



ГОСУДАРСТВЕННЫЙ НАУЧНЫЙ ЦЕНТР РОССИЙСКОЙ ФЕДЕРАЦИИ

ИНСТИТУТ ФИЗИКИ ВЫСОКИХ ЭНЕРГИЙ

ИФВЭ 2000-64  
ОЭФ

Н.Г. Минаев, В.Д. Самойленко, Е.А. Слободюк

**ОЦЕНКА ВОЗМОЖНОСТИ ИСПОЛЬЗОВАНИЯ  
НЕЙРОННОЙ СЕТИ В ТРИГГЕРЕ  
ЭЛЕКТРОМАГНИТНОГО КАЛОРИМЕТРА**

Протвино 2000

**Аннотация**

Минаев Н.Г., Самойленко В.Д., Слободюк Е.А. Оценка возможности использования нейронной сети в триггере электромагнитного калориметра: Препринт ИФВЭ 2000-64. – Протвино, 2000. – 6 с., 3 рис., библиогр.: 5.

Показана процедура оценки свойств нейронных сетей для классификации  $3\gamma$ -событий. Продемонстрирована классифицирующая способность исследованных нейронных сетей.

**Abstract**

Minaev N.G., Samoylenko V.D., Slobodyuk E.A. Possibility Estimation for Neural Net Use in Electromagnetic Calorimeter Trigger: IHEP Preprint 2000-64. – Protvino, 2000. – p. 6, figs. 3, refs.: 5.

The estimation procedure of neural net property for  $3\gamma$  event classification is shown. The classification capability of neural nets is demonstrated.

## Введение

Создание цифрового триггера для любого детектора, и в частности для электромагнитного калориметра (ЭК), начинается с выбора алгоритма классификации событий, зарегистрированных детектором. Для многих типов событий существуют многократно опробованные специфические алгоритмы классификации. Но, в то же время, в физике высоких энергий уже длительное время применяются весьма общие, легко перестраиваемые и почти независимые от типа данных, классификаторы событий, основанные на нейронных сетях (НС) [1]. Прежде чем проводить детальное исследование свойств конкретного алгоритма на данных, близких к экспериментальным, что связано с большими затратами времени и вычислительной мощности, необходимо на качественном (грубом) уровне понять свойства алгоритма, чтобы избежать бессмысленной работы с тупиковыми вариантами.

В настоящей работе предпринята попытка качественно оценить принципиальные возможности классификатора  $3\gamma$ -событий на основе искусственных нейронных сетей.

### Моделирование $3\gamma$ -событий для классификации нейронной сетью

Предполагалось, что события с  $3\gamma$ -квантами, попавшими в электромагнитный калориметр, образуются в  $\pi^-p$ -взаимодействиях при 15 ГэВ/с и должны классифицироваться по присутствию или отсутствию  $\pi^0$ . Расстояние от точки взаимодействия до электромагнитного калориметра размером  $2 \times 2$  м<sup>2</sup> было принято 5 м. Разрешение по энергии и координатная точность ЭК были приняты как у типичных ЭК из свинцового стекла[2]:

$$(\sigma_E/E)^2 = A/E + (A_2/E)^2 + A_3; \quad \sigma_x, \sigma_y = \sigma_E/E * K \quad (1)$$

при  $A = 0.1$ ,  $A_2 = 0.01$ ,  $A_3 = 0.02$  и  $K = 38.4$  мм.

События с  $p_t$  превышающим 1.8 ГэВ/с моделировались программой RUTHIA [3]. Отбирались события с  $3\gamma$ , попавшими в электромагнитный калориметр, с энергией каждого  $\gamma$ -кванта большей 0.3 ГэВ. Окончательные значения энергий и координат  $\gamma$ -квантов разыгрывались по нормальному распределению согласно дисперсиям из (1).

## Классификация $3\gamma$ -событий нейронной сетью

Для решения задачи классификации использовалась архитектура нейронной сети, наиболее часто применяемая в физике высоких энергий. Это многослойный перцептрон [4,5] с одним входным, одним скрытым слоями нейронов и одним выходным нейроном. Выход каждого нейрона скрытого слоя определен действием сигмоидной функции на взвешенную сумму его входов  $inp_j$  и порога  $th_i$ :

$$h_i = f(\sum g_{ij}inp_j + th_i), f(x) = 0.5(\tanh(x) + 1). \quad (2)$$

Выходной слой состоял из одного нейрона с выходом

$$out = f(\sum w_i h_i + th_{out}). \quad (3)$$

Число нейронов входного слоя задавалось размерностью входного вектора, который определялся следующим образом:

$$\vec{IN} = (E_1, x_1, y_1, E_2, x_2, y_2, E_3, x_3, y_3), \quad (4)$$

где  $E_i$  — энергия, а  $x_i$  и  $y_i$  — координаты  $i$ -го  $\gamma$ -кванта. Такой выбор входного вектора связан с естественным и наиболее простым представлением данных, получаемых с ЭК. Число нейронов скрытого слоя  $N_h$ , которое совместно с размерностью входного вектора задает архитектуру НС, варьировалось от 1 до 19.

Обученная сеть классифицирует события следующим образом: на вход подается вектор (4) и смотрится выход  $out$ , если

- а)  $out > th_{NN}$  (порога) — класс 1;
- б)  $out \leq th_{NN}$  (порога) — класс 0.

В настоящей работе использовалось только одно значение порога  $th_{NN} = 0.5$ .

Обучение сети проводилось методом обратного распространения ошибок. Во время обучения на вход сети подавались значения вектора (4), а на выход:

- а) 0, если в событии нет  $\pi^0$  (класс 0);
- б) 1, если в событии есть  $\pi^0$  (класс 1).

Выборки для обучения и тестов состояли из  $10^4$  событий каждого класса. Для работы с нейронными сетями применялся пакет программ JETNET3.0 [4].

Типичное распределение выхода обученной сети на обучающих и тестовых выборках демонстрируется на рис. 1.

Качество работы сети определяется по классифицирующей способности. Для удобства интерпретации определим классифицирующую способность сети как  $\epsilon = N_0/N_1$ , где  $N_0$  — число событий, опознанных сетью как класс 0, а  $N_1$  — число событий, опознанных сетью как класс 1, при условии, что выборки событий каждого класса, поданных на вход сети, равномогны.

Работа обученных НС с различным числом нейронов скрытого слоя тестировалась на независимых выборках событий с разной точностью представления данных путем изменения параметра  $A$  от 0.0 до 0.5 и показана на рис.2. На всех графиках рисунка видно слабое уменьшение классифицирующей способности нейронных сетей при ухудшении точности представления входного вектора, задаваемого параметром  $A$ . Сравнивая графики, полученные при использовании для обучения НС выборок событий с разным значением параметра  $A$  (0.0 и 0.1), видим, что классифицирующая способность лучше для НС, обученных на данных, близких по точности к идеальной ( $A = 0.0$ ), чем к экспериментальной ( $A = 0.1$ ). Такое поведение НС, скорее всего, связано с невысокой классифицирующей способностью представленных сетей.

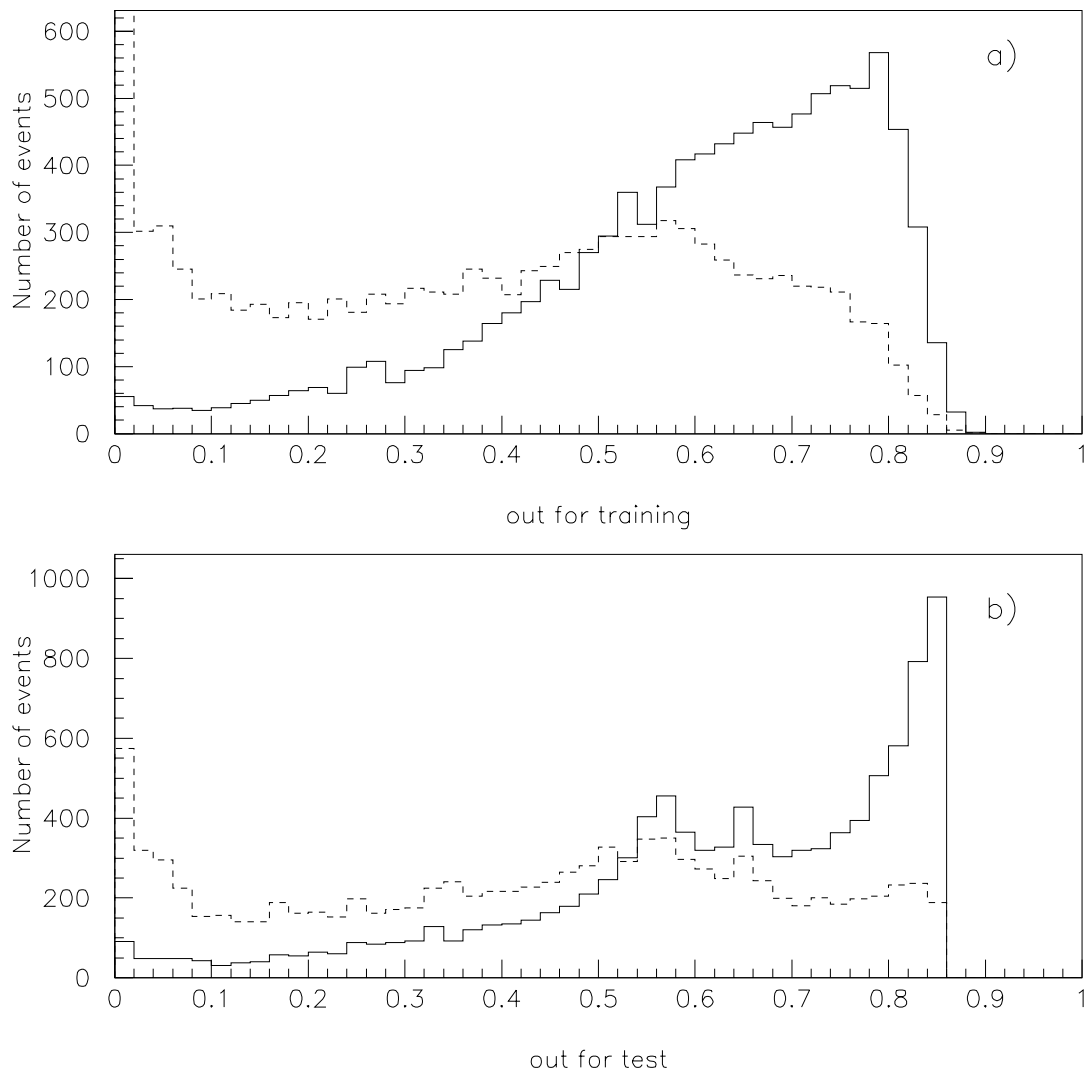


Рис. 1. Распределение значений выхода нейронных сетей с  $N_h = 4$  при подаче на вход векторов из обучающих (а) и тестовых (б) выборок: непрерывная линия — на вход подавались векторы класса 1; пунктирная линия — на вход подавались векторы класса 0.

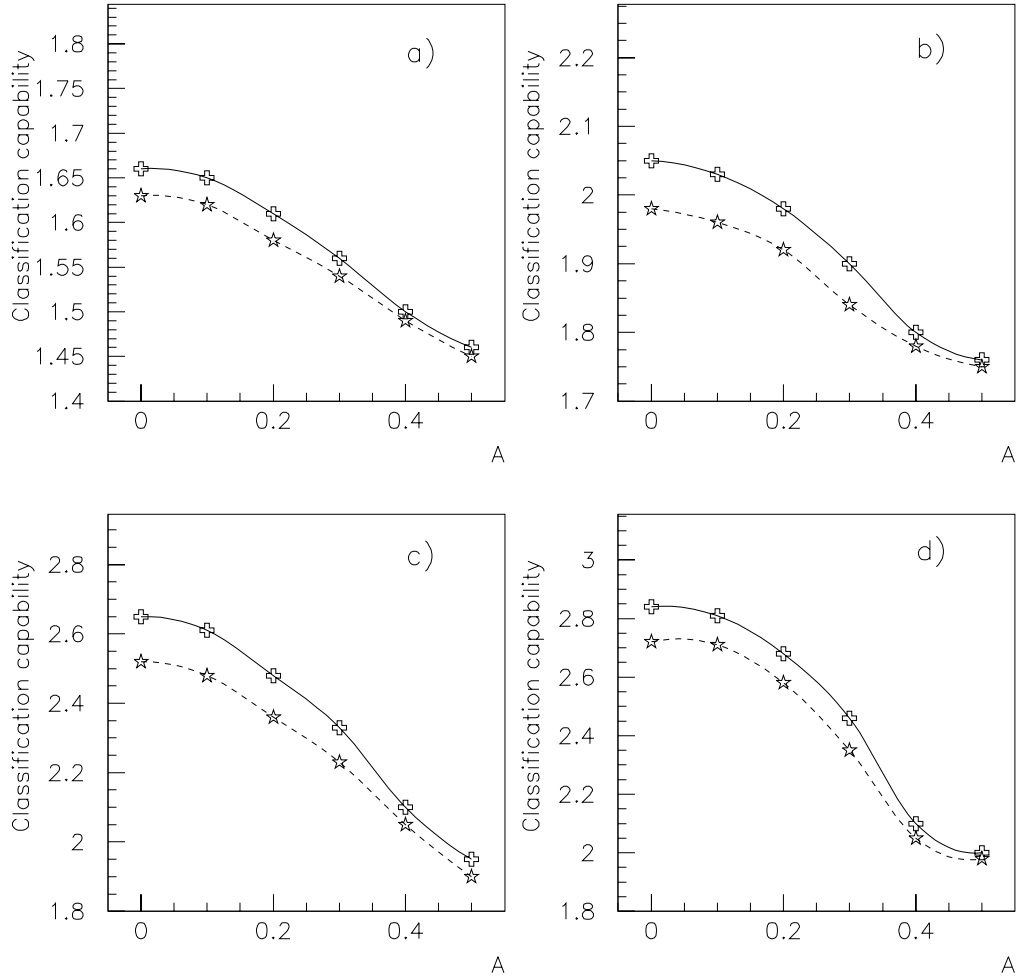


Рис. 2. Классифицирующая способность обученных нейронных сетей на тестовых выборках в зависимости от параметра A: непрерывная линия — обучение сети производилось на событиях, полученных при  $A = 0.0$ ; пунктирная линия — обучение сети производилось на событиях, полученных при  $A = 0.1$ . НС с числом нейронов скрытого слоя 1 (a), 4 (b), 8 (c), 19 (d).

Поведение классифицирующей способности сетей в зависимости от числа нейронов скрытого слоя показано на рис. 3. Легко видеть, что при числе нейронов скрытого слоя больше чем 8 практически не происходит увеличения классифицирующей способности. Несколько неожиданной оказалась относительно низкая классифицирующая способность НС даже при большом числе нейронов скрытого слоя, что указывает на желательность поиска другого представления входного вектора.

Время выработки решения нейронной сетью прямо пропорционально числу нейронов скрытого слоя, а скорость вычисления компонент входного вектора зависит от точности их вычисления. Поэтому графики рис.3 указывают на возможность оптимизации полного времени принятия решения триггером путем подбора алгоритма вычисления входного вектора и числа нейронов скрытого слоя НС.

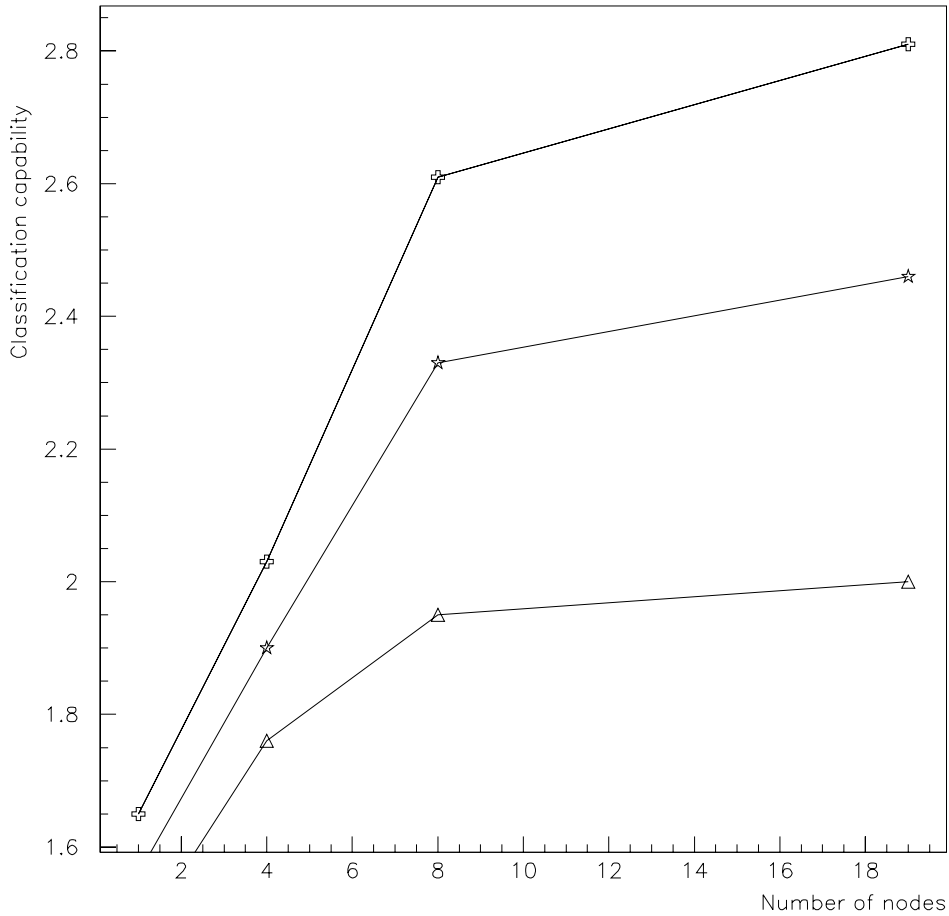


Рис. 3. Классифицирующая способность обученных нейронных сетей на тестовых выборках в зависимости от  $N_h$  — числа нейронов скрытого слоя (крестиком помечены значения, полученные на тестовых событиях с  $A = 0.1$ ; звездочкой помечены значения, полученные на тестовых событиях с  $A = 0.3$ ; треугольником помечены значения, полученные на тестовых событиях с  $A = 0.5$ ). Обучение НС производилось на событиях с  $A = 0.0$ .

### Заключение

На частном случае простого представления данных для  $3\gamma$ -событий, регистрируемых в типичном электромагнитном калориметре и регулярной архитектуре нейронных сетей, показана процедура качественной оценки возможности использования нейронных сетей для распознавания таких событий.

В результате проведенного исследования оказалось, что классифицирующая способность НС при представлении данных в виде входного вектора (4) довольно низкая. Для повышения классифицирующей способности желателен поиск более адекватного представления данных при помощи предложенной процедуры оценки свойств нейронных сетей.

Выявлена относительная устойчивость классифицирующей способности нейронных сетей при любом числе нейронов скрытого слоя при ухудшении точности представления данных (входного вектора). Такая устойчивость обеспечивает маневр при выборе алгоритма предварительной обработки сигналов с ЭК, то есть можно использовать более быстрые и менее точные процедуры предварительной обработки.

Также была обнаружена повышенная классифицирующая способность исследованных НС при их обучении на выборках с точностью представления данных лучшей (близкой к идеальной), чем можно ожидать для типичного ЭК.

Авторы благодарят С.А.Садовского за полезные замечания.  
Работа поддержана РФФИ (грант 00-01-00607).

### Список литературы

- [1] Lonblad L., Peterson C., Rognvaldsson T. // *Comp. Phys. Comm.* 70, 167 (1992).
- [2] Бинон Ф. и др. — В кн.: Черенковские детекторы и их применение в науке и технике. — М.: Наука, 1990, с. 149; NIM, 1986, v. A248, p. 86.
- [3] CERN-TH.6488/92, 1992.
- [4] Lonblad L., Peterson C., Rognvaldsson T. LU TP 93-29.
- [5] Bortolotto C. et al. // *Intern. J. Mod. Phys. C3* (1992) 733.

*Рукопись поступила 26 декабря 2000 г.*



Н.Г. Минаев, В.Д. Самойленко, Е.А. Слободюк  
Оценка возможности использования нейронной сети в триггере  
электромагнитного калориметра.

Оригинал-макет подготовлен с помощью системы  $\text{\LaTeX}$ .  
Редактор Л.Ф. Васильева. Технический редактор Н.В. Орлова.

---

Подписано к печати 28.12.2000. Формат 60 × 84/8. Офсетная печать.  
Печ.л. 0,75. Уч.-изд.л. 0,6. Тираж 130. Заказ 255. Индекс 3649.  
ЛР №020498 17.04.97.

---

ГНЦ РФ Институт физики высоких энергий  
142284, Протвино Московской обл.

