

ÖZET

AMAÇ

Bu çalışmanın amacı, proton-proton çarpışmalarında W bozonu ile Higgs bozonunun birlikte üretildiği ($pp \rightarrow WH$) sürecinin enerjiye bağlı davranışını incelemek ve yüksek enerjili hadron çarpıştırıcıları için güvenilir tesir kesiti tahminleri geliştirmektir. Çalışmada, perturbatif Kuantum Renk Dinamiği (KRD) hesaplamaları ile makine öğrenmesi yöntemleri bir araya getirilerek farklı enerji ölçeklerinde elde edilen kuramsal sonuçların modellenmesi ve gelecekteki çarpıştırıcı deneyleri için hızlı ve doğru öngörüler sağlanması hedeflenmektedir.

YÖNTEM

Bu çalışmada, WH üretim sürecine ait tesir kesitleri perturbatif Kuantum Renk Dinamiği (KRD) çerçevesinde farklı mertebelerde hesaplanmıştır. Farklı çarpışma enerjilerinde, 7 ile 100 TeV aralığında elde edilen kuramsal sonuçlar kullanılarak bir veri kümesi oluşturulmuş ve bu veriler üzerinde çeşitli makine öğrenmesi tabanlı regresyon modelleri geliştirilmiştir. Modellerin performansı uygun hata metrikleri kullanılarak değerlendirilmiş ve yüksek enerjilerdeki tahmin yetenekleri analiz edilmiştir.

SONUÇLAR

Sonuçlar, makine öğrenmesi tabanlı regresyon modellerinin WH üretim tesir kesitlerinin enerjiye bağlı değişimini yüksek doğrulukla modellediğini göstermektedir. Modeller, mevcut ve gelecekteki yüksek enerji rejimlerinde kuramsal hesaplamalarla güçlü uyumlu tahminler vermiştir. Düşük mertebeli sonuçlardan daha yüksek mertebeli tahminler de yüksek doğrulukla elde edilmiştir. Böylece, yapay zekâ destekli yöntemlerin gelecekteki hadron çarpıştırıcıları için hızlı, güvenilir ve ölçeklenebilir öngörü araçları olabileceği görülmüştür.

KANALLAR VE SÜREÇLER

nproc W ve H bozunum kanalı

91	$W^+ \rightarrow \nu e^+; H \rightarrow \tau^- \tau^+$
92	$W^+ \rightarrow \nu e^+; H \rightarrow b\bar{b}$
93	$W^+ \rightarrow \nu e^+; H \rightarrow \gamma\gamma$
96	$W^- \rightarrow e^- \bar{\nu}; H \rightarrow \tau^- \tau^+$
97	$W^- \rightarrow e^- \bar{\nu}; H \rightarrow b\bar{b}$
98	$W^- \rightarrow e^- \bar{\nu}; H \rightarrow \gamma\gamma$

Hedef enerjiler

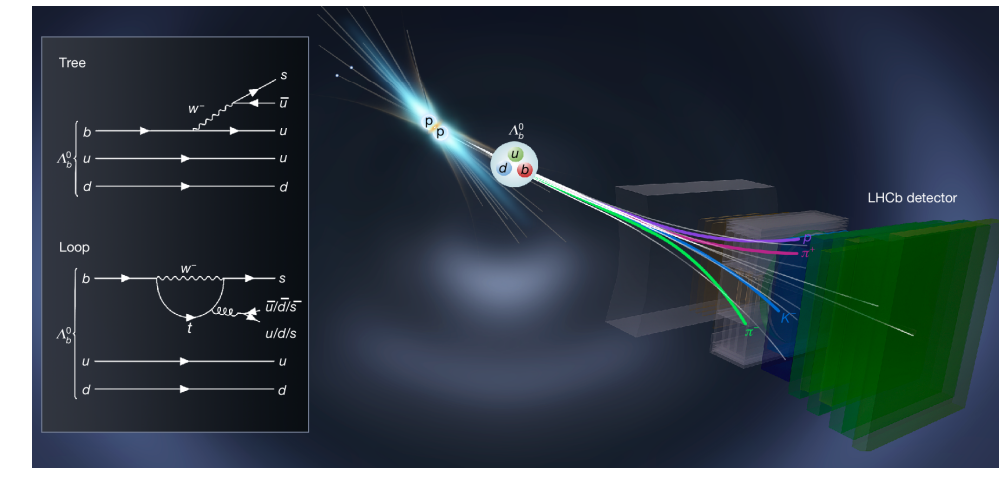
- $\sqrt{s} = 27$ TeV — HE-LHC ölçeği^[8]
- $\sqrt{s} = 100$ TeV — FCC-hh ölçeği^[9]

KRD mertebeleri

- LO, NLO, NNLO^[3,4,6]

$$\hat{\sigma}_{ab \rightarrow X} = \hat{\sigma}_{\text{LO}} + \alpha_S \hat{\sigma}_{\text{NLO}} + \alpha_S^2 \hat{\sigma}_{\text{NNLO}} + \dots$$

FİZİKSEL BAĞLAM



Proton-proton çarpışmasından son-durum parçacıklarının dedektör seviyesinde gözlenmesine ilişkin şematik bir LHCb örneği.

Temsili hadron-çarpıştırıcı olay topolojisi

WH ilişkili üretimi LHC'de ATLAS ve CMS tarafından deneysel olarak incelenmiştir.^[1,2]

Bu görsel WH sürecine ait değildir; hadron çarpıştırıcılarında çarpışmadan dedektör seviyesine uzanan olay akışını temsili olarak göstermektedir.

Görsel kaynağı: LHCb Collaboration, Fig. 1.^[11]

YÖNTEM

1. KRD HESAPLAMALARI

- MCFM 10.2 + LHAPDF / NNPDF3.1^[7,10]
- $pp \rightarrow W^\pm H$
- LO / NLO / NNLO
- $\mu_R = \mu_F = 102.7, 205.4, 410.8$ GeV

2. HPC ÇALIŞTIRMA

- SLURM iş yönetimi
- TRUBA (ORFOZ) + UHeM (ALTAY)
- Paralel KRD hesaplamaları
- Kuyruk tabanlı iş betikleri

3. VERİ ÜRETİMİ

- Enerji $\sqrt{s}$
- Kanal (nproc)
- KRD mertebesi
- Tesir kesiti σ
- PDF ve sayısal belirsizlikler

6. ÇIKTI

- 27 TeV tahminleri
- 100 TeV tahminleri
- Aşama-2: LO + NLO $\rightarrow$ NNLO
- Değerlendirme: MAE, APE

5. FORWARD EXTRAPO-LATION CV

- Yüksek enerji doğrulama hedefi
- Eğitim yalnızca daha düşük enerjiler
- CV-APE $\leq$ %5 filtresi
- Tek model / seçici ensembel kararı

4. REGRESYON MODEL-LELERİ

- Linear / Ridge / Lasso^[5]
- Bayesian Ridge
- Polinom (derece 2-4)
- 27 TeV senaryosunda RF / XGBoost

Model seçimi eğitim verisindeki forward-CV performansına göre yapılmış; hedef enerji seçime dâhil edilmemiştir.

100 TeV MODEL SEÇİMİ VE TAHMİN PERFORMANSI

100 TeV — Genişletilmiş Girdi Model Seçimi

nproc	En iyi model	Actual	Prediction	APE (%)
KRD mertebesi: LO				
91	BayesianRidge	12.8451	12.8442	0.0073
92	Ensemble*	199.4880	199.6366	0.0745
93	Linear	0.470811	0.4707	0.0222
96	Linear	11.9294	11.9266	0.0234
97	Linear	172.5770	172.5641	0.0075
98	Linear	0.435834	0.4357	0.0240
KRD mertebesi: NLO				
91	Linear	18.1892	18.1893	0.0006
92	BayesianRidge	277.4840	277.4844	0.0001
93	Ensemble**	0.643106	0.6386	0.6956
96	Linear	16.8090	16.8099	0.0052
97	BayesianRidge	238.9310	238.9389	0.0033
98	Linear	0.592473	0.5925	0.0012

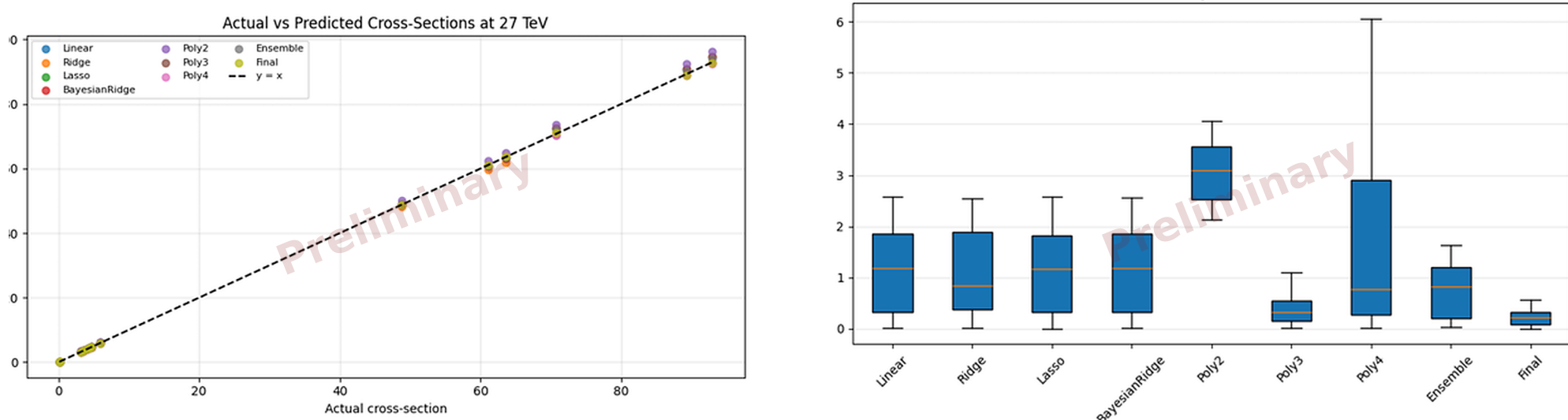
nproc	En iyi model	Actual	Prediction	APE (%)
KRD mertebesi: NNLO				
91	Linear	19.1861	19.1859	0.0008
92	Linear	292.4160	292.4212	0.0018
93	Lasso	0.668801	0.6693	0.0818
96	Linear	17.7608	17.7604	0.0021
97	BayesianRidge	251.8530	251.8480	0.0020
98	Linear	0.617438	0.6174	0.0077

Enerjiye ek olarak MCFM merkez değer, integral hata ve mutlak PDF belirsizliği kullanılan konfigürasyon.^[7,10]

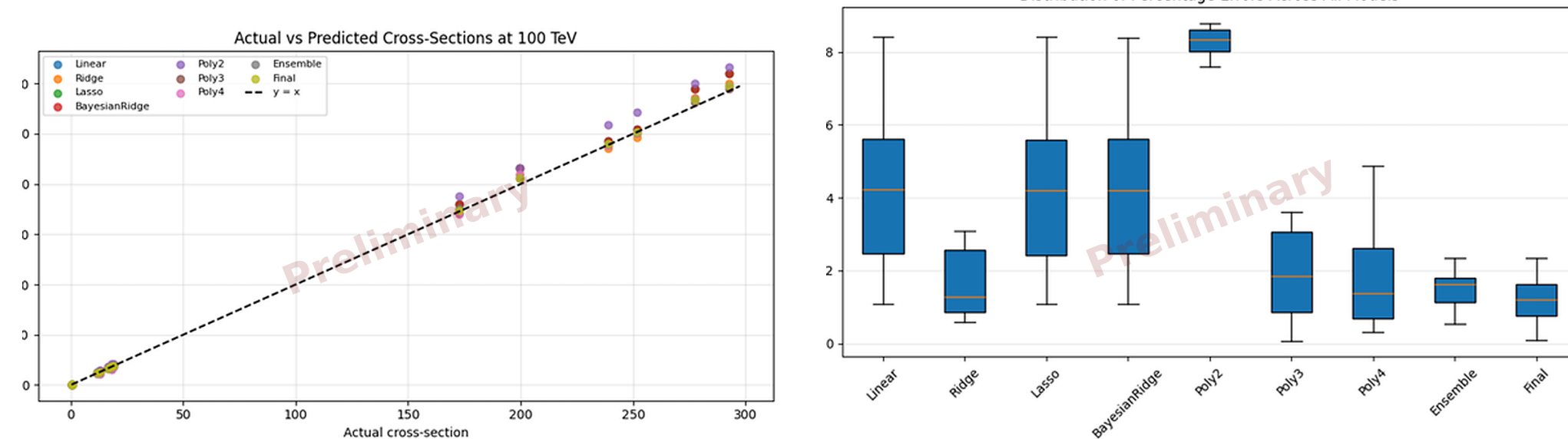
* Linear, Ridge, BayesianRidge, Lasso, Poly3 ** Linear, Ridge, BayesianRidge, Lasso, Poly3, Poly4

SONUÇLAR — MODEL PERFORMANSI

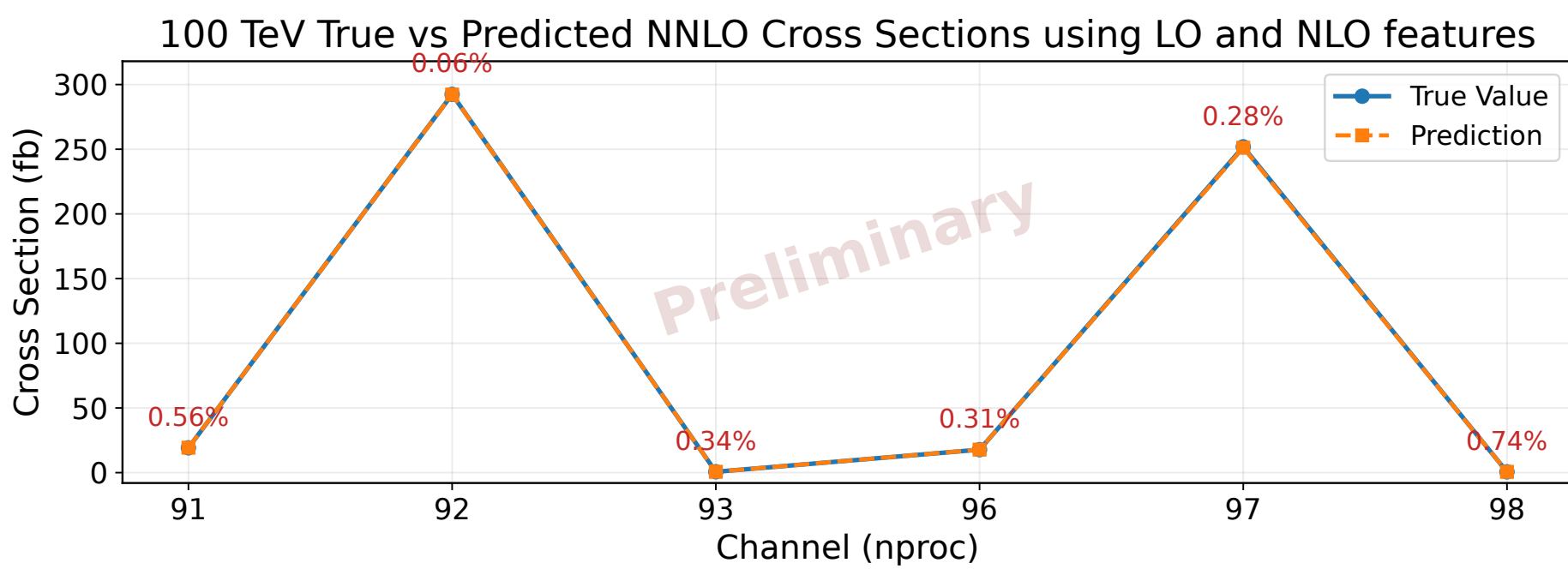
27 TeV — Yakın-sınır ekstrapolasyonu • NNLO ortalama APE: %0.113



100 TeV — Uzak ekstrapolasyon (FCC ölçeği) • NNLO ortalama APE: %1.076



100 TeV — NNLO TESİR KESİTLERİ (AŞAMA-2)



nproc	MCFM	Tahmin	APE (%)
91	19.1861	19.2929	0.5566
92	292.4160	292.2429	0.0592
93	0.668801	0.6711	0.3392
96	17.7608	17.8166	0.3144
97	251.8530	251.1568	0.2764
98	0.617438	0.6129	0.7356

Tüm kanallarda

APE < %1

Ortalama APE $\approx$ %0.38

LO ve NLO tesir kesitleri giriş özelliği olarak kullanılmıştır.

TARTIŞMA

- Tek bir model tüm kanal ve KRD mertebelerinde sistematik olarak üstün değildir.
- Forward-CV ve kanal bazlı seçim, özellikle 100 TeV ekstrapolasyonunda belirleyicidir.
- Basit düzenlenilmiş modeller çoğu kanalda yeterli; esnek modeller yalnızca belirli durumlarda avantajlıdır.

SONUÇ

- MCFM tabanlı LO / NLO / NNLO WH tesir kesitleri başarıyla modellenmiştir.
- NNLO enerji-yalnız ortalama APE: 27 TeV'de %0.113, 100 TeV'de %1.076.
- Aşama-2'de tüm 100 TeV NNLO tahminlerinde APE %1'in altındadır.

TEŞEKKÜR

Bu çalışma Erciyes Üniversitesi BAP tarafından **FYL-2025-15728** ve **FBAÜ-2025-14357** sözleşme numaraları ile desteklenmiştir. Doç. Dr. Emrah Tıraş, **TÜBA-GEBİP** desteğine teşekkür eder. ARGEPARK ve Araştırma Dekanlığına altyapı desteği için teşekkür ederiz. Hesaplamalar **TRUBA** ve **UHeM** kaynaklarında; 1021762025 ve 1021812025 numaralı tahsisler kapsamında yürütülmüştür.

KAYNAKLAR

- [1] G. Aad *et al.* (ATLAS), *Eur. Phys. J. C* **81** (2021) 178. arXiv:2007.02873
[2] A. Hayrapetyan *et al.* (CMS), *Phys. Lett. B* **860** (2025) 139202. arXiv:2405.16566
[3] O. Brein, A. Djouadi, R. Harlander, *Phys. Lett. B* **579** (2004) 149–156. arXiv:hep-ph/0307206
[4] J. M. Campbell, R. K. Ellis, C. Williams, *JHEP* **06** (2016) 179. arXiv:1601.00658
[5] M. Feickert, B. Nachman, *A Living Review of Machine Learning for Particle Physics* (2021). arXiv:2102.02770
[6] K. Dilsiz, E. Tıraş, M. Yılmaz, H. Ögöl, *Eur. Phys. J. C* **85** (2025) 84

- [7] J. M. Campbell, R. K. Ellis, T. Neumann, C. Williams, *MCFM-10.3 Manual* (2023)
[8] A. Dainese *et al.* (eds.), *Report on the Physics at the HL-LHC, and Perspectives for the HE-LHC*, CERN-2019-007 (2019)
[9] A. Abada *et al.*, *FCC Physics Opportunities*, *Eur. Phys. J. C* **79** (2019) 474
[10] R. D. Ball *et al.* (NNPDF), *Eur. Phys. J. C* **77** (2017) 663. arXiv:1706.00428
[11] LHCb Collaboration, *Nature* **643** (2025) 1223–1227. doi:10.1038/s41586-025-09119-3