



# Съдържание

- 1 Увод
- 2 Анализ на  $B_s^0$
- 3 Система за мониторинг на RPC токове
- 4 CMS RPC автоматизация
- 5 Заключение

# Експериментът CMS

Един от четирите големи експеримента на CERN LHC

CMS е детектор с общо предназначение, с разнообразна програма за физически изследвания

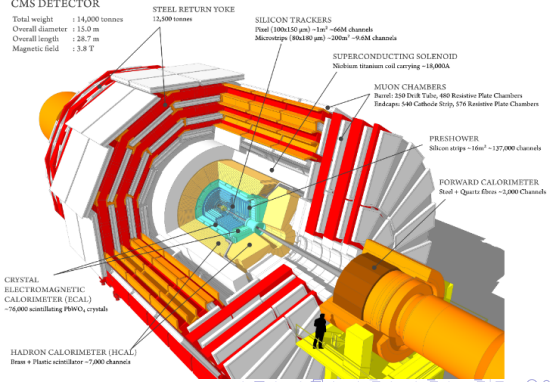
## Подсистеми на CMS

Основните подсистеми са:

- Силициев трекер
- Електромагнитен калориметър
- Адронен калориметър
- Мюонна система, съдържаща:
  - DT
  - CSC
  - GEM
  - RPC

### CMS DETECTOR

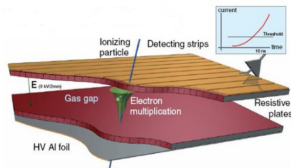
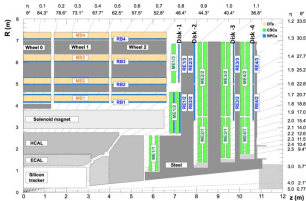
Total weight	: 14,000 tonnes
Overall diameter	: 15.0 m
Overall length	: 28.7 m
Magnetic field	: 3.8 T



# RPC детектори

## RPC подсистемата

Мюонната система на CMS, заедно с детекторите CSC, DT и GEM, съдържа 1054 RPC камери, 480 от които са разположени в барелната област, а 576 – в затварящите части на детектора. Високоволтовото захранване на камерите се осигурява от над 770 HV канала.



## Сигнал

Преминаването на заредена частица, като мюон, причинява първична йонизация. Електроните се ускоряват в силното електрично поле и водят до развитие на електронна лавина. Заряда индуциран върху четящите стрипове представлява сигнала на RPC камерата

# Физика на $B_s^0$ мезони

Дадено състояние на  $B_s^0$  е линейна суперпозиция на двете ароматни собствени състояния:

$$|\Psi(t)\rangle = |B_s^0(t)\rangle + |\bar{B}_s^0(t)\rangle$$

Води до вероятност за преход от частица към нейната античастица

$$i \frac{d}{dt} \begin{pmatrix} |B_s^0(t)\rangle \\ |\bar{B}_s^0(t)\rangle \end{pmatrix} = H \begin{pmatrix} |B_s^0(t)\rangle \\ |\bar{B}_s^0(t)\rangle \end{pmatrix}$$

Уравнение на Шрьодингер

$$|B_s^0(t)\rangle = g_+(t)|B_s^0\rangle + \frac{q}{p}g_-(t)|\bar{B}_s^0\rangle$$

$$|\bar{B}_s^0(t)\rangle = g_+(t)|\bar{B}_s^0\rangle + \frac{p}{q}g_-(t)|B_s^0\rangle$$

# CP-нарушение в $B_s^0 \rightarrow J/\psi\phi(1020)$

Ключов параметър за анализ на CP-нарушение е фазово-инвариантният комплексен параметър  $\lambda_f$

$$\lambda_f \equiv \frac{q \bar{A}_f}{p A_f},$$

При “златни” моди на разпад

$$a_{CP}(t) = \frac{\text{Im}(\lambda_f)\sin(\Delta mt)}{\cosh(\frac{\Delta\Gamma t}{2}) + \text{Re}(\lambda_f)\sinh(\frac{\Delta\Gamma t}{2})}$$

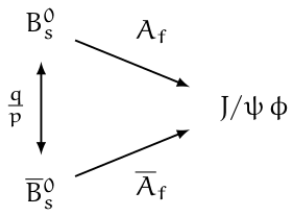
В канала на разпад  $B_s^0 \rightarrow J/\psi\phi(1020)$ :

$$\begin{aligned} a_{CP}(t) &= \frac{\Gamma_{\bar{B}_s^0 \rightarrow J/\psi\phi(1020)}(t) - \Gamma_{B_s^0 \rightarrow J/\psi\phi(1020)}(t)}{\Gamma_{\bar{B}_s^0 \rightarrow J/\psi\phi(1020)}(t) + \Gamma_{B_s^0 \rightarrow J/\psi\phi(1020)}(t)} \\ &= \frac{-\eta_f \sin\phi_s \sin(\Delta m_s t)}{\cosh(\frac{\Delta\Gamma_s t}{2}) + \eta_f \cos\phi_s \sinh(\frac{\Delta\Gamma_s t}{2})} \end{aligned} \tag{1}$$



# $B_s^0 \rightarrow J/\psi\phi \rightarrow \mu^+\mu^-K^+K^-$

- CMS данни (2017+2018) от pp взаимодействия при  $\sqrt{s} = 13\text{TeV}$
- Използвани се  $\sim 5 \times 10^5$  събития, съответстващи на  $96.5\text{fb}^{-1}$



В CM,  $\phi_s$  се определя много точно,

$$\phi_s \approx 37 \pm 1\text{mrad}$$

което прави неговото прецизно измерване добър тест за CM и търсенето на физика Извън CM







# Процедура за означаване - алгоритми

Процедурата се състои от 4 алторитми

- Opposite-side (OS) мюон тагер и OS електрон тагер - използват сходни стратегии, с търсенето на  $b \rightarrow l + X$  разпад на OS b-кварка и определянето на аромата на b чрез определяне на заряда на лептона
- OS jet тагер - използва зарядова асиметрия в адронните струи образувани от OS b-кварка с цел определяне на вероятността този кварк да е b (съответно  $\bar{b}$ )
- Same-side (SS) тагер - използва корелацията между b-кварка във възстановеният  $B_s$  кандидат и другите частици в непосредствена близост до него образувани при адронизацията

## Процедура за означаване - величини

- Алгоритмите са имплементирани на база на модели на изкуствен интелект, основно DNN класификатори
- Моделите се обучават с МК извадки от данни
- Всеки алгоритъм определя за даден мезон величините:
  - $\xi_{tag} = 0, +1, -1$  - съответно за “неуспешен таг”,  $B_s^0$  и  $\bar{B}_s^0$
  - $\omega_{tag}$  - вероятността за грешен таг
- $\epsilon_{tag}$  - отношението на успешно означени (“тагнати”) към общия брой събития
- Tagging power:  $P_{tag} \equiv \epsilon_{tag} \mathcal{D}^2$ , където  $\mathcal{D} \equiv 1 - 2\omega_{tag}$



# Определяне на ъглова ефективност

## Функцията

Ефективността е функция която изразява отношението помежду възстановените събития и генерираните събития като функция на параметрите (в случая ъглите), характеризиращи събитието.

$$\tilde{\epsilon}(\cos(\theta), \cos(\psi), \phi) = \frac{\tilde{N}_{\text{reco}}(\cos(\theta), \cos(\psi), \phi)}{\tilde{N}_{\text{gen}}(\cos(\theta), \cos(\psi), \phi)}$$

# Апроксимиране на плътността на вероятностно разпределение чрез ядрени оценки (KDE)

## Описание на метода

- Всяка експериментална точка се асоциира с ядрена функция (kernel)  $K(x_i, t)$

- $$\hat{f}(t) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n K(x_i, t)$$

## Недостатък

Метода е ресурсоемък при многомерни функции и обемни извадки от данни









# Метод “fit-and-sample” (I)

Алгоритъм за отделяне на сигнал от фон

- Разпределението на инвариантната маса на  $B_s^0$  се апроксимира чрез сума от експоненциална функция (за фона) и Джонсън разпределение (за сигнала)
- След апроксимацията, екстрактират се отделните компоненти, обозначени със  $sgnPdf$  и  $bkgPdf$
- Извършва се итерация по всяко събитие, и се пресмятат

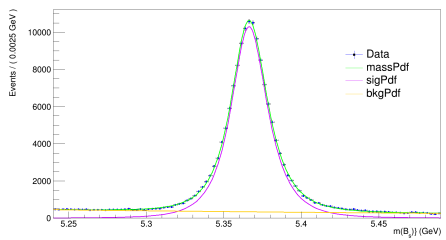
интегралите  $F(sgn) = \int_{m_{B_s}^i - \epsilon}^{m_{B_s}^i + \epsilon} sgnPdf(m_{B_s}) dm$  и

$$F(bkg) = \int_{m_{B_s}^i - \epsilon}^{m_{B_s}^i + \epsilon} bkgPdf(m_{B_s}) dm$$

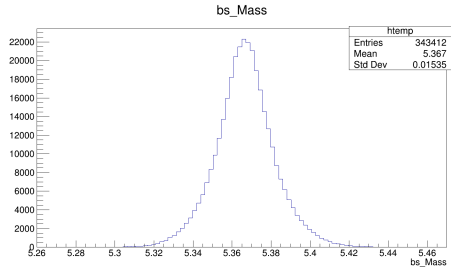
## Метод “fit-and-sample” (II)

- Пресмятат се отношенията  $p(\text{sgn}) = \frac{F(\text{sgn})}{F(\text{sgn})+F(\text{bkg})}$  и  $p(\text{bkg}) = \frac{F(\text{bkg})}{F(\text{sgn})+F(\text{bkg})}$
- Проверява се  $p(\text{bkg}) + p(\text{sgn}) \stackrel{?}{=} 1$
- Генерира се случайно число  $n_{\text{rand}}$  в интервала  $[0,1]$
- Ако  $n_{\text{rand}} < p(\text{bkg})$  събитието се класифицира като “фон”, в противния случай като “сигнал”
- Преминава се към следващото събитие

# Създадената извадка



Фигура: Апроксимацията и отделните компоненти



Фигура: Хистограма на получената извадка

# Премащабиране с използване на BDT

## Класификатор

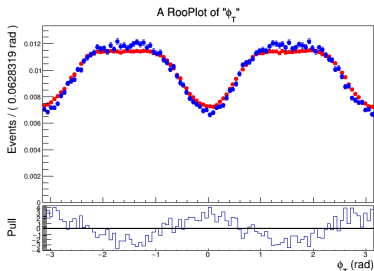
Премащабирането е направено на база на класификатор, обучен да различава МК от данните от създадената извадка "чисти" сигнални събития.

Изполван е TMVA пакета на CERN ROOT, предназначен за имплементация на изкуствен интелект

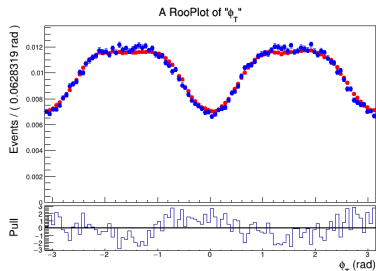
## Пресмятане на теглата

- Обученият класификатор, приема събитието като вход и го пропагира докато то не достигне до една от крайните точки (лийф)
- На всяка крайна точка съответства число, това е числото с което класификатора характеризира събитието
- Числото е в интервала  $[-1, 1]$ , където  $-1$  представлява фон докато  $+1$  представлява сигнал
- Преобразованието  $\frac{output+1}{2}$  се прилага на всяко число така че интервала  $[-1, 1] \rightarrow [0, 1]$ . Така числото получава смисъл на вероятност
- Също така,  $p(Data) = \frac{Data}{Data+MC}$ , така че за теглото се получава израза  $w(i) = \frac{Data}{MC} = \frac{1+p(Data)}{1-p(Data)}$

# Резултати - $\phi_T$



Фигура: Разпределение на  $\phi_T$  преди премащабиране

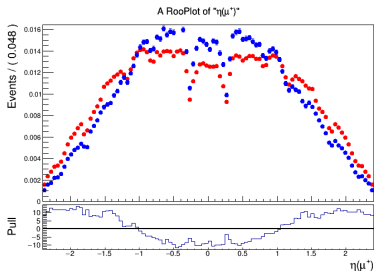


Фигура: Разпределение на  $\phi_T$  след премащабиране

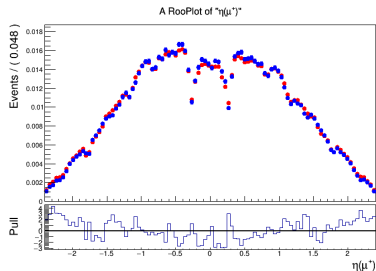




# Резултати - $\eta_{\mu^+}$



Фигура: Разпределение на  $\eta_{\mu^+}$  преди премащабиране



Фигура: Разпределение на  $\eta_{\mu^+}$  след премащабиране

# Приноси към фон

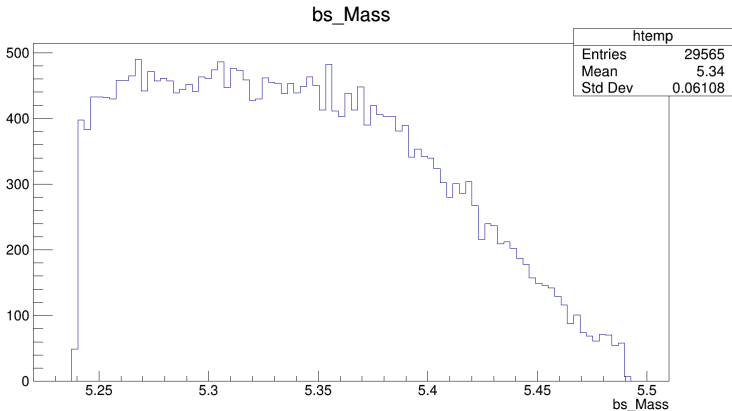
## Мотивация

Крайното състояние на разпада  $\Lambda_b \rightarrow J/\psi K p$  се различава от това на  $B_s^0 \rightarrow J/\psi \phi$  само по един от заредените трекове

- Грешното определяне на трек на протон като трек на каон води до грешна реконструкция на  $B_s$  частица вместо  $\Lambda_b$
- Така реконструирани събития се появяват като фон в разпределението на  $B_s$  кандидатите
- Направена е оценка на този принос към пълния фон, използвайки Монте Карло извадка от разпади на  $\Lambda_b$

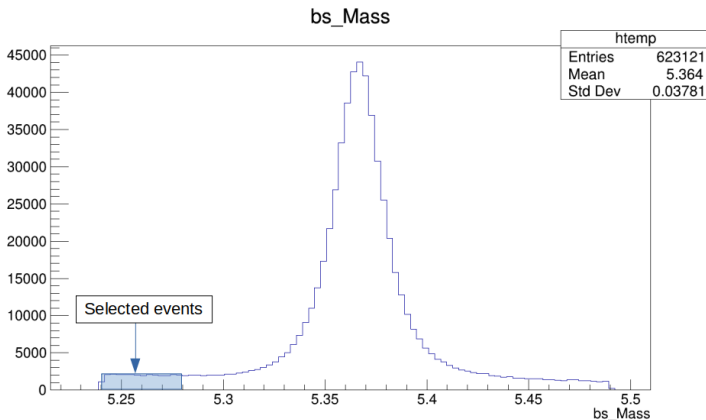
# Монте Карло генерирани събития

МК извадка от  $\Lambda_b$  събития, реконструирани чрез алгоритъм за реконструкция на  $B_s$



# $B_s$ експериментални данни (2017 + 2018)

По-значителен  $\Lambda_b$  принос се очаква в интервала  $5.24\text{GeV} < m_{B_s} < 5.28\text{GeV}$

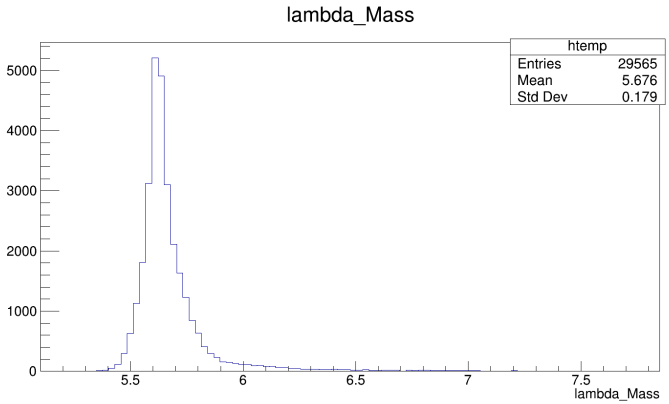


## Стъпки за оценка на фона

- Реконструкция на  $\Lambda_b$  генерираните събития
- Фитиране на полученото разпределение чрез Crystal Ball (CB) функция и оценка на броя събития
- Реконструкция на  $\Lambda_b$  от лявата опашка на разпределението на  $B_s$  кандидати
- Фитиране на полученото разпределение чрез сума на две функции:
  - CB - фиксирана форма от фита на МК, представлява  $\Lambda_b$  приноса
  - Линейна комбинация от две Johnson  $S_U$  функции - представлява комбинаторния фон
- Оценка на броя събития в CB компонентата на фита

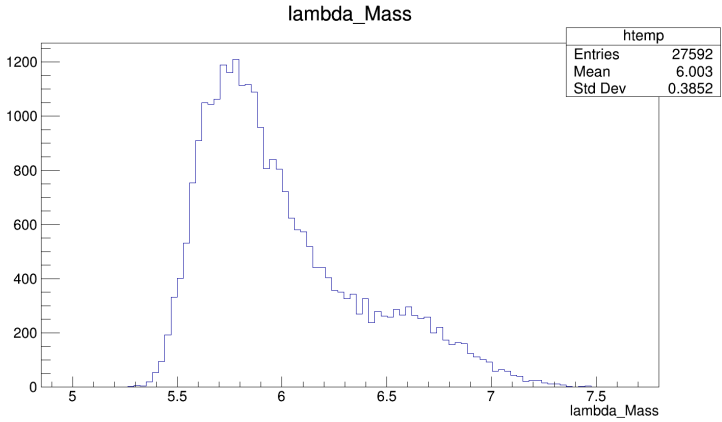
# Реконструирани МК $\Lambda_b$ частици

Инвариантна маса на  $\Lambda_b$  след задаване на маса на протон на един от каоните, случайно избран



# Реконструирани $\Lambda_b$ кандидати

Прилага се същата обмяна на масата на единия от заредените трекове



## Съвместно апроксимиране

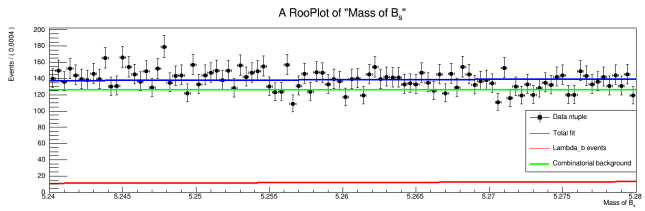
- Извадката от данни, случайно се разделя на две равни подмножества
- Получените извадки се апроксимират съвместно, със съответните функции, свързани от общ коефициент

$$P_{m_{B_s}} = (1 - f_{\Lambda_b})P_{comb}(m_{B_s}) + f_{\Lambda_b}P_{\Lambda_b}(m_{B_s})$$

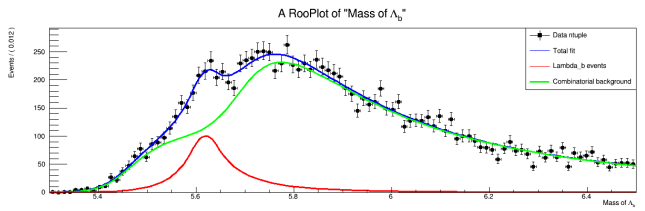
$$P_{m_{\Lambda_b}} = \left(1 - \frac{C_{mc}}{C_{data}} f_{\Lambda_b}\right)P_{comb}(m_{\Lambda_b}) + \frac{C_{mc}}{C_{data}} f_{\Lambda_b}P_{\Lambda_b}(m_{\Lambda_b})$$



# Съвместно апроксимиране - резултати

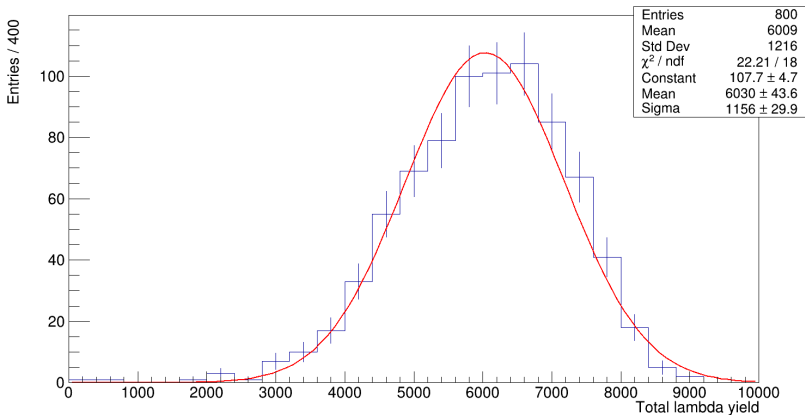


$\chi^2$  на апроксимирането в  $\Lambda_b$  представянето е: 1.08



Оценка за броя  $\Lambda_b$  в пълния интервал на маси:  $5808.9 \pm 929.8$

# Съвместно апроксимиране - усреднени резултати след 800 опита



# Оценка на $\Lambda_b$ фона

- Разпределенията са апроксимирани 800 пъти
- Броя на събития е оценен при всяка итерация
- Крайния резултат за броя  $\Lambda_b$  събития в пълния масов интервал, усреднен по 800 итерации:

$$N_{\Lambda_b}^{total} = 6030 \pm 43.6$$

$$\sigma_{N_{\Lambda_b}} = 1156 \pm 29.9$$

от 623121 общ брой събития

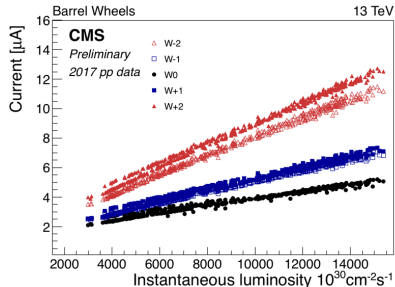
# Резултати - измерени параметри

Parameter	Measured value	World-average value	Theory prediction
$\phi_s$ [mrad]	$-73 \pm 24$	$-49 \pm 19$	$-37 \pm 1$
$\Delta\Gamma_s$ [ $\text{ps}^{-1}$ ]	$0.0761 \pm 0.0047$	$0.084 \pm 0.005$	$0.091 \pm 0.013$
$\Gamma_s$ [ $\text{ps}^{-1}$ ]	$0.6613 \pm 0.0032$	$0.6573 \pm 0.0023$	–
$\Delta m_s$ [ $\hbar\text{ps}^{-1}$ ]	$17.757 \pm 0.039$	$17.765 \pm 0.006$	$18.77 \pm 0.86$
$ \lambda $	$1.011 \pm 0.018$	$1.001 \pm 0.018$	1
$ A_0 ^2$	$0.5300 \pm 0.0047$	$0.520 \pm 0.003$	–
$ A_{\perp} ^2$	$0.2409 \pm 0.0037$	$0.253 \pm 0.006$	–
$ A_S ^2$	$0.0067 \pm 0.0034$	$0.030 \pm 0.005$	–
$\delta_{\parallel}$	$3.145 \pm 0.078$	$3.18 \pm 0.06$	–
$\delta_{\perp}$	$2.931 \pm 0.102$	$3.08 \pm 0.12$	–
$\delta_{S\perp}$	$0.48 \pm 0.16$	$0.23 \pm 0.05$	–

# Изследване на свойствата на RPC токовете

## $I_{RPC}(L)$

- Токовете на детектора, усреднени за всеки wheel на CMS, са показани като функция на светимостта
- Наблюдава се много ясна линейна тенденция, но въпреки това, видими са и отклонения
- Тези отклонения не са случайни и са всъщност резултат на флуктуации в параметрите на средата, високоволтовата (HV) работна точка



## Мониториране

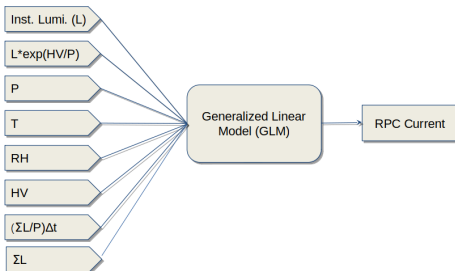
За да се гарантира правилна работа на детектора и да се доловят проблеми преди те да доведат до автоматично аварийно изключване на камерите, тока на всеки HV канал трябва да се мониторира едновременно, на практика невъзможна задача за човек

# Обобщен Линеен Модел (GLM)

## Параметри

GLM модела има 8 входни параметри:

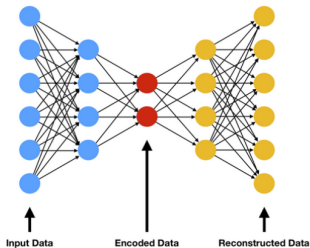
- Параметри на средата: температура (T), влажност (RH) и налягане (P)
- LHC параметри: светимост (L) и интегрирана светимост ( $\Sigma L$ )
- Високоволтова работна точка (HV)
- Комбинираните членове:  $L \times \exp(HV/V)$  и  $(\Sigma L/P)\Delta t$



# Автоенкодер (АЕ)

## АЕ мрежа

Множеството от токове на всичките HV канали на RPC подсистемата се подават на входа на мрежата, която се обучава да ги възпроизвежда същите на изходния слой.

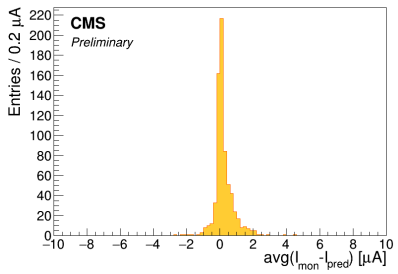


## Топология

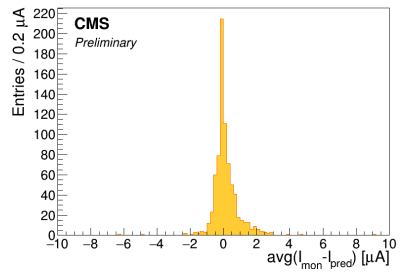
Входният и изходният слой съдържат по 774 неврони докато скритите слоеве съдържат 512, 128, 64, 128, 512 неврони, съответно



# Оценка на точността на моделите



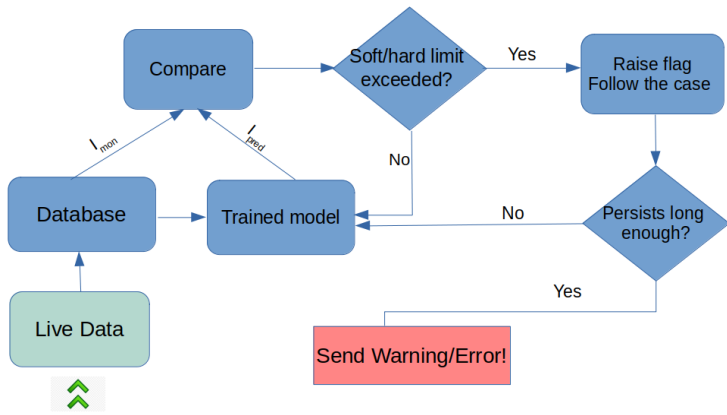
Фигура: Оценка на точността на GLM:  $\mu = 0.21 \mu A$ ;  $\sigma = 0.59 \mu A$



Фигура: Оценка на точността на AE:  $\mu = 0.14 \mu A$ ;  $\sigma = 0.83 \mu A$



# Мониторинг система



# RPC автоматизация

## Non-physics data

Данни относно параметрите характеризиращи самия експеримент (ток, температура, и тн.)

Основни проблеми:

- Огромно количество информация - много бавно се четат данни от таблиците чрез обикновени SQL заявки
- Данните са несинхронизирани - стойността на даден параметър се записва само когато се променя

# Подход

## Divide et impera

Времето се разделя на по-малки интервали, една и съща заявка се изпълнява многократно, веднъж за всеки интервал

RPC автоматизацията:

- Представлява система за стрийм-ване на данните и периодичното им обработване в реално време
- Избягва записването на излишна информация





# Заклучения

- Работата по анализа на разпада  $B_s^0 \rightarrow J/\psi\phi(1020)$  е финализирана. Получения резултат представлява първото наблюдение на CP-нарушение в интерференцията между смесване и разпад за конкретния канал
- Системата за мониторинг на RPC токове е напълно разработена и се използва за предсказание на аномално поведение на камери при настоящия Run-III на LHC
- CMS RPC автоматизацията е пусната в експлоатация и се използва рутинно от RPC експертите за разнообразни изследвания свързани с RPC системата









## Доклади на конференции

- E. Shumka on behalf of the CMS muon group, “ML-based tool for RPC currents quality monitoring”, *Poster*, RPC2022, CERN, Geneva, 2022
- E. Shumka on behalf of the CMS muon group, “ML-based tool for RPC currents quality monitoring”, *Talk*, ACAT2022, Bari, Italy, 2022.
- E. Shumka et al., “Utilizing open-source toolkits for the simulation of avalanche formation and space-charge effects in Resistive Cylindrical Chambers”, *Talk*, RPC2024, Santiago de Compostela, Spain, 2024.



# Back-up slides

# Селекция на събитията

Селекцията е базирана на два тригъра

- Muon-tagging → изисква присъствие в събитието на двойка мюони ( $J/\psi \rightarrow \mu^+ \mu^-$ ) с  $p_T > 3.5 \text{ GeV}$  и още трети мюон с  $p_T > 2 \text{ GeV}$
- “Стандартен” тригер - отново изисква присъствието на  $J/\psi \rightarrow \mu^+ \mu^-$  кандидат ( $p_T > 4 \text{ GeV}$  за мюоните), както и  $\phi \rightarrow K^+ K^-$  ( $p_T > 0.8 \text{ GeV}$  за заредените трекове)

Резултати - с отчитане на  $\Lambda_b$  фона

Parameter	Stat. Uncer.	$\Lambda_b^0$ syst
$\phi_s$ [mrad]	21	–
$\Delta\Gamma_s$ [ $\text{ps}^{-1}$ ]	0.0039	–
$\Gamma_s$ [ $\text{ps}^{-1}$ ]	0.0015	0.0003
$\Delta m_s$ [ $\hbar\text{ps}^{-1}$ ]	0.038	–
$ \lambda $	0.017	–
$ A_0 ^2$	0.0016	0.0006
$ A_\perp ^2$	0.0022	0.0005
$ A_S ^2$	0.0035	–
$\delta_\parallel$ [rad]	0.045	0.015
$\delta_\perp$ [rad]	0.081	0.009
$\delta_{S\perp}$ [rad]	0.17	–

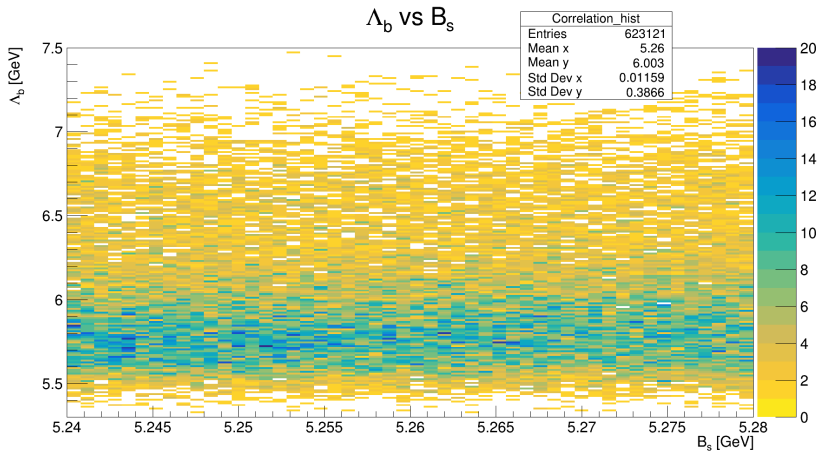
## Пример - RPC токове

## Асинхронна таблица

DPID	CHANGE_DATE	VMON	IMON	STATUS
315	25-JUN-17 11.58.29.083000000 PM	6501		
315	25-JUN-17 11.59.31.745000000 PM	6498		
315	26-JUN-17 12.03.46.240000000 AM		12.89999962	
315	26-JUN-17 12.03.46.240000000 AM			3
315	26-JUN-17 12.03.46.241000000 AM	8114		
315	26-JUN-17 12.03.49.194000000 AM	8240		
315	26-JUN-17 12.03.59.618000000 AM	8463		
315	26-JUN-17 12.04.03.358000000 AM	8592		
315	26-JUN-17 12.04.12.933000000 AM	8815		
315	26-JUN-17 12.04.16.631000000 AM	8878		
315	26-JUN-17 12.04.26.126000000 AM		13.30000019	
315	26-JUN-17 12.04.26.127000000 AM	9133		
315	26-JUN-17 12.04.29.838000000 AM		12.10000038	
315	26-JUN-17 12.04.29.838000000 AM	9226		
315	26-JUN-17 12.04.29.838000000 AM			1
315	26-JUN-17 12.04.39.462000000 AM		1	
315	26-JUN-17 12.04.39.463000000 AM	9231		
315	26-JUN-17 12.07.22.387000000 AM		0.699999988	

## Синхронна таблица

DPID	CHANGE_DATE	VMON	IMON	STATUS	FLAG	TIME_DELTA
315	25-JUN-17 11.58.29.000000000 PM	6501	0.5	1	20	62
315	25-JUN-17 11.59.31.000000000 PM	6498	0.5	1	20	255
315	26-JUN-17 12.03.46.000000000 AM	8114	12.9	3	16	3
315	26-JUN-17 12.03.49.000000000 AM	8240	12.9	3	16	10
315	26-JUN-17 12.03.59.000000000 AM	8463	12.9	3	16	4
315	26-JUN-17 12.04.03.000000000 AM	8592	12.9	3	16	9
315	26-JUN-17 12.04.12.000000000 AM	8815	12.9	3	16	4
315	26-JUN-17 12.04.16.000000000 AM	8878	12.9	3	16	10
315	26-JUN-17 12.04.26.000000000 AM	9133	13.3	3	16	13
315	26-JUN-17 12.04.39.000000000 AM	9231	1	1	24	163
315	26-JUN-17 12.07.22.000000000 AM	9231	0.7	1	24	26

Correlation of data in the  $m_{B_s}$  and  $m_{\Lambda_b}$  reconstructions



Correlation of MC in the  $m_{B_s}$  and  $m_{\Lambda_b}$  reconstructions