

中国科学院大学2019年春季学期
粒子物理实验数据处理与分析

第三章 数据处理
第八节 带电粒子重建与刻度二

袁野

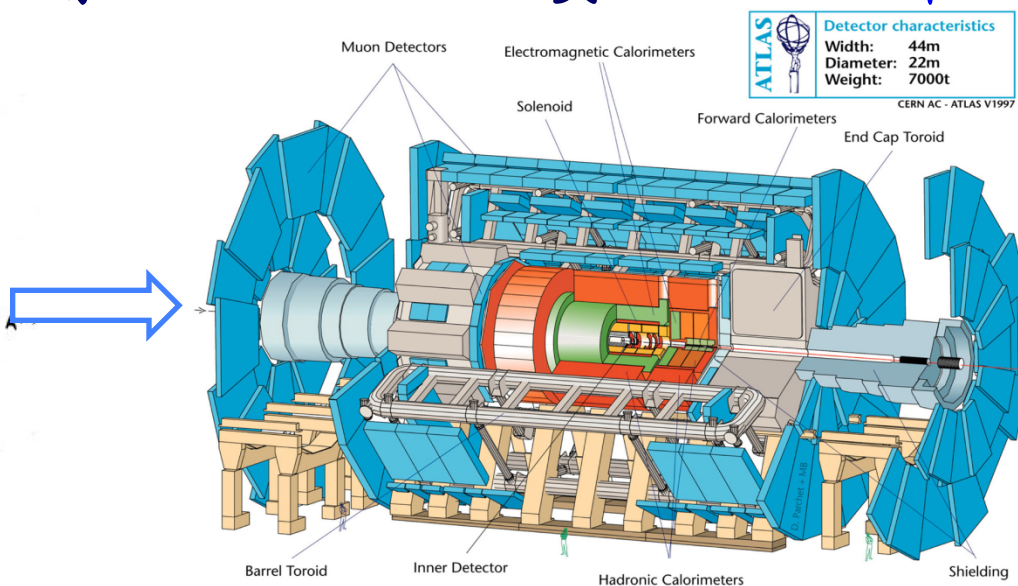
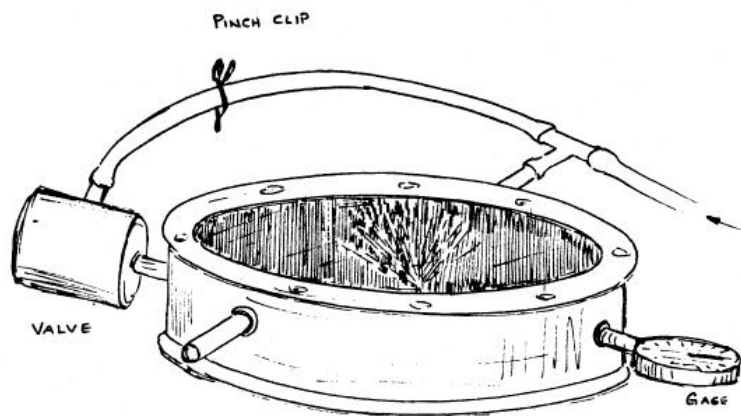
中国科学院高能物理研究所

径迹拟合

- ◆ 对于大部分实验来说，径迹拟合方法必须精确和快速
- ◆ 选择拟合方法，基本上由物理和分析的实际过程决定
- ◆ 径迹拟合方法原则上可以分为两大类
 - ◆ 近似 (Approximate)，速度快 (fast)
 - ◆ 精确 (Precise)，速度慢 (slow)
- ◆ 对于对撞实验的径迹测量，分为对2维和3维数据的拟合，具体地
 - ◆ 2D Circle fitting (2维圆周曲线拟合,一般属于近似与快速的拟合方法)
 - ◆ 3D Helix fitting (3维螺旋线拟合)
- ◆ 主要拟合方法有如下两种：
 - ◆ Global least-square method (最小二乘法拟合)
 - ◆ Kalman filter method

全局最小二乘法拟合

- ◆ 在高能物理/核物理实验中的应用已长达几十年
- ◆ 在70年代，对于弹性散射，多次库伦散射的适当处理包含在方法中
- ◆ 接近最优精度，但是在大量的测量点和大量的散射机制的情况下，会耗费大量的计算资源



卡尔曼滤波Kalman filter

- ◆ 递归的最小二乘法估计
- ◆ 适用于联合寻迹和径迹拟合
- ◆ 等效于包含了所有多次散射造成的测量点之间的关联性的最小二乘法方法
- ◆ 可能是目前得到最广泛应用的方法

径迹拟合过程中要考虑的因素

◆ 磁场问题

- ◆ 均匀磁场或强度变化的磁场

◆ 径迹模型

- ◆ 求解径迹的运动方程
- ◆ 直接解析求解,或者数字方法求解

◆ 误差模型

- ◆ 测量误差
- ◆ 径迹传输过程中物质效应引起的不确定性

磁场

- ◆ 要求:快速计算
- ◆ 查表:内插法
- ◆ 多项式近似
- ◆ 常数磁场+修正项
- ◆ 寻迹算法中通常近似使用均匀磁场



用于测定磁场分布的三维测磁机运抵我所

误差模型

◆ 测量误差

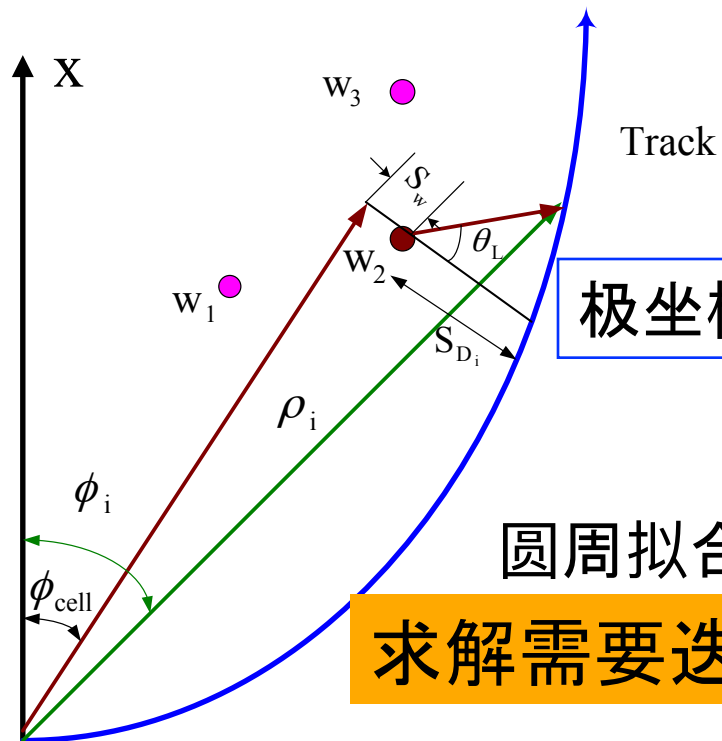
- ◆ 漂移距离测量的误差,一个或者多个高斯误差来处理

◆ 传输误差

- ◆ 多次散射:近似按照高斯型误差处理
- ◆ 韧致辐射:近似按照一个或者多个高斯型混合处理
- ◆ 电离能损:取平均电离损失,近似按照一个或者多个高斯型混合处理

Circle fitting: Least-Square method

3 parameters for each circle: x_c, y_c, R



$$\rho_i = \rho_{w_i} + S_{D_i} \cdot \tan \theta_L$$

$$\phi_i = \phi_{cell} + (S_{D_i} + S_w) / \rho_i$$

极坐标

极坐标到X-Y坐标转化: $(\rho_i, \phi_i) \rightarrow (x_i, y_i)$

圆周拟合的
求解需要迭代

$$\chi^2 = \frac{1}{N} \sum (d_i - R)^2$$

$$d_i = \sqrt{[(x_i - x_c)^2 + (y_i - y_c)^2]}$$

当 $d_i \sim R$, 近似有对

$$\chi^2 = \frac{1}{N} \sum \frac{[(x_i - x_c)^2 + (y_i - y_c)^2 - R^2]^2}{(2R)^2}$$

求极小

Circle fitting: Karimaki method

$$\chi^2 = \frac{1}{N} \frac{\sum \left[(x_i - x_c)^2 + (y_i - y_c)^2 - R^2 \right]^2}{(2R)^2}$$

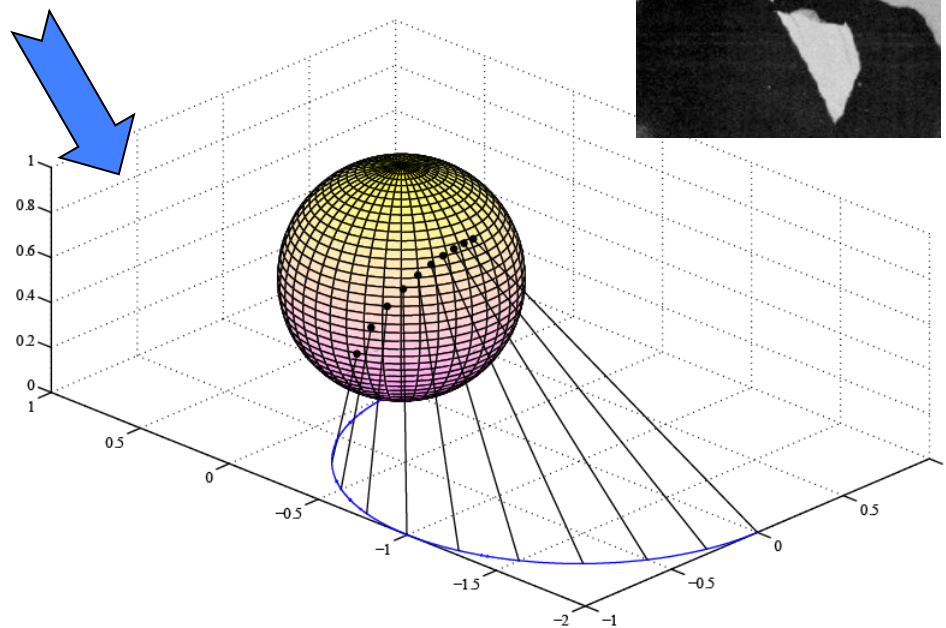
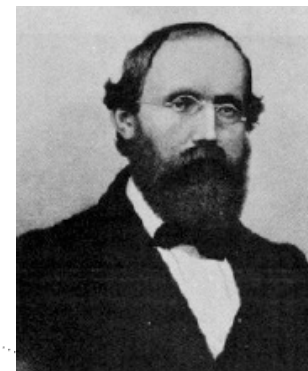
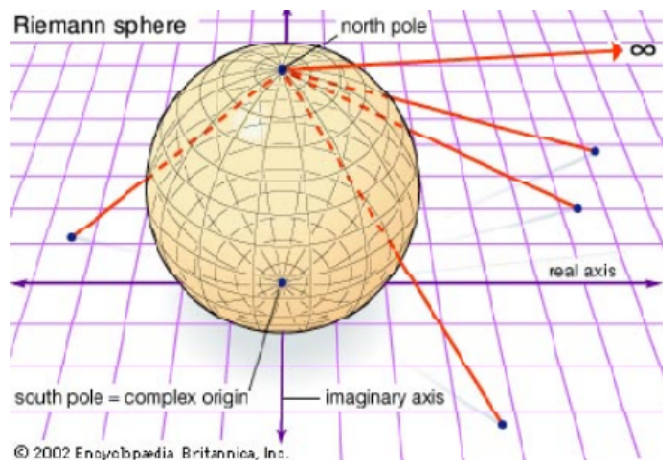
求极小时，要利用迭代的办法。在圆周截距远小于偏转半径时，Karimaki方法可以直接求出圆周参数，不用迭代。Karimaki方法再经过修正后，可以给出精度较高的圆周径迹参数。

很多实验在圆周拟合时，都使用了Karimaki算法或其变种

应用例子：BES2, L3, OPAL等

Circle fitting: Riemann fit (I)

$$\begin{aligned}x_i &= R_i \cos \phi_i / (1 + R_i^2) \\y_i &= R_i \sin \phi_i / (1 + R_i^2) \\z_i &= R_i^2 / (1 + R_i^2)\end{aligned}$$



空间中的圆周/直线 $\Leftrightarrow$ 黎曼球面的圆周 $\Leftrightarrow$ 空间中的平面圆周拟合变为测量点在空间共面的问题

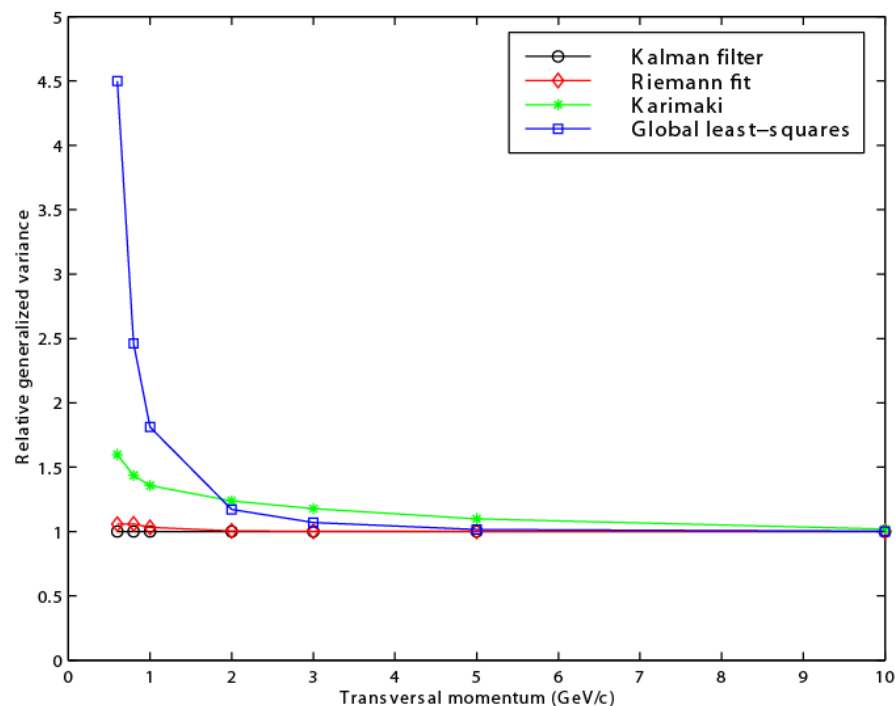
Circle fitting: Riemann fit (II)

取平面的单位法线 $n=(n_1, n_2, n_3)$ 和平面到原点的距离 c

$$S = \sum (c + n_1 x_i + n_2 y_i + n_3 z_i)^2 = \sum d_i^2$$

对 S 求极小, 变成了求解协方差矩阵本征值的问题

黎曼球面拟合方法速度很快, 精度也比较高, 可推广到螺旋线曲线拟合。适合用于在线事例筛选中的径迹重建, 也可以做Kalman Filter的参考径迹



应用例子: ATLAS, CMS等

Z向匹配与拟合

◆ 根据轴丝(axial)层得到的投影圆周参数和斜丝(stereo)层的击中信息

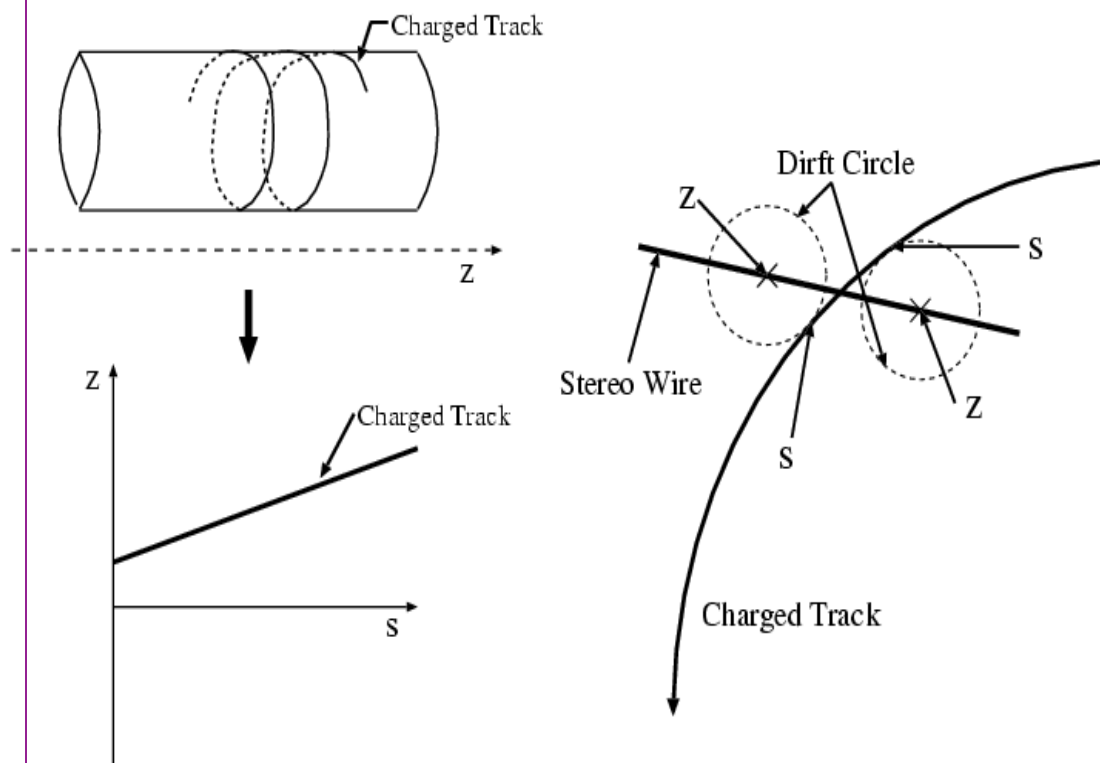
◆ 利用 $z=0$ 处，圆周径迹与斜丝的交点位置，确定候选的斜丝单元

◆ 利用斜丝的漂移圆与径迹圆的相切确定 (s, z) 坐标

◆ Z向直线拟合

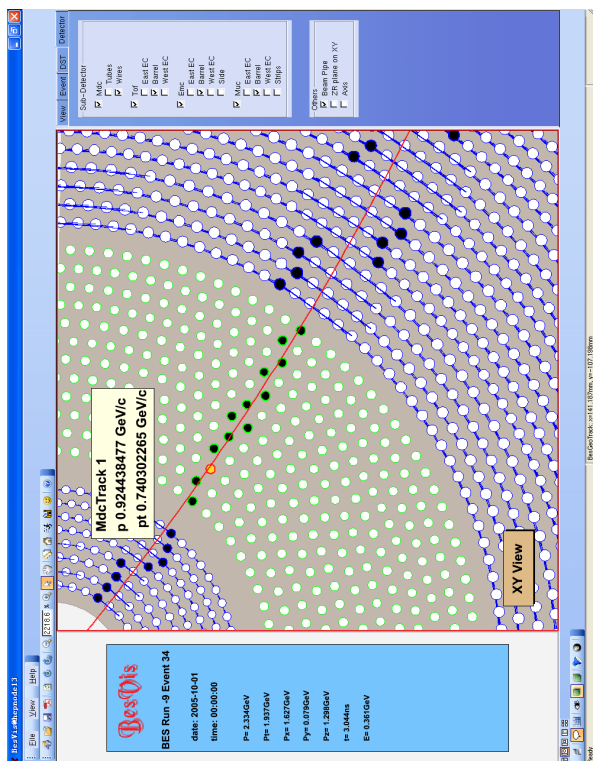
$$Z = Z_0 + S \cdot \lambda$$

得到参数 z_0 和 λ

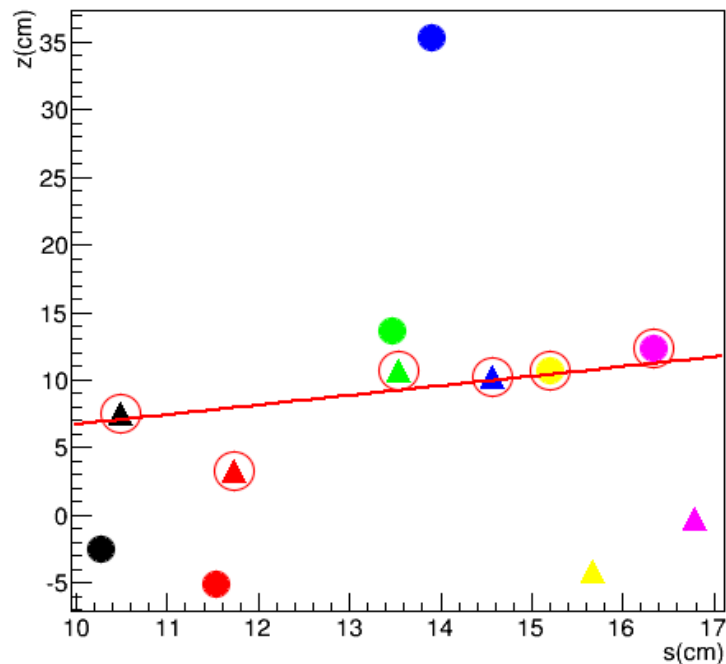


径迹在 sz 平面是一条直线,
 S 是径迹在 xy 平面的弧长

左右判别和Z向定位

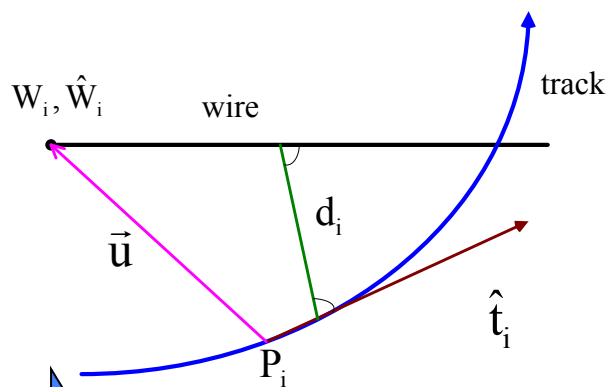


超层偏转方向相反



- ◆ 同色: 同一击中
- ◆ 不同形状: 分别代表左右
- ◆ 红色圈: truth 中的左右分辨
- ◆ 红色线: truth z-s 直线

Helix fitting: Least-Square method

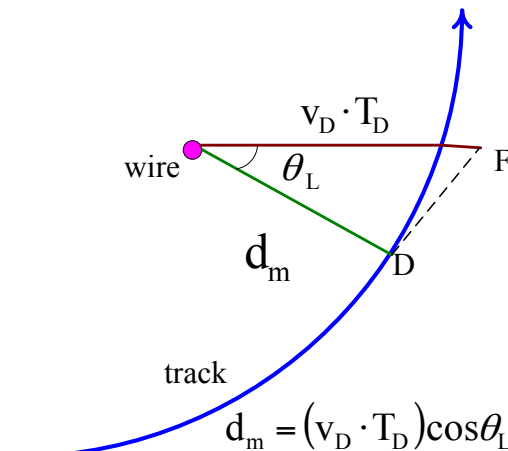


$$d_i = \vec{u}_i \cdot \hat{v}_i$$

$$\vec{u}_i = \vec{W}_i - \vec{P}_i, \quad \hat{v}_i = \frac{\hat{W} \times \hat{t}_i}{|\hat{W} \times \hat{t}_i|}$$

理论计算

漂移距离计算示意图



$$d_m = (v_D \cdot T_D) \cos \theta_L$$

实验测量

- 不考虑物质效应
- 从寻迹过程得到的径迹参数为初值
- 计算理论漂移距离及其对径迹参数的 Jacobian
- 多次迭代, 拟合过程中考虑丢点
- 考虑到磁场不均匀性, 采用分段螺旋线拟合

$$\alpha = \alpha_0 + V_\alpha A^T V_y^{-1} (d_m - d_\alpha)$$

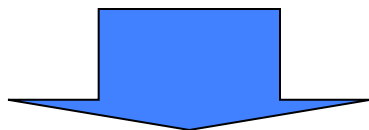
$$\chi^2 = (d_m - d_\alpha)^T V_y^{-1} (d_m - d_\alpha)$$

$$V_\alpha = \langle \delta \alpha \delta \alpha^T \rangle = (A^T V_y^{-1} A)^{-1}$$

$$A = \frac{\partial d}{\partial \alpha}, \quad V_y^{-1} = \text{diag} \left(\frac{1}{\sigma_d^2} \right)$$

物质效应

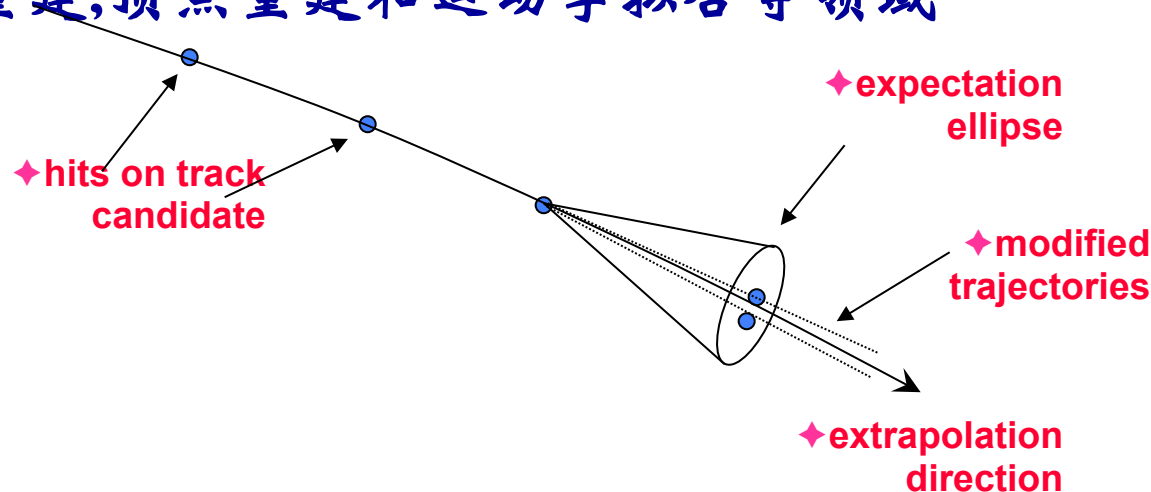
- ◆ 理想的空空间螺旋线拟合，没有考虑到多次散射和 dE/dx 能损的效应。物理分析中，必须要事后对这些效应做修正
 - ◆ 束流管、漂移室内管壁以及内管壁以内的其它物质
 - ◆ 室内气体和丝的物质效应
- ◆ 修正包括径迹参量及其误差矩阵
- ◆ 修正对大多数粒子都取得了良好的效果，但是对低动量的粒子不理想



Kalman Filter

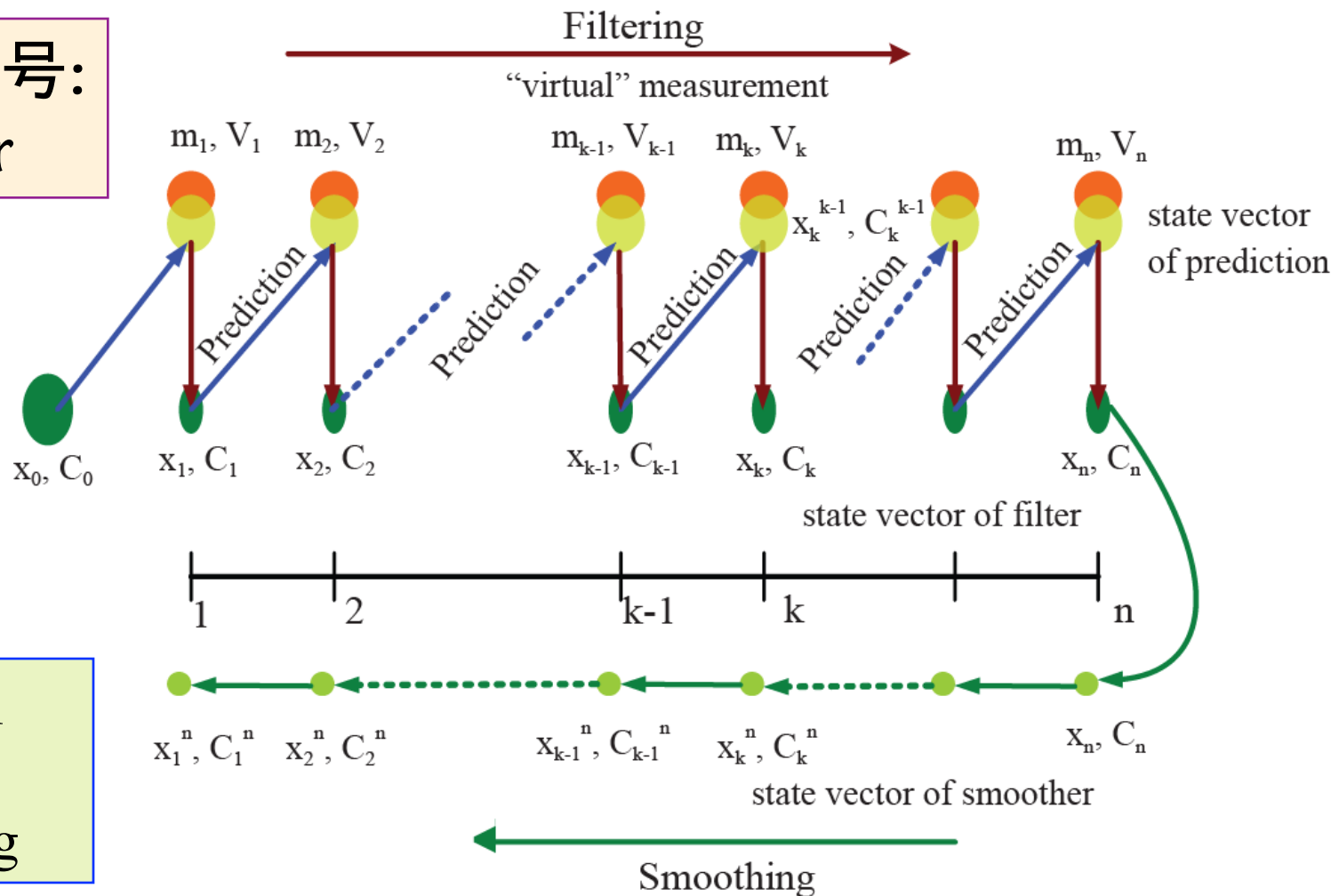
Kalman Filter 介绍

- ◆ 1960年,匈牙利数学家Kalman发表了著名的,利用递归方法,解决离散数据线性滤波的论文
- ◆ 1987年,Frühwirth把Kalman filter方法引入粒子物理实验中来
- ◆ Kalman filter由一系列递归数学公式描述
 - ◆ 高效的可计算的方法来估计过程的状态,可以估计信号的过去和当前的状态,甚至能估计将来的状态,即使不知道模型的确切性质
 - ◆ 应用广泛,功能强大.可用于粒子物理实验中的参数的优化估计,如径迹重建,顶点重建和运动学拟合等领域



Kalman Filter

被估计的信号:
State Vector



1. Prediction
2. Filtering
3. Smoothing

一些基本的概念与标识

	State Vector	Error Matrix	State Vector Example
True Vector	$\mathbf{x}$	$\mathbf{C}$	5 helix parameters $d_\rho, d_z, \kappa, \phi_0, \lambda$
Predicted Vector	$\mathbf{x}_k^{k-1}$	$\mathbf{C}_k^{k-1}$	5 predicted helix parameters $d_\rho, d_z, \kappa, \phi_0, \lambda$
Measured Vector	$\mathbf{m}_k$	$\mathbf{V}_k$	Drift distance d_{drift}
Updated Vector	$\mathbf{x}_k$	$\mathbf{C}_k$	5 updated helix parameters $d_\rho, d_z, \kappa, \phi_0, \lambda$
Smoothed Vector	$\mathbf{x}_k^n$	$\mathbf{C}_k^n$	5 smoothed helix parameters

Dynamic equation:

$$\mathbf{x}(t_k) = \mathbf{F}\mathbf{x}(t_{k-1}) + \boldsymbol{\eta}, \quad \text{cov}(\boldsymbol{\eta}) = \mathbf{Q}$$

Equation for state vector

系统传输方程:把上一时刻的状态量影射到当前时刻的状态量

$$\mathbf{x}_k = \mathbf{F}_{k-1} \mathbf{x}_{k-1} + \boldsymbol{\eta}_{k-1} \quad \text{cov}(\boldsymbol{\eta}_{k-1}) = \mathbf{Q}_{k-1}$$

$\mathbf{F}_{k-1}$:传输矩阵, $\boldsymbol{\eta}_{k-1}$:随机的传输误差

测量方程:描述观测量与状态矢量的关系

$$\mathbf{m}_k = \mathbf{H}_k \mathbf{x}_k + \boldsymbol{\varepsilon}_k \quad \text{cov}(\boldsymbol{\varepsilon}_k) = \mathbf{V}_k$$

$\mathbf{H}_k$:状态矢量 $\mathbf{x}_k$ 对测量量 $\mathbf{m}_k$ 的增益矩阵

$\boldsymbol{\varepsilon}_k$:测量误差

Prediction

- ◆ 对将来时刻的状态矢量的估计
状态矢量的外延:

$$\mathbf{x}_k^{k-1} = \mathbf{F}_{k-1} \mathbf{x}_{k-1}$$

误差矩阵的传递:

$$\mathbf{C}_k^{k-1} = \mathbf{F}_{k-1} \mathbf{C}_{k-1} \mathbf{F}_{k-1}^T + \mathbf{Q}_{k-1}$$

外延的状态矢量及其误差矩阵只是一种“中间”变量

Filtering

- 状态矢量通常不能直接观测,通过测量模型与观测量联接
- 把预言的状态矢量与当前的”测量”量进行比较,从而更新当前的状态矢量

$$C_k = \left[\left(C_k^{k-1} \right)^{-1} + H_k^T V_k^{-1} H_k \right]^{-1}$$

$$x_k = C_k \left[\left(C_k^{k-1} \right)^{-1} x_{k-1} + H_k^T V_k^{-1} m_k \right]$$

矩阵求逆:
状态矢量维数

K_k : Kalman
增益矩阵



$$x_k = x_k^{k-1} + K_k \left(m_k - H_k x_k^{k-1} \right)$$

$$K_k = C_k^{k-1} H_k^T \left[V_k + H_k C_k^{k-1} H_k^T \right]^{-1}$$

$$C_k = \left(I - K_k H_k \right) C_k^{k-1}$$

矩阵求逆:
观测量维数

Smoothing

- ◆ 利用所有测量的结果(最后一步),回推到以前的测量,并对各步的状态矢量进行更新
- ◆ 过滤与光滑相结合,可以有效地实现双向预测,并探测“坏点”

增益矩阵 A_{k-1}

$$x_{k-1}^n = x_{k-1} + A_{k-1} (x_k^n - x_k^{k-1})$$

$$A_{k-1} = C_{k-1} F_{k-1}^T (C_k^{k-1})^{-1}$$

$$C_{k-1}^n = C_{k-1} + A_{k-1} (C_k^n - C_k^{k-1}) A_{k-1}^T$$

状态矢量的逼真化

- 过滤比预言更真实
- 光滑比过滤更真实

常用光滑后的 χ^2 来检验拟合的优度

Backward Kalman Filter

- ◆ Kalman Filter 是一步一步添加测量点
- ◆ 反向 Kalman Filter 则是剔除某一测量点
- ◆ 反向 Kalman Filter 又称为“负权重” Filter, $V_k \rightarrow -V_k$

$$x_k^{n*} = C_k^{n*} \left[\left(C_k^n \right)^{-1} x_k^n - H_k^T V_k^{-1} m_k \right]$$

$$C_k^{n*} = \left[\left(C_k^n \right)^{-1} - H_k^T V_k^{-1} H_k \right]^{-1}$$

$$x_k^{n*} = x_k^n + K_k^{n*} \left(m_k - H_k x_k^n \right)$$

$$K_k^{n*} = C_k^n H_k^T \left(-V_k + H_k C_k^n H_k^T \right)^{-1}$$

$$C_k^{n*} = \left(I - K_k^{n*} H_k \right) C_k^n$$

剔除某一测量点后,状态矢量的更新

Kalman Filter extention

- ◆ 实际情况下,传输方程和测量响应方程一般都是状态矢量的非线性函数.
- ◆ 对状态矢量的传输方程和测量响应方程做线性的泰勒展开,称为”扩展的” Kalman Filter

传输方程

$$x_k^{k-1} = f_{k-1}(x) \approx f_{k-1}(x_e) + F_{k-1}(x - x_e)$$

$$F_{k-1} = \left. \frac{\partial f_{k-1}(x)}{\partial x} \right|_{x=x_e}$$

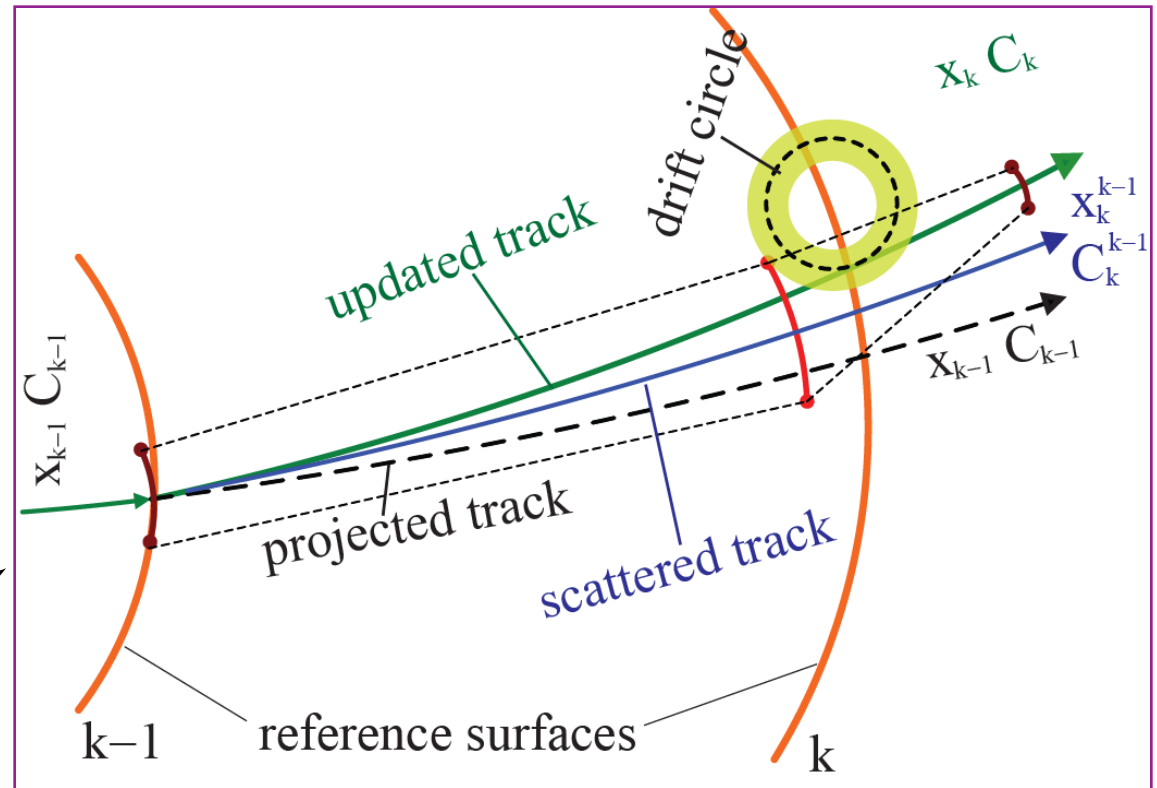
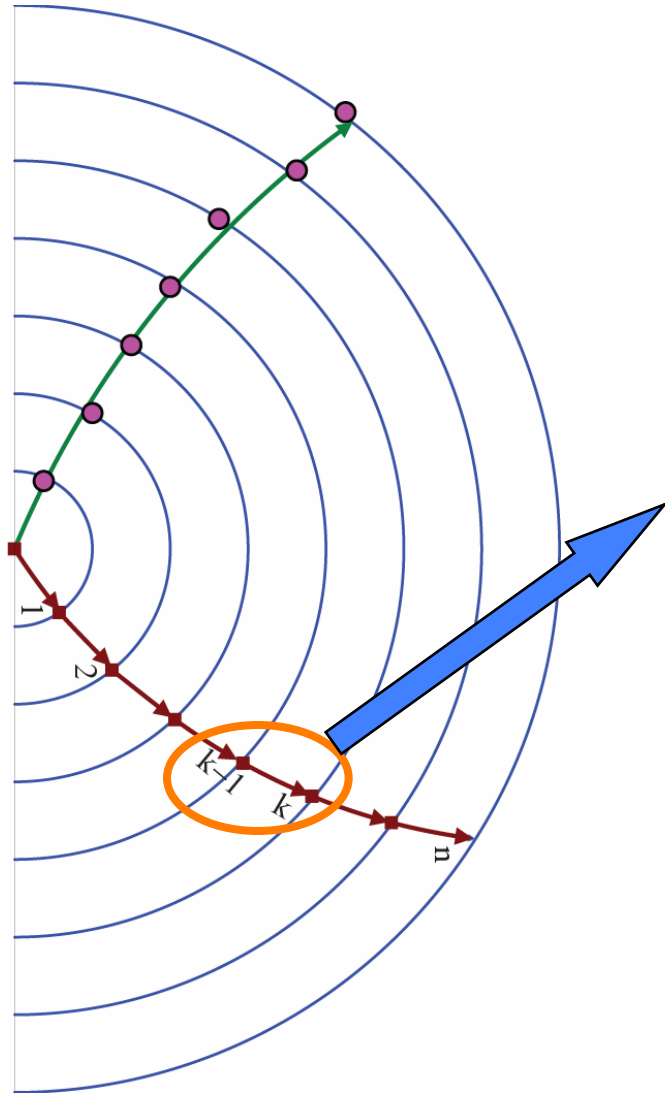
测量响应方程

$$m_k = h_k(x) \approx h_k(x_{k,e}^{k-1}) + H_k(x - x_{k,e}^{k-1})$$

$$H_k = \left. \frac{\partial h_k(x)}{\partial x} \right|_{x=x_{k,e}^{k-1}}$$

应用扩展的Kalman Filter方法,一般需要迭代

Track fitting: Kalman Filter method

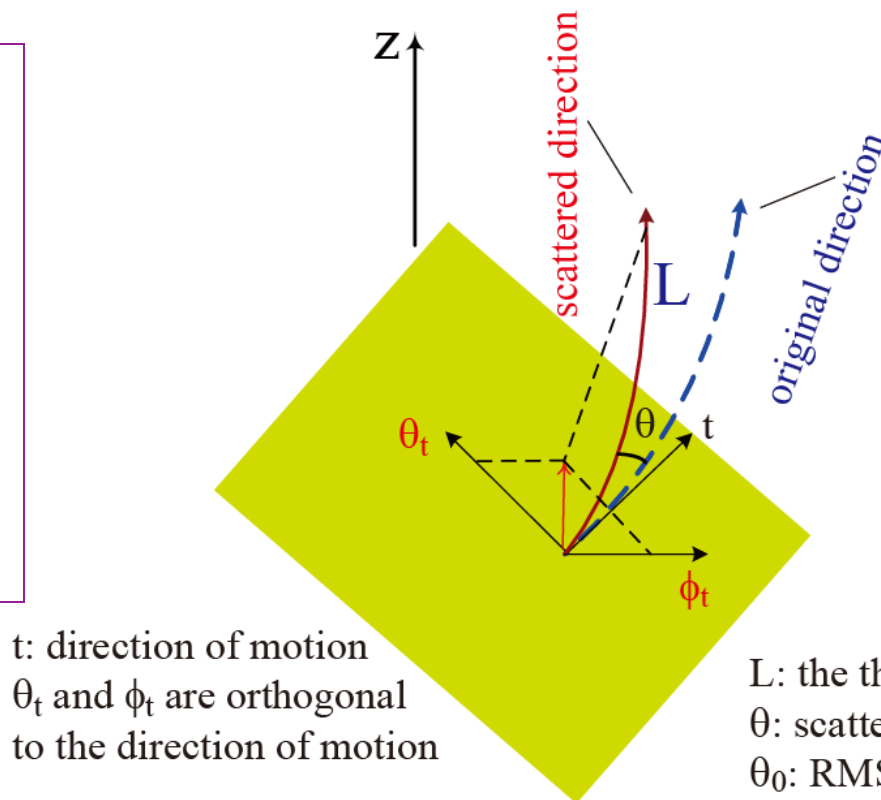


径迹参数从 $k-1 \rightarrow k$
非均匀磁场, 物质效应影响
与测量的漂移距离比较
得到更新的径迹参数

Multiple scattering effect

主要是库仑散射的贡献，核作用也有贡献。多次散射可用莫里埃理论描述，小散射角时近似高斯分布（98%），大角度时有长尾巴。

X_0 : 辐射长度



$$\sigma_\theta = \theta_0 = \frac{13.6 \text{ MeV}}{\beta \cdot p} \sqrt{\frac{L}{X_0}} \left[1 + 0.038 \log \left(\frac{L}{X_0} \right) \right]$$

经验公式

轻物质的多次散射效应小，“重”粒子的多次散射效应大
多次散射除了影响粒子的运动方向以外，还影响粒子的位置

Multiple scattering effect

- 在与粒子路径垂直的两个平面内发生散射, 包括角度偏移和位置变化。角度和位置偏移之间存在关联

$$\delta\alpha = M \begin{pmatrix} \sin\theta_t \delta\varphi_t \\ \delta\theta_t \\ \delta x_{\varphi_t}/L \\ \delta x_{\theta_t}/L \end{pmatrix}, \quad M = \begin{pmatrix} \frac{\partial\alpha}{\sin\theta_t \partial\varphi_t}, \frac{\partial\alpha}{\partial\theta_t}, \frac{L\partial\alpha}{\partial x_{\varphi_t}}, \frac{L\partial\alpha}{\partial x_{\theta_t}} \end{pmatrix}$$

- 由于多次散射是随机过程, 对其处理的原则:

- 不改变径迹参数
- 计算多次散射造成的误差矩阵

$$V_{\alpha MS} \equiv \langle \delta\alpha \delta\alpha^T \rangle = \sigma_\theta^2 M \begin{pmatrix} 1 & 0 & 1/2 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 1/2 \\ 1/2 & 0 & 1/3 & 0 \\ 0 & 1/2 & 0 & 1/3 \end{pmatrix} M^T$$

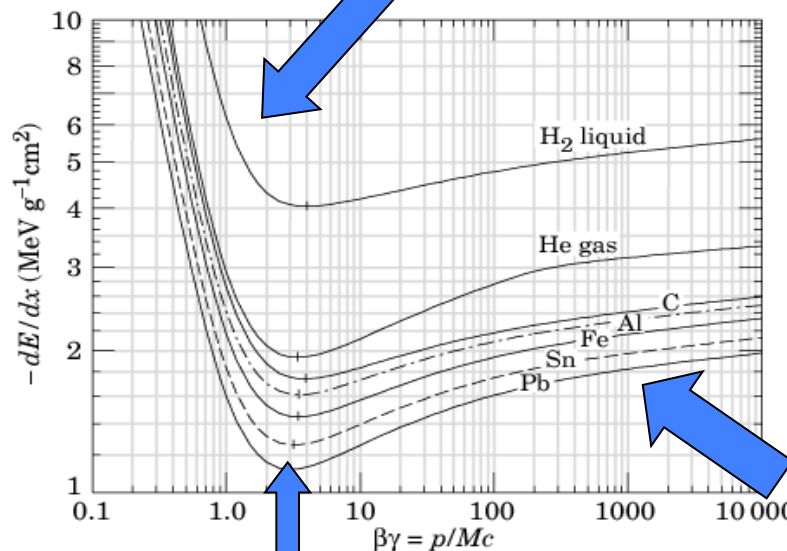
误差矩阵的详细计算请参看有关文献

dE/dx effect

$$-\frac{dE}{dx} = KZ^2 \frac{Z}{A} \frac{1}{\beta^2} \left[\frac{1}{2} \log \frac{2m_e c^2 \beta^2 \gamma^2 T_{\max}}{I^2} - \beta^2 - \frac{\delta}{2} \right], T_{\max} \approx 2m_e c^2 \beta^2 \gamma^2$$

- δ 电子
- 能损的统计涨落: 朗道分布
- 混合和复合物质中的电离能量损失

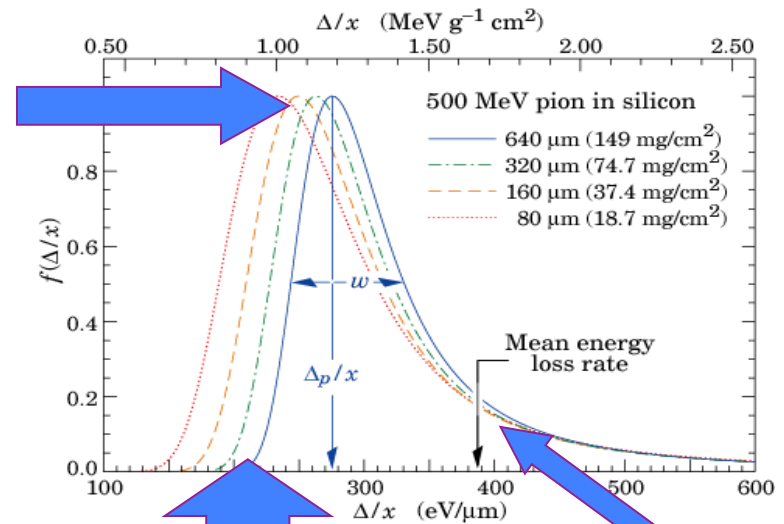
低能端: $1/\beta^2$



最小电离粒子(MIP): $\beta\gamma \sim 3.4$

电离能损最可几值

相对论上升: 密度效应



电离能损平均值

电离能量损失的概率分布:
尾巴较长, 数学上用朗道分布近似

Correction for the energy loss

粒子动量修正公式

C是一个与漂移室物质相关的常数


$$\Delta p = \int_0^t \frac{dp}{dx} dx = \int_0^t \frac{1}{\beta} \frac{dE}{dx} dx = \int_0^t \frac{C}{\beta^3} \left[\log \left(\frac{2m_e c^2 \beta^2 \gamma^2}{I} \right) - \beta^2 - \frac{\delta}{2} \right] dx$$

$$\beta = \frac{p}{\sqrt{p^2 + m^2}} \quad \beta\gamma = \frac{p}{m}$$

当 $\beta > 0.7$ 时,能损近似为常数;当 β 较低时,能损变化很快

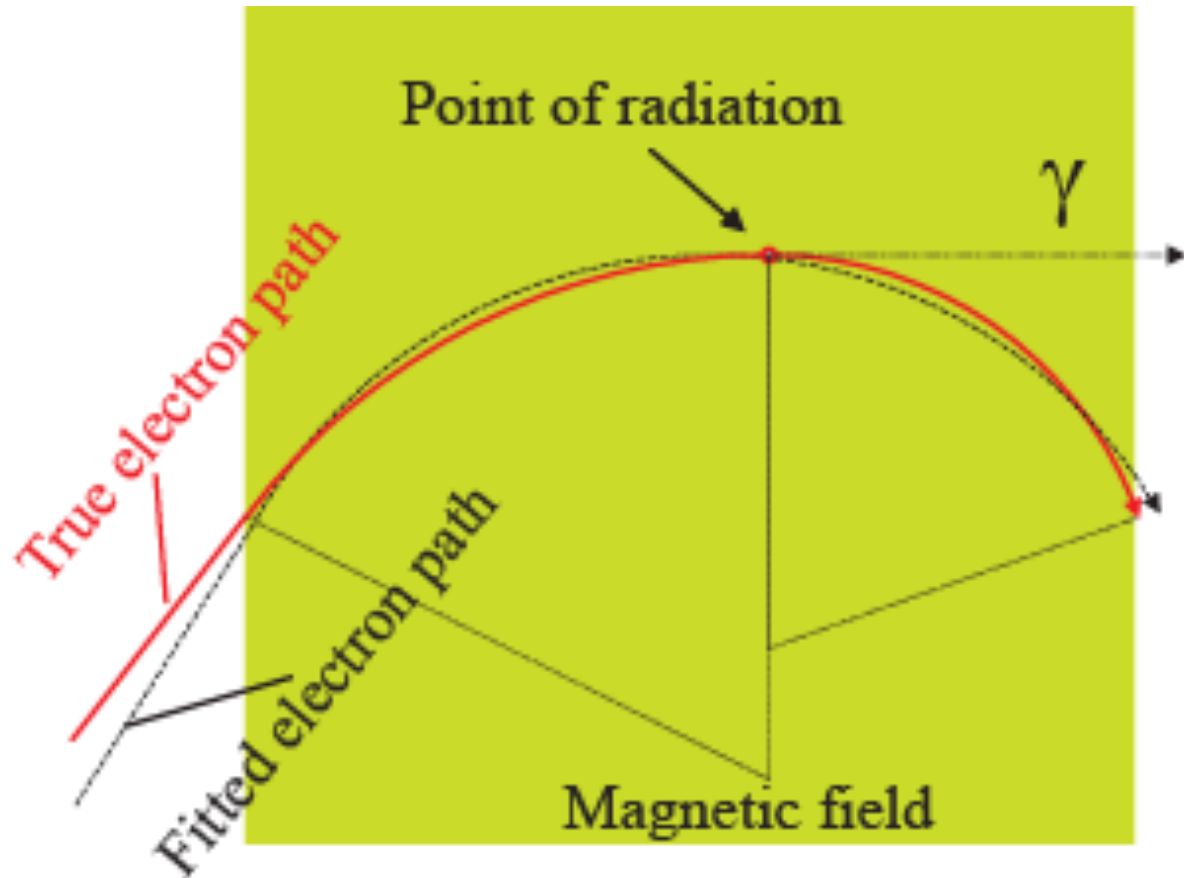
问题可以转化为对一个微分方程的积分,需要利用数字计算方法求解,如龙格—库塔方法.可参看有关文献

Bremsstrahlung effect (轫致辐射)

◆ 对电子,尤其是高能电子十分重要

近似公式

$$\left\langle \frac{E_{\text{after}}}{E_{\text{before}}} \right\rangle = \exp\left(-\frac{L}{X_0}\right)$$



既改变径迹参数,也改变误差矩阵

非均匀磁场

粒子穿过一段非均匀磁场下区域,其动量方向会发生变化,变化量与穿越的路径有关:

$$\Delta \vec{p} \propto \int_{L_{\text{start}}}^{L_{\text{end}}} (\vec{B}(\mathbf{x}, l) - \vec{B}_0) dl$$

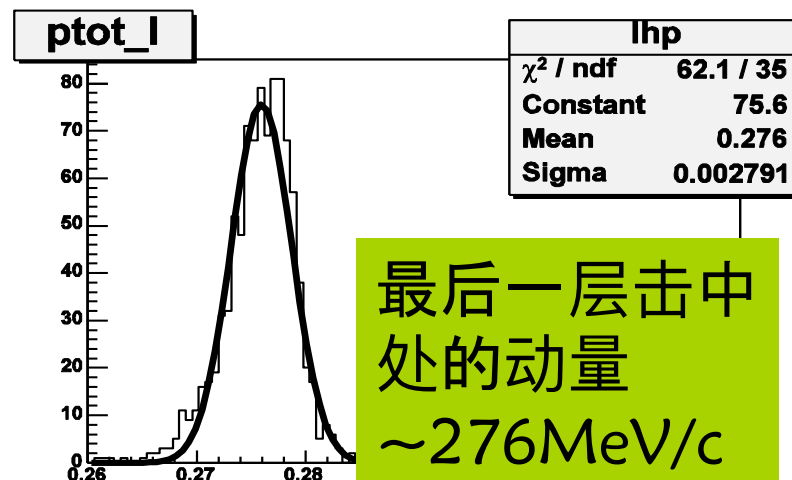
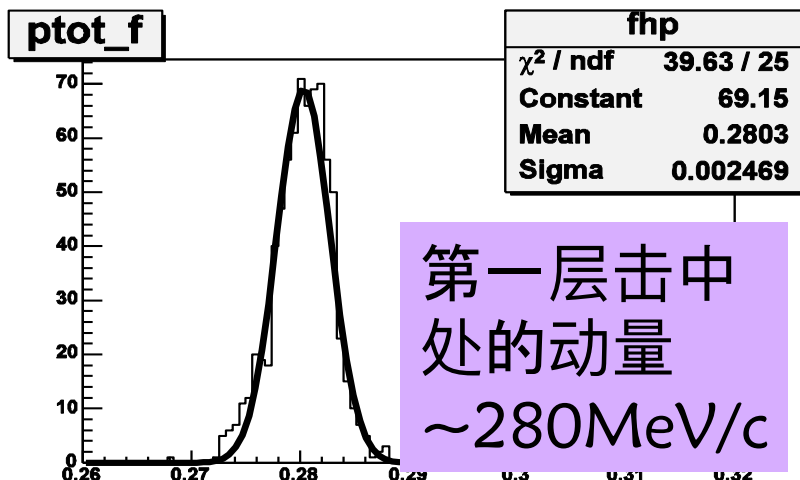
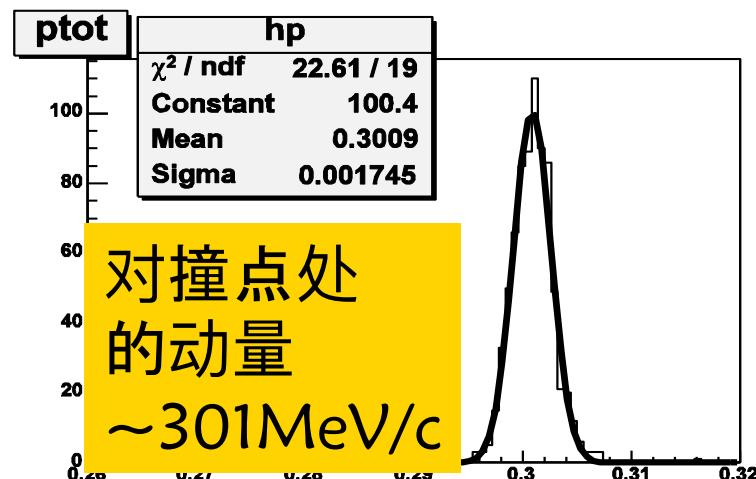
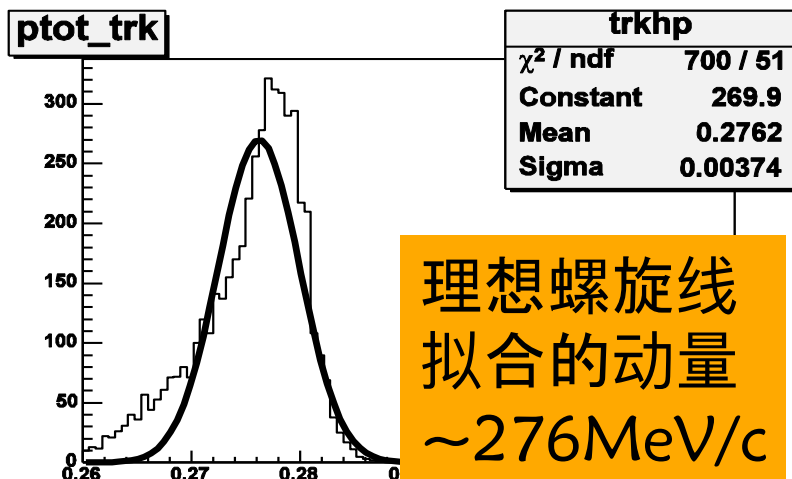
动量改变量为:

一般取路径的中点值
做为近似

$$\mathbf{p}_B = \frac{\partial \mathbf{p}}{\partial \Theta} \frac{\Delta \vec{p}}{|\mathbf{p}|} \cdot \hat{\Theta} + \frac{\partial \mathbf{p}}{\partial \Phi} \frac{\Delta \vec{p}}{|\mathbf{p}|} \cdot \hat{\Phi}$$

详细计算利用数字方法,根据磁场的三维分布和粒子穿行的路径,进行积分

动量分辨的改进

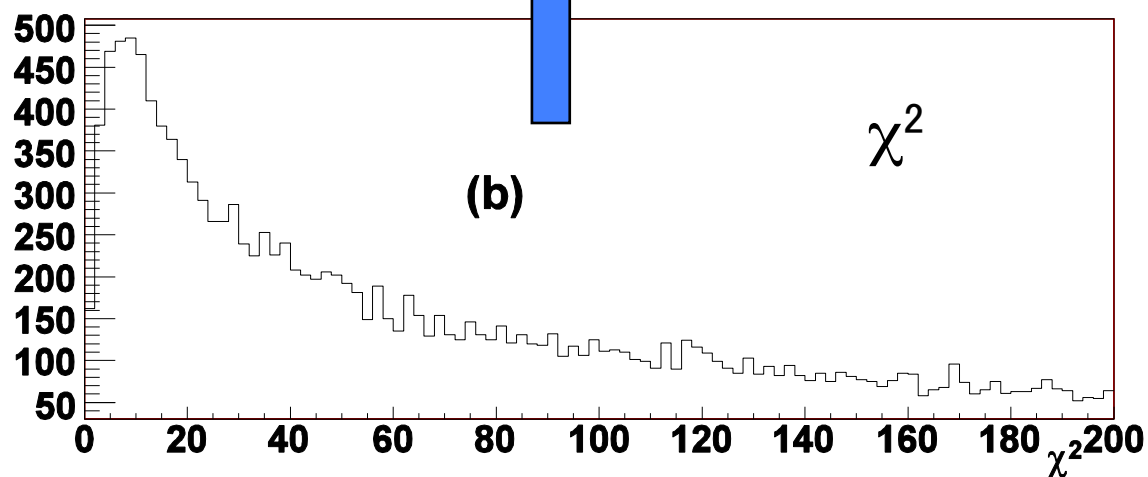
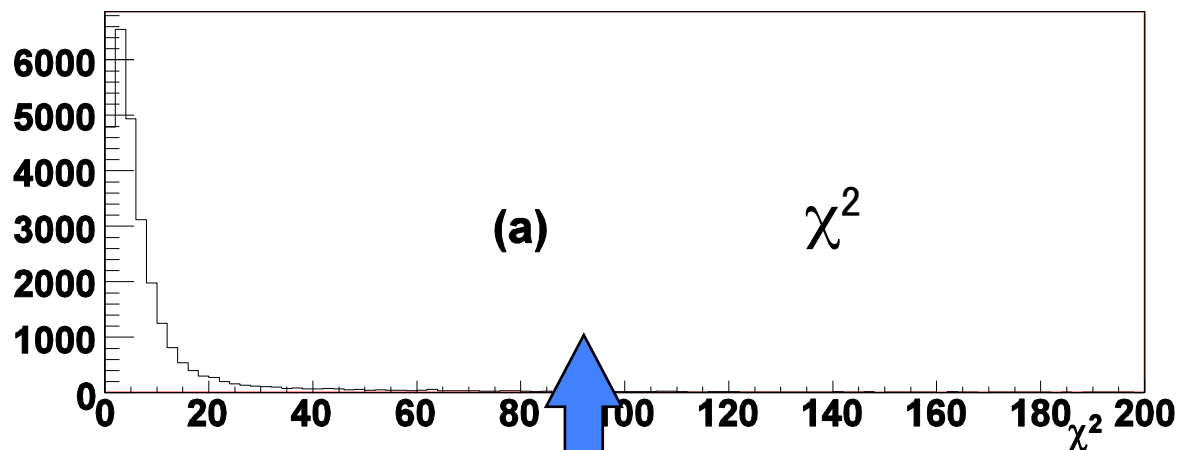


300MeV/c的质子

运动学拟合的改进

运动学拟合检验
检查 χ^2 分布

$\psi(2S) \rightarrow \pi^+\pi^- J/\psi$,
 $J/\psi \rightarrow \mu^+\mu^-$

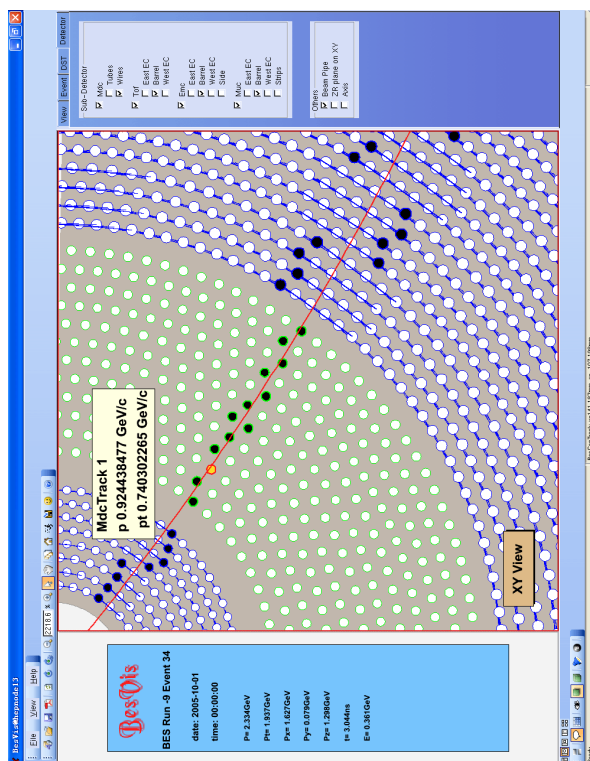


径迹外推与径迹匹配

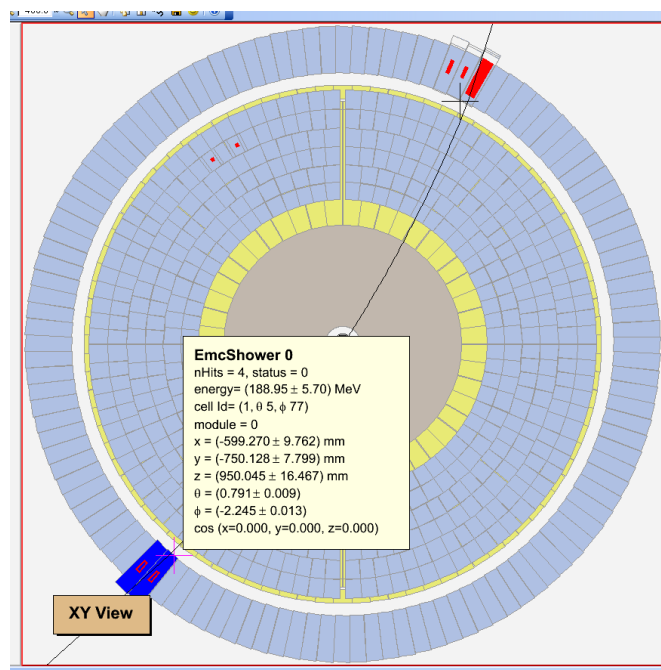
- ◆ 得到径迹参数后，根据螺旋线运动方程并考虑到探测器的几何结构和物质效应，把带电径迹在各个探测器中的击中位置和击中方向的信息记录并保存下来。
- ◆ 有些实验还要联合利用径迹探测器和顶点探测器，进一步改善粒子的动量分辨和位置分辨。
- ◆ 其他各个探测器的重建和刻度过程中，要利用这些信息，匹配其带电径迹的击中信息。通常的做法是：选取合适的窗口。有些探测器的重建算法中（如muon），还要利用这些信息，做进一步的外推和径迹拟合。
- ◆ 量能器重建过程中一般不需要带电径迹的击中信息，本身就能重建出簇射的位置信息。待重建完成后，再进行径迹匹配。
- ◆ 最后我们就得到了带电径迹在所有探测器中的响应信息。剩余的响应信息就默认为中性径迹或其他类型的作用信息。
- ◆ 物理分析工作者从磁盘中取得事例数据，看到的是径迹列表，并通过相应的指针来读取径迹在各个探测器中的响应信息。通过粒子鉴别，运动学拟合，以及顶点拟合等分析手段，并根据物理事例的特征，做相应的选择。

径迹外推

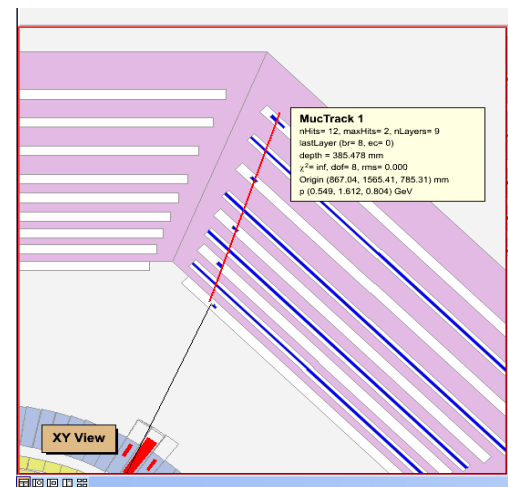
把漂移室径迹延伸,外推到外探测器,如TOF,量能器以及 μ 探测器给出带电径迹在外探测器上的击中位置,击中方向等信息. TOF和 μ 探测器的重建需要这些信息



TOF和量能器



μ 探测器



小结

◆ 径迹拟合的基本原理

- ◆ 全局最小二乘法、Kalman Filter方法、Riemann球方法

◆ Kalman Filter方法

- ◆ 初始状态参量 + 测量误差 → 预期状态参量 + 测量参量 + 新的测量误差 → 新的状态参量 → iteration
- ◆ 路径上最后一个点使用了前面所有点的信息
- ◆ Smoothing: 从最后一个点再Filtering回到第一个点，这样所有的点都使用了其它点的信息
- ◆ 利用 χ^2 来剔除路径上的“坏点”
- ◆ 径迹外推（可以继续使用Kalman Filter方法）

径迹重建的发展趋势

◆ 在线化

将离线复杂重建算法前置提高在线筛选压缩比

◆ 并行化

高亮度、高多重数

◆ 硬件化

FPGA, GPU, ASIC, neuro chip

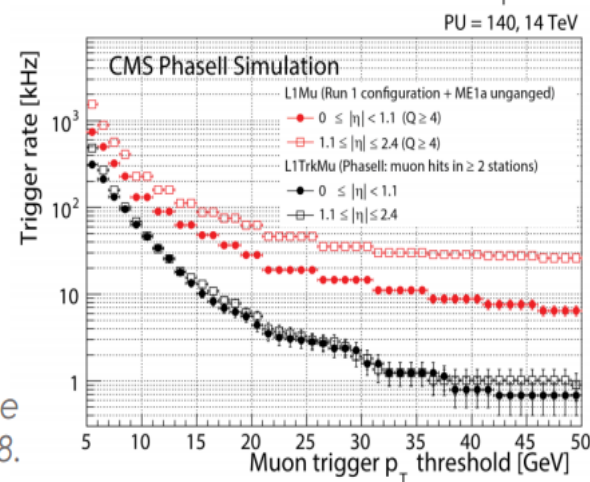
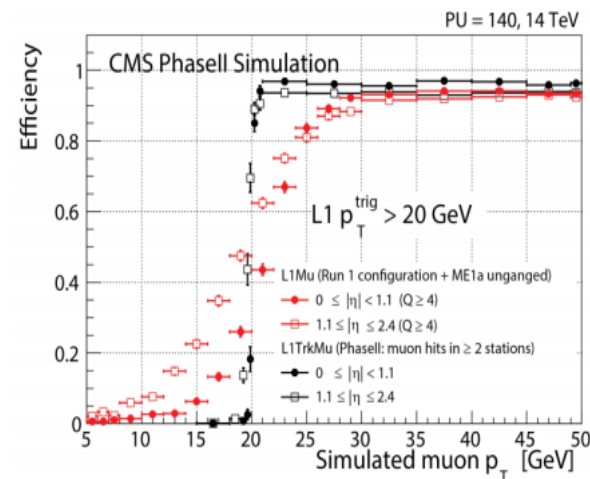
◆ 寻迹与拟合融合化

用拟合来寻找边缘径迹

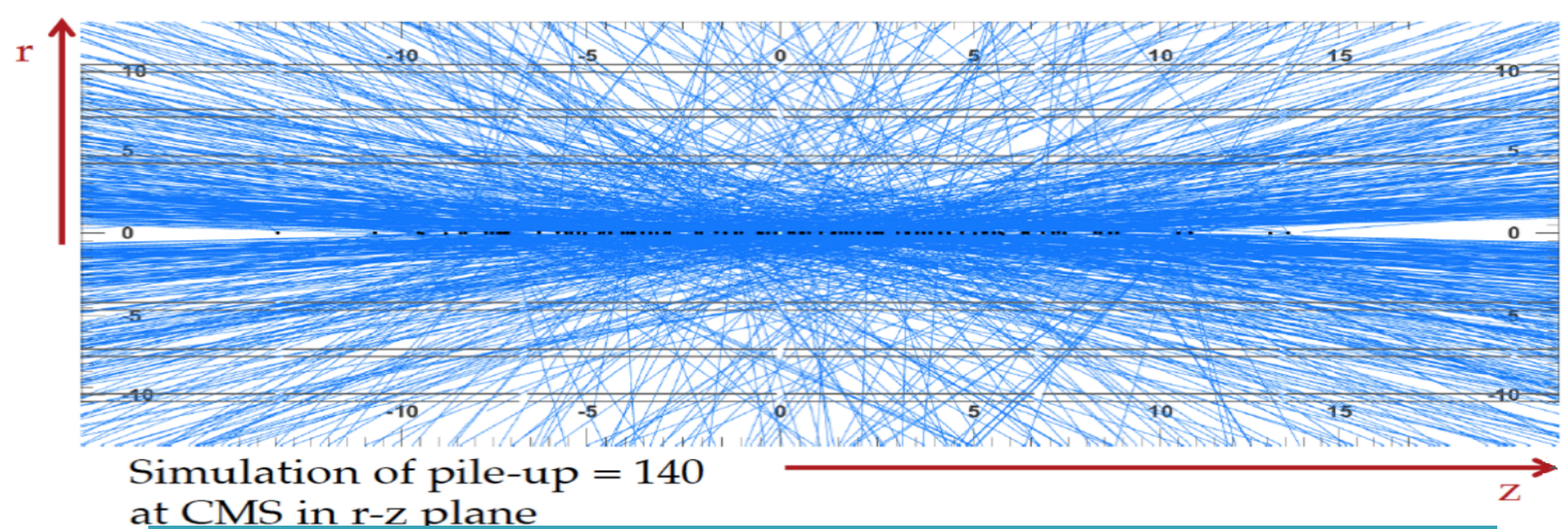
用寻迹来避免拟合失败

Tracking Trigger Requirements

- Tracking information for the Level-1 (L1) hardware trigger system in the form of fully reconstructed tracks will be essential for maintaining trigger performance.
 - Current L1 trigger menu at pileup 200 would require 4000 kHz!
 - Adding tracking information to L1 trigger objects would reduce rates down to 500 kHz.
- Total L1 latency limited to 12.5 μ s:
 - 4 μ s allowed for track reconstruction following readout electronics generation, packaging and transmission from the Data, Trigger and Control (DTC) system.



Plots from CMS Collaboration, "Technical Proposal for the Phase-II Upgrade of the CMS Detector", Technical Report CERN-LHCC-2015-010. LHCC-P-008. CMS-TDR-15-02, Geneva, June 2015.



Wireless Data Transmission For High Energy Physics Applications

S. Dittmeier for the WADAPT working group
Physikalisches Institut, Universität Heidelberg

06 March 2017

Connecting the Dots / Workshop on Intelligent Trackers 2017



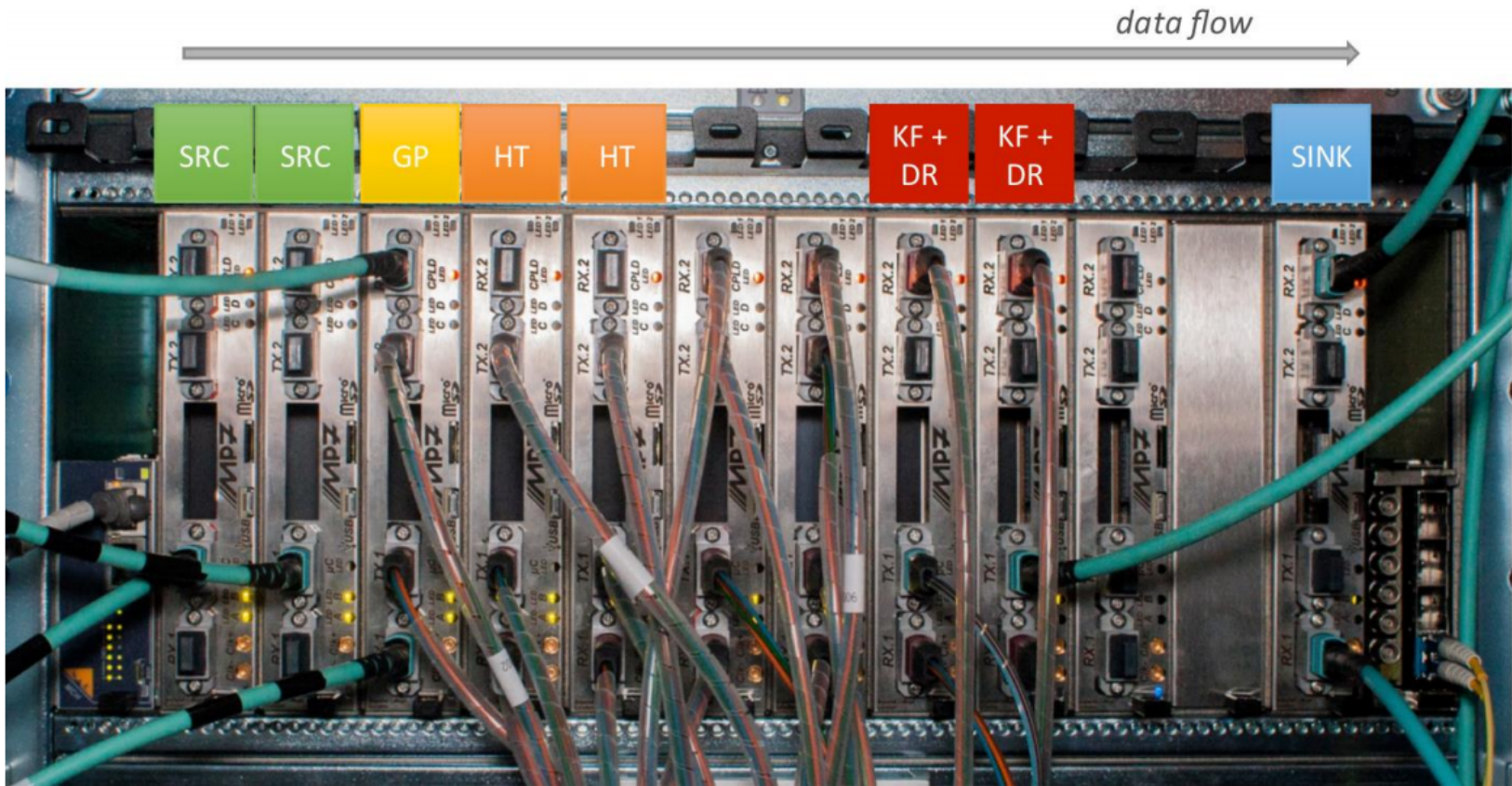
LAL - Orsay

INTERNATIONAL
MAX PLANCK
RESEARCH SCHOOL

PT
FS

FOR PRECISION TESTS
OF FUNDAMENTAL
SYMMETRIES

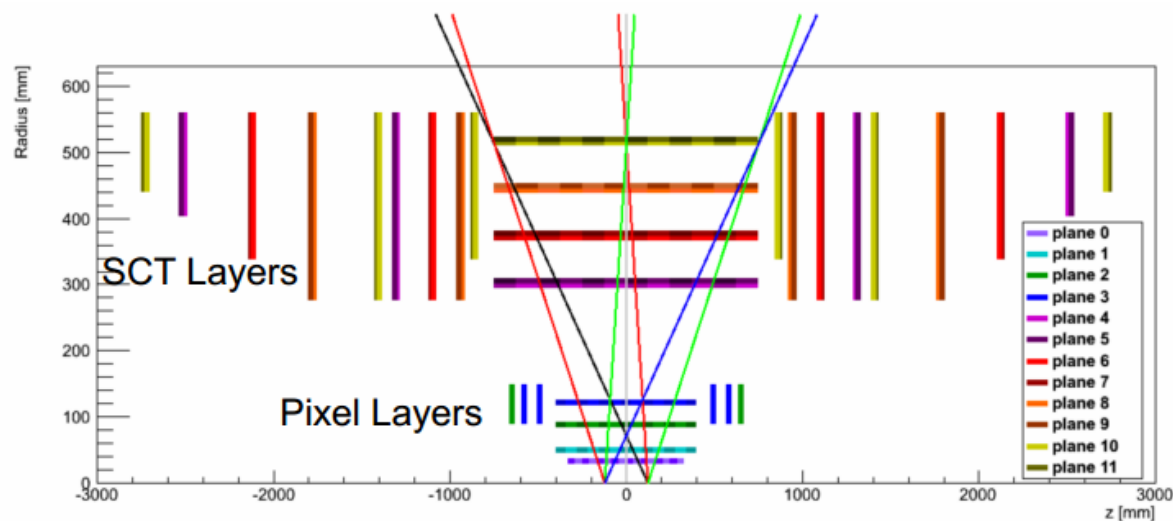
Demonstrator System



Demonstrator system at Tracker Integration Facility, B186, CERN

FastTracker (FTK) System in ATLAS

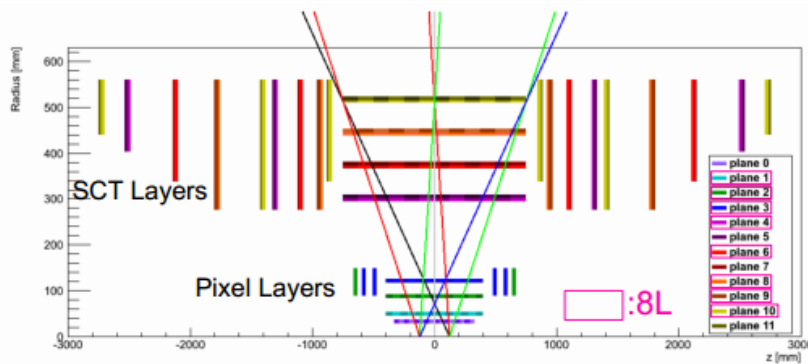
- ▶ Goal of FTK:
 - ▶ Track fitting on 12 layers of hits from ATLAS Inner Detector
 - ▶ Total expected latency: $100\ \mu\text{s}$
 - ▶ Event rate: 100 kHz, thousands of charged particles/event
 - ▶ Faster on FPGAs
- ▶ Challenges to fit entire detector: massive combinatoric problem
 - ▶ Strategy: parallel processing + staging



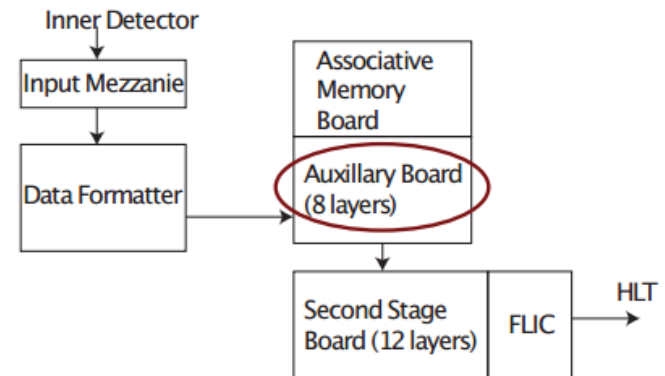
ATLAS inner detector

Strategy of FTK

- ▶ Divide detector into 64 regions for parallel fitting
 - ▶ Region small enough that linear approximation is accurate
 - ▶ With enough overlap to ensure efficiency
- ▶ Pattern recognition + two stages of fitting
- ▶ First stage: 8 layers (3 pixel+5 SCT layers)
 - ▶ 0.5 trillion linear track fittings/s on Auxillary boards (AUX)
 - ▶ Per FPGA: 1 GigaFits(GF)/s
- ▶ Second stage: 12 layers linear track fitting



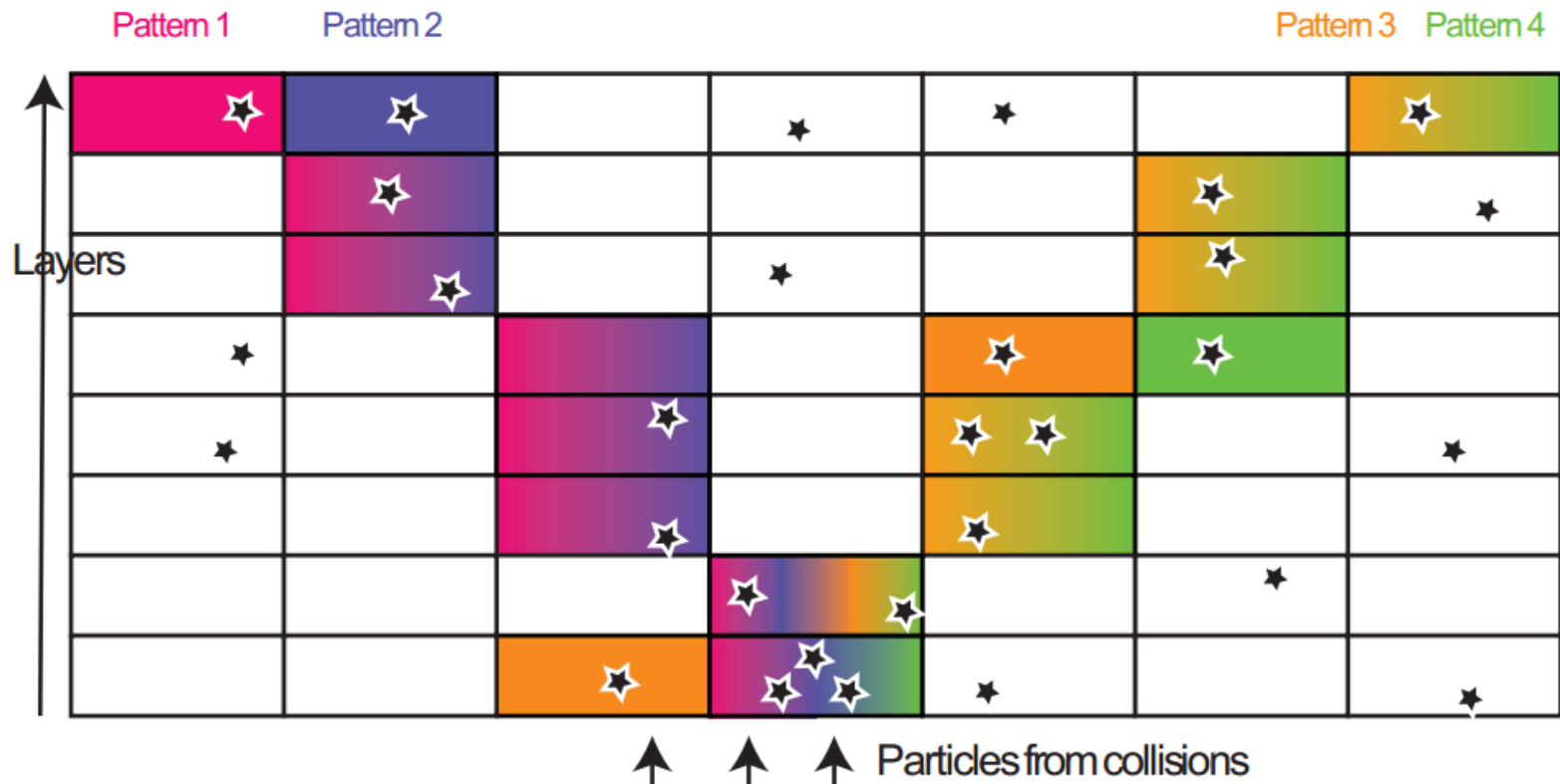
ATLAS inner detector with 8L marked



FTK workflow

First Stage Track Fitter

- ▶ Pattern recognition board selects all patterns with potential tracks and send to track fitter
 - ▶ Majority logic: require at least 7/8 layers match a simulated pattern
- ▶ Fit all hit combinations (1 per layer) in each pattern:
 - ▶ Fit at least 7/8 layers of hits
 - ▶ Pattern 1: 6, Pattern 2: 6, Pattern 3: 4, Pattern 4: 12

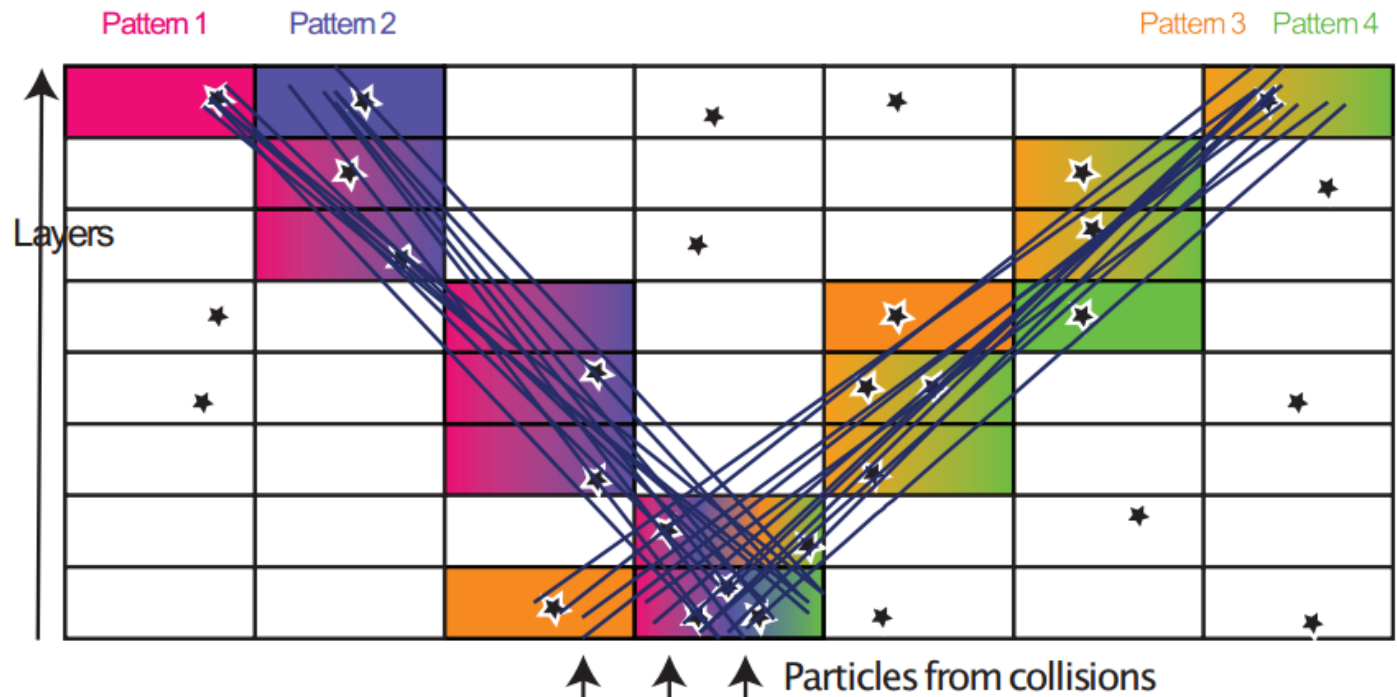


- Calculate χ^2 for all the hit combinations for first 8 layers

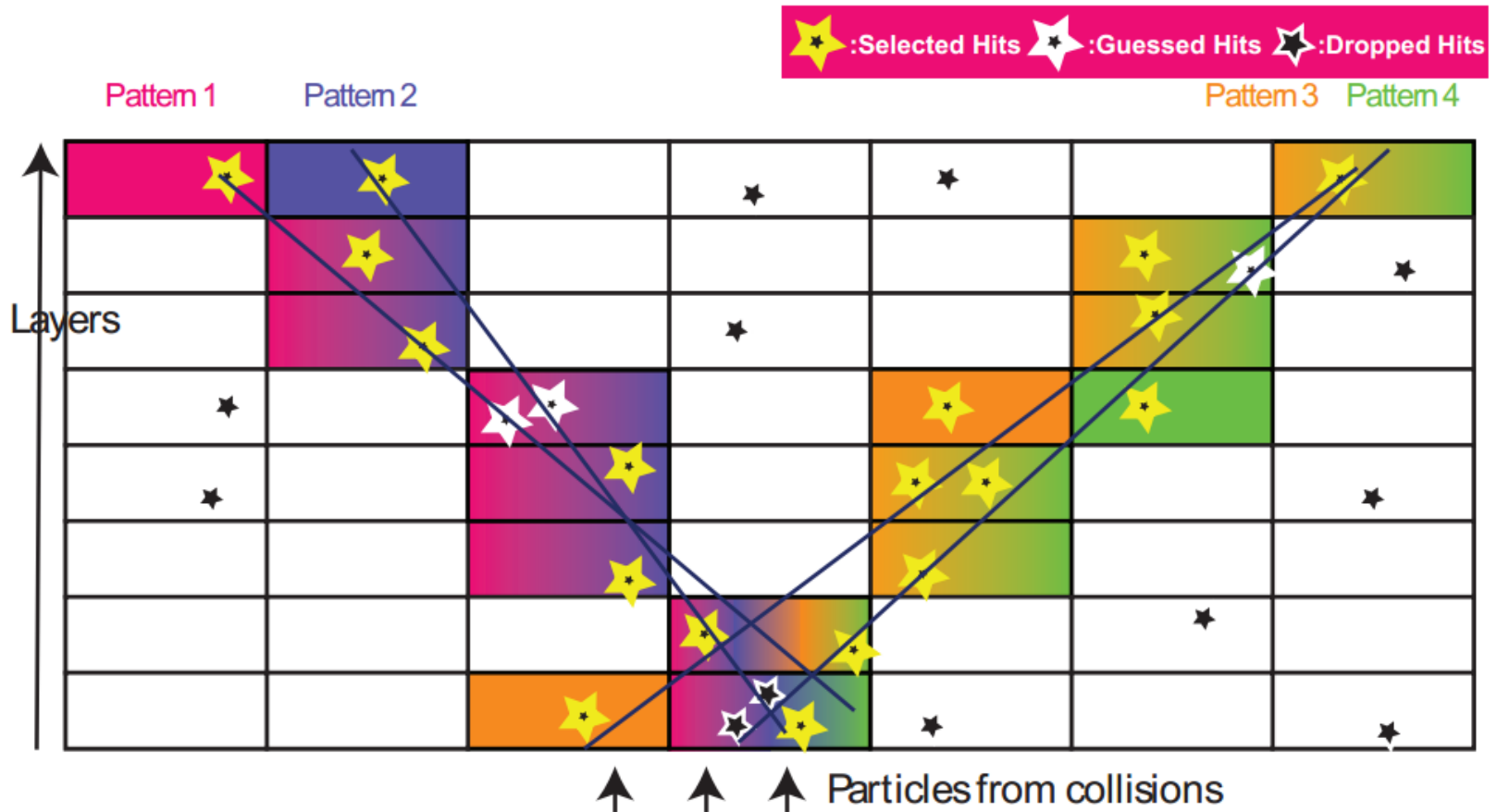
- $\chi^2 = \sum_i^{N_x} (h_i + \sum_j^{N_{\text{hits}}} S_{ij} \times \text{coord}_j)^2$, h_i , S_{ij} constants

- Calculate the best possible hit for layer with missing hit

- $x_j = C_{jj}^{-1} t_j$, where $C_{jj}^{-1} \xleftarrow{\text{offline}} S_{jj}$, $t_j \xleftarrow{\text{on chip}} S_{ij} + \text{coords}$

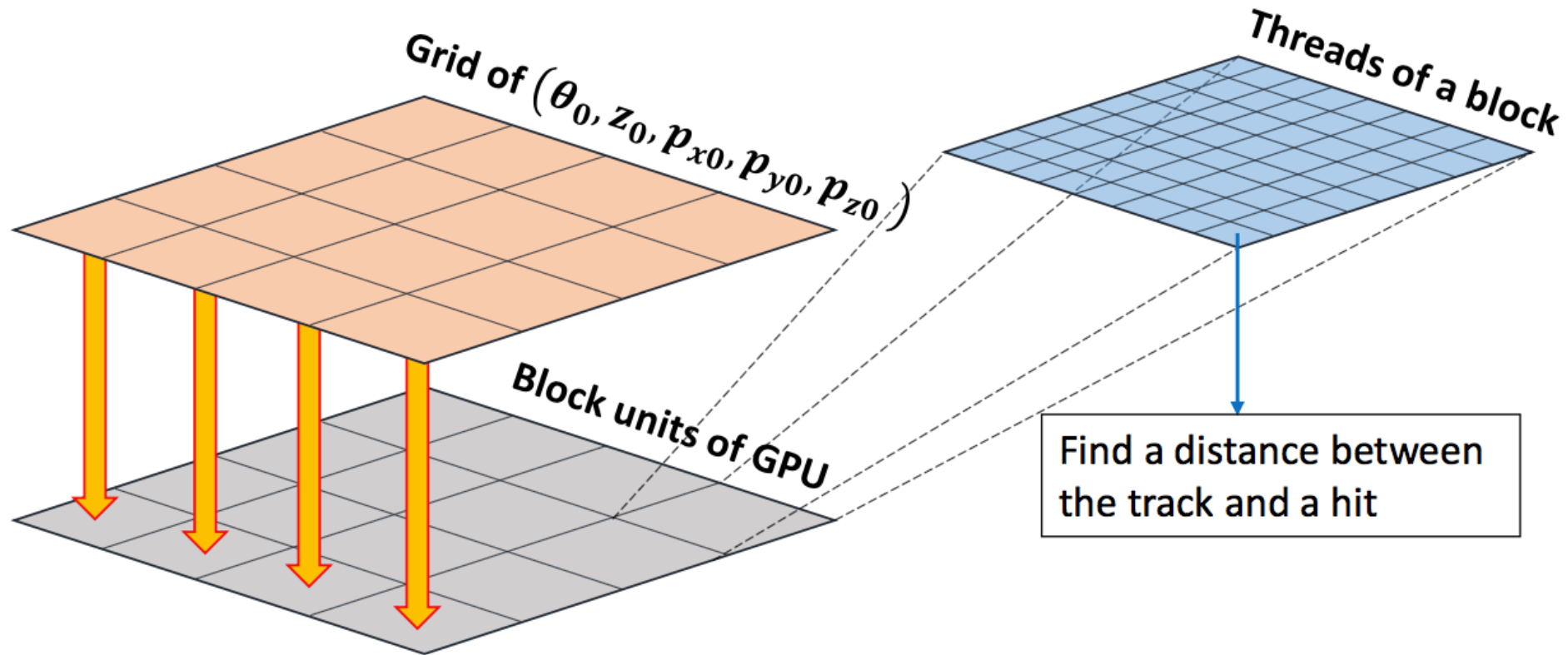


- Only the best χ^2 track is kept if multiple tracks share at least 6 hits

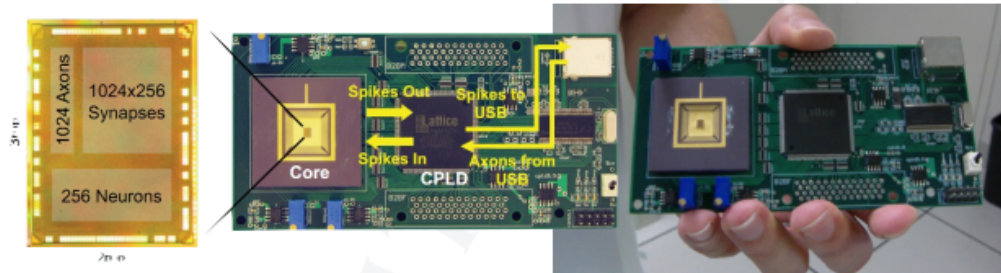


并行化参数空间扫描

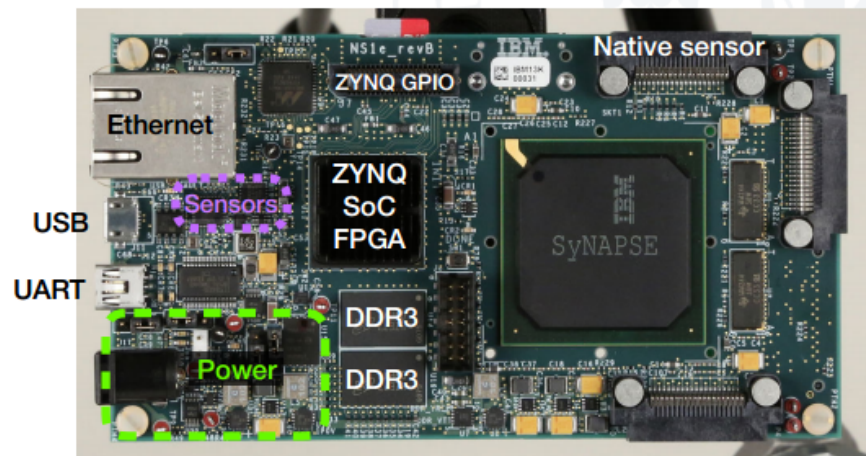
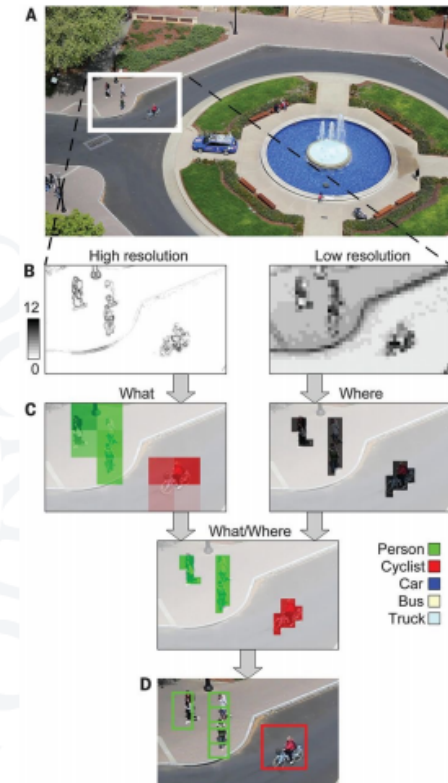
◆ Initial parameter scanning by GPU(CUDA)



2011 - a single core demonstrator



2014/15 - TrueNorth chip opened up to select institutes



- Project is from DARPA SyNAPSE: metric of a one million neuron brain-inspired processor.
- Not biologically motivated! Low power, scalability, and connectivity were the motivating factors.
- (Unofficial) summary of project [here](#).

