Untersuchungen zum Triggern photoproduzierter Φ-Mesonen in ep-Kollisionen bei HERA mit Hilfe neuronaler Algorithmen

Zulassungsarbeit an der Fakultät für Physik
der
Ludwig-Maximilians-Universität München

vorgelegt von
Daniela Ellgaß

München
September 1999

Allen, die mich bei meiner Arbeit unterstützt haben, möchte ich herzlich danken.

Inhaltsverzeichnis

1 Einleitung

Die Elementarteilchenphysik hat sich zum Ziel gesetzt, die elementaren Bausteine der Materie, sowie deren Wechselwirkungen zu entdecken und Zusammenhänge zu verstehen. Die heutigen Erkenntnisse über den Aufbau der Materie basieren auf Streuexperimenten. Dabei werden Teilchen beschleunigt und auf die zu untersuchende Materie geschossen. Anhand der beobachteten Streuung können Rückschlüsse auf den Aufbau der Struktur gezogen werden. Je höher die Energie der Teilchen, desto größer ist das Auflösungsvermögen des Experiments. Dieses Verhalten läßt sich anhand der Heisenbergschen Unschärferelation $\Delta p \cdot \Delta x \approx \hbar$ leicht verstehen. Man kann erkennen, daß extrem hohe Energien notwendig sind um Strukturen kleiner der eines Protons (Durchmesser $\sim 10^{-15}$ m) zu untersuchen. Aus diesem Grund wird oftmals der Begriff *Hochenergiephysik* anstelle der Elementarteilchenphysik verwendet. Am Speicherring HERA[1] beim **D**eutschen **E**lektronen **S**ynchrotron (DESY) werden Elektronen von 27,5 GeV mit Protonen von 920 GeV zur Kollision gebracht, wodurch eine Schwerpunktsenergie von 318 GeV erreicht wird. Dadurch können Strukturen bis zu 10^{-18} m aufgelöst werden und liegen somit unter dem Durchmesser von Nukleonen.

Leptonen			**Quarks**		
Flavour	Masse [GeV/c^2]	Ladung	Flavour	Masse [GeV/c^2]	Ladung
ν_e	$< 7 \times 10^{-9}$	0	u	0,005	2/3
e	$0,511 \times 10^{-3}$	-1	d	0,01	-1/3
ν_μ	$< 0,0003$	0	c	1,5	2/3
μ	0,106	-1	s	0,2	-1/3
ν_τ	< 0.03	0	t	170	2/3
τ	1,771	-1	b	4,7	-1/3

Tabelle 1.1: Die Elementarteilchen des Standardmodells.

Die Streureaktionen in der Hochenergiephysik werden durch Wechselwirkungen zwischen verschiedenen Elementarteilchen beschrieben. Diese werden in zwei Klassen, Leptonen und Quarks unterteilt, die sich wiederum in drei *Generationen* zu je zwei Arten untergliedern (siehe Tab. 1.1). Desweitern wird jedem Teilchen ein Antiteilchen mit entgegengesetzten additiven Quantenzahlen (z. B. Ladung, Baryonen- und Leptonenzahl) zugeordnet.
Die Kräfte zwischen den einzelnen Elementarteilchen werden durch die

[1] **H**adron **E**lektron **R**ing **A**nlage

vier fundamentalen Wechselwirkungen beschrieben. Der Kraftübertrag erfolgt durch Austauschteilchen, die sogenannten Eichbosonen:

1. Die elektromagnetische Wechselwirkung. Der Übertrag findet durch Photonen statt.

2. Die starke Wechelwirkung. Sie erfolgt durch Austausch von Gluonen.

3. Die schwache Wechelwirkung. Sie ist bei kleinen Energien wesentlich schwächer als die elektromagnetische oder starke Kraft. Als Eichbosonen dienen W- und Z-Bosonen.

4. Die Gravitation. Sie ist deutlich schwächer als die ersten drei genannten Wechselwirkungen. Aus diesem Grund ist sie in der Hochenergiephysik vernachlässigbar.

Von allen Elementarteilchen sind in Experimenten nur Leptonen einzeln beobachtbar. Die Quarks formieren sich zu Hadronen, die sich in zwei Gruppen teilen: den aus drei Quarks aufgebauten Baryonen und den aus einem Quark-Antiquark-Paar entstandenen Mesonen, die durch den Austausch von Gluonen „zusammengehalten“ werden. Beobachtbar sind in diesem Fall nicht die Quarks selbst, sondern nur die aus ihnen aufgebauten Hadronen. Aus diesem Grund kann auf die Struktur der Quarks und deren Wechselwirkungen nur indirekt geschlossen werden. Die Beschreibung der starken Wechselwirkung (Austausch von Gluonen zwischen Quarks) erfolgt durch die *Quantenchromodynamik* (QCD).
Bei HERA, speziell bei Hadron-Hadron-Kollisionen spielen *diffraktive* Prozesse eine große Rolle. Dabei werden außer des Drehimpulses keine weiteren Quantenzahlen ausgetauscht. Diese Reaktion liefert Informationen sowohl über den Aufbau der Hadronen, als auch über die Diffraktion selbst. Ein spezieller diffraktiver Streuprozeß ist die exklusive Produktion von Vektormesonen (z. B. $\rho, w, \Phi, J/\Psi$), bei der aus der Streuung eines virtuellen Photons an einem Proton ein Vektormeson entsteht. Als Virtualität des Photons wird das Quadrat des Viererimpulsübertrags Q^2 bezeichnet. Ist $Q^2 \approx 0$, so ist das Photon quasi reell und die Reaktion wird als Photoproduktion bezeichnet. Mit Hilfe dieser Reaktionen kann speziell die Gluonenstruktur des Nukleons untersucht werden.
Aufgrund der hohen Teilchenströme bei HERA entstehen eine große Menge an unerwünschten Untergrundereignissen aus Strahl-Restgas- oder Strahl-Wand-Reaktionen. Deshalb ist nur ein sehr geringer Teil der Ereignisse physikalisch interessant. Da unmöglich die gesamte Datenmenge aufgezeichnet werden kann, ist beim H1-Experiment, einem der beiden ep-Detektoren, ein vierstufiges Triggerkonzept zur Reduktion des Untergrundes erstellt worden. Gerade photoproduzierte Vektormesonen sind schwierig zu erkennen und können nur mit Hilfe eines guten Triggersystems selektiert werden. Dabei wird auf der zweiten Ebene erstmalig in der Hochenergiephysik ein neuronaler Trigger eingesetzt.

Ein wesentlicher Teil dieser Arbeit war die Überarbeitung des bestehenden neuronalen Triggers zur Selektion photoproduzierter Φ-Mesonen, die aus der Reaktion $ep \rightarrow ep(\Phi \rightarrow K^+K^-)$ hervorgehen.
In Kapitel 2 wird nach einer kurzen Einführung in die Physik bei HERA und der Ereignisklasse photoproduzierter Φ-Mesonen, ein Überblick über den H1-Detektor gegeben. Im darauffolgenden Abschnitt soll ein Einblick in die Theorie der neuronalen Netze gegeben werden und deren Anwendung auf der zweiten Triggerstufe im Experiment. Kapitel 4 beschreibt das Vorgehen bei der Verbesserung des bestehenden Triggerkonzeptes. Dabei wird sowohl auf das technische Vorgehen beim Trainieren von neuronalen Netzen eingegangen, als auch die Datenselektion und die endgültige Auswahl des neuronalen Netzes beschrieben. Abschließend werden die Resultate dieser Arbeit zusammengefaßt.

2 HERA und das H1-Experiment

2.1 Der Speicherring HERA

Am Forschungszentrum DESY (**D**eutsches **E**lektron **Sy**ncrotron) in Hamburg wird seit 1992 der weltweit erste Proton-Elektron-Speichering HERA (**H**adron **E**lektron **A**nlage) betrieben. Schon seit 1959 werden dort intensive Forschungsarbeiten auf dem Gebiet der Hochenergiephysik mit Hilfe der Linearbeschleuniger LINAC, den Kreisbeschleunigern DESY I-III und den Speicherringen PETRA und DORIS erstellt. Mit dem Bau von HERA wurden erstmals Elektronen mit einer Energie von 27,5 GeV und Protonen mit einer Energie von 920 GeV zur Kollision gebracht. Dies entspricht einer Schwerpunktsenergie von $\sqrt{s} = 318$ GeV. Um bei Fixed-Target-Experimenten gleiche Energien zu erreichen, müßten die Elektronen etwa auf 48 TeV beschleunigt werden. Deshalb konnte mit HERA ein neuer kinematischer Bereich in der Beschleunigerphysik eröffnet werden.
In Abb. 2.1 wird ein schematischer Überblick über den Speicherring und seine Vorbeschleuniger gegeben [1].

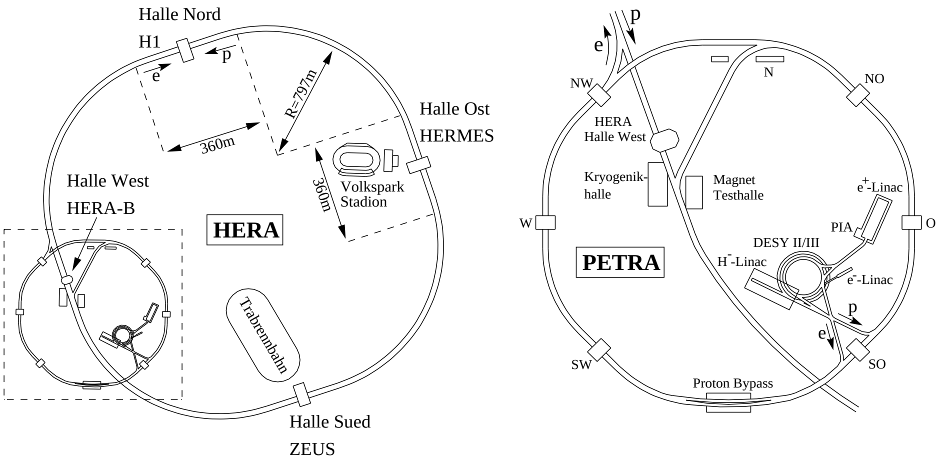

Abbildung 2.1: Der HERA Speicherring und seine Vorbeschleuniger.

Elektronen aus dem 500-MeV-Beschleuniger LINAC werden in einem kleinen Speichering injiziert und zu einem 60-mA-Bündel gesammelt. Von dort aus werden sie in DESY II geleitet, wo sie auf 7 GeV beschleunigt werden. Nach der Injektion in PETRA II und einer weiteren Beschleunigung auf 14 GeV, wird eine Ansammlung von bis zu 70 Elektronenbündeln in den Speicherring HERA geleitet. Dieser Vorgang wiederholt sich dreimal, da HERA maximal 210 Bündel aufnehmen kann.
Ebenso wie die Elektronen, werden H^--Ionen in LINAC auf 50 MeV vorbe-

schleunigt. Während der Injektion in DESY III sorgt eine Stripperfolie für den Verlust der beiden überflüssigen Elektronen. Vor der Weiterleitung nach PETRA II werden die Protonen auf 7,5 GeV beschleunigt. Auch bei den Protonen wird dreimal ein Protonenbündel mit einer Energie von 14 GeV in HERA eingespeist.

Die HERA-Speicherringe befinden sich in einem 6,3 km langen Tunnel in $10 - 15$ m Tiefe unter der Erde. In ihm sind die beiden Speicherringe für Elektronen bzw. Protonen eingelagert. Um die Elektronen auf die gewünschte Bahn zu lenken werden Dipolmagnete verwendet, die ein Magnetfeld von 0,165 T erzeugen. Zur Beschleunigung und zum Ausgleich von Synchrotonstrahlungsverlusten werden supraleitende Hohlraumresonatoren mit einer Frequenz von 500 MHz betrieben, die eine Leistung von 13,2 MW liefern. Um die Protonen bei ihrer größten Energie von 920 GeV auf ihrer Bahn zu halten, werden Führungsfelder von 4,68 T benötigt. Sie werden von supraleitenden Magneten erzeugt.

Die beiden Strahlbündel werden in zwei Experimentierhallen Nord und Süd aufeinandergelenkt. Dort werden von den beiden Forschungsgruppen H1 [2] und ZEUS [3] die ep-Wechselwirkungen untersucht, während HERMES (Halle Ost) die Spinstruktur der Nukleonen unter Verwendung des Elektronenstrahls untersucht, indem dieser auf ein polarisiertes Gastarget geleitet wird. Desweiteren nutzt das Experiment HERA B (Halle West) Protonen aus dem Randbereich des Strahls, die mit einem Drahttarget zur Kollision gebracht werden, um eine CP-Verletztung an B-Mesonen-Zerfällen nachzuweisen.

In Tabelle 2.1 sind die wichtigsten technischen Daten von HERA der letzten Jahre angegeben. Man beachte, daß von Mitte 1993 bis Ende 1997 aus technischen Gründen Positronen an Stelle von Elektronen verwendet wurden. Zu dieser Zeit führten schlechte Vakuumbedingungen zu einem erhöhten Anteil von positiven Restgasionen in den Strahlröhren. Aufgrund der abstoßenden Wirkung der Coulombkraft bei Positronen, wurden diese den Elektronen vorgezogen. Durch eine Verbesserung der Vakuumpumpen und eine Erhöhung der Protonenstrahlenergie Ende 1997 konnten bis Mai 1999 Elektronen für das Experiment verwendet werden. Von Juli 1999 bis zum HERA-Upgrade Ende 2000 sollen nun wieder aus physikalischen Gründen Positronen zum Einsatz kommen.

2.2 Physik bei HERA

Die Elektron-Proton-Streuungen können durch das Auftreten von fundamentalen Wechselwirkungen beschrieben werden. Dabei spielen nur die elektromagnetische, die schwache und die starke Wechselwirkung eine Rolle. Die Gravitation kann bei Streuexperimenten wegen der geringen Massen gegenüber den anderen Kräften vernachlässigt werden. Dabei werden die Wechselwirkungen über Austauschteilchen, die sogenannten Eichbosonen

HERA-Parameter	Design e^+	Design p	1996 e^+	1996 p	1997 e^+	1997 p	1998 e^-	1998 p
Strahlenergie (GeV)	30,0	820	27,5	820	27,5	820	27,5	920
Schwerpunktsenergie (GeV)	314		300		300		318	
mittl. Strahlstrom (mA)	58	163	21	60	28	74	16	63
Teilchenpakete	210	210	175	175	175	175	175	175
Max. $\mathcal{L}$ ($\mathrm{cm}^{-2}\mathrm{s}^{-1} \times 10^{-31}$)	1,50		0,84		1,01		0,82	
Max. Spez. $\mathcal{L}$ ($\mathrm{cm}^{-2}\mathrm{s}^{-1}\mathrm{mA}^{-2} \times 10^{-29}$)	4,0		7,6		6,0		16,3	
$\int \mathcal{L}$ dt (HERA) ($\mathrm{pb}^{-1}\mathrm{y}^{-1}$)	100		13,3		32,4		8,1	
$\int \mathcal{L}$ dt (von H1 genutzt) ($\mathrm{pb}^{-1}\mathrm{y}^{-1}$)	100		8,9		27,3		6,4	

Tabelle 2.1: HERA Beschleunigerdaten im Vergleich zu den Designwerten.

vermittelt.
Zu Beginn der siebziger Jahre gelang eine Vereinheitlichung der schwachen und der elektromagnetischen Wechselwirkungen [6] [7] [8] . Diese Theorie wird deshalb auch „elektroschwache Theorie“ oder auch Quantenflavourdynamik (QFD) genannt. Durch den Nachweis von W und Z wurde sie 1984 [10] glänzend bestätigt. Die Theorie der starken Wechselwirkungen findet eine Darstellung in der Quantenchromodynamik (QCD).
Beide Theorien, die QFD und die QCD bilden das Fundament des Standardmodells der Teilchenphysik, welches die bei HERA stattfindenen ep-Streuereignisse beschreiben sollte. In erster Näherung (Bornsche Näherung) wird der Prozeß im Standardmodell durch den Austausch eines der Bosonen γ, Z^0, W^- zwischen dem Elektron und einem Quark innerhalb des Protons dargestellt. Bei der Abstrahlung eines W^- wird Ladung[1] zwischen dem Lepton und dem Quark ausgetauscht. Das Lepton wird in ein Neutrino oder Antineutrino umgewandelt, das im Detektor ungesehen bleibt. Die Summe der transversalen Impulse der einzelnen beteiligten Teilchen ist ungleich Null, so daß aus dem fehlenden Betrag das Neutrino erkannt werden kann. Diese Reaktionen werden als „geladene“ Ströme oder auch Charged Current (CC) bezeichnet. Ungeladene Ströme (Neutral Currents, NC) entstehen durch Wechselwirkung der Bosonen γ und Z^0. Die Spur des Leptons kann im Detektor nachgewiesen werden und die Summe der Transversalimpulse hebt sich auf.

[1]Ist der Stoßpartner des Protons ein Positron, so wird anstelle des W^- ein W^+ ausgetauscht.

2.2.1 Kinematische Variablen

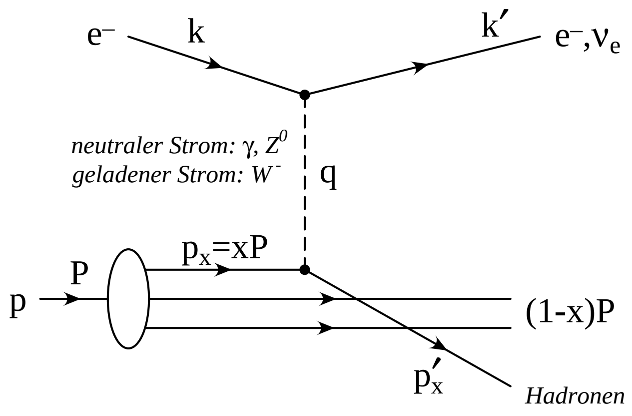

Abbildung 2.2: Feynman-Graph einer Elektron-Quark-Streuung für neutrale und geladene Ströme.

Elastische Stoßprozesse werden aufgrund der Energie- und Impulserhaltung bei fester Schwerpunktsenergie vollständig durch die Messung des Streuwinkels beschrieben. In der Hochenergiephysik wird mit sehr hohen Teilchengeschwindigkeiten gearbeitet, so daß die Berechnungen relativistisch geführt werden müssen. Deshalb werden bevorzugt lorentzinvariante Skalare zur Beschreibung der Kinematik verwendet. Als zweckmäßige Größe zur Beschreibung des Stoßes hat man das negative Quadrat Q^2 des Impulsübertrages q als Differenz der Viererimpulse des ein- bzw. auslaufenden Teilchens (k, k') gewählt. Mit Abb. 2.2 gilt:

$$Q^2 \equiv -q^2 = -(k' - k)^2 \tag{2.1}$$

$$s = (P + k)^2 \approx 4E_e E_p. \tag{2.2}$$

k und k' sind die Vierervektoren des einlaufenden bzw. des auslaufenden Leptons. Der Vierervektor des Protons wird mit P bezeichnet. Bei HERA beträgt die Schwerpunktsenergie $\sqrt{s}$ etwa 318 GeV. Bei einem vollkommen elastischen Stoß wird durch den Streuwinkel oder Q^2 der gesamte Stoßprozeß beschrieben. Die Näherung von Gleichung 2.2 gilt bei Vernachlässigung der Ruhemassen des Elektrons und des Protons.

Für die inelastische Streuung wird zusätzlich eine zweite lorentzinvariante Variable y definiert:

$$y \equiv \frac{q \cdot P}{k \cdot P} = \frac{2q \cdot P}{s}. \tag{2.3}$$

Sie ist ein Maß für die Inelastizität des Streuprozesses und stellt im Ruhesystem des Protons den relativen Energieübertrag des Leptons auf das Proton dar. So kann y auch als

$$y = 1 - \frac{E_{l'}^{(p)}}{E_l^{(p)}} \tag{2.4}$$

geschrieben werden, wobei der Index (p) das Ruhesystem des Protons kennzeichnet.
Als weitere dimensionslose lorentzinvariante Variable wird die Bjorkensche Skalenvariable x als Impulsanteil des einlaufenden Partons am Gesamtimpuls des Protons definiert:

$$x = \frac{Q^2}{2P \cdot k}. \tag{2.5}$$

Bei tiefinelastischen Stoßprozessen (DIS oder deep inelastic scattering) verläßt das getroffene Quark das Proton und materialisiert sich zu einem engen Hadronbündel, auch Stromjet genannt, das im Detektor gemessen werden kann. Der Protonrest materialisiert sich ebenfalls in ein enges Strahlenbündel („Target-Jet") und verschwindet in der Regel ungesehen im Strahlrohr.
Die Skalare Q^2, s, x und y hängen über die Gleichung $Q^2 = sxy$ zusammen. Da das Quadrat der Schwerpunktsenergie s bekannt ist, läßt sich die Ereigniskinematik mit zwei der obigen Skalare eindeutig beschreiben. Bei H1 werden bevorzugt Q^2 und y verwendet, da sie durch Messung des Streuwinkels θ und der Energie $E_{l'}$ das auslaufenden Leptons (l') in folgender Weise berechnet werden können:

$$y = 1 - \frac{E_{l'}}{E_l} \sin^2(\frac{\theta}{2}), \tag{2.6}$$

$$Q^2 = 4E_l E_{l'} \cos^2(\frac{\theta}{2}). \tag{2.7}$$

Dabei ist zu beachten, daß der Polarwinkel θ im H1-Koordinatensystem gegen die Protonenrichtung gemessen wird, der Streuwinkel des Elektrons entspricht demnach $180^0 - \theta$.
Die kinematischen Variablen lassen sich alternativ über die Methode von Jaquet-Blondel [11] bestimmen:

$$y = \frac{1}{2E_l} \sum_i (E_i - p_i^{||}), \tag{2.8}$$

$$Q^2 = \frac{1}{1-y} \sum_i (p_i^{\perp})^2. \tag{2.9}$$

Es wird über alle Teilchen des gemessenen Endzustandes, abzüglich des auslaufenden Leptons, summiert. $p_i^{||}$ bezeichnet die Impulskomponente parallel zur Protonstrahlrichtung und $p_i^{\perp}$ den Transversalimpuls des i-ten Teilchens. Die Berechnungen nach Jaquet-Blondel sind gerade bei geladenen Stromereignissen notwendig, da das auslaufende Neutrino im Detektor unbeobachtet bleibt.

2.2.2 Die Ereignisklassen

Die Stoßprozesse zwischen Elektron und Proton werden je nach zugrundeliegender Art der Wechselwirkung und Kinematik in verschiedene Ereignisklassen eingeteilt. Eine vollständige Beschreibung dieser Klassen würde den Rahmen der Arbeit bei weitem überschreiten, deshalb werden nur die für den weiteren Teil relevanten Ereignisklassen knapp erläutert.

Photoproduktion

Ist der Impulsübertrag des Elektrons auf das Proton sehr klein, also $Q^2 \approx 0$ (siehe Gl. 2.1), so spricht man von der Ereignisklasse der Photoproduktion. Q^2 wird als die *Virtualität* des Photons bezeichnet und entspricht dem negativen Massenquadrat des ausgetauschten virtuellen Photons. Gilt $Q^2 \approx 0$, so wird das Photon als *quasi-reell* bezeichnet. Bei H1 wird die Grenze zwischen Photoproduktion und DIS bei etwa $Q^2 \approx 1$ GeV [12] gesetzt, da hier die Nachweisgrenze des Elektrons im Hauptdetektor (siehe Abschnitt 2.3) liegt. Das Elektron erfährt bei der Photoproduktion nur wenig Ablenkung, so daß es mit einem Polarwinkel θ nahe 180^0 ungesehen im Strahlrohr verschwindet. Photoproduktionsereignisse haben den größten Wirkungsquerschnitt der Ereignisklassen in Bezug auf die *ep*-Kollision. Obwohl sie den Prozeß dominieren, sind sie aufgrund des nicht sichtbaren Elektrons schwer zu triggern und weisen deshalb bei der Analyse eine sehr geringe Statistik auf.

Diffraktive Ereignisse

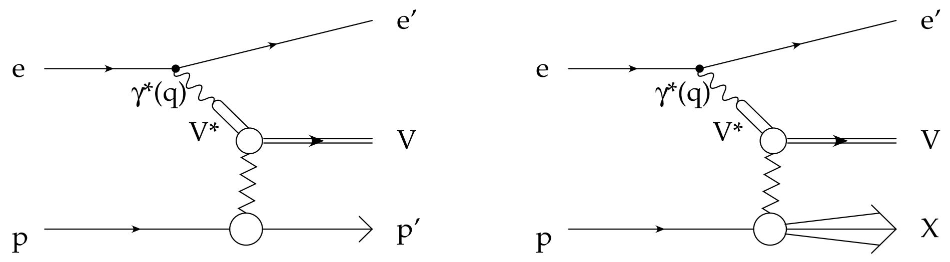

Abbildung 2.3: Diffraktive Vektormeson-Erzeugung. Links ist der elastische, rechts der proton-dissoziative Fall dargestellt.

Charakteristisch für diffraktive Streureaktionen ist, daß mit Ausnahme des Drehimpulses keine weiteren Quantenzahlen ausgetauscht werden. In Abb. 2.3 sind zwei Feynmangraphen möglicher Prozesse dargestellt. Das vom Elektron abgestrahlte virtuelle Photon fluktuiert in ein virtuelles Vektormeson. Durch starke Wechselwirkungen mit dem Proton, wird ein reelles Vektormeson erzeugt. In dieser Wechselwirkung kann die Struktur des Protons erhalten bleiben (elastischer Fall) oder in einen multihadronischen Endzustand mit der Masse M_X übergehen (*Protondissoziation*) [13].

Physik bei kleinem x

Bei kleinen Werten von x stößt die störungstheoretische Theorie der QCD an ihre Grenzen. Durch die Experimente bei HERA kann der Übergangsbereich von störungstheoretischer zu nicht störungstheoretischer QCD erforscht werden. Durch die hohe Schwerpunktsenergie sind Untersuchungen in Bereichen von x möglich, die in Festtarget-Experimenten nicht erreicht werden können.

2.2.3 Eigenschaften des Φ-Mesons

Das Φ-Meson eignet sich aufgrund seiner Masse von 1,02 GeV besonders gut zur Untersuchung der starken Wechselwirkungen im Übergangsbereich vom nichtperturbativen zum perturbativen Bereich.
Mit Hilfe des Quarkmodells kann man den Aufbau des Φ-Mesons durch $|\Phi\rangle = |s\bar{s}\rangle$ darstellen. Aufgrund des Aufbaus aus einem *strange*- und einem Anti-*strange*-Quark, erfolgt der Zerfall hauptsächlich in Kaonen. Die Hauptzerfallskanäle sind in Tabelle 2.2 aufgelistet.
Die Zerfälle der geladenen Kaonen sind in Tabelle 2.3 dargestellt.

Zerfall	Anteil
K^+K^-	49%
$K_L^0 K_S^0$	34%
$\rho\pi/\pi^+\pi^-\pi^0$	16%

Tabelle 2.2: Die dominanten Zerfallskanäle des Φ-Mesons.

Zerfall $K^\pm$	Anteil
$\mu^\pm\nu_\mu$	63%
$\pi^\pm\pi^0$	21%

Tabelle 2.3: Die Zerfallskanäle der Kaonen aus dem Hauptzerfallskanal des Φ-Mesons.

2.2.4 Die Kinematik der Φ-Erzeugung

Die Φ-Produktion erfolgt über folgenden Unterprozeß :

$$\gamma p \rightarrow \Phi + X. \tag{2.10}$$

Eine wichtige Größe des Prozesses ist die Photon-Proton-Schwerpunktsenergie $W_{\gamma p}$, die identisch mit der invarianten Masse des gesamten hadronischen Endzustandes $(\Phi + X)$ ist:

$$W_{\gamma p}^2 = (P + q)^2 = m_p^2 + ys - Q^2. \tag{2.11}$$

Bei der Photoproduktion von Φ-Mesonen ist $Q^2 \approx 0$ und Gleichung 2.11 kann näherungsweise als

$$W_{\gamma p}^2 \approx ys \tag{2.12}$$

geschrieben werden. In diesem Fall kann $W_{\gamma p}$ durch die Messung von y bestimmt werden.
Für die Kinematik der Φ-Erzeugung ist desweiteren die Variable t relevant. Sie ist als das Quadrat des Impulsübertrags des Photons auf das Φ definiert:

$$t = (q - p_\Phi)^2 = (P - p_X)^2. \tag{2.13}$$

Aufgrund des Impulserhaltungssatzes ist t auch äquivalent dem Impulsübertrag vom Proton auf den hadronischen Endzustand ohne das Vektormeson. Ähnlich wie in Abschnitt 2.2.1 wird eine Größe z definiert, die die Elastizität des protondissoziativen Stoßprozesses beschreibt:

$$z \equiv \frac{P \cdot p_\Phi}{P \cdot q}. \tag{2.14}$$

t und z sind analog in ihrer Definition und Bedeutung der Variablen Q^2 und y in der ep-Streuung, wenn das Photon als das einlaufende und Φ als das auslaufende Teilchen betrachtet wird.
Für die invariante Masse M_X des hadronischen Endzustandes ohne die Masse des Φ-Mesons ergibt sich unter Verwendung der bisher definierten Größen:

$$M_X^2 = m_p^2 + (1 - z)ys - |t|. \tag{2.15}$$

Wird Gl. 2.13 in die Komponenten Q^2, m_Φ^2 und den Transversalimpuls p_t^{*2} des Vektormesons aufgeteilt, so kann t geschrieben werden als:

$$t = -\frac{1}{z} p_t^{*2} - (1 - z)Q^2 - (\frac{1}{z} - 1)m_\Phi^2. \tag{2.16}$$

Dabei ist der Transversalimpuls definiert als die Impulskomponente senkrecht zur Photonflugrichtung im Photon-Proton-Schwerpunktssystem. Für die elastische Photoproduktion, bei der $Q^2 \approx 0$ und $z \approx 1$ ist, gilt näherungsweise:

$$t = -p_t^{*2}. \tag{2.17}$$

Sind obige Bedingungen erfüllt, so stimmt die Flugrichtung der Photonen in etwa mit der der Elektronen überein und t kann aus den beobachteten Transversalimpulen aller Zerfallsteilchen relativ zur Strahlachse bestimmt werden:

$$p_t^{*2} \approx |\sum_i \vec{p}_i^{\perp}|^2. \tag{2.18}$$

In Abb. 2.5 ist das bei H1 übliche Koordinatensystem dargestellt. Der Ursprung befindet sich im nominellen Wechselwirkungspunkt (nWWP). Die Flugrichtung der Protonen gibt die Richtung der z-Achse vor, die x-Achse

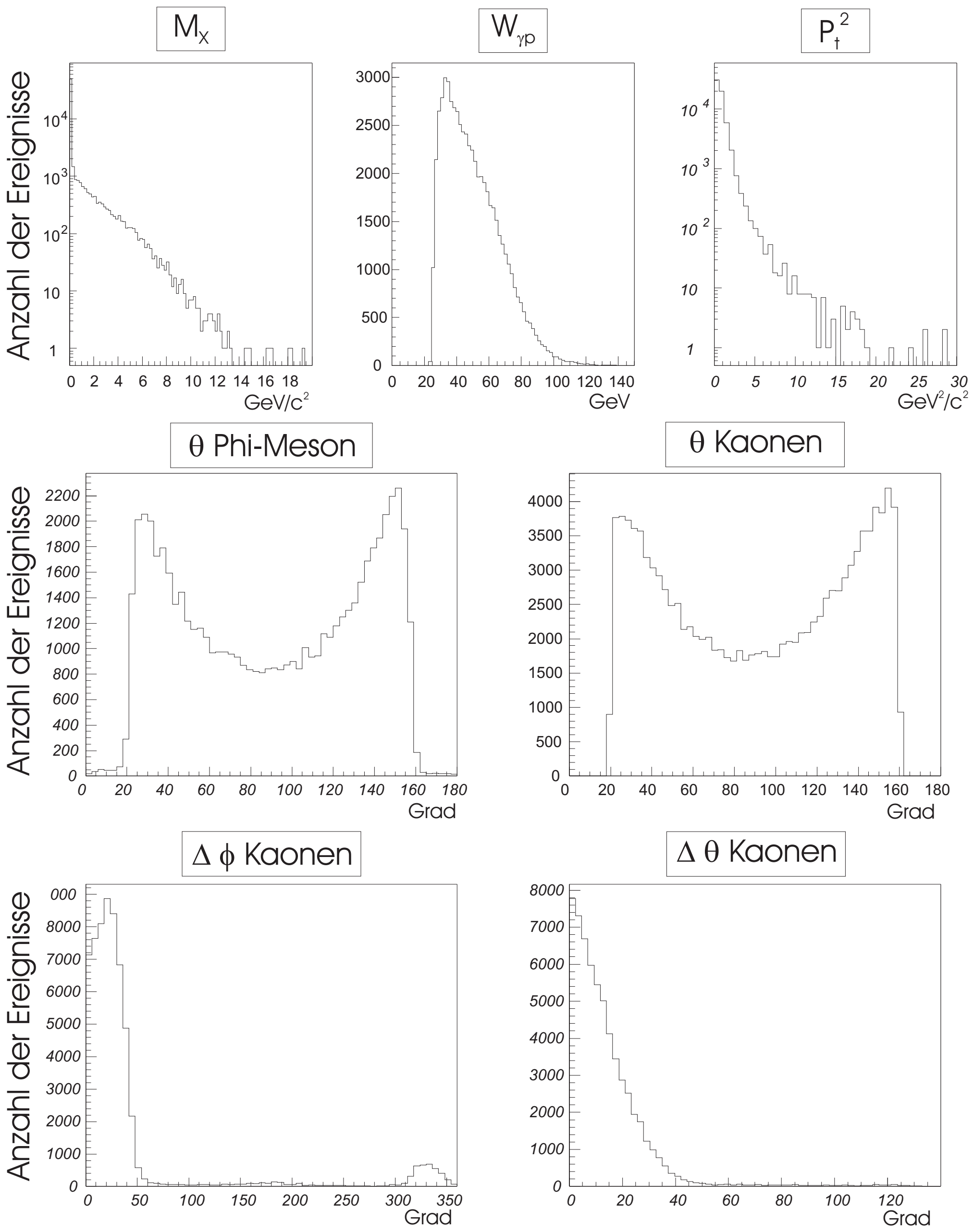

Abbildung 2.4: Kinematische und räumliche Verteilungen des Φ-Mesons und der beiden Kaonen.

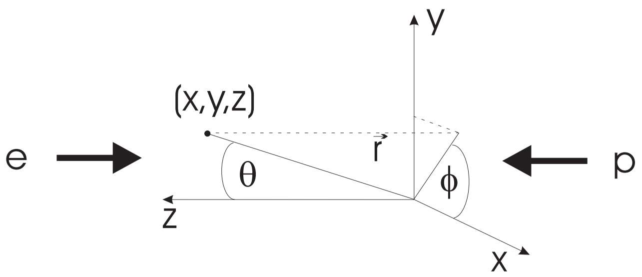

Abbildung 2.5: Das Koordinatensystem bei H1.

zeigt zum Zentrum des Speicherrings. Mit dem Radius r soll der Abstand eines Punktes zum Ursprung in der xy-Ebene bezeichnet werden, mit φ der Azimutalwinkel und mit θ der Polarwinkel gegenüber der z-Achse des Punktes.

Zur Veranschaulichung sind in Abb. 2.4 die räumlichen Verteilungen des Φ-Mesons und der beiden Kaonen in θ und ϕ, sowie der Öffnungswinkel der Spuren der Zerfallsteilchen für Monte-Carlo-simulierte Daten dargestellt. Außerdem sind die kinematischen Variablen p_t^{*2} und die invariante Masse M_X des hadronischen Endzustandes abgebildet.

2.3 Der H1-Detektor

An einem der vier Kollisionspunkte von HERA befindet sich der H1-Detektor [14]. Er soll eine möglichst genaue und vollständige Beobachtung der *ep*-Wechselwirkung ermöglichen. So muß der Detektor einerseits einen großen Raumwinkel um den Wechselwirkungspunkt abdecken, andererseits auch eine gute Orts- und Energieauflöseung bewerkstelligen.
Um diesen Anforderungen gerecht zu werden, ist H1 mit verschiedenen Detektorkomponenten ausgestattet, die zwiebelschalenartig um den Wechselwirkungspunkt aufgebaut sind. Außerdem ist er aufgrund der Asymmetrie der Strahlenergien von Proton und Elektron, in Richtung des Protonstrahls wesentlich umfangreicher instrumentiert. Der schematische Aufbau ist in Abb. 2.6 dargestellt. Die wichtigsten Komponenten werden im folgenden näher beschrieben.

2.3.1 Die Spurkammern

In Abb. 2.7 sieht man den schematischen Aufbau des Spurkammersystems im H1-Detektor. Es dient der Spurrekonstruktion geladener Teilchen im Winkelbereich $5° \leq \theta \leq 170°$.

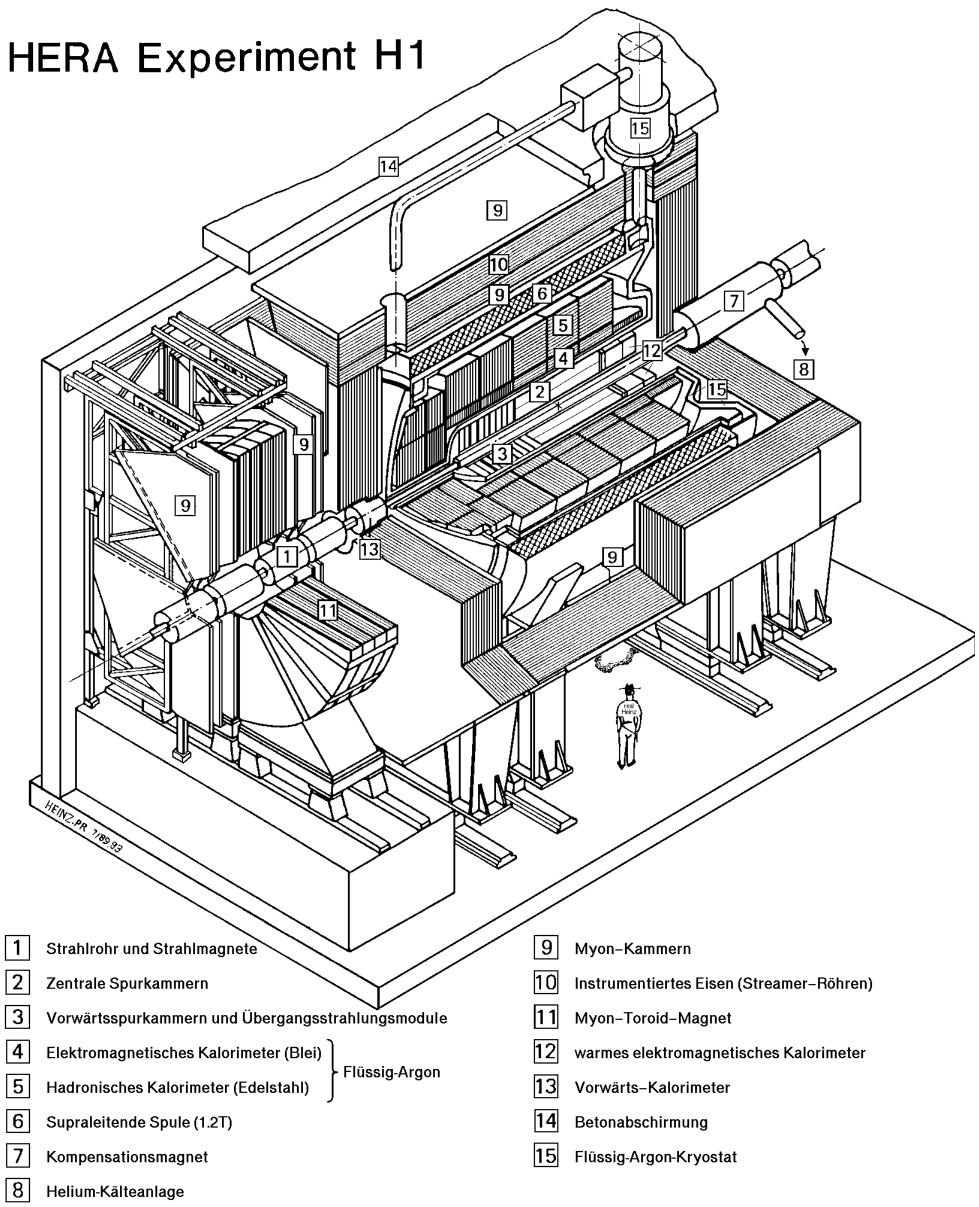

Abbildung 2.6: Schematische Ansicht des H1-Detektors (1994). Nicht eingezeichnet sind die 1995 eingebauten Siliziumspurdetektoren (CST, BST) und das Blei-Szintillations-Kalorimeter (SpaCal) im rückwärtigen Bereich des Detektors.

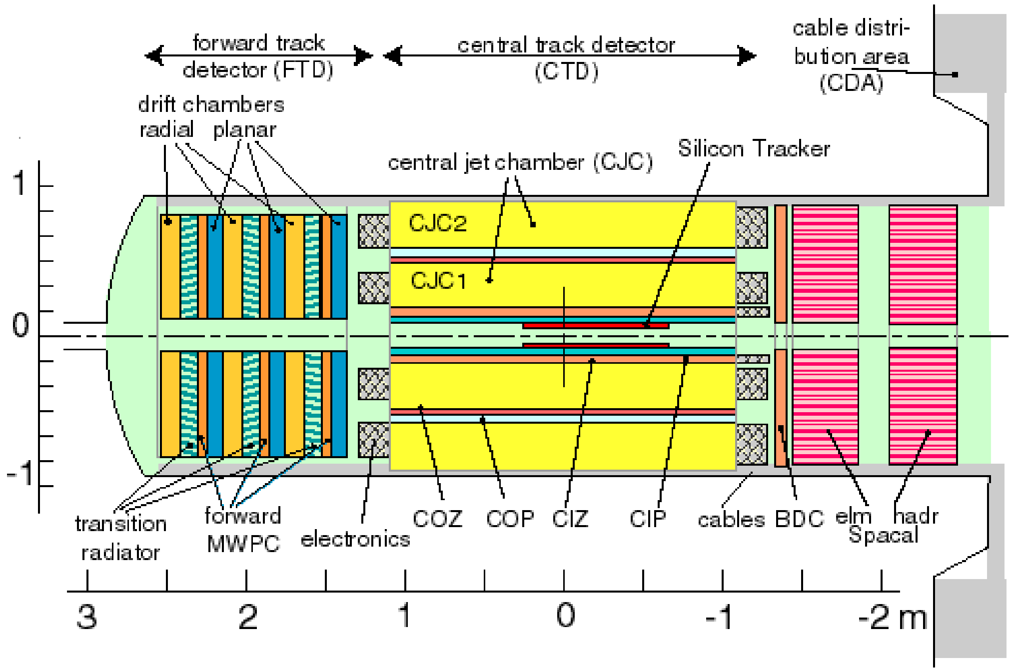

Abbildung 2.7: Schematische Seitenansicht der Spurkammern in H1.

Bei der Durchquerung der Kammern ionisieren die geladenen Teilchen das darin enthaltene Gasgemisch. Dadurch werden Elektronen freigesetzt, die in Anoden-Drähten nachgewiesen werden können.
Zur Bestimmung der Ladung und des Impulses der Teilchen, bewirken supraleitende Solenoidspulen mit einem Magnetfeld von 1,2 T eine Krümmung der Flugbahn. Die Impulsauflösung nimmt mit steigendem Impuls ab.
Eine Teilchenidentifikation wird in der zentralen Jetkammer über die Messung des Energieverlustes $\frac{dE}{dx}$ der Teilchen vorgenommen.

Die zentralen Spurkammern

Wie man in Abb. 2.7 erkennen kann, umgeben die zentralen Spurkammern schalenförmig den nominellen Wechselwirkungspunkt.

Eine Spurrekonstruktion in der $r\phi$-Ebene findet hauptsächlich in den zentralen Jetkammern statt, die in z-Richtung wird im Teil der zentralen z-Kammern durchgeführt. Die übrigen Komponenten werden zur schnellen Informationslieferung auf der Triggerstufe L1 (siehe auch Abschnitt 2.4.1) genutzt.

Die zentralen Jetkammern

Die zentralen Jetkammern (**C**entral **J**et **C**hambers, CJC) bestehen aus einem inneren (CJC1) und einem äußeren Teil (CJC2). Beide Kammern sind mit einem Gasgemisch aus Argon, Kohlendioxid und Methan im Verhältnis $89,5 : 9,5 : 1,0$ gefüllt, welches als Ionisationsmaterial dient.

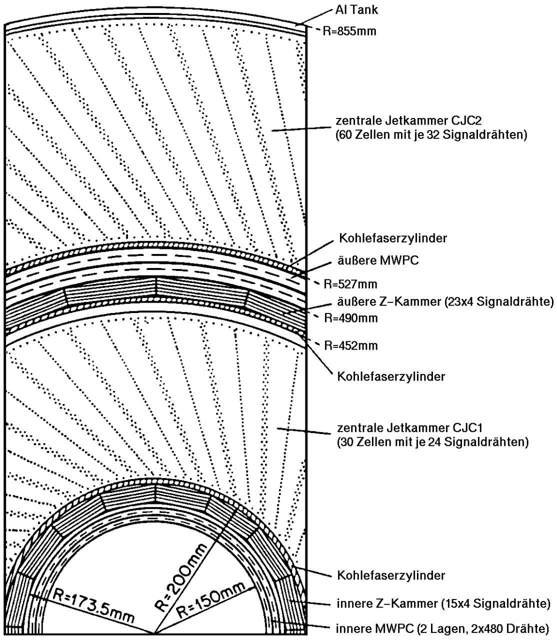

Abbildung 2.8: Radialansicht der zentralen Spurkammern.

Zum Nachweis der beim Ionisationsprozeß entstandenen Elektronen, werden parallel zur Strahlachse gespannte Anoden-Drähte genuzt.
Die innere Kammer ist in 30, die äußere in 60 einzelne Zellen unterteilt, wobei die einzelnen Zellen um 30° gegeneinander geneigt sind. Diese Neigung bewirkt eine Verbesserung der Auflösung der Teilchenspuren im hochenergetischen Bereich, da die bei der Ionisation entstehenden Driftelektronen senkrecht zur Spur driften.
Die zentralen Jetkammern haben in der $r\phi$-Ebene eine sehr hohe Ortsauflösung von $\sigma_{r\phi} = 170\ \mu$m, da die Positionen der Drähte und die Driftgeschwindigkeit sehr genau bekannt sind. In z-Richtung wird die Position durch den Zeitvergleich des Signals an beiden Drahtenden mit einer Genauigkeit von $\sigma_z = 22$ mm festgestellt.

Die z-Kammern

Die innere zentrale Jetkammer wird von den beiden z-Kammern (**C**entral **I**nner **z**-Chamber, **C**entral **O**uter **z**-Chamber, CIZ, COZ) umschlossen. Sie bestehen aus Drähten, die ringförmig in vier Lagen die Strahlachse umspannen. Durch die konzentrische Anordnung und die Unterteilung der inneren Kammer in 15, der äußeren in 24 Segmente, ist eine wesentlich höhere Auslesegenauigkeit in z-Richtung gewährleistet als in den Jetkammern. Diese beträgt für die CIZ $\sigma_z = 260\ \mu$m und für die COZ $\sigma_z = 200\ \mu$m.

Die zentralen Proportionalkammern

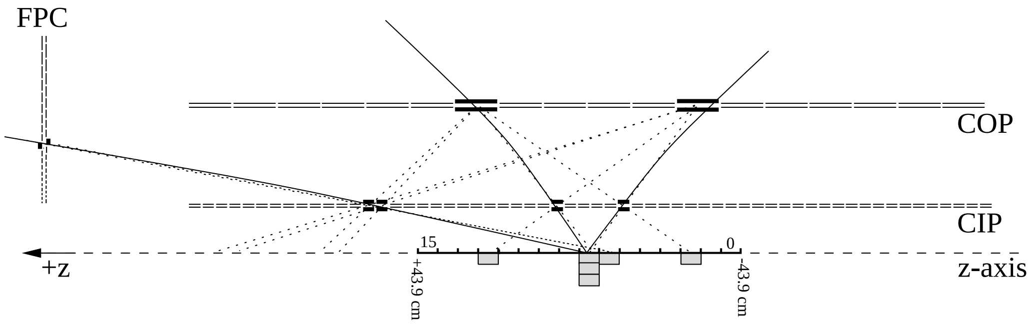

Abbildung 2.9: Der z-Vertex-Histogramm-Trigger.

Die Signale der beiden zentralen Proportionalkammern (**C**entral **I**nner/ **O**uter **P**roportional Chamber, CIP/COP) stehen bereits nach 800 ns zur Verfügung. Deshalb werden sie zusammen mit der ersten Vorwärtsproportionalkammer für eine schnelle Triggerentscheidung auf L1 [15] verwendet.
Jede Kammer besteht aus einer Doppellage von Drähten, die wiederum in z-Richtung, CIP 60-fach, COP 18-fach, und in ϕ-Richtung 16-fach segmentiert sind. Weisen mindestens drei Drahtlagensegmente innerhalb eines Sektors ein Signal auf, so wird dieses zu einem *ray* zusammengefaßt. Die Verlängerungen aller rays auf die z-Achse werden in das sogenannte z-Vertex-Histogramm mit 16 bins eingetragen (Abb. 2.9). Außerdem werden die rays in ein bitmap mit einer 16-fachen Unterteilung in ϕ und 14-fachen in θ geschrieben.

Die vorderen Spurkammern
Für die Spuranalyse im Winkelbereich $5° \leq \theta \leq 25°$ stehen die vorderen Spurkammern (**F**orward **T**racking **D**evice, FTD) zur Verfügung.
Dieser Teil des Detektors besteht aus drei hintereinanderliegenden gleichartigen Supermodulen. Diese enthalten jeweils ein radiales Modul mit einer Driftkammer, eine Vieldrahtproportionalkammer (**F**orward **M**ulti**W**ire **P**roportional **C**hamber, FMWPC), ein Übergangsstrahlungsmodul (**T**ransistor **R**adiator, TR) und ein planares Modul mit drei Driftkammern. Zur besseren Auflösung sind die planaren Module in 32 Driftzellen unterteilt und um 60° gegeneinander gedreht.

Die rückwärtige Driftkammer
Zwischen den zentralen Spurkammern und dem rückwärtigen Kalorimeter (SpaCal) befindet sich bei $z = -1,423$ m die rückwärtige Driftkammer (**B**ackward **D**rift **C**hamber, BDC).
Im Winkelbereich zwischen $154° \leq \theta \leq 177°$ dient sie dem Nachweis gestreuter Elektronen oder elektromagnetischer Schauer, die durch Photonen hervorgerufen wurden und in den davorliegenden Driftkammern keine Spur hinterlasssen haben.
Die BDC ist aus vier aufeinanderfolgenden Doppellagen aufgebaut, die in ϕ in

acht Sektoren gegliedert sind. Die einzelnen Sektoren sind in der xy-Ebene mit parallelen Drähten bespannt und um $11,5^\circ$ in ϕ gegeneinander verschoben. Durch die radiale Ortsauflösung von $\sigma_r = 0,4$ mm und der azimutalen Auflösung von $\sigma_r = 2$ mm, ergibt sich eine Winkelauflösung in θ von $0,5$ mrad, die wesentlich besser ist als die des SpaCals von $\sigma_\theta = 2$ mrad.

2.3.2 Die Kalorimeter

Der Hauptteil der Teilchenidentifikation und Energiemessungen erfolgt über die Kalorimeter. Das größte Kalorimeter ist das Flüssig-Argon-Kalorimeter im Zentralbereich und deckt den Winkelbereich $4^\circ \leq \theta \leq 155^\circ$ ab. Im vorderen Teil des Detektors ist ein Kupfer-Silizium-Kalorimeter ($0,5^\circ \leq \theta \leq 3,5^\circ$) und im rückwärtigen Teil ein Blei-Szintillations-Kalorimeter installiert.
Beim Durchqueren von Materie verlieren Teilchen durch Wechselwirkung mit dieser Energie. Es entstehen dadurch elektromagnetische oder hadronische Schauer, die in den Kalorimetern nachgewiesen werden können.
Elektronen, Positronen und Photonen verlieren Energie durch Bremsstrahlungsprozesse und e^+e^--Paarbildung. Die dadurch entstehenden Teilchen nennt man elektromagnetische Schauer.
Hadronische Schauer hingegen entstehen durch inelastische Stöße zwischen stark wechselwirkenden Teilchen mit Atomkernen. Diese Art der Schauer hat im gleichen Kalorimetermaterial eine wesentlich größere Ausdehnung als die elektromagnetischen Schauer.

Das Flüssig-Argon-Kalorimeter
Das Liquid-Argon-Calorimeter (siehe Abb. 2.10) ist ein Schichtkalorimeter, das in einer Kühlvorrichtung, dem Kryostaten, eingelagert ist. Dieser hält das Kalorimeter auf einer konstanten Temperatur von 90 K.
Als Absorbermaterial dienen Blei- bzw. Edelstahlplatten, die von flüssigem Argon umgeben sind. Diese sind im Zentralteil des Detektors parallel, im Vorwärtsbereich senkrecht zur Strahlachse angebracht, so daß die eintreffenden Teilchen unter einem möglichst großen Winkel auf die Platten treffen und eine weitgehend von der Flugrichtung unabhängige Messung durchgeführt werden kann.
Flüssiges Argon ist gut als Ionisationsmaterial geeignet, da es eine hohe Dichte $\rho_{LAr} = 1{,}4\ \frac{\mathrm{g}}{\mathrm{cm}^3}$ und eine geringe Rekombinationswahrscheinlichkeit besitzt. Im Schauer erzeugte Teilchen können durch ihre Ionisation „gezählt" werden. Die Schauerenergie ist proportional zur aufgesammelten Ladung.
Das Flüssig-Argonkalorimeter setzt sich aus insgesamt acht Rädern zusammen, die das Strahlrohr und die Spurkammern umschließen. Jedes Rad besteht aus Oktanten, die einen inneren elektromagnetischen Teil mit Blei als Absorbermaterial und einen äußeren mit hadronischen Zellen aus Edelstahlschichten besitzen.
Insgesamt besitzt das Kalorimeter 45000 Auslesezellen mit einer Ausleseflâche

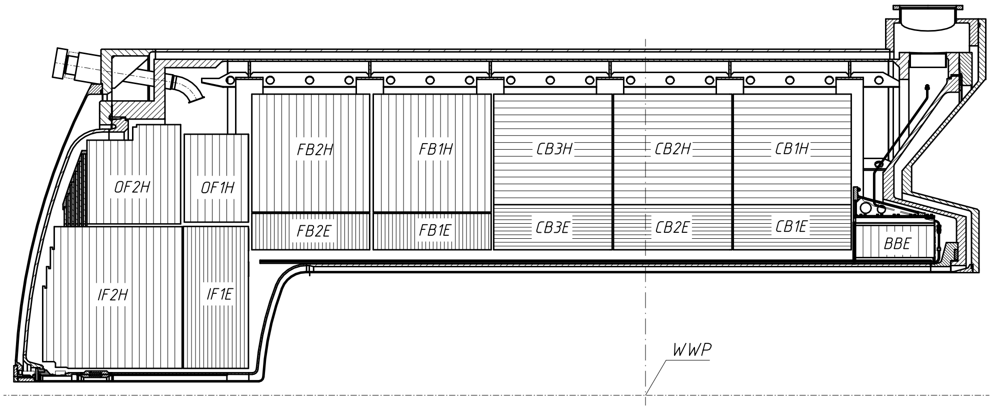

Abbildung 2.10: Schematische Seitenansicht des LAr-Kalorimeters. Zu sehen ist die Segmentierung des Kalorimeters in acht Räder, sowie die Orientierung der Absorberplatten in den Segmenten.

von je $(10 - 100)$ cm^2. Die feine Granularität ermöglicht eine sehr genaue Energieauflösung (elektromagnetischer Teil $\sigma_E/E = 12\%/\sqrt{E_e} \oplus 1\%$, hadronischer Teil $\sigma_E/E = 50\%/\sqrt{E_e} \oplus 2\%$) und somit eine gute Teilchenidentifikation.

Das rückwärtige Kalorimeter
Der rückwärtige Bereich wird seit 1995 von einem Blei-Szintillations-Kalorimeter [16] abgedeckt. Wegen seiner Konstellation, die aus spaghettiförmigen, szintillierenden Lichtleitern besteht, die in Bleiplatten eingelegt sind, wird es auch als Spaghetti- Calorimeter (SpaCal) bezeichnet.
Auch das SpaCal ist in einen vorderen elektromagnetischen und einen hinteren hadronischen Teil aufgeteilt, wobei die Funktionsweise der beiden Teile nahezu analog ist.
Einfallende Teilchen erzeugen im Absorbermaterial Energieschauer, die Szintillationsfasern mit ihrer Energie anregen. Das dadurch entstandene Licht wird durch Totalreflexion zu Photomultipliern weitergeleitet und dort als Signal ausgelesen.
Direkt um das Strahlrohr sind vier ringförmige Szintillatoren angebracht. Durch ein Veto auf eine Energiedeposition in diesen Szintillatoren wird gewährleistet, daß die gesamte Energie des gestreuten Elektrons erfaßt wird. In Tabelle 2.4 sind die wichtigsten technischen Daten aufgelistet.

2.3.3 Das Myon-System

Die vorderen Myonkammern
Die vorderen Myonenkammern bestehen aus zwei Teilen, die durch einen Eisen-Toroidmagneten mit einem Magnetfeld von $1,6$ T von einander getrennt sind. Außerdem befindet sich zwischen den beiden Sektoren noch ein Flugzeitsystem (**F**orward **T**ime **o**f **F**light System, FoTF). Dessen Funktionsweise ist

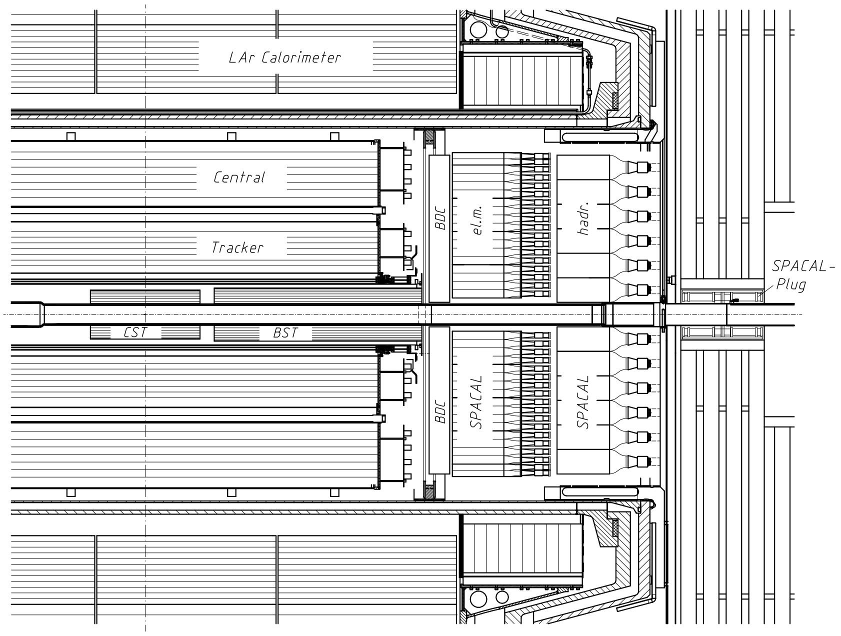

Abbildung 2.11: Seitenansicht des SpaCal-Kalorimeters.

Parameter	Elektromagnetische Sektion	Hadronische Sektion
Anzahl der Zellen	1192	128
Zellgröße	$40,5 \times 40,5\text{mm}^2$	$120 \times 120\text{mm}^2$
Verhältnis Blei / Faser	2 : 1	4 : 1
Energieauflösung	$\frac{(7{,}1\pm0{,}2)}{\sqrt{E/GeV}}\% \oplus (1,0 \pm 0,1)\%$	$(56,0 \pm 3,0)\%$
Ortsauflösung	$\frac{(4{,}4\pm0{,}4)}{\sqrt{E/GeV}}\text{mm} \oplus (1,0 \pm 0,1)\%$	
Winkelauflösung	$\leq 2\text{mrad}$	
Zeitauflösung	$(0,38 \pm 0,03)\text{ns}$	1 ns

Tabelle 2.4: Verschiedene Parameter des rückwärtigen Kalorimeters.

analog den der Flugzeitsysteme im Rückwärtsbereich, die in Abschnitt 2.3.4 näher beschrieben werden sollen.
Jede Myonkammer ist aus drei doppelten Driftkammern aufgebaut. Sie befinden sich im Winkelberich $4° \leq \theta \leq 17°$. Die eigentliche Aufgabe des vorderen Myonsystems ist es, Myonen mit einem Impuls $p > 5$ GeV nachzuweisen. Sie können aber ebenso dem Nachweis von Sekundärteilchen aus dem proton-dissoziativen Prozeß dienen.

Das zentrale Myonensystem
Das Eisenjoch des Solenoidmagneten umschließt den zentralen Teil des Detektors. Es ist mit Luranyl-Rohren (Limited Streamer Tubes, LST) ausgestattet, die zu insgesamt 16 Lagen zusammengefaßt sind. Sie dienen dem Nachweis hadronischer Teilchen und der Spuridentifikation kosmischer Myonen, die im LAr-Kalorimeter wenig Energie deponiert haben.
Das Myonsystem wird als Gaszähler betrieben und ist mit einem Gasgemisch aus Kohlendioxid, Argon und Isobutan in einem Mischverhältnis von $88 : 2,5 : 9,5$ gefüllt. Die Auslese erfolgt durch Signaldrähte, die sich in den Zentren der Rohre befinden. Zusätzlich sind die Rohre in fünf Lagen mit senkrecht verlaufenden Streifen ausgestattet. Die übrigen 11 Lagen werden über Kathodenstreifen ausgelesen.
Die Kathodenstreifen liefern analoge Signale, die zur Messung der Energie hadronischer Teilchen genutzt werden. Dabei ergibt sich eine Energieauflösung von $\sigma/E \cong 100\%/\sqrt{E}$.
Die Signale der Drähte und Streifen werden digital ausgelesen. Die dadurch gewonnene Information wird zur Erstellung von Treffermustern benutzt, die zu Myonenspuren kombiniert werden.

2.3.4 Weitere Komponenten

Das Luminositätssystem
Zur Bestimmung der Luminosität im H1-Experiment wird der Bethe-Heitler-Prozeß [17] $ep \rightarrow ep\gamma$ herangezogen. Die Messungen für den aus der Theorie sehr genau bekannten Wirkungsquerschnitt finden in einem Elektron-Tagger (siehe Abb. 2.12) bei z = -33 m und einem Photondetektor bei z = -103 m statt. Die gestreuten Elektronen verlassen auf der Höhe von z = -27 m über ein Fenster das Strahlrohr und werden durch eine 154×154 mm^2 große Fläche mit Szintillator-Kristallen nachgewiesen.
Ebenso verlassen die Photonen bei $z = -92$ m das gekrümmte Strahlrohr, um auf einer Oberfläche von 100×100 mm^2 durch Szintillations-Kristalle nachgewiesen zu werden. Als Schutzmaßnahme gegen Synchrotronstrahlung ist der Photondetektor durch Bleiwände abgeschirmt. Außerdem ist im Detektor ein Wasser-Tscherenkow-Zähler untergebracht, der unerwünschte Photon-Blei-Reaktionen verwirft.

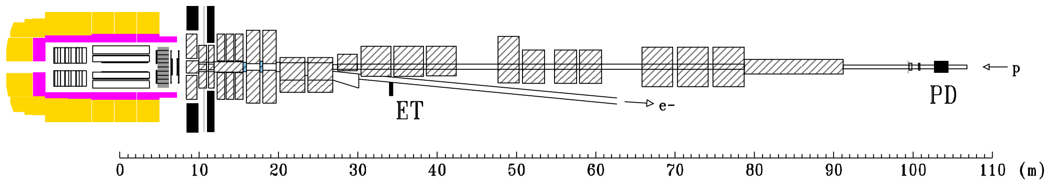

Abbildung 2.12: Das H1 Luminositätsmeßsystem. Der H1-Detektor ist in radialer Richtung komprimiert dargestellt.

Der Proton-Tagger

Der Proton-Tagger [18] ist im HERA-Tunnel bei $z = 24$ m installiert. Er deckt den Winkelbereich zwischen $0,06^\circ \leq \theta \leq 0,25^\circ$ und dient dem Nachweis von Sekundärteilchen aus der proton-dissoziativen ep-Wechselwirkung. Er ist ebenso wie der Elektron-Tagger aus Szintillationszählern aufgebaut, die in zwei Lagen zu je sieben Stück die Strahlachse umschließen.

Flugzeitsystem und Vetowand

Sowohl das Flugzeitsystem (**T**ime **o**f **F**light System, ToF) bei $z = -3$ m, als auch die beiden Vetowände im Rückwärtsbeich ($z = -6,5$ m und $z = -8,1$ m) dienen der Erkennung von Untergrund. Die Unterscheidung wird anhand von Flugzeitmessungen durchgeführt. Die Zeitauflösung beträgt bei dem Flugzeitsystem $(2-4)$ ns, bei den Vetowänden 3 ns bzw. 8 ns.

2.4 Datennahme und Triggersystem von H1

Alle 96 ns erfolgt bei HERA eine Kollision des Elektronstrahls mit dem Protonenbündel. Dieses Zeitintervall nennt man Bunch Cross (BC) und entspricht einer Frequenz von 10,46 MHz. Die Wechselwirkungsrate der Elektron-Proton-Kollision liegt bei einer Luminosität von 10^{31} cm^{-2}s^{-1} in der Größenordnung von etwa 100 Hz. Die Rate der unerwünschten Untergrundereignisse übertrifft diese Rate jedoch um etliche Größenordnungen (typisch 10^3). Die wichtigsten Quellen der Untergrundereignisse sollen im folgenden knapp dargestellt werden. Dabei wird eine konstantane Luminosität von 10^{31} cm^{-2}s^{-1} angenommen.

Strahl-Gas-Wechselwirkungen

Trotz des Vakuums im Strahlrohr von 10^{-10} mbar (entspricht etwa 10^6 Moleküle/cm^3) finden Reaktionen der Protonen mit Restgasmolekülen statt. Die daraus resultierende Untergrundrate liegt bei einigen kHz.

Strahl-Wand-Wechselwirkungen

Protonen aus dem Halo des Strahls können Detektorkomponenten oder die Wand des Strahlrohrs treffen und weitere Reaktionen hervorrufen. Topologisch unterscheiden sie sich kaum von den Sekundärwechselwirkungen der

Strahl-Gas-Ereignissen. Sie treten mit einer Häufigkeit von $50 - 100$ kHz [19] auf.

Synchrotonstrahlung
Beschleunigt man geladene Teilchen, so geben sie Energie in Form von elektromagnetischer Strahlung (Synchrotonstrahlung) ab. Durch Elektronenstrahladjustierung mittels Fokussierungsmagneten kommt es zu Synchrotonstrahlung, die durch Kollimatoren größtenteils unterdrückt werden kann. Die restliche Strahlung kann in verschiedenen Detektorkomponenten Signale hervorrufen.

Kosmische Strahlung
Myonen aus der kosmischen Höhenstrahlung erzeugen im Detektor eine Rate von $\mathcal{O}(1$ kHz). Diese Rate kann durch eine Vertexbedingung auf etwa $0,1$ Hz gesenkt werden und stellt somit keinen nennenswerten Untergrund dar.

Für die vollständige Auslese des Detektors mit seinen 270000 Signalkanälen wird eine Zeit von etwa $1,5$ ms benötigt. Diese geht der Datenentnahme als Totzeit verloren. Damit die Totzeit möglichst gering gehalten wird, ist ein mehrstufiges Triggersystem eingebaut, das die Untergrundereignisse schnell und effizient ausselektieren soll. Denn nicht nur die Totzeit, sondern auch die Speicherkapazität auf Magnetbändern ist ein limitierender Faktor. Ein getriggertes Ereignis benötigt etwa 3 Mbyte Speicherplatz. Dieses kann mit Nullunterdrückung der leeren Auslesezellen auf $50 - 100$ Kbyte komprimiert werden. Da aber die maximale Schreibgeschwindigkeit auf die Magnetbänder 1,2 Mbyte/s beträgt, können Daten nur mit einer Frequnz von 10 Hz weggeschrieben werden.
Die Aufgabe des Triggersystems ist nicht nur die Rate der aufzuzeichnenden Ereignisse zu senken, sondern auch die wenigen interessanten Physikereignisse zur Analyse von der Masse der Ereigniskandidaten zu selektieren. Um eine Triggerentscheidung zu fällen, reicht die Zeit eines Bunch Cross von 96 ns nicht aus, denn alleine die Driftzeiten in den Spurkammern und die für die Entscheidung wichtigen Berechnungen dauern schon ~ 1 ms. Aus diesem Grund wurde eine Aufteilung des Triggersystems in vier Stufen beschlossen, wobei je nach Stufe unterschiedlich viele Detektorinformationen zur Verfügung stehen. Die ersten zwei Stufen L1 und L2 sind Hardware-Trigger, L3 und L4 sind als Software verwirklicht (L3 ist momentan nicht in Betrieb). Die Aufteilung in ein mehrstufiges System ist sinnvoll, denn es stehen nach verschiedenen Zeitintervallen zunehmend mehr Dateninformationen zur Verfügung, aufgrund derer eine Triggerentscheidung mit entsprechend zunehmender Komplexität getroffen werden kann. Je früher ein Ereignis als Untergrund verworfen werden kann, desto geringer wird die Totzeit gehalten und somit die Möglichkeit ein Physikereignis zu triggern erhöht. Tabelle 2.5 gibt Aufschluß über die einzelnen Daten der Triggerstufen.
Ereignisse, die alle vier Triggerstufen passiert haben, werden zunächst als

Stufe	Verarbeitungszeit	max. Rate	Information
L1	2 μs	$5 \cdot 10^3$ Hz	8-Bit Energiesummen, festverdrahtete Logik für Spurmuster & Koinzidenzen
L2	20 μs	100 Hz	Triggerdaten verschiedener Subdetektoren, z. B. 8-Bit Energiesummen, Bitfelder für Spurrichtung, etc.
L3	1 μs	50 Hz	dito, mit einigen zusätzlichen Daten; momentan nicht in Betrieb
L4	100 ms	~ 45 Hz	alle Detektordaten (im Rohformat)

Tabelle 2.5: Unterteilung des H1-Triggersystems.

Rohdaten auf ein Magnetband geschrieben. Danach werden die Daten einer ersten Rekonstruktion unterzogen, bei der eine Einteilung in verschiedene Ereignisklassen erfolgt und weitere Untergrundereignisse identifiziert werden. In dieser Form werden sie als POT-Datensätze (**P**roduction **O**utput **T**apes) auf Band gespeichert. Von den Datensätzen werden Informationen für Physikanalysen ausgewählt und zum schnellen Zugriff in DST-Datensätzen (**D**ata **S**ummary **T**apes) zusammengefaßt. Diese abschließende Rekonstruktions- und Vorselektionsstufe wird in Analogie zu den übrigen Triggerstufen L5 genannt.

2.4.1 Das Triggersystem von H1

Die erste Triggerebene L1

Da die komplette Detektorinformation erst nach $1,5$ ms vorliegt, werden die Signale der einzelnen Subdetektoren für die erste Triggerstufe in einer Pipeline bereitgehalten. Es können dort Daten von bis zu 27 BC gespeichert werden. Deshalb arbeitet L1 totzeitfrei.

Die in den Triggerprozessoren der einzelnen Subdetektoren gewonnenen logischen Signale werden Triggerelemente genannt. Aus den insgesamt 196 Triggerelementen werden durch logische Verknüpfungen und Schwellenvergleiche sogenannte Subtrigger gebildet. L1 fällt genau dann eine positive Triggerentscheidung (L1-keep), wenn mindestens einer der 128 Subtrigger anspricht. Nach 24 BC, also $2,3$ μs ist eine Entscheidung auf L1 getroffen. Ist sie positiv, wird die Pipeline angehalten.

Da ab jetzt das Experiment gestoppt wird, können keine weiteren Daten aufgezeichnet werden und es entsteht Totzeit. Um diese möglichst gering zu halten, sollte die Ausgangsrate von L1 1 kHz nicht überschreiten. Aus diesem Grund müssen einige Subtrigger, deren Ereignisrate zu hoch ist, herunterskaliert werden, indem nur jede n-te positive Entscheidung genommen wird. Man nennt das Verfahren Prescaling.

Die zweite Triggerebene L2
Der zweiten Triggerebene stehen für eine Entscheidung nicht nur die Information der Triggerelemente zur Verfügung, sondern auch alle Daten, aus denen die Größen für L1 berechnet wurden. Da auf L2 auch Ortsinformationen der Subtriggersignale vorliegen, können Korrelationen zwischen einzelnen Informationen erkannt und für eine topologische Mustererkennung genutzt werden. Innerhalb 20 μs wird eine Entscheidung für oder gegen das Ereignis gefällt. Wird es akzeptiert, beginnt die komplette Auslese des Detektors.
Auf L2 werden zwei verschiedenartige Hardware-Trigger eingesetzt, der neuronale [20] [21] und der topologische [22] Trigger. Der neuronale L2-Trigger führt eine Trennung von Physikkandidaten und Untergrundereignissen mit Hilfe einer Mustererkennung im hochdimensionalen Raum der L2-Eingabegrößen durch. Er wird im nächsten Kapitel ausführlicher beschrieben.
Der topologische Trigger versucht zweidimensionale Korrelationen zwischen den Triggerelementen und Subtriggern zu finden und aufgrund dessen eine Entscheidung zu treffen. Hierbei wird über eine Matrix entschieden, welche L1-Subtrigger mit welchen L2- Subtriggern verknüpft werden sollen.
Ebenso wie auf L1 können die verschiedenen Komponenten des L2 Triggers mit einem Prescale versehen werden, um die Gesamtrate der Daten zu drücken.

Die dritte Triggerebene L3
Innerhalb einer Zeit von 800 μs werden die noch fehlenden Detektorinformationen ausgelesen und andere zeitintensive Operationen wie Nullunterdrückung der digitalen Driftkammersignale und Digitalisierung der analogen Kalorimetergrößen durchgeführt. In dieser Zeit soll ein freiprogrammierbares System von AM 29000 RISC Prozessoren weitere Untergrundereignisse ausselektieren. Für die Entscheidung stehen alle auch auf L2 vorhandenen Daten und einige weitere schon vorliegende Detektorinformationen zur Verfügung. Allerdings wurde der L3 Trigger bisher noch nicht zum Einsatz gebracht.

Die vierte Triggerebene L4
Nach der Beendigung der Datenauslese und der Freigabe von L1, stehen der vierten Triggerstufe alle Rohdateninformationen zur Verfügung. Hier findet die letzte Filterung der Ereignisse statt, bevor sie endgültig auf ein Magnetband weggeschrieben werden.
L4 ist durch eine Prozessorfarm, die aus 36 MIPS R3000 Mikroprozessoren besteht realisiert. Durch Zwischenspeicherung der verschiedenen Detektorkomponenten in einem Ereignispuffer mit der Speicherkapazität von etwa 30 Ereignissen, ist eine asynchrone Bearbeitung der Daten möglich. Dadurch werden die Prozessoren optimal ausgelastet und es kann sogar bei einer Eingangsrate

unter 50 Hz (entspricht der Durchschnittseingangsrate) totzeitfrei getriggert werden.
Außer den auf Band weggeschriebenen Physikkandidaten, werden noch von L4 verworfene Ereignisse zu Kontrollzwecken auf Monitorbändern gespeichert.

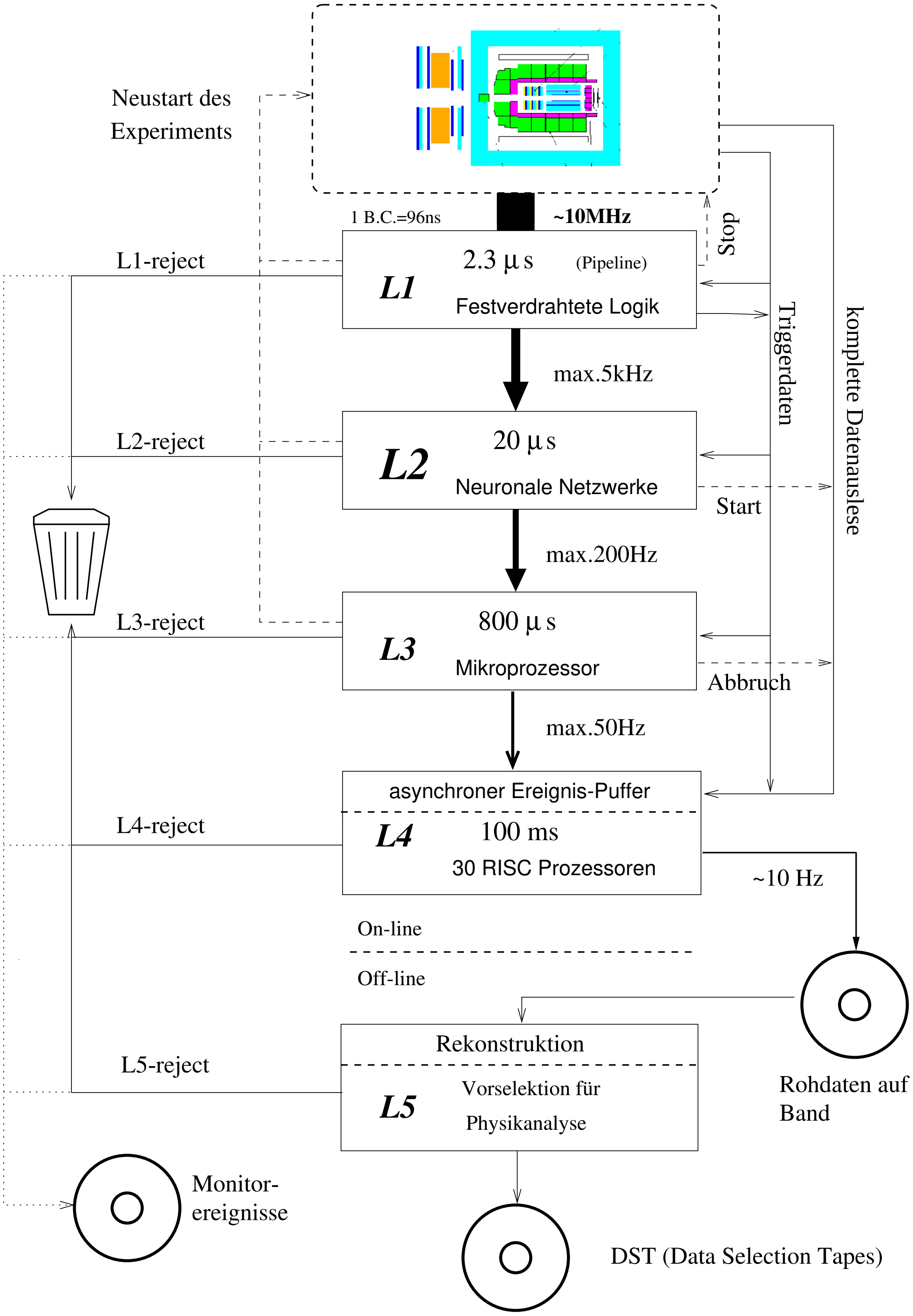

Abbildung 2.13: Das Trigger- und Datennahmesystem des H1-Experiments. Signale sind gestrichelt, Datenflüsse durchgezogen und gepunktet dargestellt. Die angegebenen Raten sind maximale Designwerte.

3 Der neuronale Netzwerk-Trigger auf L2

Einige Ereignisklassen der *ep*-Kollision sind nur unter Inkaufnahme sehr hoher Triggerraten auf L1 zu selektieren. Gerade die Photoproduktion von Vektormesonen ist ein Beispiel dafür. Durch geringe Energiedeposition in den Kalorimetern und geringe Spurmultiplizität, können physikalische Ereignisse kaum von Untergrund unterschieden werden. Auf der ersten Triggerebene können nur einfache logische Verknüpfungen der Triggerinformationen aus den einzelnen Subtriggern zur Datenreduktion verwendet werden. Da dieser Reduktionsfaktor nicht ausreichend ist, muß eine weitere Selektion unter Nutzung der vollständigen L1-Trigger-Information auf der zweiten Triggerstufe stattfinden. Vektormesonen lassen sich durch ihre besondere Ereignistopologie effizient auf L2 mit Hilfe von neuronalen Netzen triggern. Diese nutzen hochdimensionale Korrelationen zwischen den einzelnen Triggervariablen, um physikalische Ereignisse von Untergrund zu trennen („Mustererkennung").
Um die Totzeit der Datennahme gering zu halten, werden die notwendigen Berechnungen parallel durchgeführt. Somit steht eine Entscheidung des neuronalen Triggers bereits nach 20 μs zur Verfügung. Die Netzentscheidung wird dann an die zentrale Triggerlogik[1] weitergeleitet und dort mit der L1-Entscheidung für eine endgültige L2-Entscheidung ausgewertet.

3.1 Aufgaben und Möglichkeiten des L2-Neuro-Triggers

Der Entscheidungszeitraum für eine L2-Entscheidung beträgt 20 μs. Dabei muß die Rate der Ereignisse um mindestens eine Größenordnung von $\mathcal{O}(200)$ Hz auf 30 Hz gesenkt werden, um unnötige Totzeiten zu vermeiden. Eine Vorverarbeitung mit Hilfe von Subtriggern auf der ersten Triggerebene und einer Parallelisierung der Berechnungen auf eigens entwickelten Rechnern auf L2 ermöglicht die Einhaltung des Zeitlimits.
Aufgrund der Eigenschaft der Mustererkennung eignen sich neuronale Netze besonders gut zur Trennung verschiedener Ereignisklassen. Durch ein System mehrerer parallel laufender neuronaler Netze können verschiedene Physikklassen gleichzeitig untersucht werden. Für jede gewünschte Physikreaktion wird ein sogenannter Subtrigger nach der ersten Triggerstufe konstruiert, der eine spezielle Vorselektion der Daten durch logische Verknüpfungen der einzelnen L1-Triggerelemente durchführt und desweiteren eine effiziente Ratenreduktion für diese Ereignisklasse erzielt. Jedem neuronalen Netz ist

[1] CTL2, **C**entral **T**rigger **L**ogic

ein Subtrigger zugrunde gelegt. Außerdem findet eine Optimierung der Netze auf ein bestimmtes physikalisches Problem durch Präsentation bekannter spezifischer Ereignisse während des Lernvorgangs (Training) statt.
Gegenüber herkömmlichen Triggeralgorithmen, die meist nur mit mehreren eindimensionale Verteilungen arbeiten (z. B. Log-Liklihood-Methode [23]), nutzen neuronale Netze versteckte Korrelationen zwischen den Eingabegrößen und können somit wesentlich effizienter arbeiten. Desweiteren können Ereignisse, deren Topologie der des Untergrundes sehr ähnlich ist und dadurch hohe Raten produzieren effizienter getriggert werden. Da für nahezu alle neuronalen Trigger nur ein Algorithmus verwendet wird, wird die Implementierung der Hardware stark erleichtert. Auch an veränderte Strahlbedingungen können die Netze durch ein erneutes Training leicht angepaßt werden.

3.2 Biologische Grundlagen

Als Motivation für die Entwicklung künstlicher neuronaler Netzte diente die Biologie. Aus diesem Grund soll zunächst etwas näher auf die biologischen Grundlagen einer Nervenzelle eingegangen werden, die die kleinste funktionale Einheit eines neuronalen Netzes bildet.
Ein Neuron besteht aus einem Zellkörper, der die wichtigsten Bestandteile der Zelle, wie Zellkern, Mitochondrien, endoplasmatisches Ritikulum etc. enthält und einer Vielzahl von Fortsätzen, in denen der Informationstransfer („Reizleitung“) stattfindet. Man unterscheidet zwei Arten von Fortsätzen: die Dendriten, die die Funktion der Informationszubringer übernehmen und das Axon, das das Ausgabesignal des Neurons an andere Nervenzellen weiterleitet. Das Axon, von dem jede Zelle höchstens eines besitzt, kann sich in bis zu 1000 Verzweigungen aufgliedern, welche die Ausgabeinformation über Kontaktstellen, die sogenannten Synapsen, an andere Zellen weiterleiten.
Der Informationstransport wird über elektrische Signale durchgeführt, die jedoch nicht wie bei metallischen Leitern über einfachen Elektronentransport erfolgen, sondern auf chemischem bzw. elektrochemischem Wege. Hier dienen gelöste Salzionen (Natrium- und Kaliumionen) als Ladungsträger. Innerhalb der Zelle und den Fortsätzen erfolgt die Signalübertragung über Membranpotentiale, wohingegen an den Synapsen der Ionenaustausch durch Neurotransmitter stattfindet.
Die Nervenzelle übernimmt die Aufgabe, die auf den verschiedenen Dendriten einlaufenden Signale aufzusummieren. Wird ein zellenspezifischer Schwellenwert von den aufsummierten Signalen überschritten, *feuert* das Neuron, das bedeutet das auslaufende Axon sendet ein Signal an die mit ihm verbundenen Zellen. Dabei kann das Signal durch hemmende oder verstärkende Verbindungen an den Synapsen gewichtet werden.
Offensichtlich dient das Neuron allein der Informationsübertragung, nicht aber ihrer Speicherung. Diese liegt in den synaptischen Verbindungen und in der komplexen Topologie des Gehirns verborgen. Durch Veränderung der

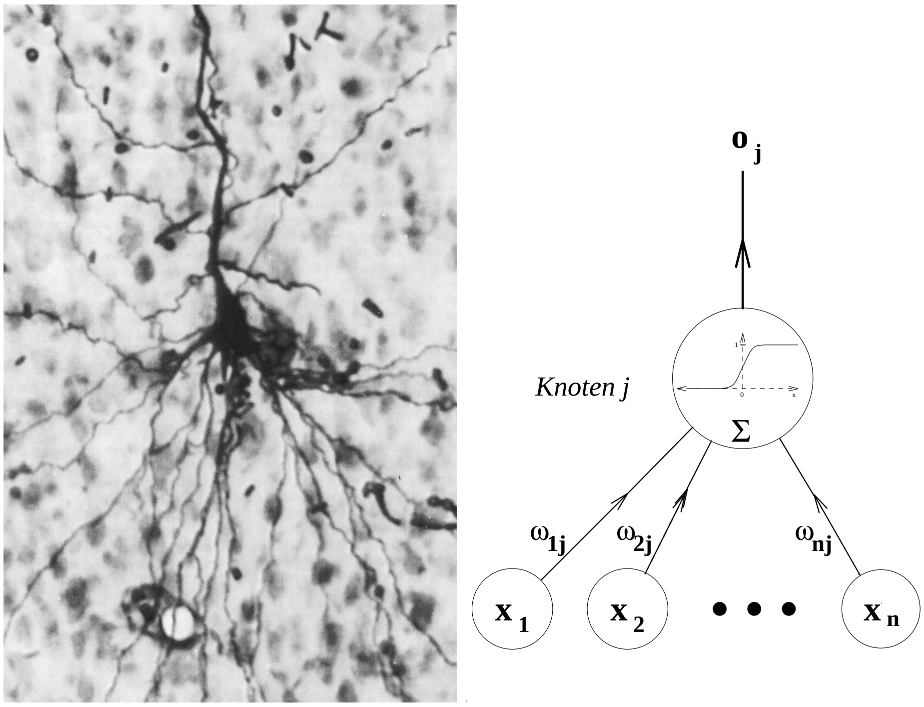

Abbildung 3.1: **Links:** Ein Neuron aus der Sehrinde einer Katze. Das Axon ist der etwas dickere, sich nach oben windende Fortsatz. **Rechts:** Das mathematische Modell eines Neurons.

Topologie und der Gewichtung der Synapsen kann das menschliche Gehirn Muster „lernen“ (z. B. Muster erkennen und zuordnen). Nähere Beschreibungen zur Neurologie lassen sich unter [24] [25] [26] finden.

3.3 Das Modellneuron

Das Interesse an künstlichen neuronalen Netzen (KNN) wurde durch dessen unerforschtes Potential auf dem Gebiet der künstlichen Intelligenz geweckt. Die ersten mathematischen Modelle für künstliche neuronale Netze gehen auf McCulloch und Pitts [27] zurück. Sie versuchten 1943 in Anlehnung an das biologische Vorbild durch einen einfachen Summierverstärker mit Eingangsgewichtung ein Modellneuron zu entwerfen.

Dem Modellneuron, im weiteren auch Knoten genannt, wird ein n-dimensionaler Eingabevektor $\vec{x}$ zugeführt, dessen einzelne Komponenten die Signale verschiedener Dendriten simulieren. Aus dem Vektor $\vec{x}$ wird das Summenpotential a der Zelle berechnet (Summierstufe):

$$a = \sum_{i=1}^{N} w_{ij} x_i \tag{3.1}$$

Die Signale x_i eines Eingangssignals i zu einem Knoten j werden mit dem Gewicht w_{ij} multipliziert und aufsummiert. Von der Summe wird dann der Schwellenwert t_j abgezogen und im nächsten Schritt eine nichtlineare Aktivierungsfunktion g (z. B. Stufen- oder Heavisidesche Thetafunktion) angewandt:

$$o_j = g(a) = g\left(\sum_{i=1}^{N} w_{ij} x_i - t_j\right). \tag{3.2}$$

Statt den Schwellenwert abzuziehen, wird häufig eine weitere Komponente x_0 zu dem n-dimensionalen Eingabevektor hinzugenommen und mit dem Gewicht $w_{0j} = -1$ multipliziert. Man kann somit die obige Summe als Skalarprodukt aus dem (n + 1)-dimensionalen Eingabevektor und dem Gewichtsvektor $\vec{w}$ betrachten:

$$h = \sum_{i=0}^{N} w_{ij} x_i. \tag{3.3}$$

Seit dem ersten Modellneuron von McCulloch und Pitts sind einige Verallgemeinerungen eingeführt worden. Zum Beispiel konnten im Anfangsstadium der Entwicklung nur logischen Eingabewerte (0, 1) verabeitet werden. Heute sind beliebige Werte möglich. Außerdem wird statt einer Stufenfunktion als Aktivierung, eine stetig differenzierbare Sigmoidfunktion eingesetzt. Der Hauptgrund für die Forderung der stetigen Differenzierbarkeit liegt in dem Lernverfahren zur Optimierung der neuronalen Netze (siehe 3.5). Für den auf L2 verwendeten Lernalgorithmus ist die Aktivierungsfunktion als Fermi-Funktion

$$g(a) = \frac{1}{1 + exp(-\frac{a}{T})} \text{ mit } g(a) \in\,]0,1[\text{ und } T \in\,]0,\infty[\tag{3.4}$$

verwirklicht (siehe Abb. 3.2). Ihr dynamischer Bereich und das Sättigungsverhalten von Gl. 3.4 ist dem Verhalten der Sigmoidfunktion in der Biologie hinreichend ähnlich.

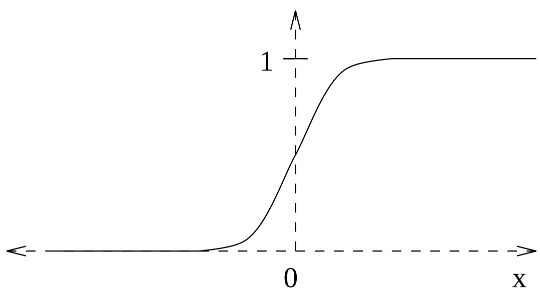

Abbildung 3.2: Die Fermi-Funktion als sigmoidale Aktivierungsfunktion.

3.4 Das Feedforward-Netz

Die Eigenschaften, vor allem die Funktionalität und Leistungsfähigkeit eines künstlichen neuronalen Netzes, werden hauptsächlich durch die Netzarchitektur oder Netztopologie bestimmt. Bestandteile dieser sind die einzelnen Neuronen und deren Vernetzungen mit ihren unterschiedlichen Gewichtungen. In der Regel werden die Knoten in Schichten oder sogenannten Lagen angeordnet, die untereinander verknüpft sind. Bei mehrlagigen Architekturen unterscheidet man Eingabe-, Ausgabe- und versteckte Schichten. Besteht ein Informationsaustausch nur zwischen einer Schicht und der darauffolgenden, also gerichtet von der Eingabe- zur Ausgabeschicht ohne Rückkopplung, so spricht man von vorwärtsgekoppelten Netzen. Diese Arbeit beschänkt sich auf genau diese Art der Netztopologie, denn sie ist die einfachste Architektur, mit der sich eine mehrdimensionale Triggerfunktion zur Trennung von Physik und Untergrund konstruieren läßt.

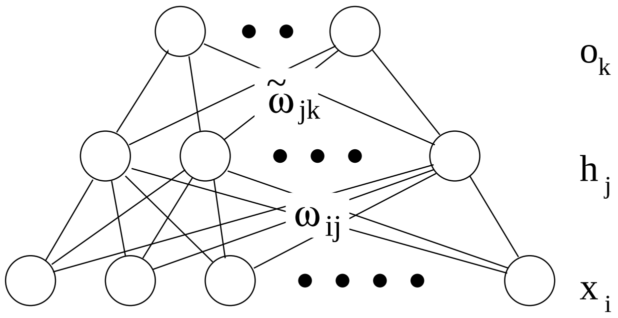

Abbildung 3.3: Ein dreilagiges Feedforward-Netzwerk. $\vec{x}$ ist der Eingabevektor, $\vec{o}$ der Ausgabevektor und $\vec{h}$ der Ausgabevektor der versteckten Schicht.

Ein dreilagiges Feedforward-Netz ist in Abbildung 3.3 dargestellt. Die erste Schicht ist der Eingabevektor $\vec{x}$, in unserem Fall die Informationen der L1-Triggerdaten. Alle weiteren Schichten erhalten als Eingabevektor die Ausgabewerte der darunterliegenden Schicht.
Die Tatsache, daß es sich um ein vorwärtsgekoppeltes Netz handelt, ermöglicht die Darstellung der Gewichte in zweidimensionalen Matrizen. So beinhaltet die i-te Zeile des Gewichtsvektors ω gerade den Gewichtsvektor des i-ten Neurons in der versteckten Lage. Eine analoge Definition der Gewichtsmatrix $\tilde{\omega}$ erfolgt bei der Ausgangsschicht.
Mathematisch können die Aktivität h_j des j-ten Knotens der versteckten Lage durch folgende Funktion beschrieben werden:

$$h_j = g(\sum_{i=0}^{n} \omega_{ij} x_i). \tag{3.5}$$

Die Aktivität des k-ten Neuron ist

$$o_k = g(\sum_{j=0}^{m} \tilde{\omega}_{jk} h_j). \tag{3.6}$$

Demzufolge kann die Gleichung des Ausgabevektors $\vec{o}$ als

$$\vec{o} = F(\vec{x}) = g(\vec{\tilde{\omega}} \cdot g(\vec{\omega} \cdot \vec{x})) \tag{3.7}$$

formuliert werden.
Die Leistungsfähigkeit eines Feedforward-Netzes in Bezug auf ein bestimmtes Problem ist durch die Anzahl der versteckten Schichten definiert. So können mit einem Netz ohne eine versteckten Lage (man spricht hier von einem „Perzeptron“) nur linear separierbare Probleme gelöst werden. Das logische EXKLUSIV ODER kann beispielsweise allein durch ein Perzeptron nicht gelöst werden. Der Problematik kann man durch Hinzunahme einer oder mehrerer versteckter Lagen gerecht werden. Eine Veranschaulichung dazu soll im nächsten Abschnitt gegeben werden.
Das Theorem von Kolmogorov [30] zeigt, daß jedes beliebige Separationsproblem durch ein KNN mit nur einer versteckten Lage gelöst werden kann, wenn hinreichend viele versteckte Knoten zur Verfügung stehen. Selbstverständlich ist man in der Realität in der Anzahl beschränkt und es werden häufig Netze mit mehreren versteckten Lagen bevorzugt. In dieser Arbeit und auf der zweiten Triggerebene werden aus technischen und konzeptionellen Gründen nur dreilagige Feedforward-Netze verwendet.

Geometrische Interpretation
Die Funktionsweise dreilagiger Feedforwardnetze läßt sich relativ leicht und anschaulich anhand einer geometrischen Interpretation darstellen.
Die Gleichung

$$\vec{\omega}_j \cdot \vec{x} - t_j = 0 \tag{3.8}$$

definiert bei jedem Neuron der versteckten Schicht einen Unterraum (Hyperebene), der den Vektorraum der Eingabegrößen in zwei disjunkte Teilräume zerlegt. Der Abstand $a = \vec{\omega}_j \cdot \vec{x} - t_j$ eines Punktes im Eingaberaum der Hyperebene stellt das Argument der Aktivierungsfunktion dar. Wird eine Sigmoidfunktion als Aktivierungsfunktion gewählt, liegt der dynamische Bereich in einem Streifen mit einer Breite proportional zu $\frac{1}{||\vec{\omega}||}$ um die Hyperebene. Große Gewichtsvektoren führen somit zu schmalen Übergangsbereichen und zu kantigen Aktivierungsfunktionen. Ein Gewichtsvektor der Länge ∞ würde die Heavisidesche Stufenfunktion darstellen.

Zur Veranschaulichung ist in Abb. 3.4 ein zweidimensionales Problem dargestellt: Ein quadratisches Muster (Physik) umgeben von Untergrund. Es ist leicht erkennbar, daß alleine mit einer Geraden keine optimale Trennung der beiden Ereignisklassen durchführbar ist. Durch Ergänzung des einen Perzeptrons in der versteckten Lage durch drei weitere kann die Klassifizierung optimiert werden. Die vier Geraden teilen den Raum in zwei Regionen auf. Für alle Punkte innerhalb des **inneren** Teilgebietes, wird das Ausgabeneuron den Ausgabwert Eins besitzen, in der **äußeren** den Wert Null.
Die grau schraffierten Flächen um die Trennungsgeraden, sollen den Übergangsbereich der Sigmoidfunktion verdeutlichen.
Durch Einführung hinreichend vieler Perzeptronen können, ähnlich dem Vierecksproblem beliebig komplexe Hyperflächen approximiert werden.

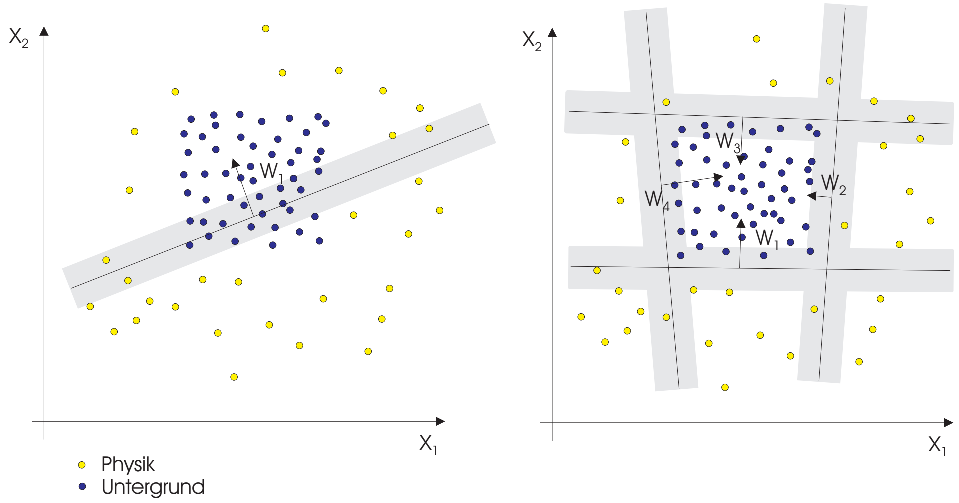

Abbildung 3.4: Lösung eines zweidimensionalen Trennungsproblems. Links ist der Versuch der Selektion mit Hilfe eines versteckten Knotens mit Gewicht w_1, rechts die Lösungs durch vier Trenngeraden (Gewichte w_1 bis w_4).

3.5 Der Backpropagation Algorithmus

Offensichtlich ist der Ausgabevektor der Aktivierungsfunktion (siehe Gl. 3.7) außer von dem Eingangsvektor noch entscheidend von den erweiterten Gewichtsmatrizen ω und $\tilde{\omega}$ abhängig. Durch wiederholtes Präsentieren von bekannten Musterpaaren $(\vec{x}^\mu, \vec{y}^\mu)$ wird eine Anpassung der einzelnen Gewichte an das gestellte Separationsproblem vorgenommen. Der Vorgang wird als *Training* bezeichnet.

Um eine Klassifikation des Netzes durchführen zu können, wird der Ausgabevektor $\vec{o}$ mit einem Sollausgabevektor $\vec{y}$ verglichen. Auf den beiden Vektoren basierend wird eine Fehlerfunktion definiert:

$$E(\omega, \tilde{\omega}) = \sum_{\mu=1}^{N} \|\vec{y}^\mu - \vec{o}^\mu\|^2. \tag{3.9}$$

Ziel des Lernverfahrens ist es, Netzgewichte zu finden, die die Fehlerfunktion minimieren. Mit Hilfe eines von den zum Training verwendeten Musterpaaren unabhängigen Testdatensatzes wird durch Definition eines Mittelwertes der Fehlerfunktion der Lernerfolg des KNN überprüft.

Eine der am weitesten verbreiteten Lernmethoden für vorwärtsgerichtete Netze ist der Backpropagation Algorithmus. Diese numerische Methode wurde in den siebziger Jahren von verschiedenen Seiten entwickelt, geriet aber sehr schnell wieder in Vergessenheit. Eine breite Anwendung fand der Algorithmus erst wieder 1985 durch McClelland und Rumelhart [31], die ihn in weiten Kreisen

populär machten.
Es handelt sich bei der Methode um ein Gradientenabstiegsverfahren, das eine zuvor definierte Fehlerfunktion in Abhängigkeit von den verwendeten Gewichten zu minimieren versucht. Die Ableitung der Fehlerfunktion muß also in allen Punkten des Gewichtsraumes existieren. Da diese natürlich eng mit der verwendeten Aktivierungsfunktion verknüpft ist, muß auch sie stetig und differenzierbar sein. Aus diesem Grund wird nicht die Heavisidesche Stufenfunktion, sondern in der Regel die in Gl. 3.4 aufgeführte Fermifunktion verwendet.
Wie bei jedem Iterationsprozeß bedarf es einer Festlegung der Startpunkte. Um eventuell auftretende Symmetrien zu vermeiden, werden die Ausgangsgewichte pseudozufällig, aber reproduzierbar, in einem Intervall $[-\xi, \xi]$ initialisiert. Dabei haben theoretische Überlegungen [32] zu folgendem Ansatz geführt:

$$\xi = \frac{3}{\sqrt{n}} \,, \tag{3.10}$$

wobei n die Anzahl der Eingänge eines Knotens darstellt.
Die Anpassung der Gewichte erfolgt zunächst zwischen Ausgabe- und letzter versteckter Schicht. Die Abänderung wird proportional zum Gradienten der Fehlerfunktion mit folgender Formel durchgeführt:

$$\Delta\tilde{\omega}_{jk} = -\eta \frac{\partial E}{\partial \tilde{\omega}_{jk}} + \alpha \Delta\tilde{\omega}_{jk}^{alt} = -\eta \sum_{\mu} \tilde{\delta}_k^{\mu} h_j^{\mu} + \alpha \Delta\tilde{\omega}_{kj}^{alt} \tag{3.11}$$

mit

$$\tilde{\delta}_k^{\mu} = (o_k^{\mu} - y_k^{\mu}) \cdot g'(\tilde{\vec{\omega}}_k \cdot \vec{h}). \tag{3.12}$$

Unter Verwendung der Kettenregel wird nun der Fehlergradient analog obiger Berechnungen, Schicht für Schicht zurückgerechnet. Aus diesem Grund wird das Verfahren Backpropagation genannt. Es ergibt sich für die Änderungen der obersten versteckten Lage:

$$\Delta\omega_{ij} = -\eta \frac{\partial E}{\partial \omega_{ij}} + \alpha \Delta\omega_{ij}^{alt} = -\eta \sum_{\mu} \delta_j^{\mu} x_i^{\mu} + \alpha \Delta\omega_{ij}^{alt} \tag{3.13}$$

mit

$$\delta_j^{\mu} = \sum_{k=1}^{m} \tilde{\omega}_{jk} \delta_k^{\mu} g'(\vec{\omega}_j \cdot \vec{x}). \tag{3.14}$$

Eventuell nachfolgende Schichten werden ebenso behandelt.
Der freie Parameter η, auch Lernparameter genannt, bestimmt die Schrittgröße der Änderung der Gewichtsmatrizen. Einen weiteren Einfluß auf den Algorithmus hat der sogenannte Momentumparameter α. Es wurde zur Verbesserung des urspünglichen Verfahrens eingeführt. Durch den Einfluß des vergangenen Anpassungsschrittes auf den aktuellen sollen flache Regionen der Fehlerfunktion E schneller überwunden und eventuell auftretende Oszillationen vermieden werden. Beide Parameter werden empirisch und problemspezifisch ermittelt. Studien zu den Einflüssen beider Veränderlicher sind in Kapitel 4.6 aufgeführt.

Die Anpassung der Gewichte erfolgt jeweils nach einem Lernintervall. In der Standardform des Backpropagation Algorithmus wird eine Korrektur nach der Präsentation des gesamten Musterdatensatztes durchgeführt. Man bezeichnet diese Form des Lernens *Batch Learning*. Eine weitere Methode ist das *Online Learning*, bei dem die Anpassung nach jeder Datenpräsentation erfolgt. Das Lernintervall (Epoche) ist in beiden Fällen gleich der Anzahl der Trainingsdaten.

3.6 Feedforward Netze als Trigger

Dreilagige künstliche neuronale Netze werden im H1-Experiment auf der zweiten Triggerstufe zur Zurückweisung von Untergrund verwendet. Da es bei dieser Problemstellung nur darum geht, eine Entscheidung für oder gegen ein Ereignis zu treffen, wird nur ein Ausgabeknoten benötigt. Um eine klare Aussage zu erhalten, wird der Netzausgabewert mit einer als *Cut* bezeichneten Zahl verglichen. Ist der Ausgabewert größer als der des Cuts, wird das Ereignis als Physikklasse eingestuft, fällt der Wert kleiner aus, wird es als Untergrund verworfen. Zur Verdeutlichung der Aussage ist in Abb. 3.5 eine Netzausgabeverteilung der Physik- und Untergrundklasse dargestellt. Die physikalischen Ereignisse sollen den Zielwert 1, diejenigen der Untergrundklasse sollen den Wert 0 erhalten. Setzt man im Beispiel der Abb. 3.5 den Cut auf 0,59, so werden 64% der Physik- und 85% der Untergrundereignisse richtig klassifiziert.
Durch Verschiebung des Schnittes, können die Anteile der richtig klassifizierten Ereignisse variiert werden. Das Verhältnis von richtig klassifizierten zu allen Physik- bzw. Untergrunddaten, nennt man Effizienz (ε_P bzw. ε_U). Werden die beiden Effizienzen in Abhängigkeit des Schnittes gegeneinander aufgetragen, erhält man den sogenannten Effizienzplot. Er ist charakteristisch für die Leistungsfähigkeit des Netzes und wird zur Bewertung herangezogen. Je weiter sich die Kurve einem Quadrat der Kantenlänge eins anpasst, desto besser das Netz. Ideal wäre eine Untergrundreduktion von nahezu 100% bei einer ebenso hohen Physikeffizienz. Hier würde der Graph eine fast exakte Rechtecksstruktur ausfüllen.
Die Ratenreduktion $\mathcal{R}$ eines Netzes wird durch die Untergrundeffizienz durch

$$\mathcal{R} = \frac{1}{1-\varepsilon_U} \tag{3.15}$$

bestimmt.
Ein weiterer Bewertungsansatz des KNN ist der quadratische Fehler auf den Test- und Trainingsdaten. Da dieser aufgrund der unterschiedlichen Anzahl N der Trainingsmuster keinen plausiblen Vergleich mehrerer Netze liefert, wird der mittlere quadratische Fehler (mean squared error)

$$MSE_{Train} = \frac{1}{N}\sum_{\mu=1}^{N} \|\vec{y}^{\mu} - \vec{o}^{\mu}\|^2 \tag{3.16}$$

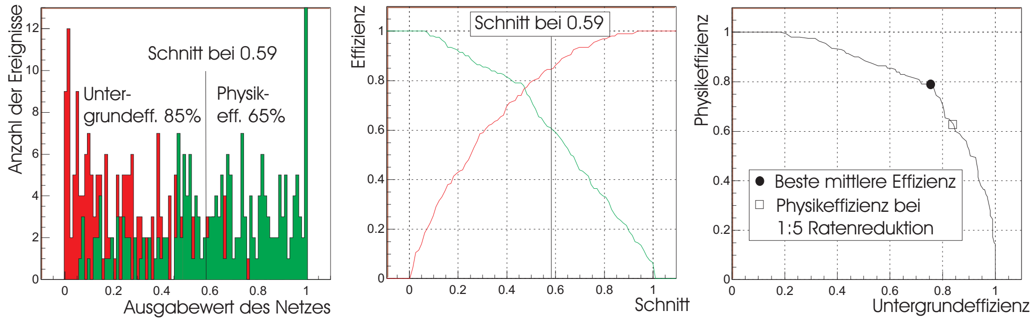

Abbildung 3.5: Veranschaulichung der Klassifizierung.

für Bewertungskriterien bevorzugt.
In dieser Arbeit wurde die beste mittlere Effizienz als ein weiteres Kriterium zur schnellen Beurteilung verschiedener Netzwerke verwendet. Sie wurde als maximaler Mittelwert aus Physik- und Untergrundeffizienz definiert:

$$BME = max\left(\frac{\varepsilon_P + \varepsilon_U}{2}\right). \tag{3.17}$$

Allerdings sollte hierbei der der statistische Fehler bei einem Vergleich in Betracht gezogen werden. Er läßt sich mit Hilfe der Binominalverteilung zu

$$\sigma(BME) = \sqrt{\frac{p(1-p)}{N-1}} \tag{3.18}$$

abschätzen. Offensichtlich ist er abhängig von der verwendeten Anzahl N der Trainingsereignisse und der festen Wahrscheinlichkeit p, mit der BME korrekt klassifiziert.

3.7 Implementierung auf der zweiten Triggerstufe

Die eigentlichen neuronalen Algorithmen sind auf einem industriell gefertigten Parallelprozessor (CNAPS[2]) implementiert. Dieser bildet zusammen mit dem sogenannten **D**ata **D**istribution **B**oard (DDB) eine der zwölf Triggerboxen in dem parallelen System des L2-Neuro-Triggers. Da der Trigger für allgemeine Entscheidungen einsetzbar ist, wird eine Vorverarbeitung der Netzeingabegrößen aufgrund der zeitlichen Limitation nötig. Die DDB übernimmt diese Aufgabe, indem sie leichte Berechnungen und die Selektion der Eingangsvariablen durchführt.

[2]**C**onnected **N**etwork of **A**daptive **P**rocessor**S**

Die Hardware
Die neuronalen Netze sind auf L2 auf speziellen Parallelprozessoren, integriert in eine CNAPS/VME-Karten, implementiert, die zusammen mit einer DDB eine Triggerbox [33] ergeben. Auf jeder CNAPS-Karte befinden sich 64 Prozessoren (Processor Nodes, PN), die die Neuronen der Netze präsentieren. In einem PN ist 4 kByte lokaler Speicher für Look-Up-Tables und Gewichtstabellen verfügbar. Außerdem werden die Berechnungen für die Netzentscheidung in Festkommaarithmetik durchgeführt. Sie sind mit einer Frequenz von 20,8 MHz getaktet. Da die Transferfunktion in Look-Up-Tables tabelliert ist und ein Multiplikations-Addier-Schritt einer Vektormatrix zur Berechnung verwendet wird, kann eine Multiplikation pro Taktzyklus durchgeführt werden. Dadurch steigt die Rechenzeit nur linear und nicht quadratisch mit der Anzahl der Knoten, was einen enormen Zeitvorteil gegenüber sequentiellen Prozessoren erbringt. Ein Feedforward-Schritt eines $64 \times 64 \times 1$ Netzes benötigt 166 Taktzyklen oder $8,6\ \mu$s.
Der Datentransfer zu und von dem CNAPS erfolgt über die DDBs (siehe Abb. 3.6). Durch den 128 Bit breiten L2-Bus, der in 8 Subbusse zu je 16 Bit aufgeteilt ist, werden die Detektorinformationen an die zweite Triggerstufe geleitet. Dort werden sie von einem PQZP[3] Receiver aufgenommen und an die DDB weitergegeben. Diese führt eine einfache Vorverarbeitung der Daten wie Selektion spezifischer Detektorinformationen, Bilden von Bitsummen oder Abbildungen Byte $\rightarrow$ Byte mit Hilfe von Tabellen durch. Eine DDB besteht aus einer Mutterplatine und vier Tochterplatinen. Die Mutterplatine ist für Konfiguration und Kommunikation zwischen VME-Bus und dem CNAPS zuständig, die Tochterplatinen übernehmen die Aufgabe der Datenselektion und -aufbereitung je zweier L2-Subbusse.

Die Offline-Software
Das Training der verwendeten Netzwerke findet nicht direkt auf auf der zweiten Triggerstufe mit aktuellen Daten statt, sondern wird *offline* mit Hilfe einer Programmkette (Trainingskette) durchgeführt. Es soll hier nicht näher auf die einzelnen Teile des Trainingsablaufes eingegangen werden, da dies später in Abschnitt 4.1, an geeigneterer Stelle geschieht.

[3] **P**arallel **Q**ickbus **Z**ero-suppression **P**rocessor

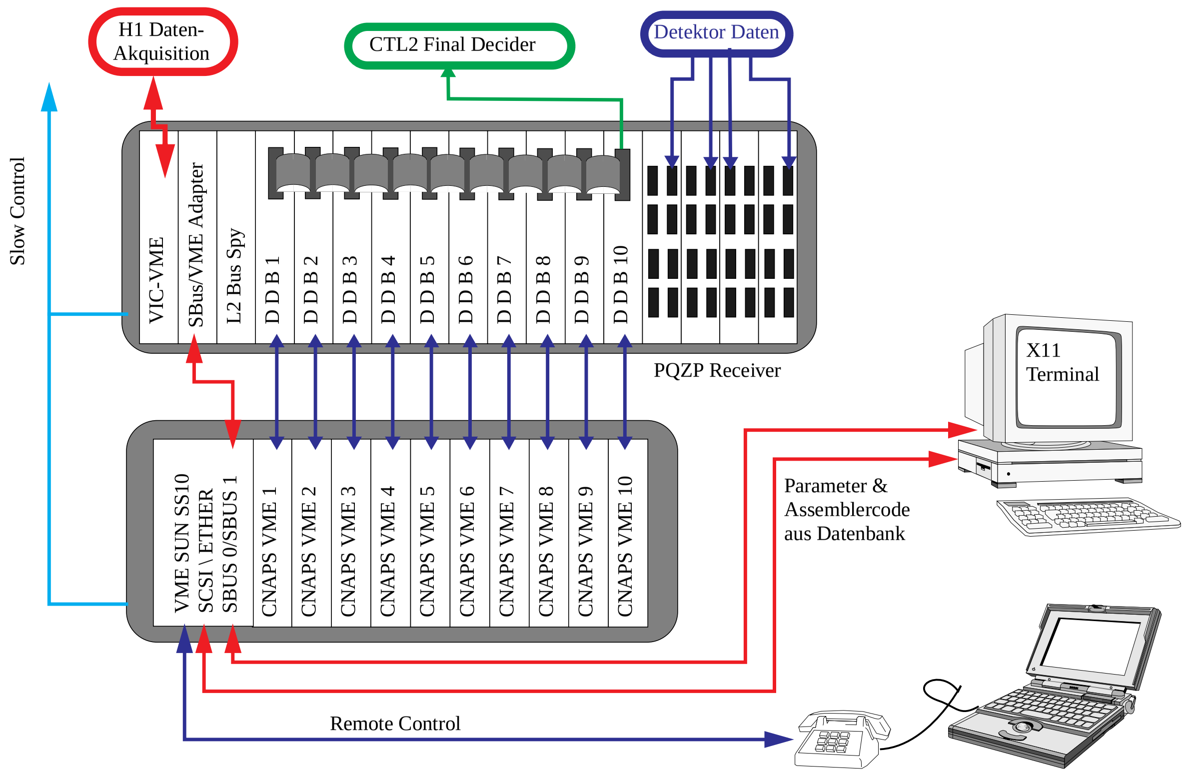

Abbildung 3.6: Die Hardware des neuronalen L2 Triggers.

4 Verbesserung des Triggers für Φ-Mesonen

Für die Analyse von photoproduzierten Φ-Mesonen wurde 1997 im Rahmen einer Dissertation [34] ein spezieller Triggerkanal für diese Ereignisklasse entwickelt. Der Trigger umfaßt zwei Teile, auf der ersten Stufe L1 einen Subtrigger („S68“) und auf L2 ein neuronales Netzwerk, die zusammen eine effiziente Datenauswahl treffen sollten.
Die Hauptschwierigkeit der Entwicklung des neuronalen Netzes war die damals vorhandene geringe Statistik der Trainingsdaten. Bei der Photoproduktion entweicht das gestreute Elektron vom Detektor ungesehen im Strahlrohr. Die einzigen Spuren im Akzeptanzbereich des Detektors sind die der beiden geladenen Kaonen[1]. Diese sind im Detektor auf dem Triggerniveau nur schwer zu identifizieren, da die beiden Teilchen einen geringen Impuls von 127 MeV/c im Ruhesystem des Φ-Mesons aufgrund ihrer, im Vergleich zum Φ relativ hohen, Masse haben. Zum Zeitpunkt der Selektion der Trainingsdaten war kein vergleichbarer Subtrigger im Einsatz, der speziell diese Ereignisse selektierte. Das bedeutete zum einen eine sehr niedrige Statistik und zum anderen, daß aufgrund der eher zufälligen Selektion durch nicht auf dieses spezifische Problem optimierte Trigger, Differenzen bei den Trainings- und den tatsächlich dem Netz später vorgelegten Daten erwartet werden.
Im Rahmen dieser Arbeit wurde ein Retraining des Netzes aus [34] vorgenommen. Es lagen für das Training Daten aus dem Jahr 1999 vor. Aufgrund der bisher sehr guten Luminositätsbedingungen, dem schon vorhandenen Netz und dem seit diesem Jahr neu laufenden L4-Finder ([35], siehe 4.4), konnte die Statistik der Trainingsdaten deutlich verbessert werden. Dadurch konnten weitere Eingangsvariablen für das Netz eingeführt werden, die eine bessere Trennung der Physik- und Untergrundklasse zur Folge haben. Außerdem konnte der Subtrigger S68 der Datenselektion zugrunde gelegt werden und eine weitere Verbesserung der Trainingsvoraussetzungen schaffen.

Zunächst wird eine knappe Beschreibung des technischen Ablaufs der Trainingskette gegeben. Nach der Beschreibung der Subtriggerbedingung auf L1 und den Eigenschaften des bisherigen Netzes in der Triggerbox 1 (TB1) wird sich der nächste Abschnitt mit der Datenselektion der Trainingsdaten befassen. Darauf folgt die Auswahl der Eingangsvariablen für das KNN und letztendlich einige Paramterstudien für die Entwicklung des neuen Netzes.

[1] Der dominante Zerfall des Φ-Mesons ist $\phi \rightarrow K^+K^-$, siehe auch Abschnitt 2.2.3.

4.1 Die Trainingskette

Wie im vorherigen Kapitel schon erwähnt, werden die neuronalen Netze bevor sie in Hardware umgesetzt werden und zum Einsatz kommen, für das jeweilige Problem offline trainiert. Die Entwicklung der Netze erfolgt mit Hilfe einer Reihe von Software-Programmen, die hier im einzelnen näher vorgestellt und erläutert werden sollen. Ausführlichere Beschreibungen der Software und des genauen technischen Trainingsablaufes finden sich unter [36]. Grundsätzlich können zwei verschiedene Traingssoftwarepakete verwendet werden. Zum einen gibt es die Möglichkeit auf dem CNAPS-Parallelrechner selbst zu trainieren oder ein Trainingsprogramm ASPIRIN/MIGRAINES [37] für herkömmliche skalare Prozessoren (UNIX-Workstations) zu benutzen. In dieser Arbeit wurde nur mit der Software von ASPIRIN gearbeitet, Studien zum Training an CNAPS-Rechnern sind in [38] zu finden.
Bevor die Trainingskette gestartet werden kann, muß eine Auswahl der Trainingsdaten erfolgen. Der Auswahl können entweder reale Daten aus den vergangenen Datennahmeperioden oder simulierte Ereignisse zugrunde liegen, wobei die Simulation durch ein Monte-Carlo-Verfahren verwirklicht ist. Zunächst wird die gewünschte Ereignisklasse mit einem „Physik-Generator“, der aus dem Anfangszustand (ep) mit Hilfe geeigneter Matrixelemente einen Endzustand mit Teilchen definiert, erzeugt. Diese werden gesammelt in eine Datei weggeschrieben. Darauf wird ein Simulations- und Rekonstruktionsprogramm angewandt, das die Reaktion der Teilchen in den einzelnen Detektorkomponenten simuliert und anschließend die Daten rekonstruiert, so daß die Daten gleiches Format (DST[2]) wie die auf Band weggeschriebenen Realdaten besitzen.
Die Leistungsfähigkeit des Netzes in Bezug auf die Selektionsfähigkeit wird entscheidend durch die physikalischen Bedingungen, die an die Trainingsdaten gestellt werden geprägt. Deshalb ist der folgende Schritt einer der wichtigsten im Trainingsablauf, denn in ihm erfolgt die Auswahl der für das Training relevanten Ereignisse aus den Gesamtdatensätzen. Die Datensätze im DST-Format werden mit Hilfe des Programms *phiphan* in ein n-Tupel im hbook-Format geschrieben. Dabei werden nicht nur die direkten Detektorgrößen, sondern auch neue durch Integration und Verknüpfung entstandene Größen berechnet und in einem, für die Auswertung benötigten Programm leserlichen Format festgehalten. Innerhalb des Programms kann nun mit Makros jedes Ereignis auf seine Eigenschaften hin geprüft werden und bei Erfüllung der Selektionskriterien Run- und Eventnummer in eine Datei geschrieben werden.

Selnetsim

Das Programm dient zum einen der Datenextraktion für das Netzwerktraining aus den vorhandenen Dateiformaten (DST, POT[3], Rawdata), zum anderen

[2]**D**ata **S**ummary **T**ape
[3]**P**hysics **O**utput **T**ape

hat es die Aufgabe, die Eingangsgrößen für das neuronale Netz zu liefern. Die Anwendung [39] des Programms liefert als Ausgabe sogenannte NEV[4]- Dateien, die die Formatbeschreibungen und alle Daten der Eventvektoren enthalten.

Mixer

Die Aufgabe des Mixers [40] ist die Erzeugung von Trainigs- und Testdateien. Darin werden Physik- und Untergrunddaten in einem festzulegendem Verhältnis gemischt und in drei Dateien im gewünschte Format (ASPI für das Training mit Aspirin oder BP für das Training an den Parallelrechnern) ausgegeben. Eine Ausgabedatei mit gemischten Physik- und Untergrunddaten ist für den Trainer und je eine Datei mit Physik- bzw. Untergrundereignissen zum Testen des Netzwerkes für das Programm des Testers bestimmt. Außerdem wird eine Auswahl von L2-Eingangsvariablen angegeben, die für das Netztraining physikalisch relevant sind.
Um eine sinnvolle Auswahl der Eingabegrößen der Netze zu treffen, werden mitunter hbook-Dateien produziert, mit denen ein Vergleich der Physik- bzw. Untergrundverteilungen in Bezug auf einzelne Variablen möglich ist.

Trainer

Mit Hilfe des Programms *Trainer* [37] wird das eigentliche Netztraining, d. h. die Anpassung der Gewichte durch den Backpropagation Algorithmus vorgenommen. In einem sogenannten Steering-File, das dem eigentlichen Programm die veränderlichen Parameterwerte übergibt, werden Anzahl der versteckten Knoten, Lernparamter, Momentum, Anzahl der zu trainierenden Epochen und die gewünschten L2-Eingangsvariablen angegeben.
Für die Festlegung der Parameter existieren keine festen Regeln. Sie müssen bei jeder neuen Problemstellung empirisch ermittelt werden. Als Richtlinie können höchstens Erfahrungswerte aus vergangenen Trainingszyklen dienen.

- Die Anzahl der Eingangsvariablen hängt von der Problemstellung ab. Generell sollten die Verteilungen Unterschiede zwischen Untergrund und Physik aufweisen, um eine optimale Trennung zu ermöglichen. Dies bedeutet jedoch nicht, daß Variablen, die eine sehr ähnliche Verteilung bei Physik und Untergrund besitzen, nicht relevant für die Entscheidungsfähigkeit des Netzes wären, denn es können Relationen zwischen einzelnen Variablen bestehen, die nur im hochdimensionalen Raum erkennbar sind. Insgesamt sollte die Zahl der versteckten Knoten nicht die Anzahl der Eingabegrößen überschreiten.

- Die Anzahl der verwendeten Trainingsdaten sollte mindestens das zehnfache der Anzahl der Gewichte sein, wobei sich diese aus der Summe der Anzahl der Inputvariablen plus eins (*Schwellenwertknoten*), multipliziert mit der Anzahl der Knoten und der Anzahl der Knoten plus eins, multipliziert mit der Anzahl der Ausgangsknoten zusammensetzt:

[4]**N**ew **E**vent **V**ector

$n_{Traindaten} > 10 \cdot n_{Gewichte}$ und $n_{Gewichte} = (n_{Inputvariablen} + 1) \cdot n_{Knoten} + (n_{Knoten} + 1) \cdot n_{Ausgangsknoten}$.
Eine geringere Anzahl von Trainingsdaten würde sehr rasch zu einem Auswendiglernen der Daten führen (*Overtraining*).

- Der Wert des Lernparameters η liegt für sinnvolle Trainings zwischen 0,0001 und 0,1. Da der Lernparameter die Schrittgröße der Änderung der Gewichtsmatrizen bestimmt (Gl. 3.13), führen größere Werte zu Oszillationen um das Minimum der Fehlerfunktion (Gl. 3.16), so daß das Minimum in der Regel nie erreicht wird.

- Das Momentum α hat nach den Erfahrungen innerhalb dieser Arbeit keinen gravierenden Einfluß auf das Netztraining.

Um die optimalen Gewichtsparameter herauszufinden, ist es unerläßlich, eine Reihe von Trainings durchzuführen und die resultierenden Netze miteinander zu vergleichen. Neben den Dateien mit den Gewichten wird auch eine hbook-Datei produziert, in der die mittleren quadratischen Fehler in Abhängigkeit von der Epoche (Fehlerkurve) eingetragen sind. Mit Hilfe der Fehlerkurven kann man einen guten Eindruck über das Trainingsverhalten der einzelnen Netze gewinnen. Eine Aussage über die Tauglichkeit kann mit den Lernkurven allein jedoch noch nicht getroffen werden. Deshalb ist es sinnvoll weitere aussagekräftige Kriterien heranzuziehen:

- Ausgabe des mittleren quadratischen Fehlers (siehe Gl. 3.16).

- Um die Ausgangsrate der zweiten Triggerstufe bzw. den Prescale auf der Ausgangsrate des Netzes gering zu halten, sollte durch das Netz eine Untergrundreduktion von mindestens 80% erreicht werden. Deshalb ist es sinnvoll den Verlauf der Physikeffizienz bei einer Untergrundreduktion von 80% während des gesamten Trainings zu beobachten.

- Physikeffizienz bei einer Untergrundreduktion von 80% bei der letzten Trainingsepoche.

Mit Hilfe dieser Kriterien und den oben erwähnten Fehlerkurven der einzelnen Netze, kann eine sinnvolle Vorauswahl getroffen werden.

Tester
Die Leistungsfähigkeit eines Netzes wird mit dem Tester [41] bestimmt. Dazu wird ein von den Trainingsdaten unabhängiger Satz von Testdaten präsentiert und die jeweilige Netzentscheidung dokumentiert. Um eine Beurteilung durchführen zu können, werden die in Abb. 3.5 (Abschnitt 3.6) dargestellten Diagramme herangezogen. Eine Erläuterung der Darstellungen und Beurteilungskriterien erfolgte ebenfalls in Abschnitt 3.6.

Nach dem Durchlaufen der Trainingskette stehen die Netzparameter in Form von Gewichten in Fließkommazahlen fest. Die Implementierung auf den Parallelrechnern im L2NN erfordert eine Darstellung in Festkommaarithmetik. Deshalb muß zuvor noch eine Umrechnung stattfinden. Bei dem Training mit dem Softwarepaket für den CNAPS ist dieser Schritt nicht erforderlich. Die Netze können hier sofort nach Festlegung eines Reduktionsfaktors und dem damit verbundenen Schnitt in Hardware auf der zweiten Triggerstufe umgesetzt werden.

4.2 Die L1-Bedingung

Bevor die Ereignisse zur zweiten Triggerstufe geleitet werden, findet eine Selektion auf der ersten Triggerebene statt. Ein Subtrigger trifft eine positive Entscheidung, wenn eine bestimmte Kombination von L1-Triggerelementen erfüllt ist.
Für die verschiedenen Physikklassen sind eigens darauf zugeschnittene Subtrigger entworfen worden. Speziell für die Physik der Photoproduktion von Φ-Mesonen wurde der S68 entwickelt und ist seit Ende der Datennahmeperiode 1996 aktiviert. Folgende Bedingungen sind im S68 gefordert:

```
(DCRPh_Ta&&zVtx_Cls&&!FwdMu_Fwd_Vtx&&LAR_IF&&Topo_Mult==2)&&BGVETO.
```

Die logischen Verknüpfungen entsprechen der C-Syntax[5].

- **DCRPH_Ta**: **D**rift **C**amber **r** ϕ **T**rack trigger [42].
  Mindestens eine Driftkammerspur, projeziert in die rϕ-Ebene wird erkannt. Wegen der Konzeption der Triggermasken für Spuren mit einem Transversalimpuls $p_t > 400$ MeV/c müssen hohe Einbußen der Effizienz in Kauf genommen werden. Ohne das Triggerelement würde aber der Subtrigger eine zu hohe Ausgangsrate erzeugen.

- **zVtx_Cls**: **zV**ertex **Clus**ter trigger [43].
  Die Spursignale der Proportionalkammern werden auf ein zVertex-Histogramm mit 16 Intervallen im Bereich $\pm 43,9$ cm um den Wechselwirkungspunkt abgebildet. Ein Eintrag erfolgt jedoch nur, falls die Signale innerhalb einer Fläche von 16 Bins in der rϕ-Ebene liegen. Hat das Histogramm Einträge in vier benachbarten Bins, so wird ein positives Signal gegeben.

- **FwdMu_Fwd_Vtx**: **F**orward **Mu**on trigger [44].
  Wird in der ersten Lage des Vorwärtsmyonspektrometers ein Signalpaar aufgezeichnet, spricht der `FwdMu_Fwd_Vtx` an. Da man im Vorwärtsbereich des Detektors keine Signale diffraktiver Φ-Ereignisse erwartet, wird der Trigger effektiv als Untergrundveto verwendet.

[5] `&&` : UND, `!` : NICHT, `==` : GLEICH

- **LAr_IF==0**: **L**iquid **Ar**gon **I**nner **F**orward trigger [14].
  Der Trigger des Flüssig-Argon-Kalorimeters bildet unter anderem Energiesummen in Bereichen des Polarwinkels θ. Die Bedingung `LAr_IF==0` verlangt eine Gesamtenergie unter 2 GeV.

- **Topo_Mult==2**: **Topo**logic trigger [14].
  `Topo_Mult==2` verlangt genau zwei Proportionalkammerspuren.

- **BGVETO**: **B**ack**g**round **Veto** Trigger.
  Durch Bedingungen an die zeitliche Struktur der Ereignisse können entweder das Flugzeitsystem oder andere Trigger mit sehr hoher Zeitauflösung eine sehr präziese Unterscheidung zwischen ep-Kollisionen und Strahl-Gas-Untergrund treffen. Diese Vetobedingung wird von allen L1-Subtriggern zur Ratenreduktion verlangt.

Weniger harte Bedingungen des Subtriggers lassen sich aufgrund des übermäßig ansteigenden Untergrundes und der damit verbundenen L1-Ausgangsrate nicht realisieren. In Abb. 4.1 ist die Effizienz für photoprodu-

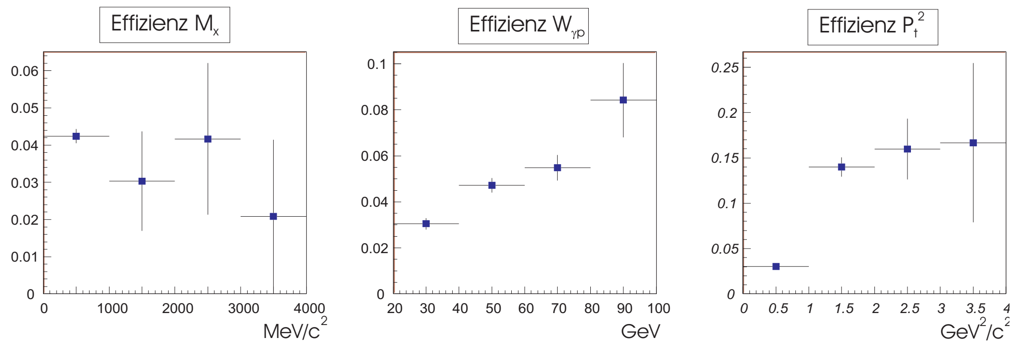

Abbildung 4.1: Die Effizienz des Subtriggers 68 in Bezug auf die Variablen M_X, $W_{\gamma p}$ und p_t^2.

zierte Φ-Mesonen (Analyse-Schnitte siehe Abschnitt 4.4) des Subtriggers S68 in Abhängigkeit der invarianten Masse des hadronischen Endzustandes M_X, der Photon-Proton-Schwerpunktsenergie $W_{\gamma p}$ und des Transversalimpulses p_t^2 dargestellt. Erkennbar ist die starke Ineffizienz in allen drei Variablen. Besonders auffallend ist die geringe Effizienz des Subtriggers bei Werten kleiner 1 GeV^2/c^2 von p_t^2. Diese Ineffizienz ist hauptsächlich auf die Triggerbedingung `DCRHPh_Ta` zurückzuführen, da ein sehr hoher Transversalimpuls gefordert wird. Desweiteren werden photoproduzierte Ereignisse durch die Forderung `Topo_Mult==2` verworfen, da bei sehr vielen Ereignissen die Spuren der beiden Kaonen sehr nahe zusammenliegen, so daß nur eine Maske an Stelle der in der Subtriggerbedingung geforderten zwei anspricht.

4.3 Eigenschaften des bisher auf L2 implementierten Netzes

Der Ausgangspunkt für das Netztraining innerhalb dieser Arbeit war das bis Ende April 1999 auf der Triggerbox 1 (TB1) installierte Netzwerk zum Triggern photoproduzierter Φ-Mesonen [34]. Aus diesem Grund sollen in diesem Abschnitt die Eigenschaften des bisherigen Netzes vorgestellt werden.
Da zum Zeitpunkt des damaligen ersten Netzwerktrainings noch keine Ereignisse mit elastischer Photoproduktion von ϕ-Mesonen zur Verfügung standen, wurden für das Netzwerktraining Zweispurereignisse mit Φ-Kandidaten zu Beginn der Datennahmeperiode 1996 ausgewählt, die ein gestreutes Elektron im SpaCal aufwiesen und die wesentlichen Bedingungen des Subtriggers S68 erfüllten. Zur Unterdrückung von Untergrund wurde die Bedingung $m_{K^+K^-} < 1,1$ GeV an die invariante Masse des K^+K^--Systems gestellt.
Als Trainingsereignisse für den Untergrund wurden Daten eines speziellen Runs verwendet, in dem nur S68 aktiv war („L4-transparent Run"). Demzufolge ist die statistische Zusammensetzung der Daten die gleiche, wie sie das Netz auf der zweiten Triggerstufe zu sehen bekommt.
Um einen großen Bereich des Parameterraumes abzudecken, wurde der Trainingsdatensatz so groß wie möglich gewählt. Die zum Training verwendeten Datensätze sind in Tabelle 4.1 aufgelistet.

Klasse	# Training	# Test	Beschreibung
Physik (Daten)	900	200	Zwei Spuren mit $m_{K^+K^-} < 1,1$ GeV und „S68-Ersatz"
Untergrund (Daten)	900	500	L4-transparent mit S68

Tabelle 4.1: Für das bisherige Netz verwendete Traingsdatensätze.

Als Eingabevariablen des neuronalen Netzes wurden die in Tabelle 4.2 erläuterten Größen gewählt. Die Verteilungen dieser Eingabevariablen und weiterer, die später verwendet wurden, sind in Abb. 4.2 dargestellt.
Durch Parameterstudien wurde die erfolgreichste Parameterkombination (Auflistung in Tabelle 4.3) ermittelt.
Das Ergebnis des Trainings ist in Abb. 4.3 durch die Untergrund- und Physikverteilung, sowie der Effizienzkurve dargestellt. Das Netz war auf Triggerbox 1 auf dem L2NN seit dem Ende der Datennahmeperiode 1996 mit einem Cut von 0,7 implementiert. Dieser Cut entspricht einer Untergrundreduktion von 80% bei einer Physikeffizienz von etwa 55%. Die relativ geringe Effizienz kann durch ein erneutes Netztraining mit einer höheren Statistik an Daten und einer Erweiterung der Eingangsvariablen verbessert werden.

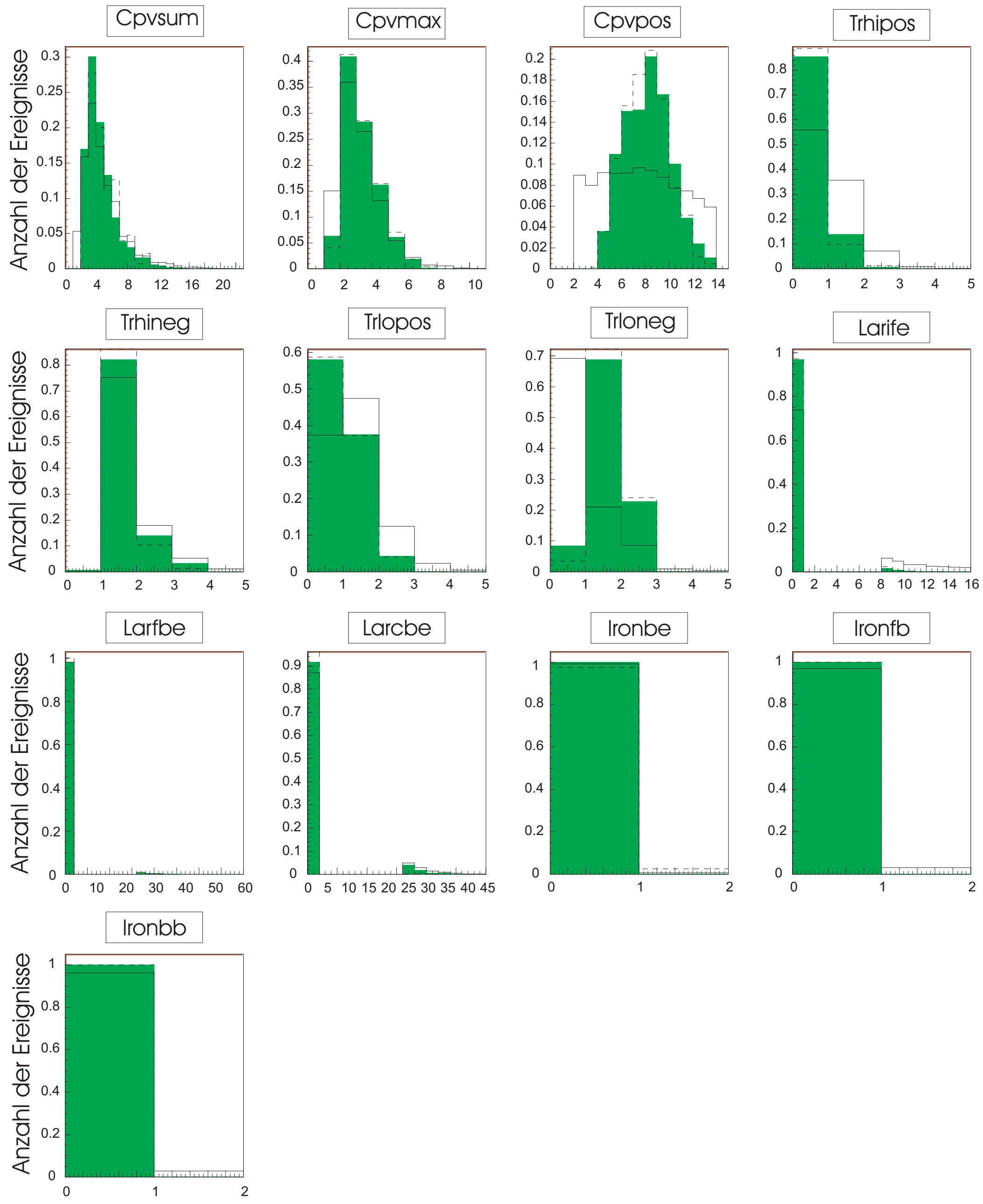

Abbildung 4.2: Verteilung der für das Training verwendeten Eingangsgrößen für Untergrund- (durchgezogene Linie), MC-Daten (gestrichelt) und Realdaten (gefüllte Histogramme).

Trigger	Name	Bedeutung	Wert
`zVtx` (MWPC)	`cpvsum`	Summe aller Einträge im `zVtx` Histogramm	0-255
	`cpvmax`	Wert des Maximums im `zVtx` Histogramm	0-255
	`cpvpos`	Position des Maximums im `zVtx` Histogramm	0-15
`DCRPhi` (CJC)	`trhineg`	# neg. Spuren - hoher Impuls	0-45
	`trhipos`	# pos. Spuren - hoher Impuls	0-45
	`trloneg`	# neg. Spuren - niedr. Impuls	0-45
	`trlopos`	# pos. Spuren - niedr. Impuls	0-45

Tabelle 4.2: Eingabegrößen bisherigen neuronalen Netzwerks für elastische Photoproduktion von Φ-Mesonen.

Parameter	Bezeichnung	Wert
Lernrate	η	0,001
Momentum	α	0,95
Anzahl der versteckten Knoten	n_{hid}	5
Anzahl der trainierten Epochen	-	100

Tabelle 4.3: Netzparameter des bisherigen neuronalen Netzwerks für elastische Photoproduktion von Φ-Mesonen.

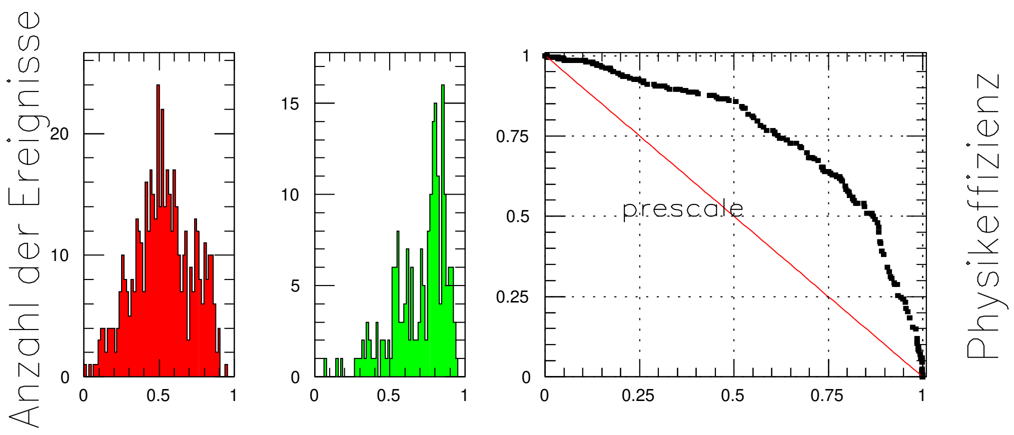

Abbildung 4.3: Untergrund- und Physikverteilungen, sowie die Effizienkurve des bisher implementierten Netzes.

4.4 Die Ereignisselektion

Für das Netztraining ist es notwendig, ein möglichst reines Datensample an Physik- und an Untergrunddaten zu verwenden, um im späteren Einsatz auf L2 eine gute Zuordnung der Ereignisse zu erreichen. Dazu muß eine Datenauswahl vor Beginn der Trainingskette stattfinden, indem sogenannte Schnitte auf die zur Verfügung stehenden Daten angewandt werden. Motiviert werden die Analyseschnitte durch ein typisches $ep \to ep(\Phi \to K^+K^-)$ Ereignis, wie es in Abb. 4.4 dargestellt ist. Man erkennt leicht die zwei Kaonenspuren in der CJC. Deren unterschiedliche Ladung ist in dem Radialschnitt des Detektors zu sehen. Außer den gerade genannten Spuren, existiert im gesamten Detektor kein weiteres Signal, da das Proton im Strahlrohr entkommt und keine weiteren Teilchen bei dieser Reaktion erzeugt werden (elastische Photoproduktion).

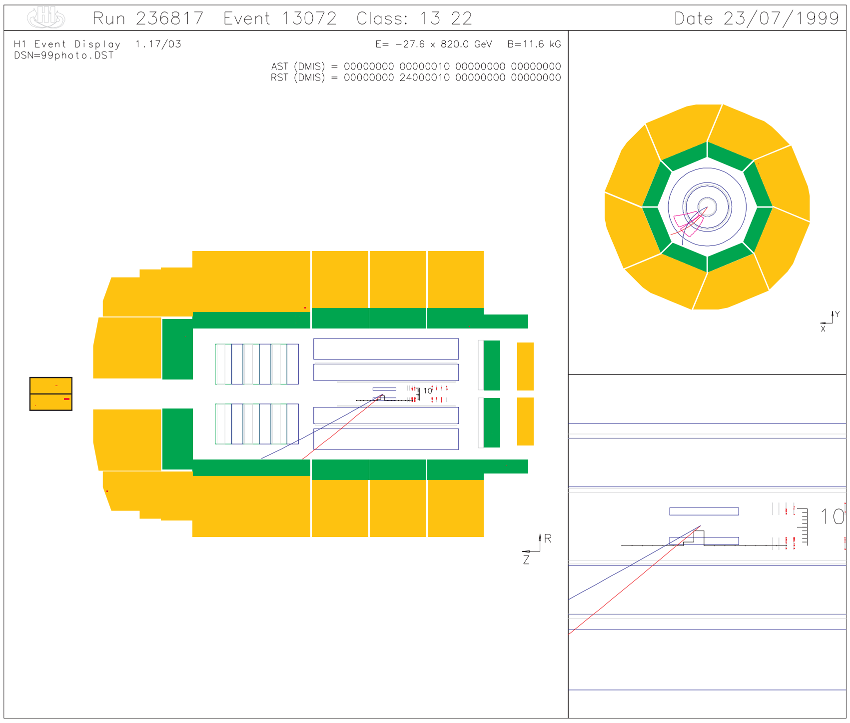

Abbildung 4.4: Darstellung eines typischen Φ-Ereignisses, das alle in diesem Abschnitt beschriebenen Analyseschnitte erfüllt. Die linke Seite zeigt eine Seitenansicht des H1-Detektors, die Abbildung rechts oben einen Blick entlang der Strahlachse in Protonrichtung, rechts unten ist eine Vergrößerung der Seitenansicht im Wechselwirkungspunkt dargestellt. Zusätzlich sind alle ausgelösten Triggermasken eingezeichnet.

Photoproduzierte Φ-Mesonen treten wegen der $\frac{1}{Q^4}$-Abhängigkeit des Wirkungsquerschnittes häufiger auf als die Erzeugung durch Elektroproduktion, jedoch sind zweitere leichter durch das gestreute Elektron im SpaCal zu identifizieren.

Bei der Photoproduktion kann eine Erkennung nur durch die beiden Zerfallskaonen erfolgen, die, noch erschwerend hinzukommend, einen sehr geringen Impuls von 127 MeV/c im Ruhesystem des Φ-Mesons besitzen.
Seit März 1999 ist auf der vierten Triggerstufe ein sogenannter L4-Finder [35] implementiert, der durch einen Algorithmus eine Ereignisselektion speziell für exklusive Φ-Mesonen durchführt. In dieser Zeit konnte eine ausreichende Anzahl photoproduzierter Φ-Mesonen getriggert werde, so daß ein Retraining des bisher verwendeten Netzes erfolgen konnte. Die höhere Statistik erlaubte nicht nur die Selektion von Φ-Kandidaten wie im Training zuvor, sondern eine Anwendung harter Schnitte zur Anreicherung „echter“ Φ-Mesonen [6]. Dadurch konnte das Training mit einem sehr reinen Trainigsdatensatz durchgeführt werden. Zur Veranschaulichung ist in Abb. 4.5 die invariante Masse links ohne Anwendung von Selektionskriterien, rechts unter Verwendung des im Folgenden beschriebenen Schnittes für Photoproduktion dargestellt.

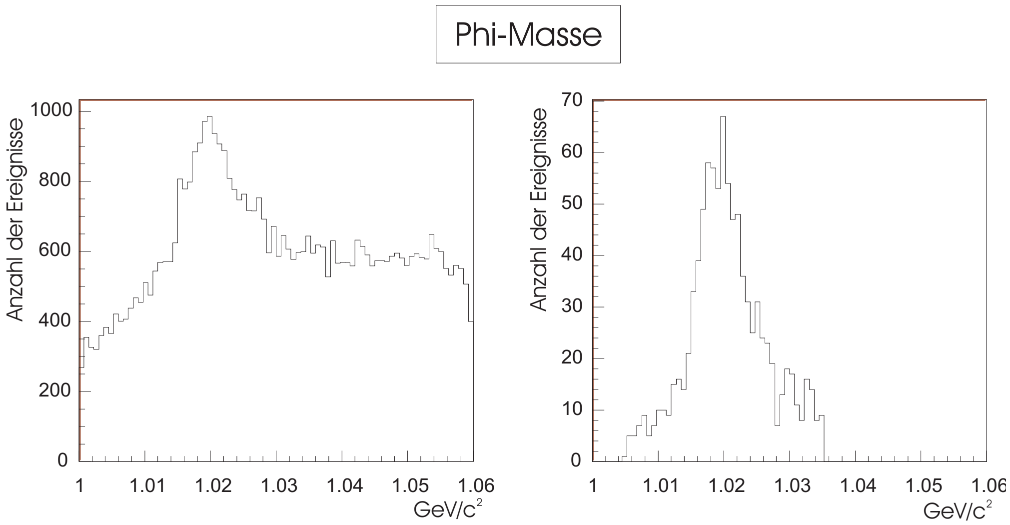

Abbildung 4.5: Invariante Massenverteilung des Φ-Mesons. Die linke Verteilung zeigt die Masse ohne angewendete Schnitte, rechts nach Anwendung der Selektionskriterien für Photoproduktion.

Eine Reihe von grundlegenden Selektionskriterien wurde auf alle Trainings- und Testdatensätze angewandt:

- Das Ereignis wurde vom Subtrigger S68 akzeptiert.
- Es werden genau 2 Spuren mit unterschiedlicher Ladung im Winkelbereich $20° < \theta < 160°$ verlangt.
- Genau zwei Spuren befinden sich im Zentralbereich des Detektors (Winkelbereich $5° < \theta < 168°$, wobei die des eventuell gestreuten Elektrons nicht mitgezählt wird.

[6] Datensätze unter /.h1/h1data7/phi/99/dstdata/sel04/99s04.A01-A171

- Die Energie im Vorwärtsbereich beträgt weniger als 1,0 GeV. Dieser Schnitt verwirft protondissoziative Ereignisse.
- Einschänkung der Masse auf einen kleinen Bereich $|m_{K^+K^-} - m_\Phi| < 15$ MeV/c^2 um den Wert der Φ-Masse.
- Die Wahrscheinlichkeit, daß das erste und das zweite identifizierte Teilchen ein Kaon ist, muß jeweils größer 0,1 sein. Diese wird durch den differentiellen Energieverlust in den Driftkammern errechnet.
- Das Ereignis wurde vom L4-Finder getriggert.

Auf diesen Schnitten aufbauend wurde zur Selektion photoproduzierter Ereignisse für MC- und Realdaten eine kleinere Energiedeposition im SpaCal als 1,0 GeV gefordert. Zur Selektion elektroproduzierter Φ-Mesonen wurde die Bedingung gestellt, daß die Energie des Elektrons im SpaCal größer als 12 GeV ist.

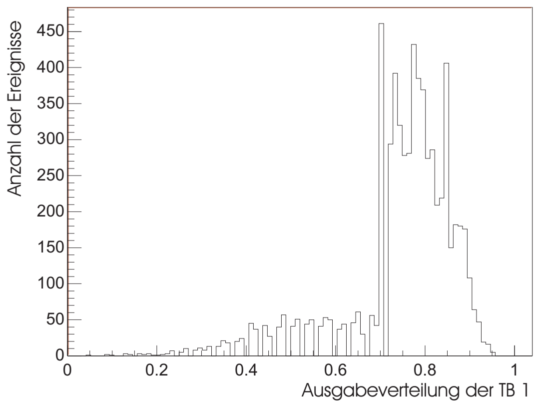

Abbildung 4.6: Ausgabeverteilung der Triggerbox 1 für L4-transparent-Untergrund aus der Datennahmeperiode 1999.

Als Untergrund[7] für das Netztraining wurden Ereignisse aus eigens für Untergrundstudien durchgeführten Runs aus den Jahren 1997 und 1999 entnommen. Für den Untergrund aus dem Jahr 1997 waren die Entscheidungen der beiden Triggerstufen L2 und L4 irrelevant für die Selektion der Daten (L2L4-transparent-runs). Als einzige Bedingung wurde die positive Entscheidung des Subtriggers 68 an die Daten gestellt. Für die Selektion des Untergrundes aus der Datennahmeperiode 1999 standen nur L4-transparent-runs zur Verfügung. In Abb. 4.6 ist die Ausgabeverteilung der Triggerbox 1 für diese Untergrundereignisse dargestellt. Erkennbar ist ein deutlich größerer Anteil an Daten, die eine positive Triggerentscheidung erhalten haben. Um einen von TB 1 unabhängigen Datensatz zu bekommen, wurden alle Ereignisse mit einem Netzausgabewert größer 0,7 mit Hilfe eines Zufallsgenerators auf den erwarteten

[7]Datensätze unter /.h1/h1data7/phi/97/dstdata/l2l4ts68/97l2l4ts68.A00-A10 && /.h1/h1data7/phi/99/dstdata/l2l4t/run232428s68.A00

Anteil herunterskaliert. Ebenfalls wurde der Subtrigger S68 als Bedingung gefordert.
Für die Studien zu den Netztrainings mit Monte-Carlo-Daten wurden ein DiffVM-MC[8] (diffraktives Vektormesonen-Monte-Carlo) in elastischer und protondissoziativer Form verwendet. Für die Datenauswahl werden die gleichen Schnitte wie für den Realdatensatz angewendet.

4.5 Die Auswahl der L2-Eingangsvariablen

Der Auswahl der Eingabegrößen für das Netz liegen die in Tabelle 4.2 aufgelisteten Variablen des bisherigen KNN zugrunde. Zusätzlich wurden noch Größen aus dem Bereich des LAr-Kalorimeters und des zentralen Myonensystems hinzugenommen (siehe Tab. 4.4). Die Triggergrößen des Flüssig-Argon-Kalorimeters und des zentralen Myonsystems sollen als Untergrundveto dienen.

Trigger	Name	Bedeutung	Wert
`LAr_IF`	`larife`	Energie im Inner Forward des LAr	0-255
(LAr-	`larfbe`	Energie im Forward Barrel des LAr	0-255
Kalorimeter	`larcbe`	Energie Central Barrel des LAr	0-255
zentr.	`ironfb`	# getroffener Module im Forward Barrel des Eisenjochs	0-64
Myon-	`ironbe`	# getroffener Module im Backward Endcap des Eisenjochs	0-64
syst.	`ironbb`	# getroffener Module im Backward Barrel des Eisenjochs	0-64

Tabelle 4.4: Neue Eingabegrößen für die Parameterstudien des Retrainings des Netzwerks für elastische Photoproduktion von Φ-Mesonen.

Abb. 4.2 zeigt die Verteilungen der L2-Eingangsvariablen für Physik-, MC- und Untergrunddaten. Offensichtlich kann bei einzelnen Variablen weder bei den MC-Verteilungen, noch bei den Realdaten eine klare Trennung zu den Untergrundereignissen vollzogen werden. Erwartungsgemäß zeigt sich der gravierenste Unterschied bei der Position des Maximums im `zVtx`-Histogramm (`cpvmax`), da die meisten Untergrundereignisse Nicht-*ep*-Kollisionen sind und somit deren z-Komponente des Vertex eine annähernd flache Verteilung aufweisen.

[8] Datensätze unter /.h1/h1data7/phi/97/mc/diffvm10/elas/gensel97del.D10-D12 && /.h1/h1data7/phi/97/mc/diffvm10/pdis/gensel97dpd.D10-D11

Klasse	# Training	# Test
Physik (99 Photoprod.)	750	199
Untergrund (99 L4-transp.)	750	199
Physik (99 Photoprod.)	745	200
Physik (97 Elektroprod.)	300	-
Untergrund (99 L4-transp.)	1050	200
Physik (97 MC elas.)	417 x 2	200
Physik (97 MC protondis.)	820	200
Untergrund (99 L4-transp.)	830	555
Untergrund (97 L2L4-transp.)	830	120

Tabelle 4.5: Für das Netztraining verwendete Datensätze.

Die Eingangsverteilungen von MC- und Realdaten weisen im Rahmen statistischer Schwankungen und Fehlergenauigkeiten keine wesentlichen Unterschiede auf. Bei einem Training mit Realdaten ist das Verhalten des Netzes im Einsatz auf L2, abgesehen von statistischen Schwankungen sicher vorauszusagen. Allerdings stehen dem Training i. allg. nur wenige Trainingsereignisse zur Verfügung. Aus diesem Grund wäre ein Training mit simulierten Physikereignissen von Vorteil. Desweiteren ist keine Abhängigkeit im kinematischen Akzeptanzbereich der Trigger („Bias") bei der Datenselektion gegeben. Es können jedoch Probleme beim Einsatz auf der zweiten Triggerebene durch nicht richtig simulierte Triggersignale auftreten. Aus diesem Grund genügt der eindimensionale Vergleich der Verteilungen noch nicht, um ein mit MC-Daten trainiertes Netz zum Einsatz zu bringen. Zuvor müssen Teststudien mit Realdaten die Leistungsfähigkeit des MC-Netzes gegenüber einem mit Realdaten trainierten Netz bestärken.

4.6 Parameterstudien

Zur Ermittlung des effizientesten Netzes wurden Trainingsdurchläufe mit verschiedenen Werten der Eingangsknoten, der Lernrate und des Momentums (siehe Abschnitt 3.5) durchgeführt. Dabei wurden die in Tabelle 4.5 aufgelistete Anzahl von Trainings- bzw. Testdaten verwendet. Zu den Parameterstudien wurden zusätzlich die im vorherigen Abschnitt beschriebenen Eingabevariablen verändert. Die für das schon existente Netz auf TB1 verwendeten Eingangsvariablen waren in allen Trainingsversuchen implementiert, d. h. nur

Parameter	Bezeichnung	Wert
Lernrate	η	0,01
Momentum	α	0,0
Anzahl der versteckten Knoten	n_{hid}	8
Anzahl der trainierten Epochen	-	206

Tabelle 4.6: Parameter für das mit photoproduzierten Realdaten durchgeführte effizienteste Netztraining.

innerhalb der neu hinzugenommenen Werte wurde experimentiert.

4.6.1 Training mit Realdaten

Für das Netztraining mit Realdaten wurden zwei Studien mit verschiedenen Datensätzen durchgeführt. Dem einen Training wurde eine Auswahl von photoproduzierten Φ-Mesonen zugrunde gelegt, dem anderen eine Mischung von photoproduzierten und elektroproduzierten Ereignissen im Verhältnis $2,5:1$. Die verwendeten Schnitte wurden bereits in Abschnitt 4.4 beschrieben.

Training mit einem Datensatz reiner Photoproduktion
Mit Hilfe des auf L4 neu implementierten L4-Finders konnte ein relativ großer Datensatz an photoproduzierten Φ-Mesonen (siehe Tabelle 4.5) gewonnen werden. Deshalb wurde als erster Schritt ein Netztraining mit reinen Photoproduktionsereignissen und Untergrund aus der Datennahmeperiode 1999 durchgeführt. Folgende Eingangsgrößen erwiesen sich als erfolgreichste Kombination (Verteilungen siehe Abb. 4.2):

```
cpvsum, cpvmax, cpvpos,
trhineg, trhipos, trloneg, trlopos,
larife, larfbe, larcbe,
ironbb.
```

Die Werte der verwendeten Netzparameter sind in Tabelle 4.6 aufgeführt, die nach umfangreicher Variation als optimal ermittelt wurden.
Der Test des Netzes mit einem vom Training unabhängigen Satz photoproduzierter Φ-Mesonen zeigte eine deutliche Verbesserung der Trennung von Physik und Untergrund gegenüber der TB1. In Abb. 4.7 sind die Verteilungen von Untergrund und verschiedenen Physik-Testdatensätzen, sowie die Untergrund- gegen die jeweiligen Physikeffizienz aufgetragen. Bei einer Untergrundreduktion von 80% ergibt sich eine Physikeffizienz auf Photoproduktionsereignissen von etwa 94%. Eine ausführlichere Analyse der

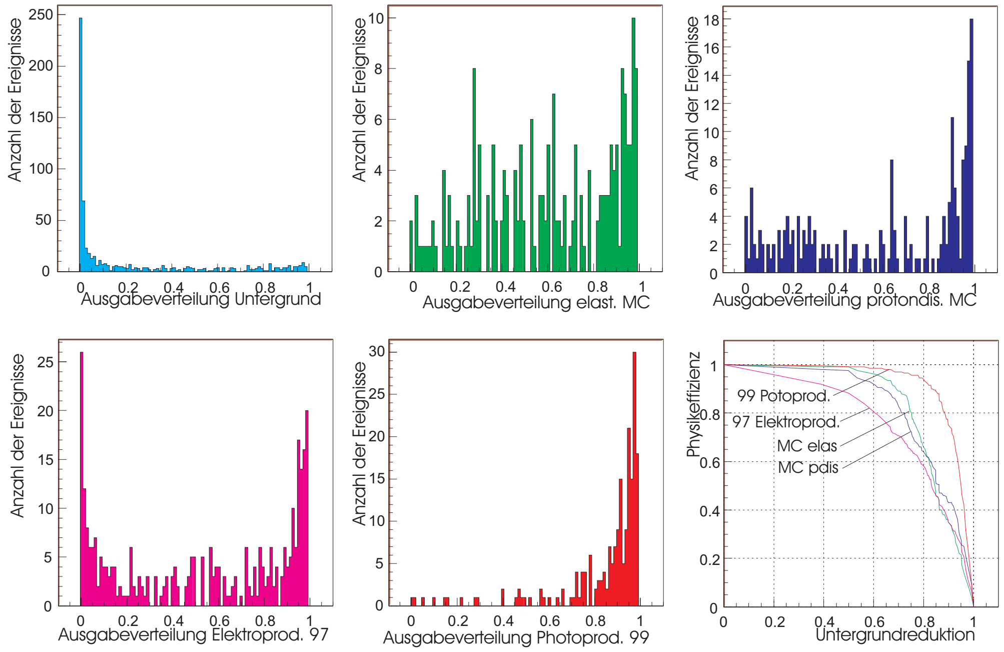

Abbildung 4.7: Ausgabeverteilungen und Effizienzkurve des mit Photoproduktion trainierten Netzes.

Testergebnisse erfolgt in Abschnitt 4.7.

Der erste Eindruck läßt eine deutliche Verbesserung gegenüber dem herkömmlichen Netz vermuten. Es muß jedoch in Betracht gezogen werden, daß alle Trainingsereignisse der Physikklasse bei der Datennahme schon durch die Triggerbox 1 auf L2 und den L4-Finder getriggert wurden. Somit wird dem Netzwerk während des Trainings die Aufgabe der Trennung deutlich erleichtert, da ihm hauptsächlich signifikante Ereignisse vorgestellt werden. Die Annahme liegt nahe, daß das mit diesem Datensatz trainierte Netz dennoch Einbußen in der Effizienz im Einsatz auf der zweiten Triggerstufe haben könnte. Aus diesem Grund wurde durch Beimischung von elektroproduzierten Φ-Mesonen im Trainingsdatensatz das Selektionsproblem für das Netz erweitert und zusätzliche Trainingsdurchläufe durchgeführt.

Training mit einem Datensatz elektro- und photoproduzierter Φ-Mesonen

Für den Trainingsdatensatz, bestehend aus elektro- und photoproduzierten Φ-Mesonen ergaben die in Tabelle 4.7 aufgeführten Parameterwerte mit den gleichen Eingangsvariablen wie dem mit reiner Photoproduktion trainierten Netzes, das beste Trainingsergebnis. Die Testergebnisse für Photoproduktion sind in Abb. 4.8 dargestellt. Wie zu erwarten liegt die Effizienzkurve für Photoproduktion etwas unter der des nur mit Photoproduktion trainierten Netzes. Weitere Tests mit unabhängigen Datensätzen werden in Abschnitt 4.7 vorgestellt und ausgewertet.

Parameter	Bezeichnung	Wert
Lernrate	η	0,003
Momentum	α	0,0
Anzahl der versteckten Knoten	n_{hid}	8
Anzahl der trainierten Epochen	-	15223

Tabelle 4.7: Parameter für das mit photo- und elektroproduzierten Realdaten durchgeführte effizienteste Netztraining.

Parameter	Bezeichnung	Wert
Lernrate	η	0,005
Momentum	α	0,0
Anzahl der versteckten Knoten	n_{hid}	6
Anzahl der trainierten Epochen	-	508

Tabelle 4.8: Parameter für das mit MC-Daten durchgeführte effizienteste Netztraining.

4.6.2 Training mit Monte-Carlo-generierten Daten

Ebenso wie bei dem Realdaten-Training wurden sowohl Studien zur Variation der Netzparameter als auch der Eingabegrößen durchgeführt. Als beste Kombination ergaben sich die in Tabelle 4.8 aufgeführten Parametersätze. Für den Eingabevektor erwiesen sich unter Hinzunahme der Variable `ironbe` die gleichen Größen wie in dem Training mit Realdaten als die erfolgreichste Kombination. Abbildung 4.9 zeigt die Effizienz des mit MC-Daten trainierten Netzes auf unabhängigen Testdatensätzen. Man kann erkennen, daß in keinem der Fälle Einbußen in den Effizienzen gegenüber dem mit Realdaten trainierten Netz auftreten.
Aufgrund der eventuell unterschiedlichen Strahlbedingungen, wurde aus Stabilitätsgründen eine Mischung des Untergrundes aus L2L4-transparent-runs aus den Jahren 1997 und 1999 verwendet.

4.7 Ergebnis und Analyse des Netztrainings

Um die Leistungsfähigkeit der Netzwerke zu ermitteln, wurden Tests mit von den Trainingsdaten und dem bestehenden Netz auf TB 1 unabhängigen

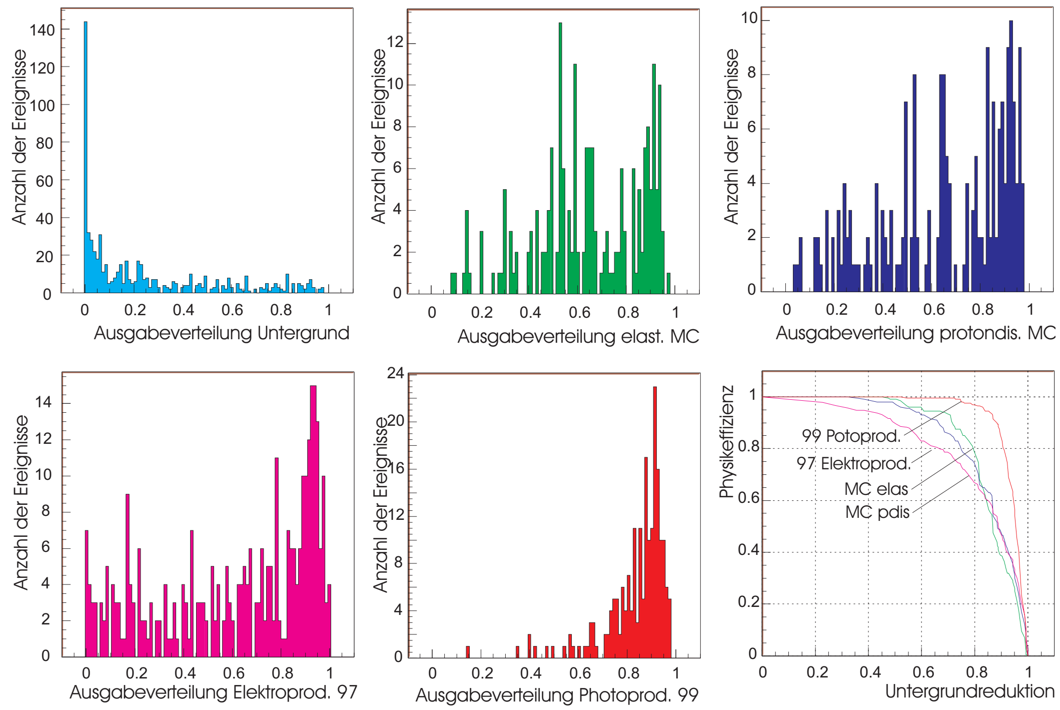

Abbildung 4.8: Ausgabeverteilungen und Effizienzkurven des mit Photo- und Elektroproduktion trainierten Netzes.

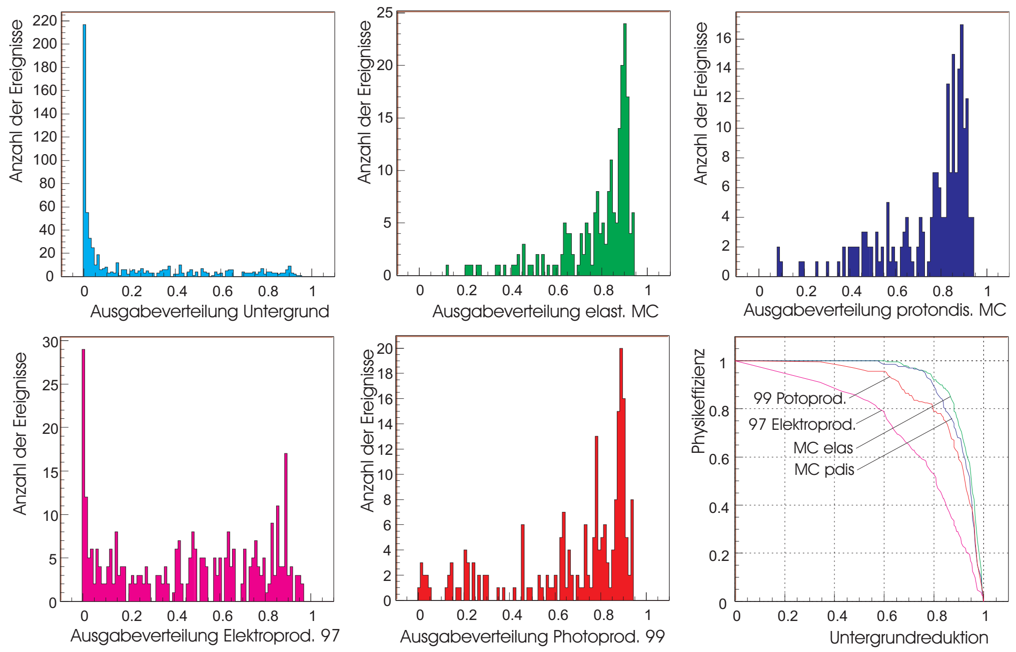

Abbildung 4.9: Ausgabeverteilungen und Effizienzkurven des mit MC-Daten trainierten Netzes.

Datensätzen durchgeführt. Dadurch konnte nicht nur die Triggereffizienz insgesamt, sondern auch die Effizienz in Abhängigkeit verschiedener kinematischer Variablen, wie Q^2 und p_t^2, bestimmt werden. Dazu wurden 1637 elastische und protondissoziative Diffvm-MC-Daten verwendet, die den Bedingungen des in Abschnitt 4.4 beschriebenen Schnitt für photoproduzierte Ereignisse genügten.
Für die Analyse der Netztrainings mit Hilfe der Ausgabeverteilungen und Effizienzkurven wurden außer den wenig aussagekräftigen Photoproduktionsereignissen aus dem Jahr 1999 noch Datensätze elastischer und protondissoziativer Ereignisse, sowie elektroproduzierter Φ-Mesonen den Netzen zur Entscheidung vorgelegt.

Vergleich der retrainierten Netze mit Hilfe der Effizienzkurven
Für Studien zum Verhalten der Netze auf verschiedenen Daten eignen sich die Ausgabeverteilungen, sowie die daraus hervorgehenden Effizienzkurven am besten. Diese sind für die retrainierten KNNs in den Abbildungen 4.7, 4.8 und 4.9 dargestellt.
Auffallend, aber nicht erstaunlich, ist die gute Selektionswahrscheinlichkeit der photoproduzierten Daten bei allen drei Netzwerken. Außerdem sticht

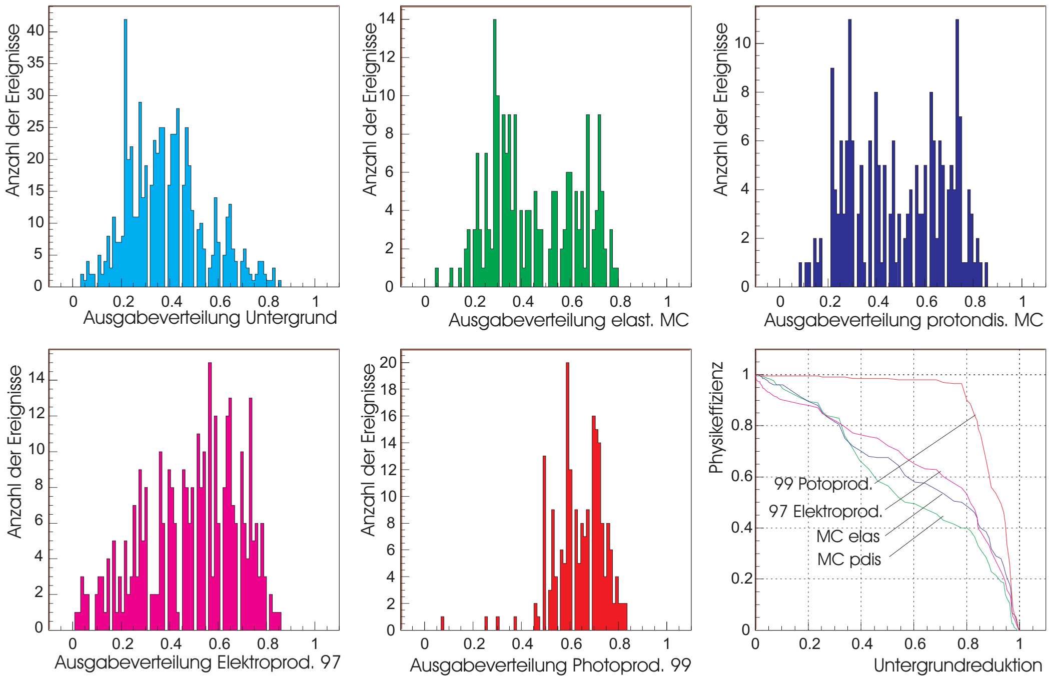

Abbildung 4.10: Ausgabeverteilungen und Effizienzkurven des ehemaligen Netzes.

die gute Einstufung des Untergrundes ins Auge. Tests mit Untergrund (L2L4-transparent) aus der Datennahmeperiode 1997 ergaben eine weniger eindeutige Trennbarkeit. Vergleiche mit der Untergrundverteilung des ehe-

Netz	Cut	getriggerte Untergrund-ereignisse	Anzahl der akzeptierten Ereignissen	Effizienz
Triggerbox 1	0,70	203	777	$(47,5 \pm 1,2)\%$
99 Photo-/Elektroprod.	0,49	202	1286	$(78,6 \pm 1,0)\%$
99 Photoprod.	0,40	202	1196	$(73,0 \pm 1,1)\%$
97 Diffvm MC	0,46	205	1487	$(90,8 \pm 0,7)\%$

Tabelle 4.9: Effizienzen der verschiedenen Netze. Die Berechnung der Fehler erfolgte mit Hilfe der Binominalverteilung.

maligen Netzes (Abb. 4.10) lassen vermuten, daß die verbesserte Erkennung des Untergrundes durch die neuen Eingabevariablen hervorgerufen wird, die jedoch auch eine starke Spezialisierung auf bestimmte Untergrundereignisse zur Folge hat.
Eine klare Trennung der elastischen und protondissoziativen Ereignissen ist gegenüber dem Untergrund nach einem Training mit Realdaten leider nicht gegeben. Trotzdem ist eine Effizienzsteigerung durch das Retraining erkennbar. Der Grund für die schlechte Trennung dürfte die Auswahl der Trainingsdaten sein. Da alle zum Training verwendeten photoproduzierten Ereignisse von dem ehemaligen Netz getriggert wurden, ist deren Ereignistopologie für neuronale Netze leicht von Untergrundereignissen zu unterscheiden. Ereignisse mit einer weniger eindeutigen Ereignistopologie wie elastische und protondissoziative MC-Ereignisse, können somit schwerer klassifiziert werden.
Die Testergebnisse mit elektroproduzierten Φ-Mesonen ergeben Probleme bei der Erkennung bei allen Netzen. Diese haben offensichtlich ähnliche topologische Eigenschaften wie der zu verwerfende Untergrund. Dies wirkt sich jedoch nicht nachteilig auf die spätere Datenanalyse aus, da diese Ereignisklasse im Gegensatz zur Photoproduktion durch diverse SpaCal-Trigger selektiert wird.

Effizienztests und -vergleiche mit dem bestehenden Netz

Um einen Vergleich der Effizienz der Netze durchführen zu können, wurde der Cut der verschiedenen Netze so festgelegt, daß jeweils die gleiche Anzahl von Untergrundereignissen, in diesem Fall L2L4-transparent Untergrund aus dem Jahr 1999 (siehe Abschnitt 4.4), verworfen werden. Als Testdaten wurden die oben beschriebene Auswahl von MC-Daten verwendet. Die Ergebnisse sind in Tabelle 4.9 aufgeführt.

Erkennbar ist eine deutliche Steigerung der Effizienz durch das Retraining des bestehenden Netzes. Wie zu erwarten schneidet auch das mit dem gemischten Trainingsdatensatz aus elektro- und photoproduzierten Realdaten trainierte Netz besser ab als das mit den durch die TB 1 getriggerten reinen Photoproduktionsereignissen trainierte. Der enorme Anstieg der Effizienz des MC-Netzes gegenüber dem der Triggerbox 1, ist zum einen auf die Auswahl der Testdaten zurückzuführen, da diese die gleiche Struktur (gleicher Generator, Detektorsimulation und Datenselektion) besitzen wie die zum Training verwendeten Ereignisse. Andererseits spricht die in Abb. 4.9 zu beobachtende gute Erkennung photoproduzierter Daten bzw. deren ähnliche Verteilung wie bei den mit Realdaten trainierten Netzen für eine gute Daten- und Detektorsimulation des verwendeten MonteCarlos und somit für die Glaubwürdigkeit des Testergebnisses. Dieses Resultat kann als Grundlage für weitere Studien mit MC-Daten trainierten Netzen angesehen werden.

Effizienzen auf den Variablen M_X, $W_{\gamma p}$ und p_t^2

Effizienztests mit Hilfe photoproduzierter MC-Ereignisse (Analyseschnitte siehe 4.4) in Abhängigkeit der Variablen M_X, $W_{\gamma p}$ und p_t^2 zeigten ebenfalls deutliche Verbesserungen gegenüber dem ehemaligen Netz. Eine Darstelleung für das retrainierte Netz mit Elektro- und Photoproduktionsdaten, das mit MC-Daten trainierte Netz und dem bisher implementierten Netzwerk ist in Abb. 4.11 gegeben. Zu beachten ist hier wiederum, daß der Testdatensatz dem gleichen Datensample entnommen wurde wie der Trainingsdatensatz des „MC-Netzes“. Aus diesem Grund dürfte bei diesem Netz die Effizienz in allen drei Bereichen etwas überschätzt werden.

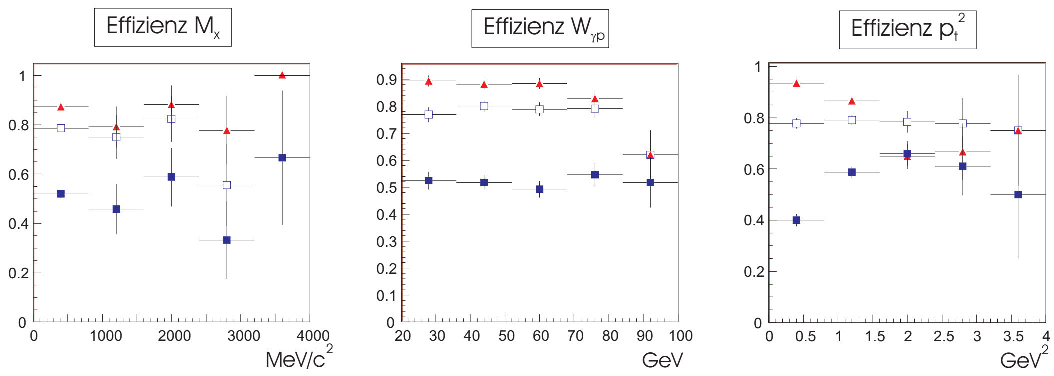

Abbildung 4.11: Effizienzen des bisherigen Netzes (gefüllte Rechtecke), des mit Photo- und Elektroproduktion trainierten Netzes (offene Rechtecke) und des mit MC-Daten trainierten Netzes (gefüllte Dreiecke) in Abhängigkeit der Variablen M_X, $W_{\gamma p}$ und p_t^2.

Alle drei KNNs weisen innerhalb der Variable $W_{\gamma p}$ keine Schwankungen in der Effizienz auf, nur für hohe Werte ist ein Absinken für die retrainierten Netze

zu beobachten.
Für die Variable p_t^2 wäre ein möglichst hohe Effizienz für die Experimente nach dem geplanten Lumi-Upgrade im Jahre 2000 wünschenswert. Das mit einer Mischung aus elektro- und photoproduzierten Ereignissen trainierte Netz weist eine konstante Effizienz bei etwa 80% auf. Das mit MC-Daten trainierte KNN hat aufgrund des verwendeten Trainingsdatensatzes reiner Photoproduktion eine verbesserte Effizienzverteilung mit einem Maximum bei kleinem p_t^2 von über 90%. Die Verteilung des ehemaligen Netzes liegt in allen Bereichen deutlich unter denen der retrainierten Netzwerken. Außerdem ist ein Anstieg bei mittleren, ein Absinken wiederum bei höheren Werten von p_t^2 zu sehen. Eine Erklärung dafür ist die Auswahl der Trainingsdaten, da nur eine Selektion von Φ-Mesonen-Kandidaten verwendet wurde.

4.8 Die Auswahl und Einsatz des retrainierten Netzes

Trotz der guten Trainingsergebnisse des mit MC-Daten trainierten Netzes, fiel die Wahl für den Einsatz auf L2 auf das mit Photo- und Elektroproduktion trainierte KNN. Der Hauptgrund gegen das mit simulierten Daten trainierte Netz waren eventuelle Unsicherheiten in den Berechnungen der Daten- und Detektorsimulation. Kleine Fehler könnten sich im Einsatz auf L2 aufschaukeln und die guten Testereignisse des Netzes wertlos werden lassen.
Seit dem 13. Juli 1999 und der Run-Nummer 246539 ersetzt das retrainierte neuronale Netz das ehemalige KNN. Dieses bleibt für Vergleichszwecke weiterhin auf Triggerbox 3 implementiert. Seine Triggerentscheidung wird jedoch nicht berücksichtigt und verursacht keine erhöhte L2-Ausgangsrate.
Der Cut des neu implementierten Netzes wurde auf 0,50 festegelegt. Dies entspricht auf dem bisherigen Untergrund unter Verwendung von Elektronen als Kollisionspartner, einem Ratenreduktionsfaktor von 0,80 und einer Physikeffizienz auf elastischen und protondissoziativen MC-Ereignissen von 75% bzw. 71%. Erste Meßergebnisse lieferten bei einer durchschnittlichen L2-Eingangsrate von 5 Hz eine gemessene Ratenreduktion von $(72,4 \pm 0,5)\%$. Dies entspricht einer L2-Ausgangsrate von etwa 1,7 Hz. Die Ursache der schlechteren Ratenreduktion ist hauptsächlich auf die veränderten Run-Bedingungen bei HERA durch den erneuten Einsatz von Positronen an Stelle der bisher verwendeten Elektronen zurückzuführen. Aus diesem Grund sind andere Untergrundereignisse zu erwarten, als die für das Netztraining verwendeten Daten aus den L2-transparent-runs. Man beachte jedoch die deutlich erhöhte Physikeffizienz.
Vergleichend dazu liegt der Reduktionsfaktor des ehemaligen Netzes bei $(80,3 \pm 0,3)\%$, das eine Ausgangsrate von 1 Hz ergeben würde. In Abb. 4.12 sind die L2-Ein- und Ausgangsraten in Abhängigkeit des neuen (TB 1) und des ehemaligen Netzes (nun TB 3) dargestellt. Erkennbar ist die höhere Aus-

gangsrate des neuen Netzes gegenüber dem ehemaligen. Außerdem kann man das Anheben und Absenken des automatischen Prescales im Verlauf des Tages verfolgen.

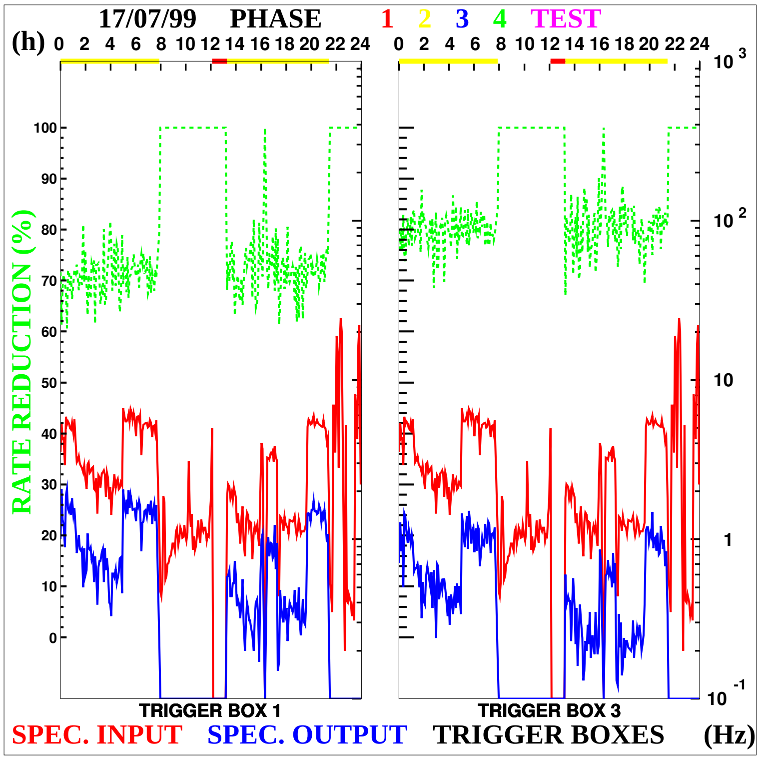

Abbildung 4.12: Ratenreduktion, L2-Eingangs- und Ausgangsraten für die Triggerbox 1 (retrainiertes Netz) und Triggerbox 3 (ehemaliges Netz).

Die erhöhte Rate des Netzes ergab in den letzten Tagen immer wieder eine Hochskalierung des automatischen Prescales. Berechnungen ergaben, daß eine Anhebung des Cuts die Physikeffizienz stärker senken würde, als die Inkaufnahme eines etwas höheren Prescals. Insgesamt wird durch die vorliegende Arbeit gegenüber den bisherigen Netz ein Gewinn an Physikeffizienz um den Faktor 1,6 gemessen.

5 Zusammenfassung

In dieser Arbeit wurde das bestehende Triggerkonzept für photoproduzierte Φ-Mesonen neu überarbeitet. Dabei wurde das bisherige auf der zweiten Triggerebene implementierte neuronale Netz deutlich verbessert und Ende Juli 1999 gegen das bisherige Netz ausgetauscht.
Aufgrund des seit Ende der Datennahmeperiode 1996 bestehenden Subtriggers S68, des Netzwerkes auf L2, des seit diesem Jahr implementierten L4-Finders für Φ-Mesonen und der guten Luminositätsbedingungen im Jahr 1999 konnte die Statistik der photoproduzierten Φ-Mesonkandidaten deutlich verbessert werden. Dadurch wurde durch Anwendung harter Schnitte ein Datensatz reiner Photoproduktion gewonnen. Die Auswahl der Daten und eine Erweiterung der Netzeingangsvariablen ermöglichte durch ein erneutes Training eine Effizienzsteigerung des bestehenden Netzes. Tests auf photoproduzierten MC-Daten ergaben eine Effizienzsteigerung von 47% auf 77% bei einem Untergrundreduktionsfaktor von 78%.
Das retrainierte Netz ersetzt seit Run 246539 auf Triggerbox 1 das bisher laufende neuronale Netzwerk zur Selektion photoproduzierter Φ-Mesonen. Die Erkennung des Untergrundes ist aufgrund der technischen Umstellung bei HERA von Elektronen auf Positronen, nicht so hoch wie erwartet. Sie beträgt seit der Implementierung 72%. Trotz einer dadurch verursachten Erhöhung des automatischen Prescales nach der zweiten Triggerstufe, wird ein deutlicher Anstieg der Physikeffizienz gegenüber dem ehemaligen Netz erwartet. Aufgrund der erst in jüngster Zeit stattgefundenden Implementierung des neuronalen Netzwerkes, standen bisher noch keine Daten zur Verifizierung zur Verfügung.

Innerhalb der bisher bestehenden Möglichkeiten zur Nutzung der L2-Eingangsvariablen, Netzparameter und Datenauswahl wurde die bestmögliche Effizienz zum Triggern photoproduzierter Φ-Mesonen herausgearbeitet. Weitere Verbesserungsmöglichkeiten für den Einsatz eines neuronaler Netze würden sich nur durch Hinzunahme weiterer Eingabegrößen auf L2 und einer verbesserten Vorverarbeitung ergeben. Um dies zu erreichen muß die bisherige DDB erweitert werden. In [45] wurden Untersuchungen zur Entwicklung einer neuen DDB und deren Auswirkungen auf ein neues Netzwerk durchgeführt. Durch die Hinzunahme topologischer Informationen, wie Winkelverteilungen in θ und ϕ der beiden Kaonen oder den Abstand zweier Sektoren in den Driftkammern (CJC) könnte die Effizienz des Netzes nochmals gesteigert werden.

Literaturverzeichnis

[1] B. H. Wiik. HERA Status. In W. Buchmüller and G. Ingelmann, editors, *Proceedings of the Workshop: Physics at HERA*, volume 1, pages 1–22. DESY, Oktober 1991.

[2] H1 Kollaboration, 1997. `http://www-h1.desy.de/`.

[3] ZEUS Kollaboration, 1997. `http://www-zeus.desy.de/`.

[4] H. Vogel Ch. Gerthsen. *Physik*. Springer Verlag, 17 edition, 1993.

[5] E. Lohmann. *Hochenergiephysik*. Teubner Studienbücher, 4 edition, 1992.

[6] S.L. Glashow. Particle-Symmetries of Weak Interactions. *Nucl. Phys. 22*, page 579, 1961.

[7] S.L. Glashow. Toward a Unified Theory: Threads in a Tapestry. *Rev. Mod. Phys. 52*, page 539, 1980.

[8] A. Salam. Renormalizability of Gauge Theories. *Phys. Rev. 127*, page 1264, 1962.

[9] A. Salam. Gauge Unification of Fundamental Forces. *Rev. Mod. Phys. 52*, page 525, 1980.

[10] R. Kainhofer. `http://www.thp.univie.ac.at/~vfpc/FBA/FBA96/Kainhofer/ch2.html`.

[11] A. Blondel F. Jacquet. Report from the Study Group on Detectors for Charged Current Events. In U. Amaldi, editor, *Proceedings of the study of an ep facility for Europe*, 79/48, page 391. DESY, 1979.

[12] N. Brook et al. Photoproduction Generators at HERA. In W. Buchmüller and G. Ingelmann, editors, *Proceedings of the Workshop: Physics at HERA*, volume 3, pages 1221–1254, Oktober 1991. (s. High Energy Physics Index 30 (1992) No.12988).

[13] P. Marage V.D. Duca, E. Gallo. Diffractive Interactions. *Preprint DESY 96-179*, 1996.

[14] I. Abt et al. The H1 Detector at HERA. *Hamburg DESY - Int.Rep. H1-96-01 (96/03, rec.Mar.), Update of Nucl. Instr. and Meth.A. 386, pp310*, 1997. `http://dice2.desy.de/h1/www/h1det/detpaper/contents.html`.

[15] H. P. Beck. *Measurement of the Total Photoproduction Cross Section at the Electron Proton Collider HERA*. Inaugural-Dissertation, Universität Zürich, 1996. Chapter 4.

[16] H1 SpaCal Group, R.D Appuhn et al. The H1 Lead/Scintillating-Fibre Calorimeter. *to be submitted to Nucl. Instrum. Meth.*, 1996.

[17] H. Bethe and W. Heitler. On the Stopping of fast Particles and on the Creation of Positive Electrons. *Proc. Roy. Soc.*, A 146:83, 1934.

[18] B. List. Diffraktive J/Ψ-Produktion in Elektron-Proton-Stößen am Speicherring HERA. Diplomarbeit, Berlin, 1993.

[19] D. Handschuh. *Studien zum Protoninduzierten Untergrund am H1 Detektor und Entwicklung von Filteralgorithmen zu dessen Unterdrückung.* Dissertation, Universität Hamburg, 1993.

[20] J. Möck, 1996. http://wwwh1.mppmu.mpg.de/projects/neuro.

[21] J. Fent et al. A Neural Network Second Level Trigger for the H1-Experiment at HERA. interner Bericht H1-10/95-457, DESY, 1995.

[22] J.C. Bizot et al. Status of Simulation for a Topological Level 2 Trigger. H1–Note H1-02/92-212, DESY, Notkestr. 85, 22607 Hamburg, 1992.

[23] Siegmund Brandt. *Datenanalyse: Mit statistischen Methoden und Computerprogrammen*, volume 3. BI-Wiss.Verlag, 1992. p651.

[24] Spektrum der Wissenschaft. *Gehirn und Nervensysteme.* Spektrum der Wissenschaft Verlag, Heidelberg, 10 edition, 1992.

[25] J. W. Cohen. *Funktionelle Anatomie des Nervensystems.* Schattauer, Stuttgart/New York, 4 edition, 1985.

[26] J. C. Eccles. *The Understanding of the Brain.* McGraw-Hill, New York, 1977.

[27] W. S. McCulloch and W. Pitts. A Logical Calculus of the Ideas Immanent in Nervous Activity. *Bulletin of Math. Bio.*, 5:115–133, 1943.

[28] Raùl Rojas. *Theorie der neuronalen Netze: Eine systematische Einfürung.* Springer-Verlag, 1993.

[29] Hecht-Nielsen. *Neurocomputing.* Addison-Wesley, 1991.

[30] A. N. Kolmogorov. *Dokl.Akad.Nauk. USSR*, 115:953–956, 1957.

[31] D. E. Rumelhart and J. L. McClelland. *Parallel Distributed Processing: Foundations*, volume 1. MIT Press Cambridge, 1986. 318-362.

[32] E. Barnard L. F. A. Wessels. Avoiding False Local Minima by Proper Initialsiation of Connections. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 3(6):899–905, 1992.

[33] T. Kobler, 1996. `http://wwwh1.mppmu.mpg.de/projects/neuro/ddb/ddb.html`.

[34] F. Gaede. *Exklusive Produktion von Φ–Mesonen in ep–Streuung am H1–Experiment bei HERA.* Dissertation, Kiel, 1997.

[35] S. Udluft, 1999. http://www-h1.desy.de/itrigger/Minutes/99/minutes.99-mrz09.txt.

[36] C. Kiesling et al. *Training and Testing of a Neural Network for thr L2 Neural Network Trigger.* Max-Planck-Institut für Physik, Mai 1999.

[37] Dominik Westner. *Improving the Aspirin-Training Software.* Max-Planck-Institut für Physik, Werner-Heisenberg-Institut, München.

[38] S. Udluft. Untersuchungen zu neuronalen Netzen als Vertextrigger im H1–Experiment bei HERA. Diplomarbeit, Ludwig–Maximilians–Universität München, Mai 1996.

[39] Max-Planck-Institut für Physik, Werner-Heisenberg-Institut, München. *Netsim User Manual*, November 1997.

[40] Tobias Zobel. *Mixer Documentation.* Max-Planck-Institut für Physik, Werner-Heisenberg-Institut, München, http://wwwh1.mppmu.mpg.de/projects/neuro/doc/mixdoc/mixdoc.ps.gz, März 1995.

[41] Dominik Westner. *Tester Documentation.* H1 / L2, MPI Munich, Germany, Juni 1995.

[42] T. Wolff et al. A Drift Chamber Track Finder for the First Level Trigger of the H1 Experiment. *Nucl. Instrum. Meth.*, A323:537, 1992.

[43] S. Eichberger et al. A Fast Pipelined Trigger for the H1 Experiment Based on Multiwire Proportional Chamber Signals. *Nucl. Instrum. Meth.*, A323:532, 1992.

[44] T. Ahmed et al. A Pipelined First Level Trigger for the H1 Forward Muon Spectrometer. *Nucl. Instrum. Meth.*, A364:456–472, 1995.

[45] M. Eberl. Untersuchungen zum Triggern von Φ–Mesonen mit neuronalen Netzen bei HERA. Diplomarbeit, Ludwig–Maximilians–Universität München, März 1999.

[46] J. Möck. *Untersuchungen diffraktiver J/Ψ–Ereignisse im H1–Experiment bei HERA und Entwicklung neuronaler Trigger.* Dissertation, Technische Universität München, September 1997.

[47] A. Samtleben. Untersuchungen zur exklusiven Produktion von ρ^0 und Φ–Mesonen in ep–Streuung am H1–Experiment bei HERA. Diplomarbeit, Universität Hamburg, April 1997.

[48] E. Concetti. Untersuchungen zu neuronalen Triggern für J/Ψ–Erzeugung in Elekron–Proton–Stößen bei HERA. Diplomarbeit, Ludwig–Maximilians–Universität München, April 1998.

[49] B. Reisert. Einsatz neuer Vorverstärkerelektronik im Flüssig–Argon–Kalorimeter des H1–Detektors am HERA–Speichering. Diplomarbeit, Ludwig–Maximilians–Universität München, August 1997.

Erklärung

Hiermit versichere ich, die vorliegende Arbeit unter Angabe aller wesentlichen Quellen und Hilfsmittel selbständig verfaßt zu haben.

München, September 1999

(Daniela Ellgaß)