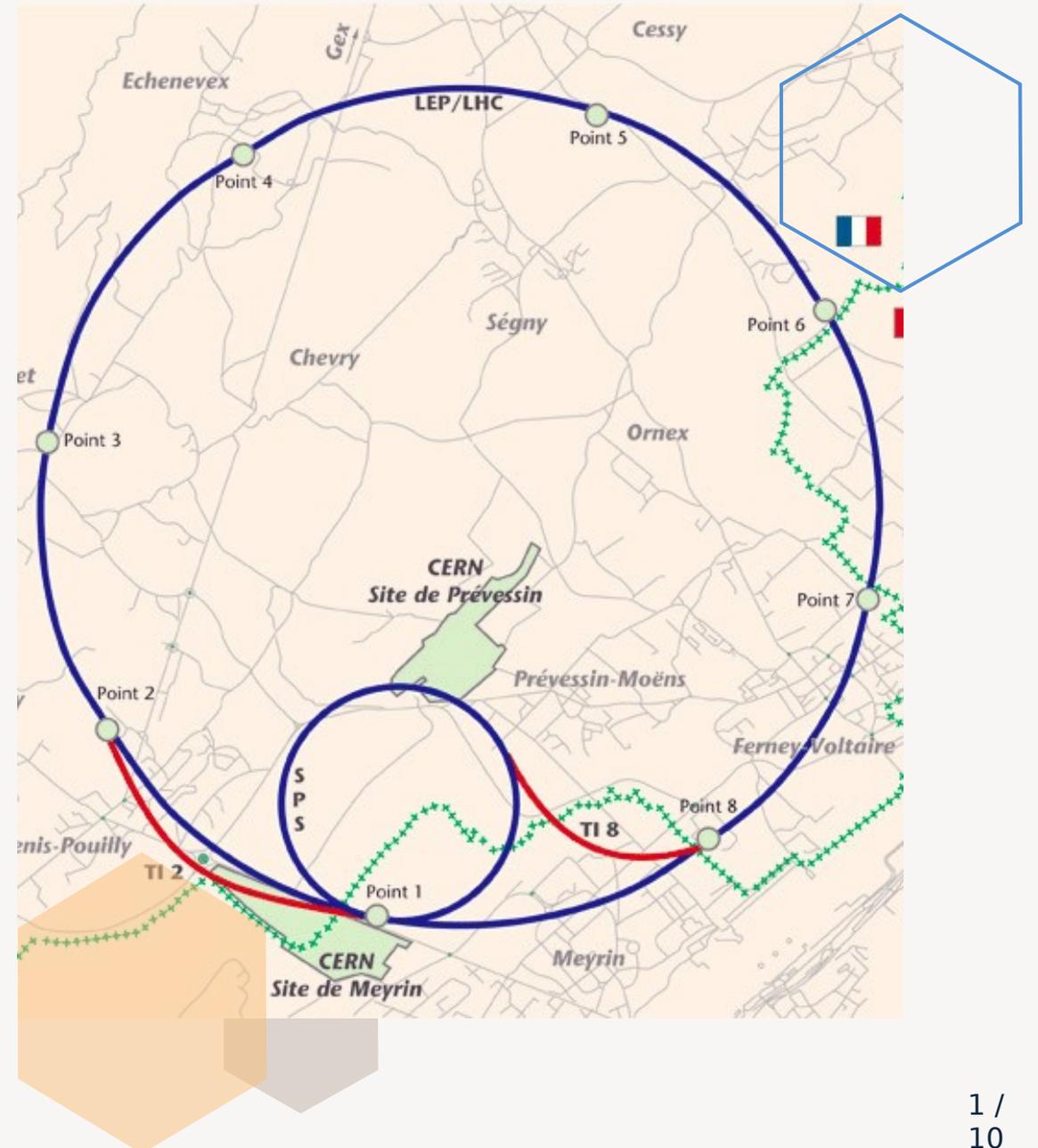


Reconstruction du boson Z^0 dans le détecteur ATLAS au LHC

Par Eva Vuilloz

Encadrant : Frédéric Derue

Laboratoire de Physique
Nucléaire et des Hautes
Energies (LPNHE)



Le modèle Standard de la physique des particules

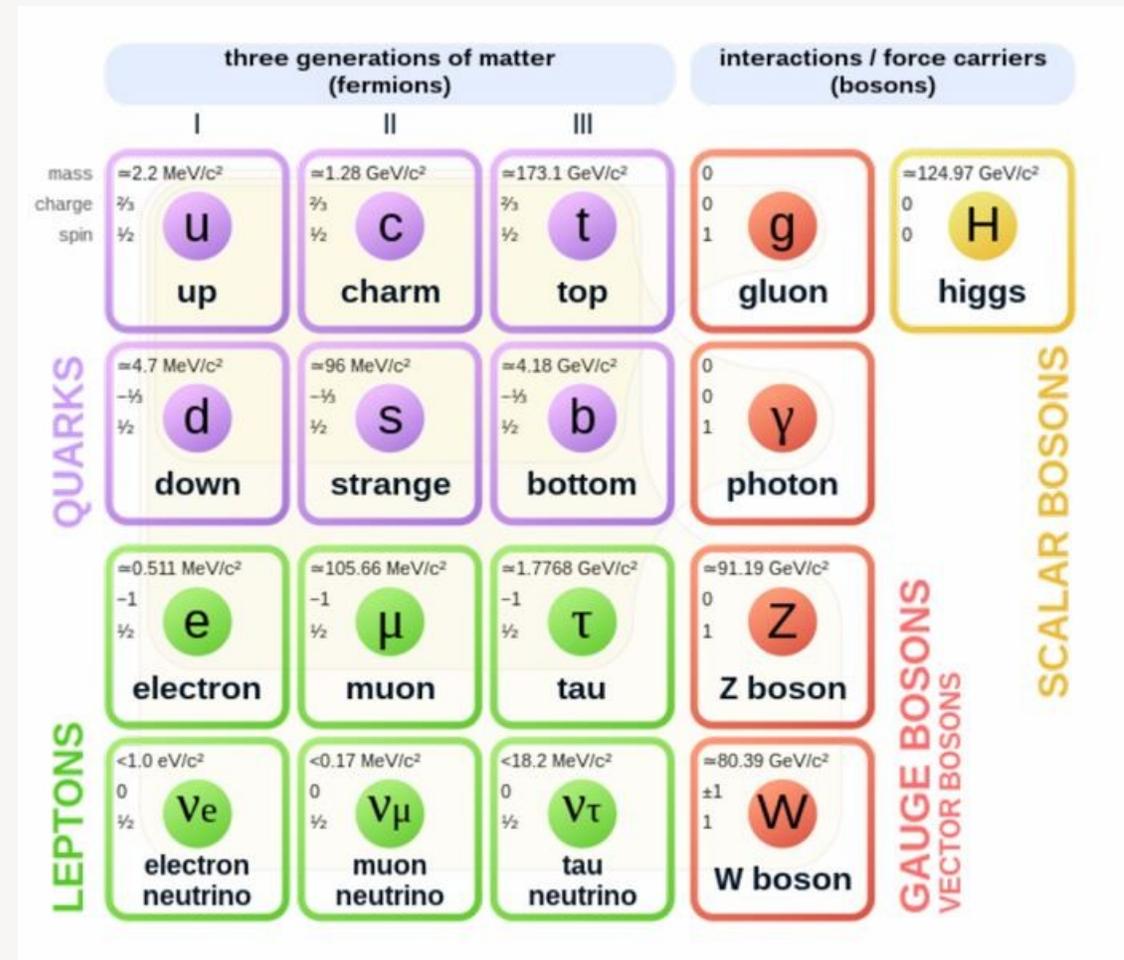
2 catégories :

- Fermions (spin demi-entier) => constituants de la matière
- Bosons (spin entier) => vecteurs des interactions

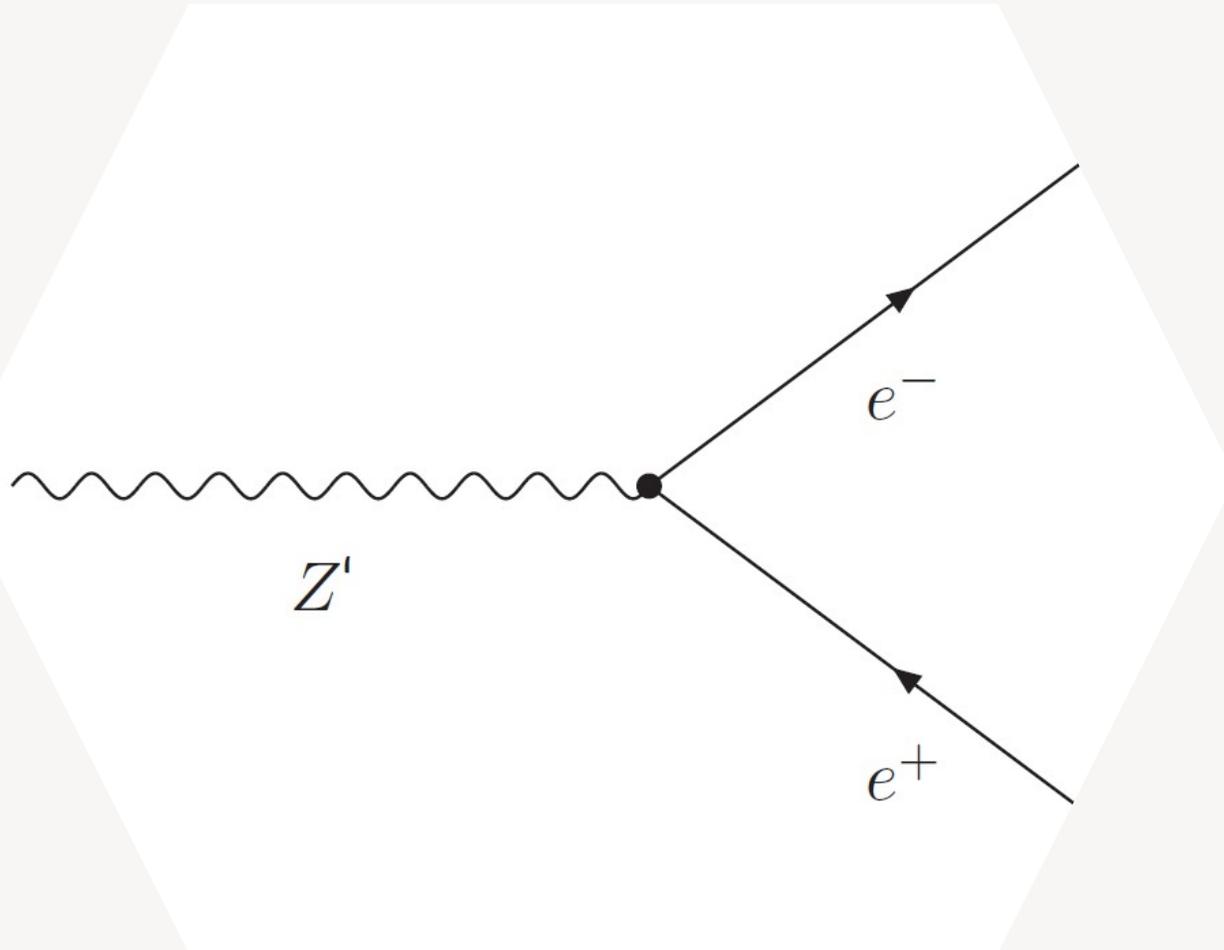
+ Boson de Higgs (2012) à l'origine de la masse des particules

Robuste du point de vue expérimental, mais incomplet

Utilisation d'accélérateurs pour l'étudier



Le boson Z0



Masse : 91.2 GeV/c²

Durée de vie : 10e-25s

Porte l'interaction faible

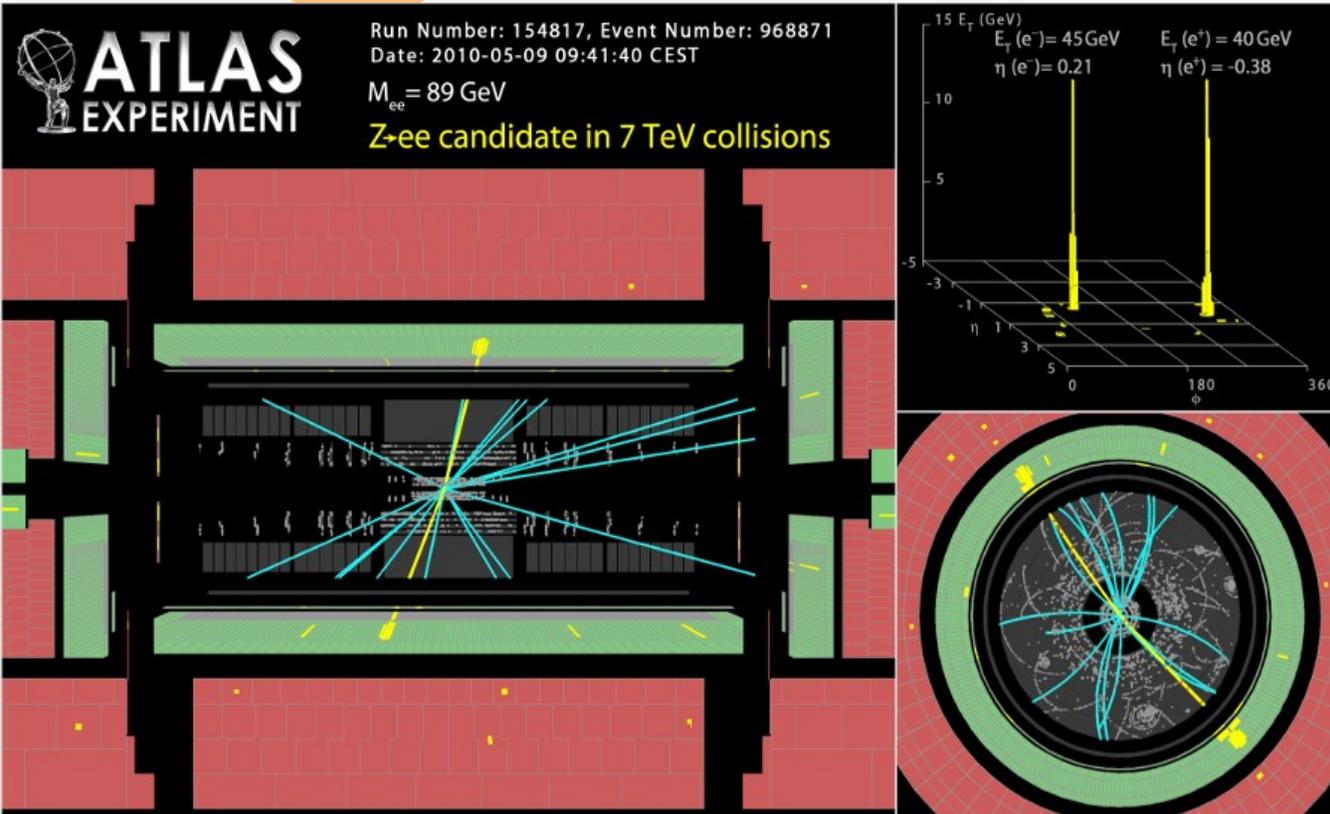
Rapport d'embranchement de désintégration en e⁺ e⁻ : 3.3632 ± 0.0042 %

Lien masse énergie en relativité

$$m_Z = \sqrt{\left(\frac{E_{e^-} + E_{e^+}}{c^2}\right)^2 - \left(\frac{p_{e^-} + p_{e^+}}{c}\right)^2}$$

Le détecteur ATLAS

Expérience ATLAS : située à Genève au LHC, collisions protons-protons, étude généraliste du Modèle Standard

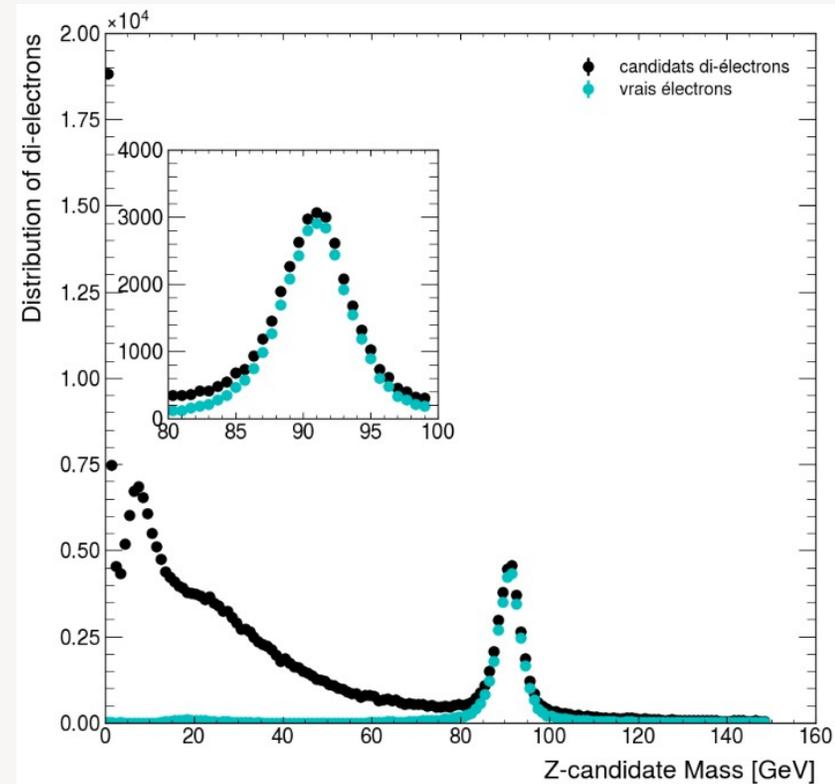
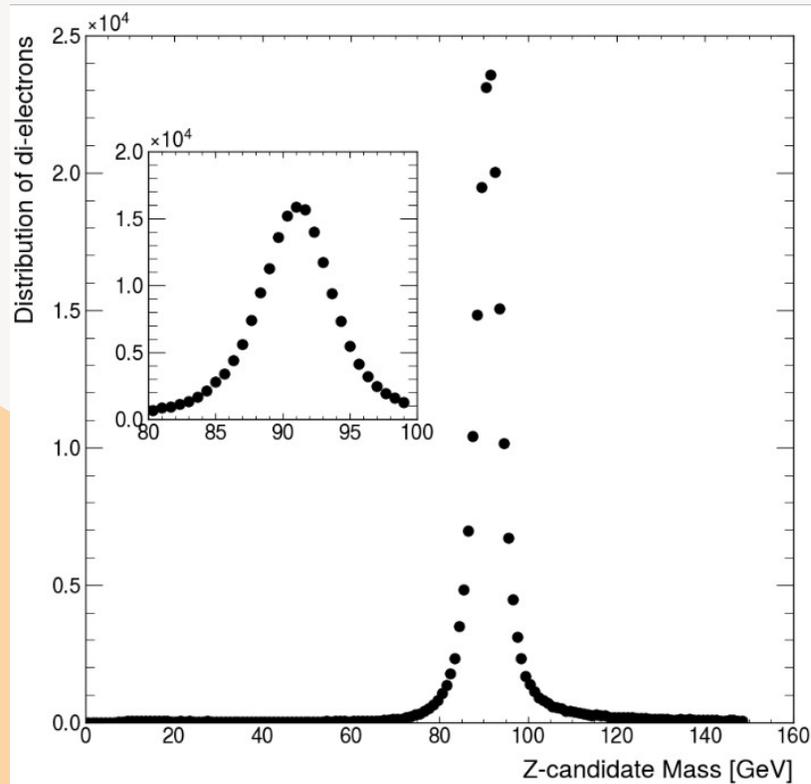


Structure en couches :

- Trajectographe : traces et impulsions des particules chargées
- Calorimètre électromagnétique : mesure l'énergie et la position des électrons et photons grâce aux gerbes électromagnétiques
- Calorimètre hadronique : mesure l'énergie et la position des hadrons grâce aux gerbes hadroniques
- Chambres à muons : conçues pour cibler les muons, qui interagissent très peu avec les calorimètres

Les données utilisées proviennent principalement du trajectographe et du calorimètre électromagnétique pour l'étude des électrons

Reconstruction du boson Z0



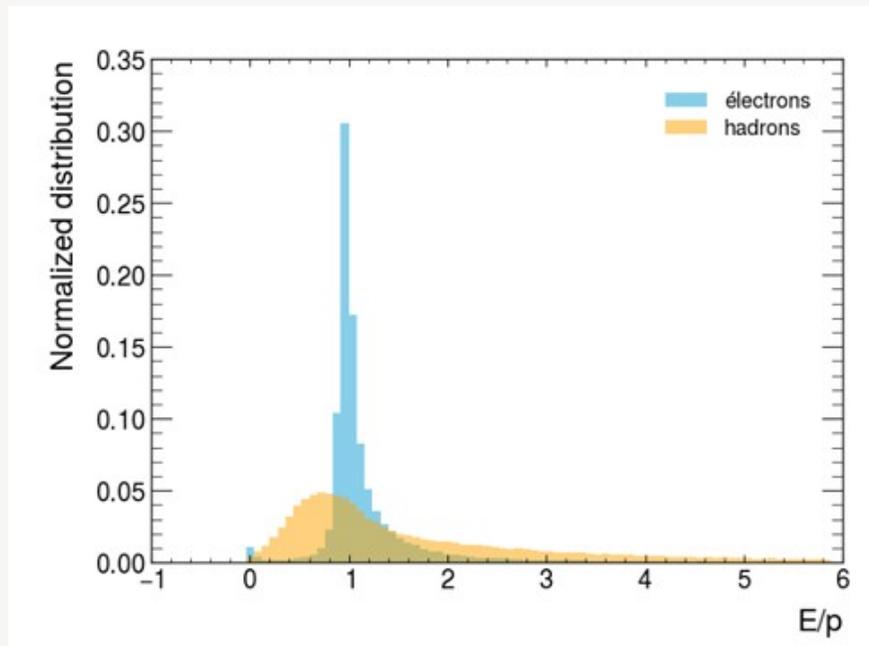
2 types de données : données de collisions enregistrées par ATLAS, et données simulées par méthode Monte-Carlo en prenant en compte les processus de collisions et la description du détecteur

Pic autour de la masse du boson Z0, mais bruit de fond important pour les candidats di-électrons simulés => peut être réduit grâce à l'étude sur l'identification des électrons

Identification des électrons

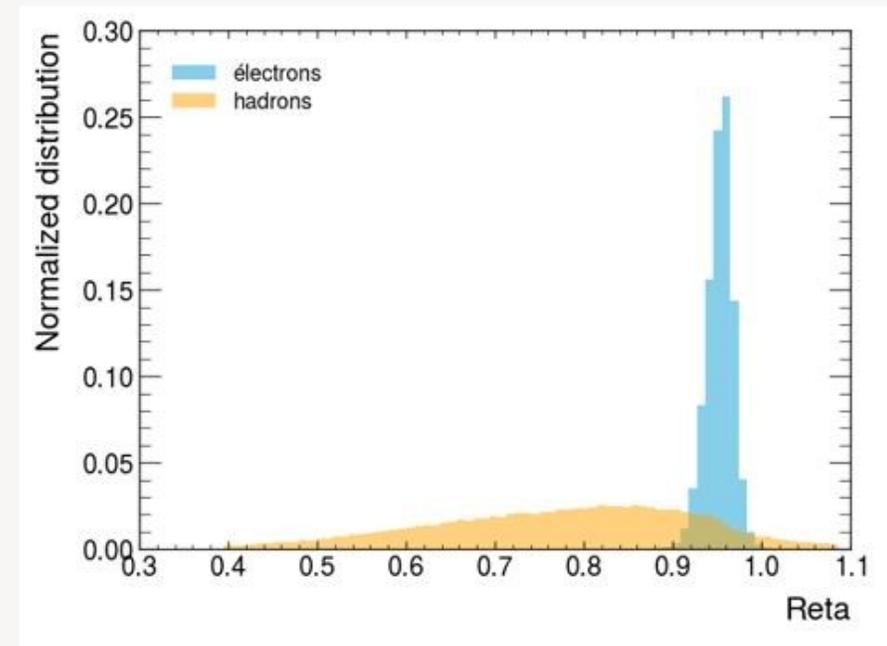
Électrons : association trace-amas dans les 2 premières couches du détecteur

=> Utilisation de variables caractérisant la gerbe pour faire une sélection sur les candidats électrons et rejeter les hadrons, grâce aux données simulées avec des coupures rectangulaires



Les électrons piquent à 1 car leur masse est faible

On ne mesure qu'une partie de l'énergie des hadrons dans les calorimètres => plus diffus



Les électrons piquent à 1 car leur gerbe est étroite

Les hadrons ont une gerbe plus large

Sélection des électrons

Variable	Sélection
E/P	0 - 7
R_η	0.85 - 1.05
R_{had}	-0.04 - 0.04
$w_{\eta 2}$	0.008 - 0.012
w_{tots1}	0.8 - 3.5

L'impact de la sélection sur les données peut être estimée à l'aide de l'efficacité d'identification des électrons et du facteur de rejet des hadrons :

$$\epsilon_e = \frac{N_{el}^{selec}}{N_{el}^{vrai}} \quad \text{et} \quad r_{rejet} = \frac{1}{\epsilon_{hadrons}} = \frac{N_{hadrons}}{N_{hadrons}^{selec}}$$

Avec ces coupures rectangulaires, on obtient une efficacité de 0.96 et un facteur de rejet de 30

=> Efficacité très haute et élimination de 97% du bruit de fond

Ces critères de sélection permettent de garder la majeure partie du pic du Z0 en éliminant presque tout le bruit de fond

Identification des électrons avec des méthodes de Machine Learning

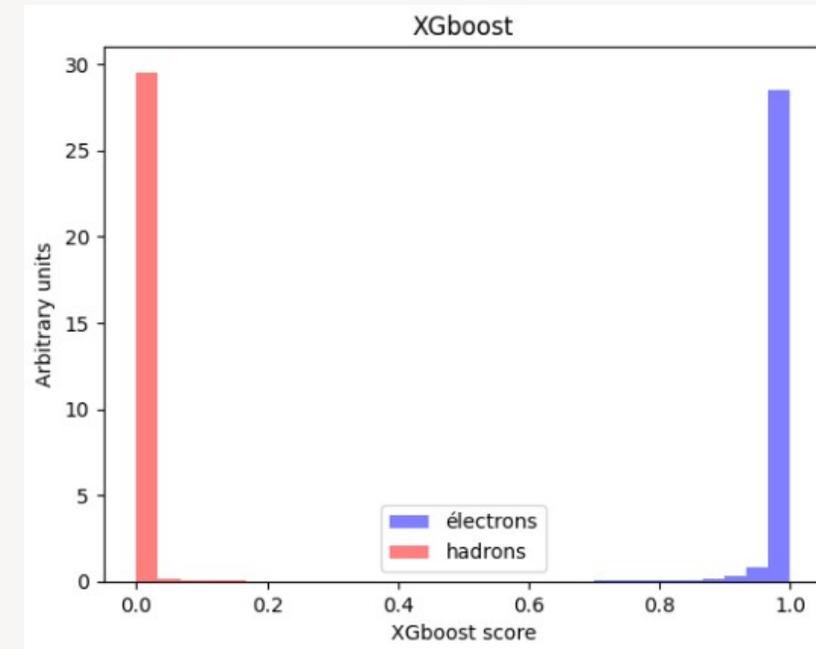
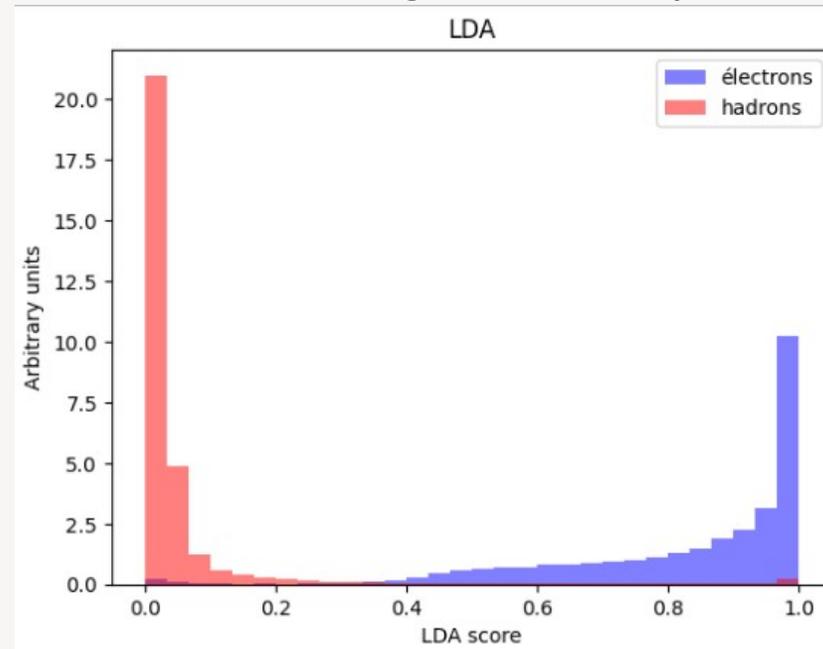
Exemple de problème de classification => Utilisation de sci-kit

Basé sur les formes des distributions => Passer de plusieurs variables à 1 seule

Fonctionnement en 2 phases : entraînement et test, grâce à la séparation du lot de données

3 méthodes utilisées :

- Likelihood
- Fisher's Linear Discriminant
- Arbres de décision



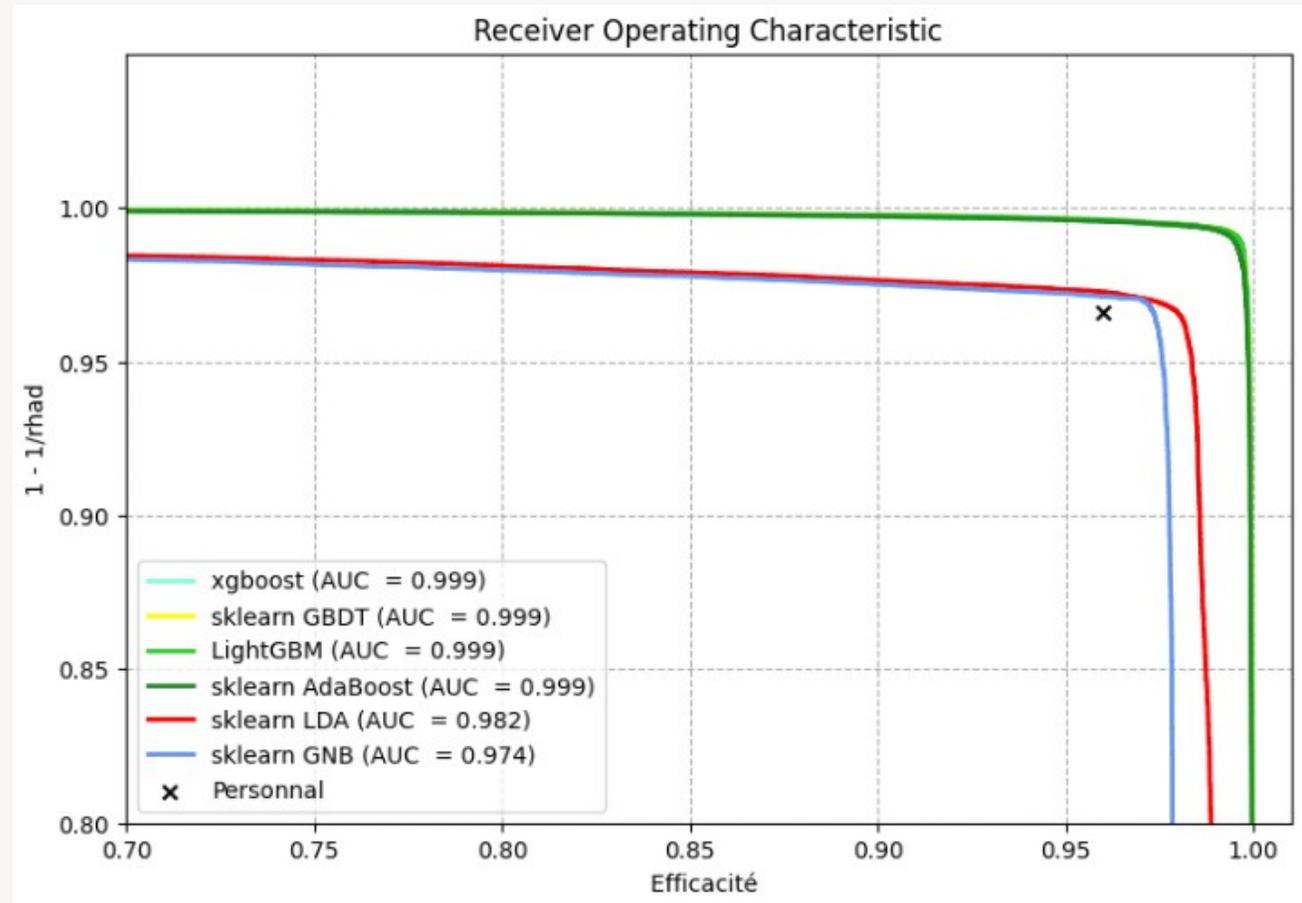
Comparaison des méthodes

Courbe ROC (Receiver Operating Characteristic) : capacité à éliminer le bruit de fond en fonction de l'efficacité d'identification du signal

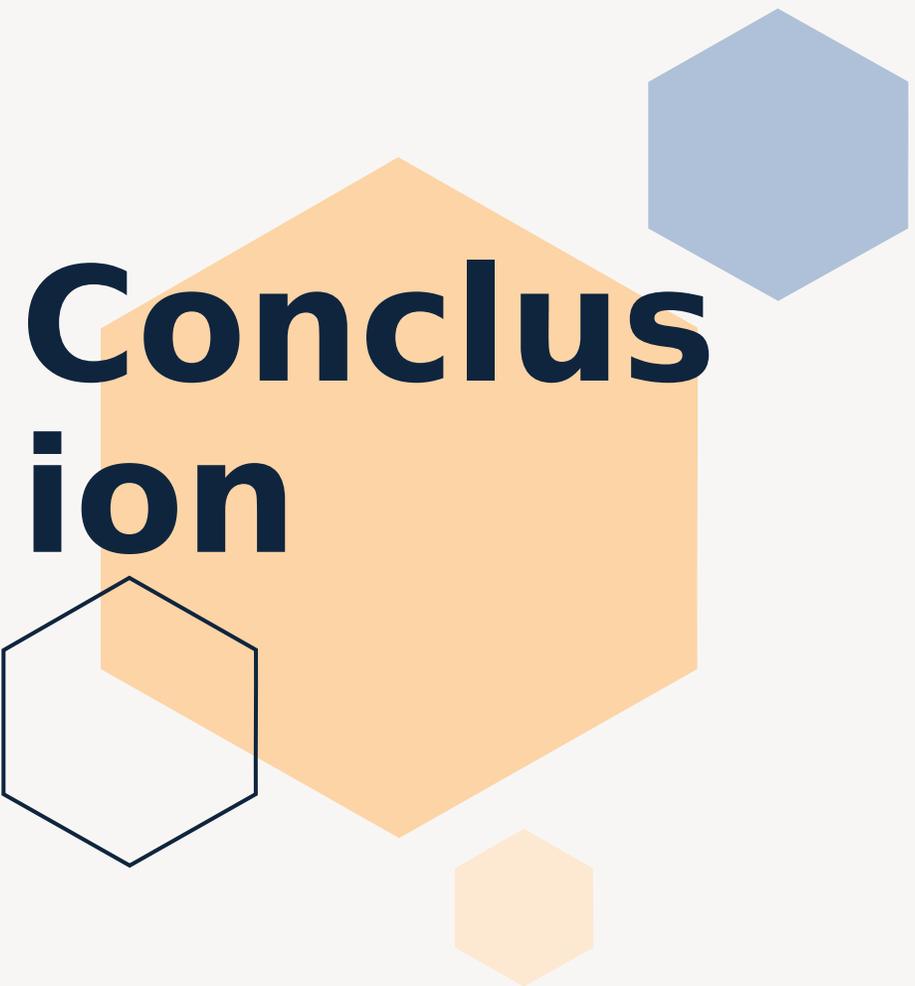
AUC (Area Under Curve) : performance globale du classificateur

⇒ Méthode des arbres de décision la plus performante, différence dans le temps d'exécution

⇒ Sélection faite « à la main » moins performante que toutes les méthodes de machine Learning



Les méthodes de Machine Learning sont plus performantes que la sélection avec des coupures et permettent de choisir le point de fonctionnement



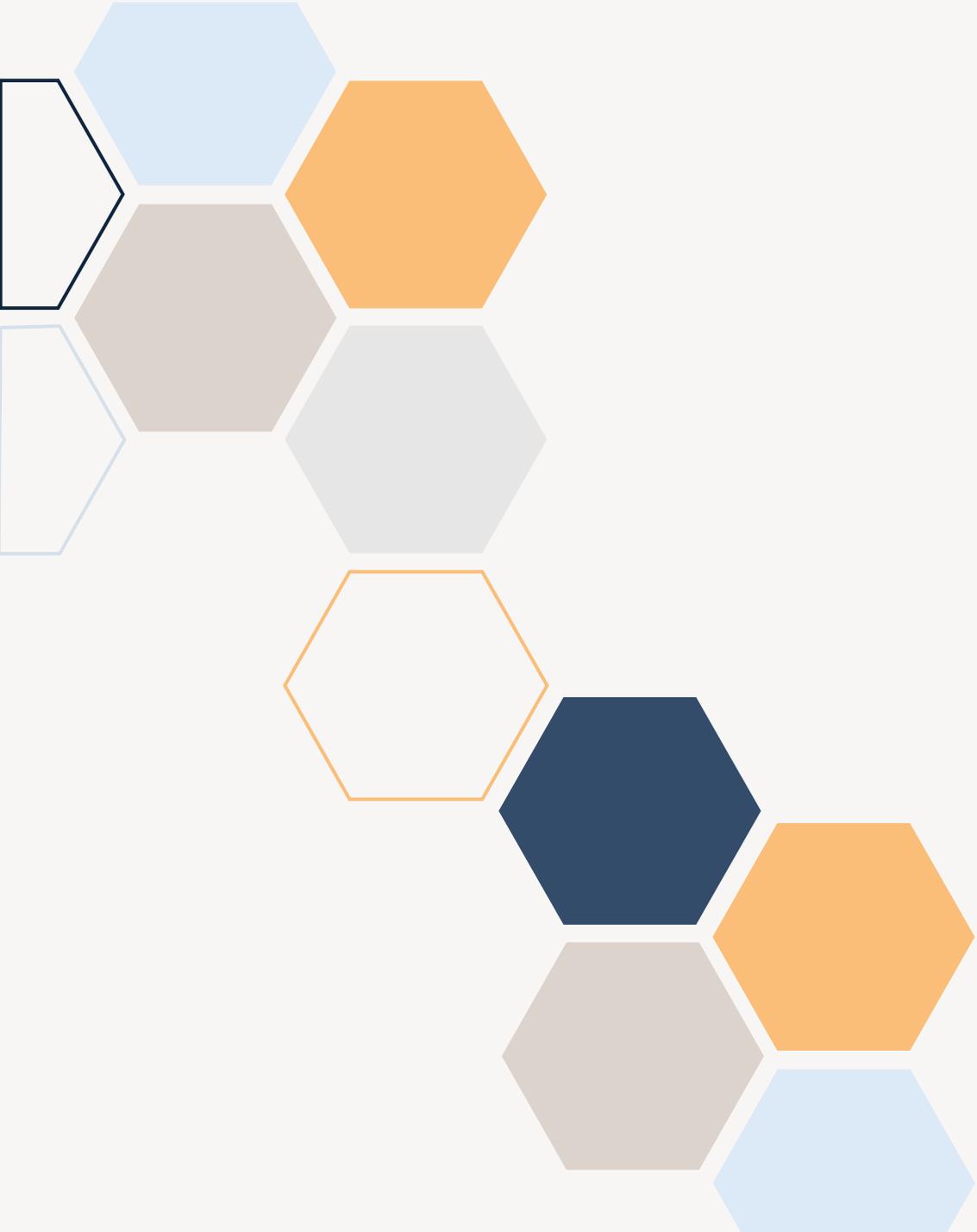
Conclusion

Analyse classique du domaine

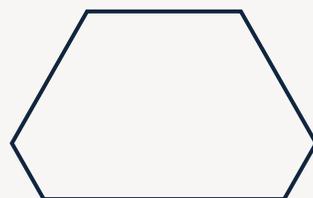
Complexité du mécanisme de sélection

Première expérience du Machine Learning

Découverte de l'environnement de travail dans un laboratoire



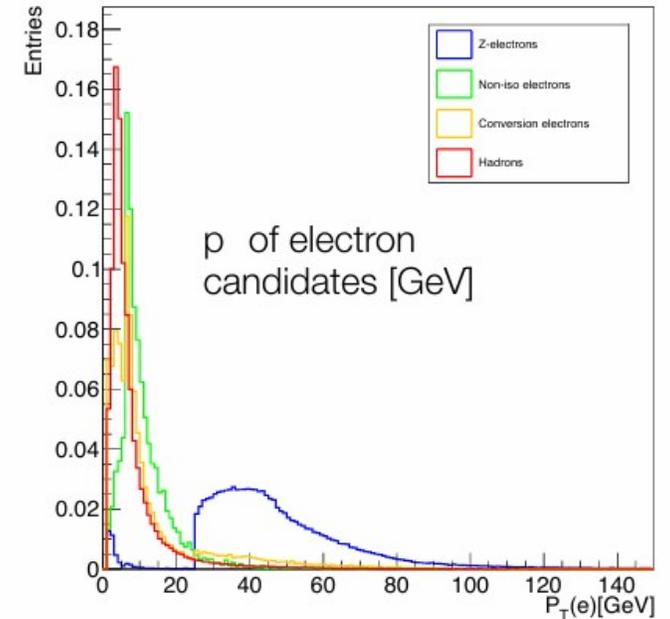
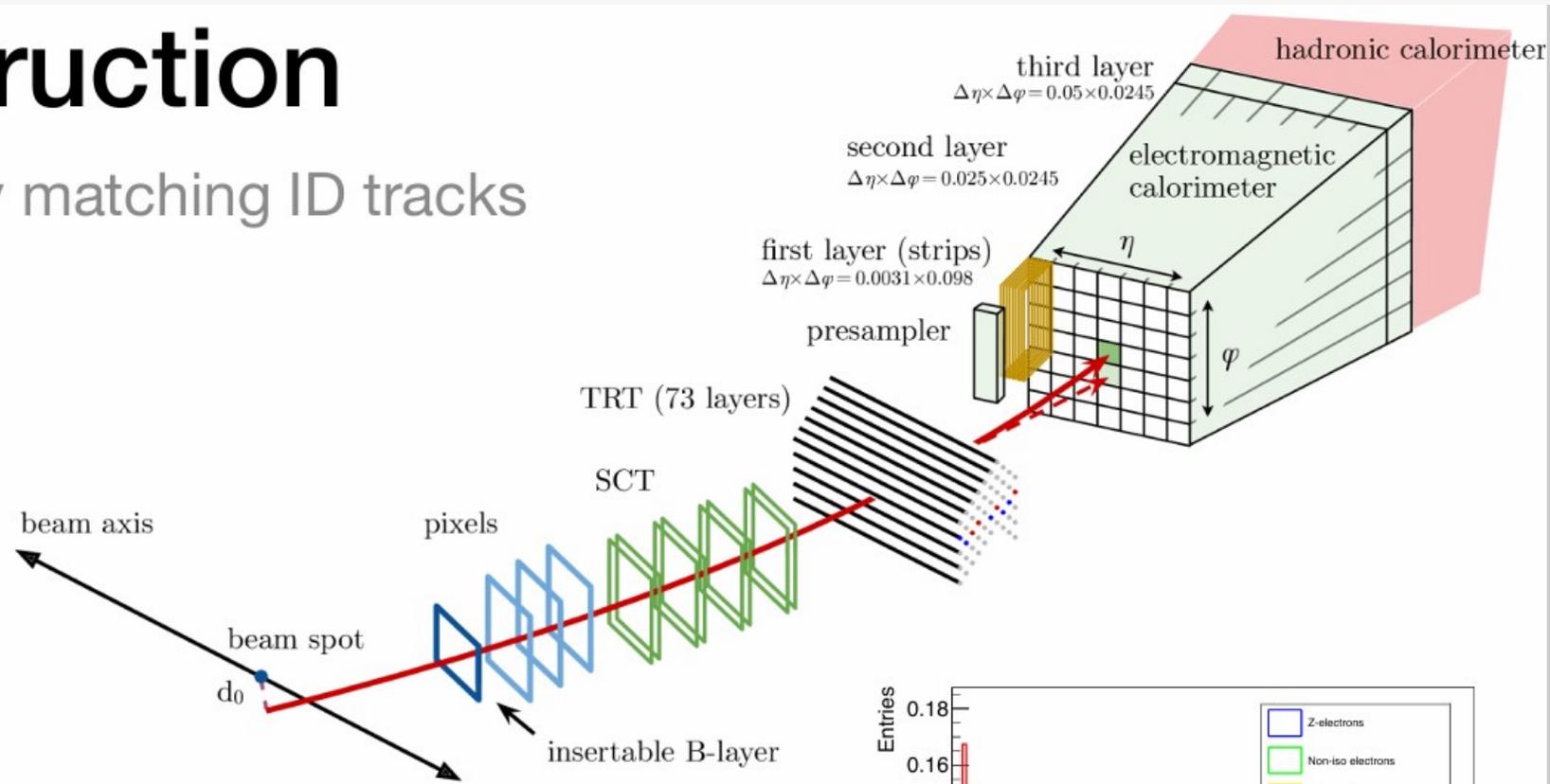
**Merci de votre
écoute**



Electron reconstruction

Electrons are reconstructed by matching ID tracks to calorimeter clusters

- Each electron candidate is described by different variables:
 - Kinematic variables are related to physical quantities of the candidates
 - Discriminating variables describe the passage of candidates through the detector and the formation of EM showers
- Electron candidates can be classified using 'truth' information
 - We are searching for **prompt electrons from the decay of the Z^0**
 - **Non-isolated electrons** appearing in jets can appear as a result of heavy quark decay
 - Electrons can be produced by the **conversion of photons** into e^+e^- pairs
 - Other particles such as **hadrons in light-flavour jets** can mimic the signal of electrons



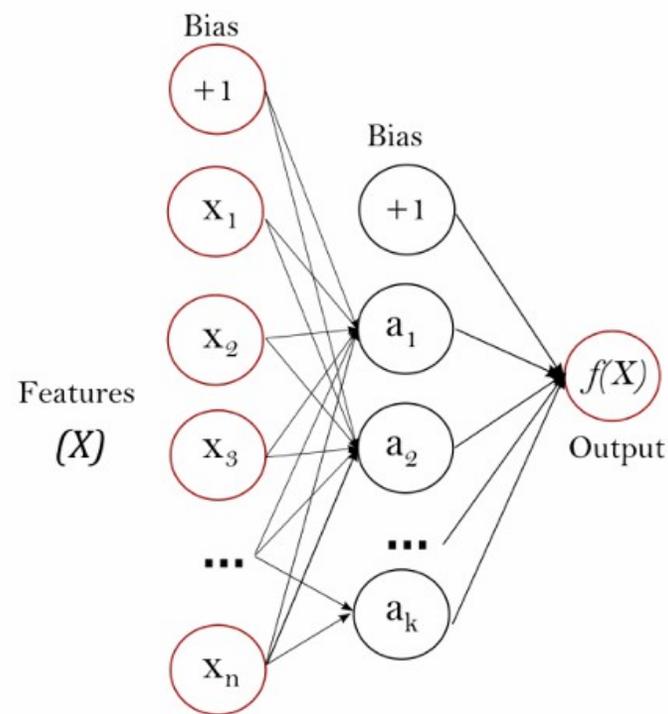
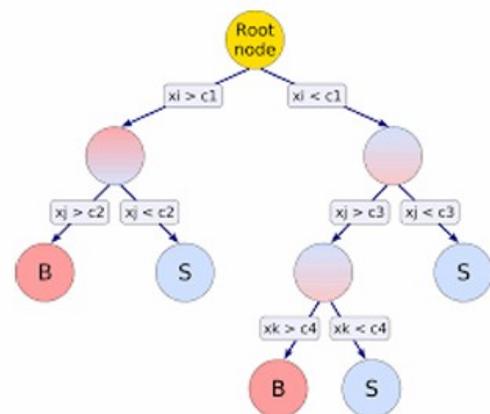
MVA Methods

Only a small amount of MVA methods were chosen

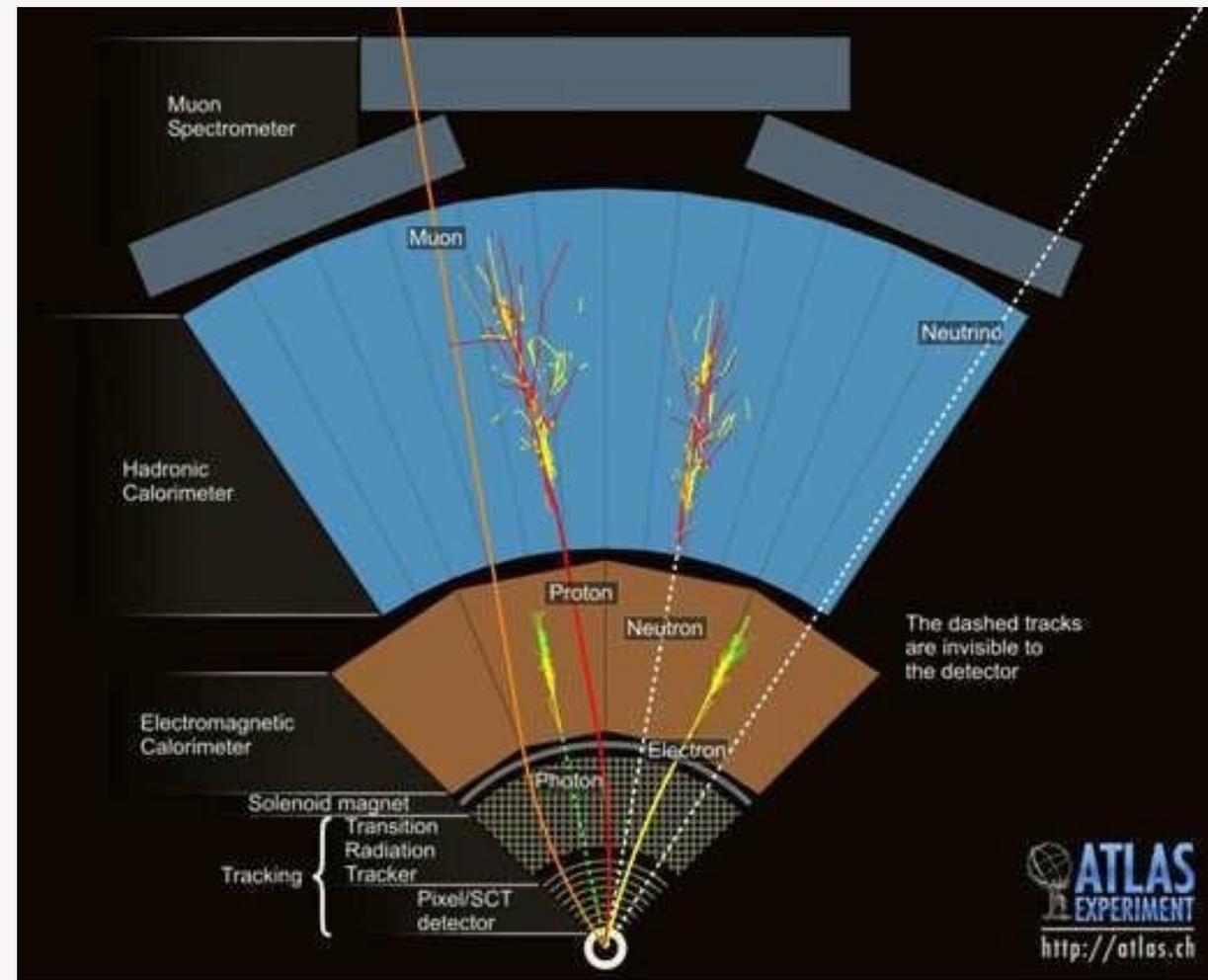
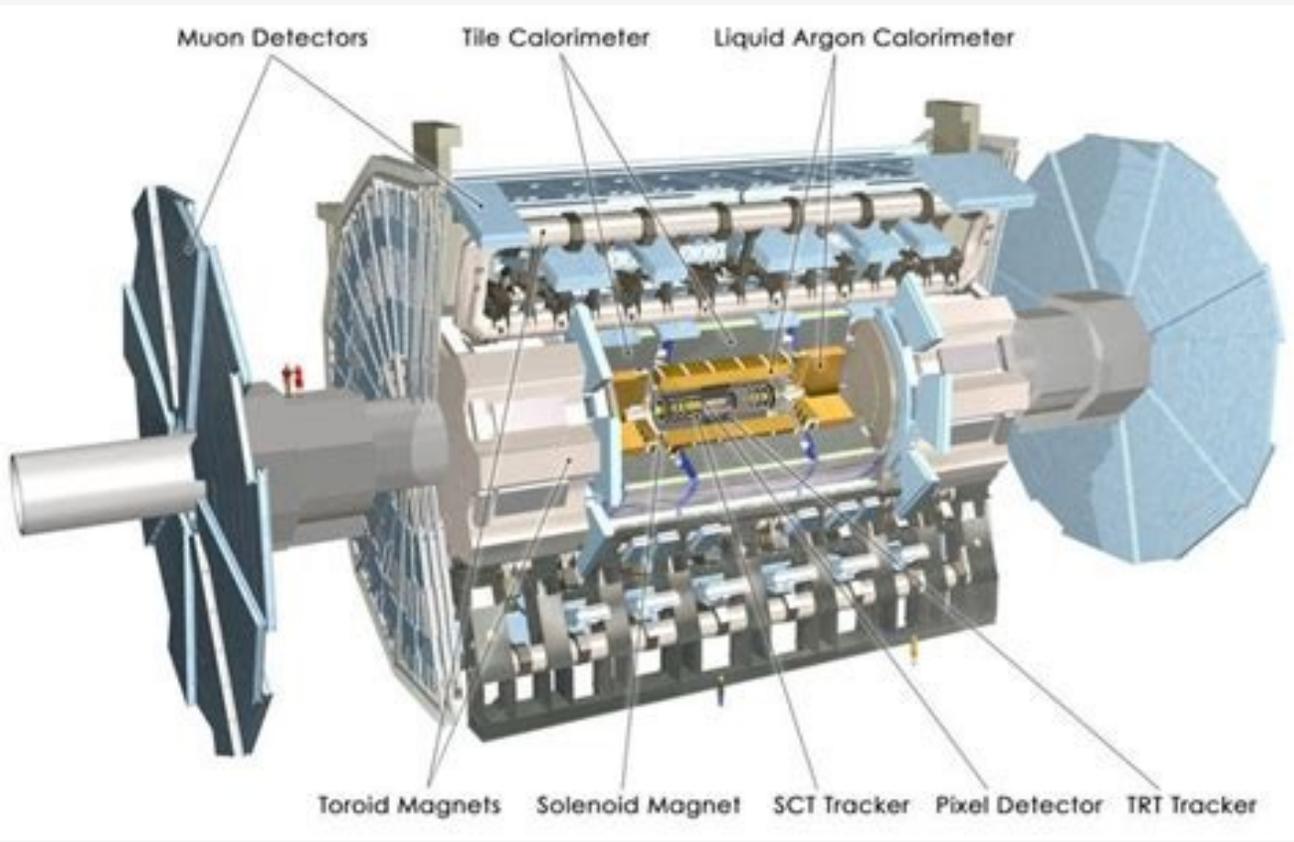
- Likelihood:
 - Uses likelihood ratio between signal and background event PDFs
 - Equivalent to a Naïve Bayes estimator since correlations are ignored
- Fisher's Linear Discriminant (LDA):
 - Introduces a projection of the variables that aims to maximise the ratio between class separation over in class variance
 - A form of linear discriminant analysis
- Artificial Neural Network (ANN / MLP):
 - Based upon biological neurons in the brain
 - Artificial neurons receive input signals that are weighted to determine its output
 - Trained through backpropagation
- Boosted Decision Tree (BDT):
 - Uses many individual decision trees
 - The trees are combined (boosted) so that an objective function is minimised

$$L_{S(B)} = \prod_{i=1}^n P_{S(B),i}(x_i),$$

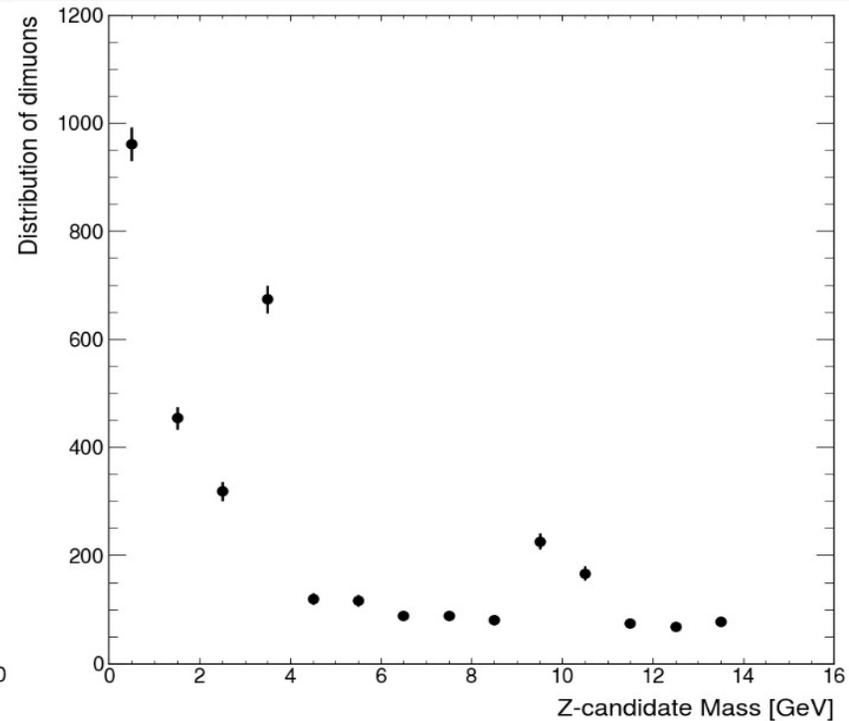
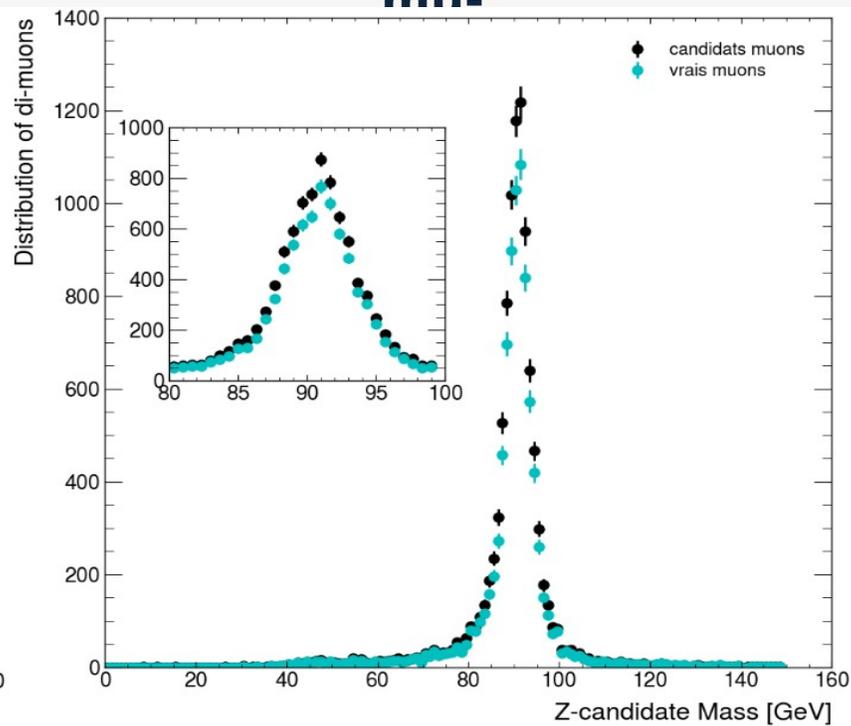
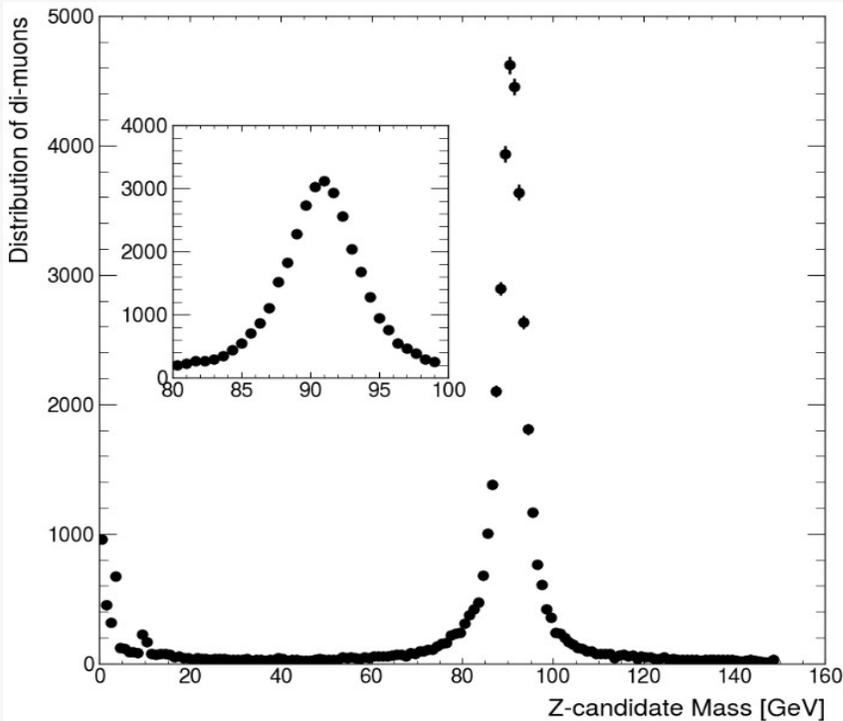
$$d_L = \frac{L_S}{L_S + L_B}$$



Algorithms implementations can be different in the two frameworks, e.g for BDT AdaBoost for TMVA, XGBoost in the Jupyter notebook



Désintégration $Z^0 \Rightarrow \mu^+ \mu^-$



Référence
pour $Z^0 \Rightarrow e^+ e^-$

