# **Chapitre X** Reconstruction de la masse d'une résonance grâce au Machine Learning

Somi	ma	ire
	1	I

	1	Intro	oduction	
	2	Le M	Iachine Learning   2	
		2.1	Généralités	
		2.2	Le Gradient Boosting	
		2.3	Le Deep Learning	
3		App	lication du <i>Machine Learning</i> aux événements $H \rightarrow \tau\tau$	
		3.1	Génération des événements	
		3.2	Variables d'entrées	
		3.3	Performances sur les événements de test	
		3.4	Performances sur les événements de l'analyse CMS	
4		Prise	e en compte de l'empilement	
		4.1	Génération des événements	
		4.2	Performances	
		4.3	Variables d'entrées supplémentaires	
		4.4	Performances	
	5	Effet	ts sur les résultats de l'analyse MSSM HTT	
	6	Conc	clusion 2	

## Citations incontournables :

- Delphes 3.4.2 [1, 2]?
- CMS Fast Simulation (FASTSIM) [3-6]
- PYTHIA 8.235 [7]
- FASTJET [8, 9]
- Keras [10]
- TENSORFLOW [11]
- XGBOOST [12]
- [13] for an example of nn use in HEP
- *—* [15]
- SVFIT [16]

Citer également la thèse de Gaël :

G. TOUQUET. « Search for an additional neutral MSSM Higgs boson decaying to tau leptons with the CMS experiment ». Thèse de doct. Université Claude Bernard Lyon 1, oct. 2019. URL: https: //hal.archives-ouvertes.fr/tel-02526393

- type of samples/events
- preselection (small HTT analysis)
- inputs
- performances : métrique?

- mass range + plots
- METcov + plots
- PU + plots

### 1 Introduction

## 2 Le Machine Learning

- 2.1 Généralités
- 2.2 Le Gradient Boosting
- 2.3 Le Deep Learning

## 3 Application du *Machine Learning* aux événements H ightarrow au au

- 3.1 Génération des événements
- 3.2 Variables d'entrées
- 3.3 Performances sur les événements de test
- 3.4 Performances sur les événements de l'analyse CMS

## 4 Prise en compte de l'empilement

- 4.1 Génération des événements
- 4.2 Performances

(sur ces nouveaux événements)

#### 4.3 Variables d'entrées supplémentaires

4.4 Performances

(avec les nouvelles variables)

## 5 Effets sur les résultats de l'analyse MSSM HTT

(remplacement de mttot par les prédictions du meilleur modèle, nouveaux plots d'exclusion, comparaison)

#### 6 Conclusion

#### Références

- [1] J. de Favereau & coll. « Delphes 3: a modular framework for fast simulation of a generic collider experiment ». *Journal of High Energy Physics* 2 (fév. 2014). DOI: 10.1007/jhep02(2014) 057. URL: http://dx.doi.org/10.1007/JHEP02(2014)057.
- [2] A. Mertens. « New features in Delphes 3 ». *Journal of Physics : Conference Series* **608**.1 (2015). Sous la dir. de L. Fiala, M. Lokajicek & N. Tumova. doi : 10.1088/1742-6596/608/1/012045.
- [3] S. ABDULLIN & coll. « The Fast Simulation of the CMS Detector at LHC ». *Journal of Physics : Conference Series* **331**.3 (déc. 2011). DOI: 10.1088/1742-6596/331/3/032049.
- [4] A. GIAMMANCO. « The Fast Simulation of the CMS Experiment ». *Journal of Physics : Conference Series* **513**.2 (juin 2014). DOI: 10.1088/1742-6596/513/2/022012.

- [5] M. Komm. « Fast emulation of track reconstruction in the CMS simulation ». *Journal of Physics : Conference Series* **898** (oct. 2017). DOI: 10.1088/1742-6596/898/4/042034.
- [6] S. Sekmen. Recent Developments in CMS Fast Simulation. 2017. arXiv: 1701.03850.
- [7] T. SJÖSTRAND & coll. « An Introduction to PYTHIA 8.2 ». Computer Physics Communications 191 (2015), p. 159-177. DOI: 10.1016/j.cpc.2015.01.024. arXiv: 1410.3012 [hep-ph].
- [8] M. CACCIARI, G. P. SALAM & G. SOYEZ. « FASTJET user manual ». European Physical Journal C72 (nov. 2012). DOI: 10.1140/epjc/s10052-012-1896-2. arXiv: 1111.6097 [hep-ph].
- [9] M. CACCIARI & G. P. SALAM. « Dispelling the  $N^3$  myth for the  $k_T$  jet-finder ». *Physics Letters* **B641.1** (sept. 2006), p. 57-61. DOI: 10.1016/j.physletb.2006.08.037. URL: http://dx.doi.org/10.1016/j.physletb.2006.08.037.
- [10] F. CHOLLET & coll. KERAS. https://keras.io. 2015.
- [11] M. Abadi & coll. TensorFlow: Large-scale machine learning on heterogeneous distributed systems. Software available from tensorflow.org. 2015. URL: https://www.tensorflow.org/.
- [12] T. Chen & C. Guestrin. « XGBoost : A Scalable Tree Boosting System ». Proceedings of the 22nd ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining (août 2016). Doi: 10.1145/2939672.2939785.
- [13] D. Guest & coll. « Jet flavor classification in high-energy physics with deep neural networks ». *Physical Review* **D94**.11 (déc. 2016). DOI: 10.1103/physrevd.94.112002. URL: http://dx.doi.org/10.1103/PhysRevD.94.112002.
- [14] W. Sarle. « Neural Networks and Statistical Models ». 1994.
- [15] P. Bärtschi & coll. « Reconstruction of τ lepton pair invariant mass using an artificial neural network ». Nuclear Instruments and Methods in Physics Research A929 (2019), p. 29-33. DOI: https://doi.org/10.1016/j.nima.2019.03.029. URL: http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0168900219303377.
- [16] L. BIANCHINI & coll. « Reconstruction of the Higgs mass in  $H \to \tau\tau$  Events by Dynamical Likelihood techniques ». *Journal of Physics : Conference Series* **513**.2 (juin 2014). DOI : 10.1088/1742-6596/513/2/022035. URL : https://doi.org/10.1088%2F1742-6596%2F513%2F2%2F022035.
- [17] G. Touquet. « Search for an additional neutral MSSM Higgs boson decaying to tau leptons with the CMS experiment ». Thèse de doct. Université Claude Bernard Lyon 1, oct. 2019. URL: https://hal.archives-ouvertes.fr/tel-02526393.