Master Sciences, Mention Physique Parcours PHYSIQUE SUBATOMIQUE et ASTROPARTICULES 2008-2009

Florian MICONI

Recherche du boson de Higgs standard de masse inférieure à 140 GeV/c^2 avec l'expérience DØ au Tevatron.

Rapport de stage

sous la direction de Mme RIPP-BAUDOT

Juin 2009

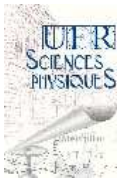


Table des matières

1 Introduction. 2
- 1.1 Le boson de Higgs du modèle standard. . . . 2
  - 1.1.1 Les motivations physiques de sa recherche. . . . 2
  - 1.1.2 Les propriétés du boson de Higgs. . . . 2
  - 1.1.3 Les contraintes expérimentales directes et indirectes. . . . 3
- 1.2 La recherche du Higgs standard léger au Tevatron. . . . 4
  - 1.2.1 Le contexte expérimental. . . . 4
  - 1.2.2 Les critères de sélection du Higgs. . . . 5
  - 1.2.3 L'identification des jets de quark beau (*b-tagging*). . . . 6
  - 1.2.4 Le bruit de fond résiduel. . . . 8
- 1.3 Les techniques d'analyse multi-variées. . . . 8
  - 1.3.1 Les réseaux de neurones. . . . 9
  - 1.3.2 Les arbres de décision. . . . 9
  - 1.3.3 Le problème du surentraînement (*over-training*). . . . 10

2 Construction d'un discriminant $V(b\bar{b})/Hb\bar{b}$. 12
- 2.1 Données utilisées. . . . 12
- 2.2 Considérations de départ. . . . 12
- 2.3 Proposition de nouvelles variables discriminantes. . . . 13
- 2.4 Combinaisons des variables à l'aide de techniques multi-variées. . . . 14
  - 2.4.1 Utilisation des arbres de décision. . . . 15
  - 2.4.2 Combinaison finale dans un réseau de neurones. . . . 16
- 2.5 Analyse des résultats. . . . 17
  - 2.5.1 Comparaison des performances. . . . 17
  - 2.5.2 Etude systématique du discriminant. . . . 18

3 Conclusion. 21
- 3.1 Résumé. . . . 21
- 3.2 Les perspectives. . . . 21
- 3.3 Bilan du stage et remerciements. . . . 21

A Les variables discrminantes. 23

Contexte du stage.

Dans le cadre du stage de second semestre de M2 j'ai integré l'équipe de DØ de Strasbourg composée d'Isabelle RIPP-BAUDOT et Sébastien GREDER sur place ainsi que Walter GEIST et Duncan BROWN aux Etats-Unis. Pendant les trois mois du stage, j'ai travaillé sur un nouveau discriminant visant à réduire le bruit de fond résiduel de l'analyse recherchant le boson de Higgs standard au Tevatron dans le canal WH. Pour cela j'ai utilisé des techniques multivariées comme les réseaux de neurones et les arbres de décision. J'ai eu l'opportunité de présenter mes résultats intermédiaires lors du meeting de "DØ France" à Grenoble le 1er et 2 avril.

Dans ce rapport je présente d'abord le contexte expérimental et théorique au sujet du stage, puis dans le second chapitre le développement de la nouvelle variable discriminante.

Chapitre 1

Introduction.

1.1 Le boson de Higgs du modèle standard.

1.1.1 Les motivations physiques de sa recherche.

Le modèle standard de la physique des particules [1] est construit de manière à rester invariant sous une transformation de jauge locale. Les interactions apparaissent comme une conséquence de cette invariance. Néanmoins si l'on décide d'ajouter un terme de masse pour les bosons d'interaction, l'invariance est perdue.

Pourtant, les masses des bosons d'interaction faible W^+, W^- et Z ont été mésurées non nulles par les expériences UA1 et UA2 au CERN en 1983 [2]. Il est donc nécessaire de trouver un mécanisme permettant de leur donner une masse. Un mécanisme de brisure spontanée de la symétrie éléctrofaible fut proposé par Robert Brout et François Englert ainsi que par Peter Higgs en 1964 [3], il garde aujourd'hui le nom de mécanisme de Higgs. Celui-ci consiste en l'introduction d'un nouveau champ d'interaction dont le quantum est nommé *boson de Higgs*.

Les prédictions du modèle standard ont été confrontées aux mesures expérimentales et sa robustesse a été testée au pourcent près. Malgré ce succès, le boson de Higgs, clé de voûte du Modèle Standard, n'a pas encore été découvert expérimentalement. Sa mise en évidence est la priorité actuelle du Tevatron et du LHC.

Mentionnons que des alternatives au mécanisme de Higgs sont proposées par les théoriciens, dans lesquelles les masses sont par exemple engendrées par une brisure explicite de la symétrie électrofaible (théories de type technicouleur) et le boson de Higgs est remplacé par un objet composite.

Dans certaines extensions proposées du modèle standard, par exemple certaines théories supersymétriques, l'un des bosons de Higgs (le plus léger) a des caractéristiques proches très proches de celles du Higgs du modèle standard.

1.1.2 Les propriétés du boson de Higgs.

Le modèle standard ne prédit pas les masses des particules. Le domaine de masse pour le boson de Higgs standard peut malgré tout être restreint par des contraintes théoriques (stabilité du vide, argument de trivialité, voir la figure 1.1) [4]. Ces arguments théoriques impliquent que soit le Higgs est léger, soit des processus physiques non décrits par le modèle standard devraient apparaître à l'échelle d'énergie du TeV. Le couplage du Higgs aux particules est donné *via* les masses des particules, qui sont des variables libre du modèle standard, de même pour son rapport d'embranchement en les différents états finals possibles (figure 1.2 à gauche). Nous pouvons remarquer que les états finals accessibles après désintégration du Higgs changent avec sa masse. Ainsi un Higgs léger (de masse inférieure à 140 GeV/c^2) se desintègre majoritairement en paire de quarks b alors que qu'un Higgs lourd (sup. à 140 GeV/c^2) se désintègre

en paire de bosons de jauge W ou Z. On peut aussi noter qu'après 350 GeV/c^2 l'état final en paire de quarks top devient accessible à son tour.

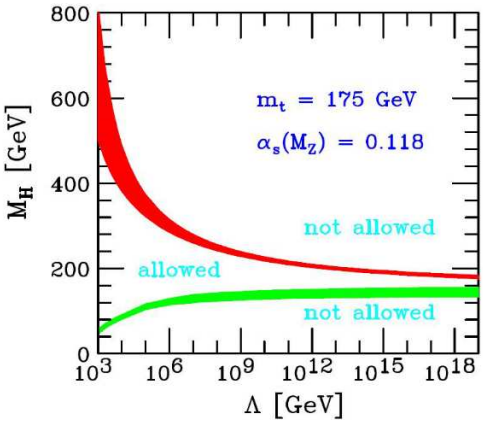


FIGURE 1.1 – Contraintes théoriques sur la masse du Higgs en fonction de l'échelle Λ où apparait une physique au-delà du modèle standard. On considère ici les arguments de stabilité du vide ainsi que de trivialité (principe nécessaire à la renormalisation de la théorie).

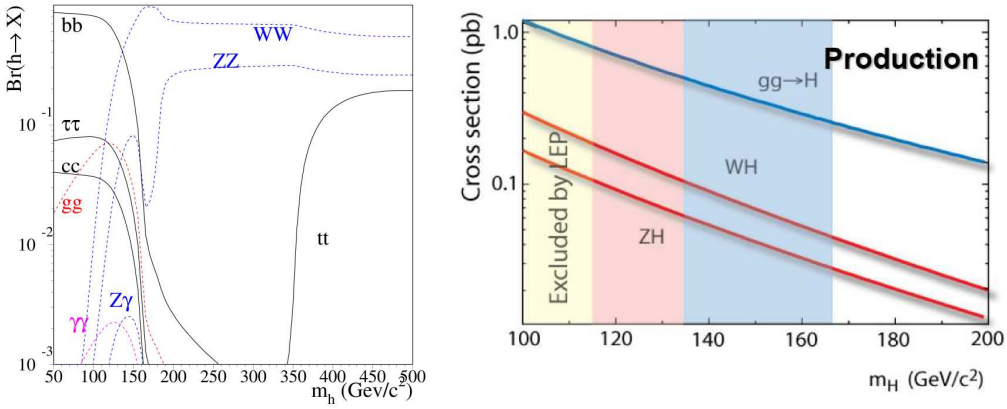


FIGURE 1.2 – Rapport d'embranchement du boson de Higgs dans les différents états finals accessibles suivant sa masse (à gauche) et son mode de production (à droite).

1.1.3 Les contraintes expérimentales directes et indirectes.

Jusqu'à ce jour, aucun signal du boson de Higgs n'a été observé. Il a été toutefois possible de l'exclure dans certains domaines de masse par la recherche directe de sa production dans les expériences du LEP au CERN et plus récemment grâce aux expériences du Tevatron au FNAL. La masse du boson de Higgs du modèle standard est ainsi, à 95 % de niveau de confiance, supérieure à 114.4 GeV/c^2 et exclue entre 160 GeV/c^2 et 170 GeV/c^2.

Par ailleurs, les mesures de précison des observables électrofaibles permettent de contraindre la masse du Higgs grâce à la dépendance en logarithme de la masse du Higgs des corrections quantiques au propagateur des bosons de jauge (voir la figure 1.3 et 1.4). D'après les derniers résultats du *electroweak working group* du LEP [5] qui procède à un ajustement global des mesures expérimentales, le Higgs serait relativement léger : $M_H = 90^{+36}_{-27}$ GeV (68% C.L.) et $M_H < 163$ GeV/c^2 (95% C.L).

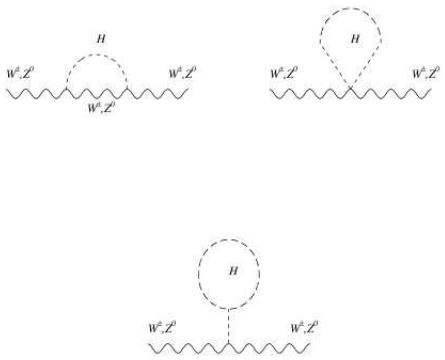


FIGURE 1.3 – Corrections radiatives aux propagateurs des bosons de jauge faisant intervenir le boson de Higgs.

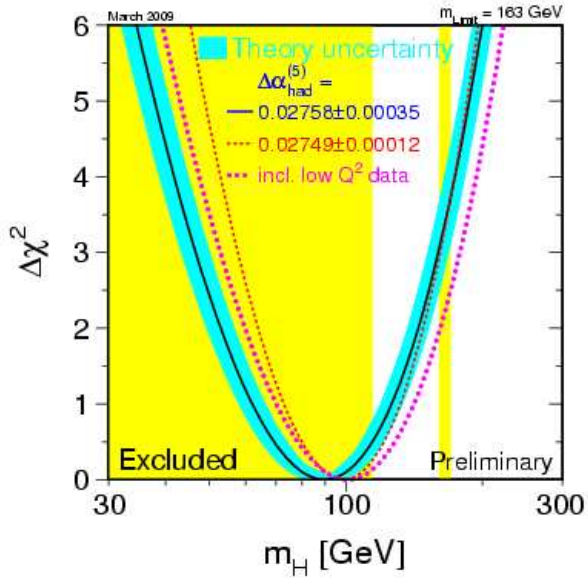


FIGURE 1.4 – Evaluation par χ^2 de la masse la plus probable du boson de Higgs standard [5] compatible avec l'ensemble des mesures des observables électrofaibles, soit 90 GeV/c^2 (avec les incertitudes correspondant à un écart standard de +36 GeV/c^2 et -27 GeV/c^2). Les bandes jaunes correspondent aux exclusions (à 95% C.L.) directes effectuées au LEP (jusqu'à 114 GeV/c^2) et au Tevatron (entre 160 et 170 GeV/c^2).

1.2 La recherche du Higgs standard léger au Tevatron.

D'après le paragraphe 1.1.2, il est clair que la recherche du boson de Higgs doit s'effectuer différemment selon sa masse. Nous allons nous intéresser ici à la recherche d'un boson de Higgs léger standard de masse inférieure à 140 GeV/c^2.

1.2.1 Le contexte expérimental.

Le Tevatron est un accélérateur de particules de type synchrotron de 6.28 km accélerant des protons et des antiprotons. Il est capable de produire une énergie au centre de masse de 1.96 TeV lors des collisions

dans les deux détecteurs en place : CDF et DØ (voir la vue aérienne figure 1.5). Il est en fonction depuis 1987 et il fonctionnera jusqu'en 2010 au minimum, un Run en 2011 étant actuellement en discussion. Ces expériences ont entre autre à leur palmarès la découverte du quark top en 1995 et plus récemment la découverte du processus de production d'un quark top par interaction électrofaible. Les expériences CDF et DØ ont aussi mesuré pour la première fois la dépendance temporelle des oscillations des mésons B_s^0 et $\bar{B_s^0}$.

Concernant la recherche du Higgs au Tevatron, le mode de production dominant du Higgs est la fusion de gluons (voir la figure 1.2 à droite et le diagramme de Feynman correspondant de la figure 1.6) produisant seulement un boson de Higgs dans l'état final. Pour des masses inférieures à 140 GeV/c^2, le boson de Higgs standard se désintègre majoritairement en une paire de quark b et $\bar{b}$ (voir le rapport d'embranchement de la figure 1.2). Or un signal de Higgs consistant en deux jets, ici produits par l'hadronisation des deux quarks beaux, est impossible à séparer du bruit de fond énorme correspondant à la production par interaction forte de deux jets beaux. On est donc amené à utiliser les modes de production dits "associés" WH et ZH (voir les figures 1.7 et 1.6). En effet, la présence d'un boson W ou Z se désintégrant en lepton facilite le déclenchement et la sélection de cet état final.

Dans ce stage nous allons donc nous concentrer sur le mode de production d'un boson de Higgs associée à un boson W (voir figure 1.7), les résultats obtenus sont néanmoins valables pour le mode équivalent avec le boson Z.

1.2.2 Les critères de sélection du Higgs.

Le boson de Higgs est recherché pour des masses inférieures à 140 GeV/c^2 dans les états finals $WH \rightarrow l\nu b\bar{b}$ (où $l = e$ ou μ) et $ZH \rightarrow l^+l^-b\bar{b}$ et $\nu\bar{\nu}b\bar{b}$. Ce genre de processus sera nommé pour le reste du rapport $Hb\bar{b}$. Les analyses du Tevatron utilisent des critères de sélection appropriés à ces différents états finals, notamment : la qualité de l'identification du lepton isolé, la présence d'énergie transverse manquante caractérisant le neutrino, le nombre de jets, la cinématique de l'événement, l'angle entre les jets, la masse invariante dijet. Après cette sélection, le bruit de fond est principalement dû aux processus $W + jets$, surtout $W + light$ [1] puis $Wb\bar{b}$ et $Wc\bar{c}$. Ainsi on complète l'analyse par un algorithme d'identification des jets de quarks beaux (b-tagging) pour rejeter le bruit de fond constitué d'événements comportant

1. light désigne des jets de quarks u, d, c, s ou gluons

FIGURE 1.5 – Vue aérienne du Tevatron au Fermilab.

FIGURE 1.6 – Diagramme de Feynman de production de Higgs par fusion de gluons (à gauche) et processus de type Higgs Strahlung (à droite)

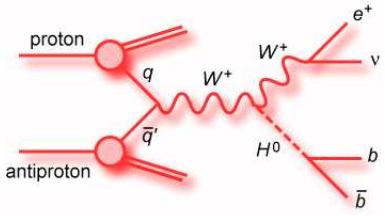


FIGURE 1.7 – Diagramme de Feynman du processus de production d'un boson de Higgs associée à un boson W avec désintégration en $e^+\nu b\bar{b}$

uniquement des jets de quark légers. L'analyse est faite séparement avec les événements pour lesquels 1 seul jet a été identifié comme beau et avec ceux pour lesquels deux jets beaux ont été identifiés.

A l'issue de cette sélection, le signal recherché étant extrêmement faible, on utilise des techniques avancées (maximum de vraisemblance, réseau de neurone, arbre de décision et calcul de l'élément de matrices) pour mettre une limite sur le taux de production du Higgs dans le cas où aucun signal n'est obsérvé.

1.2.3 L'identification des jets de quark beau (*b-tagging*).

Comme on l'a observé sur le diagramme des rapports d'embranchement du Higgs (figure 1.2), à faible masse (inférieure à 140 GeV/c^2), le boson de Higgs se désintègre majoritairement en une paire de quarks beaux. Il est donc nécessaire de pouvoir sélectionner efficacement les jets issus de l'hadronisation des quarks beaux ; c'est le but du b-tagging.

L'étiquetage des jets de quarks b exploite l'information des traces, nous allons donc d'abord exposer le principe de reconstruction des traces et des jets.

La reconstruction des traces.

On reconstruit un jet dans DØ à partir de l'information fournie par les calorimètres hadronique et éléctromagnétique (voir coupe du détecteur figure 1.8). Par un algorithme dédié, on associe les cellules calorimétriques en une gerbe correspondant à un cône de base ayant un rayon [2] de 0.5. L'identification des jets de quarks beaux étant basée sur l'information des traces, là aussi il est ensuite nécessaire d'associer les traces aux jets reconstruits à partir d'un cône de rayon 0.5 centré sur l'axe du jet calorimétrique.

L'algorithme d'identification des jets de quarks beaux.

Le b-tagging repose sur les propriétés des hadrons beaux formés par l'hadronisation des quarks b. Les hadrons beaux possèdent une masse élevée (5 GeV/c^2) et leur temps de vie de l'ordre de 1,6 ps induit une distance de vol relativement importante (de l'odre de 3 mm au Tevatron). De plus ces particules se

2. calculé grâce aux angles η et ϕ dans le détecteur : R=$\sqrt{\Delta\eta^2 + \Delta\phi^2}$

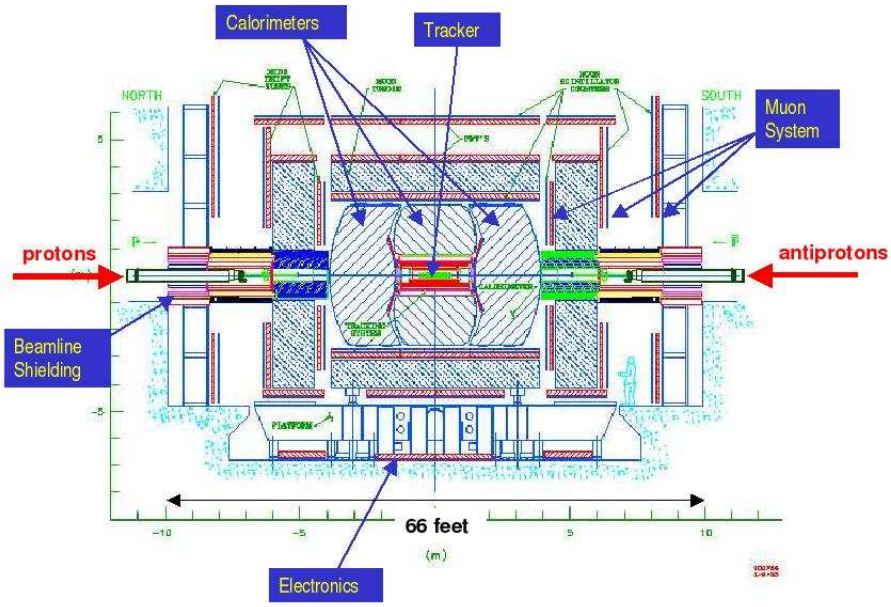


FIGURE 1.8 – Coupe transversale du détecteur DØ.

désintègrent semi-leptoniquement dans 11% des cas (par lepton), essentiellement en particules charmées qui elles-même se désintègrent semi-leptoniquement dans des proportions allant de quelques % à près de 20 % par lepton selon le mécanisme consideré et le hadron charmé. Ainsi on peut estimer que 40 % des événements ayant deux jets de quarks beaux dans l'état final ont au moins un lepton dans un jet.

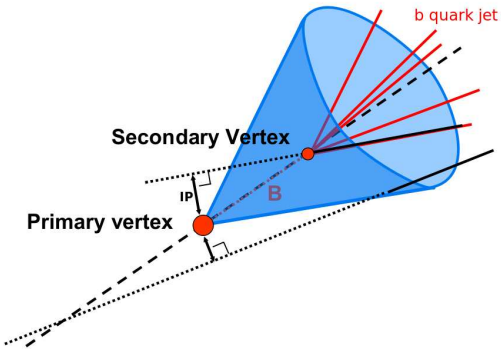


FIGURE 1.9 – Schéma d'un événement produisant un quark b.

En nous appuyant sur ces particularités, nous pouvons identifier des critères de sélection des événements contenant un jet de quark beau :

– Alors que la majorité des traces peuvent êtres reconstruites comme provenant du vertex primaire (qui est une estimation du point de collision), il est possible de faire converger les traces appartenant au jet de quark b en un vertex secondaire distant du point de collision. Ce vertex secondaire est une estimation du point de désintégration du méson B.
– Des particules chargées ayant un paramètre d'impact élevé (distance entre la trace et le vertex primaire, noté IP sur la figure 1.9) par rapport au vertex primaire sont associées au jet beau.

– Un muon est souvent associé au jet.

Différents algorithmes ont été développés dans DØ pour exploiter ces spécificités comme CSIP (comptage des traces à grand paramètre d'impact), SVT (reconstruction d'un vertex secondaire), JLIP (developpé à Strasbourg, calcul de la probabilité que les traces viennent du vertex primaire) et SLT (identification d'un muon dans le jet). Ces différents algorithmes ne sont pas totalement corrélés et l'information restante est exploitée en les combinant avec un réseau de neurone. Ce réseau de neurones est utilisé pour toutes les analyses de DØ nécessitant l'identification des jets de quarks beaux , notamment pour la recherche du Higgs léger standard et supersymétrique, d'autres recherches de particules supersymétriques et les études du quark top. Nous nommerons ce réseau de neurones NNbtag par la suite.

1.2.4 Le bruit de fond résiduel.

Au final, après l'application des critères de sélection que nous venons de discuter (paragraphe 1.2.3) pour améliorer le rapport signal sur bruit des candidats bosons de Higgs, la grande majorité du bruit de fond a été réduite. Il reste pourtant encore des processus qui sont peu affectés par les critères précédemment imposés, essentiellement des événements $W + jets$. Après application du b-tagging, le bruit de fond résiduel est dominé par les processus $Wb\bar{b}$ comme le processus de la figure 1.10. Ce diagramme de Feynman représente le bruit de fond irréductible correspondant à la production d'un boson W accompagné de jets dont deux jets de quarks beaux produits à partir d'un gluon.

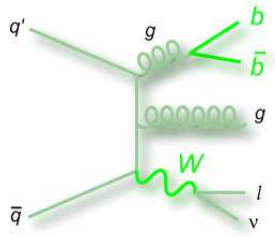


FIGURE 1.10 – Ce bruit de fond est dominant à l'issue de la sélection des candidats Higgs et n'est pas éliminé par le b-tagging. Ce processus (et le processus similaire avec Z) est appelé un processus $Vb\bar{b}$ (V pour Vector Boson).

Le stage que j'ai effectué se place justement comme une suite logique à l'analyse actuelle de recherche du Higgs léger dans DØ en essayant de trouver de nouveaux critères permettant de réduire ce genre de processus.

1.3 Les techniques d'analyse multi-variées.

La sélection des événements recherchés se fait par une suite de coupures optimisées sur des variables discriminantes, du type de celles que nous venons d'exposer (b-tagging, présence d'un lepton, etc). Dans le cas simple d'une seule variable discriminante, l'optimisation de la coupure est simple. Il n'en est pas de même quand on augmente la dimension du problème, à ce moment les techniques d'analyses multivariées deviennent intéressantes. De plus, les techniques multivariées sont particulièrement intéressantes quand les variables individuelles ne semblent pas montrer un pouvoir discrimant fort, en permettant d'exploiter la corrélation entre les variables, qui peut être discriminante entre signal et bruit de fond [6]. Dans ce paragraphe, nous allons voir le principe de fonctionnement des deux techniques utilisées durant mon stage à savoir les réseaux de neurones et les arbres de décision.

On peut noter que TMVA, un *package* de ROOT [7], a été développé pour permettre l'utilisation des techniques multivariées [8].

1.3.1 Les réseaux de neurones.

Les réseaux de neurones sont basés sur un modèle simplifié de neurones biologiques nommé neurone formel. Le principe mathématique sous-jacent est que toute fonction peut s'exprimer comme une combinaison linéaire de fonctions d'activation (sigmoïde, tangente hyperbolique ou fonction de Heaviside) [9]. Ainsi chaque neurone se trouve doté de cette fonction et chaque lien entre les neurones (synapses) est ponderé suivant le problème à résoudre.

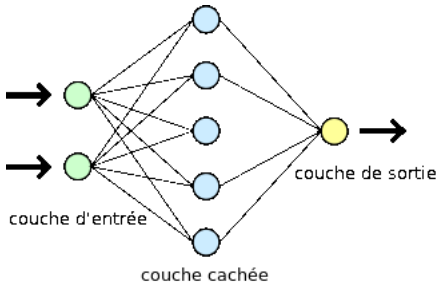


FIGURE 1.11 – Schéma simplifié d'un réseau de neurones.

Un réseau de neurones classique (voir figure 2.10) se compose d'une couche d'entrée (constitué par les variables du problème), une couche dite cachée (responsable de la combinaison optimisée des variables) et une couche de sortie composée souvent d'un seul neurone (pour une normalisation entre 0 et 1). Au réseau de neurones initial sont affectés des poids synaptiques aléatoires et il est pour le moment inefficace. Pour le rendre apte à classer efficacement les événements il est nécessaire de passer par une phase d'entraînement correspondant à l'optimisation des poids.

L'entraînement.

Un échantillon de données de caractéristiques connues (le plus souvent simulés par des techniques Monte-Carlo) est séparé en une partie servant à entraîner le réseau de neurones et une partie statistiquement indépendante [3] permettant ensuite de tester la réponse du réseau final. L'erreur de sortie (la différence entre les caractéristiques connues de l'échantillon et la variable de sortie du réseau de neurone) dépend des poids attribués. Ainsi, à chaque cycle d'entraînement, on pourra optimiser les poids synaptiques en minimisant l'erreur. Tant que l'on gagne en précision on peut répéter l'opération jusqu'à obtenir la précision souhaitée.

1.3.2 Les arbres de décision.

Les arbres de décision sont utilisés couramment en sciences sociales, ils ont été introduits pour la première fois dans une analyse de physique des particules par l'expérience MiniBooNE au Tevatron [10]. Ils ont l'avantage d'être plus intuitifs que les réseaux de neurones car ils sont une généralisation optimisée des coupures séquentielles.
Comme l'on peut le constater sur le schéma 1.12, un arbre de décision est constitué d'un noeud initial (racine) qui n'est autre que l'échantillon de données à traiter. Celui-ci contient plusieurs éléments mélangés, le but est de séparer ces différents éléments. Il va donc être subdivisé par des coupures sur des variables discriminantes, ceci séquentiellement jusqu'à l'obtention d'un ensemble de sous échantillons (feuilles) d'éléments purs.

3. Nécessaire pour éviter au réseau de neurones de se focaliser sur les caractéristiques fortuites d'un échantillon (*over-training*), voir le paragraphe 1.3.3.

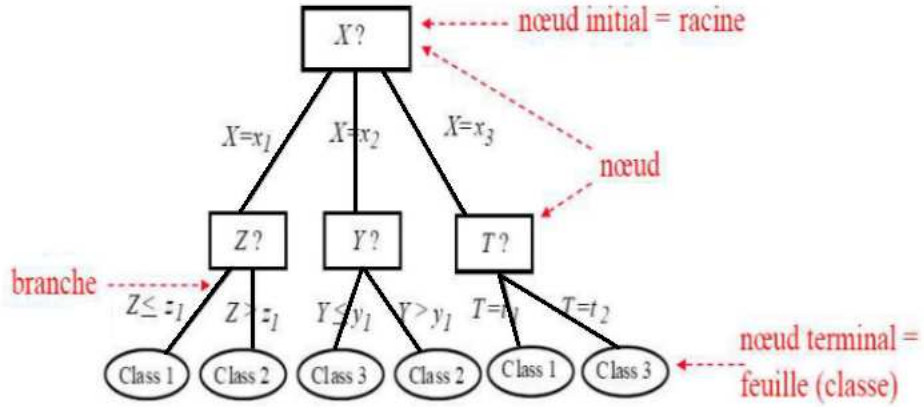


FIGURE 1.12 – Schéma d'un arbre de décision.

Le choix de l'ordre dans lequel les coupures sont faites change le resultat final. Un entraînement similaire à celui des réseaux de neurones est ainsi également nécessaire cette fois-ci pour permettre de choisir l'ordre des variables utilisées de manière à optimiser l'information. Ce choix peut s'effectuer en minimisant deux critères :

– Minimum d'entropie : $-A_i log(A_i) - B_i log(B_i)$ où A_i est la fraction d'élement d'un premier type (par exemple signal) et B_i la fraction d'élement d'un second type (par exemple bruit de fond) [4].

– Gini : $A_i(1 - A_i) + B_i(1 - B_i)$ qui fonctionne comme le critère d'entropie.

Toutes les remarques concernant l'entraînement et l'utilisation des arbres de décision restent identiques à celles faites au sujet du réseau de neurones.

1.3.3 Le problème du surentraînement (*over-training*).

Lors de l'entraînement d'un réseau de neurones ou d'un arbre de décision, on utilise un échantillon de données de taille finie. Si l'on pousse les techniques multivariées à répondre de façon parfaite relativement à cet échantillon, nous obtenons une méthode biaisée par ses caractéristiques statistiques. La prise en compte de ces caractéristiques sera interpretée comme un gain en précision alors qu'elle est au contraire source d'imprécision.

Ainsi, comme on peut le voir sur la figure 1.13, l'erreur calculée sur les caractéristiques de l'échantillon d'entraînement diminue, la variable prend en compte des critères de plus en plus fins et donc trie de mieux en mieux les éléments. Par contre, l'erreur de cette variable sur l'échantillon de test commence par diminuer, ce qui correspond à la prise en compte par le réseau de neurones des caractéristiques globales, puis se met à augmenter. Cette augmentation est le signe que la variable s'est trop spécialisée et a perdu sa généralité.

Pour assurer la généralité de la méthode, il est donc nécessaire de vérifier le résultat de l'entraînement sur un autre échantillon statistiquement indépendant. Pour un résultat optimum, on arrêtera l'entraînement au minimum de l'erreur sur l'échantillon de test. Nous ne discutons pas ici la validité physique de l'échantillon utilisé pour fabriquer le discriminant, c'est à dire dans notre cas si la simulation Monte-Carlo est correcte et correspond aux données enregistrée par DØ.

4. Considerez par exemple un échantillon parfaitement mélangé ($A_i = 1/2$ et $B_i = 1/2$), l'entropie sera maximale. Pour un échantillon trié ($A_i = 0$ et $B_i = 1$ ou l'inverse), l'entropie sera nulle

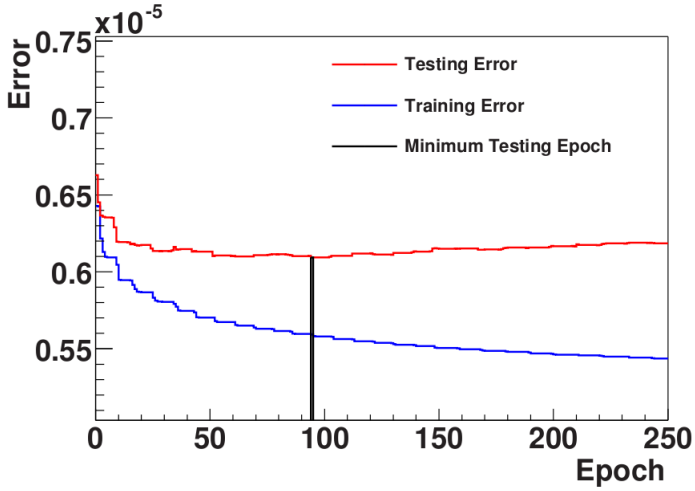


FIGURE 1.13 – Evolution de l'erreur sur l'échantillon d'entraînement (en bleu) et sur l'échantillon de test (rouge) en fonction du nombre de cycles d'entraînement (epochs) [11].

Chapitre 2

Construction d'un discriminant $V(b\bar{b})/Hb\bar{b}$.

Nous avons vu que le bruit de fond résiduel à l'issue de la sélection des candidats Higgs dans l'analyse de recherche du Higgs standard léger dans DØ est le processus $W + b\bar{b}$ (resp. $Z + b\bar{b}$) pour le canal de recherche WH (resp. ZH). Les processus $Wb\bar{b}$ et $Zb\bar{b}$ sont génériquement désignés par $Vb\bar{b}$ dans la suite. Mon objectif durant le stage a été d'étudier la possibilité de discriminer les processus $Vb\bar{b}$ du processus rescherché $Hb\bar{b}$.

2.1 Données utilisées.

	$Wb\bar{b}$	$Wb\bar{b}j$	$Wb\bar{b}jj$	$Wb\bar{b}jjj$	$Hb\bar{b}$ (mH = 100 à 150 GeV/c^2)
générateur	Pythia 6.319 + Alpgen 2.13				Pythia 6.319
nombre d'événements	192951	162460	114840	124713	210023

TABLE 2.1 – Lots des différents processus simulés ainsi que leur générateur [12].

Les lots des différents processus simulés $Vb\bar{b}$ sont utilisés comme bruit de fond de notre analyse, notre variable discriminante est entraînée sur un signal constitué du lot de Higgs simulés avec une masse de 100 GeV/c^2. Les autres lots de Higgs de masse supérieures seront utilisés pour des études systématiques.

2.2 Considérations de départ.

Après l'étude des critères de sélection déjà appliqués dans la recherche du Higgs standard léger dans DØ, il nous est apparu qu'une information de l'événement n'est pas du tout utilisée : celle rendant compte de la forme des jets du bruit de fond et du signal.
Le problème revient à trouver la différence entre une paire de jets b issue de la désintégration du boson de Higgs et celle issue d'un gluon. Notre idée principale est que le boson de Higgs, objet lourd, produira deux quarks b avec une bonne séparation angulaire alors que le gluon donnera lieu a une paire de quarks b plus rapprochés l'un de l'autre. Cette faible distance entre les deux quarks b pourra amener à un mélange partiel ou total des traces de chaque jet reconstruit.

Nous avons besoin pour notre étude de connaître le nombre de quarks associés aux jets reconstruits dans les événements simulés. Nous désignons dans la suite par "jet mergé" et par $V(b\bar{b})$ les processus amenant 2 quarks b a être reconstruits dans un même jet.
Pour étayer notre intuition sur les processus $V(b\bar{b})$, nous regardons la distribution du ΔR entre les 2 quarks b simulés présents pour les événements où 2 jets sont reconstruits et les événements ou seulement

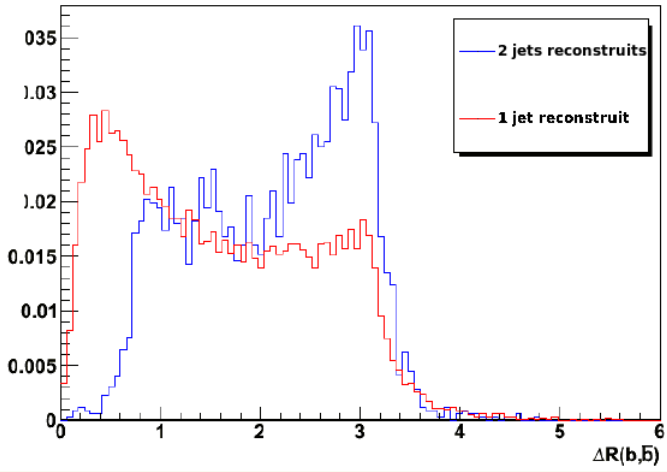


FIGURE 2.1 – $\Delta R = \sqrt{\Delta\eta^2 + \Delta\phi^2}$ entre deux quarks b pour les événements où 2 jets sont reconstruits et les événements 1 jet reconstruit.

1 jet est reconstruit (voir figure 2.1). On peut voir qu'il existe une population d'événements où les deux quarks b sont spatialement proches. Ceux-ci se retrouvent associés au même jet reconstruit. Nous voyons d'ailleurs bien sur la figure 2.1 un excès d'événements à 1 jet reconstruit se distribuant en dessous de $\Delta R = 0.5$ alors que pour ces mêmes valeurs, il y a un déficit d'événements à 2 jets reconstruits. Ceci est interprétable comme une partie des événements à 2 jets taggables reconstruits comme des événements à 1 jet reconstruit.

Nous donnons dans le tableau ci-dessous les sections efficaces théoriques de différents processus Wbb [17]. Il est particulierement intéressant de comparer les processus $W(b\bar{b})j$ (un jet contenant 2 quarks b et un jet léger) et $Wb\bar{b}$, en effet ce sont deux processus à 2 jets comme requis dans l'analyse Higgs. On observe que la proportion des événements où 2 quarks b sont reconstruits dans un même jet est de près de 15 % pour les processus avec 2 jets.

	processus à 2 jets			processus à 3 jets	
	Wbj	$Wb\bar{b}$	$W(b\bar{b})j$	$Wbjj$	$wbbj$
section efficace (pb) (LO) et NLO	(1.06) 2.54	(2.48) 2.14	0.89	0.18	0.65

TABLE 2.2 – Séctions efficaces théoriques des processus Wbb à deux et trois jets.

Nous nous attendons donc à des caractéristiques différentes pour les jets de quarks b provenant d'un processus $V(b\bar{b})$ par rapport à ceux provenant du Higgs :
- Une plus grande multiplicité des traces.
- Une ouverture angulaire différente.
- Une masse différente.

2.3 Proposition de nouvelles variables discriminantes.

A partir des paramètres des traces nous proposons un ensemble de variables qui nous semblent *a priori* pertinentes pour discriminer les jets de quarks b des processus $V(b\bar{b})$ et $Hb\bar{b}$. Ces variables sont calculées

à partir des paramètres mesurés des traces associées au jet. Les traces utilisées ont été préalablement sélectionnées selon plusieurs critères du plus lâche au plus sévère :

– traces ayant une impulsion transverse $P_t > 0.5\ GeV$.

– Les traces utilisées par l'algorithme JLIP.

– les traces permettant la reconstruction d'un vertex secondaire. Selon la qualité de reconstruction de ce vertex secondaire, le vertex est nommé SL (Super Loose), ML (Medium Loose), LX (Loose X), L (Loose) et enfin T (Tight).

  Nous sommes partis d'un ensemble d'une trentaines de variables calculées pour chaque critère de sélection. Après une première appréciation de leurs capacités discriminantes entre les processus de bruit de fond $Vb\bar{b}$ et ceux de signal $Hb\bar{b}$ ainsi que de leurs corrélations, il a été possible de réduire ce nombre à 13. Mentionnons que pour les variables calculées à partir des traces de JLIP, seules 6 variables ont été retenues. Le lecteur pourra se référer à l'annexe A pour la liste complète et les détails du calcul des variables étudiées.

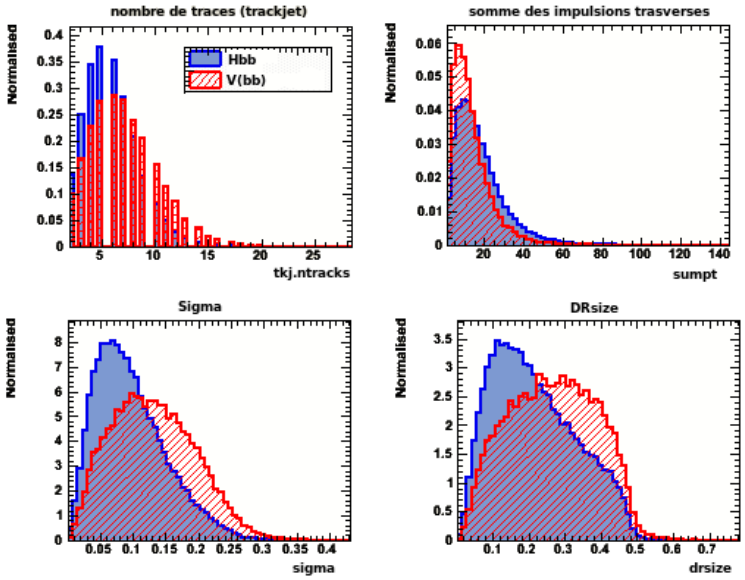


FIGURE 2.2 – Exemple de 4 variables discriminant le signal $Hb\bar{b}$ (en bleu) du bruit de fond $Vb\bar{b}$ (en rouge). La totalité des variables étudiées est définie en annexe et leur distribution y est présentée.

La figure 2.2 montre un échantillon restreint de ces variables discriminantes. Les deux premières concernent des variables plutôt cinématiques et d'information sur le contenu du jet : le nombre de traces et la somme des impulsions transverses. Les deux suivantes caractérisent la forme du jet : Sigma et DRsize (voir définitions en annexe). Nous obtenons ainsi une première confirmation de notre démarche : il semble possible de trouver des caractéristiques distinguant un signal de Higgs (en bleu sur la figure) et le bruit de fond résiduel $Vb\bar{b}$ (en rouge sur les figures). Nous proposons d'exploiter ces différences en utilisant les techniques multivariées exposées dans le paragraphe 1.3.

2.4 Combinaisons des variables à l'aide de techniques multi-variées.

Chacune des variables étudiées montrent un certain pouvoir discriminant. Une coupure sur chaque variable nous permettrait d'enrichir un lot en signal $Hb\bar{b}$. Néanmoins ces variables sont toutes plus ou moins corrélées, la coupure sur l'une va donc influencer la distribution des autres. De plus, le signal Higgs est si faible à l'issue des critères de sélection déjà appliqués en amont qu'il n'est plus possible de couper

sur plusieurs autres variables. Dans ce cas précis les techniques d'analyse multivariées sont intéressantes, elles vont nous permettre d'exploiter toute l'information discriminante apportée par chaque variable.

2.4.1 Utilisation des arbres de décision.

J'ai construit un arbre de décision combinant les nouvelles variables proposées. En m'inspirant de la procédure déjà établie dans DØ par S.Greder pour construire un discriminant de jets de quarks b contre les quarks c, j'ai étudié les performances des arbres de décision combinant les variables calculées à partir d'une sélection de traces de type SL, ML, LX, L, T et JLIP (cf. section 2.3). Chacun de ces arbres de décision sera nommé en référence à celles-ci (BDT [1] SL,ML...).

Notons que ces arbres de décision sont du type "random forest" où l'on crée une forêt d'arbres. Le résultat final sera une moyenne sur les sorties des différents arbres ce qui permet d'être moins sensible au surentraînement, d'avoir une meilleure stabilité des résultats et une plus faible dépendance aux fluctuations statistiques.

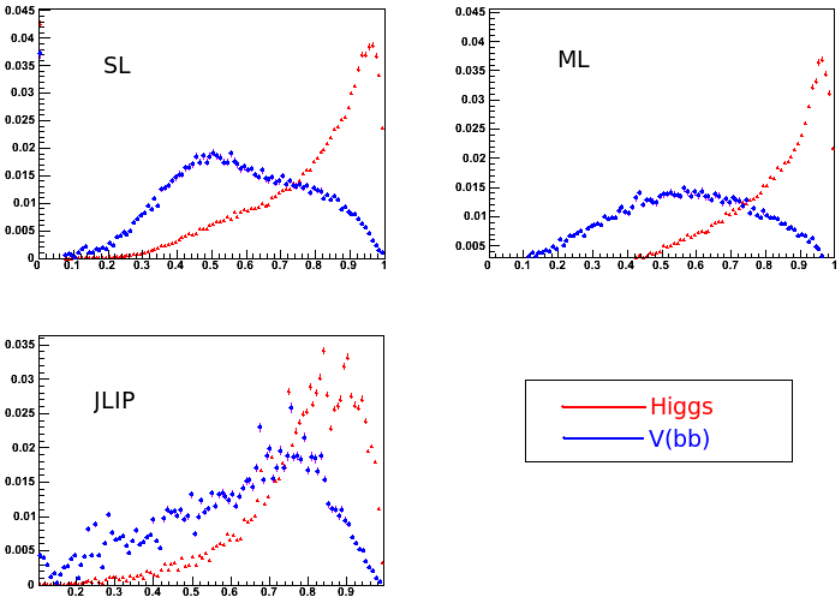


FIGURE 2.3 – Distribution de la variables de sortie des arbres de décision dont les vraiables d'entrées sont calculées selon différents critères de sélection des traces, pour le boson de Higgs (en rouge) et pour les processus $V(b\bar{b})$ (en bleu).

Sur la figure 2.3, sont montrées les sorties des arbres de décision pour les différentes qualités de sélection des traces utilisées pour le calcul des variables, on voit clairement que la sortie de l'arbre de décision calculé pour des événements de bruit de fond (en bleu) est distribuée vers 0 alors que celle du signal (en rouge) est distribuée vers 1.

Pour quantifier le pouvoir discriminant de ces BDT, nous pouvons estimer leurs performances (voir la figure 2.4). On obtient cette courbe en calculant la fraction de signal ($Hb\bar{b}$) et la fraction de bruit de fond ($V(b\bar{b})$) sélectionnées en exigeant que la variable de sortie du BDT soit supérieure à une certaine valeur. Ainsi pour 60% de signal gardé (en ordonnée), on ne garde que environ 35%, 27% et 22% de bruit de fond pour les BDT respectifs ML, JLIP et SL.

1. Boosted Decision Tree.

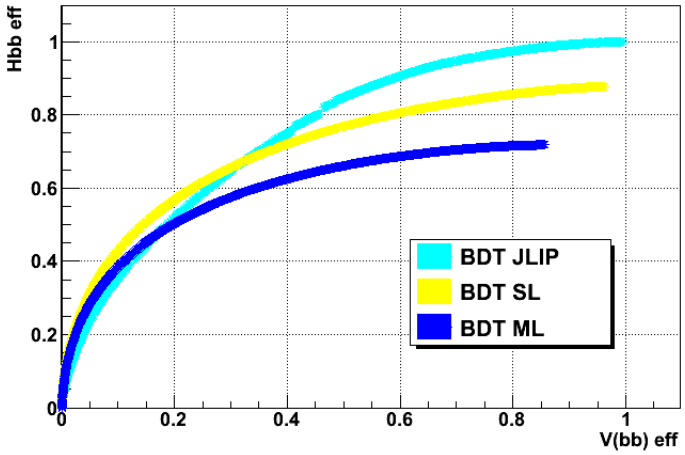


FIGURE 2.4 – Performances individuelles des différents BDT (Boosted Decision Tree).

2.4.2 Combinaison finale dans un réseau de neurones.

La sortie de chaque arbre de décision est une variable discriminante. Après avoir observé que les sorties de ces BDT n'étaient pas totalement corrélées, nous les avons à leur tour combinées à l'aide de techniques multi-variées. Le choix du réseau de neurones a montré des performances légèrement meilleures dans ce cas que les autres techniques utilisables.

Précisons que le type de réseau de neurones utilisé est une variante améliorée du réseau de neurones classique. En effet, il possède une capacité rétroactive qui lui permet de se focaliser sur les neurones de la couche cachée induisant une plus grande erreur entre échantillon test et échantillon d'entraînement (feed forward neural network) [16].

Sur les six arbres de décision construits, et par la même approche que pour les variables discriminantes, seul trois BDT suffisent pour obtenir des résultats optimums. Cette combinaison finale permet d'exploiter les dernières corrélations non linéaires et d'avoir une seule variable de sortie continue directement lisible.

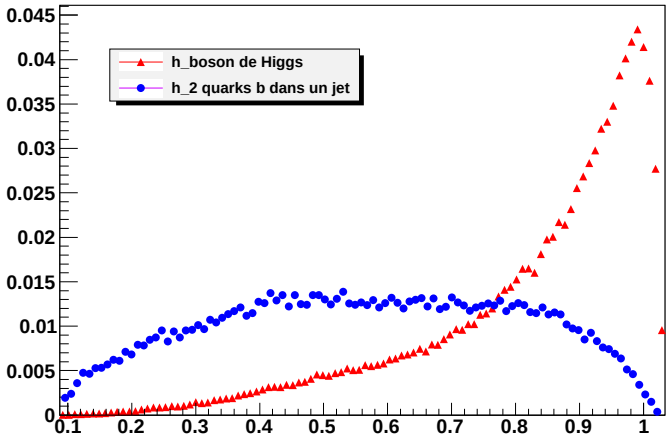


FIGURE 2.5 – Sortie du réseau de neurones pour les événements $Hb\bar{b}$ (dont le boson de Higgs a été simulé avec une de masse de 100 GeV/c^2) et pour les événements $V(b\bar{b})$.

Sur la figure 2.5 nous pouvons voir la distribution de sortie de ce réseau de neurones, comme précedemment, les deux populations (événements $Hb\bar{b}$ et $V(b\bar{b})$) sont nettemments séparées. On remarque d'ailleurs que la séparation est plus franche que pour les sorties des arbres de décision individuels. Si l'on considère une coupure sur la sortie de ce réseau de neurones permettant de séléctionner 60 % du signal, on ne garde plus que environ 16 % de bruit de fond. Nous donnons les performances sur la figure 2.6

Finalement la sortie de ce réseau de neurones est la nouvelle variable discriminante que nous proposons pour l'analyse de recherche du boson de Higgs léger standard dans DØ.

2.5 Analyse des résultats.

2.5.1 Comparaison des performances.

Come expliqué précédemment, le b-tagging NNbtag est utilisé dans les critères de sélection du Higgs léger dans DØ. Nous nous sommes donc intéressés au comportement du b-tagging de DØ vis-à-vis du bruit de fond $Vb\bar{b}$ pour avoir une idée de l'amélioration apportée par une coupure sur notre variable.

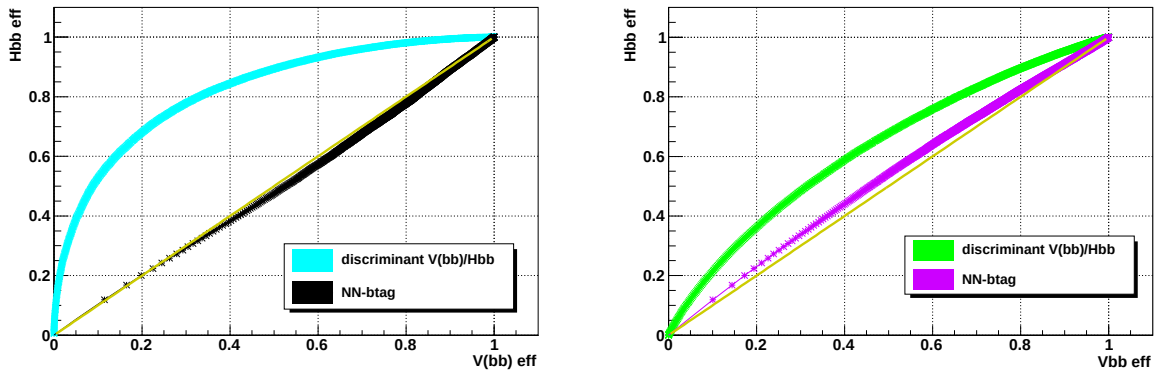


FIGURE 2.6 – Sur la figure de droite est representée l'évolution de l'efficacité de sélection du signal $Hb\bar{b}$ en fonction de celle du bruit de fond $V(b\bar{b})$ pour notre variable discriminante (en bleu) et pour le NNbtag (en noir). A gauche, est montrée (en vert) l'efficacité de sélection du signal $Hb\bar{b}$ en fonction de celle du bruit de fond $Vb\bar{b}$ (quel que soit l'angle entre les deux quarks b) pour notre discriminant.

Sur la figure 2.6 est montrée en abscisse l'efficacité de sélection du bruit de fond ($V(b\bar{b})$ à gauche et $Vb\bar{b}$ à droite) et l'efficacité de sélection du signal $Hb\bar{b}$ en ordonnée. Tout d'abord regardons la droite jaune $y = x$ ajoutée pour donner un repert visuel. Celle-ci correspond à aucune discrimination du bruit par rapport au signal. En-dessous nous sélectionnons plutôt du bruit de fond et au-dessus nous sélectionnons preférentiellement le signal. On peut alors nettement remarquer que le nouveau discriminant proposé pendant ce stage est plus performant alors que le NNbtag ne discrimine pas du tout le bruit de fond $V(b\bar{b})$.

En effet ce réseau de neurone NNbtag a été conçu pour discriminer les jets de quarks légers et ceux de quarks b, et pas du tout pour distinguer les jets de processus $V(b\bar{b})$ de ceux de la désintégration d'un Higgs. Le b-tagging de DØ identifie même légérement plus les jets de quark b des processus $V(b\bar{b})$ pour les raisons justement qui nous ont poussé à proposer notre nouveau discriminant : les jets comportant deux quarks b ont les mêmes caractéristiques que ceux n'en comportant qu'un mais en plus prononcées.

On peut finalement noter que la variable discriminante que nous avons dévellopée est même efficace pour discriminer le processus $Vb\bar{b}$ (voir figure 2.6 à droite) où les deux quarks beaux ne sont pas associés à un seul jet. De plus, elle reste plus efficace que le NNbtag.

2.5.2 Etude systématique du discriminant.

Nous allons étudier différents critères susceptibles de fair varier les performances de notre variable. Nous allons d'abord considérer des critères concernant la construction du discriminant (comme le choix des événements utilisés pour l'entraînement), puis ceux issus de l'événement lui-même comme l'impulsion transverse du jet et la masse du Higgs. Enfin nous étudierons la corrélation de notre discriminant avec le NNbtag.

Performances en fonction du ΔR de sélection des b reconstruits.

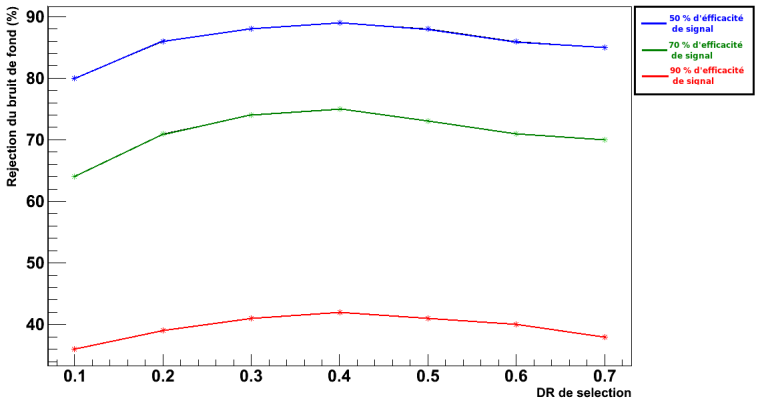


FIGURE 2.7 – Dépendance des performances en fonction du ΔR de sélection des quarks b reconstruits dans un même jet pour différents point de fonctionnement de la variable discriminante.

Nous avons vu précédemment qu'un jet est reconstruit avec un cône de base ayant un rayon de 0.5. La méthode utilisée pour identifier les jets où 2 quarks beaux sont reconstruits dans un jet est de mesurer la distance entre le jet de quark b reconstruit et le second quark b simulé. La figure 2.7 nous montre que pour différents points de fonctionnement de la variable discriminante finale (pour 90, 70 et 50 % de signal conservé), l'optimum est atteint pour un ΔR de 0.4. Dans la construction du discriminant, nous avons pour l'instant utilisé $\Delta R = 0.3$.
Pour la suite, nous allons refaire cette étude comme suit : nous allons entraîner le réseau de neurones sur les événements $V(b\bar{b})$ qui auront été sélectionnés avec un ΔR entre les quarks variant de 0.1 à 0.7. Puis nous allons tester ces différents réseaux de neurones obtenus sur tout l'échantillon $W + jets\ beaux$, indépendamment du ΔR entre les 2 quarks beaux.

Performances en fonction de l'impulsion transverse du jet.

Jusqu'ici nous avons présenté les perfomances de notre discriminant quelle que soit l'impulsion du jet. Sur la figure 2.8 est presentée la performance du discriminant $V(b\bar{b})$ pour différentes plages d'impulsion transverse (P_t) du jet. Nous remarquons une amélioration des perfomances avec l'augmentation de P_t. Par exemple pour 20 % de bruit de fond sélectionné nous gardons 60 % de signal pour des jets de P_t entre 15 et 20 GeV, et nous gardons 75 % du signal pour des P_t entre 80 et 150 GeV. Plus le P_t du jet est élevé, plus ce jet est collimé. Dans le cas où deux quarks beaux appartiennent au même jet reconstruit, on a alors plus de probabilité que toutes les traces correspondant à l'hadronisation de ces 2 quarks soient associées au jet et ainsi les variables calculées pour construire notre discriminant sont plus pertinentes et amènent une meilleur information. Mentionnons que la dégradation des performances à très haut P_t est due à la très faible statistique pour ces valeurs.
Pour information, nous montrons sur la figure 2.9 le spectre en impulsion des jets de quarks beaux issus de la désintégration d'un Higgs de 100 GeV/c^2.

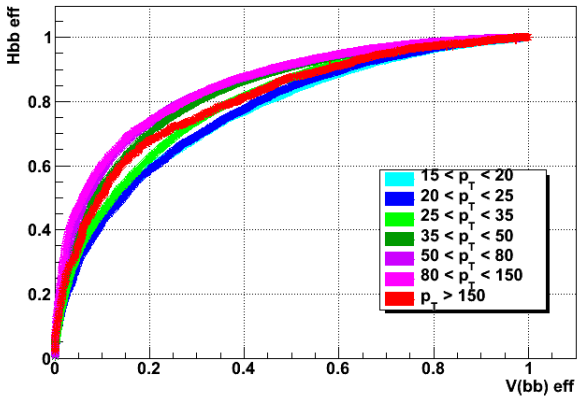


FIGURE 2.8 – Evolution de l'efficacité de sélection du signal $Hb\bar{b}$ en fonction de celle du bruit de fond $V(b\bar{b})$ pour plusieurs tranches d'impulsion transverse du jet.

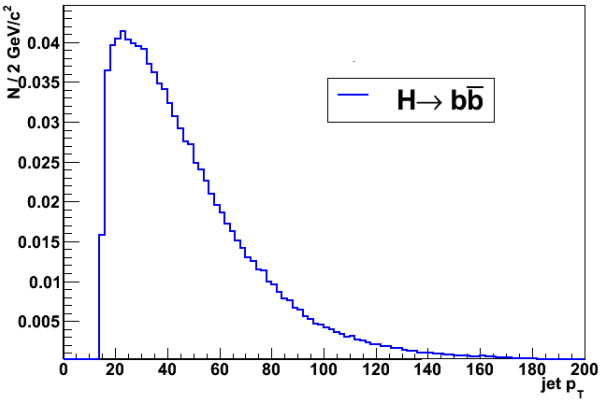


FIGURE 2.9 – Impulsion transverse des jets de quarks beaux issus de la désintégration d'un Higgs de 100 GeV.

Dépendance en masse du Higgs.

Comme évoqué dans le paragraphe 1.1.2, la masse du boson de Higgs dans les données, s'il existe, n'est pas prédite par le Modèle Standard. Il est donc intéressant d'étudier la dépendance du discriminant en fonction de la masse du boson de Higgs. De plus rappelons que le réseau de neurones est entraîné avec des événements simulés avec une masse de Higgs de 100 GeV/c^2. Nous étudions donc ici le comportement d'un discriminant spécialisé à sélectionner un Higgs de 100 GeV/c^2 sur un lot d'événements $Hb\bar{b}$ de 100 à 150 GeV/c^2 par pas de 5 GeV/c^2. Comme montré sur sur la figure 2.10, on peut clairement conclure que l'influence est très limitée. En effet, sur toute la plage de recherche, les variations n'excèdent pas 5 %.

Performance en fonction du point de fonctionnement du NNbtag.

Nous nous sommes demandés si les performances de notre discriminant dépendaient des critères de sélection appliqués en amont dans l'analyse de recherche du Higgs standard léger. Plus précisement si ses performances étaient bien indépendantes du point de fonctionnement du NNbtag utilisé pour discriminer les jets beaux des jets légers. La réponse est oui comme le montre la figure 2.11. Non seulement la dépendance est très faible, mais en plus les performances augmentent légèrement pour les

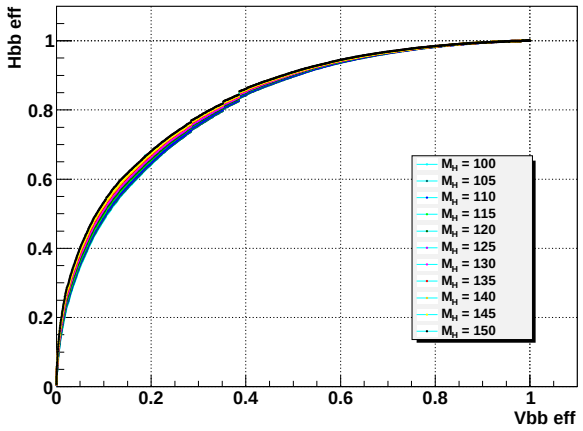


FIGURE 2.10 – Evolution de l'efficacité de sélection du signal $Hb\bar{b}$ en fonction de celle du bruit de fond $V(b\bar{b})$ pour plusieurs valeurs de masses du Higgs dans la plage de recherche qui nous intéresse.

coupures les plus sévères sur la sortie du NNbtag, qui sont justement celles utilisées dans les analyses Higgs.

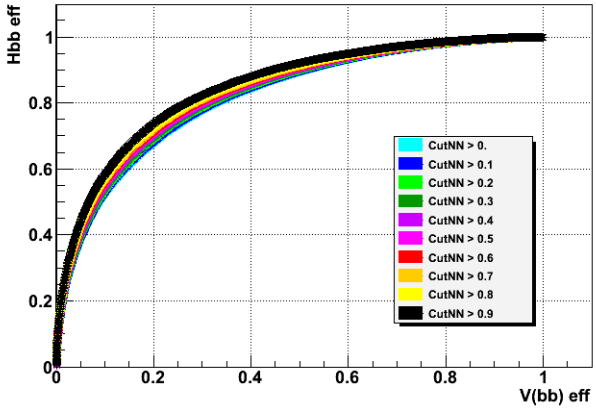


FIGURE 2.11 – Evolution de l'efficacité de sélection du signal $Hb\bar{b}$ en fonction de celle du bruit de fond $V(b\bar{b})$ selon le point de fonctionnement du btagging NNbtag.

Chapitre 3

Conclusion.

3.1 Résumé.

En conclusion nous avons cherché durant ce stage une manière d'éliminer le bruit de fond résiduel $Vb\bar{b}$ des analyses de recherche du Higgs standard léger au Tevatron. Nous avons construit un nouveau discriminant à partir de variables décrivant les jets de traces en combinant des méthodes sophistiquées d'analyse multivariée. Nous avons ensuite étudié plusieurs propriétés du discriminant proposé.

3.2 Les perspectives.

Nous voulons étudier quelques paramètres susceptibles de permettre d'améliorer encore les performances de notre discriminant comme par exemple la sélection des traces utilisées pour calculer les variables d'entrée, ainsi que la sélection des événements simulés utilisés pour construire le discriminant lors des entraînements.
Etant donné le très faible flux de Higgs attendu dans le cadre du Modèle Standard à l'issue des sélections effectuées en amont, il n'est pas envisageable de rajouter dans l'état une sélection supplémentaire par une coupure sur une nouvelle variable. Deux possibilités sont alors envisageables, à savoir soit relâcher des coupures en amont pour augmenter l'acceptance du signal puis couper sur notre discriminant, soit n'effectuer aucune coupure sur notre discriminant mais l'utiliser comme une variable supplémentaire du discriminant final utilisé dans la recherche du Higgs léger. La première solution nous semble *a priori* moins pertinente car tout le travail présenté ici est basé sur le bruit de fond résiduel à l'issue des critères de sélection appliqués actuellement. En relâchant les coupures la nature du bruit de fond sera différente.
Enfin en guise d'élargissement des perspectives d'utilisation de ce travail, nous montrons sur la figure 3.1 que notre discriminant calculé pour des événements contenant des quarks top se distribue vers 1, c'est-à-dire que les processus $t\bar{t}$ se comporte comme du signal. Ce discriminant est ainsi susceptible d'intéresser les analyses de physique du top, pour lesquelles le bruit de fond dominant est également le processus $Vb\bar{b}$.

3.3 Bilan du stage et remerciements.

Je suis satisfait de mon choix de stage, celui-ci m'a permis d'intégrer une équipe de recherche sur un sujet passionant et de me faire une idée du travail dans le domaine de la recherche en physique des particules. C'est pour cela que j'ai postulé à une thèse qui se placera dans la continuité du stage dans l'équipe de DØ de Strasbourg. La priorité de mon travail à venir sera de démontrer la validité de cette nouvelle variable en vérifiant si la simulation décrit bien les données au niveau des variables utilisées pour construire ce discriminant et au niveau de sa distribution de sortie. Je vais par ailleurs effectuer un séjour de 2 mois au Fermi National Accelerator Laboratory auprès du Tevatron pendant cet été pour intégrerer mon travail

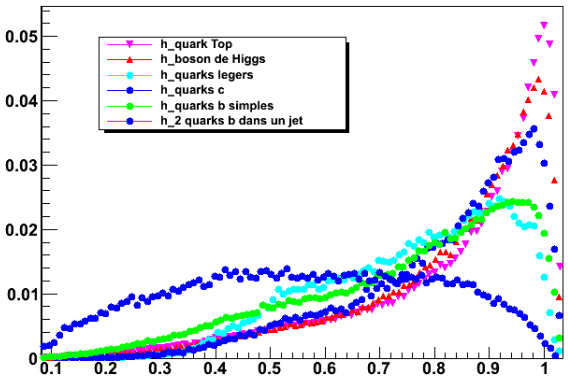


FIGURE 3.1 – Distribution du discriminant pour d'autres processus physiques : paires de quarks top, production multijets de jets de quarks légers, charmes, beaux.

directement dans l'analyse de recherche du Higgs standard léger dans le canal WH. Le point délicat sera d'estimer une erreur systématique induite sur la mesure suite à l'utilisation du discriminant proposé ici. En effet, la grande difficulté réside en la validité de la simulation des processus $V + jets$.

Je tiens à remercier les membres de l'équipe de DØ de Strasbourg pour leur aide et leur soutien pendant ce stage. Ils n'ont pas hésité a me mettre en avant en me donnant des occasions de me faire connaître dans la communauté de recherche de DØ. J'éspère maintenant avoir l'occasion de continuer dans les mêmes conditions la recherche du boson de Higgs dans cette équipe.

Annexe A

Les variables discrminantes.

Commençons par rappeler que l'ensemble des variables utilisées correspondent à 13 variables calculées à partir des traces sélectionnées suivant différents critères (SL super loose, ML medium loose), ainsi que les traces utilisées pas l'algorithme JLIP. Ici sont uniquement montrées les variables calculées avec les traces de sélection Super Loose et celle de JLIP. Les résultats du critère ML étant globalement identiques.

- Nombre de vertex secondaires : Nombre de vertex reconstruits dans le jet.
- Nombre de traces : Nombre de traces associées au jet.
- Somme des impulsions tranverses : Somme des impulsion transverse des traces associées au jet.
- Chi2ndof : χ^2 du vertex secondaire.
- DRsize : $\Delta R = \sqrt{\Delta\eta^2 + \Delta\phi^2}$, distance maximum d'une trace à l'axe du jet.
- $\frac{tracedeplushautP_t}{sommedesP_t}$: Fraction d'impulsion transverse chargée pondéré.
- impulsion relative à l'axe du jet : voir figure A.1
- $\frac{SommedesP_t}{sommedesP_t(trackjet)}$: Fraction de la somme des impulsion transverses de traces de JLIP sur les traces associées au jet.
- Sigma : $\frac{\sum \Delta R \times P_t}{\sum P_t}$, c'est un ΔR pondéré par l'impulsion transverse des traces (apporte une information géometrique et dynamique de l'événement).
- deltaR maximum : ΔR maximum entre 2 traces du jet.
- impulsion relative à l'axe du jet calo : idem "impulsion relative à l'axe du jet" mais ici, l'axe est calculé à partir de l'information calorimètrique (prise en compte des particules neutres).
- angle d'ouverture en xy : angle d'ouverture du jet en xy.
- boost : boost de l'ensemble des traces.

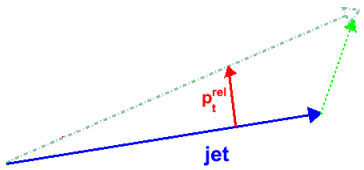
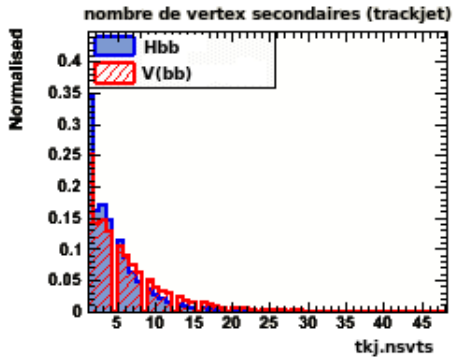
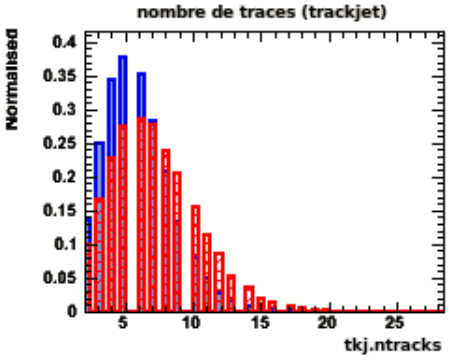
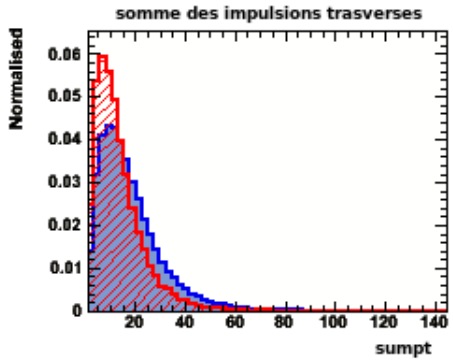
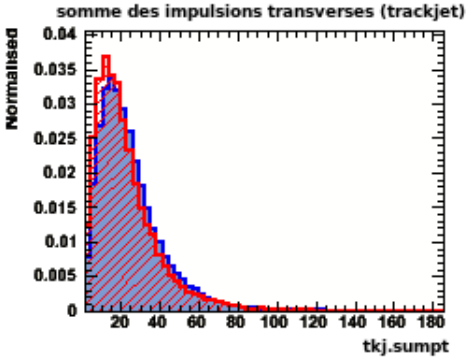


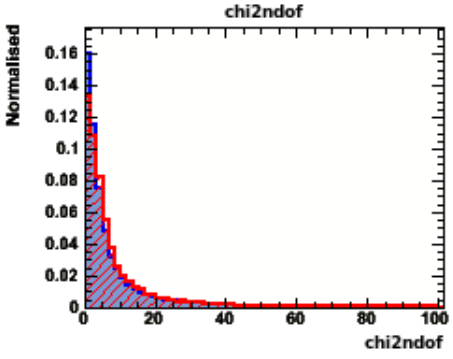
FIGURE A.1 – Impulsion transverse relative à l'axe du jet.

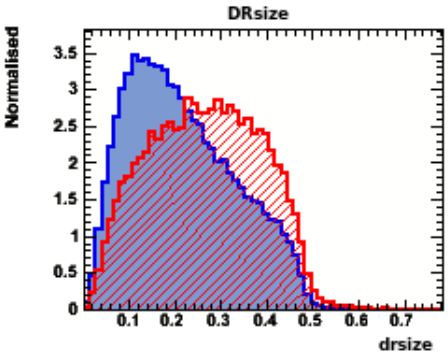

nombre de vertex secondaires (trackjet)
Hbb
V(bb)
Normalised
tkj.nsvts

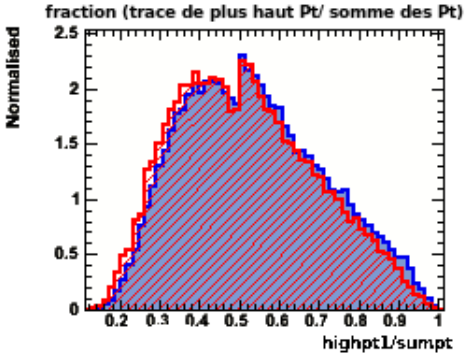

nombre de traces (trackjet)
Normalised
tkj.ntracks

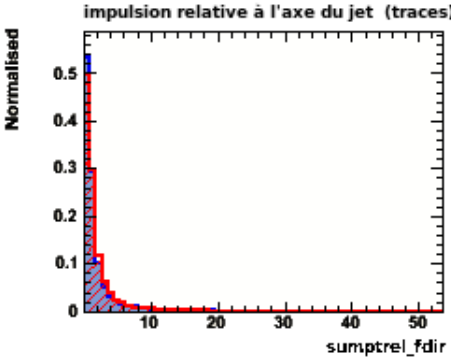

somme des impulsions trasverses
Normalised
sumpt


somme des impulsions transverses (trackjet)
Normalised
tkj.sumpt


chi2ndof
Normalised
chi2ndof


DRsize
Normalised
drsize


fraction (trace de plus haut Pt/ somme des Pt)
Normalised
highpt1/sumpt


impulsion relative à l'axe du jet (traces)
Normalised
sumptrel_fdir

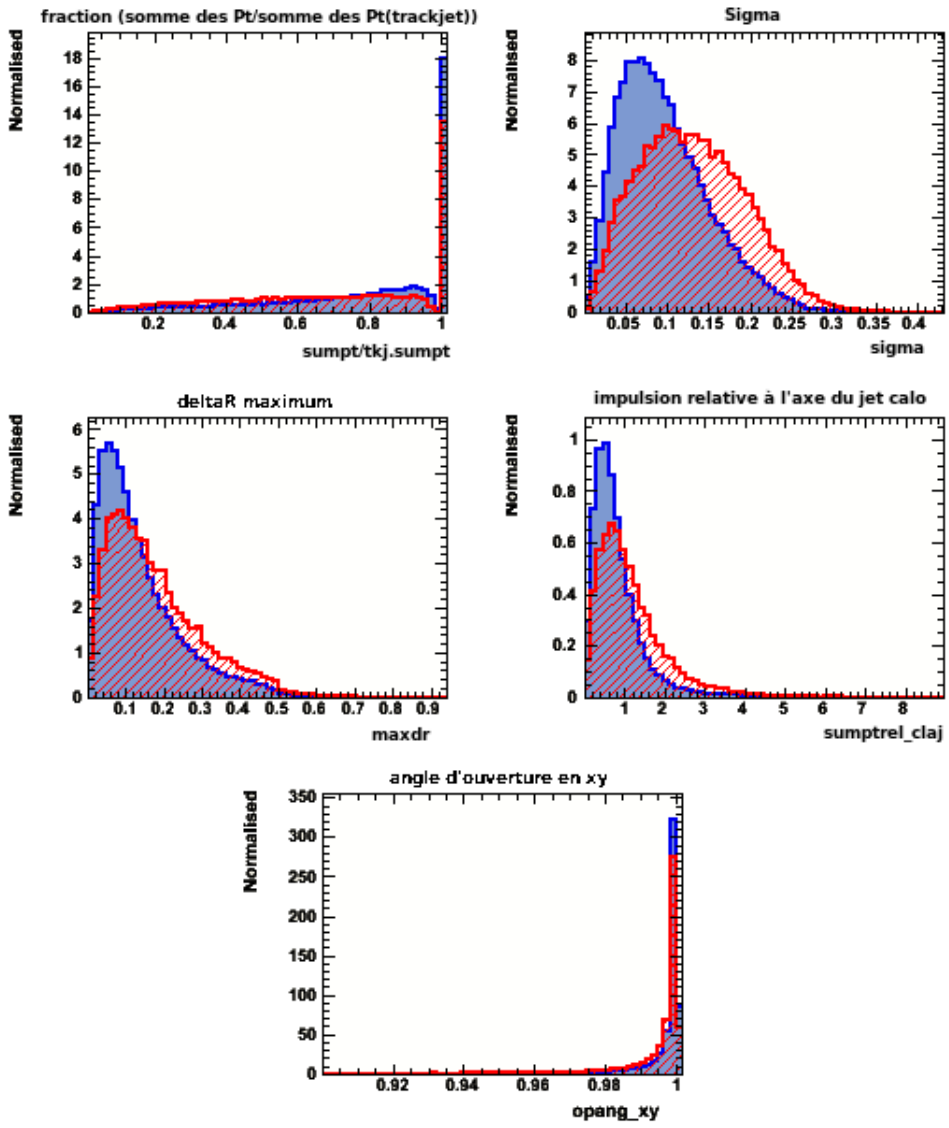


FIGURE A.2 – Distribution des variables discriminantes pour le signal $Hb\bar{b}$ en bleu et $V(b\bar{b})$ en rouge. Ces distributions sont obtenues pour le critère SL de sélection des traces. Elles ont le même aspect pour les autres critères.

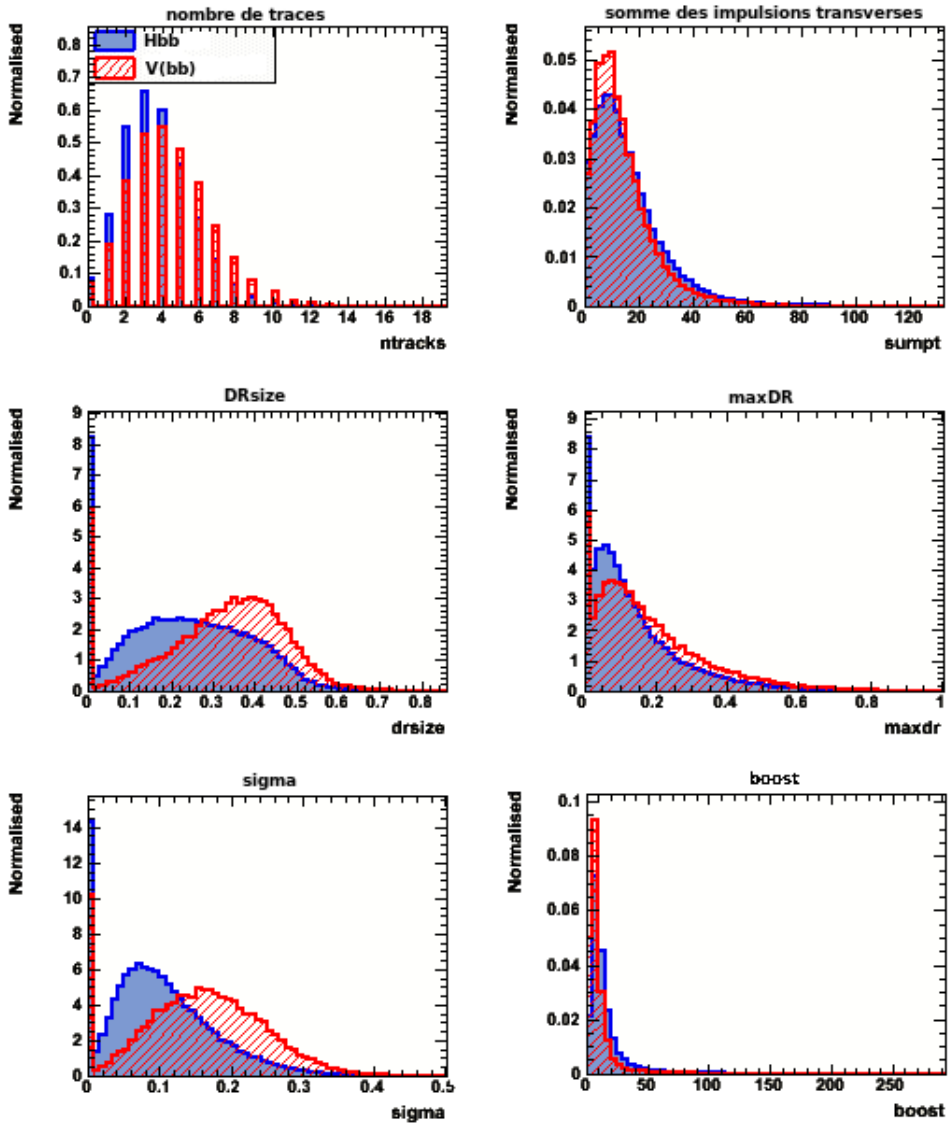


FIGURE A.3 – Distribution des variables discriminantes calculées à partir des traces utilisées pas JLIP.

Bibliographie

[1] S.Glashow, Nucl. Phys. 22, 579 (1961) S. Weinberg, Phys. Rev. Lett 19, 1264 (1967) A.Salam in "Elementary Particle Theory" W.Svartholm ed., Stockholm 1968.

[2] UA1 collab., Phys. Lett. B 122, 103 (1983) UA1 collab., Phys. Lett. B 126, 398 (1983) UA1 collab., Phys. Lett. B 122, 476 (1983) UA1 collab., Phys. Lett. B 129, 130 (1983)

[3] P.W Higgs, Phys. Lett. 12, 132 (1964) F. Englert et R. Brout, Phys. Rev. Lett. 13, 321 (1964) G.S Guralnik, C.R Hagen et T.W. Kibble, Phys. Rev. Lett. 13, 585 (1964) P.W. Higgs, Phys. Rev. 145, 1156 (1966)

[4] Boris Tuchming "Recherche de bosons de Higgs supersymétriques dans l'éxpérience ALEPH" Thèse de l'université de Paris XI (2000)

[5] LEP Electroweak Working Group website : http ://lepewwg.web.cern.ch/LEPEWWG/

[6] A. A. Berezina, E. E. Boos, V. E. Bunichev, L. V. Dudko, "Best Variables Method and Implementation of Neural Networks in Physics Analysis", D0Note 4834 (2005)

[7] ROOT website : "http ://root.cern.ch/drupal/"

[8] TMVA website : http ://tmva.sourceforge.net/

[9] B.Beri, Kaur, B.Prosper, "Bayesian Neural Networks", D0Note 4846 (2005)

[10] P.Roe, Yang *et al.*, "Boosted Decision Trees as an Alternative to Artificial Neural Networks for Particle Identification", Nucl.Instrum. Meth. A543 : 577-584 (2004)

[11] Coadou, "Uses of multivariate analysis methods", International Workshop on Top Quark Physics January 12-15, 2006

[12] Pythia website : http ://home.thep.lu.se/ torbjorn/Pythia.html Alpgen website : http ://mlm.home.cern.ch/mlm/alpgen/

[13] Jérémie Lellouch, "Recherche du boson de Higgs standard dans le canal WH à l'expérience DØ auprès du Tevatron", Thèse de l'Université Paris VI, 2008

[14] Matzner Dominguez, "Search For Neutral Higgs Boson in e+e- interaction at center of mass energies between 130 GeV and 180 GeV", Thèse San Diego, 1998.

[15] A. Schwartzman, "Identification of b-jets from gluon splitting", ATLAS NOTE (2008)

[16] B.Prosper, "More Mathematical Comments on Feed-Forward Neural Networks", D0Note 4493 (2004)

[17] J. Campbell, Ellis, Maltoni, Willenbrock "Production of a W boson and two jets with one b-quark tag", hep-ph/0611348 28 Nov 2006