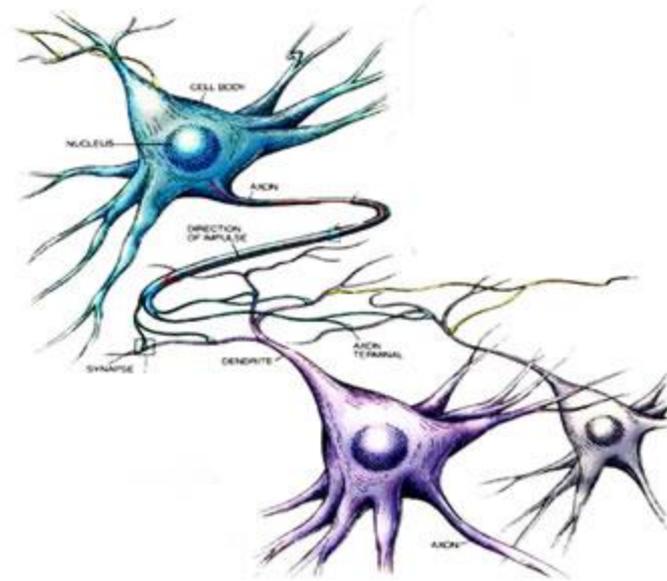
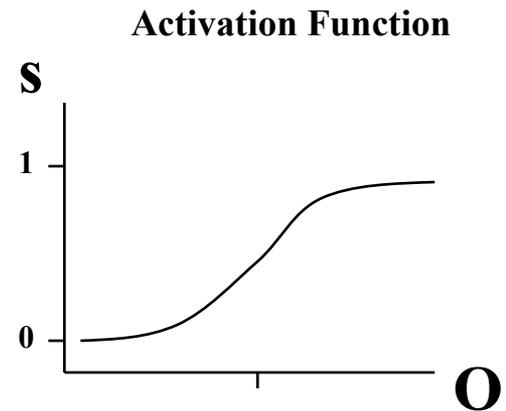
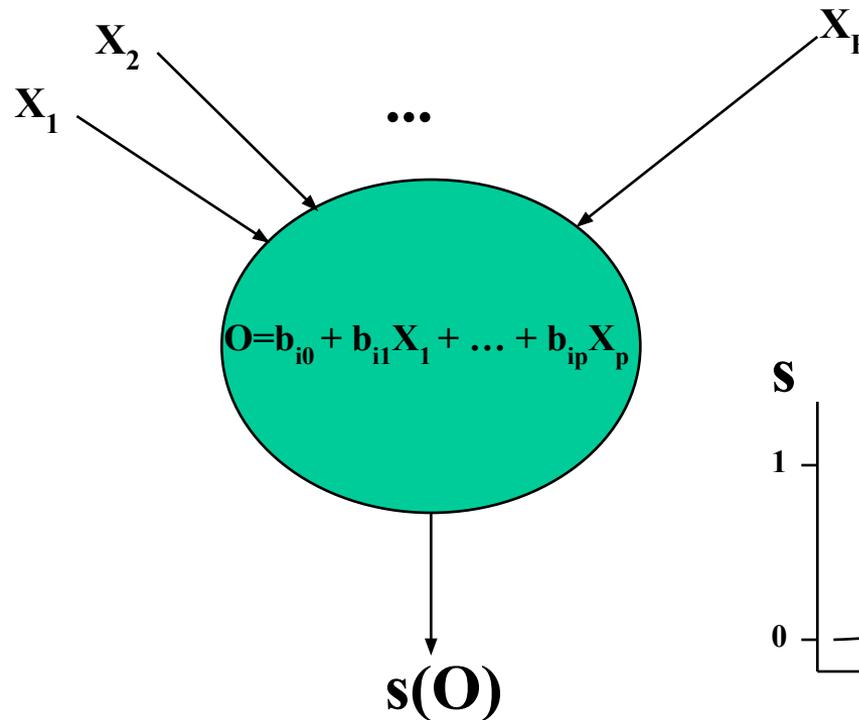


Нейронные сети.

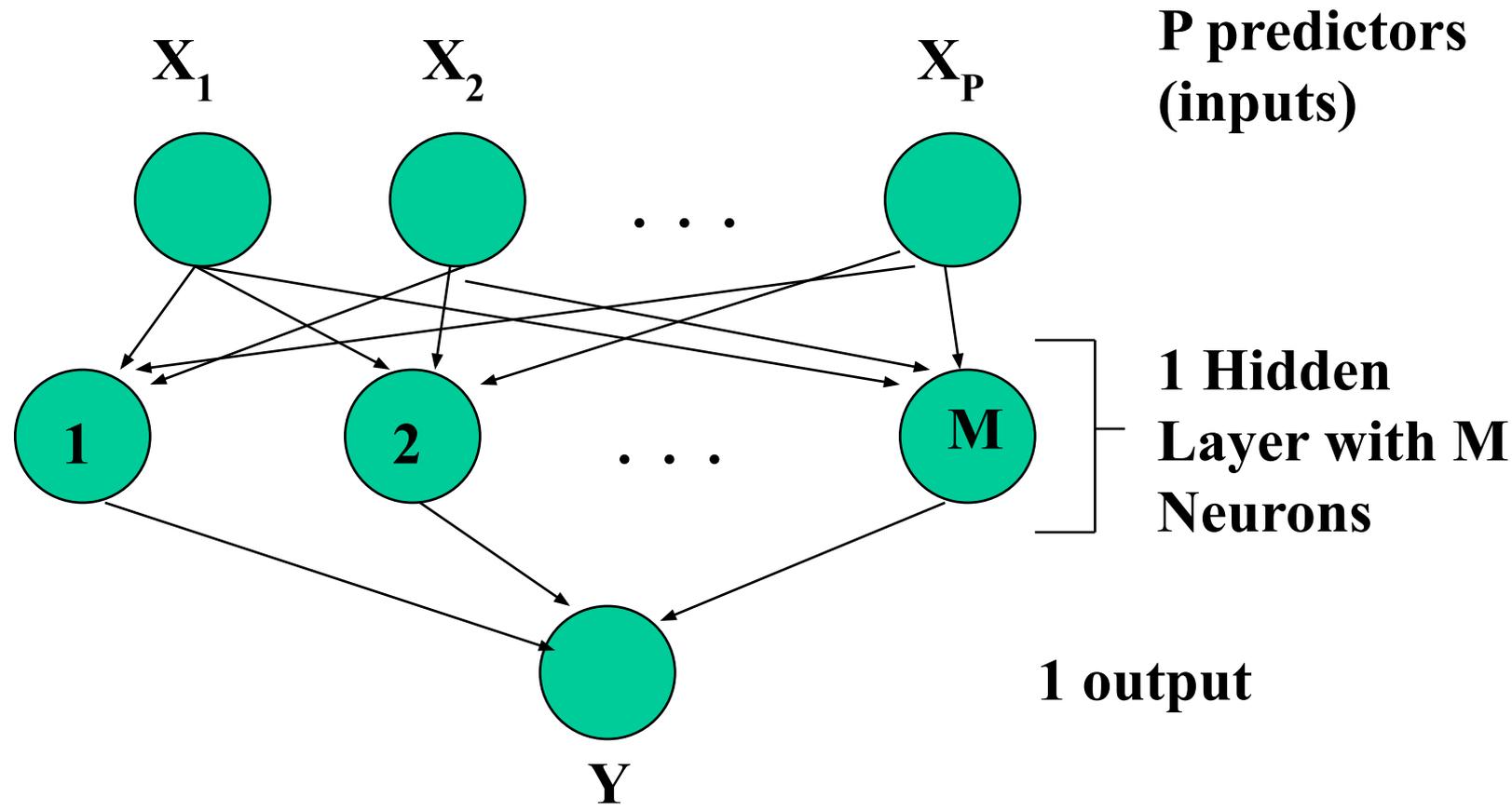


Represents a neuron in the brain

S is a function on the interval (0,1) representing the strength of the output



Структура сети.



Принципиальная особенность сетей – необходимость их обучения для решения каждой конкретной задачи.

Обучение. Задаётся обучающее множество пар векторов $\{ \mathbf{x}^s, \mathbf{d}^s \}$, $s=1 \dots m$ – число обучающих пар. \mathbf{d}^s – известный ответ. Задача обучения сводится к минимизации отклонения вычисленных сетью значений \mathbf{y}^s от точных \mathbf{d}^s на обучающем множестве. Для оценки качества приближения чаще всего используется суммарная квадратичная ошибка

$$E = \sum_s E^s = (1/2) \sum_s \sum_j (d_j^s - y_j^s)^2, \quad \text{где } d_j^s,$$

y_j^s – компоненты j обучающей пары s . E^s – ошибка, вносимая парой s . Схема обучения: 1) присвоить весам и параметрам функции активации малые ненулевые значения; 2) подать на вход одну пару и рассчитать выход; 3) сосчитать ошибку E^s ; 4) скорректировать параметры сети (веса, величины смещений, коэффициенты функций активации) так, чтобы ошибка уменьшилась; 5) повторить шаги 1–4 до тех пор, пока ошибка не станет заданной величины малости. Коррекция производится разными методами, являющимися до сих пор предметом изобретательства.



UPPSALA
UNIVERSITET

*Digital Comprehensive Summaries of Uppsala Dissertations
from the Faculty of Science and Technology 673*

Neural Networks Applications and Electronics Development for Nuclear Fusion Neutron Diagnostics

EMANUELE RONCHI

Диссертация посвящена разработке инструментария и техники для диагностики нейтронов и анализа данных, полученных при изучении термоядерных реакций на Совместном Европейском Торе (JET).

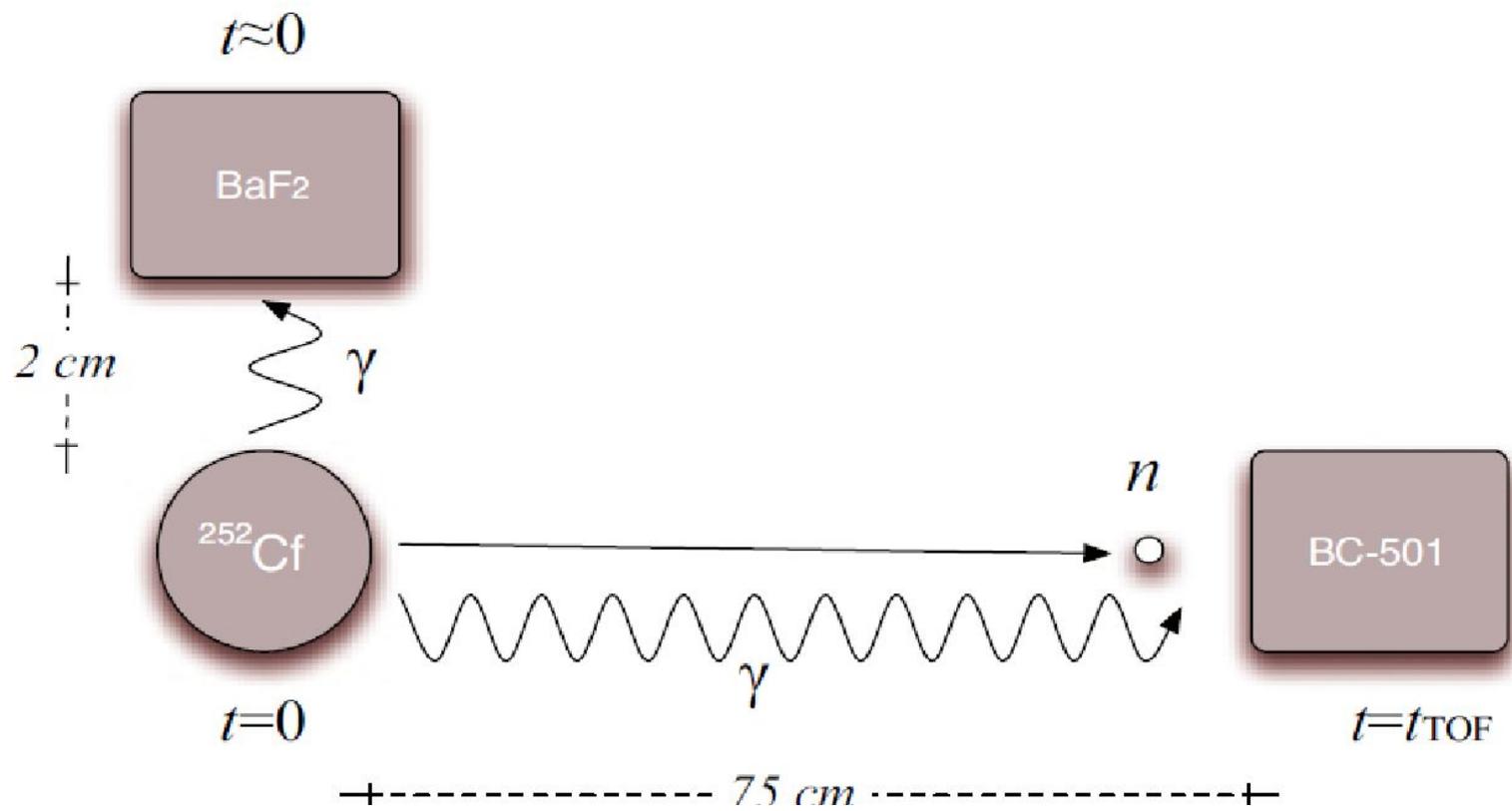
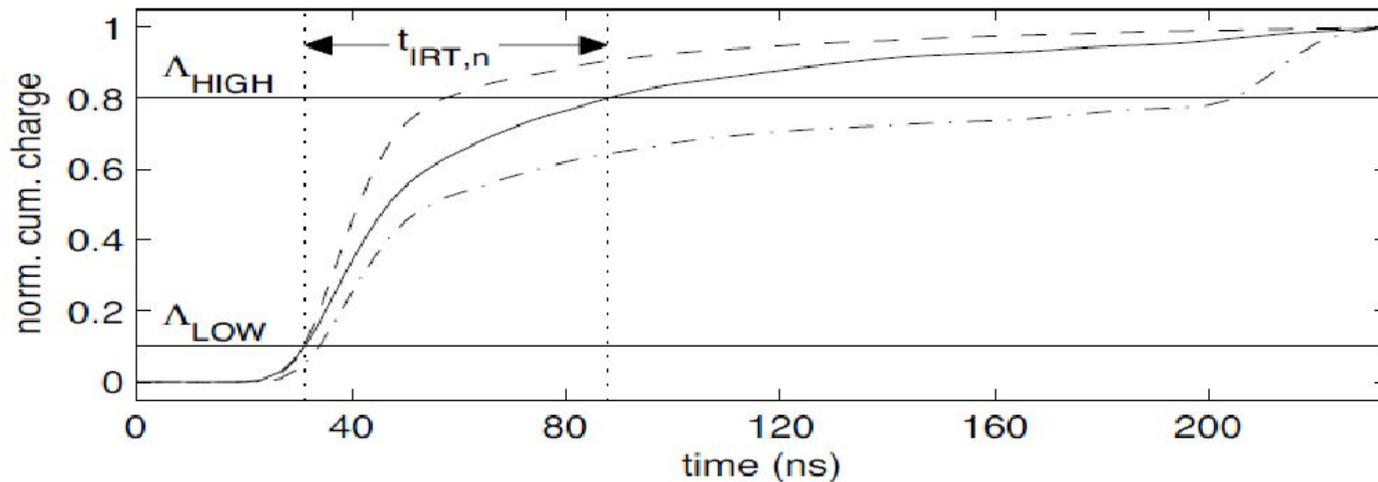
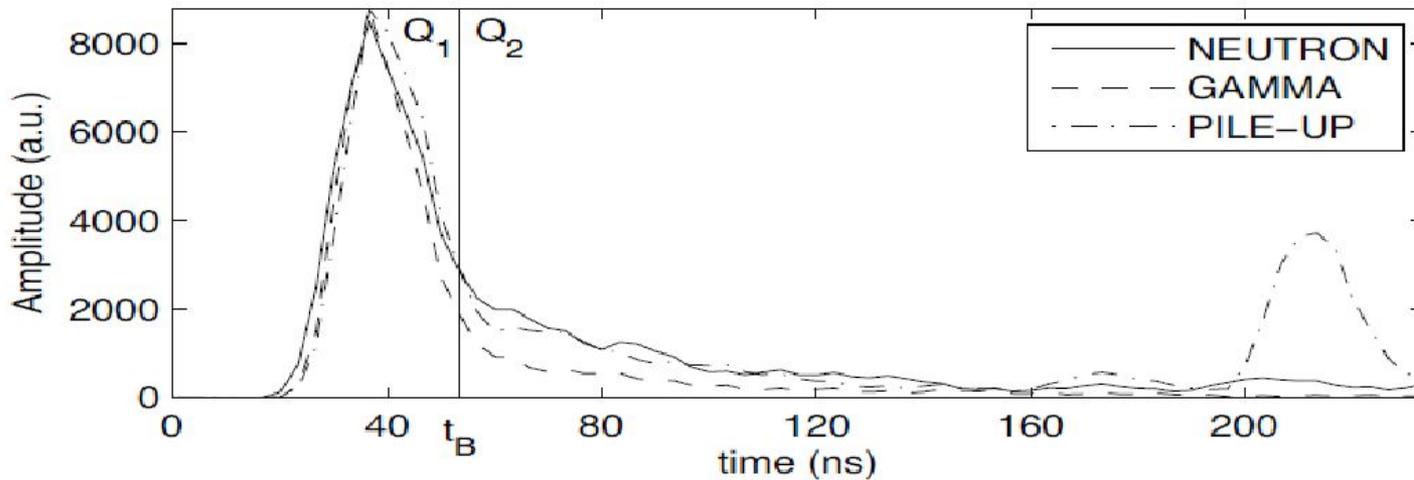
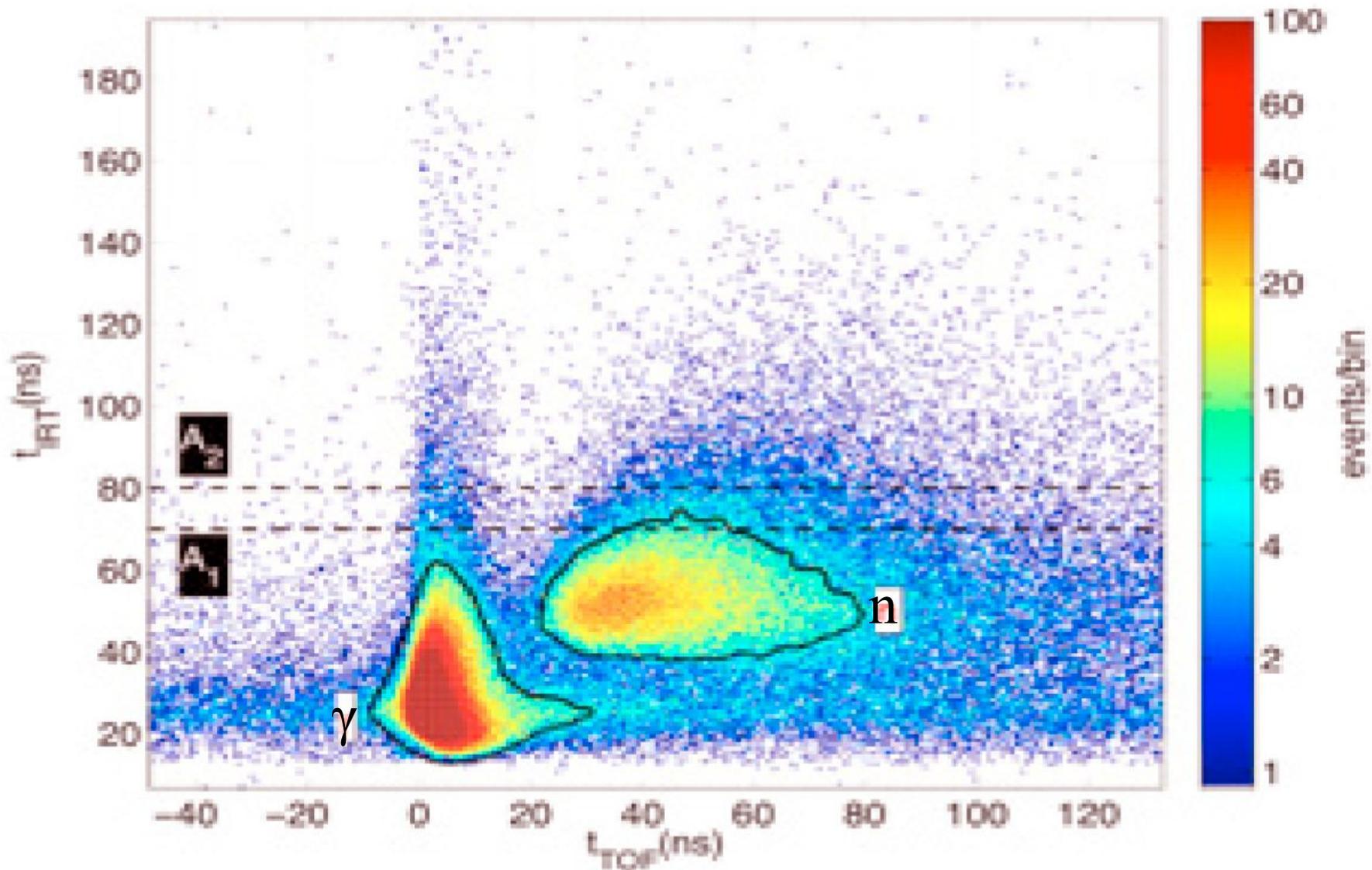


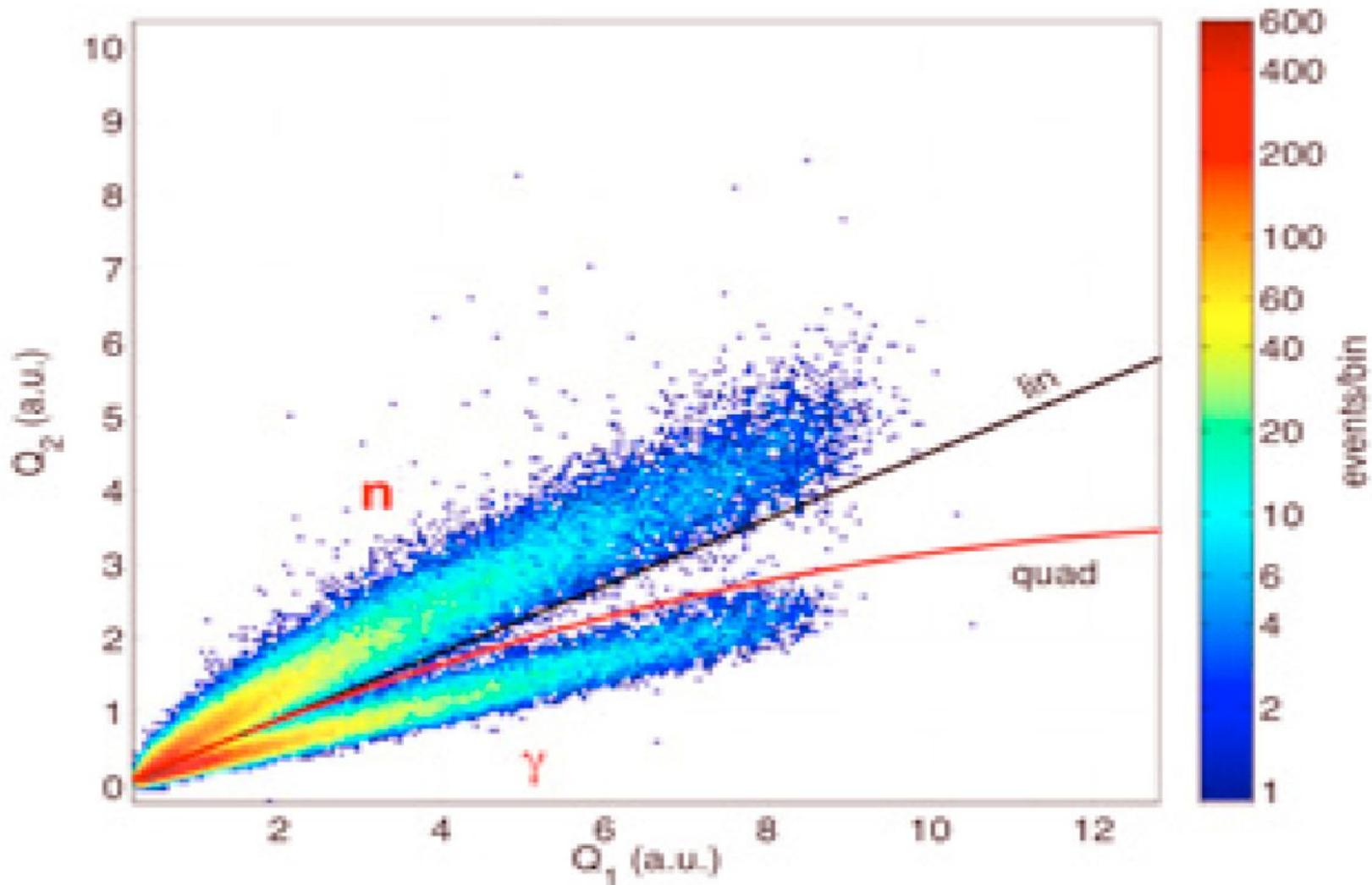
Схема накопления «обучающих» данных для сети n/γ -разделения.



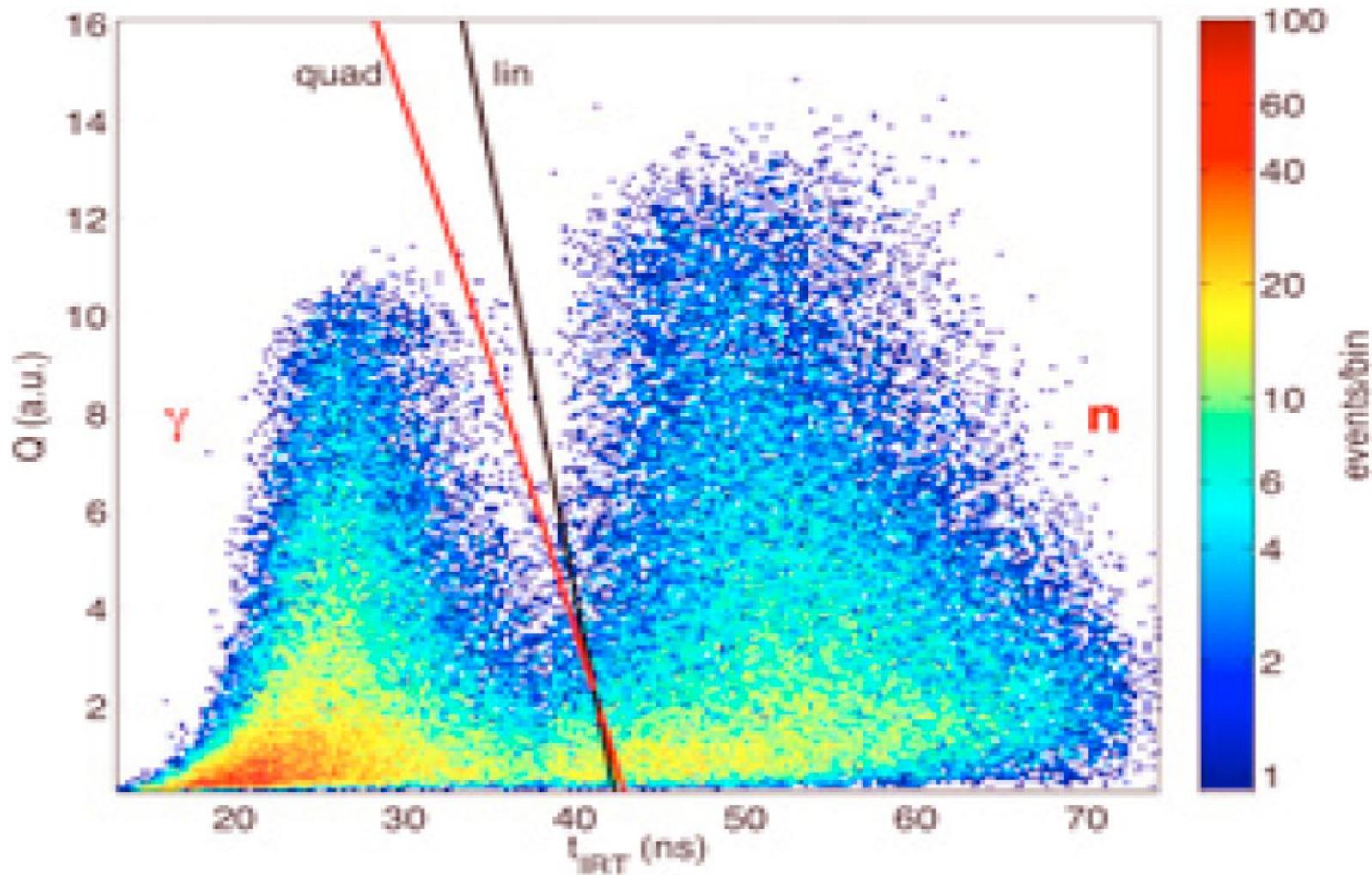
Верхний рисунок – пример n (сплошная линия) и γ (штрихованная линия) форм импульсов. Нижний рисунок – распределение, собранного в данном временном интервале заряда.



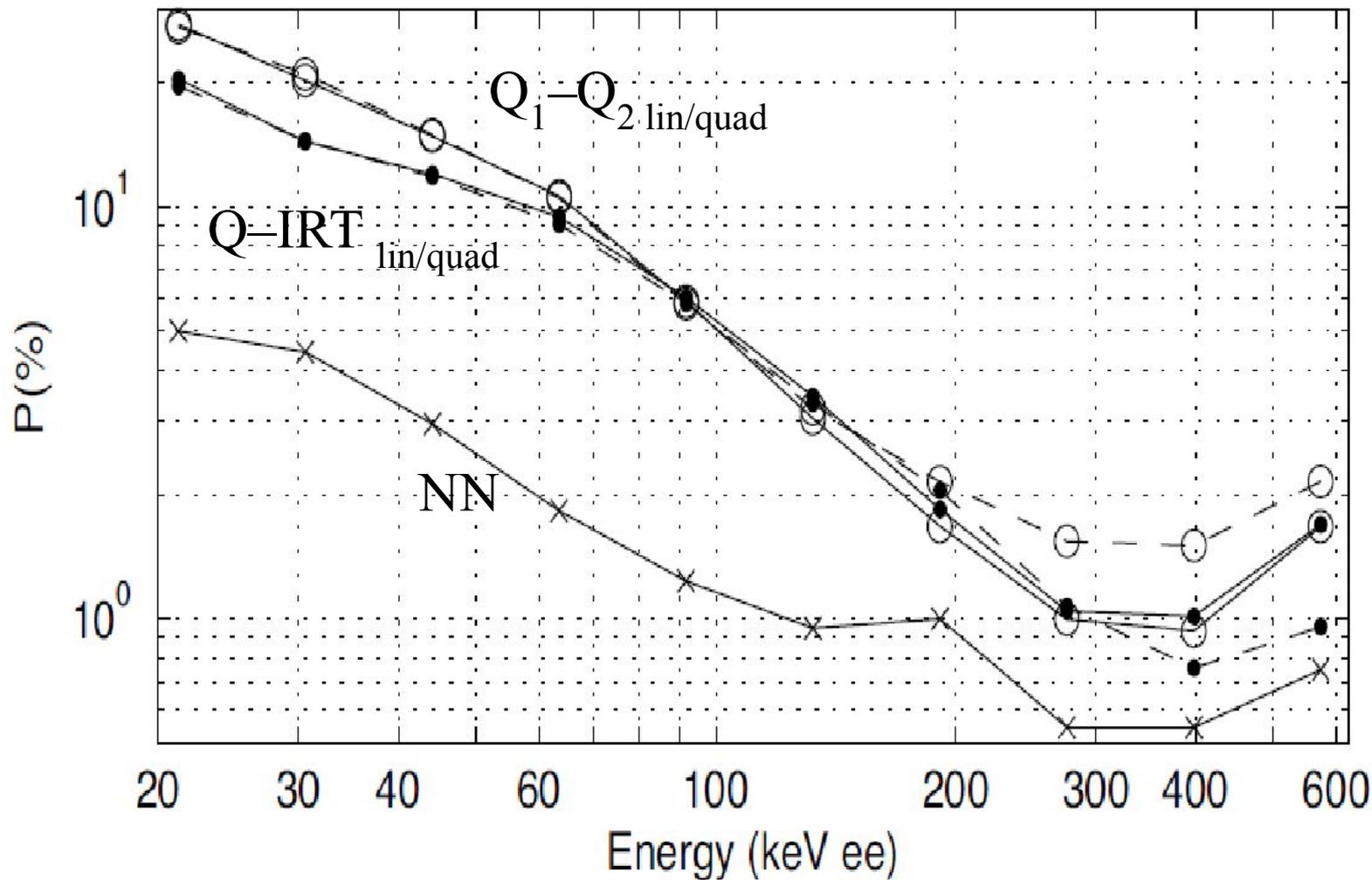
Плотность событий, использованных для отбора обучающих пар событий, в координатах $t_{\text{TOF}} - t_{\text{IRT}}$



Плотности распределений n и γ событий в координатах Q_1 – Q_2 , показывающие возможность выбора линейной и квадратичной границ между ними.



Плотности n и γ событий в координатах $Q-t_{\text{IRT}}$ и положения линейной и квадратичной границ между ними.



P – доля неправильно идентифицированных различными методами нейтронов и γ –квантов. («keV ee» означает выделенную энергию в электронном эквиваленте).

Архитектура нейронной сети, использованной для классификации n/γ -событий была «feed-forward» распространения с 71 входными нейронами (~ 200 нс длительности импульса), двумя скрытыми слоями из 20 и 5 нейронами и одним сигмоидальным выходом.

Использование NN – сети более эффективно при «малых энергиях» по сравнению с традиционными методами, основанными на сравнении зарядов: $P_{NN} \sim 5\%$ при 20 кЭв против $P \sim 20 - 25\%$, достижимыми традиционным образом. В области энергий порядка 200 кЭв разница меньше 1 и 2 %.

“This method can be implemented into the most modern programmable ADC cards und used for real time application in most cases. This is due to fast application time of NN which is usually in the range of a few μs ”.

**Application of neural computing
in off-line analysis
in high energy physics**

A. A. Sokolov

IHEP, Protvino, Russia

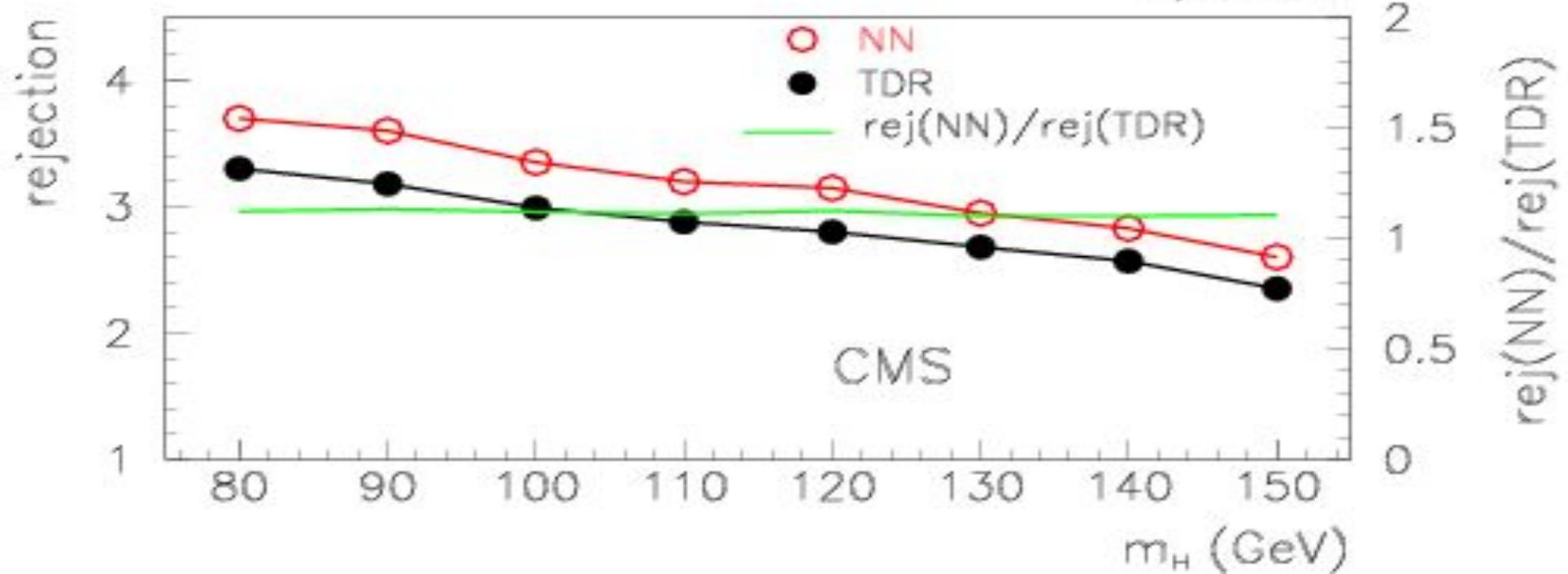
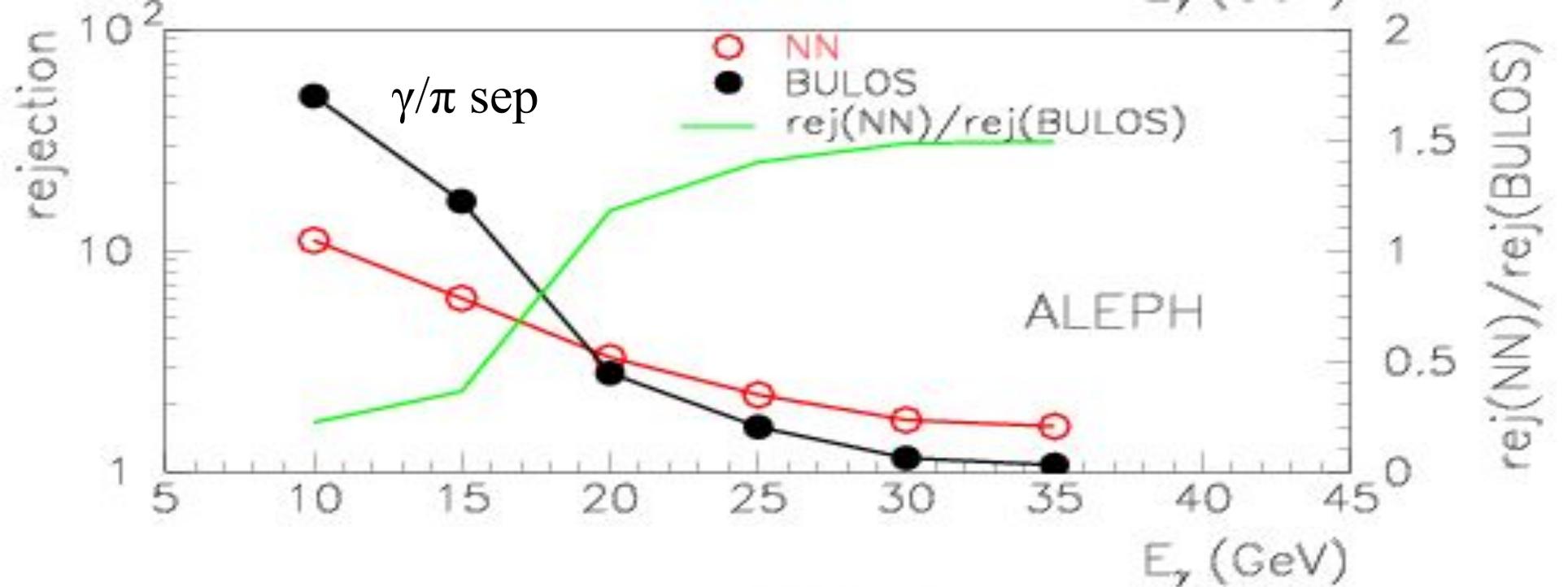
E-mail: sokolov_a@mx.ihep.su

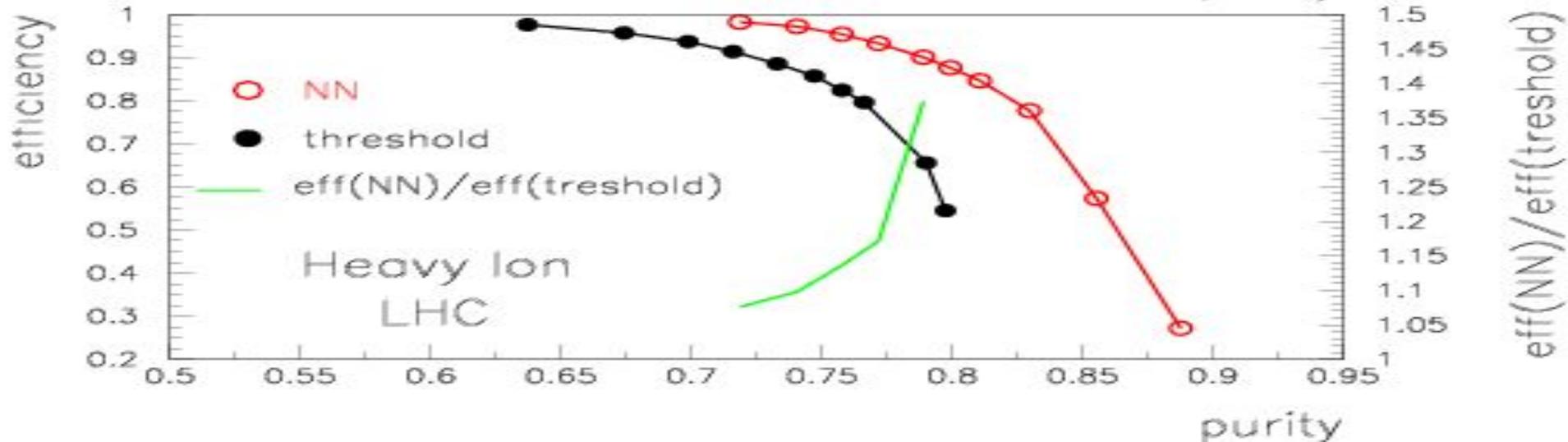
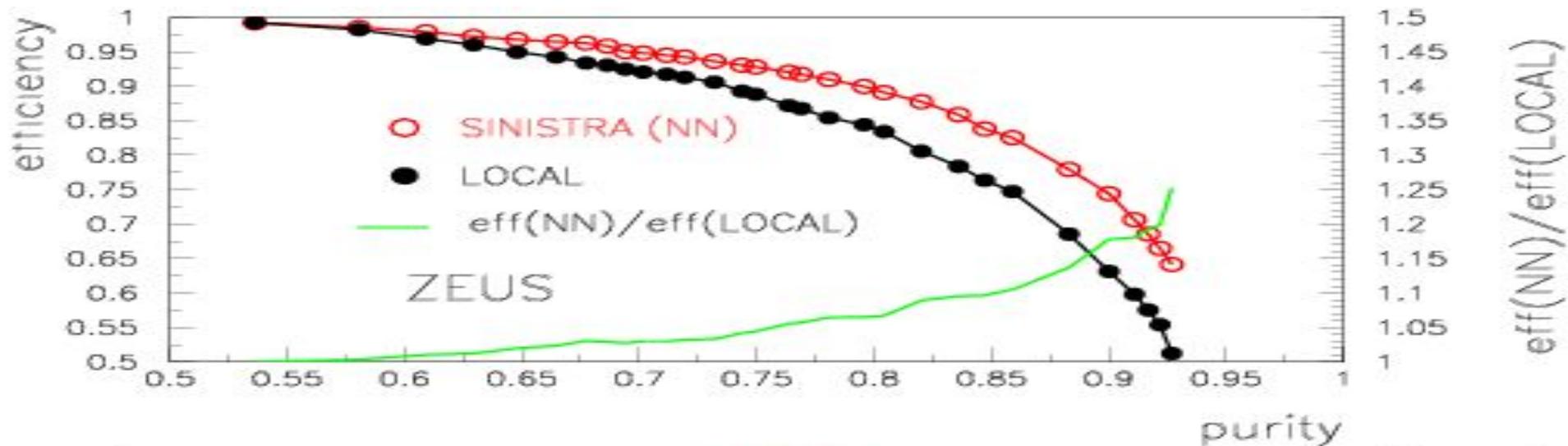
γ/π^0 разделение, “feed-forward NN with backpropagation algorithm”

Experiment	$E_{\gamma,\pi}$ (GeV)	“Traditional method”	NN architecture	$\langle \text{Rej}_{\text{NN}}/\text{Rej}_{\text{trad}} \rangle$
STAR	10 - 40	Transvers profile	6-13-1	~ 1.3
ALEPH	10 - 35	Bulos technique	7-7-7-1	~ 1.4
CMS	20 - 100	Energy fraction method	14-8-1	~ 1.1

$e(\gamma)/\text{hadron}$ separation

Experiment	$E_{e(\gamma),h}$ (GeV)	“Traditional” method	NN inputs	$\langle \text{NN}/\text{trad} \rangle$
ZEUS	4 - 12	$\epsilon_{\text{em}}, r_{\text{shower}}$	55	~ 1.1
Heavy ion	1 - 10	Therhold of cluster signal	21	1.2

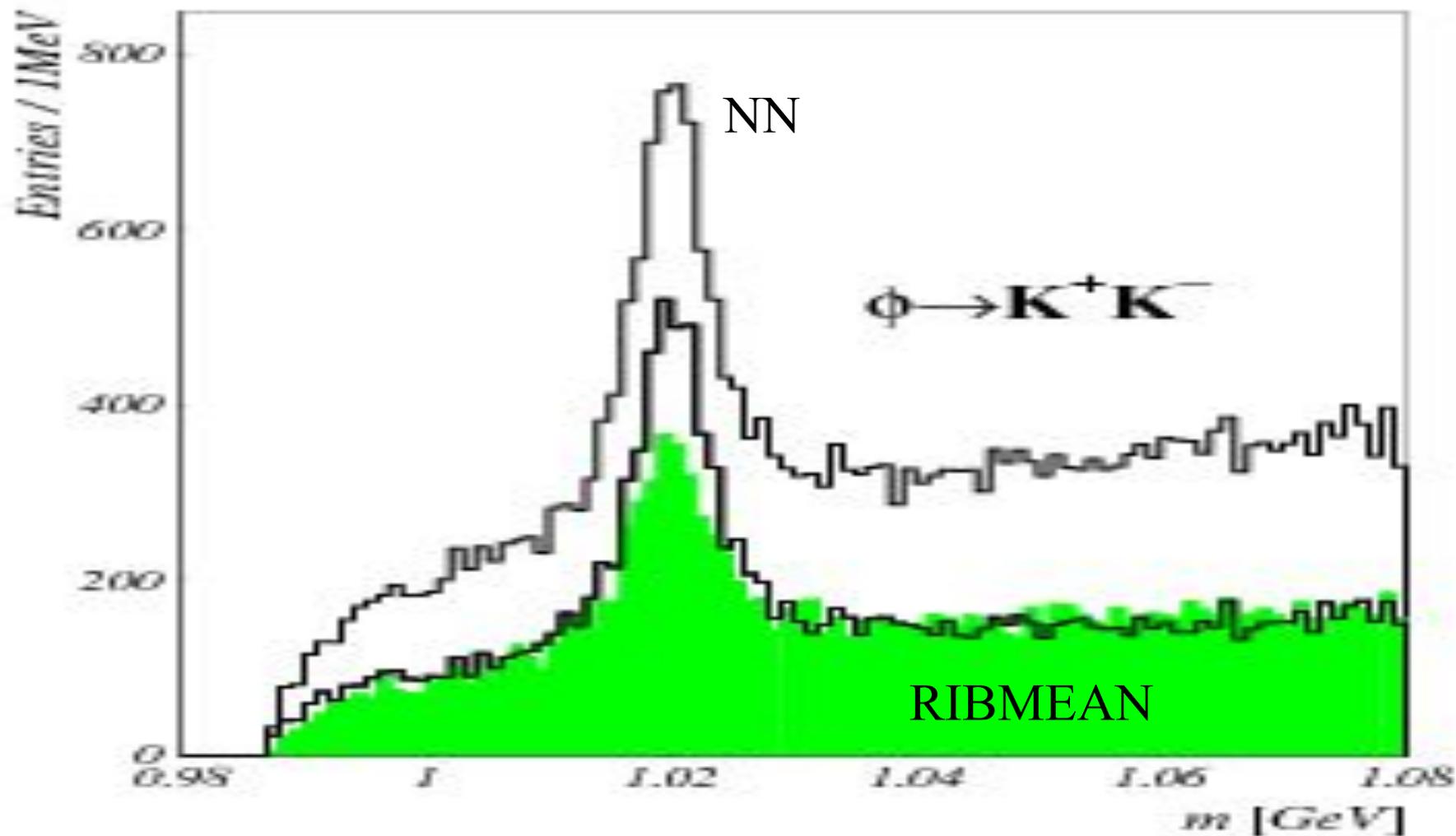




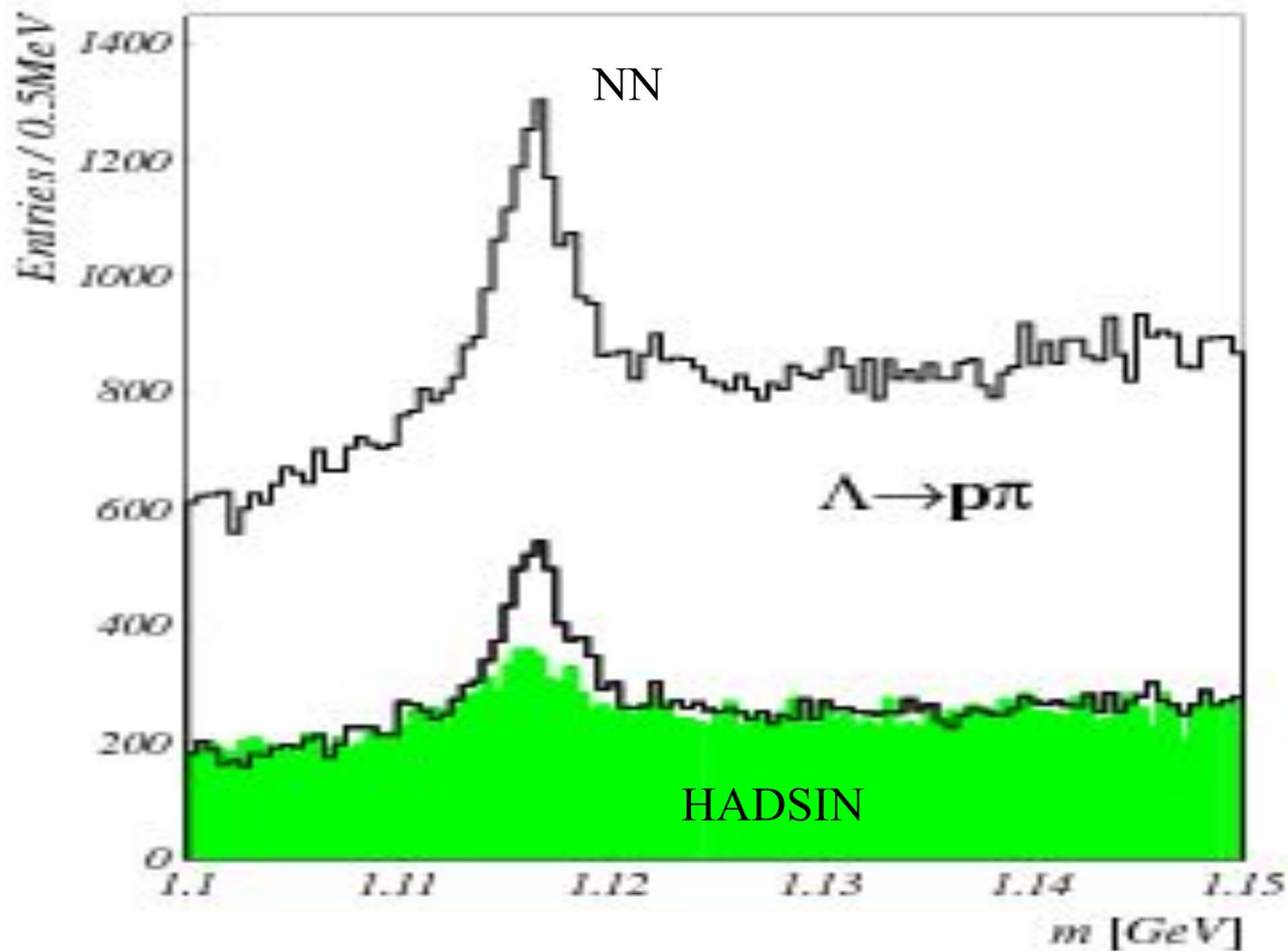
Эффективность выделения электронов различными методами в функции их «чистоты» для ZEUS'а и экспериментов со столкновениями тяжелых ионов (ЛНС). Отношение эффективностей также представлено (правая шкала).

Идентификация адронов в DELPHI основана на информации от RICH спектрометра и dE/dx информации от Time Projection Chamber (TPC).

Для сравнения с традиционными методами идентификации, был создан пакет MAGRIB, в котором преимущества RICH и dE/dx информации сочетаются с возможностями NN сети. NN сеть имела четыре слоя, 16 входных нейронов, один узел смещения, 19 нейронов в скрытом слое и один выходной нейрон. На входы сети подавались RICH и TPC переменные, используемые и в традиционных методах анализа.

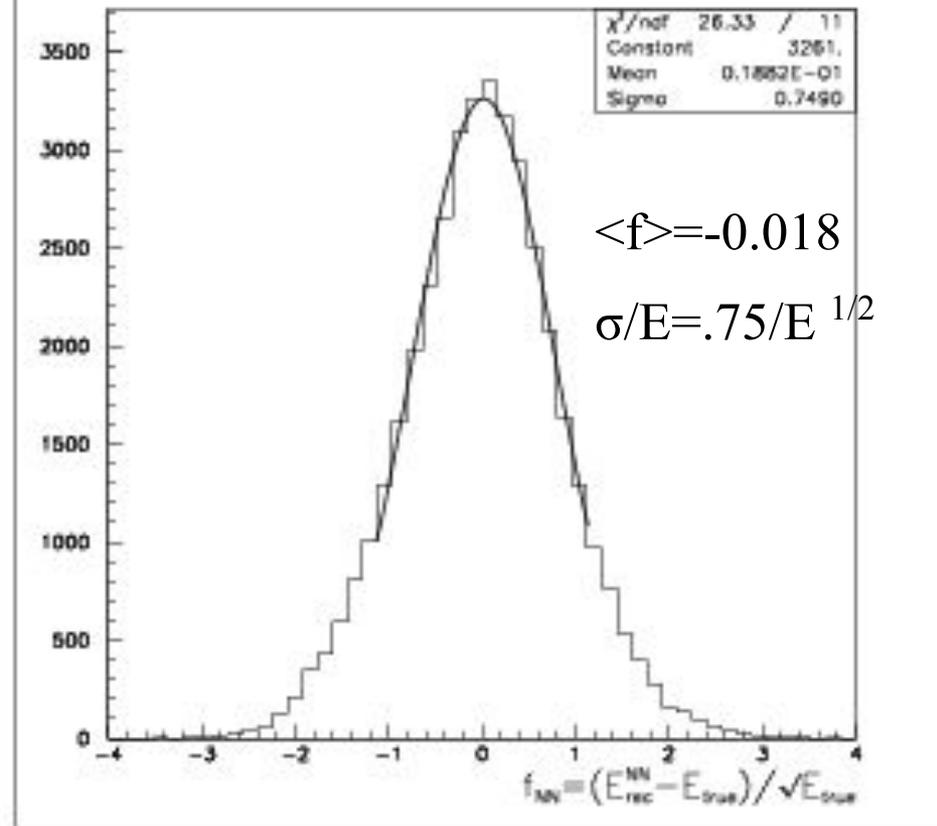
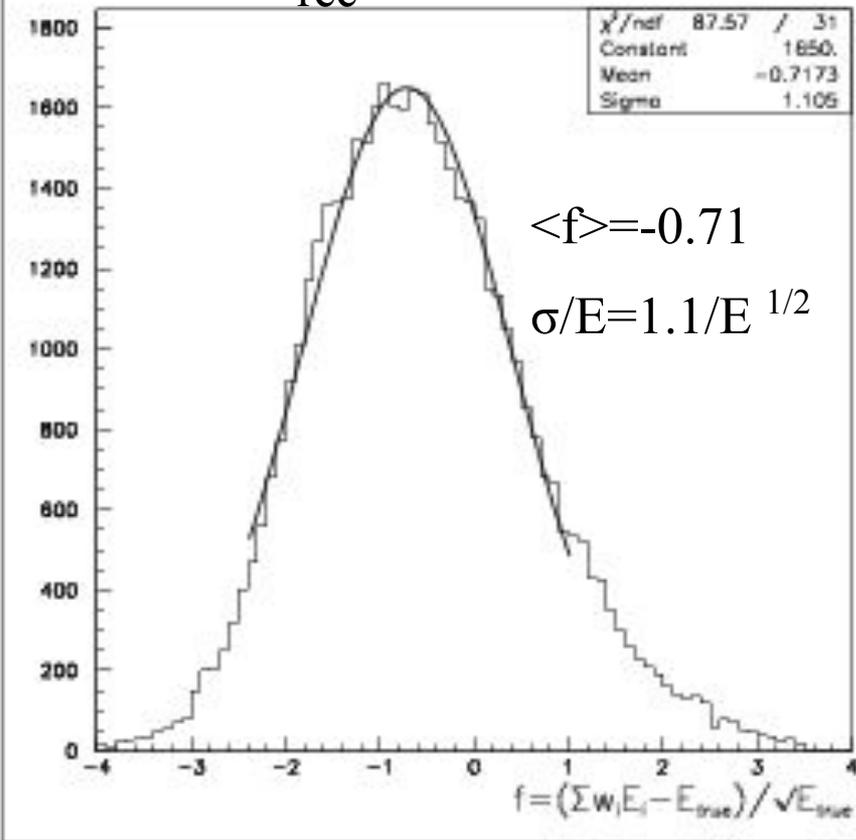


Реконструкция Φ -мезона с помощью сети (NN) и традиционным методом – зелёный цвет (RIBMEAN). При том же уровне фона NN-сигнал содержит на **56%** больше Φ мезонов, сопровождаясь увеличением «purity» на 16%. При одинаковой «purity» эффективность удваивается.



При том же уровне фона эффективность выделения Λ практически удвоена. При той же «purity» отношение эффективностей около 4-х.

$$f = (E_{\text{rec}} - E) / E^{0.5}$$



Распределение параметра f , характеризующего качество реконструкции энергии одного нейтрального адрона в DELPHI калориметре. Левый рис. распределение f , полученное стандартным методом, справа – с помощью NN сети: “feed-forward” многослойная сеть с архитектурой (33, 53, 1) и с линейной передаточной функцией между слоями. Обучение сети производилось с помощью RPROP алгоритма. NN-реконструкция имеет в ~ 1.5 раза лучшее разрешение.

Tevatron/LHC parameters

	Tevatron	LHC
Luminosity, $10^{32} \text{ cm}^{-2} \text{ s}^{-1}$	2.1	100
Time between collisions, ns	400	25
Average number of events/collisions	4	20
Frequency of collisions, MHz	2.5	40
Rejection factor, 10^6	0.5	8
Trigger rate, Hz	20	100

DELPHI/ CMS parameters

	DELPHI	CMS
Electromagnetic calorimeter (barrel), 10^4	1.8	9
Hadronic calorimeter (barrel), 10^4	1.9	4.4
Central tracking, 10^6	2	9
$\langle n_{\text{ch}} \rangle$	25	80
Event size, Mbyte	.15	1.

Заключение: Бóльшие энергии следующего поколения ускорителей (LHC), скорости счета событий, множественности будут иметь следствием , что следующая генерация НЕР экспериментов будет иметь дело с огромным объёмом информации on–line и off–line. Это потребует резкого убыстрения обработки, что сделает параллелизм неизбежным. NN сети являются естественным орудием, отвечающим этим требованиям. То внедрение NN сетей в НЕР неизбежно (в триггерную систему, реконструкция треков, исследование столкновений тяжелых ионов, обработку).

Application of Neural Networks Optimized by Genetic Algorithms to *Higgs Boson* Search

František Hakl, Marek Hlaváček, and Roman Kalous (Prague, Czech Republic)

An application of a neural network approach to Higgs search in the associated production $t \tilde{t} H$ with $H \rightarrow b \tilde{b}$. This decay channel is considered as a discovery channel for Higgs scenarios for Higgs boson masses in the range 80 – 130 GeV. Our results show that NN approach is applicable to the problem of Higgs boson detection.

The Neural Network approach to PDF fitting

Alberto Guffanti

University of Edinburgh

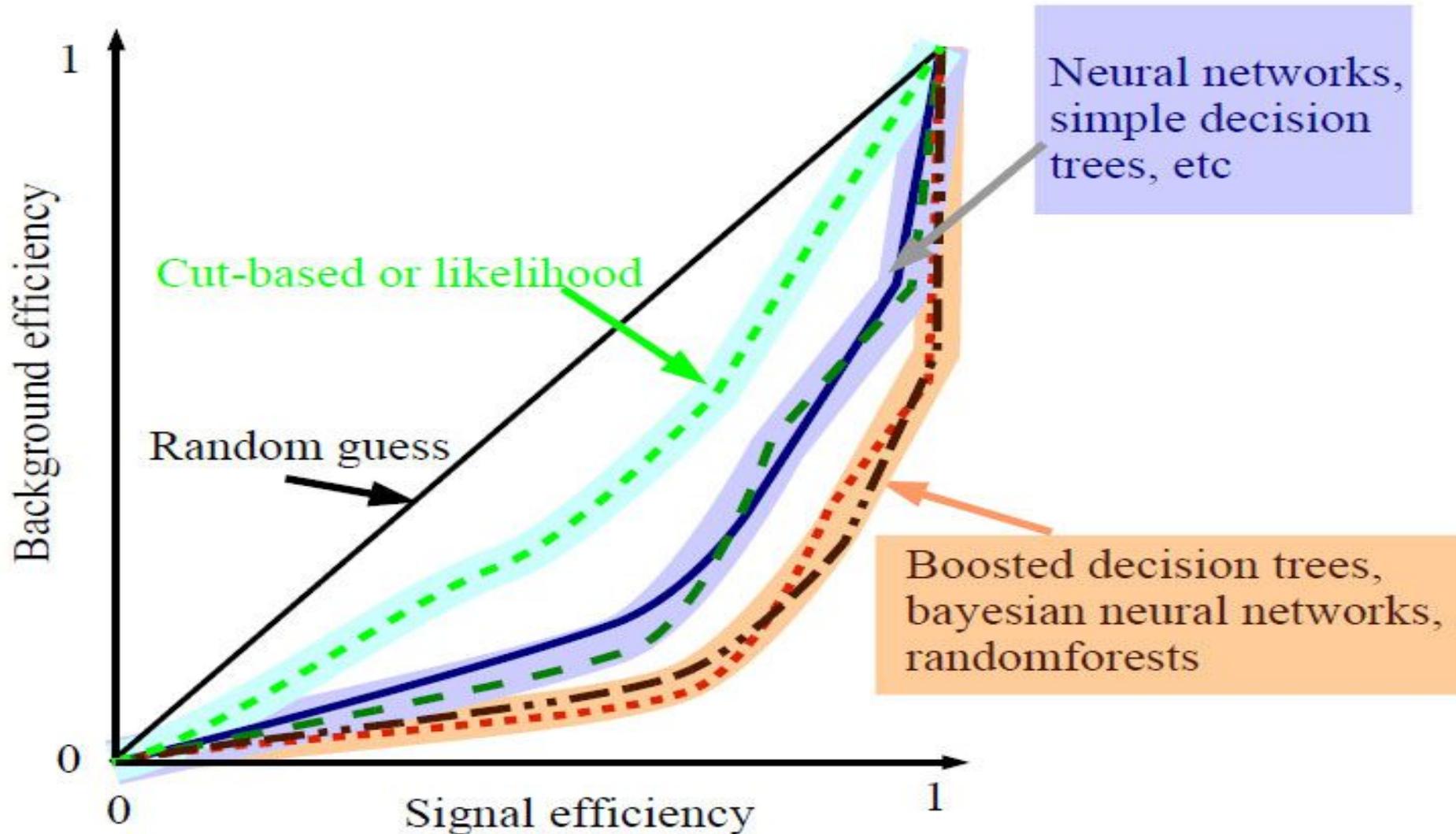


On behalf of the NNPDF Collaboration:

R. D. Ball, L. Del Debbio, M. Ubiali (Edinburgh), S. Forte (Milano), J. I. Latorre (Barcelona),
J. Rojo-Chacon (LPTHE - Paris) and A. Piccione (Genova)

QCD@Work 2007

Martina Franca, June 16 - 20, 2007



Пуанкаре: «Невозможно лучше оценить прогресс, достигнутый господином Гильбертом, чем сравнить количество страниц, потраченных Гордоном на своё доказательство, с теми строчками, в которые уложилось доказательство господина Гильберта». Проблема Пауля Гордана – доказательство существования конечной системы инвариантов (базиса), через которые выражается любой другой из бесконечного числа инвариантных форм заданной степени от данного числа переменных. Выдающимся достижением Гордана явилось доказательство существования конечного базиса для бинарных форм (простейших из всех алгебраических форм), оно было основано на вычислениях (прямое построение базиса). Гильберт послал короткую заметку, в которой дал совершенно неожиданное и оригинальное доказательство теоремы Гордана, годное для форм любого числа переменных. Гильберт не использовал явное построение базиса, он доказал, что конечный базис, по логической необходимости, обязан существовать. «Линдеман нашел методы Гильберта «unheimlich» - неудобными, чудовищными, сверхъестественными. Ф. Клейн оценил силу его работы как «абсолютно простой и потому логически безупречной». После долгого математического молчания раздался громкий голос Гордана: «Das ist nicht Mathematik/ Das ist Theologie».