAOD_PHYSLITE format, Run 2 2016. *CERN Open Data Portal*. Web Sitesi: https://opendata.cern.ch/record/80001 — Erişim Tarihi: 26.04.2026.

[10] ATLAS Collaboration. 2017. Topological cell clustering in the ATLAS calorimeters and its performance in LHC Run 1. *European Physical Journal C*, 77 (7), 490. DOI: 10.1140/epjc/s10052-017-5004-5. arXiv:1603.02934.

[11] ATLAS Collaboration. 2017. Jet reconstruction and performance using particle flow with the ATLAS detector. *European Physical Journal C*, 77 (7), 466. DOI: 10.1140/epjc/s10052-017-5031-2. arXiv:1703.10485.

[12] Qu, H. ve Gouskos, L. 2020. Jet tagging via particle clouds. *Physical Review D*, 101 (5), 056019. DOI: 10.1103/PhysRevD.101.056019. arXiv:1902.08570.

[13] Qu, H., Li, C. ve Qian, S. 2022. Particle Transformer for Jet Tagging. *Proceedings of the 39th International Conference on Machine Learning (ICML 2022)*, PMLR 162, 18281-18292, Baltimore. arXiv:2202.03772.

[14] Shlomi, J., Battaglia, P. ve Vlimant, J.-R. 2021. Graph neural networks in particle physics. *Machine Learning: Science and Technology*, 2 (2), 021001. DOI: 10.1088/2632-2153/abbf9a. arXiv:2007.13681.

[15] Pivarski, J., Schreiner, H., Hollands, A., Biswas, A., Das, P., Gandhi, A. ve diğerleri. 2024. uproot: ROOT I/O in pure Python and NumPy. *scikit-hep collaboration.* Web Sitesi: https://github.com/scikit-hep/uproot5 — Erişim Tarihi: 26.04.2026.

[16] Pivarski, J., Osborne, I., Ifrim, I., Schreiner, H. ve diğerleri. 2024. awkward array: Manipulating jagged arrays with NumPy-like idioms. *scikit-hep collaboration.* Web Sitesi: https://github.com/scikit-hep/awkward — Erişim Tarihi: 26.04.2026.

[17] Hendrycks, D. ve Gimpel, K. 2016. Gaussian error linear units (GELUs). arXiv ön baskısı, arXiv:1606.08415.

[18] Paszke, A., Gross, S., Massa, F., Lerer, A., Bradbury, J., Chanan, G., Killeen, T., Lin, Z., Gimelshein, N., Antiga, L., Desmaison, A., Köpf, A., Yang, E., DeVito, Z., Raison, M., Tejani, A., Chilamkurthy, S., Steiner, B., Fang, L., Bai, J. ve Chintala, S. 2019. PyTorch: An Imperative Style, High-Performance Deep Learning Library. *Advances in Neural Information Processing Systems (NeurIPS) 32*, 8024-8035, Curran Associates Inc., Vancouver. arXiv:1912.01703.

[19] Loshchilov, I. ve Hutter, F. 2019. Decoupled Weight Decay Regularization. *7th International Conference on Learning Representations (ICLR 2019)*, New Orleans. arXiv:1711.05101.

[20] Loshchilov, I. ve Hutter, F. 2017. SGDR: Stochastic Gradient Descent with Warm Restarts. *5th International Conference on Learning Representations (ICLR 2017)*, Toulon. arXiv:1608.03983.

[21] Pedregosa, F., Varoquaux, G., Gramfort, A., Michel, V., Thirion, B., Grisel, O., Blondel, M., Prettenhofer, P., Weiss, R., Dubourg, V., Vanderplas, J., Passos, A., Cournapeau, D., Brucher, M., Perrot, M. ve Duchesnay, É. 2011. Scikit-learn: Machine Learning in Python. *Journal of Machine Learning Research*, 12, 2825-2830.

[22] Rubner, Y., Tomasi, C. ve Guibas, L. J. 2000. The earth mover's distance as a metric for image retrieval. *International Journal of Computer Vision*, 40 (2), 99-121. DOI: 10.1023/A:1026543900054.

[23] Virtanen, P., Gommers, R., Oliphant, T. E., Haberland, M., Reddy, T., Cournapeau, D. ve diğerleri. 2020. SciPy 1.0: fundamental algorithms for scientific computing in Python. *Nature Methods*, 17 (3), 261-272. DOI: 10.1038/s41592-019-0686-2.

[24] Wilson, E. B. 1927. Probable Inference, the Law of Succession, and Statistical Inference. *Journal of the American Statistical Association*, 22 (158), 209-212. DOI: 10.1080/01621459.1927.10502953.

[25] Wald, A. 1943. Tests of Statistical Hypotheses Concerning Several Parameters When the Number of Observations Is Large. *Transactions of the American*

Mathematical Society, 54 (3), 426-482, American Mathematical Society, Providence. DOI: 10.1090/S0002-9947-1943-0012401-3.

[26] Deb, K. 2001. *Multi-Objective Optimization Using Evolutionary Algorithms.* John Wiley & Sons, Chichester. ISBN: 0-471-87339-X.

[27] ATLAS Collaboration. 2017. Performance of the ATLAS trigger system in 2015. *European Physical Journal C*, 77 (5), 317. DOI: 10.1140/epjc/s10052-017-4852-3. arXiv:1611.09661.

[28] van der Maaten, L. ve Hinton, G. 2008. Visualizing Data using t-SNE. *Journal of Machine Learning Research*, 9, 2579-2605.

[29] Hook, A., Izaguirre, E., Lisanti, M. ve Wacker, J. G. 2012. High multiplicity searches at the LHC using jet masses. *Physical Review D*, 85 (5), 055029. DOI: 10.1103/PhysRevD.85.055029. arXiv:1202.0558.

[30] Sjöstrand, T., Mrenna, S. ve Skands, P. 2006. PYTHIA 6.4 physics and manual. *Journal of High Energy Physics*, 2006 (05), 026. DOI: 10.1088/1126-6708/2006/05/026. arXiv:hep-ph/0603175.

[31] Schroff, F., Kalenichenko, D. ve Philbin, J. 2015. FaceNet: A Unified Embedding for Face Recognition and Clustering. *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, 815-823, IEEE, Boston. arXiv:1503.03832.

BÜYÜKLÜKLER, BİRİMLER, SİMGELER

Tezde kullanılan başlıca büyüklükler, bunların birimleri ve simgeleri SI birim sistemi esas alınarak verilmektedir. Parçacık fiziği uygulamalarında yerleşik olan GeV ve TeV enerji birimleri korunmaktadır.

1. SI Birim Sisteminin Temel Birimleri

Boyut	Birim	Simge
Uzunluk	metre	m
Kütle	kilogram	kg
Zaman	saniye	s

2. SI Birimlerinin Katları ve Askatları

Çarpan	Değer	Simge
Giga	10^{9}	G
Tera	10^{12}	T

3. Jet, Kinematik ve Yönteme Özgü Büyüklükler

Büyüklük	Birim	Simge
Kütle merkezi enerjisi	TeV	$\sqrt{s}$
Enine momentum	GeV	p_T
Jet kütlesi	GeV	m
Sözde-hızlılık	—	η
Azimutal açı	rad	φ
η-φ uzayında açısal mesafe	—	ΔR
Jet yarıçap parametresi	—	R
Çekirdek bölgesi Gauss çözünürlüğü (±1,5σ)	GeV / —	σ_{core}
Gauss uyumu genişlik parametresi	GeV / —	σ
Gauss uyumu tepe (ortalama) değeri	GeV / —	μ
Wasserstein mesafesi	GeV / —	d_W
Kontrastif kayıp ağırlık katsayısı	—	λ_C
Kontrastif kayıp aralık (margin) değeri	—	α
Kontrastif çiftlerde pozitif/negatif ayrım eşiği	—	$\Delta R_{eşik}$
DBSCAN ε parametresi (çıkarım)	—	ε_{post}
DBSCAN en az nokta sayısı	—	n_{min}
Küçük jetin gömü vektörü (32 boyutlu)	—	z
Logaritmik dönüşüm boyutsuzlaştırma sabitleri	GeV	p_0, m_0
Olay başına model aday sayısı	—	n_{aday}
Olay başına ATLAS referans büyük jet sayısı	—	n_{atlas}
Olay başına küçük yarıçaplı jet sayısı	—	n_{smallR}