



SORBONNE
UNIVERSITÉ

LPNHE
PARIS



Préparation de la reconstruction pour Hyper-Kamiokande

Lorenzo Restrepo Orrantia

Sorbonne Université | 2024

Plan de la présentation

1 Contexte scientifique

- 1. T2K
- 2. Hyper-Kamiokande

2 fiTQun

- 1. Prefit
- 2. Subeventing
- 3. Ring fitter

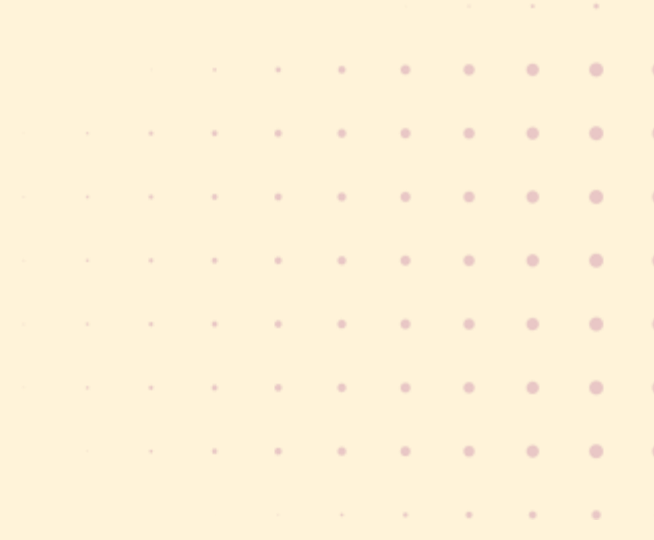
3 Résultats de stage

- 1. PyfiTQun
- 2. Prefit
- 3. Peak finder



1

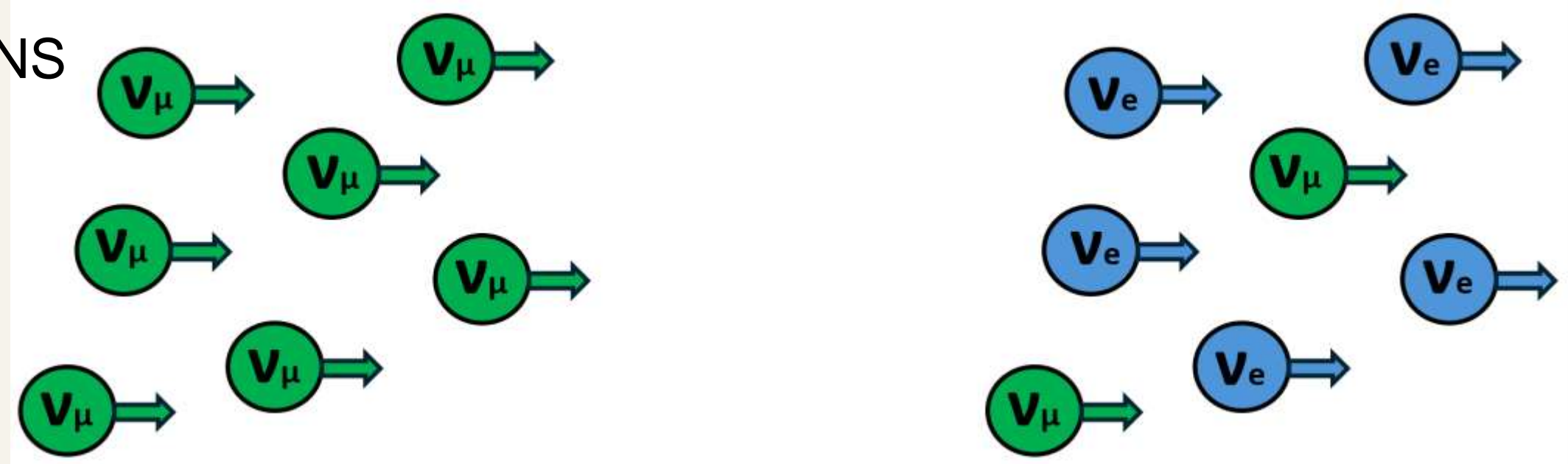
Contexte scientifique



Expérience d'oscillation T2K

2

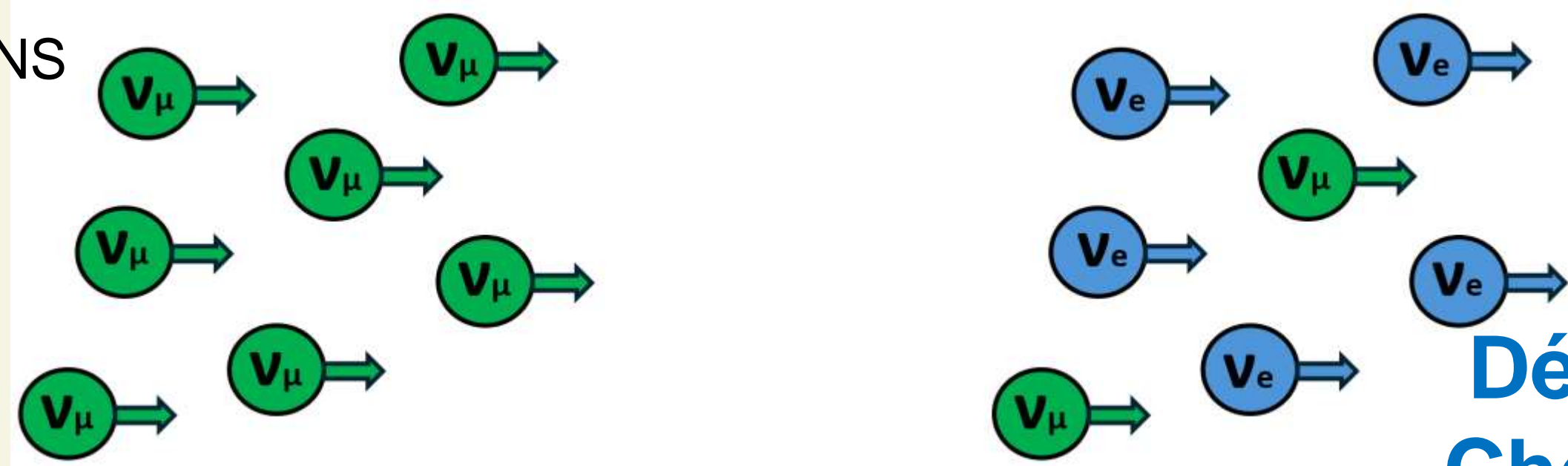
- **Oscillation de neutrinos:** changement de saveur pendant la propagation
- Paramétrisée par U_{PMNS}



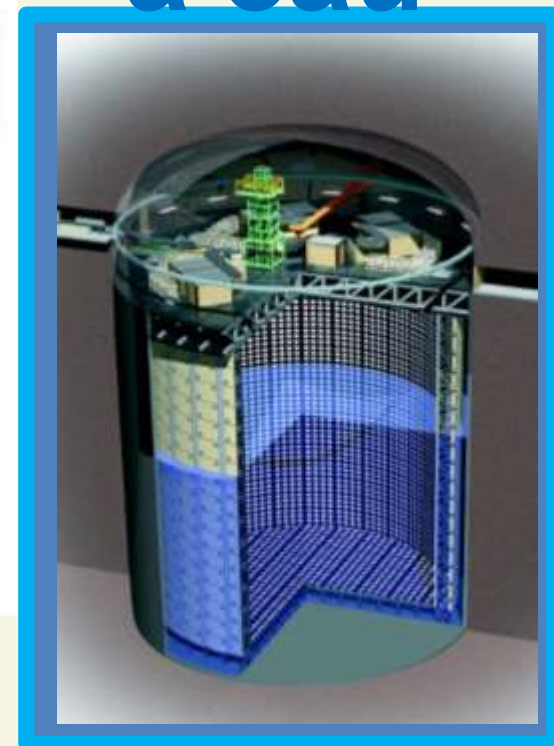
Expérience d'oscillation T2K

2

- **Oscillation de neutrinos:** changement de saveur pendant la propagation
- Paramétrisée par UPMNS



Détecteur Cherenkov à eau

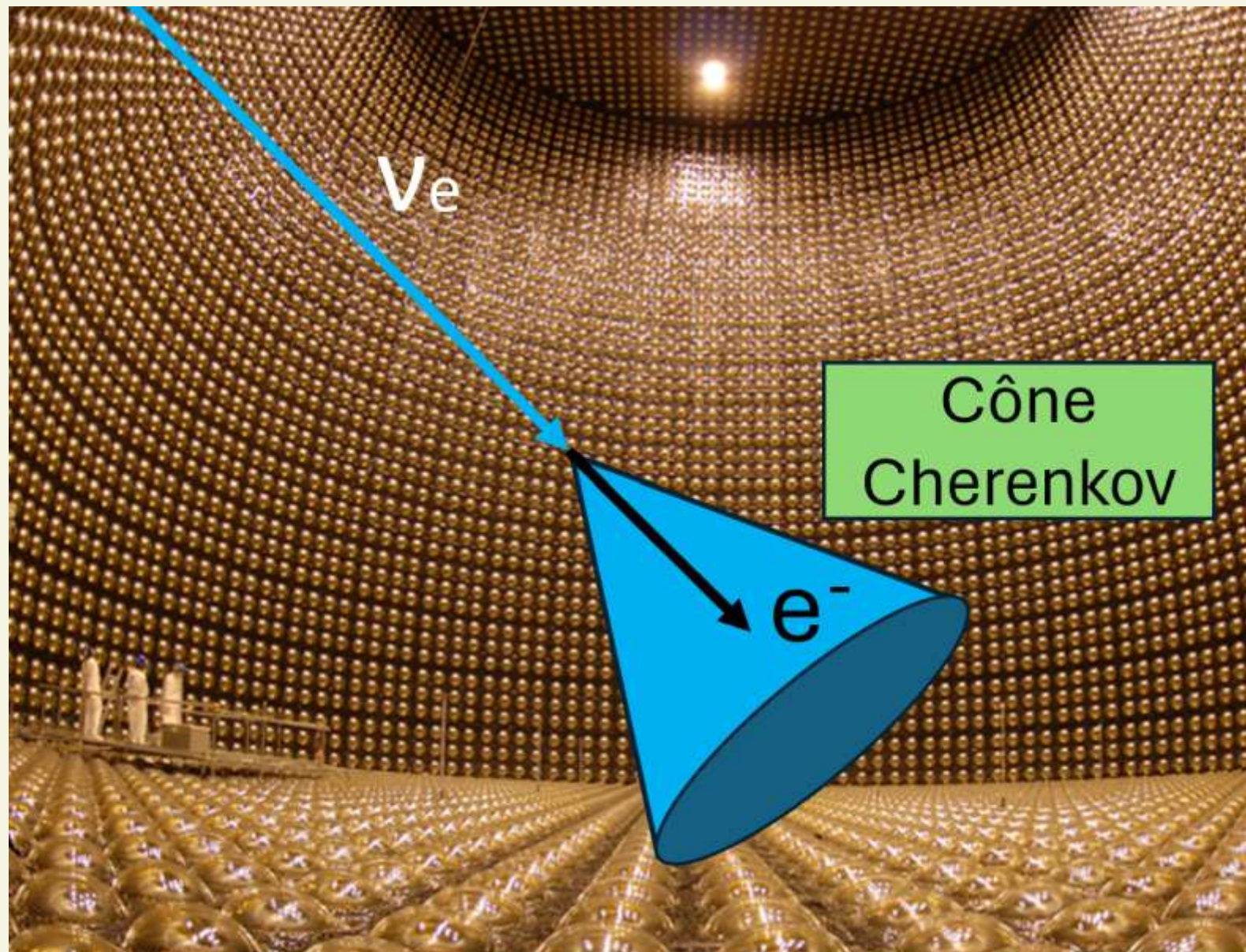


@ K. Abe *et al.*, "The T2K Experiment"

Hyper-Kamiokande

3

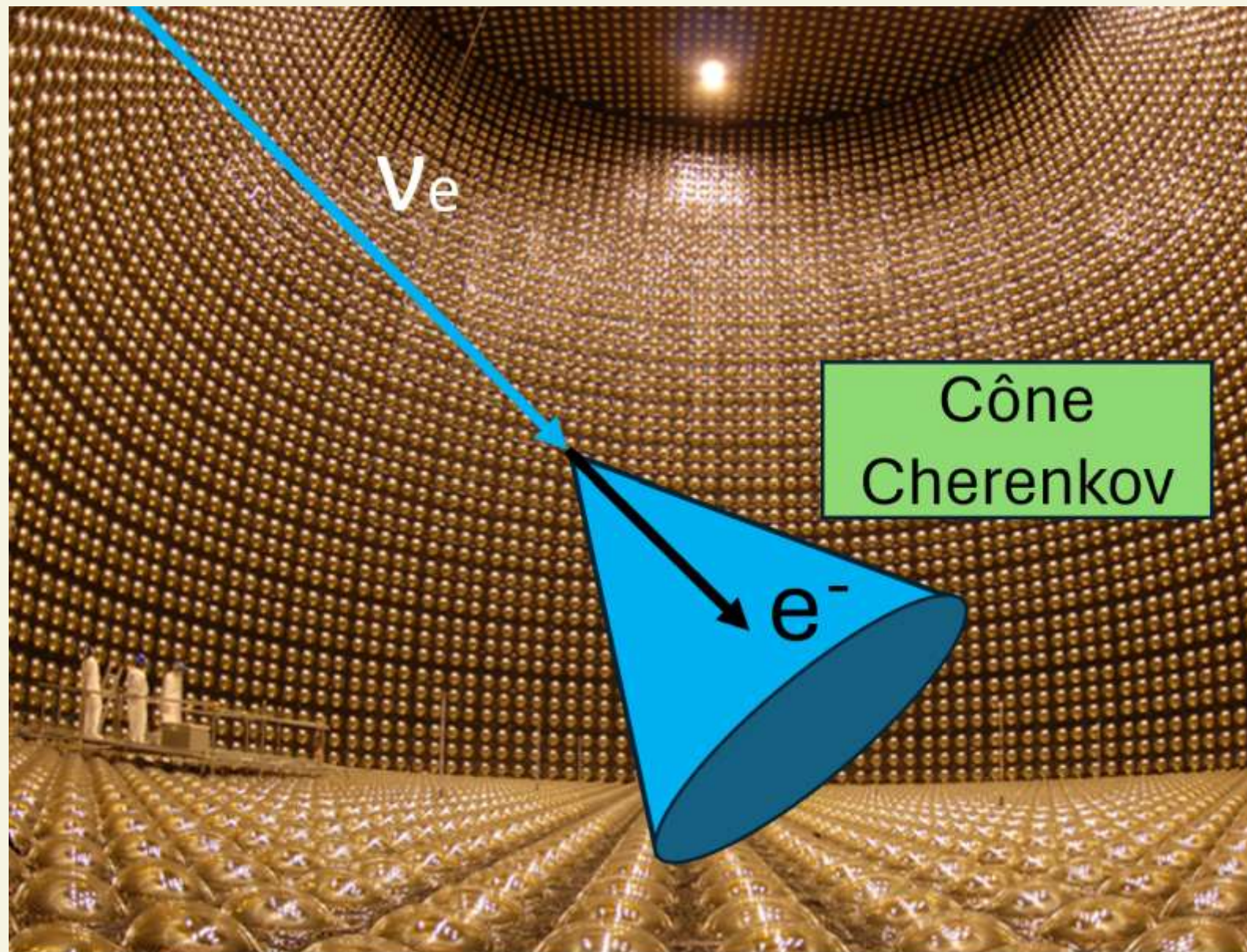
- Algorithme de reconstruction pour SK: fiTQun (C++)
- Reconstruction de $(\mathbf{x}, t, p, \theta, \varphi)$
→ **Identification de particule**



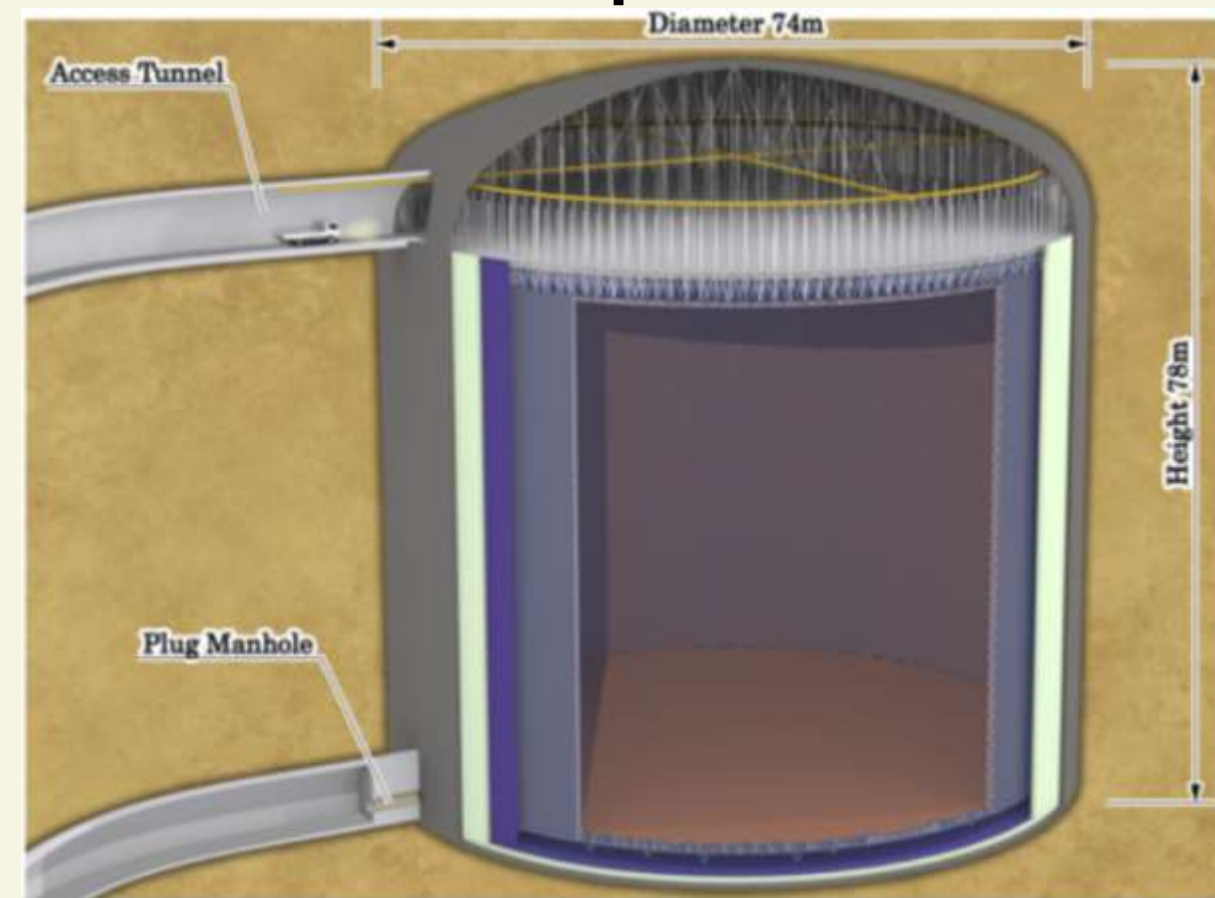
Hyper-Kamiokande

3

- Algorithme de reconstruction pour SK: **fiTQun** (C++)
- Reconstruction de $(\mathbf{x}, t, p, \theta, \varphi)$
→ **Identification de particule**



- Détecteur de nouvelle génération (8 fois le volume fiduciel de SK !)
- Première prise de données: 2027



**Détecteur
Hyper-
Kamiokande**

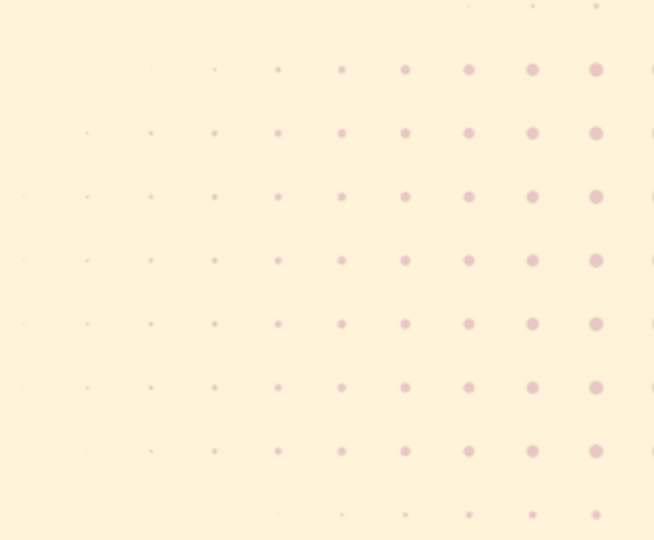
@ ILANCE, LLR, LPNHE, OMEGA (IN2P3-CNRS)

- Nouvelle géométrie et électronique pour HK
→ **Nécessité d'adapter fiTQun**



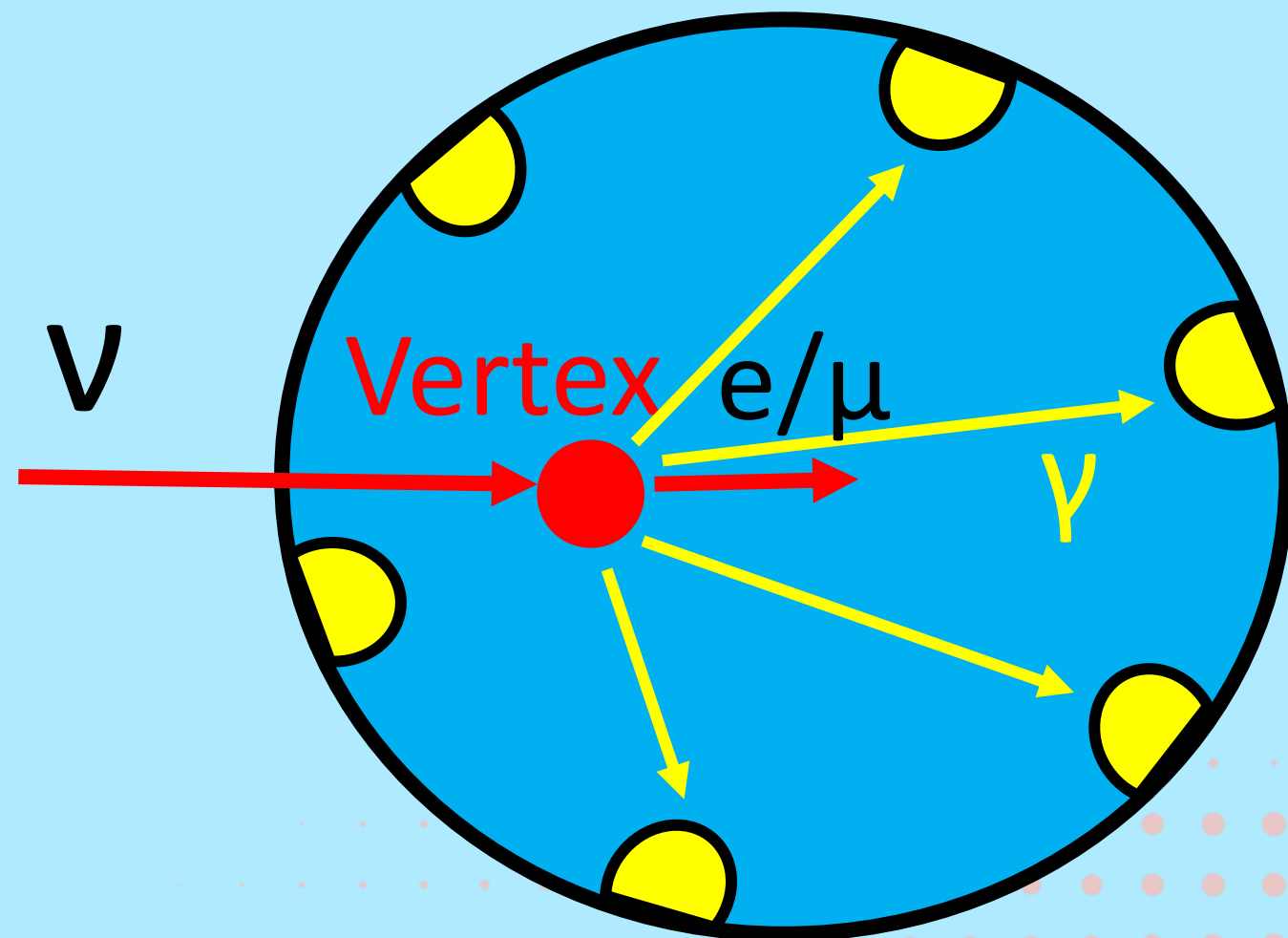
2

fiTQun



Préfit

- Estimation grossière du **vertex**
- Utilise uniquement t_{hits}
- Le résultat est utilisé dans les autres algorithmes



Fonction Goodness

$$G(\mathbf{x}, t) \equiv \sum_i^{\text{hit}} \exp\left(-\frac{(T_{\text{res}}^i/\sigma)^2}{2}\right)$$

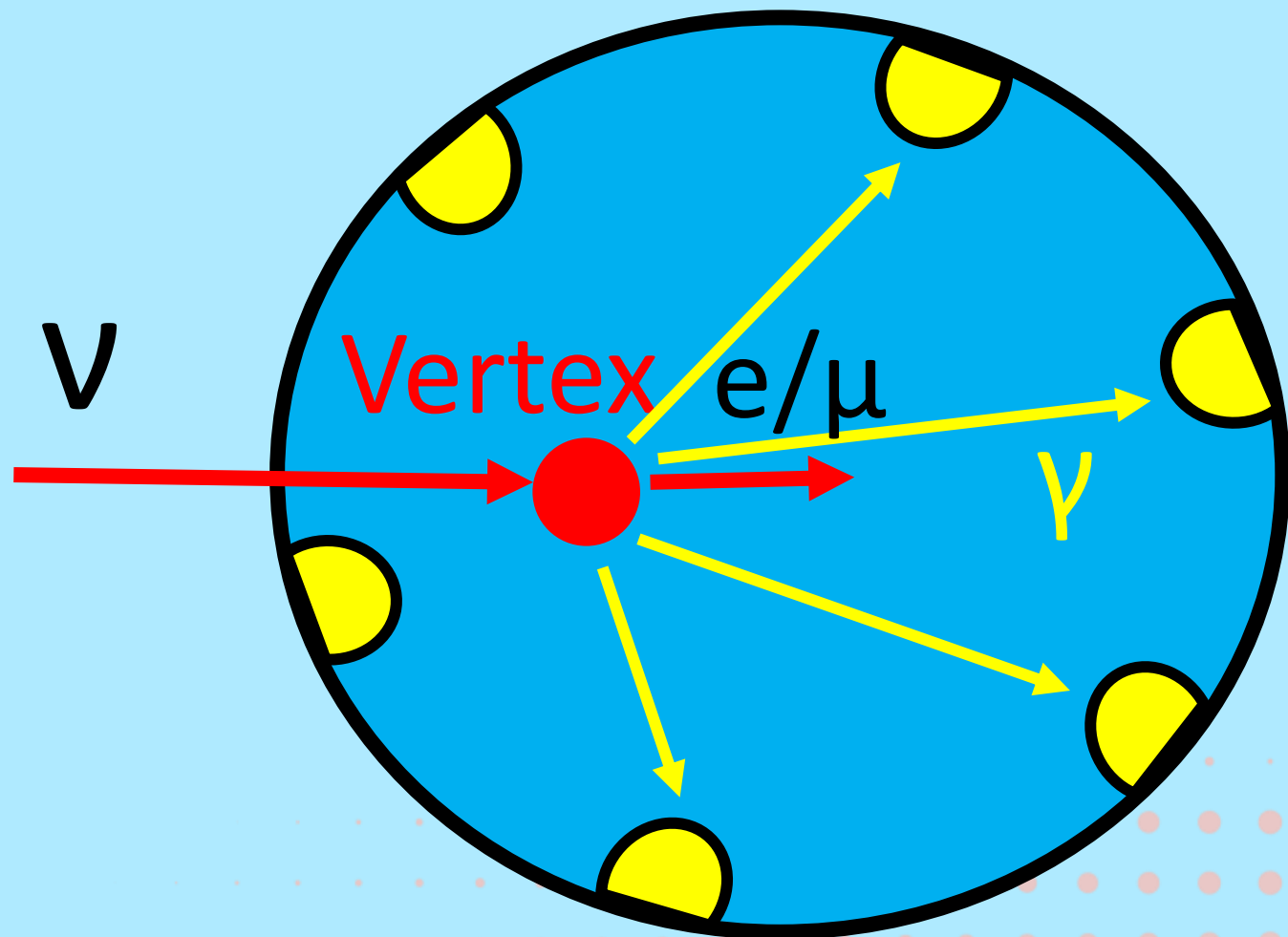
Temps résiduel

$$T_{\text{res}}^i \equiv t_i - t - |\mathbf{R}_{\text{PMT}}^i - \mathbf{x}|/c_n$$

Préfit

4

- Estimation grossière du **vertex**
- Utilise uniquement t_{hits}
- Le résultat est utilisé dans les autres algorithmes



Fonction Goodness

$$G(\mathbf{x}, t) \equiv \sum_i^{\text{hit}} \exp\left(-\frac{(T_{\text{res}}^i / \sigma)^2}{2}\right)$$

Seul
paramètre
libre

Temps résiduel

$$T_{\text{res}}^i \equiv t_i - t - |\mathbf{R}_{\text{PMT}}^i - \mathbf{x}| / c_n$$

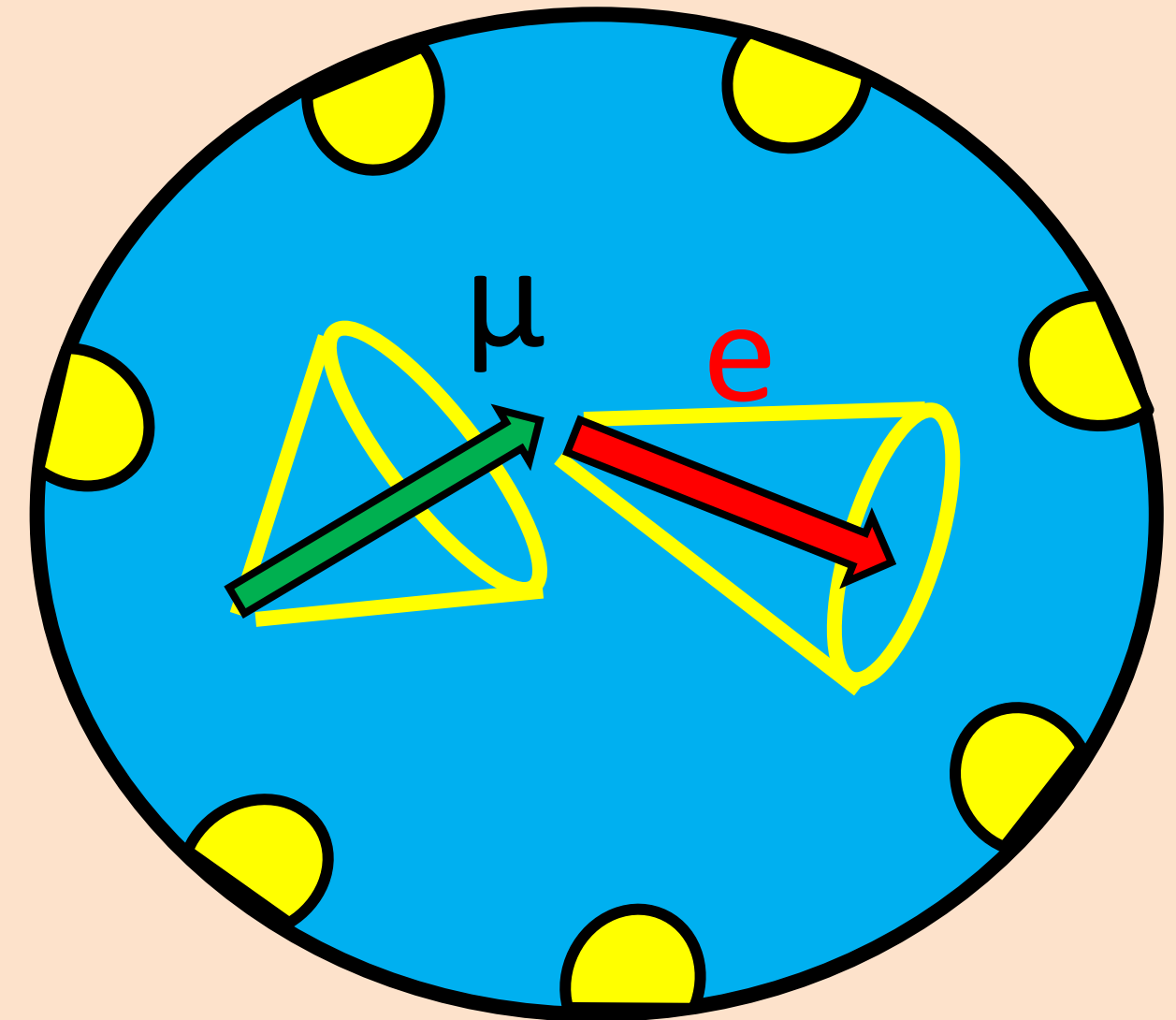
- Pour le vrai vertex (t, x, y, z) :
 - ❑ $T_{\text{res}} \sim 0$
 - ❑ G est maximale

Subeventing

5

Exemple de 2 sous-événements

- Permet de traiter différents sous-événements séparés en temps
- Premier algorithme: **Peak finder**
 - ❑ Détermine le **nombre** et **l'instant** des sous-événements

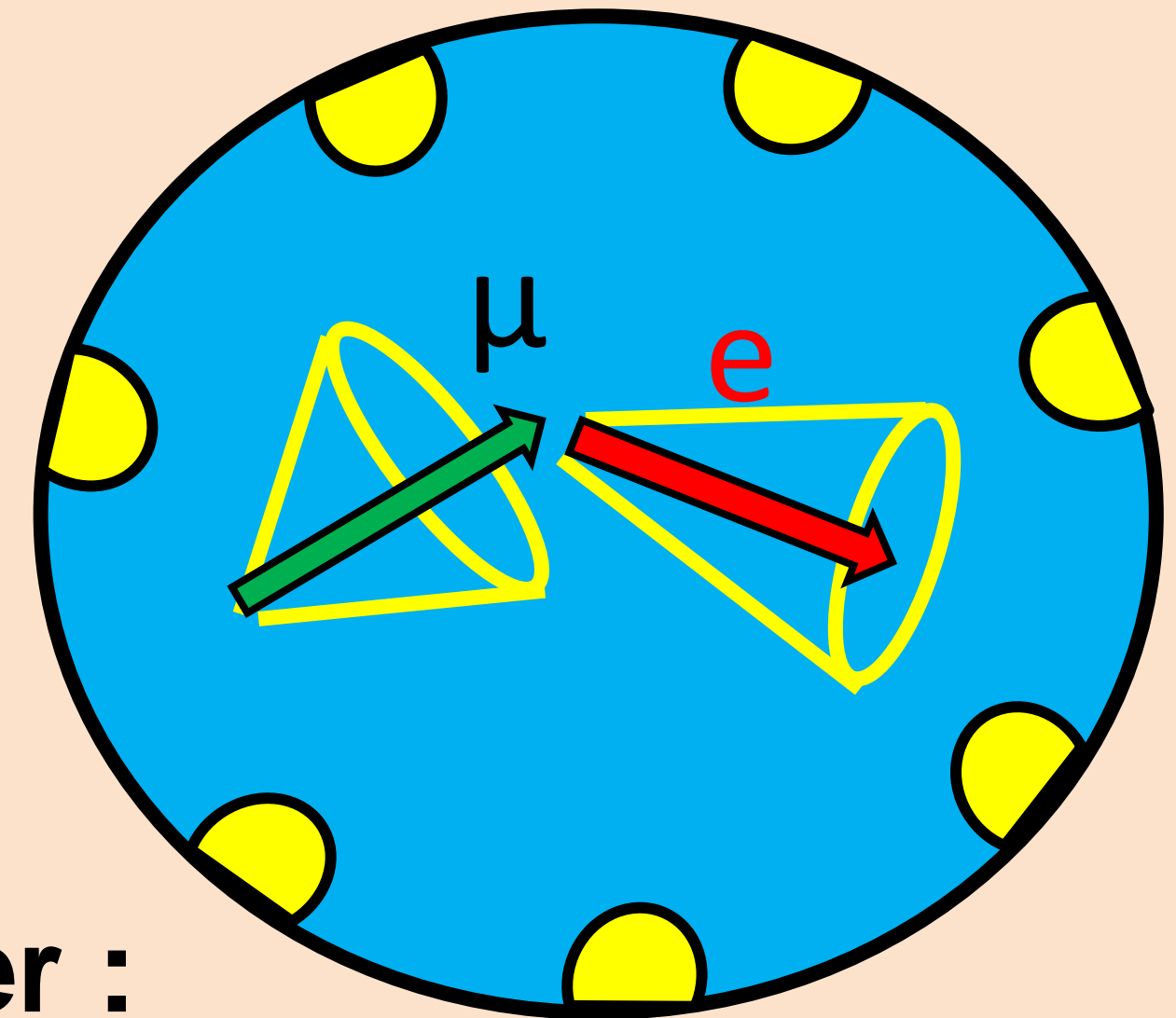


Subeventing

5

- Permet de traiter différents sous-événements séparés en temps
- Premier algorithme: **Peak finder**
 - ❑ Détermine le **nombre** et **l'instant** des sous-événements

Exemple de 2 sous-événements



$$G(\mathbf{x}, t) \equiv \sum_i^{\text{hit}} \exp\left(-\frac{(T_{\text{res}}^i/\sigma)^2}{2}\right)$$

$$T_{\text{res}}^i \equiv t_i - t - |\mathbf{R}_{\text{PMT}}^i - \mathbf{x}|/c_n$$

Peak finder :

- Scan de la goodness avec **X** fixe et en faisant varier **t**
- Sous événements = pics dans **G**

Peak finder

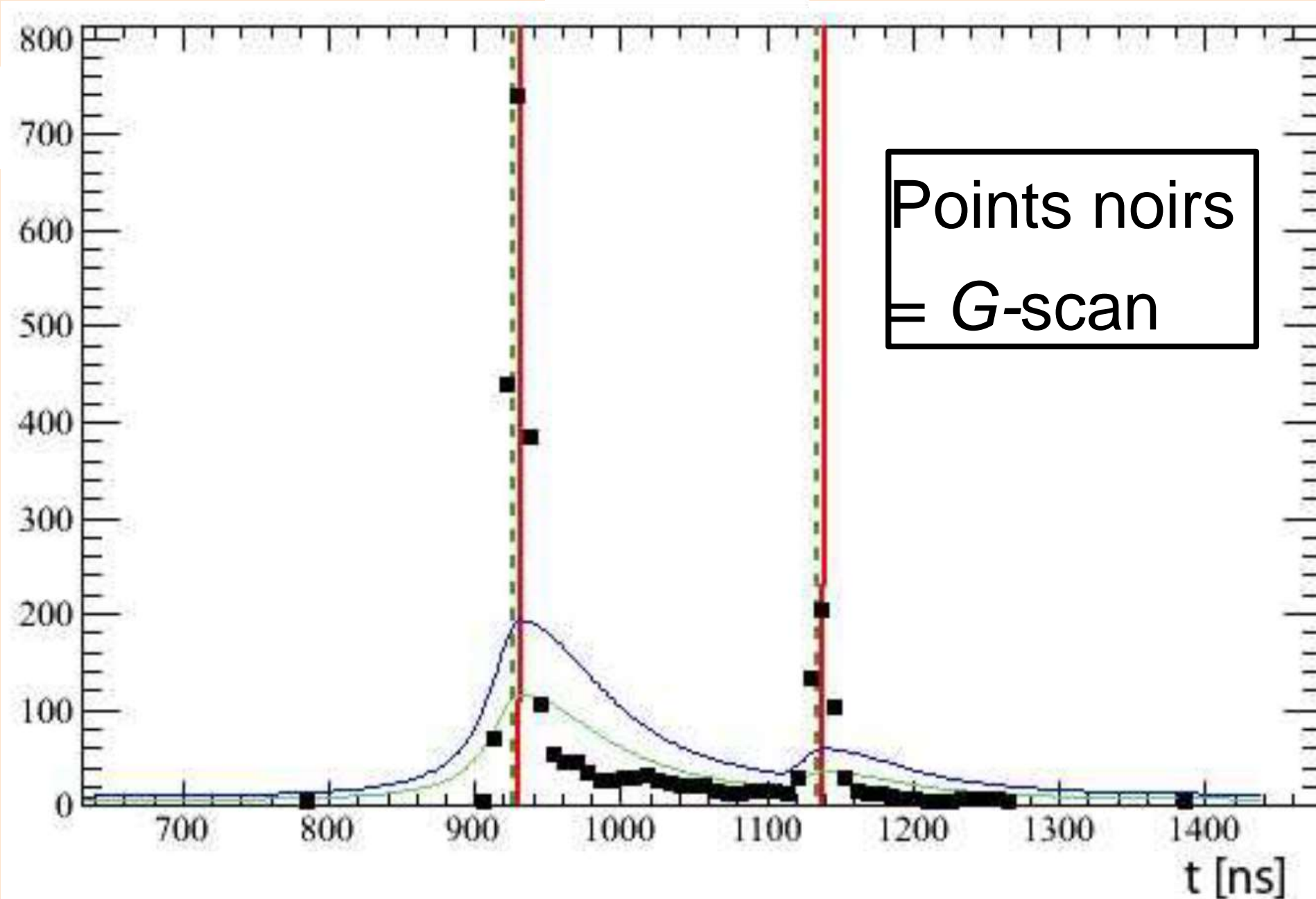
6

Courbe bleue: $F(t) \equiv 0.25 \max_{i \in M} \{G(x, t_i) f(t - t_i)\} + \eta$ $M = \text{maximums locaux}$

Courbe verte: $0.6F(t)$

$$f(\tau) \equiv \frac{1}{1 + (\tau/\gamma)^2}, \quad \gamma = \begin{cases} 25\text{ns} & (\tau < 0) \\ 70\text{ns} & (\tau > 0) \end{cases}$$

G



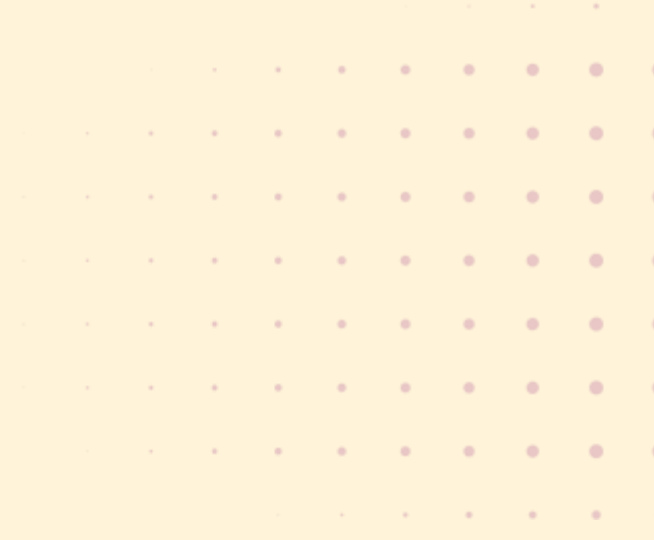
Sélection des pics:

- Premier pic: G-scan doit excéder la courbe bleue
- Deuxième pic: *idem* + G-scan doit aller en dessous de la courbe verte entre les deux pics



3

Résultats de stage



PyfiTQun

7

□ fiTQun est très performant

- ❖ Excellente **identification de particule** (pureté >99%)
- ❖ Bien testé (plus de 10 ans d'utilisation sur SK)

□ Mais...

- ❖ Code compliqué et pas commenté
- ❖ Algorithme **lent** (90s/evènement @ électrons de 500 MeV)

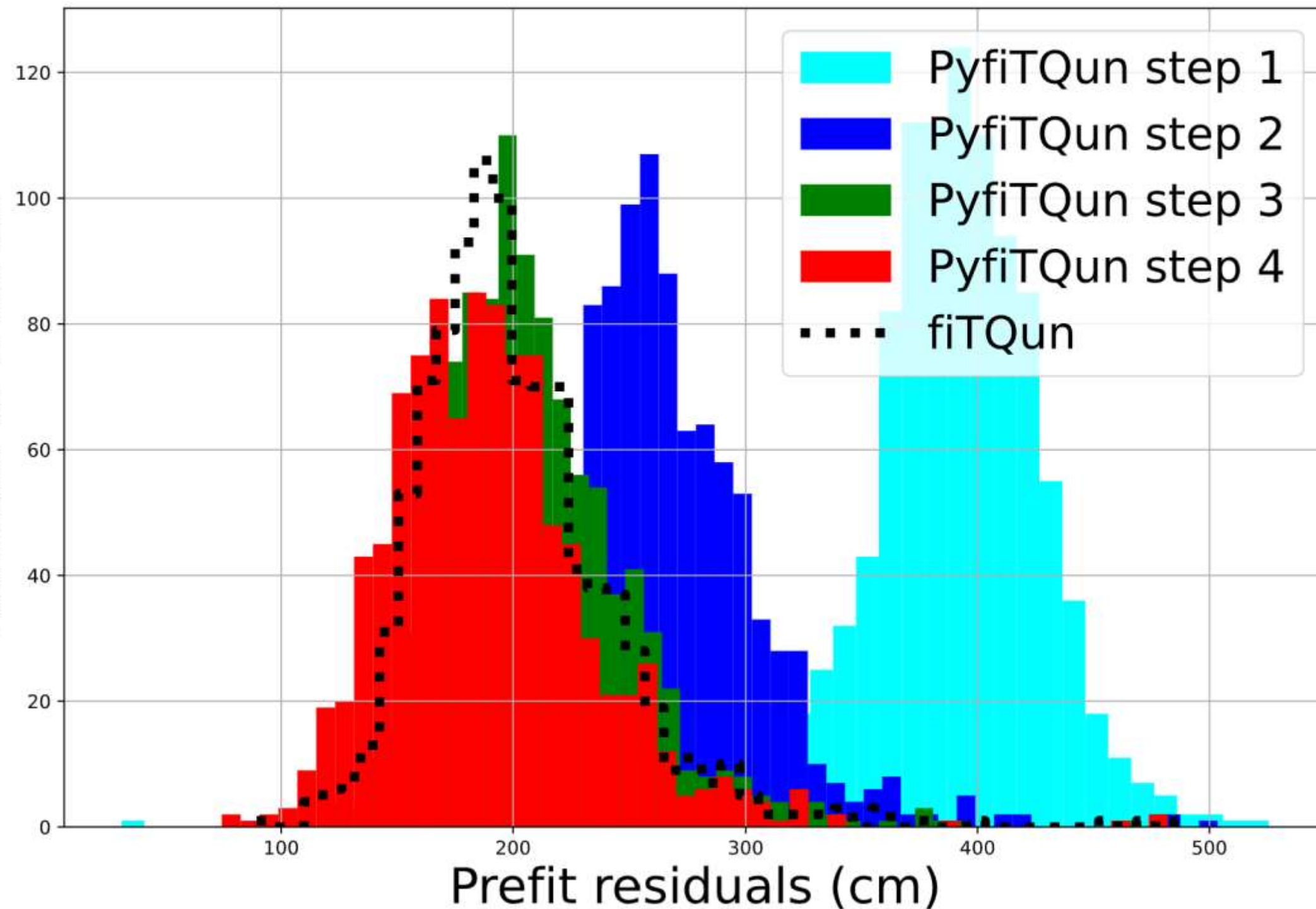
□ PyfiTQun → Version python de fiTQun conçue au LPNHE par G. Díaz

- ❖ Beaucoup plus **simple**
- ❖ Idéal pour tester les **optimizations**

Résultats de stage: préfit

8

Spatial residuals for 1 GeV electron particle gun at the center of the detector



PyfiTQun :

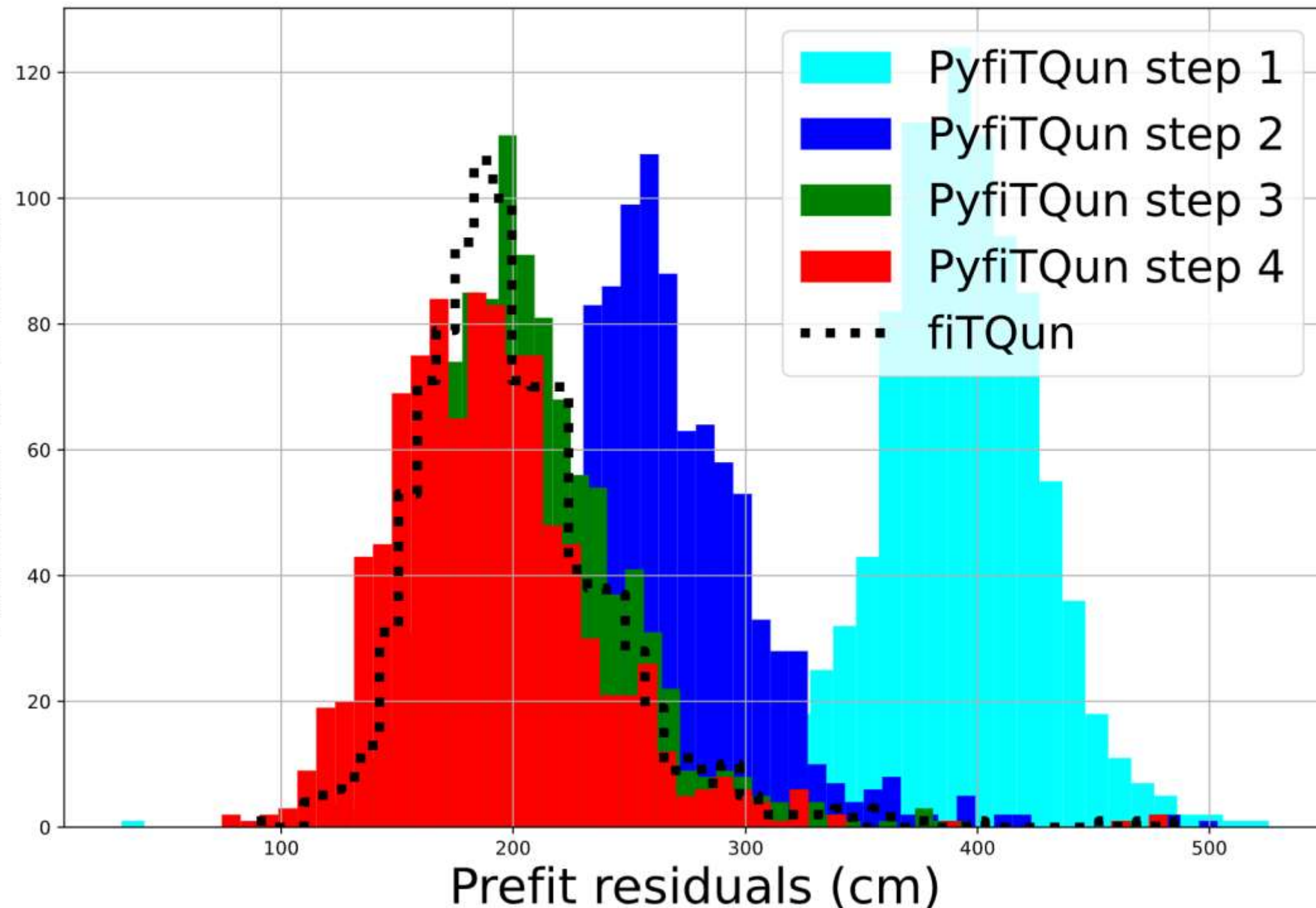
- Ajustement analytique (méthode de Newton en utilisant le Jacobien de G)

$$G(\boldsymbol{x}, t) \equiv \sum_i^{\text{hit}} \exp\left(-\left(T_{\text{res}}^i / \sigma\right)^2 / 2\right)$$

Résultats de stage: préfit

8

Spatial residuals for 1 GeV electron particle gun at the center of the detector



PyfiTQun :

- Ajustement analytique (méthode de Newton en utilisant le Jacobien de G)

$$G(\boldsymbol{x}, t) \equiv \sum_i^{\text{hit}} \exp\left(-\left(T_{\text{res}}^i / \sigma\right)^2 / 2\right)$$

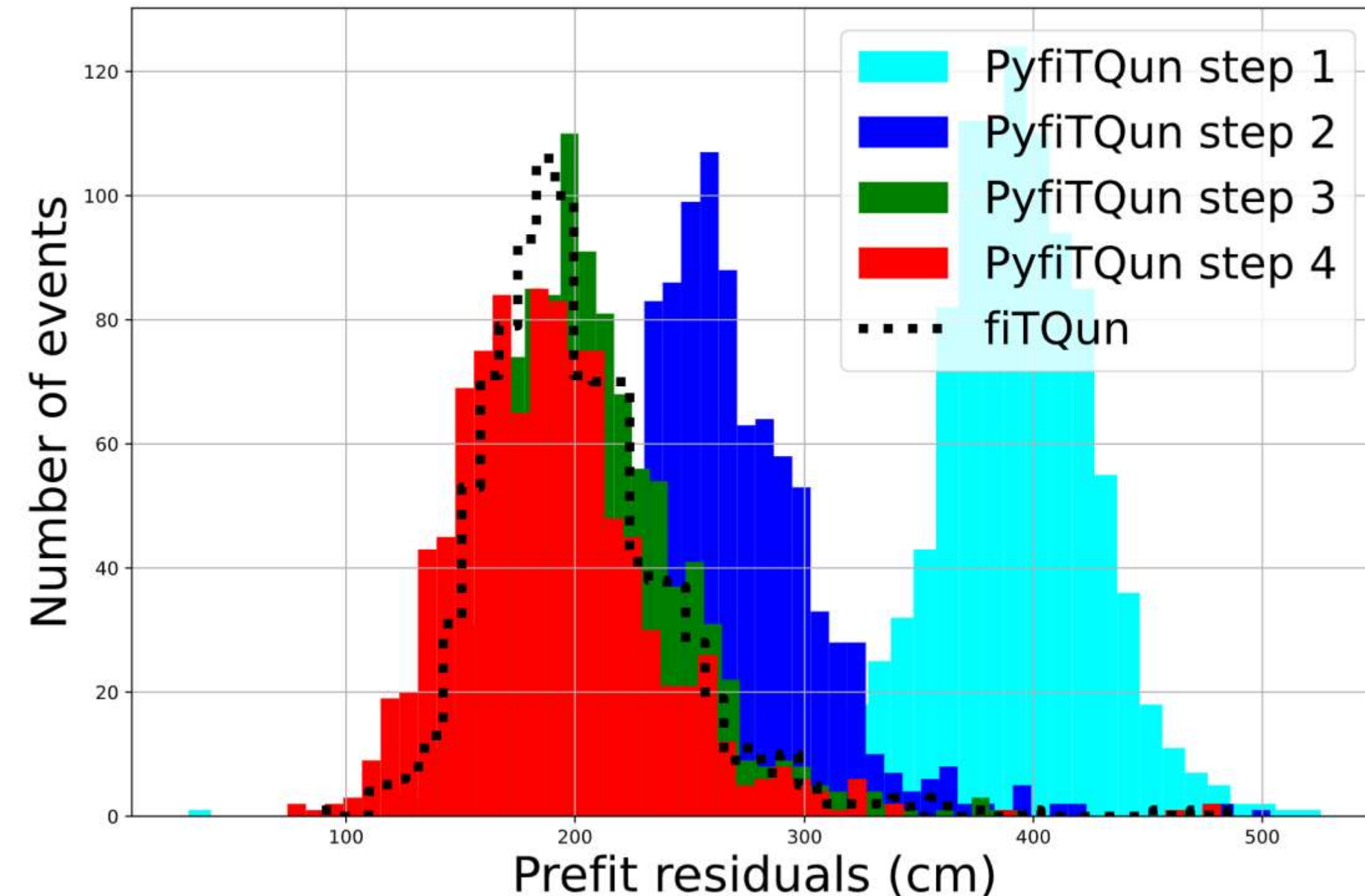
- Préfit par étapes:
- σ est progressivement réduit ($\sigma_1 = 80\text{ns}$, $\sigma_2 = 10\text{ns}$, $\sigma_3 = 5\text{ns}$, $\sigma_4 = 1\text{ns}$)
- Chaque fit utilise comme seed la valeur retournée par le précédent

~ 70 itérations au total

Résultats de stage: préfit

8

Spatial residuals for 1 GeV electron particle gun at the center of the detector



fiTQun :

- **Grid search** (scan de G pour 8323 points de l'espace) → **long calcul**
- Ajustement numérique (n'utilise pas le jacobien)

**~ 400 itérations
seulement l'ajustement !**

Résultats de stage: préfit

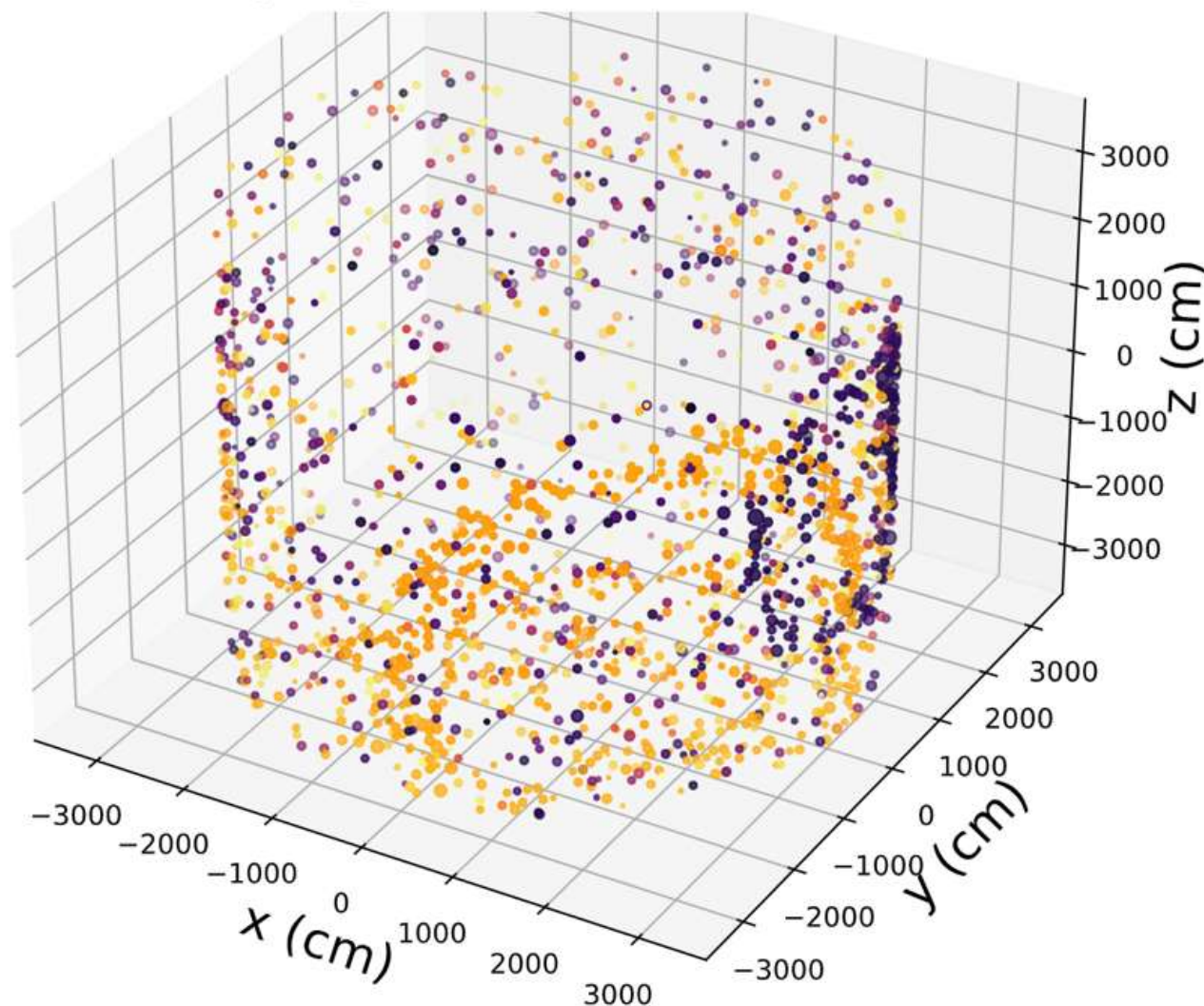
9

Coupure en temps (fenêtre de 10ns) → Sélectionner la **lumière directe** du **premier anneau** pour le préfit

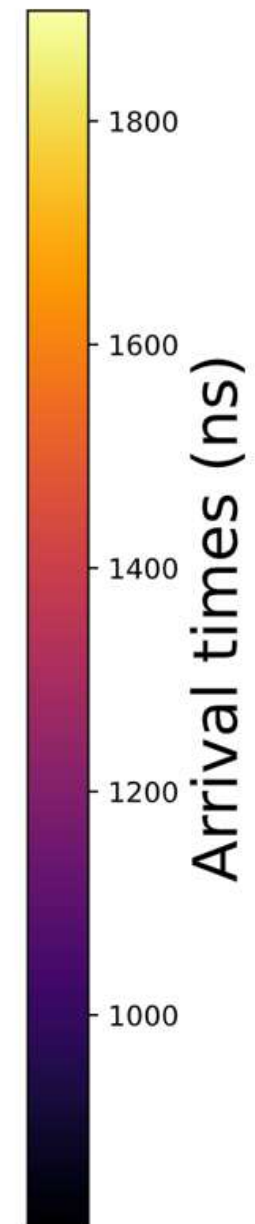
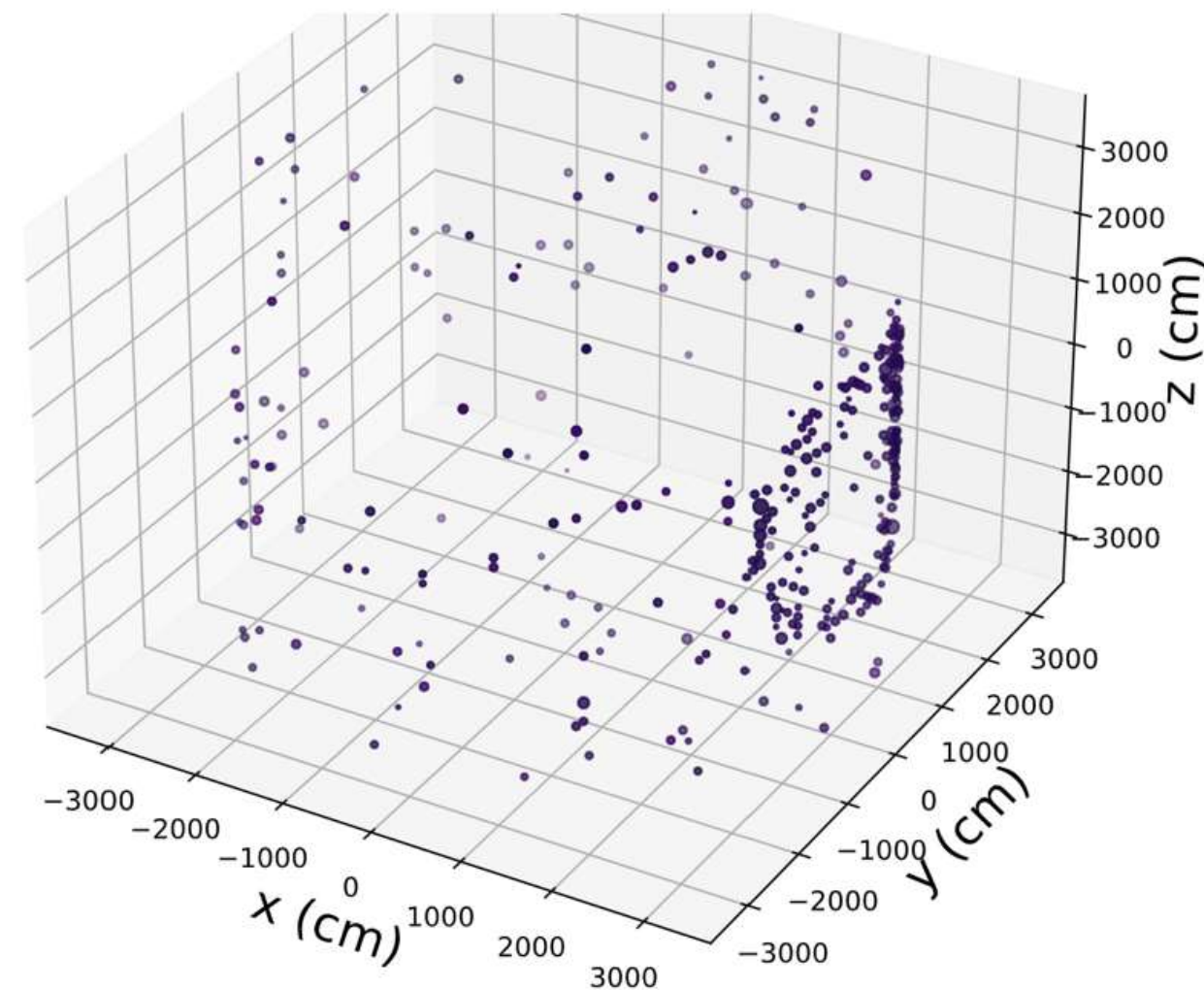
Coupure en charge ($> 2C$) → Éviter le **Dark Noise**

Hit display for a 110 MeV muon particle gun at the center of the detector oriented along the x axis

Hit display before the time cut



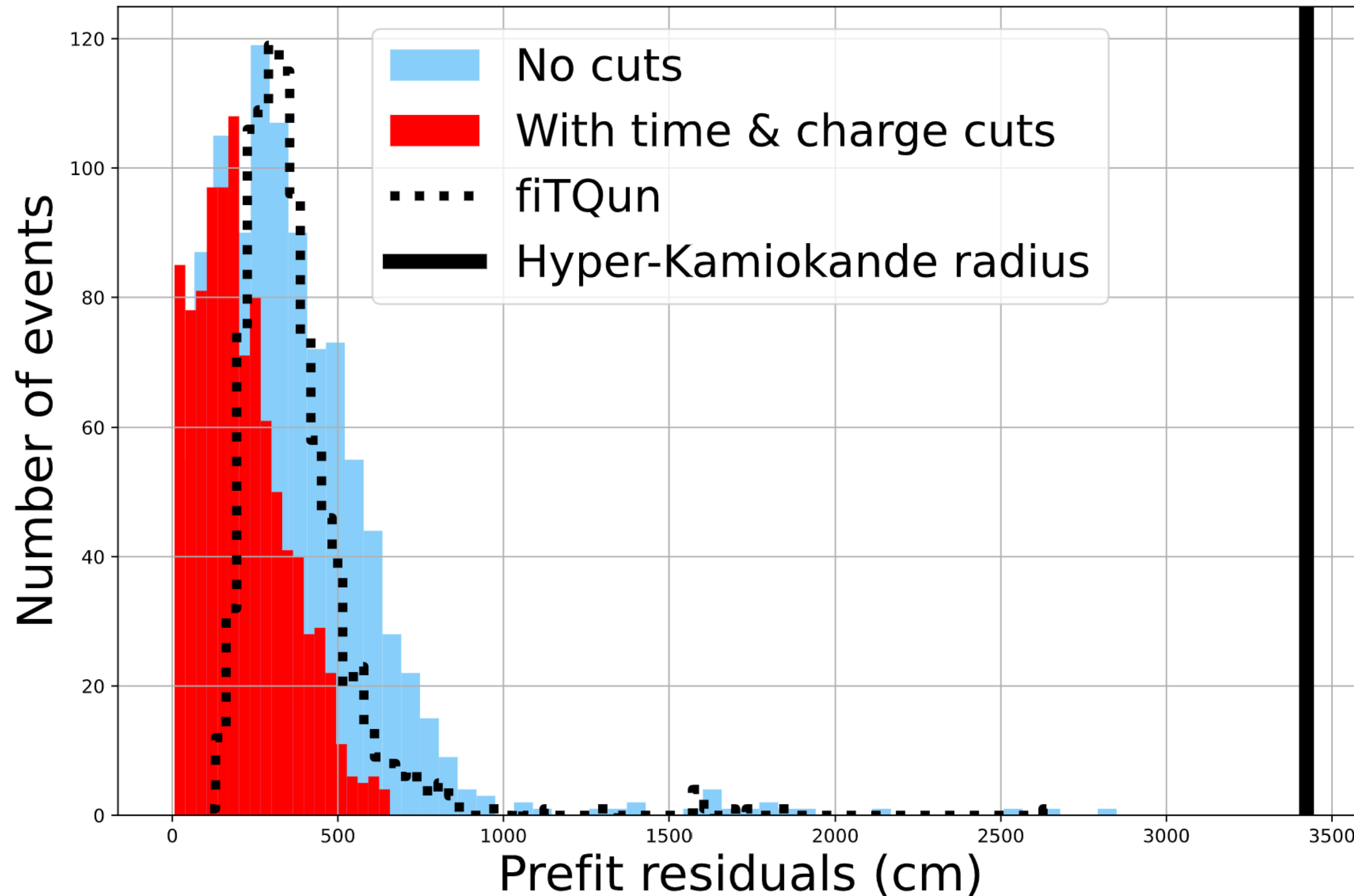
Hit display after the time cut



Résultats de stage: préfit

10

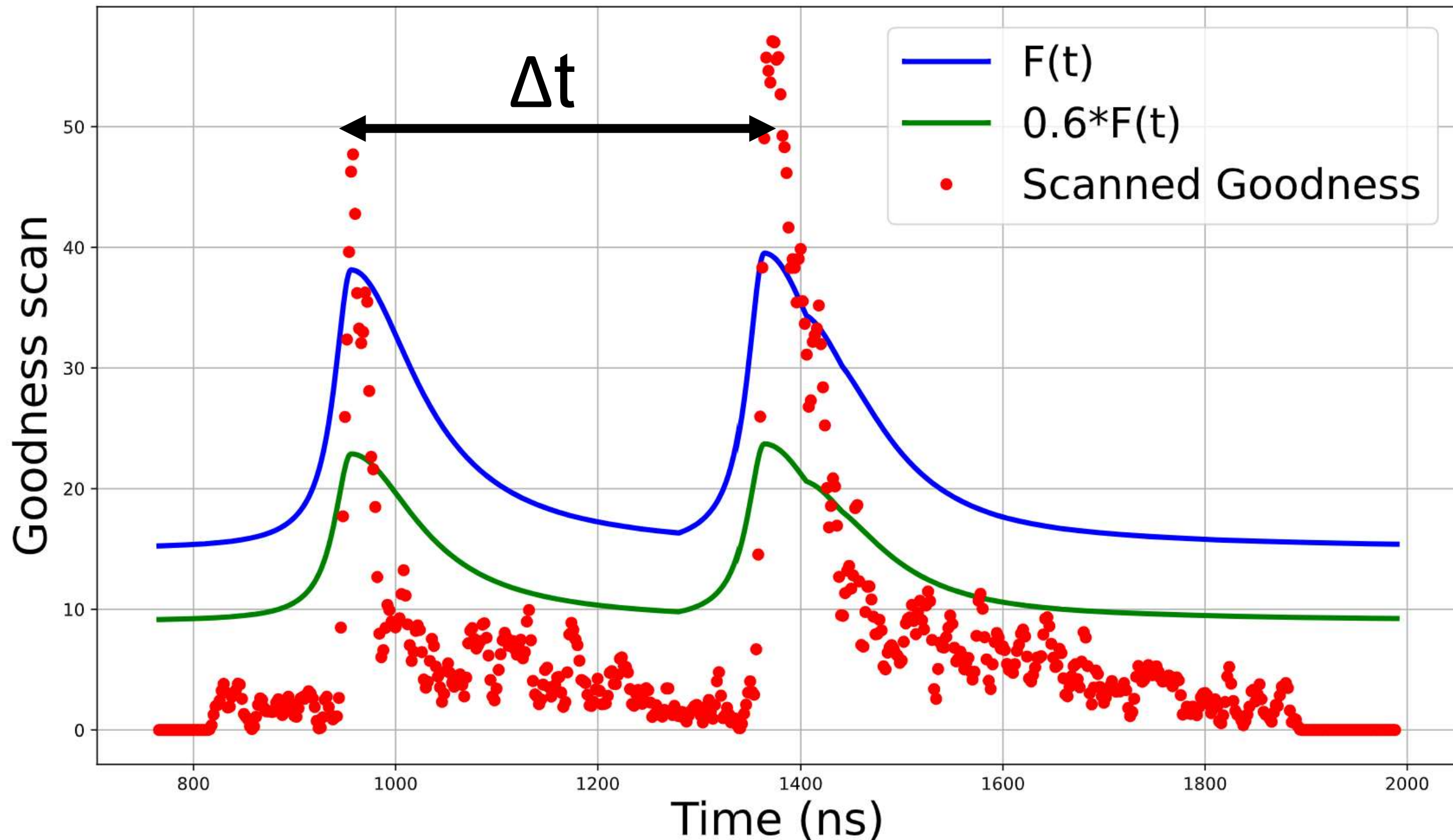
Spatial residuals for 500 MeV muon particle gun at the center of the detector



Résultats de stage: Peak Finder

11

Goodness scan and threshold functions for a 110 MeV muon particle gun at the center of the detector

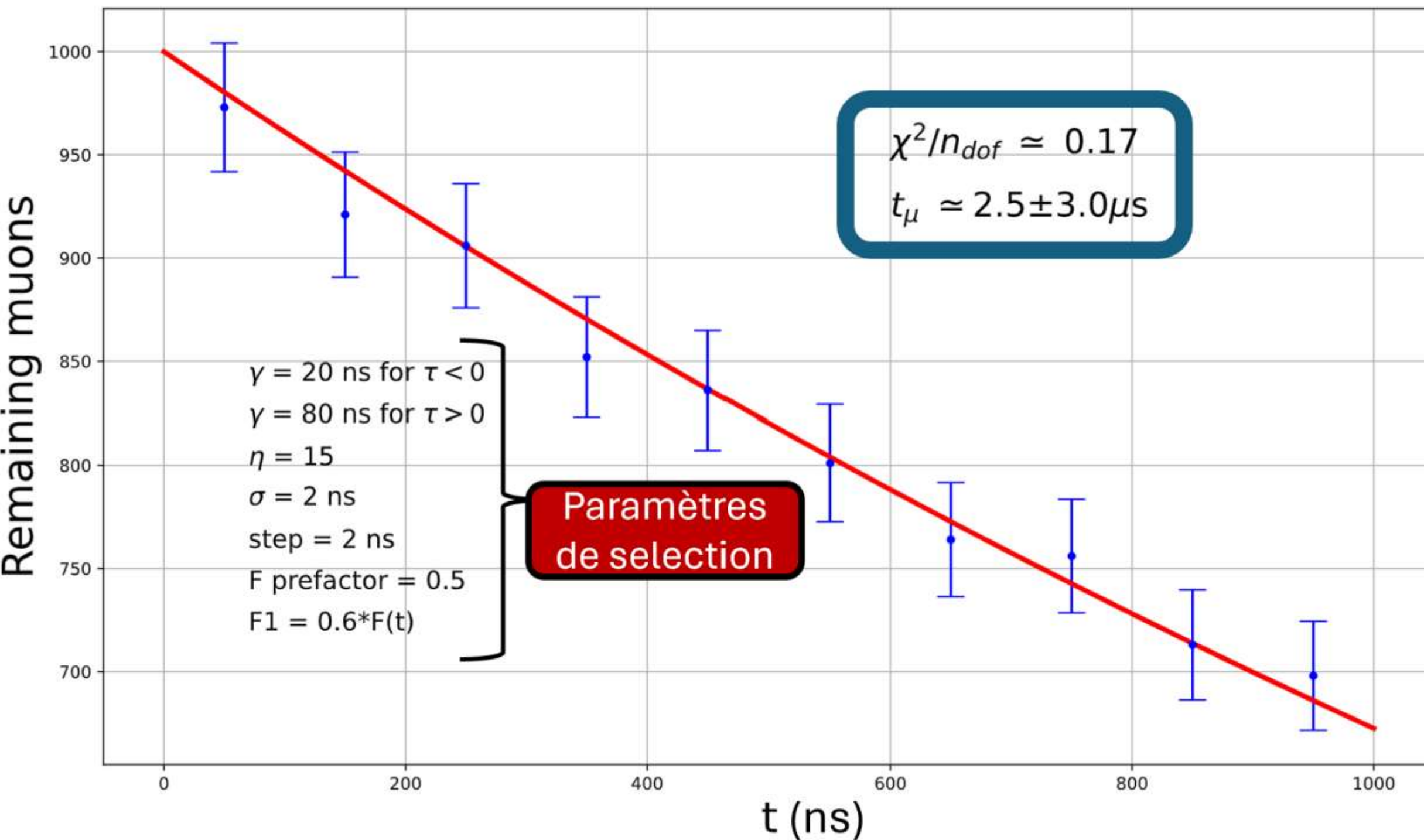


- Scan de G
- Fonctions de sélection des pics

Équivalent à la figure de la slide 6

Résultats de stage: Peak Finder 12

Décroissance exponentielle: $f(t) = N_0 e^{\frac{-t}{t_\mu}}$



Optimisation des paramètres de sélection

- Référence: temps de vie du muon ($\sim 2.2 \mu\text{s}$)
- 10 échantillons de 1000 évènements chacun
- Comptage du nombre d'évènements avec 2 pics séparés de $\Delta t < t$

Projet de thèse

13

1

- ❖ Continuer à optimiser le préfit
 - ❖ Finir l'optimisation les algorithmes de subeventing
 - ❖ Optimiser la totalité de fiTQun
- Premier algorithme de reconstruction de HK ?

$$L(\mathbf{x}) = \prod_j^{\text{unhit}} \underbrace{P_j(\text{unhit}|\mu_j)}_{\text{PMT unhit probability}} \prod_i^{\text{hit}} \underbrace{\{1 - P_i(\text{unhit}|\mu_i)\}}_{\text{PMT hit probability}} \underbrace{f_q(q_i|\mu_i)}_{\text{PMT charge pdf}} \underbrace{f_t(t_i|\mathbf{x})}_{\text{PMT timing pdf}}$$

Projet de thèse

13

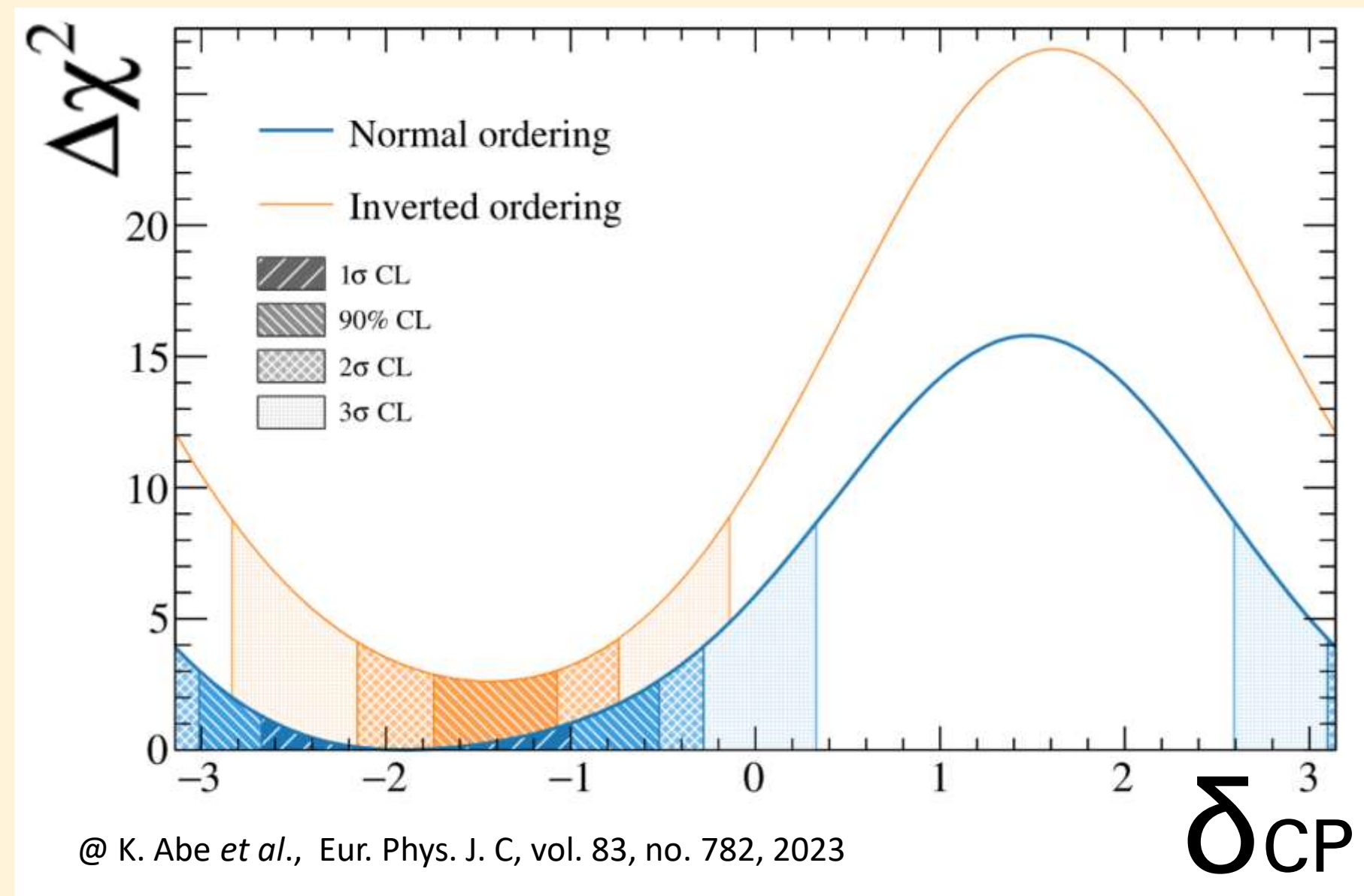
1

- ❖ Continuer à optimiser le préfit
- ❖ Finir l'optimisation les algorithmes de subeventing
- ❖ Optimiser la totalité de fitQun

→ Premier algorithme de reconstruction de HK ?

2

- ❖ Préparation des **analyses d'oscillation** pour HK



Projet de thèse

13

1

- ❖ Continuer à optimiser le préfit
- ❖ Finir l'optimisation les algorithmes de subeventing
- ❖ Optimiser la totalité de fiTQun

→ Premier algorithme de reconstruction de HK ?

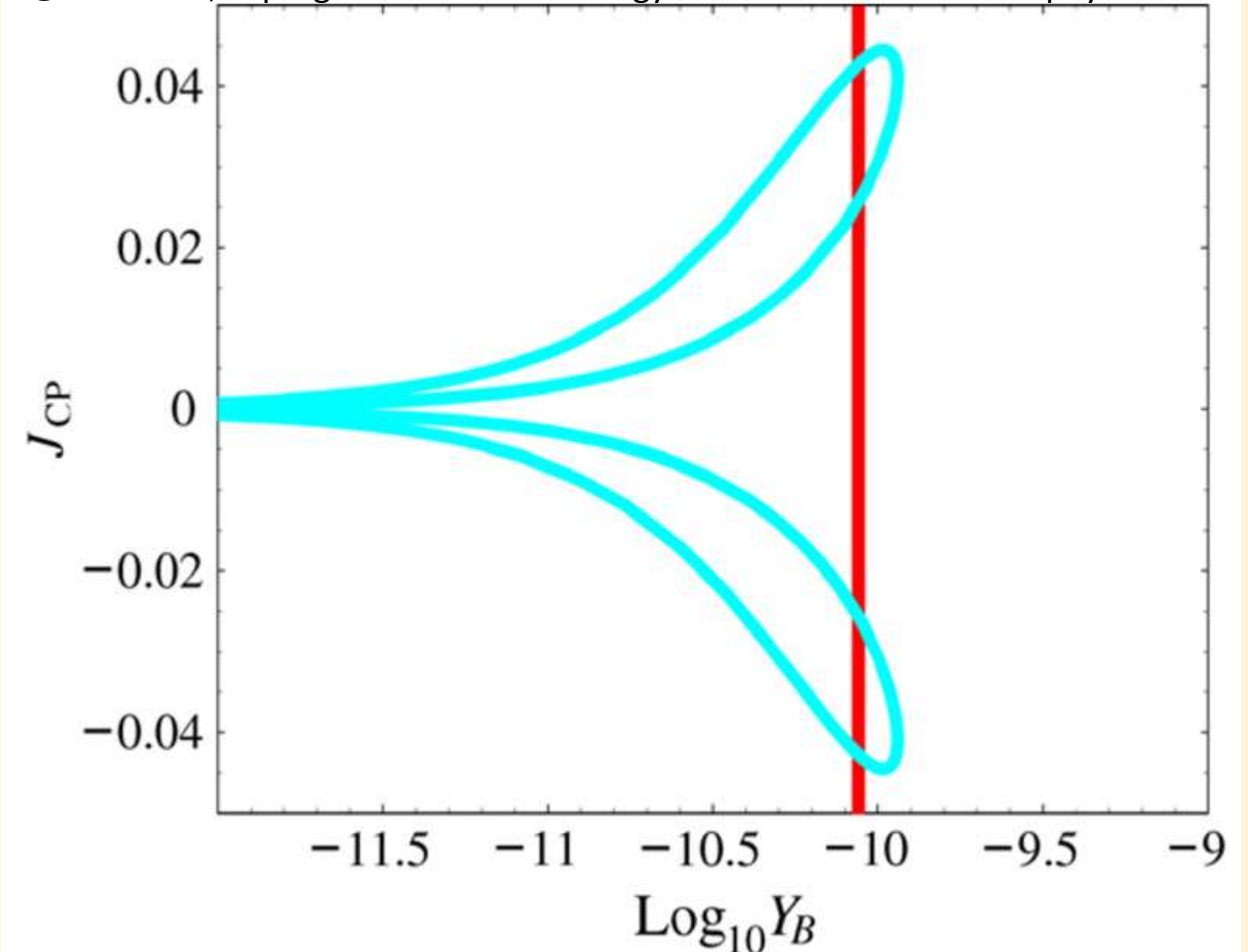
2

- ❖ Préparation des **analyses d'oscillation** pour HK

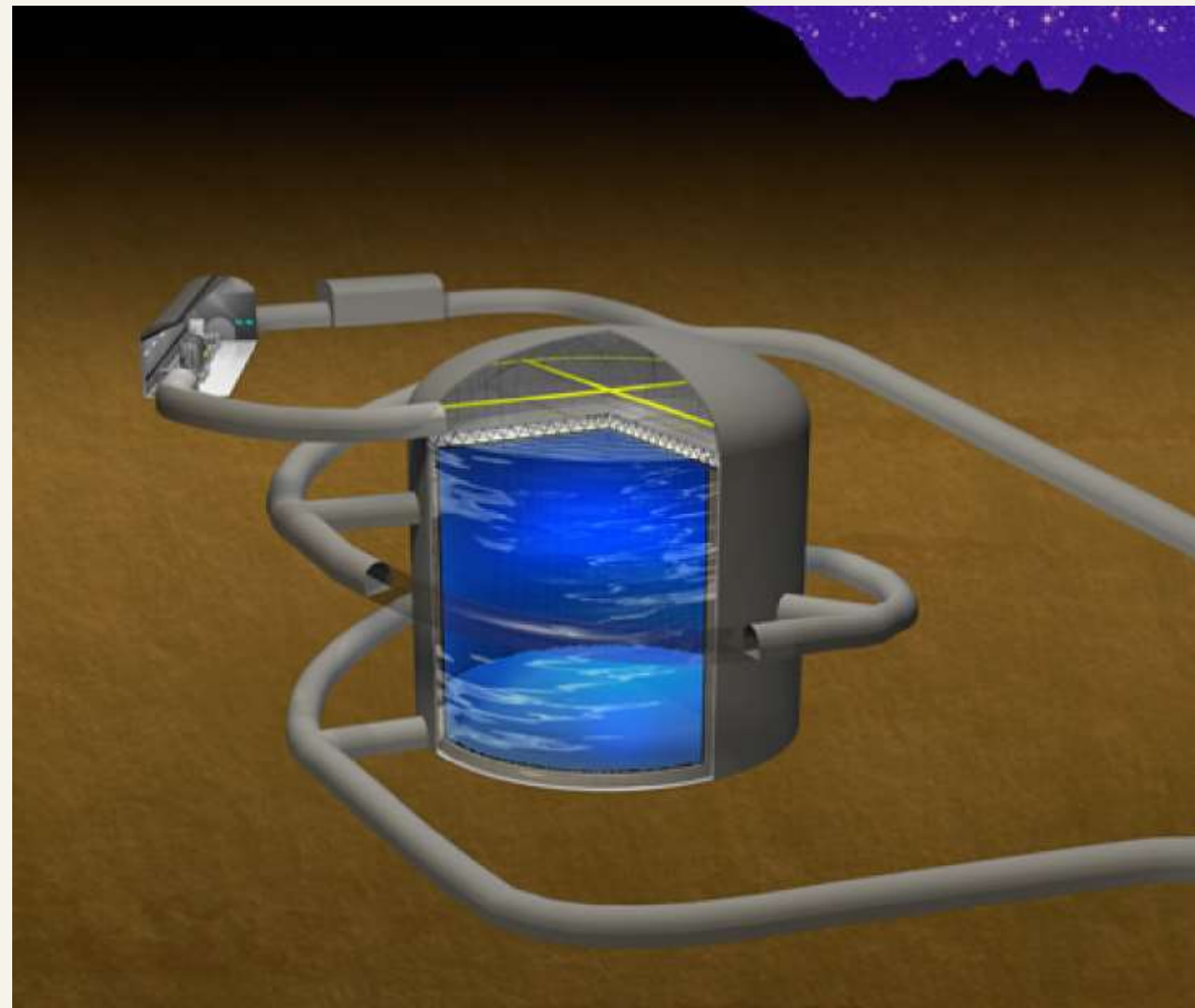
3

- ❖ Contrainte des modèles de **leptogénèse** avec les futures projections de HK

@ S. Pascoli, Leptogenesis and low energy CP-violation in neutrino physics

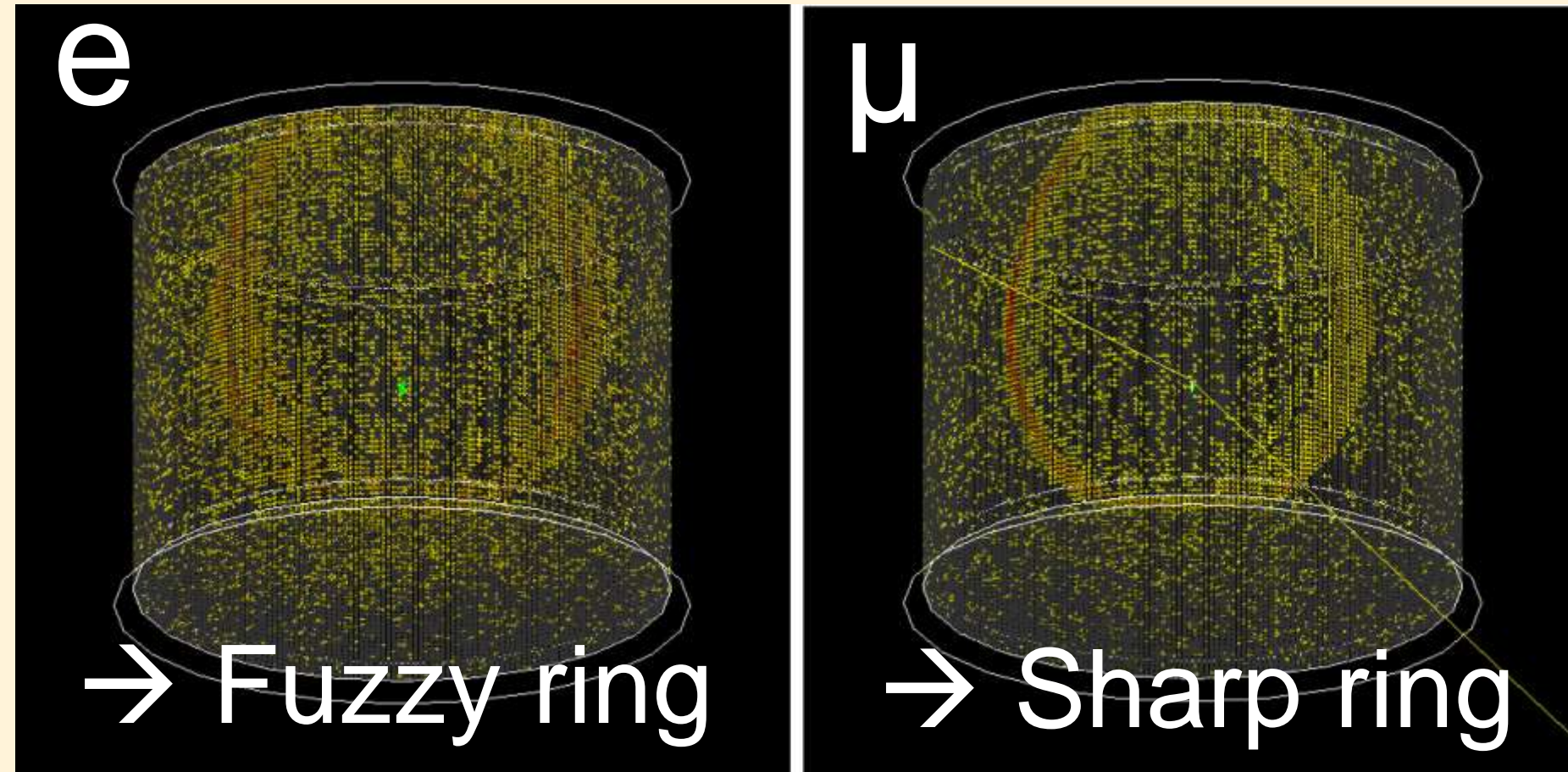


MERCI



Ring fitter

- Différentes particules
→ différentes topologies d'évènement
- Likelihood = probabilité
d'occurrence d'un évènement
 - ❖ Pour un **type de particule**
 - ❖ Pour un **jeu de paramètres** $(\mathbf{x}, t, p, \theta, \varphi)$



@ K. Abe et al., "Hyper-Kamiokande" Design report

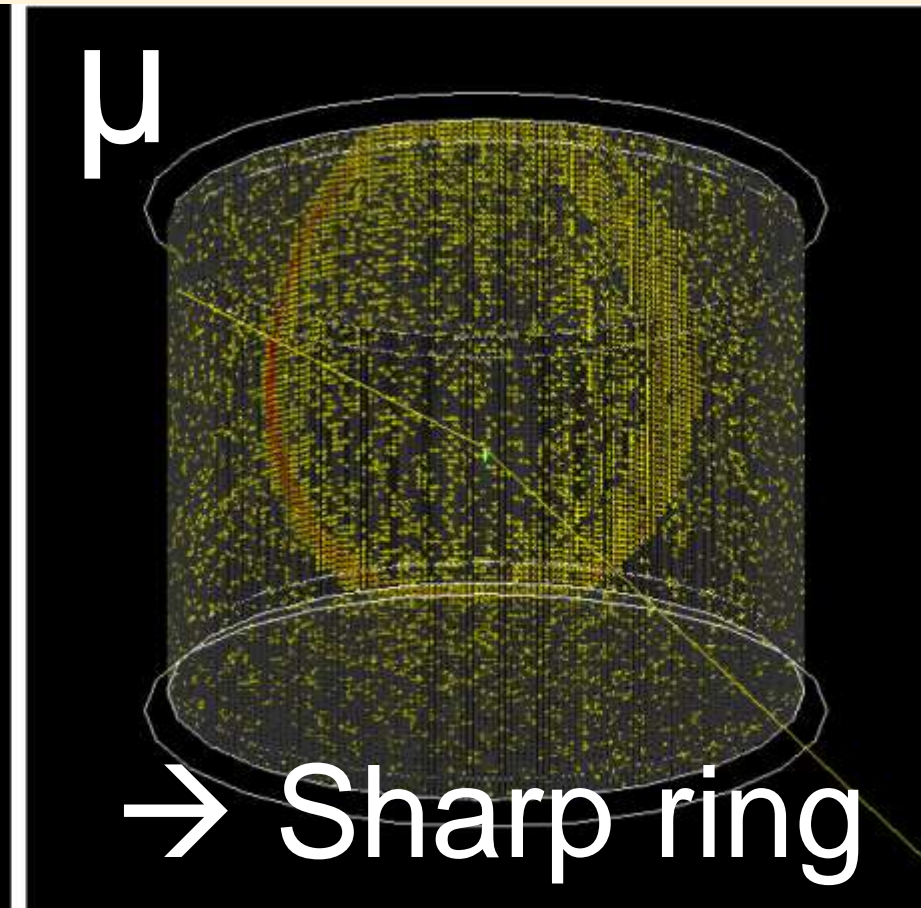
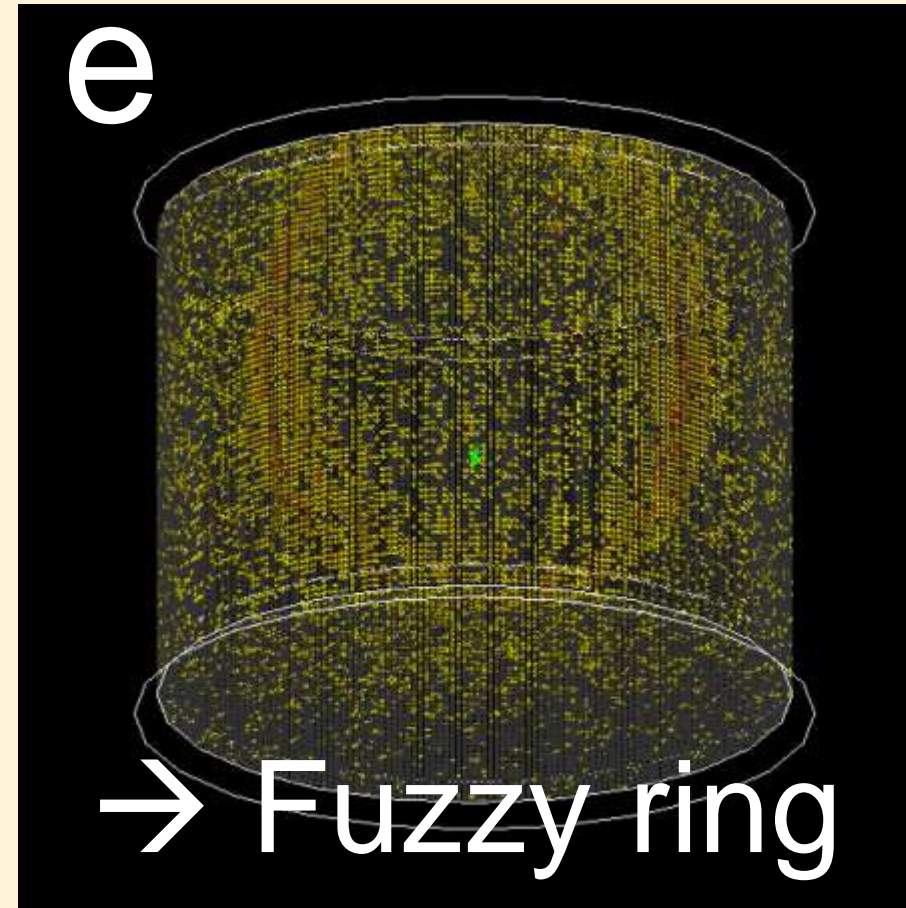
Ring fitter

- Différentes particules
→ différentes topologies d'évènement

- Likelihood = probabilité d'occurrence d'un évènement

❖ Pour un **type de particule**

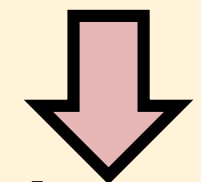
❖ Pour un **jeu de paramètres** $(\mathbf{x}, t, p, \theta, \varphi)$



@ K. Abe et al., "Hyper-Kamiokande" Design report

$$L(\mathbf{x}) = \prod_j^{\text{unhit}} \underbrace{P_j(\text{unhit}|\mu_j)}_{\text{PMT unhit probability}} \prod_i^{\text{hit}} \underbrace{\{1 - P_i(\text{unhit}|\mu_i)\}}_{\text{PMT hit probability}} \underbrace{f_q(q_i|\mu_i)}_{\text{PMT charge pdf}} \underbrace{f_t(t_i|\mathbf{x})}_{\text{PMT timing pdf}}$$

Modèle probabiliste



Ajusté avec des simulations MC

$\mu = \mu^{\text{dir}} + \mu^{\text{scat}}$ ⇒ Charge prédite sur chaque PMT

Ring fitter

$$L(\mathbf{x}) = \prod_j^{\text{unhit}} \underbrace{P_j(\text{unhit}|\mu_j)}_{\text{PMT unhit probability}} \prod_i^{\text{hit}} \underbrace{\{1 - P_i(\text{unhit}|\mu_i)\}}_{\text{PMT hit probability}} \underbrace{f_q(q_i|\mu_i)}_{\text{PMT charge pdf}} \underbrace{f_t(t_i|\mathbf{x})}_{\text{PMT timing pdf}}$$

➤ **Ajustement simultané de $(\mathbf{x}, t, p, \theta, \varphi)$**

- ❖ Pour chaque hypothèse de particule
- ❖ Minimisation de $-\ln(L)$

➤ **Identification de particule:**

- ❖ Coupure en fonction de la valeur de $-\ln(L)$ après minimisation

