
Untersuchung von $D^{*\pm}$ -Ereignissen
am H1-Experiment unter
Berücksichtigung des Level-2-Triggers

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

von
Andreas Gruber
aus Bad Säckingen

München
10. Juni 1997

1. Gutachter: Priv. Doz. Dr. C. Kiesling
2. Gutachter:

Tag der mündlichen Prüfung:

A physicist, an engineer and a computer scientist were discussing the nature of God. “Surely, he is a physicist” said the physicist, “because early in the creation God made light and you know Maxwell’s equations, the dual nature of electromagnetic waves, the relativistic consequences ...”.

“He is an engineer !”, said the engineer, “because before making light, God split the chaos into land and water. It takes a hell of an engineer to handle that big amount of mud and orderly separate the solids from the liquids ...”.

The computer scientist just mumbled, “.... and the chaos ? Where do you think the chaos is coming from, hmm ?”.

— Anonymous [1] —

Inhaltsverzeichnis

Motivation	1
1 Die Physik der schweren Quarks	5
1.1 Kinematik	6
1.2 Produktionsmechanismen für Charm-Ereignisse	8
1.3 Zerfallsprozesse	12
2 Das Experiment	15
2.1 Der Beschleuniger	15
2.2 Der Detektor	17
2.2.1 Die Subdetektoren und ihre Triggerinformation	19
2.2.2 Das Trigger- und Datennahmesystem	26
3 Der Level-2-Trigger	31
3.1 Überblick über den neuronalen Trigger	32
3.2 Algorithmen	34
3.2.1 Neuronale Netzwerke	35
3.2.2 Background Encapsulator	39
3.2.3 Kegelschnitte	41
3.3 Hardware	42
3.3.1 Das Bus-System und die Receiver	42
3.3.2 Die Vorprozessierungskarte (DDB)	43
3.3.3 Die CNAPS/VME-Karte	44
3.4 Software	46
3.4.1 On-line Software	47
3.4.2 Off-line Software	48
3.5 Die zentrale Level-2 Triggerlogik	50
4 Die Selektionsstrategie für Trigger- und Analysedaten	53
4.1 Die generelle Strategie	53
4.2 Eigenschaften von $D^{*\pm}$ -Mesonen	54
4.3 $D^{*\pm}$ -Kandidaten	59
4.3.1 Selektion	59
4.3.2 Subtriggererelemente des Level-1-Triggers	64

4.4	$D^{*\pm}$ -Ereignisse aus Monte-Carlo-Simulationen	66
5	Das Trainieren neuronaler Netzwerke	69
5.1	Auswahl der Datensätze	69
5.2	Vergleich der Netzeingangsgrößen	71
5.2.1	Korrelationen	71
5.2.2	Eindimensionale Verteilungen	72
5.2.3	Untersuchung in zwei Dimensionen	74
5.2.4	Relevanz-Verteilung	76
5.3	Training mit realen Daten	78
5.3.1	Parameter des Netzwerktrainings	78
5.3.2	Trainingsergebnisse	80
5.4	Training mit Monte-Carlo-Daten	85
5.5	Test der Netzwerke	87
5.5.1	Zeitstabilität	88
5.5.2	Stabilität bei Störung von Eingabegrößen	88
5.5.3	Test mit Monte-Carlo-Daten	92
5.5.4	Test des Monte-Carlo-Netzwerks	92
5.6	Analyse der Netzttätigkeit	93
5.7	Resümee	95
6	Die Auswertung der $D^{*\pm}$-Ereignisse	97
6.1	Die Rekonstruktion der $D^{*\pm}$ -Mesonen	97
6.1.1	Die Analyse der Ereignisse aus Subtrigger 53	99
6.1.2	Die Analyse der Ereignisse aus Subtrigger 83	101
6.2	Die Bestimmung des Wirkungsquerschnitts	102
6.2.1	Der sichtbare Wirkungsquerschnitt	103
6.2.2	Der totale Wirkungsquerschnitt	105
6.3	Die Netzwerkergebnisse	107
6.3.1	Der Einfluß auf die Netzwerkentscheidung	107
6.3.2	Der Gewinn durch den Level-2 Trigger	111
6.4	Diskussion der Ergebnisse	113
7	Zusammenfassung	117
A	Der Netzwerksimulator	121
B	Die Triggergrößen für Level 2	133
C	Verzeichnisse	139
C.1	Literatur	139
C.2	Index	146
C.3	Abbildungen	150
C.4	Tabellen	153

Motivation

Unserem heutigen Verständnis vom Aufbau der Materie liegt das sogenannte *Standardmodell der elektroschwachen und starken Wechselwirkung* [2–4] zugrunde. Es beschreibt die Zusammensetzung der Materie aus Fermionen (Quarks und Leptonen) und die Wechselwirkungen der Fermionen durch den Austausch von Eichbosonen (Photonen, W- und Z-Teilchen, Gluonen).

Eines der wichtigsten Hilfsmittel auf dem Weg zum Standardmodell waren, abgesehen von Papier und Bleistift der theoretischen Physiker, eine Vielzahl von Teilchenbeschleunigern und Detektoren. Mit steigender Energie der Teilchen wurde es möglich, immer feinere Strukturen der Materie aufzulösen und damit die Vorhersagen der Theorie zu evaluieren. Bislang ist das Standardmodell in allen zugänglichen Bereichen bestätigt worden, wobei jedoch berücksichtigt werden muß, daß es eine große Anzahl von freien Parametern besitzt, wie z.B. die relativen Stärken der Kopplungskonstanten, die Quarkmassen und die Elemente der Cabibbo-Kobayashi-Maskawa-Matrix [5, 6]. Bis zur Entwicklung einer übergeordneten Theorie müssen diese Größen experimentell bestimmt werden.

Streuexperimente mit Elektronen und Protonen gaben Hinweise darauf, daß Nukleonen keine punktförmigen Objekte sind. Gell-Mann [7] und Zweig [8] schlugen aufgrund von Ergebnissen in der Baryonenspektroskopie vor, die Nukleonen als zusammengesetzte Gebilde zu betrachten, die aus Quarks bestehen und durch Gluonen zusammengehalten werden.

Bei der Berechnung des Wirkungsquerschnitts von Lepton-Nukleon Streuexperimenten fließen die Strukturfunktionen ein, die eine Beschreibung des Quarkgehalts des Nukleons darstellen. Im Bereich hoher Impuls- und Energieüberträge sind die Strukturfunktionen nur noch von einer kinematischen Variablen abhängig. Dieses von Bjorken vorhergesagte Phänomen wird als Skalenhypothese [9] bezeichnet. Es bildet die Basis des Quark-Parton-Modells, in dem der Streuprozess als elastische Streuung des Leptons an einem Quark beschrieben wird.

Eine exakte Berechnung innerhalb der Quantenchromodynamik berücksichtigt auch die starke Wechselwirkung und Effekte höherer Ordnung, in die Gluonen involviert sind. Diese Rechnungen führen zu Abweichungen von der Skalenhypothese und machen die Strukturfunktion von zwei kinematischen Variablen abhängig. Sind jedoch die Strukturfunktionen bei einer bestimmten Kinematik vollständig bestimmt, erlaubt die Quantenchromodynamik mit Hilfe der Altarelli-Parisi Evolutionsgleichun-

gen [10] im Prinzip die Berechnung der Strukturfunktionen bei jeder beliebigen Kinematik. Die vollständige Vermessung der Strukturfunktionen ist deshalb eine Vorbedingung für die exakte Bestimmung der freien Parameter des Standardmodells, da die Ergebnisse von Nukleon-Streuungen nur bei bekannten Strukturfunktionen mit hoher Präzision ausgewertet werden können.

Die Speicherringanlage HERA bietet ein neuartiges Experimentierfeld für die Untersuchung von Lepton–Nukleon Kollisionen. Hauptinteressengebiete sind die Bestimmung der Protonstrukturfunktionen in bisher unzugänglichen kinematischen Bereichen [11–13], die Ermittlung elektroschwacher Parameter [14], und die Messung der Dichteverteilung der Gluonen im Nukleon [15]. Die hohe Luminosität, die der Beschleuniger zu Verfügung stellt und der erwartete Wirkungsquerschnitt für die Produktion von Charm–Quarks machen HERA zu einer reichen Quelle für Charm–Ereignisse. Die Zahl von Hadronen mit Charm pro 10 pb^{-1} integrierter Luminosität liegt in der Größenordnung von $\mathcal{O}(10^7)$. Sie erlaubt quantitative Tests der Quantenchromodynamik im Bereich der Schwer-Quark-Produktion. Da der dominierende Prozeß in der Charm–Erzeugung mit Gluonaustausch abläuft, bietet die Untersuchung von Ereignissen mit Charm eine ideale Möglichkeit, Informationen über den Gluonanteil innerhalb des Protons zu erhalten. Die Messung der Gluondichteverteilung bei verschiedenen Impulsüberträgen ermöglicht über die Evolutionsgleichungen Tests der QCD. Die wichtigsten Prozesse sind die Produktion von ungebundenen hadronischen Systemen mit Charm und die Erzeugung von J/Ψ –Mesonen. Daneben ermöglicht die Suche nach seltenen Zerfällen des D^0 –Mesons die Festlegung von oberen Schranken für die rein leptonischen Moden.

Als Grundvoraussetzung für die obengenannten Untersuchungen müssen bei den HERA-Experimenten große Datenmengen bewältigt werden. Die hohe Rate von Untergrundereignissen in der Größenordnung von $\mathcal{O}(100 \text{ kHz})$ erweist sich als extrem kritisch. Diese wird hauptsächlich durch Wechselwirkungen des Protonstrahls mit Strahlführungskomponenten oder Restgasatomen im Vakuum des Strahlrohrs erzeugt. Das Datenaquisitionssystem des H1–Experiments kann eine maximale Aufzeichnungsrate in der Größenordnung von $\mathcal{O}(10 \text{ Hz})$ erreichen. Die Spitzenwerte der spezifischen Luminosität lagen bis 1995 bei $5.0 \times 10^{30} \text{ cm}^{-2} \text{ s}^{-1}$ und damit um den Faktor drei hinter dem projektierten Wert zurück. Bei einer Verdoppelung der momentanen Luminosität überschreitet die Produktionsrate von Charm–Ereignissen, die die Gesamtrate der Physikprozesse dominiert, den Bereich der maximalen Aufzeichnungsrate. Es gilt, die hohen Untergrundraten wirksam zu senken unter der Randbedingung, daß die interessierenden Physikereignisse effektiv herausgefiltert werden.

Das H1–Experiment besitzt hierfür ein vierstufiges Triggersystem, in welchem jeder sogenannte *Level* eine Ratenreduktion um einen Faktor zehn erreichen kann. Der Level-1-Trigger ist ein herkömmlicher Hardware-Schwellenttrigger, der binäre Signale aus verschiedenen Detektorkomponenten logisch zu *Subtriggern* verknüpft. Der Level 4 ist ein Software-Trigger, dessen Entscheidungen auf der vollständig ausgelesenen Detektorinformation basieren. Er kann Eingangsraten bis zu $\mathcal{O}(50 \text{ Hz})$ verarbeiten. Bis Ende 1995 waren nur der Level-1-Trigger und der Level-4-Trigger

realisiert. Da dem Level-1-Trigger keine detaillierteren Informationen vorliegen, ist er nicht im Stande, die ähnlichen Ereignistopologien von Untergrund- und Schwer-Quark-Reaktionen effizient zu trennen. Dies hat zur Folge, daß Subtrigger, die für Charm-Ereignisse sensitiv sind, mit einer hohen Ausgangsrate behaftet sind, da sie hauptsächlich Untergrundeignisse triggern. Bei steigender Luminosität blieben zur Einhaltung der maximalen Rate nur die Möglichkeiten des statistischen Verwerfens von Ereignissen oder der Anhebung der Schwellen. Der daraus resultierende Verlust an Ereignissen kann jedoch durch die Verwendung eines Level-2-Triggers vermieden werden, dem detailliertere Information und mehr Zeit zur Entscheidungsfindung zur Verfügung steht. Für die Auswertung der Informationen auf der Ebene des Level-2-Triggers wurden neuronale Netzwerke untersucht. Die Haupteigenschaften von neuronalen Netzwerken wie zum Beispiel die Parallelverarbeitung, die Flexibilität bei der Wahl der Eingabegrößen und die Algorithmen zum Erlernen von Musterunterschieden zwischen Physik und Untergrund, machen sie zu einem idealen Werkzeug für den Einsatz im Triggersektor.

Diese Arbeit beschäftigt sich mit der Untersuchung der $D^{*\pm}$ -Produktion und der Steigerung der Triggereffizienz für Charm-Ereignisse mit Hilfe des neuronalen Level-2-Triggers. Im ersten Kapitel werden die wichtigsten physikalischen Grundlagen behandelt. Das Kapitel 2 beschreibt den Beschleuniger und den H1 Detektor mit besonderer Betonung des Triggersystems. Daran schließt sich eine ausführliche Beschreibung des Level-2-Triggers an, in der sowohl die Designprinzipien, die realisierten Algorithmen als auch die implementierte Hardware dargestellt werden. Die Selektion der Daten für die Produktion der $D^{*\pm}$ -Mesonen im Jahr 1994 bildet zusammen mit einer vergleichenden Untersuchung von Monte-Carlo-Ereignissen den Kern des vierten Kapitels. Dabei wird das $D^{*\pm}$ -Meson durch den Zerfall $D^{*\pm} \rightarrow D^0 \pi^\pm \rightarrow (K\pi)\pi^\pm$ nachgewiesen. Im Kapitel 5 wird beleuchtet, wie aus diesen Daten und ihren Eigenschaften ein Level-2-Trigger für $D^{*\pm}$ -Ereignisse konstruiert werden kann. Die Auswertung der Daten mit einer Bestimmung des Wirkungsquerschnitts für die $D^{*\pm}$ -Erzeugung bei HERA bilden den Abschluß der Arbeit.

Kapitel 1

Die Physik der schweren Quarks

Vor etwas mehr als 20 Jahren begann die experimentelle Erforschung der schweren Quarks mit der Entdeckung des J/Ψ -Teilchens [16–18], das den gebundenen $1S$ Zustand aus Charm- und Anti-Charm-Quark darstellt. Das Charm-Quark ist zusammen mit dem Strange-Quark in die zweite Quark-Familie eingeordnet und besitzt als erstes Quark eine deutlich nicht-vernachlässigbare Masse im Bereich um 1.5 GeV.

Die beiden Quarks der dritten Familie (Bottom und Top) werden ebenfalls zu den schweren Quarks gezählt. Das Top-Quark wurde erst 1995 von den Experimenten CDF und D0 am Fermilab nachgewiesen und besitzt eine Masse von $176 \pm 8 \pm 10$ GeV [19], wobei der erste Fehler die statistische und der zweite die systematische Unsicherheit beschreibt. Das Up- und das Down-Quark der ersten Quarkfamilie komplettieren das Bild des Standardmodells der Teilchenphysik, das aus den drei Quarkfamilien

$$\begin{pmatrix} u \\ d \end{pmatrix} \begin{pmatrix} c \\ s \end{pmatrix} \begin{pmatrix} t \\ b \end{pmatrix} \quad (1.1)$$

und den drei Leptonfamilien

$$\begin{pmatrix} \nu_e \\ e \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \nu_\mu \\ \mu \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \nu_\tau \\ \tau \end{pmatrix} \quad (1.2)$$

mit Elektron, Myon, Tau und ihren Neutrinos besteht.

Mit der Untersuchung von Charm-Physik können die HERA-Experimente wichtige Ergebnisse zum Verständnis der Produktions- und Zerfallsprozesse schwerer Quarks beitragen. Die hohe Masse der Quarks erlaubt es, Vorhersagen aus dem perturbativen Bereich der Quantenchromodynamik (QCD) zu überprüfen. Bei steigender Luminosität in den kommenden Jahren wird auch die Physik der Bottom-Quarks eine wichtige Rolle spielen. Die hohe Schwerpunktsenergie erlaubt es, neue kinematische Regionen zu erkunden und als eine der wichtigsten Größen die Verteilung der Gluondichte im Proton zu messen.

Die folgenden Abschnitte sollen zunächst auf die grundlegenden Produktionsprozesse eingehen und die kinematischen Variablen beschreiben, die bei H1 Verwendung finden. Danach soll der wichtigste Produktionsmechanismus für Charm-Teilchen herausgegriffen und weitere Details zu dessen kinematischer Beschreibung erläutert werden. Ein Überblick über die Zerfallsmechanismen und -moden schließen dieses Kapitel ab.

1.1 Kinematik

Für die Beschreibung der Kinematik der Lepton-Proton-Stöße wird im allgemeinen das sogenannte Quark-Parton-Modell verwendet [9, 20]. In diesem Modell werden die Protonen als Teilchen betrachtet, die aus Partonen aufgebaut sind. Diese Partonen werden mit Quarks und Gluonen identifiziert. Jedes dieser Partonen trägt einen Teil des Protonimpulses und man kann die inelastische Reaktion des Leptons mit dem Proton als elastische Streuung an einem Konstituenten des Protons auffassen. In Abbildung 1.1 ist ein Feynmangraph für die tiefinelastische Streuung dargestellt. In diesem Graphen der niedrigsten Ordnung kann man zwischen Reaktionen mit Austausch eines geladenen W -Bosons (*charged current* oder CC-Reaktion) und Austausch eines der neutralen Eichbosonen γ oder Z^0 (*neutral current* oder NC-Reaktion) unterscheiden.

tiefinelastische Streuung
W-Boson

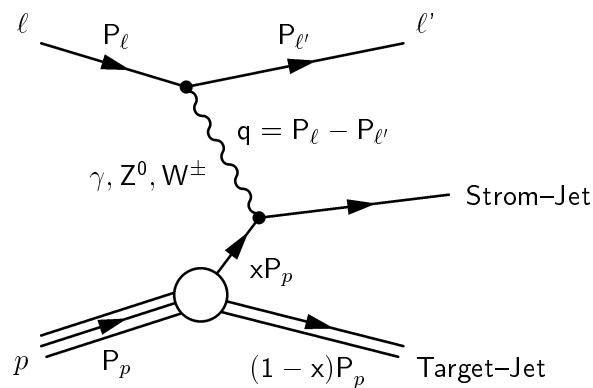


Abbildung 1.1: Feynmangraph der tiefinelastischen Lepton-Proton-Streuung niedrigster Ordnung.

Das einlaufende Lepton (bei HERA bis Mitte des Jahres 1994 ein Elektron, danach ein Positron) wird mit ℓ bezeichnet. Das auslaufende Lepton ℓ' ist im Falle eines neutralen Stromereignisses vom selben Typ wie das einlaufende und im Falle einer Reaktion mit geladenem Strom ein Neutrino. Das Proton p und ist zur Veranschaulichung als Gruppe von drei Linien (je eine pro Valenzquark) dargestellt. Nach der Reaktion bilden die restlichen Fragmente des Protons einen sogenannten Target-Jet. Das an der Wechselwirkung beteiligte Quark bildet in den nachfolgenden Prozessen

Target-Jet

den Strom–Jet aus.

Strom–Jet

Die zu den Teilchen gehörenden Viererimpulse sind mit P bezeichnet und tragen als Indizes die Teilchennamen. Das an der quasi-elastischen Streuung beteiligte Quark trägt den Impuls xP_p . Der Viererimpulsübertrag des Austauschteilchens (γ , Z^0 oder W^\pm) wird mit q beschrieben.

Die Kinematik der ep –Reaktion ist bereits mit zwei gemessenen unabhängigen Variablen eindeutig bestimmt, wenn man die Schwerpunktsenergie als bekannt voraussetzt. Über die bekannten Energien des Leptonstrahls (E_ℓ) und des Protonstrahls (E_p) läßt sich das Quadrat der Schwerpunktsenergie \sqrt{s} bestimmen zu

$$s \equiv (P_\ell + P_p)^2 \approx 4 E_\ell E_p, \quad (1.3)$$

wobei die letzte Näherung von einer Vernachlässigung der Massen der einlaufenden Teilchen ℓ und p ausgeht. Einige Lorentz–invariante Größen werden zur Beschreibung der Kinematik benutzt, so z.B. das negative Quadrat des Viererimpulsübertrags vom Lepton auf das Quark

$$Q^2 \equiv -q^2 = -(P_\ell - P_{\ell'})^2, \quad (1.4)$$

oder die Variable W , die die invariante Masse des hadronischen Endzustands mißt

$$W^2 \equiv (q + P_p)^2. \quad (1.5)$$

Die dimensionslosen Bjorken'sche Skalenvariablen x und y werden als

$$x \equiv \frac{Q^2}{2(P_p \cdot q)} \quad (1.6)$$

$$y \equiv \frac{(P_p \cdot q)}{(P_p \cdot P_\ell)} \quad (1.7)$$

definiert. Im Quark–Parton–Modell hat die Größe x die anschauliche Bedeutung des Impulsanteils des wechselwirkenden Partons am Gesamtimpuls des Protons, y beschreibt die Inelastizität des Prozesses, was im Ruhesystem des Protons dem relativen Energieübertrag des Leptons auf das Quark entspricht. Für die obigen Größen besteht in der Näherung vernachlässigter Teilchenmassen folgende Relation

**Quark–Parton–
Modell**

$$Q^2 = s x y. \quad (1.8)$$

Experimentell sind die definierten Größen im Fall von NC–Reaktionen über die Energie und den Winkel des gestreuten Elektrons oder des hadronischen Systems zugänglich.

Wenn Θ den Polarwinkel und $E_{\ell'}$ die Energie des gestreuten Elektrons bezeichnen, dann ergibt sich :

$$Q^2 = 4 E_\ell E_{\ell'} \cos^2 \frac{\Theta}{2} \quad \text{und} \quad (1.9)$$

$$y = 1 - \frac{E_{\ell'}}{E_\ell} \sin^2 \frac{\Theta}{2}. \quad (1.10)$$

Die Variable x erhält man über Formel 1.8. Die Kinematik läßt sich auch bestimmen, wenn nur das hadronische System gemessen wird. Über die Methode von Jacquet–Blondel [21] lassen sich die folgenden Variablen berechnen :

$$y = \frac{1}{2E_\ell} \sum_{Had.} (E_h - p_h^{\parallel}) \quad (1.11)$$

$$Q^2 = \frac{1}{1-y} \sum_{Had.} (p_h^{\perp})^2 \quad (1.12)$$

Jacquet–Blondel

Die Summe erstreckt sich hierbei über alle Hadronen des Endzustands, wobei für die Berechnung von Q^2 nur die transversalen Impulskomponenten p_h^{\perp} und für die Berechnung von y nur die gerichteten longitudinalen Komponenten p_h^{\parallel} herangezogen werden. Diese Methode ist relativ unempfindlich gegenüber dem Verlust von Teilchen, die im Strahlrohr bleiben und nicht im Detektor nachgewiesen werden können. Für diese Teilchen gilt $E_h - p_h^{\parallel} \approx 0$ und damit tragen sie nicht oder wenig zur Summe bei. Im Fall von CC–Ereignissen entfällt die Information über das gestreute Neutrino natürlicherweise.

1.2 Produktionsmechanismen für Charm–Ereignisse

Im Standardmodell der elektroschwachen Theorie wird die Wechselwirkung von Quarks und Leptonen durch den Austausch der Feldquanten γ , Z^0 , W^+ und W^- vermittelt. Die Quark-Flavour-Eigenzustände sind jedoch nicht auch die Eigenzustände der elektroschwachen Wechselwirkung. Dadurch ist es erst möglich, Übergänge zwischen Quarks verschiedener Familien zu beobachten, ohne dabei neue Kopplungen einführen zu müssen.

Im Modell von Glashow, Iliopoulos und Maiani [22] wurde diese sogenannte Quarkmischung zwischen den damals nur bekannten ersten beiden Familien beschrieben. Die Matrix, welche den Basiswechsel zwischen den Flavour und elektroschwachen Eigenzuständen vermittelt, kann im Fall der vier leichtesten Quarks (u , d , s , c) durch nur einen Winkel parametrisiert werden. Dies liegt daran, daß die Transformation unitär sein muß und damit vier freie Parameter besitzt, wovon jedoch drei durch Phasentransformationen der Quarkfelder absorbiert werden. Es wurde die Konvention gewählt, daß die Quarks mit Ladung $Q = +\frac{2}{3}e$ nicht mischen. Die Eigenzustände zur schwachen Wechselwirkung sind nun

$$\begin{pmatrix} u \\ d' \end{pmatrix} \begin{pmatrix} c \\ s' \end{pmatrix}, \quad (1.13)$$

die mit den ursprünglichen Eigenzuständen über

$$\begin{pmatrix} d' \\ s' \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \cos \Theta_c & \sin \Theta_c \\ -\sin \Theta_c & \cos \Theta_c \end{pmatrix} \begin{pmatrix} d \\ s \end{pmatrix} \quad (1.14)$$

verknüpft sind. Der Winkel Θ_c wurde von Cabibbo eingeführt und heißt deshalb Cabibbo-Winkel [23].

Cabibbo-Winkel

Dieser Mechanismus läßt sich auf drei Quarkfamilien erweitern. Die Transformation erhält dann die Gestalt

$$\begin{pmatrix} d' \\ s' \\ b' \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} V_{ud} & V_{us} & V_{ub} \\ V_{cd} & V_{cs} & V_{cb} \\ V_{td} & V_{ts} & V_{tb} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} d \\ s \\ b \end{pmatrix} \quad (1.15)$$

Die Matrix V wurde von Cabibbo, Kobayashi und Maskawa eingeführt und trägt daher auch den Namen CKM-Matrix. Die Elemente V_{ij} sind proportional zur Kopplungskonstante der Quarks i und j an die W -Bosonen.

CKM-Matrix

Der im vorigen Abschnitt 1.1 beschriebene Prozeß niedrigster Ordnung dominiert nicht bei der Charm-Erzeugung. Dies liegt daran, daß der intrinsische Charmgehalt des Protons vernachlässigbar klein ist, und sich bei Reaktionen mit neutralem Strom der Quarkflavour nicht ändert. CC-Ereignisse ermöglichen durch ihre flavourändernde Wirkung die Produktion von Charm-Quarks aus Down- oder Strange-Quarks.

$$\sigma(e^+p \longrightarrow \bar{\nu}_e c X) = |V_{cd}|^2 \cdot \sigma_d + |V_{cs}|^2 \cdot \sigma_s \quad (1.16)$$

Die entsprechenden Übergangselemente der CKM-Matrix sind mit V_{cq} bezeichnet, σ_q steht für die Wirkungsquerschnitte an leichten Quarks q . Aufgrund der hohen Masse des W -Bosons ist der Wirkungsquerschnitt für die CC-Reaktionen aber ebenfalls sehr klein bei den bei HERA erreichbaren Schwerpunktsenergien.

Der dominierende Prozeß für die Charm-Erzeugung ist die Boson-Gluon-Fusion, eine QCD-Reaktion der Ordnung $\mathcal{O}(\alpha\alpha_s)$. α ist die Kopplungskonstante der Quantenelektrodynamik (QED) und α_s die Kopplungskonstante der starken Wechselwirkung. In dieser Reaktion koppelt das vom Lepton kommende Eichboson an ein Gluon, das vom Proton stammt (siehe Abb. 1.2). Im Fall eines neutralen Eichbosons wird ein Paar aus Charm und Anti-Charm gebildet, bei W -Boson-Austausch entstehen zwei Quarks mit verschiedenen Flavours. Der Beitrag zum Wirkungsquerschnitt durch Austausch der schweren Eichbosonen W^\pm und Z^0 ist aufgrund ihrer hohen Massen um $\mathcal{O}(10^5)$ gegenüber dem Photonaustausch unterdrückt und damit bei den HERA-Experimenten vernachlässigbar klein. Der Photonaustausch mit quasi-reellen Photonen bei $Q^2 \approx 0$ liefert den größten Beitrag zum Wirkungsquerschnitt. Man spricht deshalb auch von Photon-Gluon-Fusion.

Boson-Gluon-Fusion

QED

In höherer Ordnung $\mathcal{O}(\alpha\alpha_s^2)$ tragen weitere Subprozesse zum Wirkungsquerschnitt bei, wie sie zum Beispiel in Abbildung 1.3 dargestellt sind.

Photon-Gluon-Fusion

Im zuvor beschriebenen Prozeß niedrigster Ordnung hat ein Gluon des Protons an der Wechselwirkung teilgenommen und damit die Möglichkeit eröffnet, durch eine Messung Informationen über die Eigenschaften der Gluonen im Proton zu gewinnen. Es gibt jedoch auch den sogenannten Resolved-Photon-Prozeß, bei dem das vom Lepton kommende Photon in ein Quark-Antiquark Paar fluktuiert, sich also gewissermaßen in ein hadronisches Objekt auflöst. Damit ist es möglich, $c\bar{c}$ -Paare

Resolved-Photon

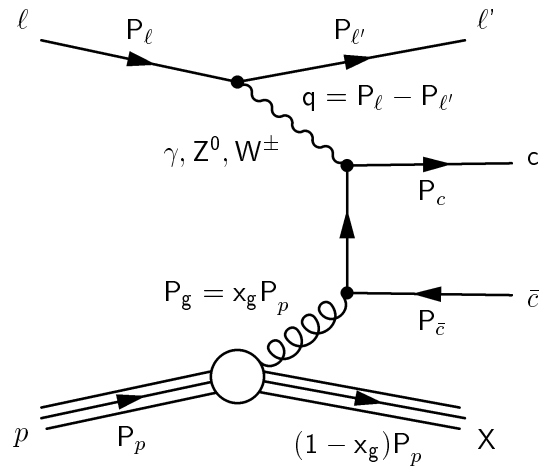


Abbildung 1.2: Feynmangraph der Boson-Gluonfusion bei der Lepton-Proton-Streuung.

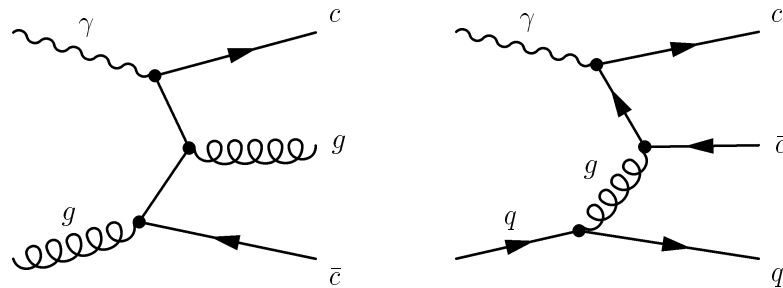


Abbildung 1.3: Feynmangraphen der Photon-Gluon-Fusion der Ordnung $\mathcal{O}(\alpha_s^2)$. Im Vergleich mit Abbildung 1.2 tritt ein weiteres Parton im Endzustand auf.

durch $q\bar{q}$ -Annihilation zwischen Quarks aus dem Proton und aus dem fluktuierenden Photon zu erzeugen. Dieser Vorgang ist in Abb. 1.4 dargestellt. Abschätzungen [24] ergeben, daß er zum Wirkungsquerschnitt der Schwer-Quark-Erzeugung etwa zu 30% beiträgt und damit nicht vernachlässigbar klein ist.

Die genaue Vermessung der Photon-Gluon-Fusionsereignisse erfordert zusätzlich zu den zwei in der tiefinelastischen Streuung verwendeten kinematischen Variablen noch drei weitere. Üblicherweise [25] verwendet man den Impulsanteil x_g des Gluons am Gesamtimpuls des Protons, der definiert ist durch

$$P_g \equiv x_g \cdot P_p \quad (1.17)$$

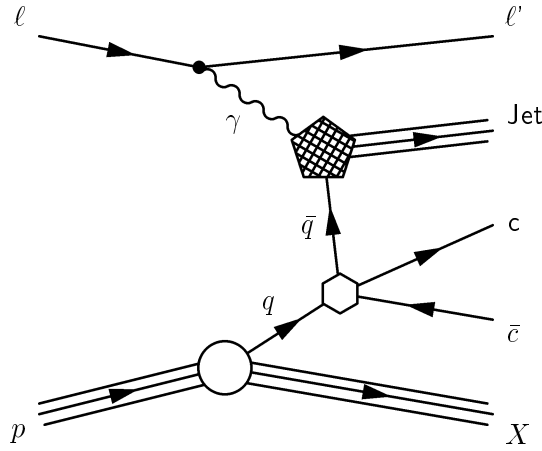


Abbildung 1.4: Feynmangraph des Resolved-Photon-Prozesses.

$$x_g \equiv \frac{Q^2 + \hat{s}}{sy} = x + \frac{\hat{s}}{sy} \quad (1.18)$$

wobei \hat{s} das Quadrat der invarianten Masse des Charm-Anticharm-Systems ist

$$\hat{s} \equiv (P_c + P_{\bar{c}})^2 = (x_g P_p + q)^2. \quad (1.19)$$

Mit Hilfe dieser Variablen kann nun der totale Wirkungsquerschnitt für die Charm-Produktion durch Photon-Gluon-Fusion allgemein angegeben werden **Wirkungsquerschnitt**

$$\sigma(ep \rightarrow c\bar{c}X) = \int dy \int dQ^2 \frac{\alpha}{2\pi} \frac{1}{Q^2} \left(\frac{1 + (1-y)^2}{y} \cdot \sigma_{\perp}(\gamma p \rightarrow c\bar{c}X) + 2(1-y) \cdot \sigma_{\parallel}(\gamma p \rightarrow c\bar{c}X) \right). \quad (1.20)$$

Er ist als Summe von Wirkungsquerschnitten für transversal (σ_{\perp}) und longitudinal polarisierte Photonen (σ_{\parallel}) geschrieben. Bei hohen Energien und kleinen Impulsüberträgen ($Q^2 \leq 4 \text{ GeV}^2$) kann die Weizsäcker-Williams-Näherung [26] verwendet werden, bei der das Photon als reell betrachtet und die longitudinale Komponente bei der Berechnung vernachlässigt wird (zweite Zeile in Formel 1.20). In diesem Fall kann dann der Elektronvertex als unabhängig vom schwerquarkbildenden Subprozeß betrachtet werden. Führt man die Integration über Q^2 mit den Integrationsgrenzen Q_{min}^2 und Q_{max}^2 für den Faktor vor σ_{\perp} durch, so erhält man die integrierte Spektralfunktion

$$G_{\gamma/e}(y) = \frac{\alpha}{2\pi} \frac{1 + (1-y)^2}{y} \ln \frac{Q_{min}^2}{Q_{max}^2}, \quad (1.21)$$

die die Wahrscheinlichkeit angibt, daß ein Photon mit Energieanteil y vom einlaufenden Lepton abgestrahlt wird. Der Subprozeß zur Bildung der Charm-Quarks

Gluondichteverteilung kann durch eine Faltung über die Gluondichteverteilung $g(x_g, \mu^2)$ und den Photon–Gluon–Fusionsquerschnitt berechnet werden

$$\sigma_{\perp}(\gamma p \rightarrow c\bar{c}X) = \int dx_g g(x_g, \mu^2) \sigma(\gamma g \rightarrow c\bar{c}). \quad (1.22)$$

Die Gluondichteverteilungsfunktion ist ein Maß für die Wahrscheinlichkeit, ein Gluon mit Impulsanteil x_g im Proton vorzufinden. Der Parameter μ steht für die Massenskala bei der die QCD–Prozesse störungstheoretisch gerechnet werden.

Durch die Kombination der Formeln 1.20, 1.21 und 1.22 erhält man die folgende Darstellung des totalen Wirkungsquerschnitts für die Photoproduktion von Charm–Quarks:

$$\sigma(ep \rightarrow c\bar{c}X) = \int dy G_{\gamma/e}(y) \int dx_g g(x_g, \mu^2) \sigma(\gamma g \rightarrow c\bar{c})(\hat{s}, \mu^2) \quad (1.23)$$

Unter Berücksichtigung der Beiträge bis zur Ordnung $\mathcal{O}(\alpha\alpha_s^2)$ haben Ellis und Nason [27] den Wirkungsquerschnitt zu

$$\sigma(ep \rightarrow c\bar{c}X) = 0.68^{+0.26}_{-0.18} \mu b \quad (1.24)$$

berechnet. In diese Rechnungen gingen die HERA Schwerpunktsenergie, eine Charm–Masse von $m_c = 1.5$ GeV und ein Skalenparameter von $\mu^2 = 10$ GeV² ein.

1.3 Zerfallsprozesse

Nachdem im vorigen Abschnitt die wichtigsten Produktionsmechanismen für Charm–Quarks vorgestellt wurden, bleibt festzuhalten, daß aufgrund des Quark–Confinements [28] einzelne Quarks nicht beobachtet werden können, denn Quarks sind keine farbneutrale Objekte. Nur farbneutrale hadronische Teilchen wie Mesonen und Baryonen sind beobachtbar.

Fragmentation Den Weg von einzelnen Quarks zu beobachtbaren Teilchen läuft über die Prozesse Fragmentation und Hadronisation. Man kann diese Prozesse in drei Phasen unterteilen, die durch die verschiedenen theoretischen Zugänge charakterisiert werden. In der ersten Phase strahlt das Quark Gluonen ab, die wiederum Quark–Antiquark–Paare bilden. Dies geschieht mit hohen Impulsüberträgen und kann aus diesem Grund störungstheoretisch behandelt werden, indem man entweder die exakten Matrixelemente [29] berechnet oder das Parton–Schauer–Modell [30] anwendet. In der zweiten Phase haben die Quarks bereits einen großen Teil ihres Impulses verloren, wechselwirken deshalb nur noch mit geringen Impulsüberträgen und bilden farbneutrale Systeme. Dies ist nicht mehr perturbativ zugänglich und man ist auf Modelle angewiesen, die diesen Prozeß beschreiben. Die zur Zeit populärsten Modelle sind die String–Fragmentation [32] und die Cluster–Fragmentation [33]. In der letzten Phase zerfallen die Teilchen über die schwache Wechselwirkung in stabilere, die dann im Detektor nachgewiesen werden können.

Zerfallsmodus	Verzweigungsverhältnis
$D^{*+} \rightarrow D^0 \pi^+$	$55 \pm 4 \%$
$D^{*+} \rightarrow D^+ \pi^0$	$27.2 \pm 2.5 \%$
$D^{*+} \rightarrow D^+ \gamma$	$18 \pm 4 \%$

Tabelle 1.1: Zerfälle der $D^{*\pm}$ -Vektormesonen [31] (ladungskonjugierte Zustände sind nicht aufgeführt).

Die gebildeten Hadronen mit Charm lassen sich in Mesonen ($c\bar{q}$), Charm-Baryonen (cqq) und Charmonium-Zustände ($c\bar{c}$) klassifizieren. In dieser Arbeit soll nur auf Mesonen eingegangen werden. Die Mesonen werden als pseudoskalare Mesonen oder Vektormesonen gebildet; wegen der Spinabhängigkeit des Phasenraums ist das Entstehungsverhältnis 1:3 .

Die Vektormesonen zerfallen über die elektromagnetische Wechselwirkung (letzte Zeile in Tab. 1.1) oder die starke Wechselwirkung (die ersten beiden Zeilen in Tab. 1.1) in pseudoskalare Mesonen. Beim Zerfall des $D^{*\pm}$ in das ungeladene D^0 und das geladene Pion resultiert die geringe Massendifferenz zwischen Anfangs- und Endzustand in einem sehr eingeschränkten Phasenraum für das Pion. Dieser Umstand kann zur Identifikation des Zerfalls verwendet werden, da in einem Massendifferenzschaubild zwischen rekonstruiertem $D^{*\pm}$ und D^0 in der Nähe der Pionmasse ein Signal sichtbar wird.

Vektormeson

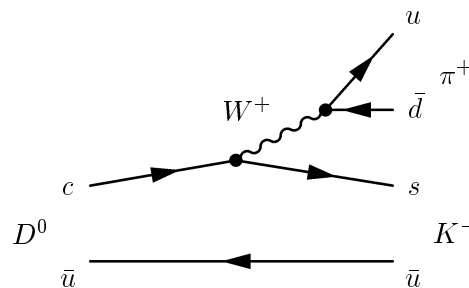


Abbildung 1.5: Feynmangraph des D^0 -Zerfalls.

Der Zerfall der Charm-Quarks in die leichten Quarks s und d wird im Standard-Modell durch den schwachen geladenen Strom beschrieben. Dabei entsteht aus dem Charm ein W^\pm -Boson und ein leichtes Quark. Die Zerfallswahrscheinlichkeiten sind proportional zu den CKM-Matrixelementen

Standard-Modell

$$c \rightarrow s W^+ \sim |V_{cs}|^2 \sim \cos^2 \Theta_c \quad \text{und} \quad (1.25)$$

$$c \rightarrow d W^+ \sim |V_{cd}|^2 \sim \sin^2 \Theta_c. \quad (1.26)$$

Zuschauer-Diagramm

Das Eichboson zerfällt dann entweder hadronisch in ein $q\bar{q}$ -System oder leptonisch in ein $\ell\bar{\nu}_\ell$ -System. Da das leichte Quark des ursprünglichen Vektormesons nur eine Zuschauerrolle spielt, nennt man dieses Szenario auch Zuschauer-Diagramm. Ein Beispiel für den Zerfall des D^0 in ein π^+ und ein K^- wird in Abbildung 1.5 gezeigt. Die Wahrscheinlichkeiten für den W^+ -Zerfall sind ebenfalls proportional zu den CKM-Elementen

$$W^+ \longrightarrow u\bar{d} \sim |V_{ud}|^2 \sim \cos^2 \Theta_c \quad (1.27)$$

$$W^+ \longrightarrow u\bar{s} \sim |V_{us}|^2 \sim \sin^2 \Theta_c. \quad (1.28)$$

Unter Berücksichtigung des Cabibbo-Winkels $\sin^2 \Theta_c = 0.23$ ergibt sich anhand des Standardmodells, welche Zerfälle bevorzugt und welche unterdrückt werden. Die Übergänge von $c \longrightarrow d$ oder $W^+ \longrightarrow u\bar{s}$ heißen *einfach Cabibbo-unterdrückt*. Zerfälle, die beide Übergänge enthalten heißen *doppelt Cabibbo-unterdrückt*.

Kapitel 2

Das Experiment

Experimente in der Hochenergiephysik bestehen im allgemeinen aus zwei Komponenten. Zum einen wird ein Teilchenbeschleuniger oder ein Speicherring benötigt, der die zu untersuchenden Physikreaktionen ermöglicht. Zum anderen ist ein Detektor erforderlich, mit dem die Reaktionen erkannt und untersucht werden können. In diesem Kapitel wird auf die Komponenten eingegangen, die am Hamburger Speicherring HERA in Betrieb sind. Es werden die wichtigsten technischen Details des Beschleunigers und des Detektors H1 erläutert.

2.1 Der Beschleuniger

Am Deutschen Elektronen-Synchrotron DESY in Hamburg wird der weltweit erste Elektron-Hadron-Speicherring betrieben. Diese Hadron-Elektron-Ring-Anlage HERA bietet die Möglichkeit, die Kollision von Elektronen oder Positronen (im folgenden nur noch als *Elektronen* bezeichnet) mit Hadronen zu beobachten. Elektronen können in dem etwa 6.3 km langen Ring auf eine Maximalenergie von 30 GeV gebracht werden. Die Protonen erreichen im darunterliegenden Ringsystem eine Energie von bis zu 820 GeV. In vier verschiedenen nach den Himmelsrichtungen benannten Zonen des Beschleunigers werden der Elektron- und der Protonring zusammengeführt und die Strahlen zur Kollision gebracht (siehe Abb. 2.1 rechts). In diesen Zonen befindet sich je ein Experiment (H1, HERMES, ZEUS und HERA-B), wobei nur H1 und ZEUS genuine Elektron-Proton Stöße untersuchen.

Die Elektronen und Hadronen durchlaufen zur Erreichung der Maximalenergie ein System aus Vorbeschleunigern (siehe Abb. 2.1 links). Die Elektronen werden zunächst in einem Linearbeschleuniger (LINAC) auf eine Anfangsenergie von 500 MeV gebracht, welche das Synchrotron DESY II auf 7 GeV erhöht. Die für HERA benötigte Einschubenergie von gegenwärtig etwa 11 GeV wird im ehemaligen e^+e^- -Speicherring PETRA II erreicht, der auch eine Bündelung der Teilchen zu Paketen mit einem Abstand von 96 ns vornimmt.

DESY

HERA

H1

ZEUS

PETRA

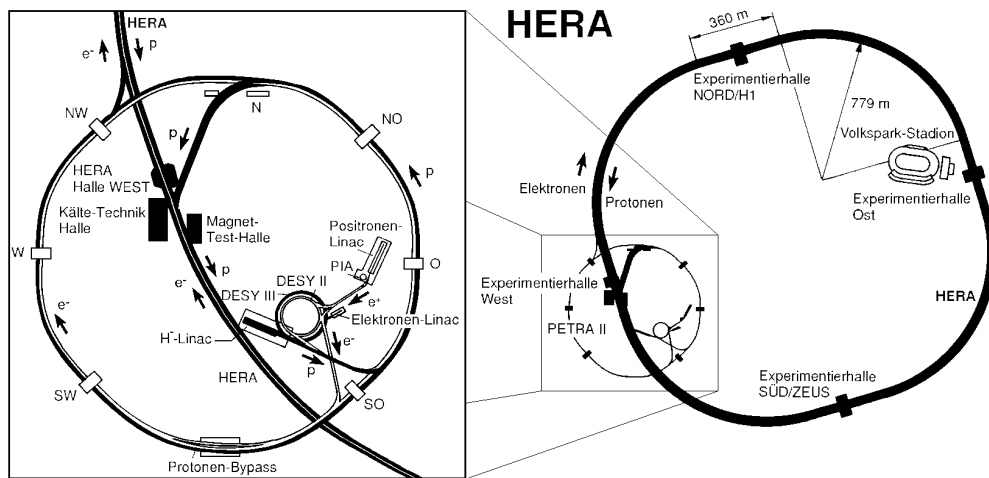


Abbildung 2.1: Der Speicherring HERA (rechts) mit dem Vorbeschleunigersystem in der Ausschnittvergrößerung (links).

Die Protonen beginnen ihren Beschleunigungszyklus als H^- -Ionen ebenfalls in einem Linearbeschleuniger, deren Elektronen aber beim Einschub in das Synchrotron DESY III abgestreift werden. Mit einer Energie von 7.5 GeV werden sie in den Speicherring PETRA II injiziert, auf 40 GeV beschleunigt und dann nach HERA transportiert.

Supraleitung

HERA verwendet normal- und supraleitende Hohlraumresonatoren, um beide Teilchensorten auf ihre Endenergie zu beschleunigen. Im Elektronenring werden normalleitende, im Hadronenring supraleitende Magnete eingesetzt, um die Teilchen auf ihrer Sollbahn zu halten. Eine Füllung von HERA beginnt mit der Beschleunigung der Protonen, die zuvor in drei Füllungen von PETRA II geliefert werden müssen. Dort können nur jeweils 60 Pakete akkumuliert werden. Danach folgt die Bereitstellung der Elektronen im selben Modus.

Seit August 1994 werden in HERA nicht mehr Elektronen, sondern Positronen beschleunigt, da damit eine höhere Lebensdauer des Leptonstrahls erreicht werden konnte. Im weiteren soll aber trotzdem nur von Elektronen gesprochen werden. Die Füllzeiten betragen 1994 etwa 60 Minuten für Protonen und 30 Minuten für Elektronen. Weitere Details zum Speicherring können aus Tabelle 2.1 entnommen werden.

Elektronen

Parameter	Design		1994	
	e-Ring	p-Ring	e-Ring	p-Ring
Strahlenergie [GeV]	30	820	27.5	820
Schwerpunktenergie [GeV]	314		300	
Strahlstrom [mA]	58.0	163.0	17.0	41.0
Teilchenpakete	210	210	153	153
Luminosität [$\text{cm}^{-2}\text{s}^{-1}$]	1.5×10^{31}		0.43×10^{31}	
Spez. Lumi. [$\text{cm}^{-2}\text{s}^{-1}\text{mA}^{-2}$]	4.0×10^{29}		5.2×10^{29}	
Int. Luminosität [$\text{nb}^{-1}\text{y}^{-1}$]	10^5		4977	

Tabelle 2.1: Parameter des Speicherrings HERA.

2.2 Der Detektor

Zur Erkennung und Aufzeichnung von Elektron–Hadron Stößen bei HERA wurde als Nachweisgerät der H1–Detektor gebaut [34]. Er umschließt nahezu hermetisch die Wechselwirkungszone, in der die Teilchenbündel einander durchdringen. Der Detektor besteht aus einer großen Anzahl unabhängiger Komponenten, deren Signale zusammengefaßt ein möglichst getreues Bild der stattgefundenen Reaktion ergeben.

H1–Detektor

Die beiden stark unterschiedlichen Strahlenergien bewirken, daß das Schwerpunktsystem der Reaktion nicht mit dem Laborsystem identisch ist, und ein Großteil der Reaktionsprodukte in Vorwärtsrichtung¹ fliegt. Dieser sogenannte *Lorentz–Boost* ist durch ein entsprechend asymmetrisches Design des Detektors berücksichtigt worden.

Die wichtigsten Subsysteme des H1–Detektors sind schalenförmig um den Strahlkreuzungspunkt aufgebaut (siehe Abb. 2.2). Das Strahlrohr [1] wird umschlossen von den zentralen Spurnachweisgeräten [2], wie z.B. den Proportionalkammern, den Driftkammern und den Vorwärts–Spurdetektoren [3]. Noch im Inneren des supraleitenden Magneten [6] folgen dann das elektromagnetische [4] und das hadronische Kalorimeter [5], die eine zentrale Rolle bei der Energiemessung spielen. Die Myonkammern [9] und das mit Streamer–Röhren instrumentierte Rückflußjoch [10] aus Eisen bilden die äußerste Schale des Detektors und dienen dem Nachweis minimalionisierender Teilchen. Im vorderen Bereich wird dieser Nachweis durch einen toroidalen Magneten [11] mit Driftkammern unterstützt.

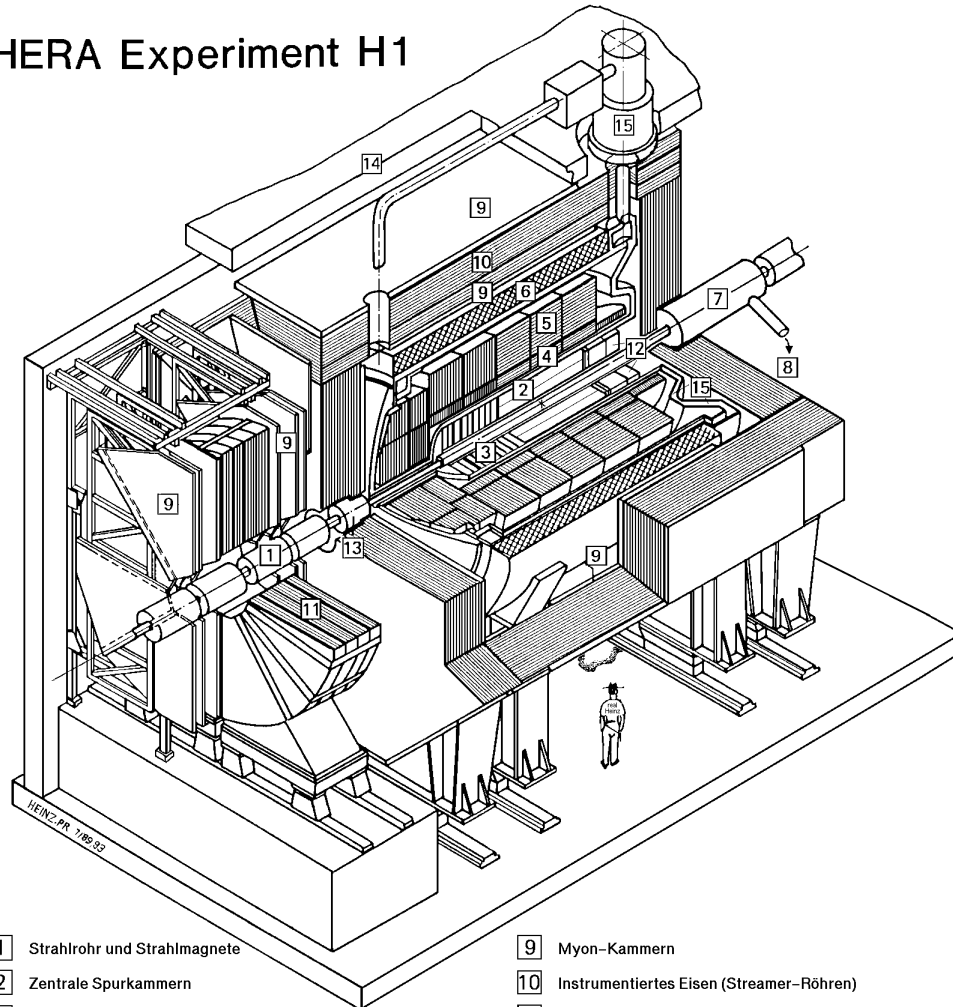
Subsysteme

Der H1–Detektor wurde für 1995 in wesentlichen Punkten umgerüstet. So wurde das rückwärtige rein elektromagnetische Kalorimeter [12] durch ein neuartiges Kalorimeter mit hadronischem Teil und hoher Granularität ersetzt [36]. Nahe des Wechselwirkungspunktes wurden Silizium–Mikrovertexdetektoren installiert, die durch Silizium–Spurdetektoren im rückwärtigen Bereich ergänzt werden [37].

Das H1–Experiment besitzt ein vierstufiges Triggersystem, bei dem die ersten beiden

¹Es gilt die Konvention, daß die Flugrichtung des Protonstrahls als Vorwärtsrichtung bezeichnet wird.

HERA Experiment H1



- | | |
|---|--|
| 1 Strahlrohr und Strahlmagnete | 9 Myon-Kammern |
| 2 Zentrale Spurkammern | 10 Instrumentiertes Eisen (Streamer-Röhren) |
| 3 Vorwärtsspurkammern und Übergangstrahlungsmodule | 11 Myon-Toroid-Magnet |
| 4 Elektromagnetisches Kalorimeter (Blei) | 12 warmes elektromagnetisches Kalorimeter |
| 5 Hadronisches Kalorimeter (Edelstahl) | 13 Vorwärts-Kalorimeter |
| } Flüssig-Argon | |
| 6 Supraleitende Spule (1.2T) | 14 Betonabschirmung |
| 7 Kompensationsmagnet | 15 Flüssig-Argon-Kryostat |
| 8 Helium-Kälteanlage | |

Abbildung 2.2: Der H1-Detektor im dreidimensionalen Schnittbild [35].

Stufen – Level-1 und Level-2 – hardwarebasiert sind. Die Stufen 3 und 4 sind softwaretechnisch realisiert. Im weiteren wird auf die einzelnen Subsysteme des Detektors im Detail eingegangen, wobei die Triggerinformation der Subdetektoren einen Schwerpunkt der Darstellung bilden.

2.2.1 Die Subdetektoren und ihre Triggerinformation

Das Flüssig–Argon–Kalorimeter

Die Hauptkomponente des Kalorimetersystems besteht aus einem hochgranularen Flüssig–Argon–Kalorimeter, das sich innerhalb des Solenoid–Magneten in einem Kryostaten befindet. Es handelt sich um ein Sampling–Kalorimeter, das in einen elektromagnetischen und einen hadronischen Bereich unterteilt ist. Die Absorberplatten aus Blei im elektromagnetischen Teil weisen eine Strahlungslänge von 20–30 X_0 auf, die Stahlplatten des Hadronischen haben eine Gesamtdicke von 5–8 Wechselwirkungslängen Λ_{abs} .

Die Triggerinformation des Kalorimeters wird aus den sogenannten Triggerzellen gebildet, die bereits Zusammenfassungen der etwa 45000 Auslesezellen des Kalorimeters darstellen. Separat für elektromagnetische und hadronische Kanäle werden dann durch weitere Summation Triggertower mit projektiver Geometrie geformt. Da auch diese Informationsmenge zu detailliert ist, werden daraus sogenannte Bigtower gebildet. Die 2×252 Bigtower weisen eine 17-fache Unterteilung im Azimutwinkel Θ und eine vom Azimutwinkel abhängige 8– bis 32-fache Unterteilung im Polarwinkel Φ auf. Die Bigtower–Energien werden dann in digitale Form gebracht und daraus topologische Größen wie die Gesamtenergie, die transversale Energie, die fehlende transversale Energie oder eine geometrisch gewichtete Energie berechnet und dem Triggersystem zur Verfügung gestellt.

Bigtower

Das PLUG–Kalorimeter

Im extremen Vorwärtsbereich ($12.5 \text{ mrad} \leq \Theta \leq 60 \text{ mrad}$) zwischen Strahlrohr und Flüssig–Argon–Kalorimeter ist das PLUG–Kalorimeter installiert. Es ist ebenfalls vom Samplingtyp und besitzt Kupfer als Absorbermaterial, das mit Siliziumdetektoren instrumentiert ist. Es dient zur Messung des hadronischen Energieflusses und ist geeignet, Protonfragmente zu untersuchen oder Untergrund aus Strahl–Gas und Strahl–Wand Reaktionen zu identifizieren. Die Informationen über die Energien, die im PLUG gemessen werden, gehen in Form von Bigtowers in die Kalorimeter Triggerinformation ein.

Das BEMC–Kalorimeter

Bis zum Jahr 1994 war in H1 der rückwärtige Teil ($152^\circ \leq \Theta \leq 176^\circ$) des Detektors mit einem rein elektromagnetischen Kalorimeter (BEMC) ausgerüstet. Es

basierte auf einer Blei–Szintillator–Sandwich–Struktur in Form von 88 Zellen, die eine Strahlungslänge von $22.5 X_0$ aufwiesen. Der Nachweis von unter kleinem Winkel gestreuten Elektronen war die wichtigste Aufgabe dieses Kalorimeters. Jede Zelle lieferte eine über Wellenlängenschieber ausgelesene Energie, die im Triggersystem mit drei verschiedenen Schwellen verglichen wurde. Außerdem wurde noch die Gesamtenergie des Kalorimeters für das Level-1-Triggersignal verwendet. Für die höheren Triggerlevel standen die detaillierten Zelleninformationen zur Verfügung. Diese so gewonnenen Informationen über die Energien wurden ebenso wie beim PLUG in die Bigtower mit aufgenommen.

Das SpaCal–Kalorimeter

Seit 1995 ist das neue Kalorimeter vom SpaCal–Typ im hinteren Bereich des H1–Detektors integriert. Es verwendet Szintillationsfasern, die dichtgepackt in Blei eingebettet sind, und deren Licht über Photovervielfacher ausgelesen wird. Longitudinal ist das SpaCal unterteilt in einen elektromagnetischen Bereich mit einem Faser zu Blei Verhältnis von 1:2 und einen hadronischen Bereich mit einem Verhältnis von 1:4. Der elektromagnetische Teil ist in 1192 Zellen, der hadronische in 136 Zel-

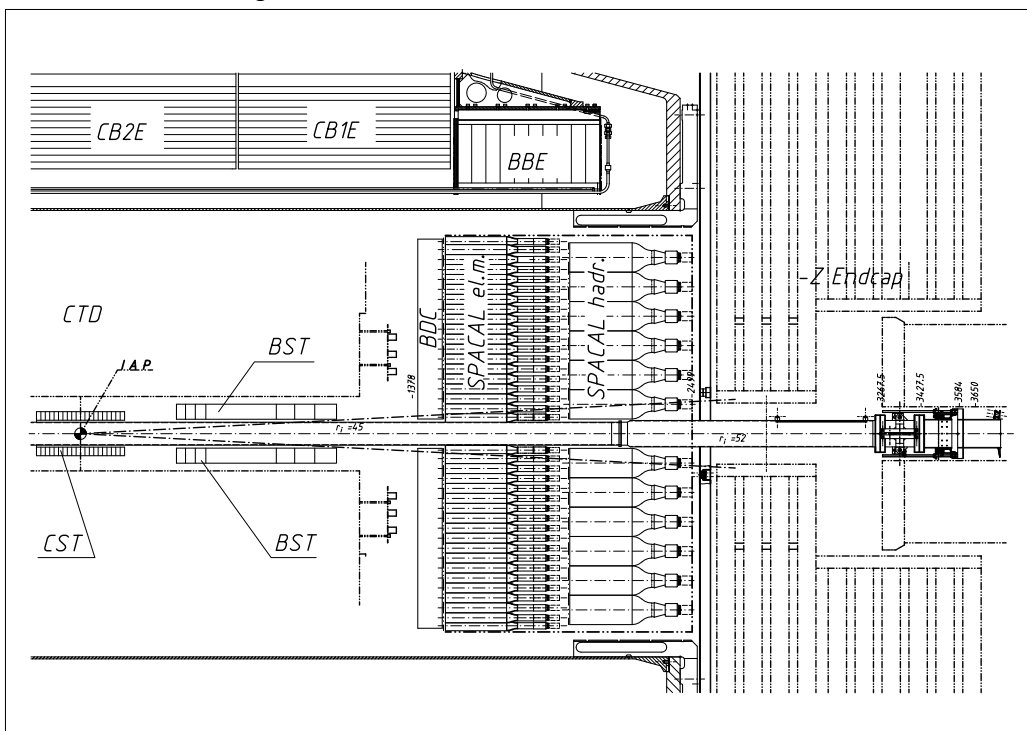


Abbildung 2.3: Seitenansicht des SpaCal–Kalorimeters im rückwärtigen Teil des H1–Detektors.

len aufgeteilt [38]. Es ermöglicht die Messung von gestreuten Elektronen bis zu

einem Winkel von $\Theta = 177.5^\circ$ mit einer Auflösung, die bei einer Energie von 30 GeV besser als 2% ist. Die genaue Position des SpaCal-Kalorimeters innerhalb des H1-Detektors kann aus Abb. 2.3 ersehen werden.

Das Triggersystem des SpaCal's hat zwei Hauptaufgaben. Zum einen muß es die Funktion eines Flugzeitmeßsystems übernehmen, um Untergrundereignisse zu identifizieren, zum anderen muß es mit verschiedenen Schwellen sensitiv auf deponierte Energien reagieren können. Die Energien von je 4×4 Zellen des SpaCal werden zu Triggertowern zusammengefaßt. Durch Verschiebung dieses Summierfensters um je zwei Zellen in beiden Dimensionen wird eine Effizienz für die Erfassung von Schauern von nahezu 100% gewährleistet. Als Information ist für den Level-1-Trigger ein globales logisches 'ODER' aller Triggertower für drei verschiedenen Energieschwellen erhältlich. Der Level-2-Trigger erhält als detailliertere Informationen die 400 Bits der Triggertower oberhalb der zweiten Schwelle und für Gruppen von 4×4 Triggertowern je ein Bit für jede der drei Schwellen [39].

Das Myon-System

Das Eisenjoch zur Rückführung des magnetischen Flusses ist mit 16 Lagen Streamerkammern instrumentiert, die der Detektion von minimalionisierenden Teilchen dienen. Auch hadronische Teilchen, die im Flüssig-Argon-Kalorimeter nicht komplett absorbiert wurden, können im Myondetektor nachgewiesen werden.

Das gesamte System ist in vier Bereiche unterteilt, einen vorderen und hinteren Zentralteil mit jeweils dazugehöriger Endkappe. Der Zentralbereich ist im Polarwinkel Φ in 16 Module gegliedert, die Endkappen bestehen ebenfalls aus 16 Modulen von ca. 90 cm Höhe, die senkrecht übereinander angeordnet sind (siehe Abb. 2.4).

Die Triggersignale des Myonsystems stammen aus den Streamerlagen 3, 4, 5, 8 und 12 und werden für jedes der insgesamt 64 Module separat ausgelesen. Für den Level-1-Trigger stehen nur die Gesamtzahl der getroffenen Module zur Verfügung. Ein Modul gilt im allgemeinen als 'getroffen', wenn mindestens drei der fünf Lagen ein Signal geliefert haben. Auf den höheren Triggerebenen ist die detailreichere Information erhältlich, welches der Module einen Treffer erhalten hat.

Das Myon-Spektrometer im Vorwärtsbereich

Das Vorwärts-Myon-Spektrometer deckt den Bereich des Polarwinkels Θ zwischen 80 und 300 mrad ab und dient zum Nachweis hochenergetischer Myonen, die sich in Vorwärtsrichtung bewegen. Es besteht aus je drei Paaren von Driftkammern vor und hinter dem Toroid-Magneten. Das jeweils mittlere Driftkammerpaar ist in der Φ -Richtung segmentiert, die anderen Paare sind in der Θ -Richtung orientiert.

Nur die Θ -Driftkammern werden für das Triggern verwendet. Sie sind azimuthal in Oktanten unterteilt und radial in 8 Zonen. Dem Level-2-Trigger steht für die prä- und die post-toroidalen Driftkammern die Information zur Verfügung, in welchem

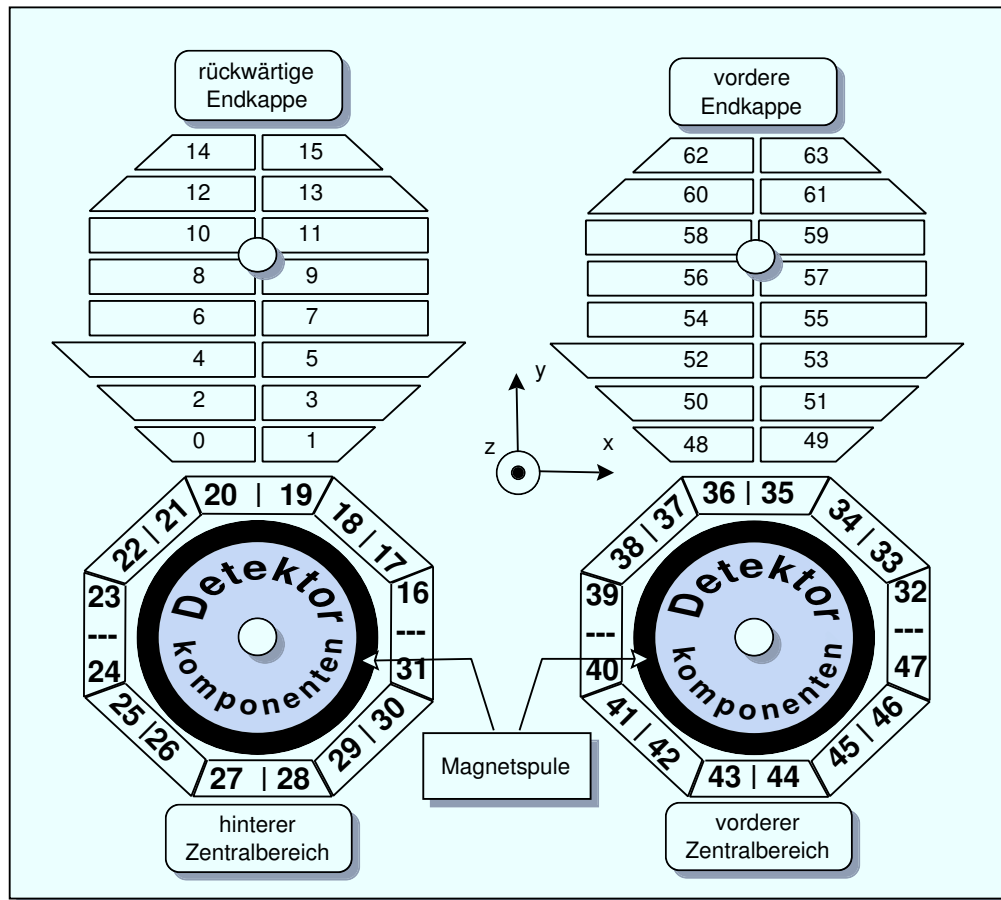


Abbildung 2.4: Anordnung der Module des Myonsystems.

der Oktanten und in welcher der radialen Zonen ein Treffer registriert wurde [40]. Ein 'Treffer' wird im allgemeinen dadurch definiert, daß in mindestens drei der vier Driftkammern ein Signal registriert wurde.

Die Proportionalkammern

Die schnelle Erkennung von Teilchenspuren ist essentiell für ein gut funktionierendes Triggersystem. Im H1-Detektor werden dazu sowohl im Vorwärts- als auch im Zentralbereich Vieldrahtproportionalkammern (*Multi Wire Proportional Chambers, MWPC*) eingesetzt.

Im zentralen Spurdetektor befinden sich die innere Proportionalkammer CIP (Central Inner Proportional Chamber) und die äußere Proportionalkammer COP (Central Outer Proportional Chamber) (siehe Abb. 2.5). Die Anodendrähte der zentralen Proportionalkammern sind konzentrisch um die Strahlröhre gespannt. Die Triggersignale

werden von den sogenannten Pads der Kathodenebenen abgegriffen. Dabei ist die CIP in $8 \Phi \times 60$ z Segmente und die COP in $32 \Phi \times 60$ z Segmente aufgeteilt.

Diese grobe Ortsbestimmung erlaubt durch Koinzidenzbildung zwischen CIP und COP Informationen über Richtung und Ursprung der Teilchen zu gewinnen. Diese Information kristallisiert sich in Form eines z-Vertex-Histogramms. Es wird gebildet, indem man die aus den Koinzidenzen ermittelten Spuren mit der z-Achse schneidet und die Schnittpunkte histogrammiert. Das Histogramm überdeckt einen Bereich von ± 40 cm um den nominellen Wechselwirkungspunkt und ist in 16 Bins eingeteilt. Dem Level-1-Trigger stehen nur reduzierte Informationen aus dem Histogramm zur Verfügung, wie z.B. die Existenz eines Eintrags oder die Signifikanz eines Maximums. Die Trigger der höheren Levels können auf die Informationen des gesamten Histogramms zugreifen.

**z-Vertex-
Histogramm**

Das vordere Spurkammersystem beherbergt neben Driftkammern und Übergangsstrahlungsdetektoren auch drei Lagen mit Violdrahtproportionalkammern. Die Information aus diesen Kammern fließt ebenfalls in das z-Vertex-Histogramm ein. Die Gesamtheit der Proportionalkammern bildet die Basis des Ray-Triggers, der die Spuren auf die Bigtowergeometrie des Kalorimeters abbildet. Aus der Koinzidenz der Spuren mit Energien im Kalorimeter erhält man die sogenannten Bigrays.

Ray-Trigger

Bigray

Die Jetkammern

Das Jetkammersystem CJC (Central Jet Chamber) des H1-Detektors besteht aus den zwei Driftkammern CJC1 und CJC2 (siehe Abb. 2.5). Es dient über den relativen Energieverlust pro Weglänge $\frac{dE}{dx}$ der Identifizierung und der exakten Vermessung von Teilchenimpulsen.

Die Signal- und Feldformungsdrähte sind parallel zur Strahlachse gespannt und erlauben eine sehr genaue Bestimmung der transversalen Ortskoordinaten.

Das Triggersystem der Jetkammern ist aufgrund der hohen Informationsdichte und der langen Driftzeiten nicht in der Lage, eine vollständige Spurrekonstruktion durchzuführen. Statt dessen wird das von den getroffenen Drähten gebildete Muster mit vorgegebenen Masken verglichen. Damit lassen sich Spurkandidaten finden, die in der transversalen Projektion vom Wechselwirkungspunkt kommen, und es können Spuren mit verschiedenem Ladungsvorzeichen bzw. hohem oder niedrigem Transversalimpuls voneinander unterschieden werden.

Das Luminositätssystem

Die Luminosität L ist definiert über die Beziehung

$$N = \sigma L, \quad (2.1)$$

wobei N die Anzahl der gemessenen Wechselwirkungen und σ den Wirkungsquerschnitt einer Reaktion darstellt. Sie ist ein Maß für die Leistungsfähigkeit eines Beschleunigers.

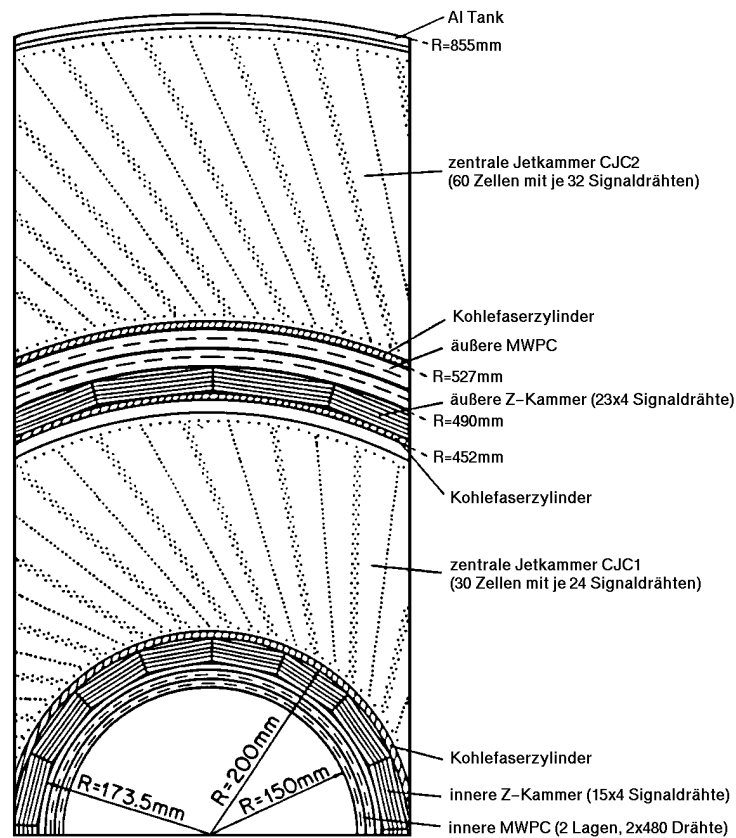


Abbildung 2.5: Radialer Ausschnitt des Spurkammersystems.

Elektrondetektor
Photondetektor

Das Luminositätsmeßsystem befindet sich außerhalb des eigentlichen Detektors. Es besteht aus einem Elektrondetektor (*Electron-Tagger, ET*), der 33.4 m vom Wechselwirkungspunkt entfernt ist und einem Photondetektor (*PD*), der in 102.9 m Entfernung installiert ist. Beide Detektoren sind total absorbierende Cerenkov-Kalorimeter aus TlCl/TlBr-Kristallen mit einer Dicke von 21.5 Strahlungslängen X_0 . Vor dem Photondetektor ist eine Abschirmung aus Blei ($2 X_0$) und ein Wasser-Cerenkov-Zähler (*VC*) mit einer Dicke von einer Strahlungslänge angebracht. Beide Detektoren sind als Matrizen von Kristallen realisiert, der Photondetektor als 5×5 -, der Elektrondetektor als 7×7 -Matrix.

In Abbildung 2.7 ist das gesamte System dargestellt und der grundlegende Prozeß zur Messung der Luminosität erläutert. Der sogenannte Bethe-Heitler-Prozeß $ep \rightarrow ep\gamma$ dient zur Bestimmung der Luminosität. Die Feynmangraphen zum Bethe-Heitler-Prozeß sind in Abbildung 2.6 dargestellt. Sie sind innerhalb der QED vollständig berechenbar. Deshalb dient die Rate der in Koinzidenz gemessenen Elektronen und Photonen als Meßgröße für die Luminosität. Neben der Hauptaufgabe,

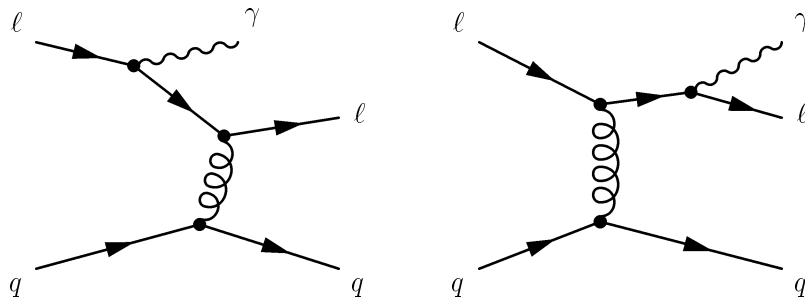


Abbildung 2.6: Feynmangraphen des Bethe-Heitler Prozesses.

die Luminosität mit einer Genauigkeit von weniger als 5% zu messen, wird das System auch zum Nachweis von Elektronen verwendet, die in Photoproduktionsergebnissen unter flachem Winkel abgestrahlt werden.

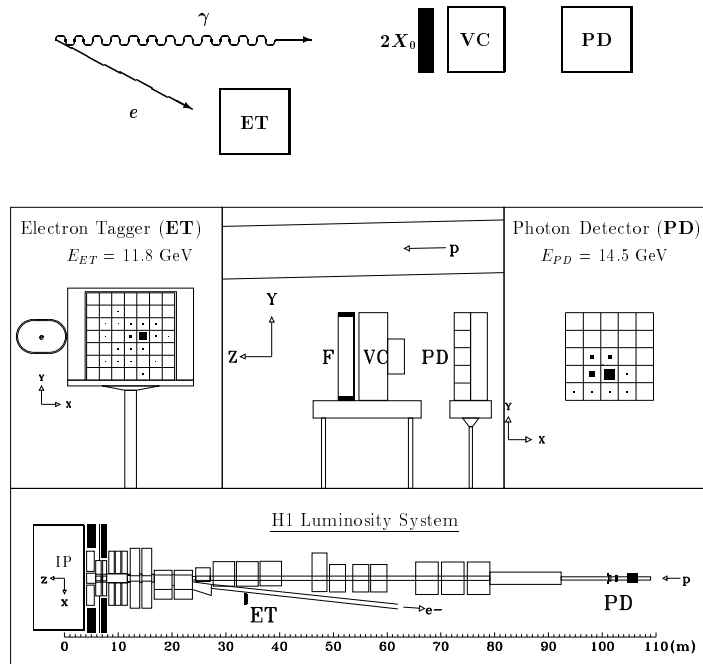


Abbildung 2.7: Das Luminositätsmeßsystem. Im oberen Teil des Bildes ist der Bremsstrahlungsprozeß dargestellt, im unteren Teil der Aufbau der Detektoren.

Der Elektrondetektor überdeckt für den Nachweis von Elektronen aus der Photo-

produktion einen kinematischen Bereich von $Q^2 < 0.01 \text{ GeV}^2/c^2$ und $0.2 < y < 0.8$.

2.2.2 Das Trigger- und Datennahmesystem

Die Experimente bei HERA sind durch die technischen Parameter des Beschleunigers vor neue Aufgaben gestellt. Die Zeit zwischen zwei Strahlkreuzungen beträgt 96 ns, wobei im Mittel nur bei jeder zehnten Strahlkreuzung ein Signal im Detektor entsteht. Trotzdem ist es nötig, die Rate der aufgezeichneten Ereignisse stark zu senken, da die Datentransferrate zwischen Detektor und permanentem Speichermedium auf etwa 1 MByte/s beschränkt ist. Bei einer durchschnittlichen Größe von 100 KByte pro Ereignis entspricht dies einer Aufzeichnungsrate von ca. 10 Hz.

Bei der projektierten Luminosität erwartet man eine Physikrate von $\mathcal{O}(10 \text{ Hz})$, die durch die Produktion von Schwerquarkereignissen dominiert wird. Daraus folgt die Notwendigkeit, Untergrundereignisse zu unterdrücken und Physikereignisse effizient zu selektieren. Die Untergrundreaktionen sind dominiert durch :

- **Strahl-Gas-Reaktionen:** Dies sind Wechselwirkungen der Protonen mit Restgasatomen im Strahlrohr in der Nähe des Wechselwirkungspunkts. Der hohe Wirkungsquerschnitt für Proton-Nukleon-Streuung erzeugt eine Rate von ungefähr 1 kHz. Die Ereignistopologie dieser Reaktion ähnelt mit ihren vielen niederenergetischen Spuren, die vorzugsweise in Vorwärtsrichtung zeigen, der Topologie von Schwerquarkereignissen.
- **Strahl-Wand-Reaktionen:** Diese stammen von Protonen, die sich nicht auf der Sollbahn bewegen und deshalb mit Strahlführungskomponenten kollidieren. Strahl-Wand-Reaktionen tragen mit einer Rate von etwa 50 kHz zum Untergrund bei. Da die Reaktionen mit Strahlführungskomponenten im allgemeinen weit vor dem Detektor stattfinden, unterscheidet sich der Vertex der entstehenden Teilchenspuren stark von dem der ep-Kollisionen. Aufgrund dieser Topologie sind sie leichter von Physikereignissen separierbar.
- **Synchrotronstrahlung:** Die Elektronen senden bei ihrer Beschleunigung in der Kreisbahn Photonen aus, die aber durch Absorbermasken größtenteils vor dem Detektor eliminiert werden können. Nur in etwa jedem zehnten Ereignis entstehen in den Spurkammern Signale durch Synchrotron-Photonen. Die Rate ist damit sehr gering und stellt kein ernstes Triggerproblem dar.

Selbst wenn höhere Schreibgeschwindigkeiten erreicht werden könnten, wäre es sinnvoll, die Ereignisse so früh wie möglich zu selektieren, da das Datenvolumen, das bereits mehrere Terabyte pro Jahr beträgt, nicht mehr handhabbar wäre.

Das H1-Experiment hat ein vierstufiges Triggersystem entwickelt, um die Eingangsrate von $\mathcal{O}(100)$ kHz auf eine Aufzeichnungsrate von 10 Hz zu senken und die Totzeit des Detektors so klein wie möglich zu halten (siehe Abb. 2.8).

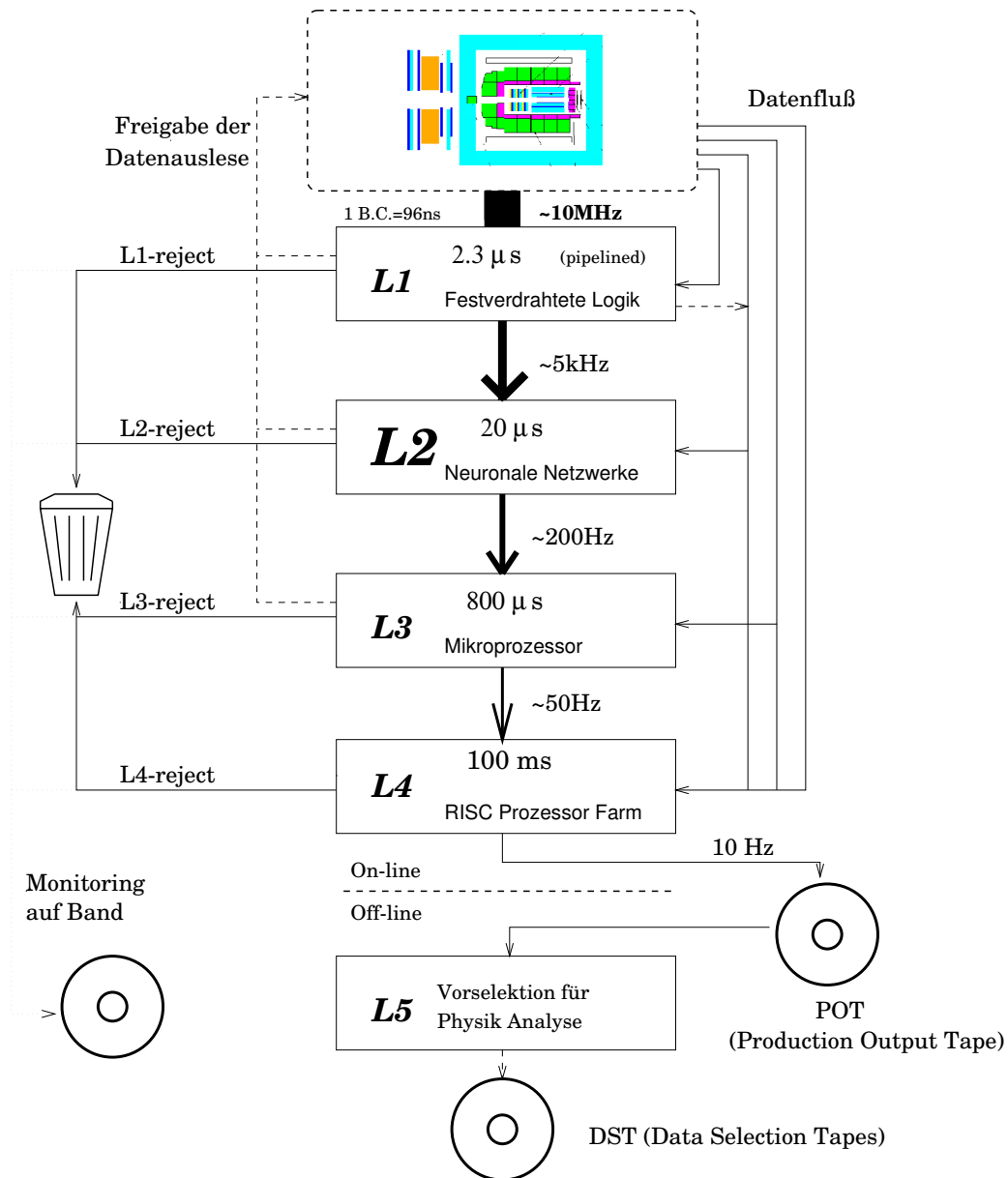


Abbildung 2.8: Schema des H1 Triggersystems.

Die ersten beiden Level arbeiten hardwarebasiert, die Level 3 und 4 verwenden Software-Filteralgorithmen.

- **Level 1 (L1)**

Triggererelemente

Die Subdetektoren des H1-Experiments liefern schnelle boole'sche Triggersignale, sogenannte Triggererelemente, an die zentrale Trigger-Logik des Level-1-Triggers CTL1². Die CTL1 ist in der Lage, bis zu 192 Triggererelemente logisch zu 128 Subtriggererelementen zu verknüpfen. Die komplexe Verarbeitung der Triggersignale in den Subdetektoren bedingt, daß der Level-1-Trigger erst 23 Strahlkreuzungen nach der nominellen Kollision seine Entscheidung fällt. Durch Verwendung von Pipelines, die die Subdetektorsignale für die benötigte Zeit zwischenspeichern, wird jedoch keine Totzeit induziert. Die erste Stufe senkt die Rate auf Werte der Ordnung $\mathcal{O}(1 \text{ kHz})$.

Totzeit

- **Level 2 (L2)**

Neuronaler Trigger

Auf der zweiten Stufe des Triggers stehen die Level-1-Triggerinformationen der verschiedenen Subdetektoren zur Verfügung. Es sind zwei Systeme von Level-2-Triggern implementiert worden, die beide eine Entscheidung innerhalb von $20 \mu\text{s}$ liefern müssen. Der topologische Trigger [41] verwendet Korrelationen zwischen Bigtowers im Kalorimeter und Spuren in den Proportionalkammern. Der neuronale Trigger basiert auf der Ausnutzung von Korrelationen zwischen beliebigen Triggergrößen mit Hilfe von neuronalen Netzwerken. Darauf wird in Kapitel 3 näher eingegangen. Die Rate wird vom Level-2-Trigger auf etwa 100 Hz gesenkt. Nachdem der L2-Trigger das Ereignis akzeptiert hat, beginnt die vollständige Auslese der Detektorsignale.

- **Level 3 (L3)**

Die dritte Triggerstufe sieht im wesentlichen dieselben Daten wie die zweite. Sie besitzt jedoch einen Mikroprozessor, mit dem beliebige Algorithmen zur Filterung der Ereignisse durchgeführt werden können. Innerhalb von $800 \mu\text{s}$ muß die Antwort des Triggers vorliegen, wobei eine Ausgangsrate von 50 Hz angestrebt wird.

- **Level 4 (L4)**

Der Level-4-Trigger besitzt erstmalig die vollständig ausgelesene Detektorinformation und kann beliebige Software-Filter darauf anwenden, solange er unterhalb des Zeitlimits von 100 ms bleibt. Die Ereignisse werden asynchron auf eine Farm von unabhängigen RISC-Prozessorsystemen verteilt, die alle dieselben Algorithmen abarbeiten. Bei Bedarf werden die Daten bereits teilkonstruiert, z.B. wird eine vereinfachte Version von Spurfindungsalgorithmen eingesetzt. Die vom Level-4 akzeptierten Ereignisse werden permanent in Form von Rohdatenbändern gespeichert und stehen der späteren Analyse zur Verfügung.

²Central Trigger Logic Level 1

Die Rohdaten werden innerhalb weniger Stunden quasi on-line rekonstruiert. Dies schließt eine Ereignisklassifikation und nochmalige Untergrundunterdrückung, basierend auf rekonstruierten physikalischen Größen, ein. Als Physikkandidaten klassifizierte Ereignisse werden in komprimiertem Format auf Festplatten verfügbar gemacht.

Kapitel 3

Der Level-2-Trigger

Im mehrstufigen Schema des H1–Triggersystems ist der Level-2 als Hardware–Trigger integriert (siehe auch Abb. 2.8). Seine Aufgabe besteht darin, die Eingangsrate in der Größenordnung von $\mathcal{O}(1 \text{ kHz})$ auf eine Ausgangsrate von etwa $\mathcal{O}(100 \text{ Hz})$ zu senken. Dabei stehen ihm $20 \mu\text{s}$ als Entscheidungszeit zur Verfügung, um Physikkandidaten effizient von Untergrundereignissen zu trennen. Diese Zeit wurde gewählt, um bei einer maximalen Rate von 5 kHz die vom L2-Trigger induzierte Totzeit unter 10% zu halten.

Bereits dem Level-1-Trigger steht eine große Informationsmenge der Subdetektoren zur Verfügung. Aufgrund des sehr restriktiven Zeitlimits ist dieser nicht in der Lage, die Information umfassend zu analysieren. Diese Aufgabe fällt dem Level-2-Trigger zu, der dieselben Eingangsdaten besser verwerten muß.

Der Level-2-Trigger basiert auf zwei unterschiedlichen Systemen, dem Topologischen Trigger [41] und dem Neuronalen Trigger [42]. Die Systeme analysieren identische Eingangsinformationen, sie unterscheiden sich aber in der Auswertung der Daten. Der Topologische Trigger ist mit einer spezialisierten Hardware realisiert und verwendet hauptsächlich die Korrelation zwischen verschiedenen Subdetektorinformationen in der durch den Polar– und den Azimutwinkel aufgespannten Ebene.

Topologischer Trigger
Neuronaler Trigger

Der neuronale Trigger wertet beliebige Korrelationen im abstrakten Raum der Triggergrößen aus. Er arbeitet im Kern mit einem Parallelrechner, der frei programmierbar ist. Die Entscheidungen beider Systeme müssen innerhalb der vorgegebenen Zeit bei der zentralen Level-2 Triggerlogik (CTL2 ¹) angekommen sein und werden dort zu einer eindeutigen Level-2-Entscheidung kombiniert (siehe Abschnitt 3.5).

Parallelrechner

Im Rahmen dieses Kapitels wird im besonderen auf den Aufbau und die Arbeitsweise des neuronalen Triggers eingegangen, der sowohl Basis als auch Ziel der $D^{*\pm}$ –Analyse bildet.

¹Central Trigger Logic Level 2

3.1 Überblick über den neuronalen Trigger

Dem Level-2-Trigger stehen erstmals alle Level-1-Informationen an einer zentralen Stelle zur Verfügung, die er damit besser verwerten kann als die lokalen 'Intelligenzen' der einzelnen Subdetektoren. Diese Verwertung ist gleichbedeutend mit einer Analyse der Korrelationen zwischen Triggergrößen, insbesondere wie sich diese bei Untergrund und Physikkandidaten unterscheiden. Je allgemeiner diese Korrelation ist, d.h. nicht unbedingt nur Korrelationen im geometrisch anschaulichen zwei- oder dreidimensionalen Raum, desto größer ist die Wahrscheinlichkeit, die Klasse der Physikereignisse von der Klasse der Untergrundereignisse trennen zu können. Diese Überlegungen implizieren folgende Anforderungen an ein Lösungsschema:

- Es muß Flexibilität bei der Wahl der Eingangsgrößen aufweisen.
- Es muß einen automatischen (algorithmischen) Weg zur Auffindung der hochdimensionalen Korrelationen geben.
- Es muß eine hohe Rechenleistung erreichbar sein, um trotz der großen Komplexität die erforderliche Geschwindigkeit zu gewährleisten.

Künstliche neuronale Netze [43] sind ideal geeignet, um diesen Anforderungen zu genügen. Das Gebiet der neuronalen Netze stellt verschiedene Lösungen zur schnellen Verarbeitung von Informationen bereit; die Art und Anzahl der verwendeten Eingangsdaten ist dabei beliebig.

Die Arbeit des Level-2-Triggers kann man als Mustererkennung im abstrakten Raum der Triggervariablen verstehen. Durch Lernalgorithmen lassen sich Korrelationen in bekannten Datensätzen auffinden, die sich dann auf unbekannte Daten verallgemeinern lassen. Aufgrund der Parallelität der neuronalen Architektur ist eine sehr hohe Rechenleistung erreichbar, wenn man geeignete parallelrechnerbasierte Hardware einsetzt.

Im Prinzip wäre es möglich, nur ein einziges neuronales Netzwerk zu verwenden, dem sämtliche Triggerinformationen zur Verfügung stehen, auf deren Basis dann Ereignisse akzeptiert oder verworfen würden. Es gibt jedoch einige praktische Argumente, die einen anderen Weg nahelegen. Die Erfahrung beim Betrieb des H1-Detektors bei HERA zeigt, daß nur einige wenige Level-1-Subtriggererelemente die hohe L1-Gesamtrate generieren. Diese Subtrigger sind im allgemeinen auf ganz bestimmte Physikkanäle optimiert, die jedoch dem Untergrund sehr ähnlich sind (vgl. Kap. 2.2.2). Ohne eine intelligentere Triggerstufe bliebe nur die statistische Verwerfung der getriggerten Ereignisse. Dieses auch Skalierung genannte Vorgehen führt aber zu einem drastischen Verlust an interessanten Physikereignissen. Ein Satz von Netzwerken, die genau auf diese Physikereignisse spezialisiert sind und die jeweils zur Senkung der Rate der problematischen L1-Subtriggern verwendet werden, bringt eine Reihe von Vorteilen gegenüber einem einzigen Netzwerk:

- Ereignisse, die von Subtriggern niedriger Rate getriggert werden, laufen nicht Gefahr, fälschlicherweise verworfen zu werden, da sie nicht von einem Netzwerk behandelt werden und damit ungehindert den Level-2-Trigger passieren können.
- Eine geringere Anzahl von Triggergrößen reicht aus, um den Untergrund von der jeweiligen Physikreaktion zu trennen.
- Die Komplexität der Netze in Bezug auf die Anzahl der freien Parameter nimmt ab.
- Die Hinzunahme eines Netzes für eine neue Physikklasse kann ohne Störung der anderen Netzwerke erfolgen.
- Die Triggereffizienz für Physikklassen kann separat für jeden Subtrigger in Kombination mit *seinem* neuronalen Netz ermittelt werden.

Untersuchungen haben gezeigt, daß die Kombination der Entscheidungen vieler kleiner dedizierter Netzwerke effizienter arbeitet als ein einzelnes großes Netzwerk, das alle Physikklassen erkennen soll [44]. Diese Erkenntnisse und Überlegungen führten zu einem modularen Design des Gesamtsystems. Das Kernstück des Systems bilden CNAPS² Parallelrechner, die als CNAPS/VME-Karten [45] zum Einsatz kommen. Jeder CNAPS-Karte ist eine Vorverarbeitungskarte zugeordnet, die die Triggerinformationen der einzelnen Subdetektoren aufbereitet und zum Parallelrechner überträgt. Diese beiden Karten bilden zusammen ein Modul (vgl. Abschnitt 3.3), das die Aufgabe übernimmt, ein Netzwerk zu berechnen.

CNAPS

Die Wahl eines frei programmierbaren Parallelrechners hat außerdem den Vorteil, daß nicht nur neuronale Netzwerke implementiert werden können, sondern nahezu jeder Algorithmus, solange die Ausführungszeit innerhalb die Grenze von 20 μ s liegt. In den Abschnitten 3.2.2 und 3.2.3 wird gezeigt, wie von dieser Möglichkeit Gebrauch gemacht werden kann.

Grundvoraussetzung für neuronale Netzwerke und auch die meisten anderen Algorithmen sind Datensätze von Physik- und Untergrundreaktionen, anhand derer man die unterschiedlichen Korrelationen finden kann und mit denen die Algorithmen optimiert werden können. Diese Datensätze können sowohl aus echten Experimentdaten, als auch aus Monte-Carlo-Simulationen gewonnen werden. Bei Physikreaktionen mit niedrigem Wirkungsquerschnitt und entsprechend geringer Statistik oder für die Erkundung neuer kinematischer Bereiche bekannter Physikprozesse werden zumeist Daten aus der Simulation verwendet. Diese Monte-Carlo-Daten können auch dazu herangezogen werden, um die Effizienz der Level-2-Trigger zu bestimmen und Vergleiche mit realen Daten durchzuführen.

Monte-Carlo

Im allgemeinen ist durch die Aufspaltung der Datensätze in zwei unabhängige Mengen auch erreichbar, die Verallgemeinerungsfähigkeit der optimierten Algorithmen

²Connected Network of Adaptive ProcessorS

zu untersuchen. Über die softwaretechnischen Aspekte der Aufbereitung der Datensätze, die Selektion von Physik- und Untergrundereignissen, die Auswahl von Triggergrößen und die Optimierung der Algorithmen wird in Abschnitt 3.4.2 berichtet.

3.2 Algorithmen

Im vorangehenden Abschnitt wurde beschrieben, welche Überlegungen dazu führten, neuronale Netzwerke als Hauptalgorithmen für den Level-2-Trigger einzusetzen. Im folgenden Unterabschnitt werden die Grundlagen und die Arbeitsmechanismen neuronaler Netze erläutert und die speziell für den Level-2 gewählte Architektur beschrieben. Ein Haupteinwand gegen die Verwendung neuronaler Netze war, daß sie nur in der Lage seien, Physikereignisse zu erkennen, die ihnen zuvor repräsentativ in Datensätzen vorgelegt wurden. Ereignisse mit neuer Signatur würden jedoch nicht erkannt werden. Diese Problematik ist in Abb. 3.1 dargestellt.

neue Signatur

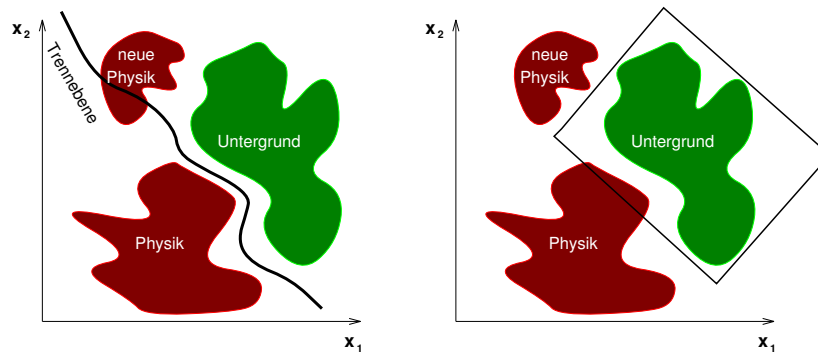


Abbildung 3.1: Trennung zwischen Untergrund und Physik. Links die Lösung, die ein neuronales Netzwerk realisiert. Rechts die Arbeitsweise des Background Encapsulators.

Background Encapsulator

Um diesem Einwand entgegenzutreten, wurde ein neuer Algorithmus — der *Background Encapsulator* — entwickelt, der sich nur auf Informationen über die Untergrundereignisse stützt und a priori nichts über die Struktur von Physikereignissen weiß [46]. Details über den Background Encapsulator werden in Abschnitt 3.2.2 erklärt. Es mag der Eindruck entstehen, daß nur noch dieser Algorithmus nötig wäre und daß auf Netzwerke verzichtet werden könnte. Dieser Schein trügt, da der Background Encapsulator nicht so scharfe Trennungen zwischen Untergrund und Physik erreicht wie ein neuronales Netz. Er ist eher als Sicherheits-Trigger gedacht, der auch unvorhergesehene Ereignisse nicht verliert.

Die Kombination von neuronalen Netzwerken und Background Encapsulator ist aber in der Lage, Physikereignisse sehr selektiv auszuwählen, ohne dabei unempfindlich gegenüber neuen Klassen von Physik zu sein. Die dabei verwendete Logik akzeptiert

ein Ereignis genau dann, wenn mindestens ein Netzwerk das Ereignis als Physikandidat erkannt hat, oder wenn alle Netze das Ereignis verwerfen, aber der Background Encapsulator es nicht als Untergrund eingestuft hat. Dieses Ereignis wäre ein Kandidat für potentiell neue Physik.

neue Physik

Der Optimierungsprozeß bei neuronalen Netzwerken mit dem sogenannten Backpropagation-Algorithmus (siehe Abschnitt 3.2.1) ist sehr rechenaufwendig. Deshalb wurde ein alternativer Algorithmus entwickelt, die *Kegelschnitt-Methode*. Sie wird als Beispiel für die Flexibilität und die universelle Einsetzbarkeit der parallelrechnenden Hardware in Unterkapitel 3.2.3 vorgestellt.

In dieser Arbeit werden neuronale Netzwerke untersucht, die mit dem Backpropagation-Algorithmus trainiert wurden, da die Rechenzeiten bislang noch kein Problem darstellten und mit diesem Algorithmus die besten Effizienzen erreicht werden können.

3.2.1 Neuronale Netzwerke

Das mathematische Modell-Neuron

Künstliche neuronale Netzwerke haben ihren Ursprung in der Biologie. Dort bilden Nervenzellen (Neuronen) die Grundbausteine aller komplexer Strukturen, die an der Sinneswahrnehmung, Informationsverarbeitung und Handlungssteuerung beteiligt sind. Durch den Zusammenschluß von Neuronen entstehen unterschiedliche Topologien, die verschiedene Aufgaben bewältigen können.

Neuronen

Diese netzartigen Strukturen sind dafür verantwortlich, daß man Neuronen auch als Knoten bezeichnet. Eine einzelne Nervenzelle und ihre mathematische Abstraktion sind in Abb. 3.2 dargestellt. Das mathematische Modell beabsichtigt nicht, die biologischen und chemischen Vorgänge in der Zelle zu beschreiben, sondern lediglich die Funktionalität richtig wiederzugeben. In der Literatur gibt es ausführliche Darstellungen der Zellbiologie von Neuronen [47–49].

Knoten

Im mathematischen Modell werden Informationen als Eingangswerte x_i zum Neuron j geschickt. Jeder der Werte wird mit einem Gewicht ω_{ij} multipliziert und im Knoten aufsummiert. Der informationsbewertende Schritt besteht darin, daß von der Summe ein Schwellenwert t_j abgezogen wird.

Dies entspricht im biologischen Fall der Tatsache, daß Nervenzellen nur dann ein Signal weiterleiten, wenn eine minimale Erregung überschritten ist. Das Signal o_j wird im abstrakten Modell als nichtlineare Transformation der Summe berechnet:

$$o_j = g\left(\sum_{i=1}^n \omega_{ij} x_i - t_j\right). \quad (3.1)$$

Als sogenannte Aktivierungsfunktion $g(x)$ werden im Modell zumeist nur beschränkte Funktionen zugelassen. Am weitesten verbreitet ist eine sigmoidale Form

Aktivierungsfunktion
Sigmoid-Funktion

$$g(x) = \frac{1}{1 + e^{-\frac{x}{T}}} \quad \text{mit} \quad T \neq 0, \quad (3.2)$$

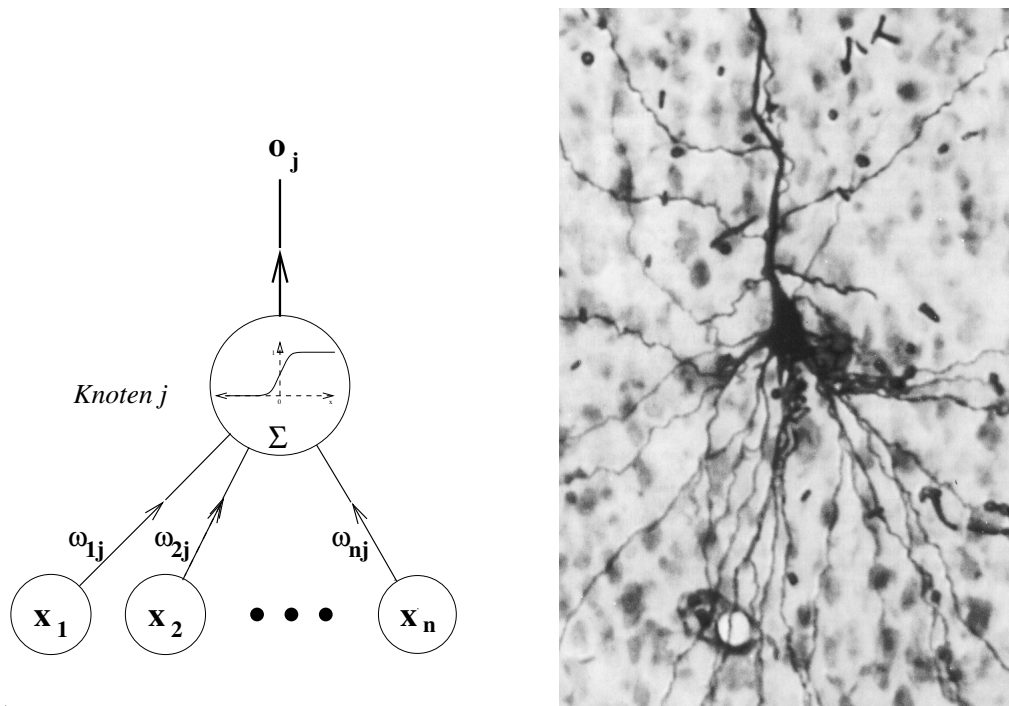


Abbildung 3.2: Das Neuron. Links: Darstellung des mathematischen Modell-Neurons. Rechts: Schnittbild einer Nervenzelle aus der Sehrinde einer Katze.

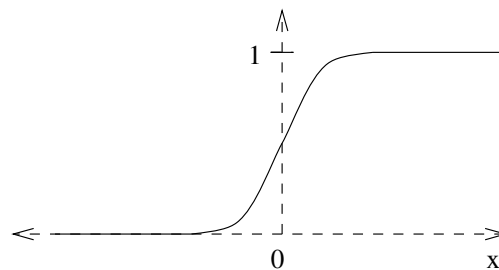


Abbildung 3.3: Sigmoidale Funktion.

in der die Wahl von T die Steilheit der Kurve am Nullpunkt bestimmt und als eine Art Temperatur interpretiert werden kann (siehe Abb. 3.3).

Das Feedforward-Netzwerk

Wie bereits angesprochen, bestimmt unter anderem die Anordnung von Neuronen als Knoten in einem Netzwerk dessen Funktionalität. Ebenso entscheidend ist die Verknüpfungsstruktur und die Richtung, in der Signale weitergeleitet werden. In dieser

Arbeit wird nur auf mehrlagige vorwärtsgekoppelte Netzwerke eingegangen, da sie für die Lösung des Klassifikationsproblems am geeignetsten sind. Vorwärtskopplung (feedforward) bedeutet, daß ein Neuron weder direkt noch indirekt von anderen Neuronen Signale (Eingabewerte) erhält, an das es selbst Signale (Ausgabewerte) übertragen hat. In anderen Gebieten der Hochenergiephysik kommen verschiedene andere Netzwerktypen zum Einsatz [50, 51]. In Abbildung 3.4 ist ein dreilagiges Feedforward-Netzwerk dargestellt.

Bei diesem Netztyp sind die Neuronen in Ebenen (Schichten) angeordnet und es bestehen nur zwischen Neuronen aus benachbarten Ebenen Verknüpfungen. Die Information wird von der Eingabeschicht (unten) zur Ausgabeschicht (oben) weitergeleitet. Die dazwischenliegenden Schichten heißen verborgene oder versteckte Schichten . **Ebenen, Schichten**

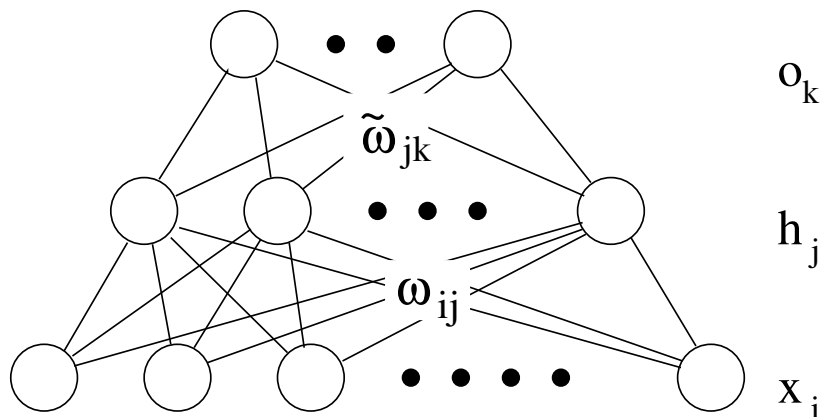


Abbildung 3.4: Das dreilagige Feedforward-Netzwerk.

Die Beschränkung auf ein dreilagiges Netz stellt keine Einschränkung dar, da von Kolmogorov gezeigt worden ist [52], daß unter bestimmten Voraussetzungen jede beliebige Funktion mit einem dreilagigen Netz darstellbar ist. Noch wichtiger ist die gleichwertige Aussage, daß man mit dem beim Level-2-Trigger verwendeten Backpropagation-Algorithmus (siehe nächster Abschnitt) jede Funktion beliebig genau approximieren kann [53].

Die für einen Trigger wichtige Funktion ist die Klassifizierungsfunktion. In der Eingabeschicht werden die Meßgrößen (Triggerinformationen) eingespeist. Die Ausgabeneuronen können eine beliebige Repräsentation von Klassen (Physikkandidaten, Untergrund) darstellen. Um nur zwischen zwei Klassen zu unterscheiden, würde ein einziges Ausgabeneuron genügen, das z.B. für Physikkandidaten den Wert '1' annimmt und für Untergrund den Wert '0'. Die Klassifizierungsfunktion F bildet einen n -dimensionalen Vektor \vec{x} auf einen m -dimensionalen Vektor \vec{o} ab, wobei n die **Klassifizierungsfunktion**

Anzahl der Eingabegrößen und m die Dimension des Ausgabevektors beschreiben.

$$\vec{o} = F(\vec{x}) \quad \text{mit} \quad \vec{x} = \begin{pmatrix} x_1 \\ \vdots \\ x_n \end{pmatrix} \quad \text{und} \quad \vec{o} = \begin{pmatrix} o_1 \\ \vdots \\ o_m \end{pmatrix} \quad (3.3)$$

Die Funktion F hängt bei gegebener Aktivierungsfunktion nur von den Gewichten ω_{ij} und den Schwellenwerten t_j ab. Durch Einführung eines zusätzlichen virtuellen Eingabeknotens mit einer konstanten Aktivität von $x_0 = 1$, kann man die Sonderbehandlung der Schwellen aufgeben und sie mit in die Gewichtsmatrix integrieren mit $t_j =: x_0 \omega_{0j}$. Damit ergibt sich für die Aktivität h_j des j -ten von ℓ Knoten in der verborgenen Schicht

$$h_j = g\left(\sum_{i=0}^n \omega_{ji} x_i\right) = g(\vec{\omega}_j \cdot \vec{x}) \quad (3.4)$$

und die Aktivität o_k des k -ten Neurons in der Ausgabeschicht

$$o_k = g\left(\sum_{j=0}^{\ell} \tilde{\omega}_{jk} h_j\right) = g(\vec{\tilde{\omega}}_k \cdot \vec{h}). \quad (3.5)$$

Der Backpropagation-Algorithmus

Lernen

Das Auffinden der Gewichte ω_{jk} , die das Klassifizierungsproblem optimal lösen, wird auf dem Gebiet der neuronalen Netze durch sogenanntes Lernen bewerkstelligt. Dies geschieht, indem man dem Netzwerk wiederholt Eingabevektoren einspeist, zu denen der Ausgabevektor bekannt ist. Die Parameter des Netzes werden dann iterativ von einem Algorithmus solange geändert, bis der berechnete Ausgabevektor den gewünschten mit genügender Genauigkeit approximiert. Dieser Lernprozeß findet beim neuronalen L2-Trigger off-line statt, d.h. beim Einsatz im H1-Experiment sind die Gewichte bereits festgelegt und werden nicht mehr verändert.

Backpropagation

McClelland und *Rumelhart* [54] verhalfen 1986 durch die Wiederentdeckung des von *Werbos* [55] bereits 1974 vorgestellten Backpropagation-Algorithmus dem Gebiet der neuronalen Netze zu einer neuen Blüte. Mit diesem Algorithmus war es zum erstenmal möglich, die Gewichte in der verborgenen Schicht zu adjustieren, indem die Differenz zwischen gewünschtem und berechnetem Ausgabevektor an die darunterliegenden Schichten zurückgereicht wurden (Backpropagation). Der Algorithmus stellt ein Gradientenverfahren zur Lösung nichtlinearer Gleichungssysteme dar, bei dem die freien Parameter des Systems proportional zum Gradienten der Fehlerhyperfläche verändert werden. Als Fehlerfunktion wird dabei im allgemeinen die mittlere quadratische Abweichung vom gewünschten Ausgabevektor verwendet

$$E(\omega) = \frac{1}{2} \sum_{p=1}^M \sum_{k=1}^m |o_k^{(p)}(\vec{x}, \omega) - y_k^{(p)}(\vec{x})|^2. \quad (3.6)$$

Dabei werden die M Paare aus dem Trainingsdatensatz durch $(\vec{x}^{(p)}, \vec{y}^{(p)})$ beschrieben, mit \vec{y} als Zielausgabevektor. Die Gesamtheit aller Gewichte des Netzes wird mit ω bezeichnet. Der Startpunkt des Algorithmus wird durch Initialisieren der Gewichte mit Zufallszahlen aus einem Intervall $[-a, +a]$ festgelegt, um etwaige Symmetrien in den Gewichtsvektoren zu vermeiden. Es gibt eine für die Praxis wichtige Modifikation der Fehlerfunktion 3.6, die sich positiv auf die Geschwindigkeit der Konvergenz auswirkt [56]. Dabei wird in der Fehlerfunktion nicht mehr über sämtliche Muster summiert, sondern nach jedem Muster werden die Gewichte verändert (*On-line-Updating*). Bei jedem Lernschritt werden ein Muster aus der Trainingsmenge ausgewählt, die Eingabewerte in das Netz gefüttert und gemäß der Gleichungen 3.4 und 3.5 der Wert $\vec{o}(\vec{x}, \omega)$ berechnet. Nach Bildung der Differenz $E(\omega) = \sum_{k=1}^m |o_k(\vec{x}, \omega) - y_k(\vec{x})|^2$ werden die Gewichte des Netzwerkes verändert, zuerst die Kopplungen $\tilde{\omega}_{jk}$ zwischen Ausgabe- und versteckter Ebene:

On-line-Updating

$$\Delta \tilde{\omega}_{jk} = -\eta \frac{\partial E}{\partial \tilde{\omega}_{jk}} + \alpha \Delta \tilde{\omega}_{jk}^{alt} = -\eta \delta_k h_j + \alpha \Delta \tilde{\omega}_{jk}^{alt} \quad (3.7)$$

$$\text{mit } \delta_k = (o_k - y_k) \cdot g'(\vec{\omega}_k \cdot \vec{h}). \quad (3.8)$$

Die Kettenregel der Differentialrechnung führt zu den Ausdrücken für die Änderung der Gewichte zwischen verborgener Schicht und Eingabeschicht ('Backpropagation').

$$\Delta \omega_{ij} = -\eta \frac{\partial E}{\partial \omega_{ij}} + \alpha \Delta \omega_{ij}^{alt} = -\eta \delta_j x_i + \alpha \Delta \omega_{ij}^{alt} \quad (3.9)$$

$$\text{mit } \delta_j = \sum_{k=1}^m \tilde{\omega}_{jk} \delta_k \cdot g'(\vec{\omega}_j \cdot \vec{x}). \quad (3.10)$$

Die erste Ableitung der Aktivierungsfunktion ist hier als g' geschrieben. Die Proportionalitätskonstante η wird als Lernparameter bezeichnet und muß empirisch dem Problem angepaßt werden. Sie ist ein Maß für die Schrittweite, mit der im Parameterraum nach der optimalen Lösung gesucht wird. Die Größen $\Delta \omega_{ij}^{alt}$ und $\Delta \tilde{\omega}_{jk}^{alt}$ beschreiben die Gewichtsänderungen aus dem vorangegangenen Iterationsschritt. Zusammen mit dem Dämpfungsterm α (Momentumfaktor) dienen sie dazu, die Lernrate in Parameterregionen mit kleinem Gradienten zu vergrößern oder in Bereichen mit großem Gradienten mögliche Oszillationen zu dämpfen. Eine Erweiterung der Formeln für die Gewichtsänderung auf mehr als drei Lagen geschieht nach demselben Schema.

Lernparameter**Momentum**

3.2.2 Background Encapsulator

Vorausgesetzt, daß die Trainingsdatensätze eine ausreichende Statistik aufweisen, erreichen neuronale Netze eine nahezu optimale Erkennung der Ereignisklassen. In manchen Gebieten des abstrakten Raumes, der von den Triggergrößen aufgespannt wird, ist die Dichte der Datenpunkte jedoch sehr gering oder verschwindet sogar. Dort ist der Ausgabewert eines Netzwerkes nicht definiert und es kann passieren, daß

gerade dort interessante, weil seltene oder unbekannte Physik, falsch klassifiziert wird (siehe z.B. Abb. 3.1).

Cluster

Neuronale Netzwerke berechnen den Abstand eines Punktes im Hyperraum der Triggergrößen von einer Ebene, die durch die Gewichtsvektoren definiert ist (vgl. Gleichungen 3.1 und 3.2). Auf gleiche Weise kann dieses Abstandsmaß verwendet werden, um einen Untergrund-Datensatz in Gruppen oder sogenannte Cluster einzuteilen, die dann von Hyperwürfeln eingeschlossen und damit von unbekanntem Klassen abgegrenzt werden können. Dies ist die dem Background Encapsulator zugrundeliegende Idee.

Der erste Schritt des Encapsulator-Algorithmus besteht darin, in den Daten natürliche Gruppierungen zu finden, was mit Hilfe eines Cluster-Algorithmus bewerkstelligt wird. Da das Bilden der Cluster invariant gegenüber linearen Transformationen einzelner Triggergrößen zu sein hat (z.B. Skala der Triggerwerte), wird folgende Funktion gewählt

$$F = \sum_{i=1}^C \sum_{\mu_i=1}^{N_i} (\vec{x}^{\mu_i} - \langle \vec{x}_i \rangle)^T S^{-1} (\vec{x}^{\mu_i} - \langle \vec{x}_i \rangle), \quad (3.11)$$

Verteilungsmatrix

die es zu minimieren gilt. Dabei bedeutet C die Anzahl der Cluster, N_i die Zahl der Muster im i -ten Cluster und S die Verteilungsmatrix, die definiert ist als

$$S = \sum_{\mu=1}^N (\vec{x}^{\mu} - \langle \vec{x} \rangle)^T (\vec{x}^{\mu} - \langle \vec{x} \rangle). \quad (3.12)$$

Der mittlere Vektor $\langle \vec{x}_i \rangle$ aller Muster in einem Cluster beschreibt das Cluster-Zentrum und ist definiert durch

$$\langle \vec{x}_i \rangle = \frac{1}{N_i} \sum_{\mu_i=1}^{N_i} \vec{x}^{\mu_i}. \quad (3.13)$$

Es gilt dabei für die Gesamtzahl N aller Muster die Identität $N = \sum_{i=1}^C N_i$. Die Funktion F mißt den mittleren quadratischen Fehler, wenn man die Verteilung der N Muster durch die gewichteten C Cluster-Zentren approximieren will. Die Anzahl der möglichen Gruppierungen beträgt $\approx C^N / C!$ und verbietet deshalb einen Lösungsansatz durch Ausprobieren. Der Algorithmus verwendet darum eine zufällige Initialisierung der Cluster-Mittelpunkte mit je einem Muster aus dem Datensatz und weist dann Muster sukzessive einem der Cluster so zu, daß die Fehlerfunktion minimal ist. In diesem Prozeß können auch Muster aus einem Cluster in einen anderen wandern.

Nachdem die Gruppierungen abgeschlossen sind, geht es darum, die Gruppen in ein möglichst kleines Volumen einzuschließen. Dazu wird jeder Cluster zuerst einer Hauptachsentransformation unterworfen, um die Richtungen der stärksten Änderung im Phasenraum der Triggervariablen zu bestimmen. Diese Richtungen werden durch

die Eigenvektoren der Verteilungsmatrix S_i jedes Clusters gegeben:

$$S_i = \sum_{\mu_i=1}^{N_i} (\vec{x}^{\mu_i} - \langle \vec{x}_i \rangle)^T (\vec{x}^{\mu_i} - \langle \vec{x}_i \rangle). \quad (3.14)$$

Die zugehörigen Eigenwerte messen die Varianz σ^2 der Punktdichte entlang der Eigenvektorrichtung. Wählt man nun Hyperflächen, deren Normalenvektoren durch die Eigenvektoren gebildet werden, so kann man mit diesen einen Hyperwürfel bilden, der den Cluster einschließt. Für die Entfernung der Hyperflächen vom Clustermittelpunkt werden 3σ gewählt.

Der Algorithmus, der bestimmt, ob ein Punkt in einem Cluster liegt, kann sehr einfach auf ein neuronales Netz abgebildet werden. Für jeden Eingabewert wird ein Neuron pro Cluster benötigt, wenn man eine Transferfunktion der Gestalt

$$g(x) = \Theta(x+a) \cdot (1 - \Theta(x-a)) \quad \text{mit } \Theta(x) = \begin{cases} 1 & : x > 0 \\ 0 & : x \leq 0 \end{cases} \quad (3.15)$$

verwendet. Der Wert $2a$ ist der Abstand der beiden Hyperflächen voneinander. Die Gewichte zur Ausgabeschicht sind auf eins gesetzt und die Werte für die Schwellen verschwinden. Damit ergibt sich ein Wert von '1', wenn ein Punkt im Hyperwürfel liegt, ansonsten ist der Ausgabewert '0'.

3.2.3 Kegelschnitte

In diesem Abschnitt soll ein alternativer Algorithmus vorgestellt werden, der das Problem der langen Lernzeiten mit dem Backpropagation-Algorithmus vermeidet und als Beispiel für die Flexibilität der verwendeten Hard- und Software dient. Die Grundidee der Kegelschnitt-Methode besteht darin, die Aktivierungsfunktion $g(x)$ durch eine Reihenentwicklung zu ersetzen. In einem ersten Schritt kann man sie linearisieren ($g(x) = x$) und erhält dann aus den Gleichungen 3.4 und 3.5 für einen Ausgabeknoten

$$o(x_i) = \sum_{i=0}^n \hat{\omega}_i x_i \quad \text{mit } \hat{\omega}_i = \sum_{j=0}^n \tilde{\omega}_j \omega_{ji}. \quad (3.16)$$

Die Suche nach dem Minimum der Fehlerfunktion 3.6 führt zu einem linearen Gleichungssystem, das sich durch Matrixinversion lösen läßt. Mit dieser Methode werden die Klassen jedoch nur mit *einer* Hyperebene getrennt. Das Verfahren kann durch die Hinzunahme von Termen zweiter Ordnung in den Eingabegrößen verbessert werden, was zur Gleichung

$$o_k(x_i) = \sum_{i=0}^n \hat{\omega}_i x_i + \sum_{i \leq j} \hat{\omega}_{ij} x_i x_j \quad (3.17)$$

führt. Wie zuvor kann das Minimum der Fehlerfunktion analytisch bestimmt werden. Die Koeffizienten des sich ergebenden linearen Gleichungssystems sind lineare

Matrixinversion

Funktionen der Korrelationsmatrix erster bis vierter Ordnung. Die Trennebenen, die dieses 'Netzwerk' implementiert, können als Kegelschnitte in einem mehrdimensionalen Raum interpretiert werden. Neuronale Netzwerke mit derselben Anzahl von Eingabegrößen haben im allgemeinen eine etwas bessere Trennfähigkeit. Durch die Hinzunahme weiterer Größen ist die Leistung der Kegelschnitt-Methode jedoch leicht steigerbar, ohne daß der Rechenzeitaufwand stark wächst. Dies ist einer der Hauptvorteile dieser Methode.

3.3 Hardware

Triggerbox

Die Hardware des neuronalen Level-2-Triggers ist im Überblick in Abbildung 3.5 dargestellt. Die Hauptkomponenten werden von den sogenannten Triggerboxen gebildet. Sie bestehen aus einem *Data Distribution Board* (DDB) und einer CNAPS/VME-Karte. Bei den DDBs handelt es sich um Eigenentwicklungen des Max-Planck-Instituts. Die CNAPS/VME-Karten sind ein kommerziell verfügbares Produkt der Firma *Adaptive Solutions Inc.*. Das voll bestückte System besteht aus zehn Triggerboxen, ist vom Design her jedoch nicht auf diese Zahl beschränkt. Jede dieser Einheiten stellt die Hardware für die Implementierung eines Selektionsalgorithmus zur Verfügung. Die DDB hat hauptsächlich die Aufgabe, die Daten der Subdetektoren vorzuprozessieren und als Eingabewerte an die CNAPS-Karte weiterzureichen. Der CNAPS-Parallelrechner berechnet dann das Ergebnis mittels des zugehörigen Programms und aufgrund der Eingangsdaten und der zuvor geladenen Parameter (Gewichte). Die Zuordnung einer eigenen DDB zu jedem CNAPS ermöglicht es, für jeden Algorithmus die optimale Untermenge der Daten des Detektors auszuwählen. Bevor die Vorverarbeitung in den DDBs beginnen kann, müssen die Daten des Detektors bzw. der Subdetektoren vom L2-System empfangen werden. Dazu dienen die Receiver-Karten, die die Daten einlesen und auf dem L2-Bus ablegen.

Receiver

Der neuronale Trigger wird von einer SUN SPARCstation 20 gesteuert, kontrolliert und überwacht. Die Workstation ist über ein SBUS-VME-Interface sowohl mit den CNAPS/VME-Karten als auch mit den DDB-Karten verbunden. Sie ist verantwortlich für das Laden der Programme und der Parameter der CNAPS-Rechner, die Verifizierung des Ladevorgangs, das Starten des Triggers und die Überwachung mittels einer Monitoring-Karte, die *Spy-Card* genannt wird. Diese Karte ist im selben Gehäuse untergebracht wie die DDB-Karten und liest den L2-Bus, die Ergebnisse der Vorverarbeitung und die Ergebnisse der CNAPS-Berechnungen mit.

CTL2

Die boole'schen Entscheidungen der CNAPS Berechnungen werden über Kabel direkt an die zentrale Level-2-Triggerlogik geleitet.

3.3.1 Das Bus-System und die Receiver

Die Subdetektoren speichern ihre Level-2-Triggerinformationen für mehrere Strahlkreuzungszeitpunkte in sogenannten *Storecards* zwischen. Wenn der Level-1-Trigger

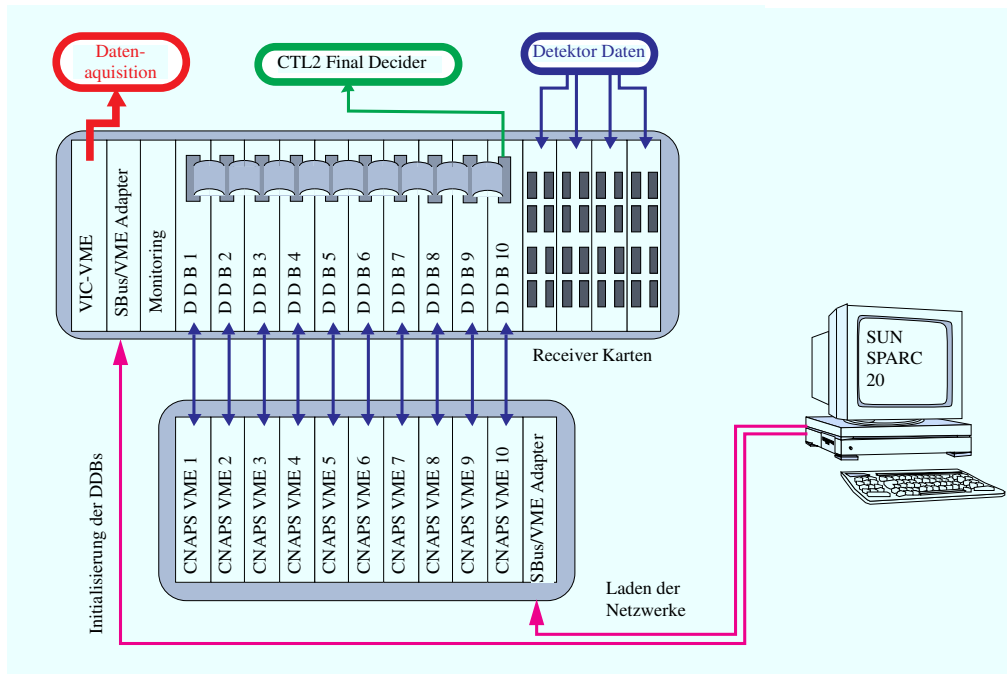


Abbildung 3.5: Überblick über die Hardware des neuronalen L2-Triggers.

ein Ereignis akzeptiert, wird die Level-2-Information zum zugehörigen Zeitpunkt aus den Storecards ausgelesen und an die Level-2-Triggersysteme gesendet. Dazu werden zwei verschiedene Bus-Systeme verwendet, für Kalorimeterdaten der Quick-Bus, für alle anderen der PQZP-Bus [57].

Auf Seiten der Level-2-Triggers stehen Receiver-Karten zum Empfang der Daten. Die Receiver sind in der Lage, die zu unterschiedlichen Zeitpunkten auf verschiedenen Leitungen ankommenden Informationen (16-Bit-Worte) zwischenspeichern und synchronisiert auf den L2-Bus zu verteilen [58]. Der L2-Bus ist ein paralleler Datenbus mit 8 Sub-Bussen zu je 16 Bits, der mit einer Frequenz von 10 MHz im sogenannten Interleaved-Modus arbeitet und damit eine effektive Übertragungsfrequenz von 20 MHz besitzt. Er bildet die Datenquelle für die Data Distribution Boards.

L2-Bus

3.3.2 Die Vorprozessierungskarte (DDB)

Die Vorprozessierungskarten DDB sind in einem eigenen Gehäuse untergebracht, das an den L2-Bus angeschlossen ist. Die L2-Bus-Daten werden in jeder DDB je nach ihrem Datentyp selektiert und durchlaufen dann verschiedene Vorverarbeitungsprozeduren. Der erste Schritt besteht z.B. darin, daß 16-Bit-Worte in 8-Bit-Bytes aufgeteilt werden oder Wörter in Bits zerlegt werden können. Dies geschieht durch Verwendung einer schnellen Look-Up-Table (LUT), d.h. einer Tabelle, in der die Aus-

DDB

Look-Up-Table

gabewerte für bestimmte Eingabewerte fest vorgegeben sind. Details zum genauen Aufbau und der Funktionalität der Vorprozessierungskarte können der Literatur entnommen werden [59].

Danach geschehen die eigentlichen Vorprozessierungen, in denen z.B. die Anzahl der gesetzten Bits über mehrere Wörter hinweg bestimmt wird, die Summe aus einzelnen Bytes oder Wörtern gebildet wird oder Bits selektiert werden. Die Daten können natürlich auch unverändert weitergeleitet werden. Die Hauptarbeit des Vorprozessierens wird von einem frei programmierbaren XILINX 40xx Chip übernommen, so daß man auf Änderungen der Datenformate flexibel reagieren kann. Die Ergebnisse der Data Distribution Boards stehen im sogenannten Selection RAM, einem Speicherbereich auf der DDB-Karte.

Selection RAM

Teile dieses Speichers können mit Hilfe von Selektionsmasken ausgewählt werden und über einen direkten Parallelbus zu einem Empfänger (Mezzanine-Karte) auf der CNAPS/VME-Karte gesendet werden. Diese Speicherinhalte, die den Eingabewerten der Netzwerke entsprechen, gelangen dann unmittelbar in den lokalen Bus der CNAPS/VME-Karte. Die maximale Übertragungsrate beträgt 26.67 MByte/s.

3.3.3 Die CNAPS/VME-Karte

In Abbildung 3.6 ist die CNAPS/VME-Karte mit den wichtigsten Elementen dargestellt. Die CNAPS-Karte ist ein Parallelrechner, der nach dem *Single Instruction Multiple Data*-Prinzip (SIMD) konzipiert ist. Auf der linken Seite sind die vier Steckplätze für die CNAPS-Chips zu sehen. Jeder dieser Chips (auch Array genannt) besitzt 64 Prozessoren (PN, Processor Nodes).

Der innere Aufbau eines CNAPS-1064 Chips ist in Abbildung 3.7 zu sehen. Die einzelnen Prozessoren sind logisch in einer Reihe nebeneinander angeordnet und mit dem Eingabe-, Ausgabe-, Befehls- und Inter-PN-Bus verbunden. Die 8-Bit breiten Ein- und Ausgabe-Busse werden für den Datentransfer vom und zum CNAPS Chip verwendet. Der Befehls-Bus hat eine Breite von 32 Bit und dient zur Steuerung aller Prozessoren (SIMD). Der Inter-PN-Bus ermöglicht die direkte Kommunikation zwischen benachbarten Prozessoren, die Breite ist jedoch auf zweimal 2 Bit beschränkt.

Der innere Aufbau eines Prozessors ist schematisch in Abbildung 3.8 dargestellt. Die Hauptbestandteile sind die arithmetischen Einheiten wie der Addierer (32 Bit) und der Multiplizierer (24 Bit), die logische Einheit, die Registereinheit, der 4 KByte Speicher und eine Puffereinheit. Sämtliche Berechnungen werden in Festkommaarithmetik durchgeführt. Der Feedforward-Schritt eines neuronalen Netzes mit 64 Eingabegrößen, 64 Knoten in der versteckten Schicht und einem Ausgabeknoten kann mit dem CNAPS in 166 Taktzyklen berechnet werden, was bei einer Taktfrequenz von 20.8 MHz einer Zeit von 8 μ s entspricht. Die geringe Anzahl von Taktzyklen ist dadurch bedingt, daß der CNAPS Chip einen Multiplizier- und Addierschritt einer Vektor-Matrixmultiplikation in einer Takteinheit durchführen kann und dabei gleichzeitig einen neuen Eingabewert einlesen kann. Die Aktivierungsfunktion ist

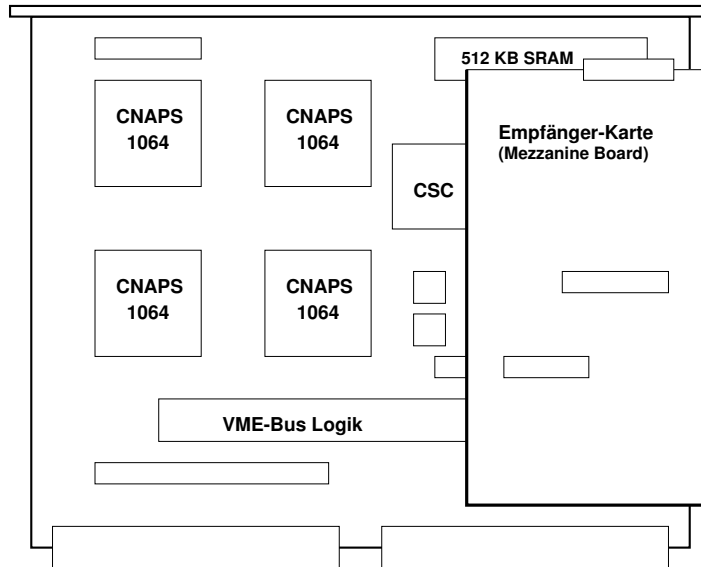


Abbildung 3.6: Die CNAPS/VME-Karte.

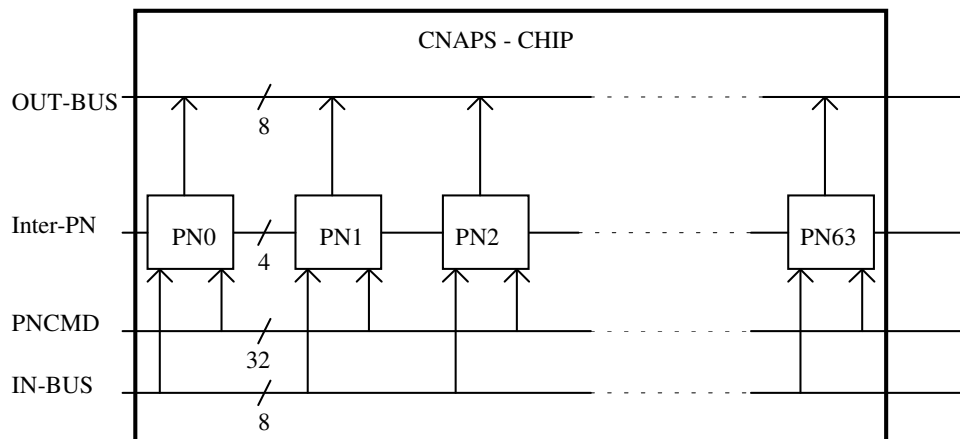


Abbildung 3.7: Der innere Aufbau eines CNAPS-1064 Chips.

als 10-Bit Look-Up-Table implementiert und ist deshalb in den Zeitanforderungen vernachlässigbar.

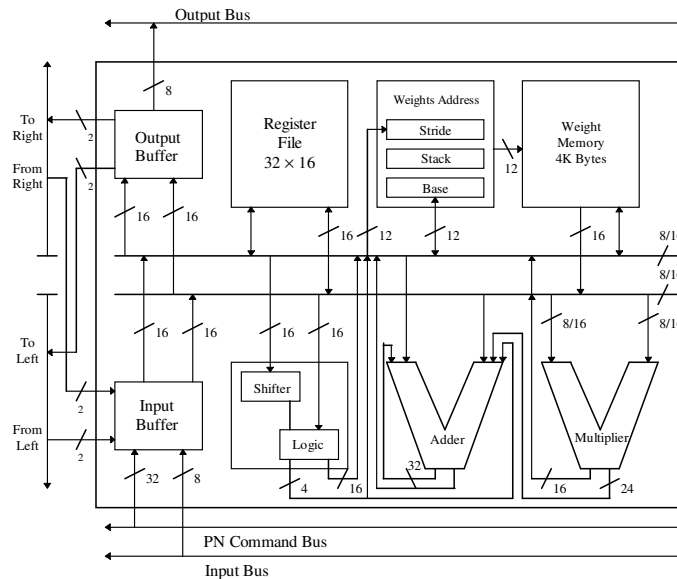


Abbildung 3.8: Der interne Aufbau eines Prozessors.

Berücksichtigt man die ungefähre Vorverarbeitungszeit der DDB, die etwa 4–8 μs benötigt, so ist die Triggerentscheidung leicht innerhalb der geforderten 20 μs erreichbar.

3.4 Software

Die Realisierung des neuronalen Level-2-Triggerprojekts war nur durch den Einsatz moderner Softwarewerkzeuge möglich. Die Entwicklung der Software wurde in zwei Bereiche unterteilt. Die Steuerung und Kontrolle des Triggers wurde unter dem Begriff On-line Software zusammengefaßt. Die Bereitstellung der Daten, die Untersuchung von Algorithmen und die Optimierung der Netzwerk- bzw. Encapsulator-Parameter fielen dem Gebiet der Off-line Software zu.

On-line Software

Off-line Software

Die programmiertechnische Nähe zur Hardware gebot es, im On-line Sektor als Programmiersprache 'C' zu verwenden. Auch im Off-line Bereich wurde durch die Verwendung von Workstations mit UNIX Betriebssystemen und die Vielzahl von frei erhältlichen Softwaretools, die auf die Programmiersprache 'C' abgestimmt waren, diese Wahl nahegelegt. Gleichzeitig wurde sicher gestellt, daß auf die bestehenden FORTRAN-Programmibliotheken von CERN [60] und H1 [61] zugegriffen werden konnte [62]. Der Austausch der Software, die gemeinsame Entwicklung von Programmen auf verschiedenen Plattformen und an verschiedenen Orten und die Versi-

onsverwaltung wurden durch das Concurrent Versioning System (CVS) [63] möglich gemacht. **CVS**

In den folgenden Abschnitten wird ein Überblick über die wichtigsten Komponenten der On-line und Off-line Software gegeben.

3.4.1 On-line Software

Die Aufgabe der On-line Software besteht darin, den neuronalen L2-Trigger zu steuern und zu überwachen. Dazu müssen folgende Einzelaufgaben gelöst werden :

- Programmierung der Empfänger-Karte
- Programmierung der DDBs
- Handhabung der Algorithmen und Parameter in einer Datenbank
- Herunterladen von Algorithmen und Gewichten zu den CNAPS-Karten
- Programmierung der Spy-Card
- Aufzeichnung der aktuellen Konfiguration in einer Datenbank
- Starten und Beenden des neuronalen Triggers
- lokale Aufzeichnung von Überwachungsdaten und Histogrammen.

Die gesamte On-line Software ist als Client-Server Applikation entworfen worden. Dadurch ist es möglich, von beliebigen Orten aus die Hardware zu überwachen. Auch ein Eingreifen ist möglich, jedoch dadurch beschränkt, daß Hardware-verändernde Aktionen nur von **einem** Benutzer durchgeführt werden können, der zudem über das Experten-Paßwort verfügen muß. Der Zugang zu diesen Funktionen wird mit einer grafischen Benutzerschnittstelle, dem NnCockpit, ermöglicht. Das Kernstück der On-line Software wird von einem Server-Prozeß, dem sogenannten NnServer gebildet, der permanent auf der SUN SPARCstation läuft. Dieser Prozeß stellt Sockets zur Verfügung, über die sich die Clients anbinden können. Der Server startet zwei weitere Prozesse, den NnLoader-Prozeß und den NnMonitor-Prozeß. Mit Hilfe des NnLoader werden die einzelnen Hardwarekomponenten geladen bzw. programmiert und eine Kommunikation mit der zentralen Datenaquisition aufgebaut. Der NnMonitor-Prozeß liest Daten zur Überwachung aus der Empfängerkarte, aus den DDBs und per Spy-Card aus dem L2-Bus aus. Die drei Prozesse koordinieren sich gegenseitig via Inter Process Communication (IPC) und tauschen ihre Informationen über gemeinsamen Speicher (Shared Memory) aus. Die lokale Datenbank bildet für alle drei Komponenten die Basis für Informationen. Das Schema ist grafisch in Abb. 3.9 dargestellt.

NnCockpit
NnServer

NnLoader
NnMonitor

IPC

Der NnMonitor füllt die ausgelesenen Daten in Histogramme und berechnet aus den Entscheidungen der einzelnen Triggerboxen die Rate des Triggers. Da dem Level-2-Trigger auch die Ergebnisse des Level 1 bekannt sind, kann man bereits während des Monitorings die Entscheidungen des Level-2-Triggers überwachen.

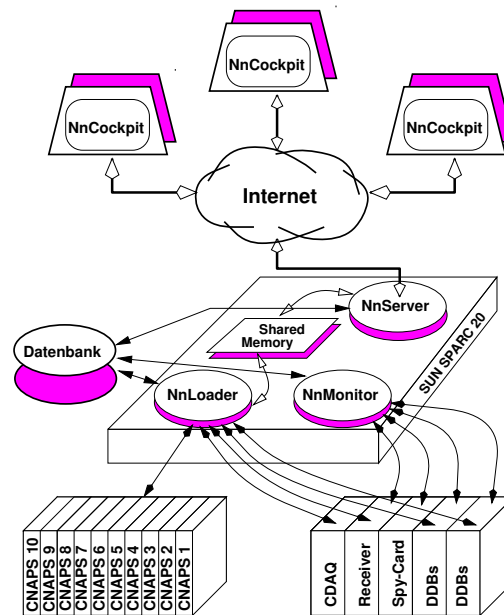


Abbildung 3.9: Überblick über die On-line Software.

3.4.2 Off-line Software

Die Vorbereitung von neuronalen Netzen und Background Encapsulatoren für den realistischen Einsatz im H1-Experiment bedarf eines gründlichen Verständnisses der anvisierten Physik und der Triggerdaten. Dazu sind eine Reihe von Programmen erstellt worden, deren Zusammenspiel die folgenden Aufgabenstellungen bearbeiten hilft:

- Selektion der Ereignisse
- Extrahierung von Triggerinformation aus den Ereignisdaten
- Erkennung und Auswahl von wichtigen Triggergrößen
- Erstellung von Datensätzen für Optimierung und Test
- Vergleichende Untersuchung der Leistungsfähigkeit verschiedener Algorithmen
- Optimierung der Lernparameter im Fall von neuronalen Netzwerken
- Durchführung der Parameteroptimierung (Training von neuronalen Netzen)
- Überprüfung der Ergebnisse
- Simulation der Hardware.

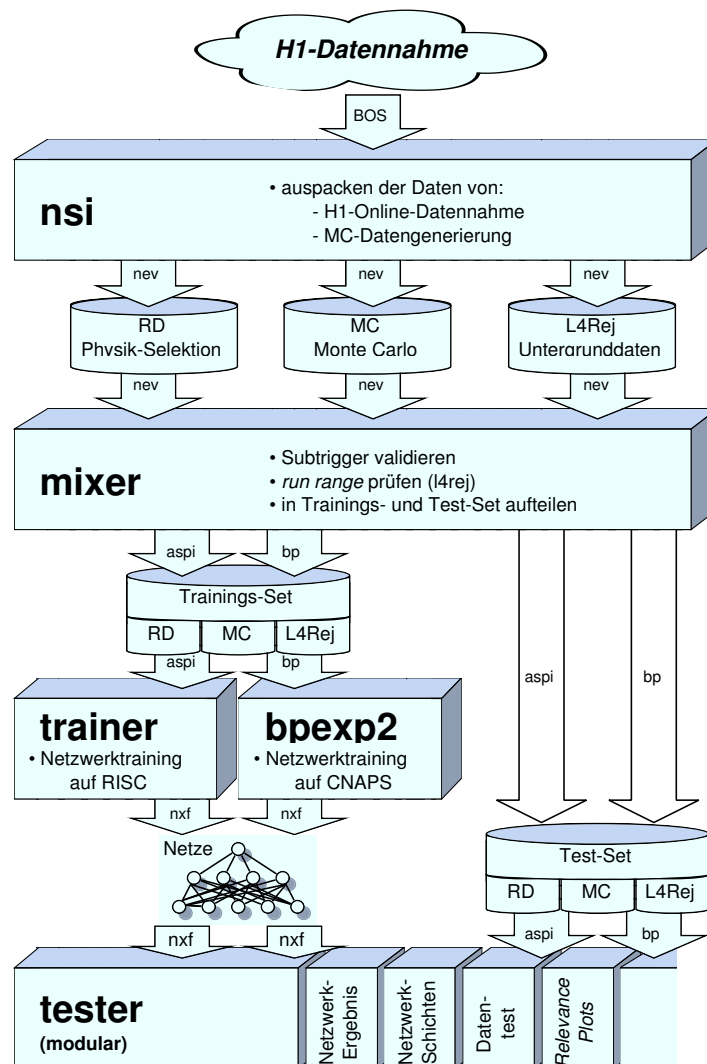


Abbildung 3.10: Überblick über die Off-line Software.

In Abbildung 3.10 ist die Kette von einzelnen Modulen und deren Verknüpfung untereinander dargestellt.

Den Anfang und das Ende der Kette bildet der Netzwerk-Simulator *nsi* [64] (siehe auch Anhang A). Er hat zwei unterschiedliche Funktionen. Zum einen dient er der Extraktion der Triggergrößen aus unterschiedlichsten Datenblöcken des Datenstroms. Diese Größen werden im sogenannten *nev*-Format³ abgespeichert. Zum anderen ist er in der Lage, den neuronalen Level-2-Trigger in seiner Funktionalität vollständig zu simulieren.

³New Event Vector

mixer	Das nev-Datenformat kann vom Programm <i>mixer</i> [65] gelesen werden. Der mixer ermöglicht es, die nev-Daten verschiedener Physik- und Untergrundklassen in einen Trainingsdatensatz zusammenzumischen und gleichzeitig Testdatensätze zu generieren. Es können beim 'mischen' gleichzeitig Selektionen durchgeführt werden, z.B. auf bestimmte Subtriggererelemente oder Zeitabschnitte der Datennahme. Die Daten können, abhängig vom verwendeten Programm für das Training, in verschiedenen Formaten geschrieben werden.
trainer	Zum Trainieren von Netzwerken stehen zwei verschiedene Programme zur Verfügung. Die <i>trainer</i> -Software [66,67] ist auf allen gängigen Workstations lauffähig und verlangt bei den Eingabedaten nach dem sogenannten <i>aspi</i> -Datenformat. Es benutzt als Kern der Simulation den Backpropagation-Schritt der Aspirin/MIGRAINES Software [68]. Das <i>bpexp2</i> Programm [69] ist speziell für die Verwendung des CNAPS-Parallelrechners für Off-line Zwecke entwickelt worden. Mit ihm sind sehr umfangreiche Studien zur Variation der Lernparameter möglich, die auf einem seriellen Rechner zuviel Rechenzeit in Anspruch nehmen.
bpexp2	
cluclu	Zur Generierung eines Background Encapsulators ist das Paket <i>cluclu</i> [70] entwickelt worden. Alle drei Programme schreiben die Parametersätze im sogenannten <i>nx</i> -Format ⁴ , das von nachfolgenden Programmen im On-line und Off-line Bereich eingelesen werden kann.
tester	Die Untersuchung der trainierten Netzwerke und optimierten Background Encapsulator erfolgt mit dem <i>tester</i> [71]. Er berechnet die Ergebnisse der verschiedenen Algorithmen zum selben Ereignis, das er aus beliebigen Testdatensätzen auswählen kann. Das modulare Design des testers erlaubt die Erweiterung um neue Funktionen, wie z.B. die Darstellung der mittleren Aktivität in einer Netzwerkschicht oder das Prüfen von Fehlertoleranz gegenüber Störung der Eingangsgrößen.

3.5 Die zentrale Level-2 Triggerlogik

Die Ergebnisse des neuronalen und des topologischen Level-2-Triggers werden in Form von L2-Triggererelementen an die zentrale Level-2 Triggerlogik gesendet. Diese Triggererelemente haben boole'sche Werte. Je nach Algorithmus haben die Bits eine andere Bedeutung, so ist z.B. der Wert '1' beim Background Encapsulator der Indikator für ein Untergrundereignis, wohingegen derselbe Wert bei einem neuronalen Netz für ein Physikereignis steht. Die angemessene Interpretation der Bits ist eine der Aufgaben der CTL2.

In Kapitel 3.1 wurde beschrieben, daß einzelne Netzwerke nur die Rate ganz bestimmter Level-1 Subtrigger senken sollen. Die Bildung von Koinzidenzen zwischen Subtriggern und Level-2 Triggererelementen ist ein anderer Teil der CTL2-Funktionalität.

Falls die Rate einzelner Level-2 Triggererelemente auch nach der Koinzidenzbildung

⁴Network eXchange Format

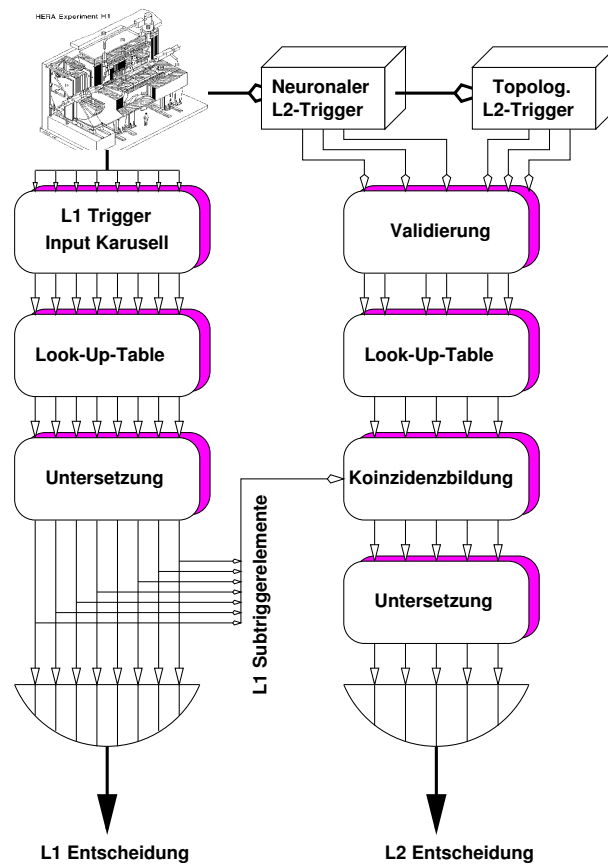


Abbildung 3.11: Der Weg von den Level-2 Triggerelementen zur L2-Entscheidung.

noch zu hoch ist, benötigt man eine Möglichkeit zum statistischen Verwerfen (Untersetzung) dieser Trigger. Erst danach wird aus einer logischen Oder-Verknüpfung der einzelnen boole'schen L2-Entscheidungen das L2-Triggersignal gebildet. Der Weg von den Level-2 Triggerelementen zum L2-Entscheidungssignal und das Zusammenspiel mit dem Level-1-System ist in Abbildung 3.11 dargestellt.

Der neuronale Level-2-Trigger ist seit August 1995 in das H1-Experiment integriert und liefert Daten [72].

Kapitel 4

Die Selektionsstrategie für Trigger- und Analysedaten

Die Auswahl von Ereignissen ist einer der wichtigsten Schritte bei der Analyse von Daten aus Hochenergiephysikexperimenten. Pro Jahr werden Kollisionen in der Größenordnung von $\mathcal{O}(10^{12})$ im H1-Detektor registriert. Der vierstufige Trigger ist dazu konzipiert worden, diese Zahl auf 10^8 Ereignisse zu reduzieren [73], da das Datennahmesystem nur diese Anzahl permanent aufzeichnen kann.

Um zu Datenmengen zu gelangen, die in einer Physikanalyse handhabbar sind, ist die weitere Reduktion der Datenmenge auf die jeweils interessierenden Ereignisse mit charakteristischen Eigenschaften unumgänglich.

In diesem Kapitel wird die grundlegende Strategie im Hinblick auf die Wahl von relevanten Triggern und die Selektion für die Physikanalyse vorgestellt. Daran schließt sich eine Motivation für die Wahl des Schwerquarkproduktionsprozesses und des Zerfallskanals an. Die Gründe für die konkreten Vorselektionsschnitte werden in einem weiteren Abschnitt beleuchtet.

4.1 Die generelle Strategie

Diese Arbeit verfolgt im Kern zwei Ziele. Das eine ist die Entwicklung von selektiven Triggern, mit denen Schwerquarkereignisse mit höherer Effizienz als bisher erkannt werden können. Das andere ist die Bestimmung des Wirkungsquerschnitts von $D^{*\pm}$ -Mesonen als Grundlage für Untersuchungen zur Gluondichteverteilung im Proton.

Zur Erreichung dieser Ziele müssen eine Reihe gemeinsamer Schritte unternommen werden. Ergebnisse der einen Untersuchung wirken auf die andere Untersuchung zurück. So muß zuerst eine Vorauswahl von Ereignissen stattfinden, die als Kandidaten für Schwerquarkereignisse gelten, um deren spezifische Signatur im Hinblick auf ihre Triggereigenschaften erkennen zu können (vgl. Abschnitt 4.2). Nachdem diese Signaturen auf Ebene des Level-1-Triggers erkannt worden sind, kommen die

Trigger mit den höchsten Raten in die engere Wahl für eine Optimierung mit Hilfe des Level-2-Triggers.

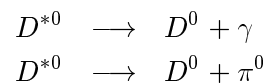
In dieser Arbeit wird speziell der auf neuronalen Netzwerken basierende Level-2-Trigger untersucht. Zum Trainieren von Netzwerken ist eine vorselektierte Menge an Ereignissen erforderlich, die dieselben charakteristischen Eigenschaften aufweisen, wie die später zu triggernden $D^{*\pm}$ -Ereignisse. Nachdem die Netzwerke trainiert worden sind, muß deren Leistungsfähigkeit anhand der vorausgewählten Ereignisse getestet werden (vgl. Kapitel 5). Um die endgültige Effizienz für die $D^{*\pm}$ -Ereignisse zu bestimmen, ist es notwendig, von der Vorauswahl abzurücken und zu einer restriktiven Selektion überzugehen, die das Verhältnis von $D^{*\pm}$ -Ereignissen zu Untergrundereignissen optimiert (vgl. Kapitel 6). Bei diesem Schritt wird der Wirkungsquerschnitt der $D^{*\pm}$ -Produktion bestimmt. Daran schließt sich wiederum eine Untersuchung des Einflusses des neuronalen L2-Triggers auf die Analyseergebnisse an, womit der Kreis zwischen Trigger- und Analyseuntersuchungen geschlossen wird.

4.2 Eigenschaften von $D^{*\pm}$ -Mesonen

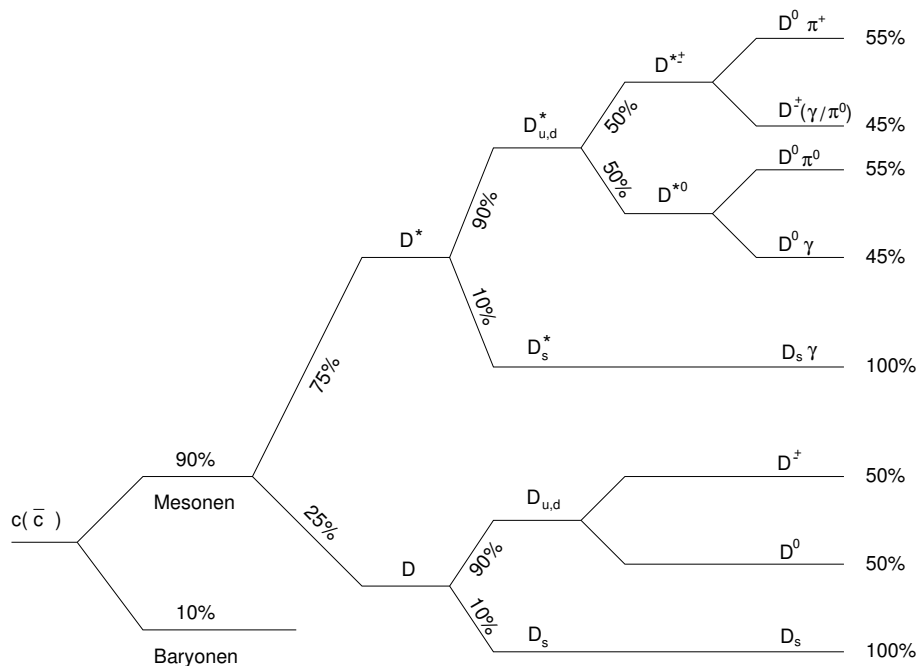
Im Kapitel 1 wurde detailliert auf die Produktionsmechanismen der schweren Quarks eingegangen. Durch die hohe Masse wird die Produktion von Hadronen mit Charm von der Fragmentation primärer Charm-Quarks dominiert. Deshalb stammen die identifizierten Hadronen mit Charm nicht aus sekundären Reaktionen, die bei der Fragmentation und Hadronisierung auftreten. Man hat somit bei der Messung eine direkte Information darüber, was bei der primären Wechselwirkung von Elektron und Proton stattgefunden hat.

In Abbildung 4.1 ist festgehalten, in welche Teilchen das Charm fragmentiert. Zu 90% werden Mesonen gebildet, nur zu 10% Baryonen. Dreiviertel aller Mesonen manifestieren sich aufgrund der Spinabhängigkeit des Phasenraums als D^* -Vektormesonen. Aufgrund dieser großen Fragmentationswahrscheinlichkeit werden im weiteren nur die Möglichkeiten zur Identifikation der D^* -Vektormesonen dargestellt.

- Das neutrale D^{*0} -Meson zerfällt in zwei Moden in D^0 -Mesonen.



Der erste Zerfall ist leichter beobachtbar. Man weist das Photon durch das bei der Photonkonversion entstehende Elektron-Positron Paar nach. Das Pion des zweiten Zerfalls läßt sich durch seinen Zerfall in zwei Photonen nachweisen. Da die Energie des π^0 sich aber aufspalten muß, ist dieser Nachweis schwieriger [74]. Das D^0 wird in beiden Fällen am effizientesten über den Zerfall $D^0 \rightarrow K^- + \pi^+$ nachgewiesen.

Abbildung 4.1: *Fragmentation des Charm-Quarks in Mesonen.*

- Das geladene $D^{*\pm}$ -Meson besitzt die Zerfälle

$$D^{*\pm} \longrightarrow D^{\pm} + (\gamma/\pi^0)$$

$$D^{*\pm} \longrightarrow D^0 + \pi^{\pm}.$$

Der erste Zerfallsmodus ist wie im obigen Fall behandelbar, indem man nach sekundären Vertices zerfallender Photonen sucht. Auf den zweiten Zerfallsmodus soll im weiteren genauer eingegangen werden.

Folgende Kriterien waren für die Wahl der $D^{*\pm}$ -Produktion und den anschließenden Zerfall über

$$D^{*\pm} \longrightarrow D^0 + \pi^{\pm}$$

ausschlaggebend (im weiteren werden die ladungskonjugierten Fälle nicht separat aufgeführt):

1. Etwa ein Drittel der produzierten Charm-Quarks manifestiert sich in Form von $D^{*\pm}$ -Mesonen, die die Kinematik des ursprünglichen schweren Quarks im wesentlichen beibehalten.
2. Dieser Zerfallskanal weist ein Verzweungsverhältnis von $(55 \pm 4)\%$ auf [31].

3. Die Massendifferenz zwischen dem Vektormeson $D^{*\pm}$ und dem pseudoskalaren Meson D^0 liegt nur ca. 6 MeV über der Masse des Pions. **Massendifferenz**

Im weiteren Verlauf werden die exakten kinematischen Verhältnisse geschildert. Für die Massen sind folgende Werte bekannt [31]:

$$M_{D^{*+}} = 2010.1 \pm 0.6 \text{ MeV}/c^2 \quad (4.1)$$

$$M_{D^0} = 1864.5 \pm 0.5 \text{ MeV}/c^2 \quad (4.2)$$

$$M_{\pi^+} = 139.5679 \pm 0.0007 \text{ MeV}/c^2. \quad (4.3)$$

Die Massendifferenzen zwischen dem D^{*+} und seinen Zerfallsprodukten ergeben sich damit zu

$$\Delta M_{D^{*+}D^0} \equiv M_{D^{*+}} - M_{D^0} = 145.44 \pm 0.06 \text{ MeV}/c^2 \quad (4.4)$$

$$\Delta M_{D^{*+}D^0\pi^+} \equiv M_{D^{*+}} - M_{D^0} - M_{\pi^+} = 5.8 \text{ MeV}/c^2. \quad (4.5)$$

Der kleine Wert für die Massendifferenz zwischen Vektormeson, D^0 und π^+ bedeutet einen sehr kleinen Phasenraum für das entstehende Pion. Sein Impuls im Ruhesystem des $D^{*\pm}$ beträgt lediglich

$$p_{\pi^+} = 40.1 \text{ MeV}/c. \quad (4.6)$$

Slow Pion

Aufgrunddessen wird es häufig als *Slow Pion* bezeichnet und wird von nun an mit dem Index $s\ell$ versehen.

Das entstandene D^0 zerfällt im wesentlichen über die elektroschwache Wechselwirkung. Es gibt eine Vielzahl von Zerfallskanälen für das D^0 . Ein wichtiger Zerfall, der experimentell gut zugänglich ist, läßt das D^0 -Meson in zwei geladene Mesonen übergehen:

$$D^0 \longrightarrow K^- \pi^+. \quad (4.7)$$

Dieser läßt sich gut nachweisen, da nur genau zwei Teilchen beteiligt sind, die zudem eine Ladung tragen. Der Nachteil liegt darin, daß ohne aktive Unterscheidung von Pionen und Kaonen ein hoher kombinatorischer Untergrund infolge von Doppelzählung auftritt. Es gibt Zerfallsmodi in denen der kombinatorische Untergrund reduziert werden kann [75]. Im gewählten Fall beträgt das Verzweungsverhältnis des hadronischen Zweikörperzerfalls

Zweikörperzerfall

$$Br(D^0 \longrightarrow K^- \pi^+) = 3.65 \pm 0.21\%. \quad (4.8)$$

Der gesamte Prozeß von der Produktion der Charm-Quarks bis zum Zerfall in den hier beschriebenen Endzustand ist in folgende Teilschritte zerlegbar [76]:

$$\underbrace{c \xrightarrow{90\%} \text{Meson} \xrightarrow{75\%} D^* \xrightarrow{90\%} D_{u,d}^* \xrightarrow{50\%} D^{*+} \xrightarrow{55\%} D^0 \xrightarrow{4\%} (K^- \pi^+) \pi_{s\ell}^+}_{0.7\%} \quad (4.9)$$

In diesem Zerfallskanal können folglich 0.7% der produzierten Charm-Quarks untersucht werden. Aufgrund des hohen Charm-Wirkungsquerschnitts und der relativ

hohen Luminosität von HERA ist dieser scheinbar kleine Prozentsatz jedoch hinreichend für eine Anzahl von $\mathcal{O}(10^7)$ Ereignissen pro Jahr.

Um einen Einblick in die Verteilung verschiedener kinematischer Größen zu bekommen, wurden Ereignisse aus Monte-Carlo-Simulationen verwendet. Es wurde der Monte-Carlo-Generator PYTHIA [77] eingesetzt, in Kombination mit dem Programm IJRAY [78] zur Berechnung des Photonflusses und der JETSET Stringfragmentation [79].

JETSET

Die Zusammenhänge zwischen den produzierten Charm-Quarks und den daraus resultierenden Vektormesonen sollen in den folgenden Abbildungen dargestellt werden. In Abbildung 4.2 sind die Verteilungen der Polarwinkel von Charm-Quark und

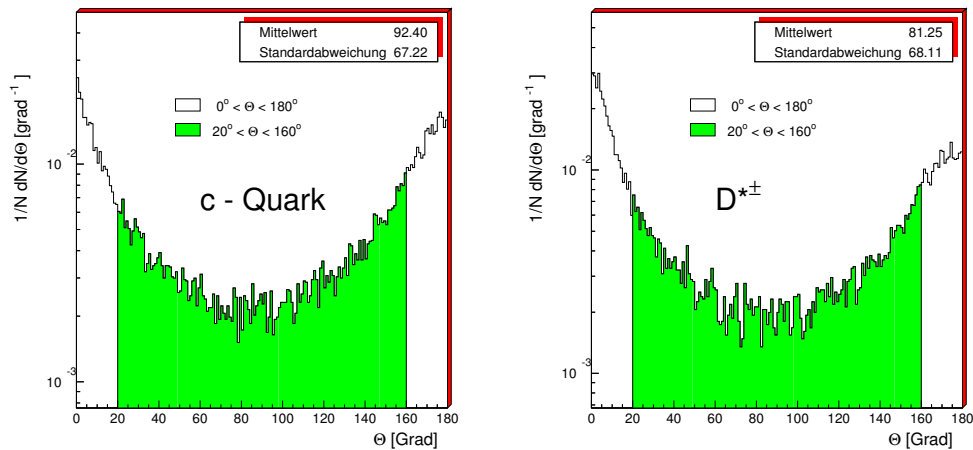


Abbildung 4.2: Polarwinkelverteilungen des primären c -Quarks und des gebildeten $D^{*\pm}$ -Mesons im Laborsystem.

$D^{*\pm}$ dargestellt. Man sieht deutlich die Bevorzugung der extremen Vorwärts- und Rückwärtsflugrichtung der Teilchen. Die schattierten Flächen heben das Intervall zwischen 20° und 160° hervor, das den Akzeptanzbereich für Spuren in der späteren Selektion repräsentiert.

Die Impulse von c -Quark und $D^{*\pm}$ (siehe Abbildung 4.3) haben einen Mittelwert um $6 \text{ GeV}/c$. Der Schnitt im Polarwinkel bewirkt einen steileren Abfall der Impulsverteilung und eine Verschiebung des Mittelwerts.

Daraus kann man schließen, daß die Teilchen, die in eine der Extremrichtungen fliegen, verstärkt hohe Impulse besitzen.

In Abbildung 4.4 sind die Verteilungen der Transversalimpulse von c -Quark und Vektormeson aufgetragen. Der Mittelwert des Transversalimpulses liegt in der Größenordnung der Charm-Quark-Masse. Die Polarwinkelselektion wirkt sich wenig auf die Form der Verteilung des Transversalimpulses aus, insbesondere wird die Verteilung zu hohen Transversalimpulsen hin nicht beeinträchtigt.

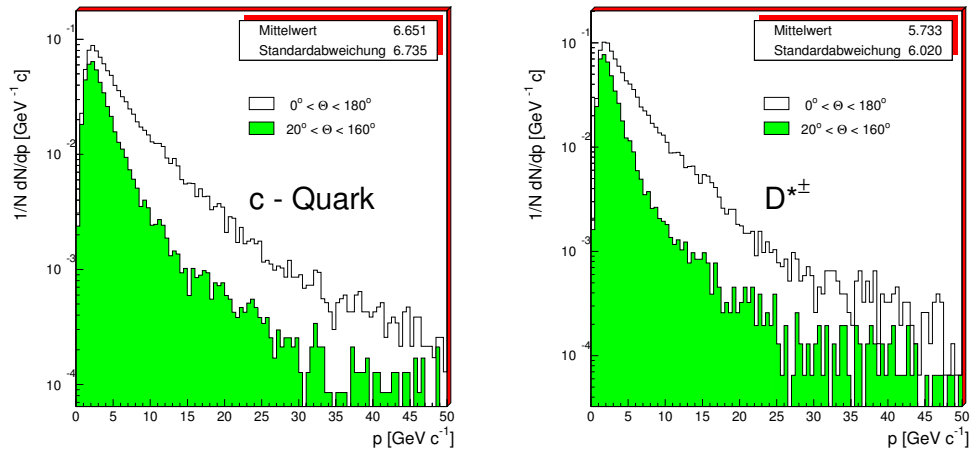


Abbildung 4.3: Impulsverteilungen des primären c -Quarks und des gebildeten $D^{*\pm}$ -Mesons im Laborsystem.

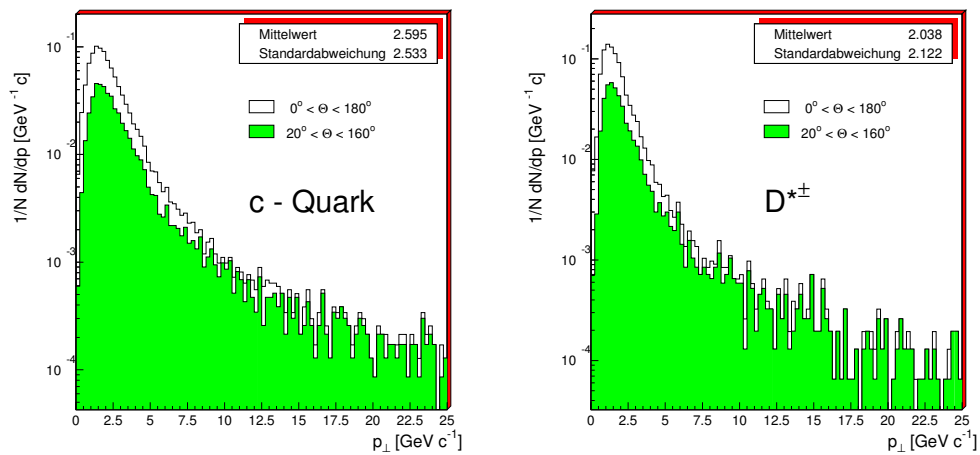


Abbildung 4.4: Transversalimpulsverteilungen des primären c -Quarks und des gebildeten $D^{*\pm}$ -Mesons im Laborsystem.

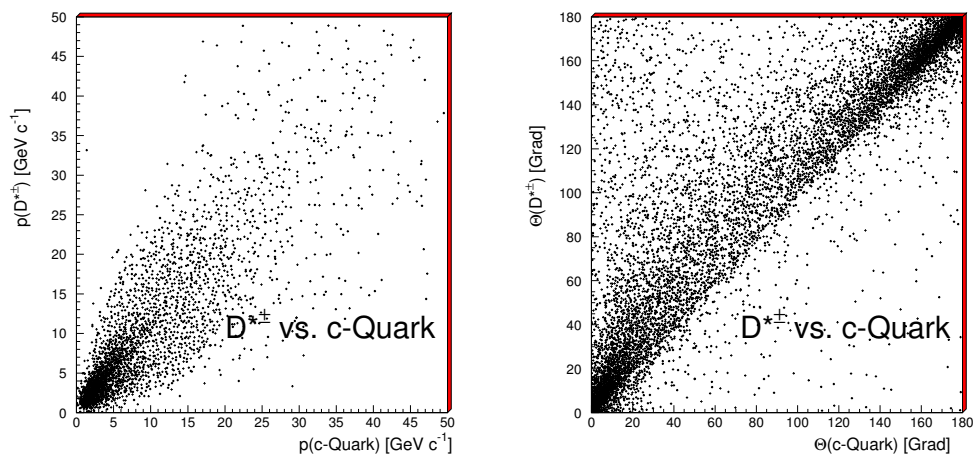


Abbildung 4.5: Korrelation in den Impulsen (links) und in den Polarwinkeln (rechts) zwischen Charm-Quark und $D^{*\pm}$.

Daß die $D^{*\pm}$ -Vektormesonen von den primären Charm-Quarks gebildet werden, kann man den Korrelationsdarstellungen in Abbildung 4.5 entnehmen.

4.3 $D^{*\pm}$ -Kandidaten

Die Untersuchung von Charm-Physik setzt voraus, daß eine ausreichende Anzahl von Ereignissen aus der Gesamtdatenmenge herausgefiltert wird. Am Filterungsprozeß sind sowohl die Triggerstufen, als auch die bei der On-line-Rekonstruktion verwendeten Klassifizierungsalgorithmen beteiligt. In diesem Abschnitt wird auf die Details der Selektion eingegangen.

4.3.1 Selektion

Aus den Rohdaten des Experiments werden in der On-line-Rekonstruktion physikalische Größen berechnet. Diese sogenannten POT-Daten¹ werden einer Klassifikation unterworfen, die jedes Ereignis entsprechend verschiedener Kriterien als zu einer oder mehreren Klassen zugehörig ausweist. Ereignisse, die einem Kriterium für eine Physikklasse genügen, werden in komprimierter Form auf Festplatten abgelegt und stehen dort mit schnellem Zugriff als sogenannte DST-Daten² genauen Physikanalysen zur Verfügung.

POT-Daten

DST-Daten

¹Production Output Tape

²Data Summary Tape

Die Daten für die folgenden Untersuchungen entstammen der DST-Klasse für Charm-Anti-Charm Ereignisse. Die Schnitte basieren auf Informationen aus der Spurrekonstruktion, d.h. Position, Impuls und Ladungsvorzeichen von Spuren. Da eine positive Unterscheidung zwischen Kaonen und Pionen nicht möglich ist, beruht die Rekonstruktion der Teilchenenergien auf Massenhypothesen für die jeweiligen Spuren.

Der erste Schnitt beschränkt die Ereignisse auf solche, deren Wechselwirkungspunkt in einem Bereich von ± 40 cm um den nominellen Wechselwirkungspunkt bei $z=0$ liegt. Im linken Teilbild der Abbildung 4.6 ist die z -Vertex-Verteilung der mit den DST-Schnitten selektierten Ereignisse schraffiert dargestellt. Zum Vergleich ist auch die Verteilung der Monte-Carlo-Ereignisse als Histogramm mit durchgezogener Linie eingezeichnet. Man erkennt, daß die Monte-Carlo-Ereignisse nahezu vollständig im gewählten z -Vertex-Bereich liegen.

Der zweite und dritte Schnitt bezieht sich auf die Transversalimpulse der rekonstruierten Pionen und Kaonen. Erst ab einem Wert von 100 MeV wird die erste zentrale Driftkammer weit genug durchquert um eine verlässliche Rekonstruktion der Spuren zu erhalten. Bei einem Wert ab 250 MeV durchdringt eine Spur sowohl die erste als auch die zweite zentrale Driftkammer [76]. Diese beiden Eigenschaften sind der Grund für die gewählten Schnittwerte.

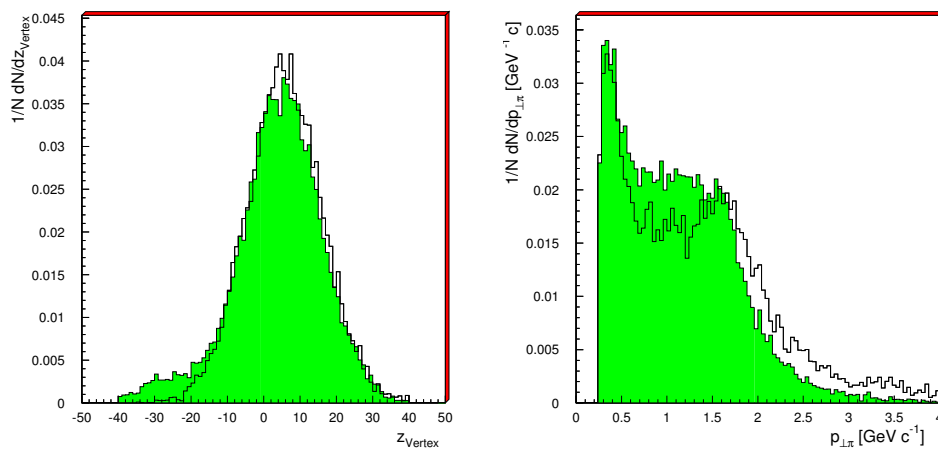


Abbildung 4.6: Verteilung von z -Vertex des Ereignisses (links) und Transversalimpuls des langsamen Pions (rechts). Die schraffierten Histogramme sind die DST Daten, die durchgezogenen Linien Monte-Carlo-Daten.

Die Verteilung des Transversalimpuls des langsamen Pions ist im rechten Teilbild der Abbildung 4.6 zu sehen. Wiederum sind die Daten nach den DST Schnitten als schraffiertes Histogramm gezeigt, die Monte-Carlo-Daten hingegen als Histogramm mit durchgezogener Linie. Trotz der erkennbaren Unterschiede ist eine sinnvolle Trennung durch einen eindimensionalen Schnitt nicht möglich.

Der vierte Schnitt bezieht sich auf den Transversalimpuls des $D^{*\pm}$. Das vollständige Spektrum der gebildeten $D^{*\pm}$ in der Monte-Carlo-Simulation war bereits in Abbildung 4.4 zu sehen. In Abbildung 4.7 ist auf der linken Seite die Verteilung des $D^{*\pm}$ -Transversalimpulses für die DST-Daten dargestellt. Ein Unterschied läßt sich in der Härte des Spektrums feststellen. Die Monte-Carlo-Daten zeigen einen Überschuß an Ereignissen zu höheren Transversalimpulsen. Der Übergangspunkt liegt bei 2.5 GeV.

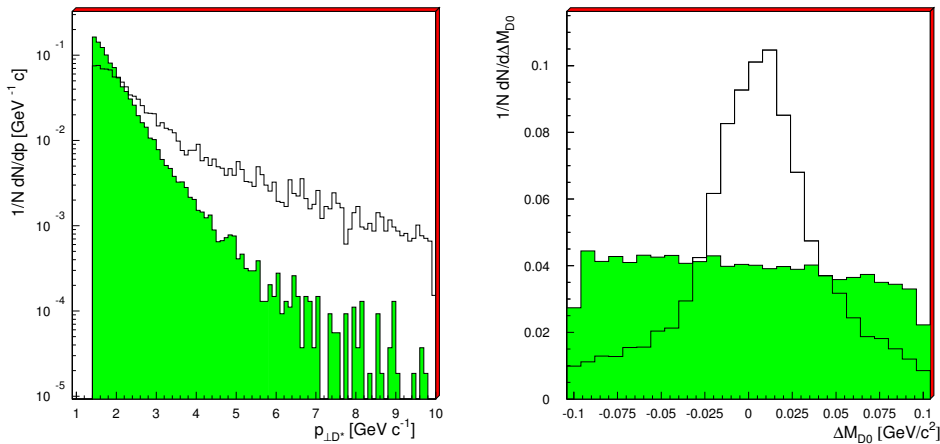


Abbildung 4.7: Verteilung des $D^{*\pm}$ -Transversalimpulses (links) und der D^0 -Massenabweichung (rechts). Die schraffierten Histogramme sind die DST Daten, die durchgezogenen Linien Monte-Carlo-Daten.

Der fünfte Schnitt schränkt den Bereich der Ereignisse auf solche ein, die keine zu hohe Massendifferenz zwischen $D^{*\pm}$ und D^0 aufweisen. In Abbildung 4.11 ist diese Differenz für Monte-Carlo-Ereignisse gezeigt.

Der sechste Schnitt wählt nur solche Ereignisse, die innerhalb eines Fensters von 200 MeV um die nominelle Masse des D^0 liegen. Die Abbildung 4.7 zeigt im rechten Teilbild die Verteilung der D^0 -Massenabweichung vom nominellen Wert. Die DST-Daten zeigen eine größtenteils flache Verteilung, die Monte-Carlo-Daten spiegeln die Auflösung der Rekonstruktion wider, mit einem klaren Peak bei der nominellen D^0 -Masse. Die D^0 -Massenabweichung ermöglicht eine weitere Reduktion der Untergrundereignisse innerhalb der DST-Daten durch Verschärfung des Schnittkriteriums.

Der Winkelbereich der Spuren ist im siebten Schnitt auf den Akzeptanzbereich der zentralen Spurkammern beschränkt. In Abbildung 4.8 ist die Verteilung der Pseudorapidität zu sehen. In den Monte-Carlo-Daten ist eine deutlich andere Verteilung zu sehen als in den DST-Daten. Die DST-Daten haben eine klare Bevorzugung der Vorwärtsrichtung ($\eta > 0$). Dieser Umstand kann verwendet werden, um den Untergrundanteil in den DST-Daten zu reduzieren.

In die DST Selektion wurden auch Ereignisse aufgenommen, deren Spuren falsche

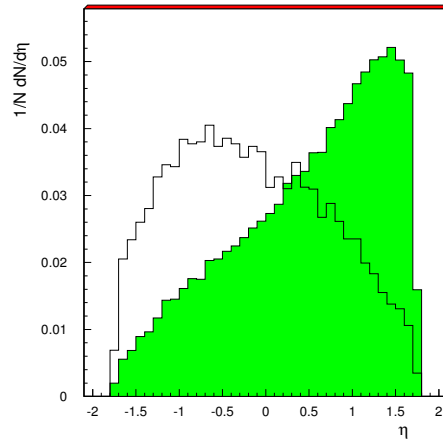


Abbildung 4.8: Verteilung der Pseudorapidität η . Das schraffierte Histogramm repräsentiert die DST Daten, die durchgezogene Linie die Monte-Carlo-Daten.

Ladungskombinationen aufwiesen. Dabei wurde als Randbedingung gewählt, daß die Gesamtladung betragsmäßig den Wert eins hat. Diese Ereignisse dienen zum Abschätzen des Untergrundes. Die Kriterien dafür sind im achten Schnitt angegeben.

Schnitt	Beschreibung	
C-1	Abstand zum Vertex	$ z_{\text{Vertex}} \leq 40 \text{ cm}$
C-2	Transversalimpuls des Kaons/Pions	$p_{\perp}(\text{K}, \pi) \geq 250 \text{ MeV}$
C-3	Transversalimpuls des <i>slow</i> Pions	$p_{\perp}(\pi_{sl}) \geq 100 \text{ MeV}$
C-4	Transversalimpuls des $D^{*\pm}$	$p_{\perp}(D^{*\pm}) \geq 1.4 \text{ GeV}$
C-5	Massendifferenz zwischen $D^{*\pm}$ und D^0	$\Delta M \leq 180 \text{ MeV}$
C-6	Masse des D^0	$ M_{D^0} - M_{D^0}^{\text{ideal}} \leq 0.2 \text{ GeV}$
C-7	Winkelbereich der Spuren ³	$ \eta \leq 1.735$
C-8	Ladungskombinationen	
	Signal	$(\text{K}^+ \pi^-) \pi_{sl}^- \quad (\text{K}^- \pi^+) \pi_{sl}^+$
	Untergrund	$(\text{K}^- \pi^-) \pi_{sl}^+ \quad (\text{K}^+ \pi^+) \pi_{sl}^-$

Tabelle 4.1: DST-Schnitte zur Datenselektion

Die Schnitte aus Tabelle 4.1 ergeben für den Datennahmezeitraum 1994 eine Zahl von 392 767 Ereignissen aus der Kollision von Positronen mit Protonen. Davon haben 239 099 Ereignisse die richtige Ladungskombination. Aufgrund der Tatsache, daß in

³Pseudorapidität $\eta = -\ln(\tan \frac{\theta}{2})$

vielen Ereignissen mehr als drei Spuren auftreten, gibt es oft mehrere Möglichkeiten, die Spuren zu Triplets zu kombinieren. Die Zahl der Spurtriplets beläuft sich auf 743 175, wobei 358 058 die korrekte Ladungskombination besitzen. Mit diesen Schnitten ist noch kein wirklich deutliches Signal des $D^{*\pm}$ im Massendifferenzbild zu erkennen (siehe linkes Bild in Abb. 4.9). Es sind härtere kinematische Schnitte nötig, um ein Signal deutlich herauszuarbeiten.

Schnitt	Beschreibung	
C-6-a	Masse des D^0	$ M_{D^0} - M_{D^0}^{\text{ideal}} \leq 0.08 \text{ GeV}$
C-7-a	Winkelbereich der Spuren	$-1.5 \leq \eta \leq 1.0$

Tabelle 4.2: Zusätzliche Schnitte zur Verbesserung des Signals.

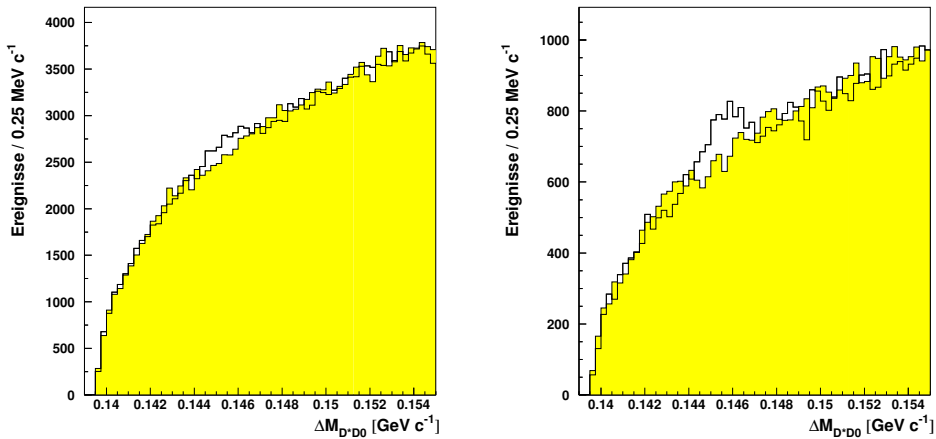


Abbildung 4.9: Massendifferenz zwischen $D^{*\pm}$ und D^0 . Im linken Bild ist das Ergebnis mit den Schnitten aus Tab. 4.1 zu sehen, im rechten Bild mit den zusätzlichen Schnitten aus Tab. 4.2. Das ungefüllte Histogramm beschreibt die Ereignisse mit richtiger Ladungskombination, das graue Histogramm zeigt die Verteilung der Untergrundereignisse.

Wie bereits zuvor angedeutet bieten sich die Pseudorapidität und die D^0 -Massenabweichung als Größen an, mit denen eine Reduzierung des Untergrundanteils möglich wird. Mit den zusätzlichen Anforderungen aus Tabelle 4.2 ergeben sich die Verteilungen der Massendifferenz zwischen den rekonstruierten $D^{*\pm}$ -Kandidaten und den D^0 -Kandidaten in rechten Bild von Abb. 4.9. Die Anzahl der Ereignisse bzw. Spurtriplets wird durch die zusätzlichen Schnitte um etwa ein Drittel reduziert. Die genaue Zahl der Ereignisse kann Tabelle 4.3 entnommen werden.

Das graue Histogramm beschreibt die Massendifferenzverteilung der Ereignisse mit

Schnitte	Ereignisse	Spurentriplets
C-1 bis C-8	392 767	743 175
C-6-a und C-7-a	111 472	159 531

Tabelle 4.3: *Auswirkung der Schnitte auf die Anzahl der Ereignisse bzw. Spurtriplets.*

richtiger Ladungskombination. Das ungefüllte Histogramm zeigt die Massendifferenz für die Untergrundereignisse mit falscher Ladungskombination. Deutlich ist ein Überschuß an Einträgen in der erwarteten Peak-Region bei 0.146 GeV im Histogramm der korrekten Ladungskombination zu erkennen. Diese Ereignisse sollen als Ausgangspunkt für das Training von neuronalen Netzen dienen. Mit Bedacht sind noch keine weiteren Kriterien für die Ereigniseselektion gefordert worden, damit nicht bereits auf der Ebene des Level-2-Triggers Ereignisse verworfen werden.

4.3.2 Subtriggererelemente des Level-1-Triggers

Um die in Kapitel 3.1 erläuterte Strategie – nur die Rate bestimmter Level 1 Subtrigger zu reduzieren – verfolgen zu können, ist es wichtig, die für diesen Physikprozeß interessanten Subtrigger-Bedingungen herauszufinden. In Abbildung 4.10 ist die Häufigkeit histogrammiert, mit der die Subtrigger angesprochen haben. In der Abbildung stellt das dunkelgraue Histogramm die Rate ohne Skalierungsfaktor dar. Das hellgraue Histogramm zeigt die Rate, nach dem der zu jedem Subtrigger gehörende Skalierungsfaktor angewendet worden ist.

Die Subtrigger mit Nummern zwischen 32 und 50 basieren vorwiegend auf Spurinformatoren aus Drift- und Proportionalkammern. Sie sind als sogenannte Monitor-Trigger gedacht, also Trigger mit einer hohen Rate, die mit einem hohen Skalierungsfaktor untersetzt werden. Sie dienen unter anderem dazu, die Effizienzen der anderen Subtrigger zu bestimmen.

Monitor-Trigger

Die aktivsten Subtriggererelemente aus Abbildung 4.10 sind in Tabelle 4.4 zusammengefaßt und erläutert.

Der Subtrigger 53 ist bei der hier untersuchten Physikreaktion am häufigsten aktiv gewesen. Er verlangt nach einem signifikanten Peak im z-Vertex-Histogramm, mindestens drei Spurkandidaten im zentralen Driftkammertrigger und einem rückwärtigen Spurkandidaten. Außerdem muß die Reaktion im Wechselwirkungszeitfenster stattgefunden haben. Bei einer Gesamtzahl von 111 472 Ereignissen war dieser Trigger in 56.4% der Fälle aktiv (bzw. 59.3% ohne Skalierung).

Die Subtrigger 83 und 84 gehören zur Gruppe mit Triggererelementen des sogenannten Elektron-Taggers. Sie sprechen auf Ereignisse an, die ein Lepton unter sehr geringem Winkel emittieren. Beide Subtrigger verlangen nach einer negativ geladenen Spur im Zentralbereich, der Subtrigger 84 noch zusätzlich Einträge hoher Multiplizität

Nummer	Bedingung aus Triggerelementen	Häufigkeit
53	$zVtx_sig1 \& DCRPh_Tc \& Bwd_BR \& TOF_IA$	59.2%
83	$eTAG \& DCRPh_TNeg$	36.4%
84	$eTAG \& DCRPh_TNeg \& zVtx_mul > 5$	30.5%
56	$(LAr_CB \mid LAr_FB) \& DCRPh_TNeg \& zVtx_sig1 \& LAr_BR$	15.2%
50	$zVtx_sig1 \& DCRPh_Ta \& LAr_BR > 1$	12.4%

Tabelle 4.4: Die wichtigsten Subtrigger für die untersuchte $D^{*\pm}$ -Physik. Erläuterungen der Triggerelemente findet man in Tabelle 4.5.

Triggerelement	Beschreibung
$zVtx_sig1$	Signifikanter Peak im Histogramm der z-Vertex Verteilung.
$zVtx_mul$	Kodierung der Zahl der Einträge im z-Vertex-Histogramm.
Bwd_BR	Spurtrigger aus dem hinteren Bereich ($z < 0$) der Proportionalkammern.
$DCRPh_Ta$	Mindestens eine Spurfindungsmaske hat getriggert.
$DCRPh_Tc$	Mindestens drei Spurfindungsmasken haben getriggert.
$DCRPh_TNeg$	Mindestens eine Spurfindungsmaske für negative Spuren hat getriggert.
LAr_CB	Mindestens ein Bigtower im CB Bereich des Kalorimeters hat getriggert.
LAr_FB	Mindestens ein Bigtower im FB Bereich des Kalorimeters hat getriggert.
LAr_BR	Anzahl der Bigtower, die in Koinzidenz mit einem Spurtrigger aus den Proportionalkammern getriggert haben.
$eTAG$	Trigger im Elektron-Detektor des Luminositätsmeßsystems.
ToF_IA	Koinzidenz von Treffern in beiden Flugzeitählerwänden während des Wechselwirkungszeitfensters.

Tabelle 4.5: Beschreibung der Triggerelemente, die in den $D^{*\pm}$ Subtriggern verwendet werden.

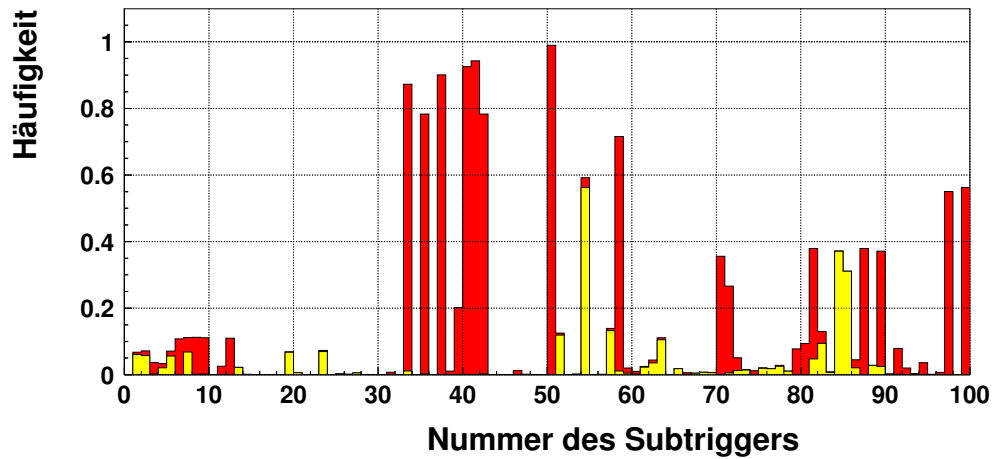


Abbildung 4.10: Relative Häufigkeit der aktiven Subtriggerer für die selektierten Daten. Das dunkelgraue Histogramm zeigt die Häufigkeit vor, das hellgraue Histogramm die Häufigkeit nach Anwendung der Trigger-Skalierungsfaktoren.

im z-Vertex-Histogramm. Diese Trigger werden in 30-35% der hier untersuchten Ereignisse aktiviert.

Die Subtriggerer 50 und 56 bilden eine Klasse von Subtriggerern, die Aktivitäten im zentralen Spurkammerdetektor fordert und sie mit Energien im Kalorimeter korreliert. Die Ansprechwahrscheinlichkeit für sie liegt im Bereich von 10-15%.

4.4 $D^{*\pm}$ -Ereignisse aus Monte-Carlo-Simulationen

Für den Vergleich mit den realen Daten dienen die Ereignisse aus den Monte-Carlo-Simulationen. Mit ihnen ist es möglich, sowohl die Triggereffizienz, als auch die Effizienz der angewandten Schnitte in der Datenselektion zu bestimmen. Die Daten der Monte-Carlo-Simulation wurden mit zwei verschiedenen Modellen generiert. Wie in Kapitel 1.2 beschrieben, sind die wichtigsten Mechanismen die direkte Photoproduktion und der Resolved-Photon Prozeß. Beide Prozesse wurden mit dem Programm IJRAY simuliert [78], welches den QED-Vertex von einlaufendem und auslaufendem Lepton beschreibt. Die Simulation des QCD-Subprozesses wurde vom Monte-Carlo-Generator PYTHIA übernommen [77]. In den Untersuchungen wurden die Beiträge der direkten und der *resolved* Komponente zum Produktionswirkungsquerschnitt im Verhältnis 80 zu 20 gemischt.

Die Monte-Carlo-Daten wurden denselben Schnitten unterworfen, wie die realen Daten. In Abbildung 4.11 ist dasselbe Massendifferenzschaubild dargestellt wie für die realen Daten.

IJRAY

PYTHIA

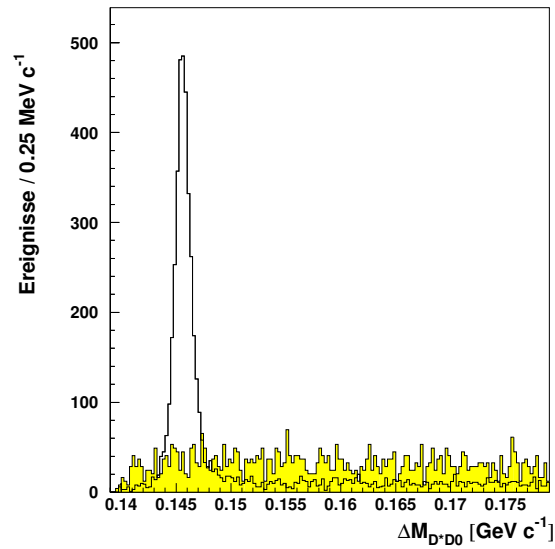


Abbildung 4.11: Massendifferenz zwischen $D^{*\pm}$ und D^0 bei Monte-Carlo-Daten mit den Schnitten aus den Tabellen 4.1 und 4.2. Das ungefüllte Histogramm beschreibt die Ereignisse mit richtiger Ladungskombination, das graue Histogramm zeigt die Verteilung der Spurtriplets mit falscher Ladungskombination.

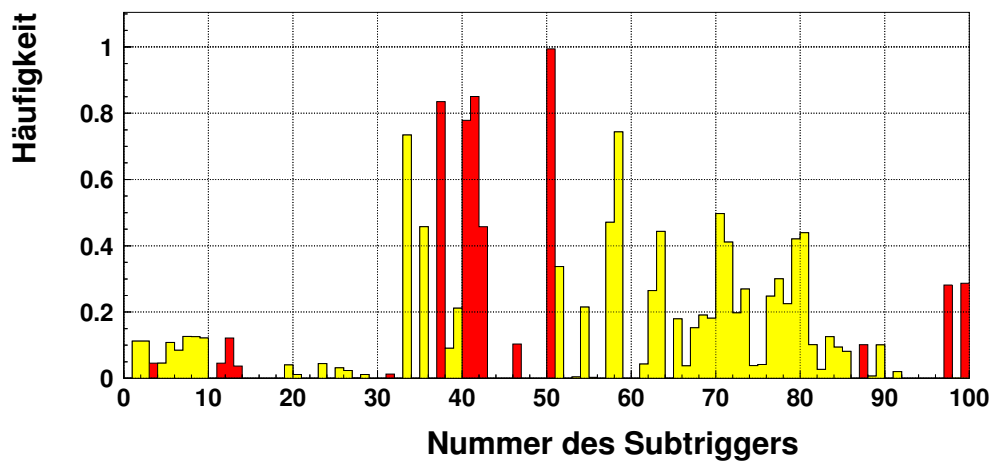


Abbildung 4.12: Relative Häufigkeit der aktiven Subtrigger von Monte-Carlo-Ereignissen. Das dunkelgraue Histogramm zeigt die Häufigkeit vor, das hellgraue Histogramm die Häufigkeit nach Anwendung der Trigger-Skalierungsfaktoren.

Man sieht deutlich den Peak, der bei der nominellen Massendifferenz von $145.4 \text{ MeV}/c^2$ liegt. Die Breite des Peaks ist auf halber Höhe des Maximums $1.6 \text{ MeV}/c^2$. Die Spurtripletts mit falscher Ladungskombination ergeben eine nahezu flache Untergrundverteilung.

In Abbildung 4.12 ist die Häufigkeit histogrammiert, mit der die Subtrigger angesprochen haben. In der Abbildung stellt das dunkelgraue Histogramm die Rate ohne Skalierungsfaktor dar, das hellgraue Histogramm zeigt die Rate, nach dem der zu jedem Subtrigger gehörende Skalierungsfaktor angewendet worden ist. Auch hier gehören die Subtrigger 50, 53 und 56 zu den aktiven Elementen. Jedoch gibt es bei den Monte-Carlo-Ereignissen viel mehr unterschiedliche Subtriggerelemente mit substantiellem Beitrag zur Rate. Ein wesentlicher Grund für den Unterschied zu realen Daten ist sicherlich, daß die realen Daten noch einen sehr hohen Untergrundanteil besitzen.

Kapitel 5

Das Trainieren neuronaler Netzwerke

In diesem Kapitel wird die Erstellung eines neuronalen Netzwerks beschrieben, wie es im Level-2-Trigger zum Einsatz kommt. Die Ergebnisse des Kapitels 4 motivierten den Ansatz, ein Netzwerk daraufhin zu trainieren, in Ereignissen des Subtriggers 53 $D^{*\pm}$ -Ereignisse zu erkennen. Die folgenden Abschnitte beschreiben die Auswahl der Ereignisse, die zum Training verwendet werden, die Wahl der Eingangsgrößen und die verwendeten Trainingsparameter für den Lernalgorithmus. Daran schließen sich die Ergebnisse der Trainingsläufe und Tests der Stabilität der Netzwerkausgaben bei veränderten Eingangswerten an. Die Vorgehensweise orientiert sich an der Beschreibung, die im Kapitel über die Off-line Software gegeben worden ist (vgl. Abschnitt 3.4.2).

5.1 Auswahl der Datensätze

Zur Auswahl der Ereignisse für das Training wurden die Ergebnisse aus dem vorangegangenen Kapitel herangezogen. Das Ziel der Untersuchungen ist es, ein neuronales Netzwerk zu entwickeln, das nur Ereignisse des Subtriggers 53 filtert und dabei $D^{*\pm}$ -Ereignisse erkennt. Um eine möglichst reine Menge an $D^{*\pm}$ -Ereignissen zu erhalten, wurde eine zusätzliche Bedingung an die Ereignisse gestellt: die Massendifferenz zwischen rekonstruiertem $D^{*\pm}$ und D^0 muß in einem Fenster von 4 MeV um den Zentralwert der Massendifferenz von 145.4 MeV liegen. Die Schnitte bezüglich des Subtriggers und der Massendifferenz sind in Tabelle 5.1 definiert.

Die Ereignisse, die auch diese zusätzlichen Kriterien erfüllen, sind in drei verschiedenen Datensätzen abgelegt worden, die verschiedene Datennahmeabschnitte des Jahres 1994 widerspiegeln. Dies hat den Vorteil, daß man Zeiteffekte untersuchen kann. Man kann z.B. feststellen, ob sich im Laufe eines Jahres die Triggersignale der Ereignisse geändert haben, indem man die entsprechenden Verteilungen vergleicht. Man kann auch nach erfolgtem Training von Netzwerken aus einem gegebenen Zeitraum

Schnitt	Beschreibung	
C-9	Massendifferenz des $D^{*\pm}$	$ \Delta M - \Delta M_{\text{ideal}} \leq 0.004 \text{ GeV}$
C-10	Subtriggernummer	53

Tabelle 5.1: *Zusätzliche Schnitte, um eine reinere $D^{*\pm}$ Trainingsmenge zu erhalten.*

testen, ob auch Ereignisse aus einem anderen Zeitraum gleiche Ausgabeverteilungen der Netzwerkentscheidung aufweisen.

Name	Run-Bereich	Ereignisse		
		Gesamt	Training	Test
dstar.part1	87586 - 90413	5603	2000	1000
dstar.part2	82961 - 86211	2081	1500	500
dstar.part3	86231 - 87546	2928	2000	800

Tabelle 5.2: *Einteilung der $D^{*\pm}$ -Datensätze in verschiedene Zeitabschnitte.*

Die zum Training benötigten Untergrundereignisse wurden aus Datensätzen entnommen, die auf Ebene des Level-4-Triggers verworfen wurden. Von diesen sogenannten L4-Reject Daten wird ein Teil aufgezeichnet, um eine Untersuchung der Triggereffizienzen vor Level-4 zu ermöglichen. Von den gesamten L4-Reject Ereignissen wurden nur solche ausgewählt, die der Subtriggerbedingung des Schnittes C-10 genügen. Aus der Gesamtmenge von ca. 500 000 Ereignissen wurden damit die in Tabelle 5.3 aufgelisteten Untermengen gebildet.

L4-Reject

Name	Run-Bereich	Ereignisse	
		Training	Test
l4rej.part1	87586 - 90413	2000	1000
l4rej.part2	82961 - 86211	1500	500
l4rej.part3	86231 - 87546	2000	1000

Tabelle 5.3: *Einteilung der L4-Reject-Datensätze in verschiedene Zeitabschnitte.*

Für den Vergleich der Netzwerkeingabegrößen wurden Daten aus Monte-Carlo-Simulationen herangezogen. Die Ereignisse aus dem Resolved-Photon Prozeß und der direkten Photoproduktion wurden in separaten Datensätzen abgelegt. Die Namen der Datensätze und die Zahl der Ereignisse, die der Physikselektion und der Subtrigger 53 Bedingung genügen, sind in Tabelle 5.4 angegeben.

Name	Ereignisse		
	Gesamt	Training	Test
ccbar.dir	1589	1200	389
ccbar.res	389	291	96

Tabelle 5.4: Einteilung der Monte-Carlo-Datensätze.

5.2 Vergleich der Netzeingangsgrößen

Die richtige Wahl der Eingangsgrößen für das neuronale Netzwerk ist entscheidend für den Erfolg des Trainings. Aus diesem Grund wurden in die Programmteile der Off-line Software, die die Datensätze für das Training vorbereiten, bereits Kontrollmöglichkeiten eingebaut, um wichtige Variablen zu erkennen. In den folgenden Abschnitten werden die Ergebnisse der Trainingsvorbereitung dargestellt und die Wahl der Größen diskutiert.

5.2.1 Korrelationen

Beim Mischen mehrerer Datensätze zu einer Trainingsdatei ist es nötig, den Eingabedatensätzen einen Klassenindex mitzugeben. Im allgemeinen entspricht dieser dem späteren Zielwert der Netzwerkausgabe, in unseren Fällen also Null für Untergrundereignisse und Eins für Physikereignisse. Dieser Klassenindex wird während des Mischens verwendet, um den Korrelationskoeffizienten K_j zwischen ihm und jeder Triggergröße j nach Formel 5.1 zu berechnen.

Klassenindex

Korrelationskoeffizient

$$K_j = \frac{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i^j \cdot class_i) - \overline{class} \cdot \overline{x^j}}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i^j - \overline{x^j}) \cdot \sum_{i=1}^n (class_i - \overline{class})}} \quad (5.1)$$

Dabei ist n die Anzahl der Ereignisse, x_j der Wert der j -ten Triggergröße und $class$ der Klassenindex (0 oder 1) jedes Ereignisses. Der Strich über einer Größe symbolisiert den Mittelwert über alle Ereignisse. Der Korrelationskoeffizient liegt zwischen -1 und $+1$ und ist ein Maß für die Trennbarkeit der beiden Klassen in einer Dimension. Je weiter er von Null verschieden ist, desto mehr ist der Wert mit einer der beiden Klassen korreliert. In Abbildung 5.1 sind die am stärksten korrelierten bzw. antikorrelierten Triggergrößen dargestellt, die beim Aufbereiten der beiden Datensätze *dstar.part1* und *l4rej.part1* für das Netzwerktraining ermittelt wurden.

Die am stärksten korrelierten Größen stammen vom Driftkammertrigger (*trtot*, *trlo-neg*, *trhineg*, *trlopos*, *trhipos*), gefolgt von Größen des Proportionalkammertriggers (*cpvmax*, *cpvpos*). Stark antikorreliert sind die Größen des vorderen inneren Bereichs des Kalorimeters (*larife*, *eifq0-3*) und die Anzahl der aktiven Bigtowers (*bigtnum*). Die exakte Definition der einzelnen Größen kann dem Anhang B entnommen werden. Im nächsten Abschnitt wird detailliert auf diese Größen eingegangen.

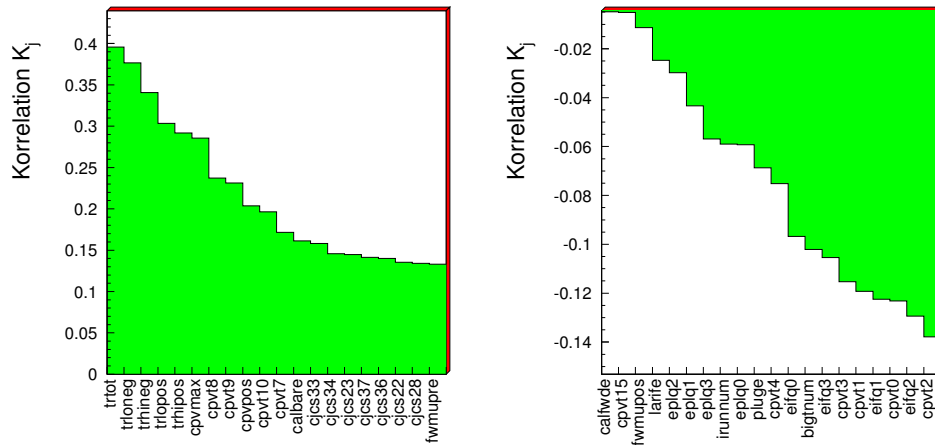


Abbildung 5.1: Triggergrößen, die am stärksten mit der Klasse korreliert (links) bzw. antikorreliert sind (rechts).

5.2.2 Eindimensionale Verteilungen

Die Triggergrößen mit dem betragsmäßig höchsten Korrelationskoeffizienten bilden eine naheliegende Wahl für die Netzwerkeingangsgrößen. Die eindimensionalen Verteilungen für einige der oben genannten Triggergrößen sind in den Abbildungen 5.2 und 5.3 dargestellt. Diese Größen sind lediglich zur Veranschaulichung gewählt worden, so ist z.B. der dritte Quadrant des vorderen inneren Kalorimeters in keiner Weise vor den anderen Quadranten ausgezeichnet. Zugrunde gelegt sind wiederum die beiden Datensätze *dstar.part1* und *l4reject.part1*. Im weiteren soll der erste Datensatz als *Physik* bezeichnet werden und der zweite als *Untergrund*.

Man sieht deutlich die Unterschiede zwischen der Verteilung der Physikereignisse und der Untergrundereignisse. Bei der Gesamtzahl der Spuren, die im Driftkammertrigger gefunden worden ist (`trtot`), liegt bei den Physikereignissen das Maximum der Verteilung am Wert 7, bei den Untergrundereignissen hingegen beim Wert 3. Es kommen keine Werte vor, die kleiner sind als drei, da für die hier betrachteten Ereignisse bereits im Schnitt des Level-1-Triggers drei Spuren verlangt werden.

Beim Wert des Maximums im z-Vertex-Histogramm (`cpvmax`) ist ebenfalls eine deutlich unterschiedliche Verteilung zwischen Physik und Untergrund zu sehen. Die Verteilung der Physikereignisse weist ihr Maximum beim Wert 12 auf, die Untergrundverteilung hingegen beim Wert 6.

Die Unterschiede in der Verteilung der Energie des Kalorimeters im vorderen dritten Quadranten (`eifq2`) sind etwas schwieriger zu fassen. Ein Hauptunterschied besteht darin, daß mehr Untergrundereignisse den maximalen Wert von 255 erreichen. Außerdem gibt es im unteren bis mittleren Energiebereich mehr Physikereignisse.

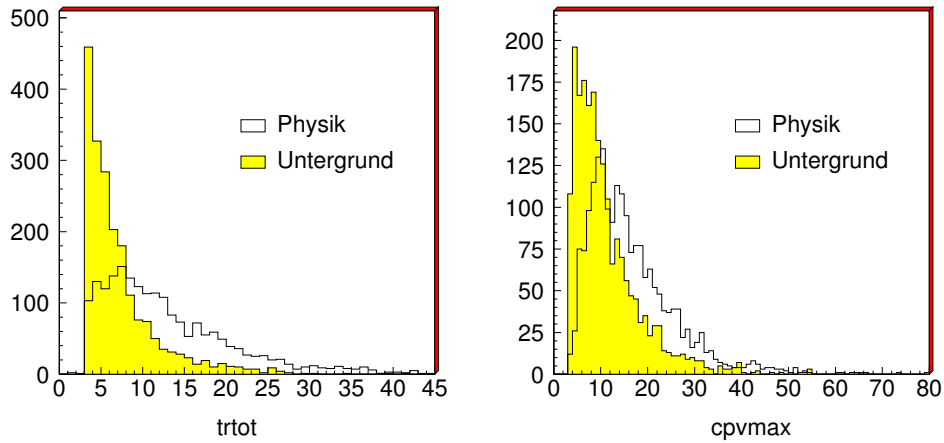


Abbildung 5.2: Eindimensionale Verteilung der Triggergrößen $trtot$ und $cpvmax$, aufgeteilt in Physik und Untergrund.

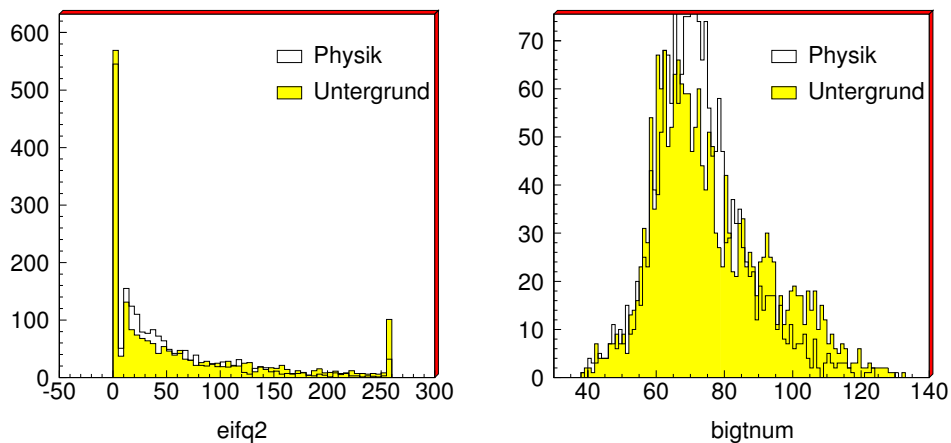


Abbildung 5.3: Eindimensionale Verteilung der Triggergrößen $eifq2$ und $bigtnum$, aufgeteilt in Physik und Untergrund.

Bei der Anzahl der aktiven Bigttower liegt das Maximum der Physikereignisse bei 70, das Maximum der Untergrundereignisse bei 60. Außerdem weist die Untergrundverteilung noch einen Ereignisüberschuß bei Werten um 100 auf.

Aufgrund der Verteilungsform von Untergrund und Physik ist bei den beiden Größen $trtot$ und $cpvmax$ die Möglichkeit gegeben, die beiden Klassen mit einem Schnitt in einer Dimension teilweise zu trennen. Die Ergebnisse einer Variation des Schnittparameters ist in einer parametrisierten Kurve bezüglich Unterdrückung und Effizienz

in Abb 5.4 wiedergegeben.

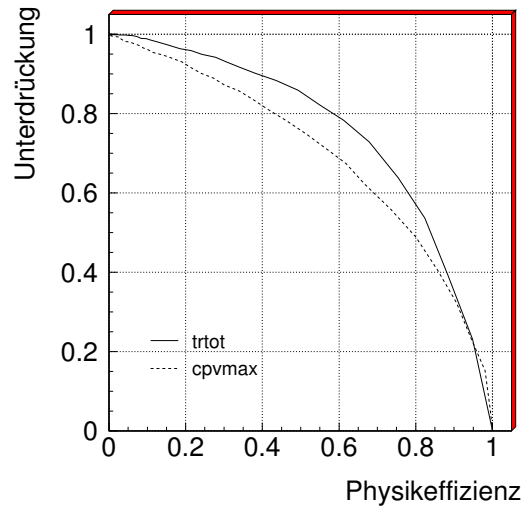


Abbildung 5.4: Graph für Physikeffizienz in Abhängigkeit von der Untergrundreduktion bei eindimensionalem Schnitt in einer der beiden Triggergrößen *trtot* und *cpvmax*.

Die mit einem eindimensionalen Schnitt erreichbaren Physikeffizienzen bei 80%, 90% und 95% Untergrundunterdrückung sind in Tabelle 5.5 zusammengefaßt.

Triggergröße	Physikeffizienzen bei Unterdrückung von		
	80%	90%	95%
<i>trtot</i>	61.2%	43.6%	13.4%
<i>cpvmax</i>	46.2%	27.2%	13.4%

Tabelle 5.5: Physikeffizienz in Abhängigkeit von der Untergrundreduktionen bei eindimensionalen Schnitten.

Diese Werte sind mit den erreichten Effizienzen bei Verwendung höherdimensionaler Schnitte in den folgenden Unterkapiteln zu vergleichen.

5.2.3 Untersuchung in zwei Dimensionen

Eine logische Fortsetzung der Untersuchungen im vorigen Abschnitt ist die Analyse der Triggergrößen in zwei Dimensionen. Am vielversprechendsten ist es, Variablen, die bereits in einer Dimension eine erhöhte Korrelation mit einer der beiden Ereignis-

klassen aufweisen, auch in zwei Dimensionen zu betrachten. Die besten Ergebnisse wurden mit den beiden Größen $trtot$ und $cpvmax$ erzielt.

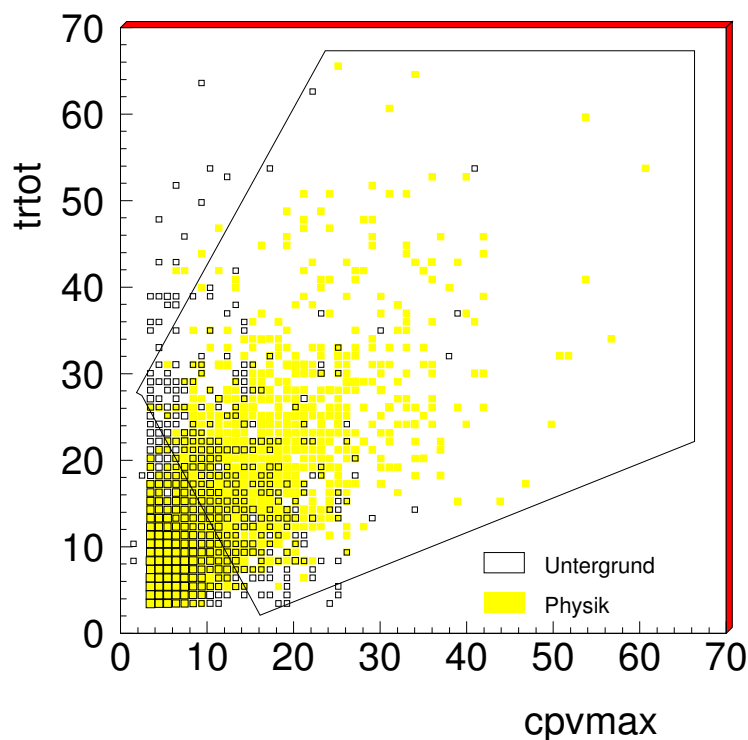


Abbildung 5.5: Zweidimensionale Verteilung der beiden Triggergrößen $trtot$ und $cpvmax$. Die Zugehörigkeit der Ereignisse zu den beiden Klassen sind unterschiedlich hervorgehoben.

Die zweidimensionale Verteilung der beiden Größen sind in Abb. 5.5 dargestellt, wobei die beiden Klassen Physik und Untergrund unterschieden werden. Man erkennt, daß auch noch in zwei Dimensionen die beiden Klassen eine starke Überschneidung aufweisen. Das eingezeichnete Polygon ist eine Möglichkeit, um mit Hilfe eines zweidimensionalen grafischen Schnitts die beiden Klassen voneinander zu trennen.

Die Auswirkungen des grafischen Schnitts in der $trtot$ - $cpvmax$ -Ebene auf die eindimensionalen Verteilungen separat für Physik und Untergrund ist in den Abbildungen 5.6 und 5.7 dargestellt.

grafischer 2D-Schnitt

Mit dem hier dargestellten zweidimensionalen Schnitt erreicht man eine Untergrundreduktion um 83.5% bei einer Physikeffizienz von 52.3%. Diese Zahlen liegen im selben Bereich wie die Ergebnisse mit eindimensionalen Schnitten. Auch durch Wahl anderer Triggergrößen und Variation der Schnitte konnten keine signifikanten Verbesserungen bezüglich Untergrundreduktion und Physikeffizienz erzielt werden.

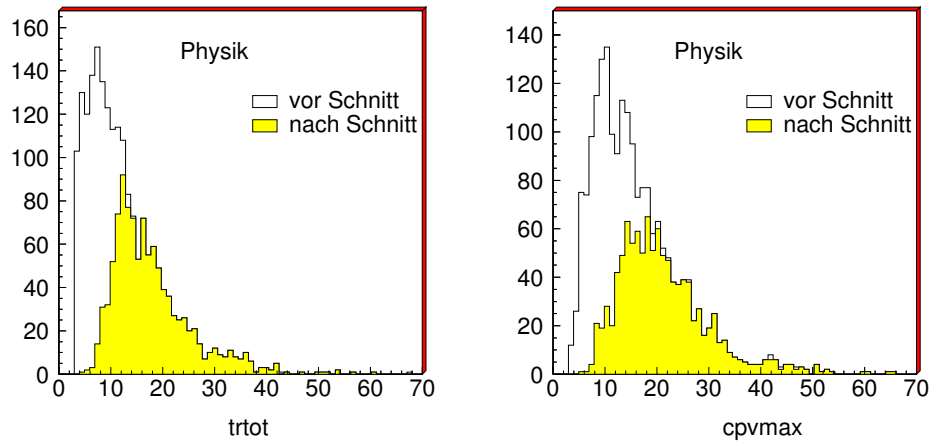


Abbildung 5.6: Auswirkungen des 2D-Schnittes auf die eindimensionale Verteilung der Triggergrößen der Physikereignisse.

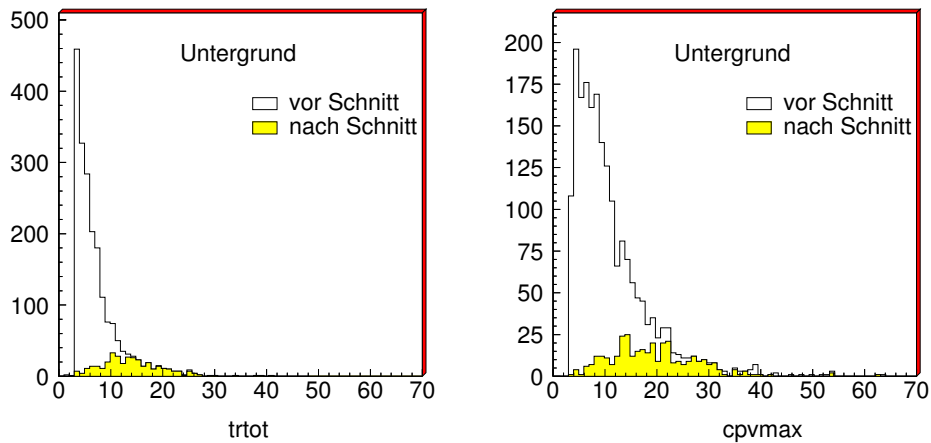


Abbildung 5.7: Auswirkungen des 2D-Schnittes auf die eindimensionale Verteilung der Triggergrößen der Untergrundereignisse.

5.2.4 Relevanz-Verteilung

Bei der Untersuchung von Eingabegrößen für das neuronale Netz ist es möglich, die Netzwerke selbst zu verwenden, um die wichtigen Variablen herauszufinden. Dazu trainiert man ein Netzwerk mit allen zur Wahl stehenden Eingabegrößen und betrachtet hinterher, welche das Netzwerk als wichtig und welche es als weniger wichtig erachtet hat. Ein Maß für die Wichtigkeit einer Größe kann durch die Defi-

dition der sogenannten *Relevanz* R [80] erhalten werden

$$R_j = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (o(\vec{x}_i) - o(\vec{x}_i |_{x_{ij}=\bar{x}_j}))^2 \quad (5.2)$$

Dabei wird der Ausgabewert des Netzes für jedes Eingabemuster bestimmt und davon der Ausgabewert des Netzes abgezogen, den man erhält, wenn man im Eingabevektor den Wert der interessierenden Größe auf den Mittelwert setzt. Nach der Summation der Differenzenquadrate über alle Muster n und eine Normierung des Wertes, erhält man die Relevanz R_j für die Eingabegröße j . Bei dieser Berechnung **Relevanz** muß man berücksichtigen, daß die Relevanz sowohl vom gewählten Netzwerk abhängt, als auch vom Datensatz, den man zugrundelegt. Man erhält z.B. im vorliegenden Fall für ein Netzwerk, das auf die Unterscheidung von *dstar.part1* und *l4rej.part1* trainiert worden ist, für jeden Datensatz einen eigenen Satz von Relevanzwerten. In Abbildung 5.8 sind diese Werte grafisch dargestellt.

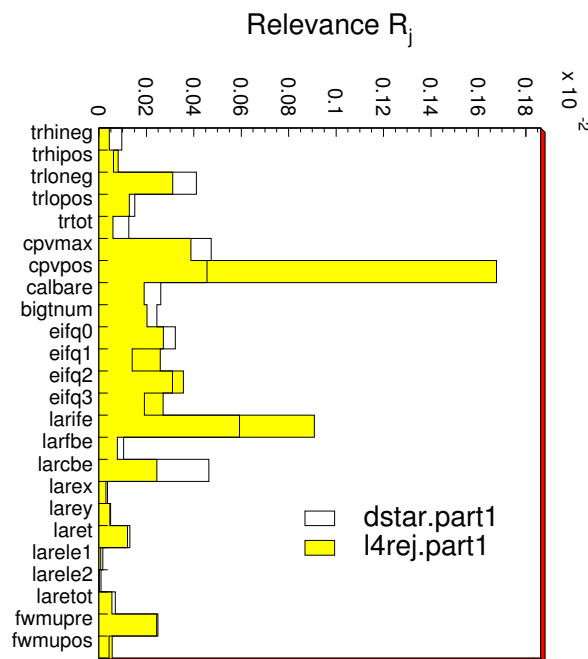


Abbildung 5.8: Relevanz der Triggergrößen für die beiden Testdatensätze *dstar.part1* und *l4rej.part1*.

Man sieht deutlich, daß sich die Relevanzen der Eingabegrößen stark unterscheiden. Wie auch bei den eindimensionalen Korrelationen sind die Größen des Driftkammertriggers und des Proportionalkammertriggers sehr wichtig für die Entscheidung des Netzwerks. Ebenso bilden die Energien im vorderen Teil des Kalorimeters hohe

Relevanzwerte aus. Der ausgeprägte Relevanzwert für die Position des Maximums des z-Vertex-Histogramms ($cpvpos$) erklärt sich durch die Struktur der Eingabeverteilung dieser Größe. Wenn man das Histogramm dieser Größe für Physik und Untergrundereignisse betrachtet (vgl. Abb. 5.9), sieht man eine flache Verteilung für Untergrundereignisse und eine gaußförmige bei Physikereignissen.

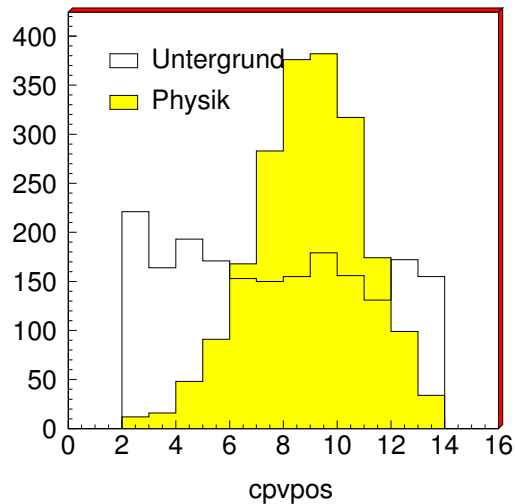


Abbildung 5.9: Histogramm der Verteilung von $cpvpos$ für die Datensätze $dstar.part1$ und $l4rej.part1$.

Beide weisen aber einen ähnlichen Mittelwert auf. Wenn man nun statt des eigentlichen Wertes den Mittelwert von $cpvpos$ eingibt, so geht das Netzwerk davon aus, daß es sich wahrscheinlicher um ein Physikereignis handelt und somit weicht der Ausgabewert bei Untergrundereignissen stark vom ursprünglichen Wert ab.

5.3 Training mit realen Daten

Die Ergebnisse des vorangegangenen Unterkapitels weisen darauf hin, daß man nur mit höherdimensionalen Schnitten auf ausgewählten Eingabegrößen zu hinreichend hohen Untergrundreduktionen gelangen kann. In diesem Kapitel werden die Eingabegrößen der Netzwerke, die Parameter des Netzwerktrainings und die Ergebnisse vorgestellt.

5.3.1 Parameter des Netzwerktrainings

Die Informationen aus Abschnitt 5.2 sind die Grundlage für die Wahl der Eingabegrößen beim Netzwerktraining. Um verschiedene Kombinationen von Eingabegrößen

auf ihre Leistungsfähigkeit zu testen, wurden vier verschiedene sogenannte *Sets* definiert, die Größen aus verschiedenen Subdetektorgruppen enthalten. Die Sets sind in Tabelle 5.6 dargestellt. Das erste Set bezieht Spur- und Energieinformationen mit ein, das zweite Set verwendet ausschließlich das komplette z-Vertex-Histogramm, das dritte verwendet nur Spurinformationen und das vierte Set verwendet alle Größen die eine hohe Korrelation aufwiesen (vgl. Abb. 5.1).

Triggergröße	Set 1	Set 2	Set 3	Set 4	Subdetektor
trtot	✓		✓	✓	Driftkammer
trloneg	✓		✓	✓	
trhineg	✓		✓	✓	
trhipos	✓		✓	✓	
trlopos	✓		✓	✓	
cpvsum	✓		✓		Proportionalkammer
cpvmax	✓		✓	✓	
cpvpos	✓		✓	✓	
cpvt0-15		✓			
eifq0-3	✓			✓	Kalorimeter
larife				✓	
calbare				✓	
bigtnum				✓	
Gesamtzahl	12	16	8	14	

Tabelle 5.6: Wahl der Triggergrößen für verschiedene Input Sets.

Da es bei neuronalen Netzwerken a priori keine Regel für die Wahl der Eingabewerte gibt, ist man darauf angewiesen eine Reihe von sinnvoll erscheinenden Größen zu testen. Diese Eingabe-Sets wurden gewählt, indem von den für die Erkennung von $D^{*\pm}$ -Physik voraussichtlich wichtigsten Subdetektoren verschiedene Kombinationen gebildet wurden. Dabei floß die Information über die Level-1-Triggerelemente des effizienten Subtrigger 53 ein und die Ergebnisse der vorangegangenen Abschnitte über ein- und zweidimensionale Korrelationen.

Die verschiedenen Datensätze, die für das Training verwendet wurden, sind in Kapitel 5.1 beschrieben. Es wurden jeweils die *dstar* und *l4rej* Datensätze aus denselben Zeiträumen gegeneinander trainiert. Die für das Training verwendeten Parameter, die den Lernprozeß des Netzwerkes beeinflussen, sind in Tabelle 5.7 aufgelistet. Die in der Tabelle aufgeführte Zahl von Epochen beschreibt die Länge des Trainings. Eine Epoche ist dabei definiert als eine Lern-Iteration über die Gesamtheit aller sich in den Trainingsdatensätzen befindenden Ereignisse. Insgesamt ergaben sich mit diesen Parametern 36 verschiedene Netzwerke.

Parameter

Epoche

Name der Größe	Werte			
Lernparameter η	0.0005			
Momentumfaktor α	0.9			
Initialisierungsintervall	[-5.0,5.0]			
Epochen	1500			
verborgene Knoten	10	20	30	
Inputs	Set 1	Set 2	Set 3	Set 4
Trainingsdaten	dstar.part1 \longleftrightarrow l4rej.part1 dstar.part2 \longleftrightarrow l4rej.part2 dstar.part3 \longleftrightarrow l4rej.part3			

Tabelle 5.7: Parameter des Netzwerktrainings und verwendete Datensätze.

5.3.2 Trainingsergebnisse

Der Verlauf des mittleren Fehlers auf den Trainingsdaten ist im linken Teilbild von Abbildung 5.10 getrennt nach Physik- und Untergrundeignissen zu sehen. Der Fehler nimmt streng monoton mit der Anzahl der Epochen ab. Dies zeigt die Konvergenz des Backpropagation Algorithmus bei der Optimierung der Gewichtsparameter.

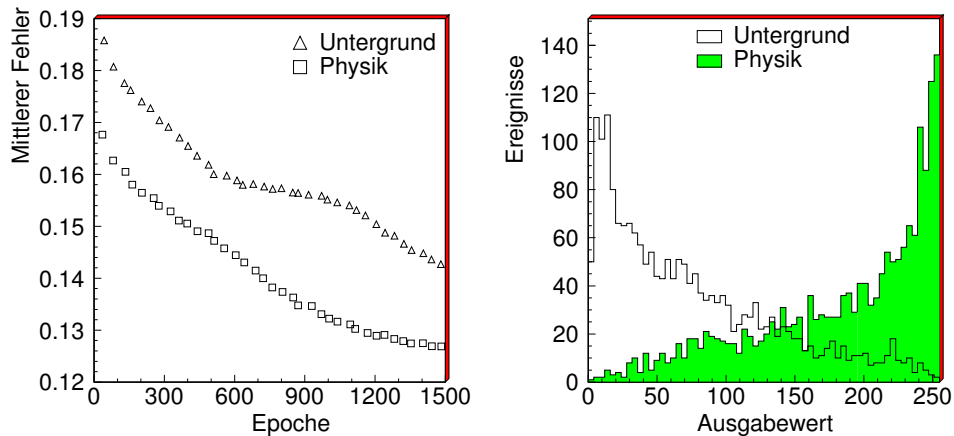


Abbildung 5.10: Typische Lernkurven (linkes Teilbild) und Ausgabeverteilung (rechtes Teilbild) eines Netzwerkes.

Im rechten Teilbild von Abb. 5.10 ist die Ausgabe eines Netzwerkes abgebildet. Diese liegt normalerweise zwischen 0 und 1, ist in diesem Beispiel aber auf den 8-Bit Wertebereich der ganzen Zahlen von 0 bis 255 abgebildet, wie es bei der späteren Hardware-Implementierung üblich ist. Man kann deutlich erkennen, daß das Netz-

werk eine Separierung von Untergrund und Physik erlaubt, wenn man einen Schnitt auf dem Ausgabewert festlegt. Je nach Plazierung dieses Schnitts erhält man die gewünschte Untergrundreduktion bei entsprechender Physikeffizienz. Eine Funktion der Untergrundreduktion in Abhängigkeit von der Physikeffizienz ist in Abbildung 5.11 dargestellt. Man erhält sie, in dem man den Wert des Schnittes in der Netzwerkausgabeverteilung variiert. Als Beispiel ist hier das Ergebnis des Netzwerktrainings von *dstar.part1* und *l4rej.part1* mit dem Eingabe-Set 1 dargestellt. Die durchgezogene Kurve steht für die Trainingsdaten, die gestrichelte für die Testdaten.

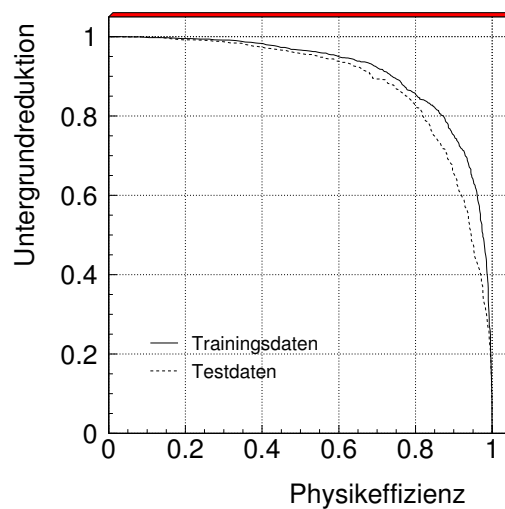


Abbildung 5.11: *Physikeffizienzen in Abhängigkeit von der Untergrundreduktion.*

Im folgenden werden die Ergebnisse des Netzwerktrainings danach beurteilt, welche Physikeffizienz das Netz bei vorgegebener Untergrundreduktion von 80%, 90% und 95% erreichen kann. Dabei werden nur die Ereignisse der Testdatensätze berücksichtigt, sowohl für die Bestimmung des Schnittes, um die Unterdrückung zu erreichen, als auch für die Berechnung der Physikeffizienz. Die Physikeffizienzen der Netzwerke für die verschiedenen Sets von Eingabegrößen und Anzahl von Knoten in der versteckten Schicht des Netzwerks sind in den Abbildungen 5.12, 5.13 und 5.14 dargestellt.

Jeder der Input Sets ist durch eine eigene Grauschattierung repräsentiert. Für jede Zahl von Knoten in der verborgenen Schicht ist eine Gruppe von Netzwerken dargestellt. In jedem Set sind immer die drei verschiedenen Zeitabschnitte (vgl. Tab. 5.2 und 5.3) von Trainingsdatensätzen als zusammenhängende Balken gezeigt, dabei wurde hier die chronologische Reihenfolge der Daten berücksichtigt. Dies bedeutet, daß innerhalb einer Dreiergruppe jeweils von links nach rechts die Zeitabschnitte *part2*, *part3* und *part1* dargestellt sind.

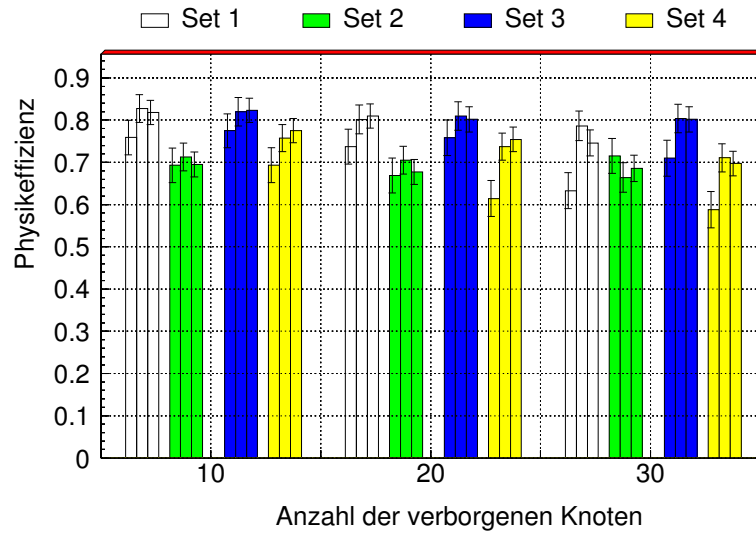


Abbildung 5.12: Physikeffizienzen für 80% Untergrundreduktion.

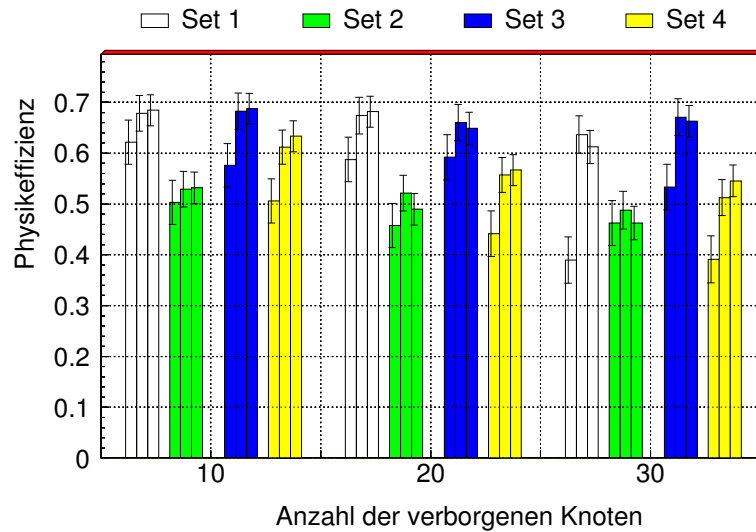


Abbildung 5.13: Physikeffizienzen für 90% Untergrundreduktion.

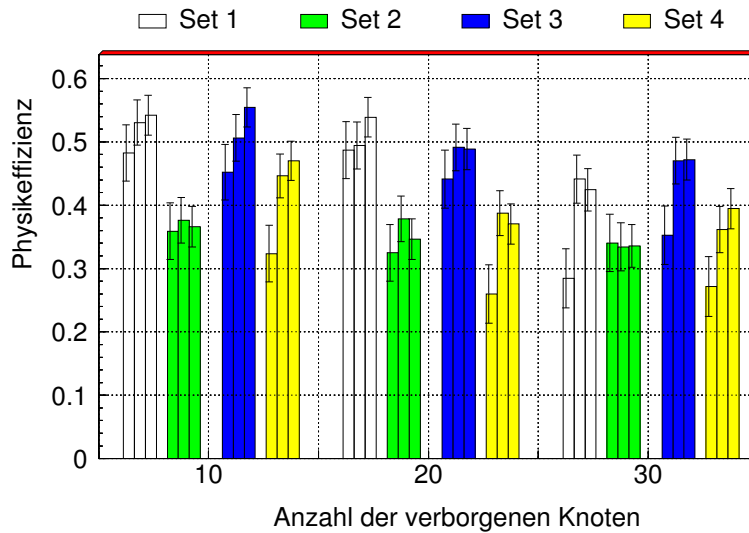


Abbildung 5.14: Physikeffizienzen für 95% Untergrundreduktion.

In Abbildung 5.12 sind die Effizienzen für 80% Untergrundreduktion zusammengefaßt. Die Physikeffizienzen bewegen sich zwischen 59% und 82%, wobei der statistische Fehler der Werte bei etwa 3 Prozentpunkten liegt. Diese Fehler sind als Balken in die Histogramme miteingezeichnet. Auffallend ist, daß die Effizienzen für die Netze, die aus dem Zeitabschnitt *part2* stammen in fast allen Fällen unterhalb derer aus anderen Zeitabschnitten liegen. Für dieses Ergebnis gibt es zum einen die Erklärung, daß die Statistik für diesen Zeitraum geringer war als in den anderen Zeiträumen und deshalb der statistischen Fehler bei etwa 4.5 Prozentpunkten liegt. Zum anderen ist dieser Zeitabschnitt der chronologisch früheste (vgl. Run-Bereich in Tab. 5.2). In diesem Zeitabschnitt war der Zustand des Detektors weniger stabil und die Daten deshalb weniger zuverlässig als in den anderen. Dies ist auch daran zu erkennen, daß insgesamt weniger Daten nach der Selektion zur Verfügung standen.

Bezüglich der Sets von Eingabegrößen erreichen Set 1 und Set 3 die höchsten Effizienzwerte, gefolgt von Set 4 und Set 2. Die Effizienzen bei verschiedener Anzahl von Knoten in der versteckten Schicht sind zwar im Rahmen der statistischen Fehler noch verträglich, man sieht jedoch einen Trend zu geringeren Effizienzen bei 30 versteckten Knoten. Ein Anstieg mit der Knotenzahl wäre zu erwarten, wenn die Struktur der zu separierenden mehrdimensionalen Volumina komplexer wäre. Daraus läßt sich schließen, daß eine Zahl von weniger als 30 Knoten ausreichend ist. Im folgenden Unterabschnitt wird auf diese Problematik genauer eingegangen.

In Abbildung 5.13 sind die Effizienzen für 90% Untergrundreduktion zu sehen. Die Physikeffizienzen liegen zwischen 40% und 69%. Auch hier sind dieselben Beobachtungen anzustellen wie in der vorherigen Abbildung, Set 1 und Set 3 schneiden in

den erreichten Werten am besten ab. Die Abhängigkeit von der Anzahl der versteckten Knoten deutet bei allen Eingabe-Sets auf einen leichten Abfall bei der höchsten Knotenzahl hin.

In Abbildung 5.14 sind die Effizienzen für 95% Untergrundreduktion gezeigt. Die Effizienz für Physikereignisse liegt im Bereich zwischen 26% und 55%, wobei der niedrigste Wert wiederum von einem Netz aus der kritischen Anfangsperiode der Datennahme stammt. Der bereits bei 90% Untergrundreduktion sichtbare Trend zu geringeren Effizienzen bei der höchsten Knotenzahl wird bei diesem Bild noch deutlicher. Der höhere Reduktionsfaktor läßt den Schnitt im Bild der Ausgabewerte weiter nach rechts wandern und damit ein Netz mit schlechterer Separierungsfähigkeit deutlicher werden.

Overtraining

Beim Training von neuronalen Netze ist a priori die optimale Anzahl verborgener Knoten nicht festlegbar. Man ist deshalb auf die Analyse mehrerer Trainingsläufe angewiesen, bei denen man das Verhalten der Effizienz in Abhängigkeit von der Anzahl der verborgenen Knoten bestimmt. Dabei sind die Ergebnisse für die Trainingsdaten und die Testdaten miteinander zu vergleichen.

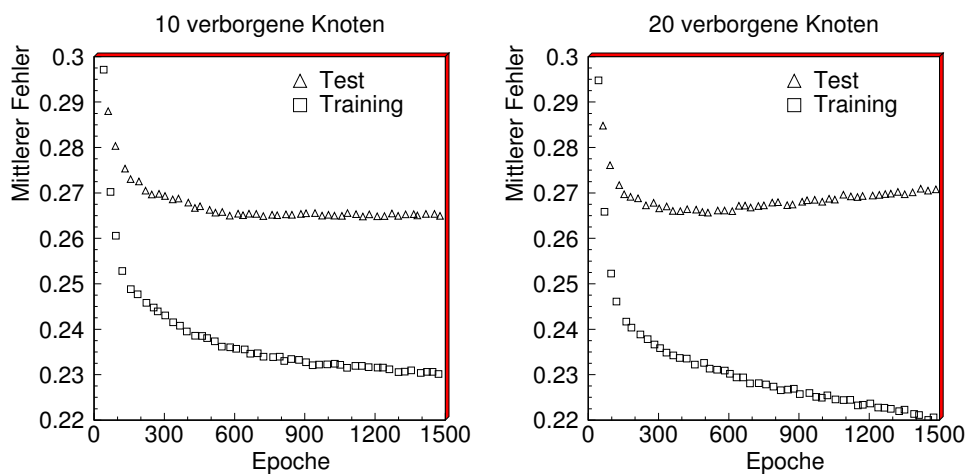


Abbildung 5.15: Verlauf des mittleren Fehlers von Test und Trainingsdatensätzen bei unterschiedlicher Anzahl von Knoten in der verborgenen Schicht.

Netze mit wenigen Knoten in der verborgenen Schicht erreichen einen nahezu konstanten mittleren Fehler sowohl für Trainings- wie für Testdatensätze. Netze mit sehr vielen Knoten tendieren aufgrund der höheren Zahl von freien Parametern zum Optimieren des mittleren Fehlers speziell auf Eigenschaften des Trainingsdatensatzes hin, wobei jedoch die Generalisierungsfähigkeit abnimmt, d.h. der mittlere Fehler des

Testdatensatzes zunimmt. Dieser Effekt wird auch als *Overtraining* bezeichnet. Er ist in Abbildung 5.15 am Beispiel des mit Set 3 auf *part1*-Daten trainierten Netzes deutlich gemacht. Man sieht wie ab Epoche 500 der mittlere Fehler des Testdatensatzes wieder ansteigt.

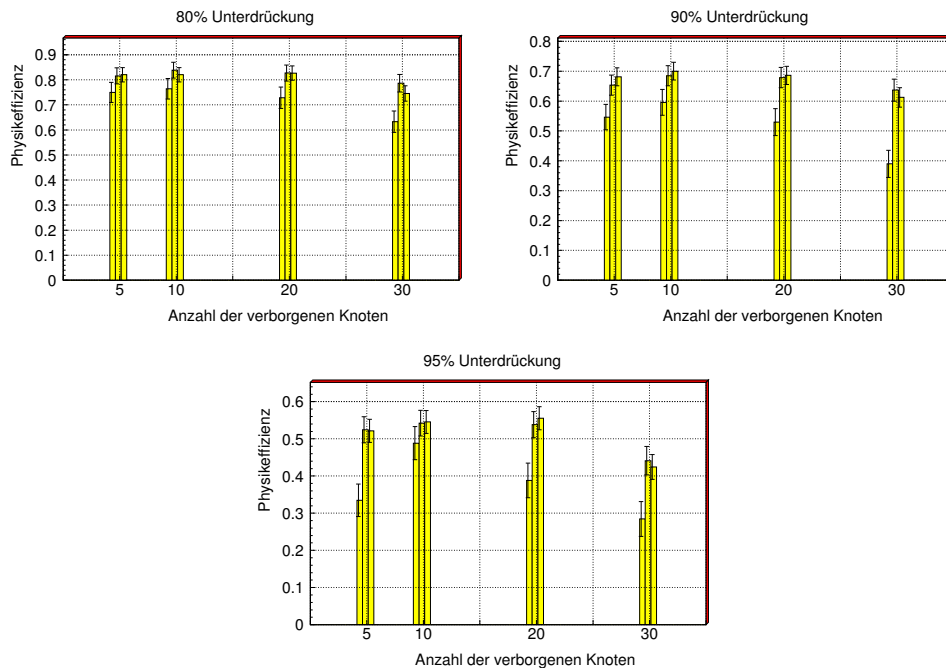


Abbildung 5.16: Physikeffizienzen in Abhängigkeit von der Knotenzahl für Set 1. Wiederum sind die Ergebnisse für 80% (links oben), 90% (rechts oben) und 95% Untergrundreduktion (unten) dargestellt.

Aus diesem Verhalten läßt sich experimentell der optimale Wert für die Anzahl der versteckten Knoten ermitteln. Zu diesem Zweck wurde beispielhaft das Set 1 ausgewählt und die Anzahl der versteckten Knoten in den Bereich unterhalb von 10 ausgeweitet und die Netze nochmals trainiert. Die Ergebnisse sind in Abbildung 5.16 dargestellt und zeigen deutlich, daß der Maximalwert der Effizienz für eine Knotenanzahl zwischen 10 und 20 erreicht wird, wobei dieser Effizienzbereich im Rahmen der statistischen Ungenauigkeiten als sehr flach betrachtet werden muß.

5.4 Training mit Monte-Carlo-Daten

Für den Vergleich mit den realen Daten wurden auch Netzwerke mit Monte-Carlo-Daten trainiert. Die Datensätze sind bereits in Abschnitt 5.1 beschrieben worden. Als Untergrund wurden auch hier die L4-Reject Daten verwendet. Für das

Training wurden die Ereignisse aus den direkten und den resolved Prozessen im Verhältnis 80:20 gemischt. Eine Analyse der eindimensionalen Verteilungen ergibt für die Monte-Carlo-Ereignisse eine sehr starke Diskrepanz bei Energien im Kalorimeter (vgl. Abb. 5.17).

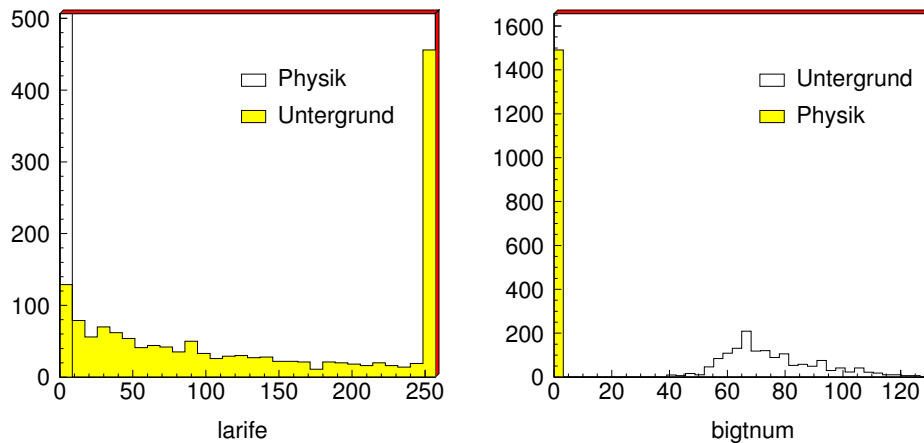


Abbildung 5.17: Histogramm der Verteilung von $larife$ und $bigtnum$ für die Monte-Carlo-Datensätze und $l_{rej.part1}$.

Diese Diskrepanz läßt sich verstehen, wenn man bedenkt, daß in einer idealen Simulation keine Energien im vorderen Kalorimeterbereich deponiert werden sollten. In den Realdaten ist dies aber durch experimentelle Gegebenheiten wie z.B. Rauschen nicht völlig zu unterdrücken.

Deshalb war es nicht sinnvoll, Netze mit diesen Eingabegrößen zu trainieren, da sich die Entscheidung des Netzwerks auf allein diesen Unterschied stützen würde. Es standen folglich nur noch die beiden Eingabe-Sets 2 und 3 zur Wahl. Die Lernparameter sind identisch zu den Werten bei realen Daten (siehe Tabelle 5.7). Die Ergebnisse des Netzwerktrainings sind in Abbildung 5.18 zusammengefaßt.

Bei 80% Untergrundreduktion liegen die Ergebnisse für die Physikeffizienz zwischen 74% und 82%. Eine Reduktion von 90% des Untergrundes ergibt noch Effizienzen zwischen 56% und 70%. Bei 95% Unterdrückung können schließlich noch 38% bis 53% Physikeffizienz erzielt werden.

Der Eingabe-Set 3 ist in allen Parameterkombinationen besser als der Set 2. Dies ist verständlich, da Set 3 nicht nur Spurinformatoren aus den Proportionalkammern enthält, sondern zusätzlich Informationen aus den Driftkammern. Das Verhalten der Physikeffizienzen bei steigender Zahl von verborgenen Knoten ist analog zu dem bei realen Daten. Ein Vergleich mit den Werten bei realen Daten zeigt, daß die Physikeffizienzen etwas höher liegen. Im Fall der realen Daten liegen die Ergebnisse von Set 2 ebenfalls unter denen von Set 3.

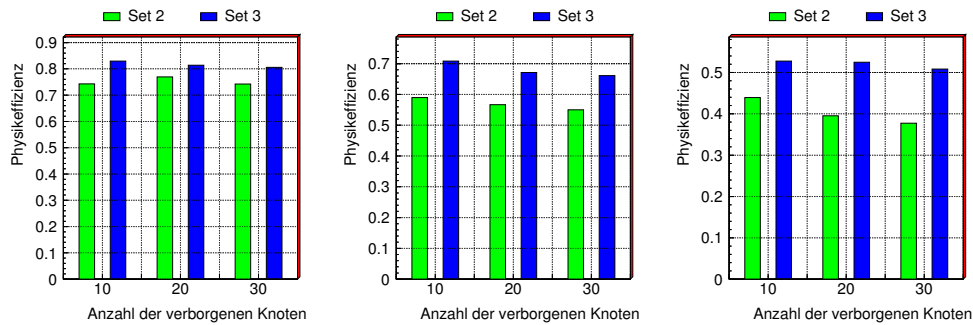


Abbildung 5.18: Monte-Carlo-Physikeffizienzen für 80% (linkes Bild), 90% (mittleres Bild) und 95% (rechtes Bild) Untergrundreduktion.

5.5 Test der Netzwerke

Das Überprüfen der Einsatzfähigkeit von Netzwerken unter realen Bedingungen erfordert eingehende Tests. Diese beinhalten zum Beispiel das Antwortverhalten und die Stabilität gegenüber

- Daten aus anderen Zeiträumen
- Ausfall von Triggergrößen
- Ausschalten von Triggergrößen
- Verrauschen von Triggergrößen

Diese Punkte sollen exemplarisch an zwei verschiedenen Netzwerken untersucht werden, die bei der Beurteilung der Trainingsergebnisse am besten abgeschnitten haben. Je eines für die realen Daten und eines für Monte-Carlo-Daten wurde ausgewählt. Die Parameter der Netze sind in Tabelle 5.8 zusammengetragen.

Name der Größe	Realdaten Netz	Monte-Carlo Netz
verborgene Knoten	10	10
Inputs	Set 1	Set 3
Physikdaten	dstar.part1	80% cbar.dir + 20% cbar.res
Untergrunddaten	l4rej.part1	l4rej.part1
Physikeff. bei 80% Red.	81.8±2.8%	82.9±4.0%
Physikeff. bei 90% Red.	68.4±3.0%	70.8±4.2%
Physikeff. bei 95% Red.	54.2±3.1%	52.8±4.4%

Tabelle 5.8: Parameter und Trainingsergebnisse der ausgewählten Netzwerke.

5.5.1 Zeitstabilität

Die Zeitstabilität des Netzwerkes wurde mit Hilfe der Datensätze aus den Zeiträumen *part2* und *part3* getestet. In Abbildung 5.19 ist im linken Teilbild die Effizienz-Kurve für die beiden getesteten Datensätze und den aus *part1* genommenen Referenztestdatensatz dargestellt. Im rechten Teilbild sind die Differenzen zum Referenzdatensatz gezeigt.

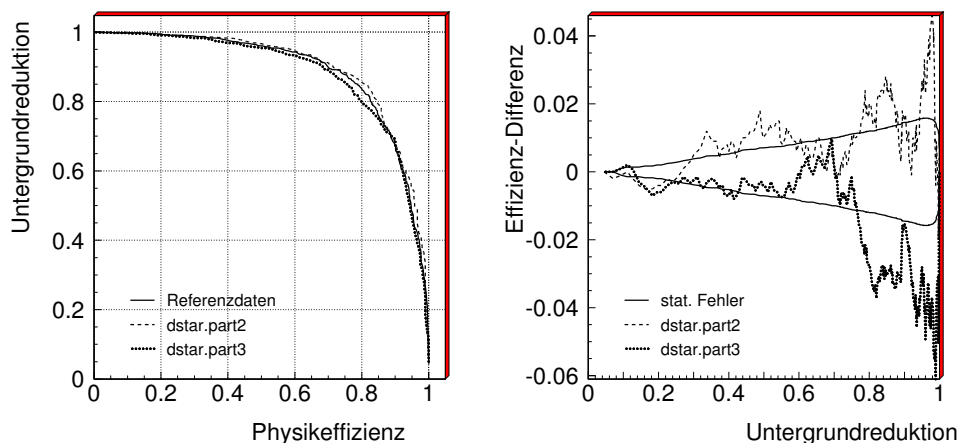


Abbildung 5.19: Test des Realdaten-Netzes mit Physik aus anderen Zeitabschnitten. Im linken Teilbild sind die Effizienz-Kurven dargestellt, im rechten Teilbild die Differenzen.

Die Zeitinstabilität bewegt sich im Rahmen von wenigen Prozent und wächst mit der Untergrundreduktion statistisch fluktuierend an. Im rechten Teilbild von Abb. 5.19 ist der statistische Fehler miteingezeichnet. Er wurde als proportional zur Anzahl der verworfenen Untergrundereignisse bei gegebener Reduktion angenommen. Daraus ergibt sich der ansteigende Wert bei wachsender Untergrundreduktion. Wenn man den statistischen Fehler mitberücksichtigt, der bei der maximalen Untergrundreduktion bis zu 1.6% anwächst, sind die Einbußen durch die verschiedenen Zeitintervalle gering. Die Daten aus dem Zeitabschnitt *part2* haben bei gegebener Untergrundreduktion eine bis zu 4% höhere Physikeffizienz. Die Daten aus *part3* haben fast durchweg eine niedrigere Physikeffizienz als die Referenzdaten und weisen bei sehr hohen Untergrundreduktionen eine maximale Differenz von ca. 6% auf.

5.5.2 Stabilität bei Störung von Eingabegrößen

Bei der Störung von Eingabegrößen kann man zwischen drei verschiedenen Möglichkeiten unterscheiden. Zum einen kann ein Defekt in einem Subdetektor dazu führen, daß alle Größen dieses Subdetektors auf den Wert Null gesetzt sind. Die Auswir-

kungen eines solchen Defekts sind in Abbildung 5.20 für das Realdaten-Netzwerk zu sehen. Bei der Bewertung der Ergebnisse ist zu berücksichtigen, daß nicht nur die Physikereignisse den Störungen unterworfen werden, sondern auch die Untergrundereignisse. Daraus folgt, daß sich beide Ausgabeverteilungen verändern (vgl. Abb. 5.22). Bei der Erstellung einer Effizienzkurve ist deshalb die Position des Schnitts, die eine bestimmte Untergrundreduktion herbeiführt, nicht mehr dieselbe wie ohne Abschaltung.

Im Bild 5.20 erkennt man, daß alle simulierten Defekte zu einer Reduktion der Physikeffizienz führen. Der Verlust ist davon abhängig, welcher Detektorteil ausgewählt wurde. Während die Verluste für ein defektes Kalorimeter unter 8% bleiben, treten bei der Driftkammer Differenzen bis 30% und bei der Proportionalkammer Einbrüche bis zu 40% auf. Dies stellt die Wichtigkeit der beiden Spurtriggersysteme bei der Entscheidung des Netzwerks heraus. Die größten Differenzen treten bei 80% bis 90% Untergrundreduktion auf. Dort liegt der für den realen Einsatz des Netzwerks interessante Bereich.

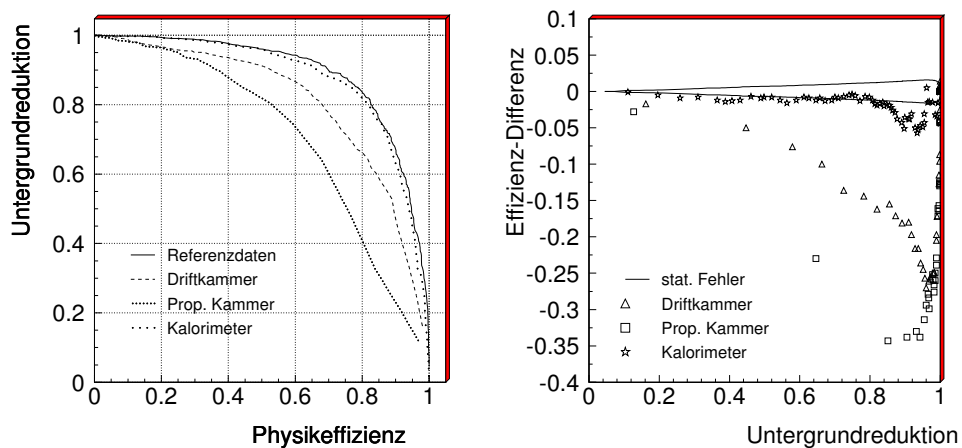


Abbildung 5.20: Test des Realdaten-Netzes mit simulierten defekten Subdetektoren. Im linken Teilbild sind die Effizienz-Kurven dargestellt, im rechten Teilbild die Differenzen.

Man kann die Daten eines Subdetektors jedoch auch kontrolliert auf einen festen Wert setzen – ihn sozusagen ausschalten – falls es Probleme mit dessen Größen gibt. In den Tests wurde dafür der Mittelwert verwendet. In Bild 5.21 sind die Resultate eines solchen Szenarios dargestellt, wobei jeweils alle Größen einer bestimmten Subdetektorkomponente verändert wurden.

Bei der Betrachtung der Ergebnisse fällt auf, daß hier kaum Verluste, sondern Gewinne zu verbuchen sind. Dies ist auf den ersten Blick überraschend. Wenn man sich jedoch klar macht, daß das Netzwerktraining nicht darauf ausgelegt ist, eine optimale Trennung bei bestimmten vorgegebenen Untergrundreduktionen zu erreichen,

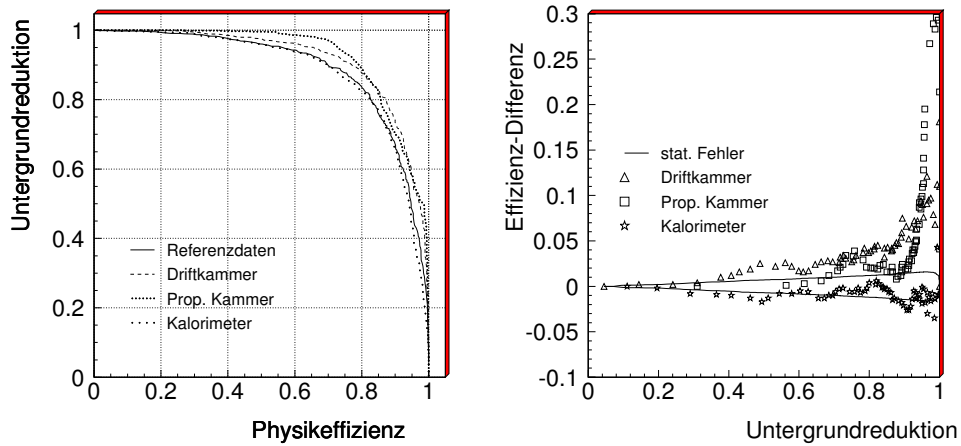


Abbildung 5.21: Test des Realdaten-Netzes mit simulierten ausgeschalteten Subdetektoren. Im linken Teilbild sind die Effizienz-Kurven dargestellt, im rechten Teilbild die Differenzen.

sondern den globalen Klassifizierungsfehler zu minimieren, dann ist das Ergebnis zu verstehen. Zum Beispiel wurde im Fall der Proportionalkammern die Ausgabeverteilung der Physik nach rechts verschoben, die Verteilung der Untergrundereignisse aber eher komprimiert (vgl. Abb. 5.22). Dadurch ergibt sich bei Schnitten oberhalb von 0.85 eine verbesserte Physikeffizienz.

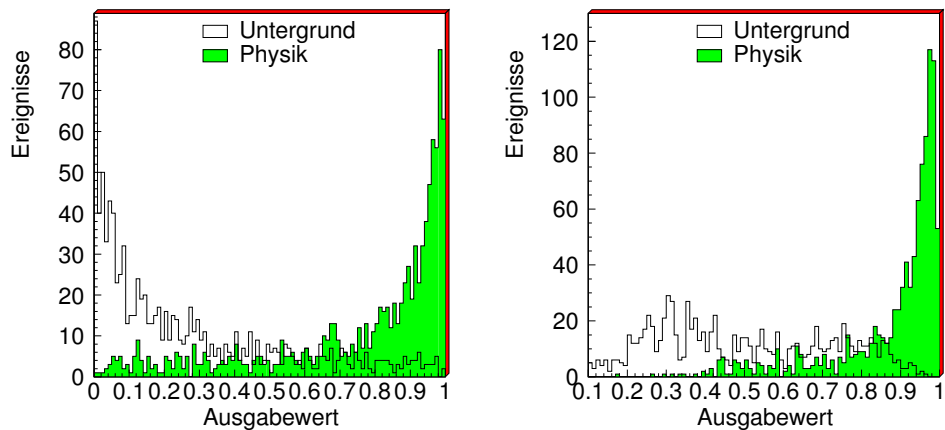


Abbildung 5.22: Ausgabeverteilung des Realdaten-Netzes mit (links) und ohne (rechts) eingeschaltete Proportionalkammern.

Als dritte Möglichkeit die Eingangssignale zu stören, wurde ein Rauschen auf den Eingangswerten simuliert. Die folgende Formel beschreibt die Transformation der Eingangsdaten x_i

$$x'_i = x_i \cdot \frac{1}{\sqrt{2\pi(k \cdot \sigma_{x_i})^2}} e^{-\left(\frac{x_i - \bar{x}_i}{k \cdot \sigma_{x_i}}\right)^2} \quad \text{mit} \quad k = 2 \quad (5.3)$$

Dabei ist \bar{x}_i der Mittelwert der Größe, σ_{x_i} die Standardabweichung. Es handelte sich bei der Störung um eine gaußförmige Verteilung mit einer Breite von $k = 2$ Standardabweichungen. Die Störung wurde wieder für jeden Subdetektor separat durchgeführt. Die Ergebnisse der Tests sind in Bild 5.23 dargestellt.

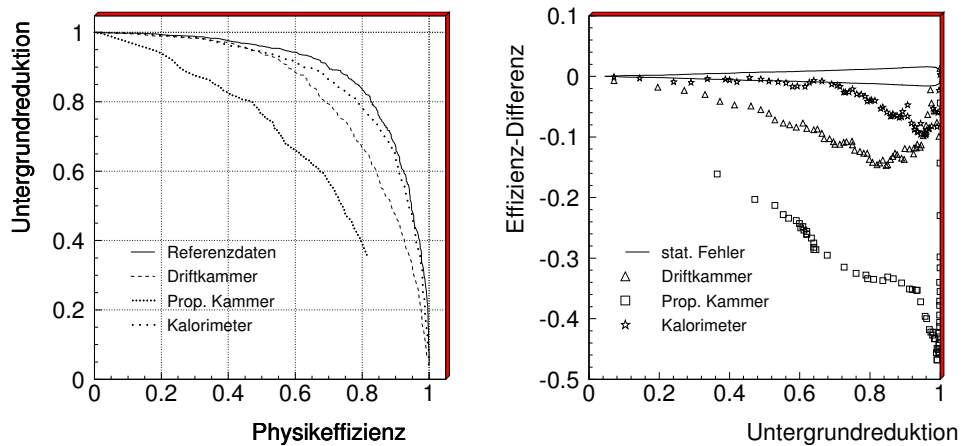


Abbildung 5.23: Test des Realdaten-Netztes mit gaußförmigem Rauschen in den Eingangsgrößen. Im linken Teilbild sind die Effizienz-Kurven dargestellt, im rechten Teilbild die Differenzen.

Es zeigt sich, daß die Effizienz am wenigsten durch eine Störung der Kalorimeterinformation beeinflusst wird. Hier werden nur Abweichungen bis zu 10% registriert. Die Effizienz bei Verschmierung der Driftkammerinformationen sinkt bis zu 14%. Am stärksten wirkt sich wiederum die Veränderung der Proportionalkammerinformation auf die Ergebnisse aus. Es sind Verluste um bis zu 50% im kritischen Bereich von 80–90% Untergrundreduktion festzustellen.

Die Ergebnisse aus den verschiedenen Stabilitätstests ergeben ein konsistentes Bild. Die Information aus der Proportionalkammer geht sensibel in die Berechnung des Ausgabewertes ein und ein Ausfall dieser Komponente ist für das hier untersuchte Netzwerk bedeutsam.

5.5.3 Test mit Monte-Carlo-Daten

Das Antwortverhalten des mit realen Daten trainierten Netzwerks auf Monte-Carlo-Ereignisse ist von besonderem Interesse, da Monte-Carlo-Ereignisse im allgemeinen dazu verwendet werden, um Effizienzen zu bestimmen. Die Ergebnisse des Tests sind in Abbildung 5.24 zu finden.

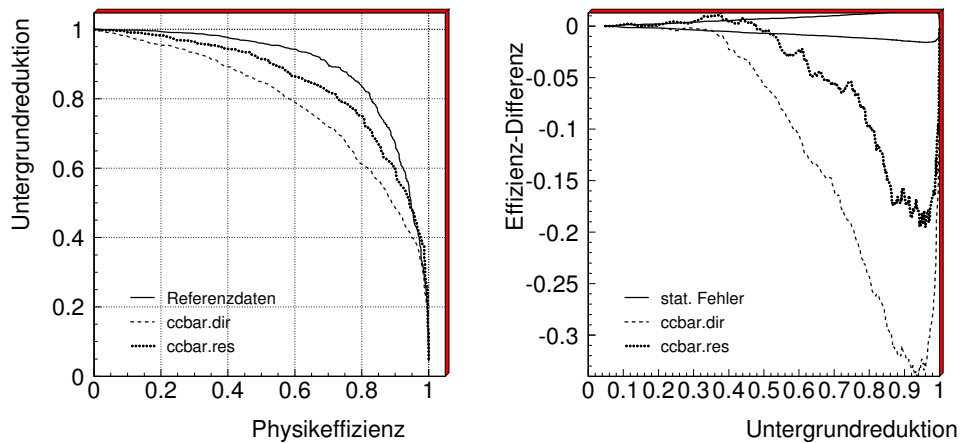


Abbildung 5.24: Test des Realdaten-Netztes mit Monte-Carlo-Physikereignissen. Im linken Teilbild sind die Effizienz-Kurven dargestellt, im rechten Teilbild die Differenzen.

Man erkennt eine deutlich kleinere Physikeffizienz für beide Arten von Monte-Carlo-Ereignisse. Die Effizienz für die Ereignisse aus dem *resolved* Prozeß ist höher als die der Ereignisse aus dem direkten Prozeß. Der Grund hierfür liegt in der größeren Ähnlichkeit der Eingabeverteilungen von realen Daten und Ereignissen aus dem *resolved* Prozeß. Die Ergebnisse legen nahe, genauere Untersuchungen zu mehrdimensionalen Verteilungen von Triggergrößen anzufertigen, da die Ergebnisse auf eine nicht völlig repräsentative Simulation dieser Größen hindeuten.

5.5.4 Test des Monte-Carlo-Netzwerks

Analog zum vorangegangenen Abschnitt 5.5.3 wurde das mit Monte-Carlo-Daten trainierte Netzwerk einem Test mit realen Daten unterworfen. Die Ergebnisse für die beiden Zeitabschnitte *part2* und *part3* sind in Abbildung 5.25 zu sehen. Ebenso wie im vorherigen Abschnitt weichen die Ergebnisse mit realen Daten stark von denen der Monte-Carlo-Daten ab. Im interessanten Bereich von 80–90% Untergrundreduktion sind es um die 30% Differenz. Absolut gesehen werden Physikeffizienzen von nur 40–50% erreicht bei 80–90% Untergrundreduktion.

Die Abweichung der Ergebnisse zwischen Monte-Carlo-Daten und realen Daten ist

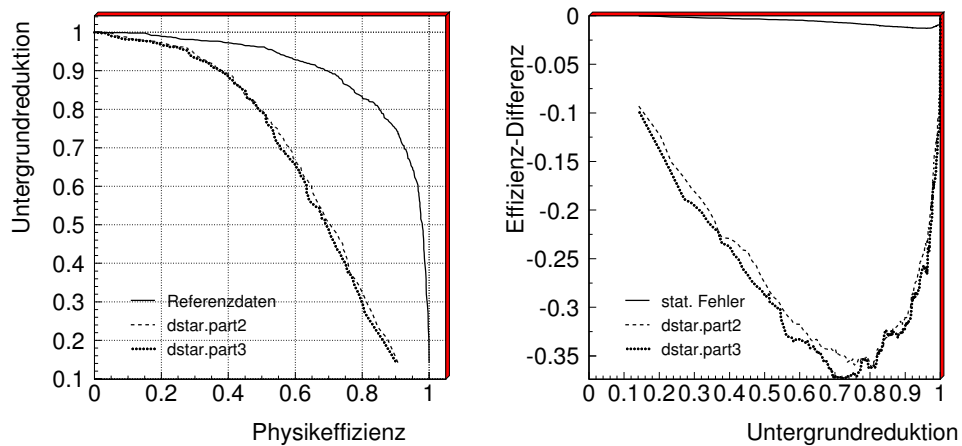


Abbildung 5.25: Test des Monte-Carlo-Netzes mit Physikereignissen aus realen Daten. Im linken Teilbild sind die Effizienz-Kurven dargestellt, im rechten Teilbild die Differenzen.

sehr ausgeprägt. Zwei Faktoren spielen dabei eine wichtige Rolle: zum einen die Güte der Monte-Carlo-Simulation und zum anderen der Gehalt an Untergrundereignissen innerhalb der realen Daten. Eine genaue Aussage über den jeweiligen Einfluß wird erst mit erhöhter Statistik des Experiments möglich sein, da ein Training von Netzwerken eine gewisse Mindestanzahl von Ereignissen erfordert. Im Moment sollte man davon absehen, Netzwerke einzusetzen, die nur mit Monte-Carlo-Daten trainiert worden sind.

5.6 Analyse der Netztaetigkeit

Die Ergebnisse des Trainings und der Tests motivieren dazu, die Arbeitsweise des Netzwerks besser verstehen zu wollen. Es gibt verschiedene Ansätze, die Arbeitsweise eines Netzwerks zu charakterisieren. Eine Möglichkeit wurde bereits in Kapitel 5.2.4 mit Hilfe des Relevanz-Wertes aufgezeigt. In diesem Abschnitt sollen weitere Verfahren dargestellt und verwendet werden, mit denen das Verhalten der Netze analysiert wird.

Durch eine genaue Betrachtung der Gewichte in der verborgenen Schicht kann man erste Informationen über die Wichtigkeit einzelner Eingabegrößen und Knoten in der verborgenen Schicht erhalten. Um eine sinnvolle Bewertung der Gewichte zu ermöglichen, wurde eine integrierte Größe definiert, das sogenannte *gewichtete Gewicht*

$$h_{ij} = \bar{x}_i \cdot w_{ij}, \quad (5.4)$$

wobei \bar{x}_i der Mittelwert der i -ten Eingabegröße ist und w_{ij} das Gewicht zwischen

der i -ten Eingabegröße und dem j -ten Knoten in der verborgenen Schicht.

Für das in Tabelle 5.8 beschriebene Netzwerk, das mit realen Daten trainiert wurde, sind die gewichteten Gewichte in Abbildung 5.26 für die Eingabe-Sets 1 und 2 zu sehen. Man sieht auch in diesen Abbildungen noch keinen deutlichen Hinweis auf die Wichtigkeit einzelner Eingabegrößen.

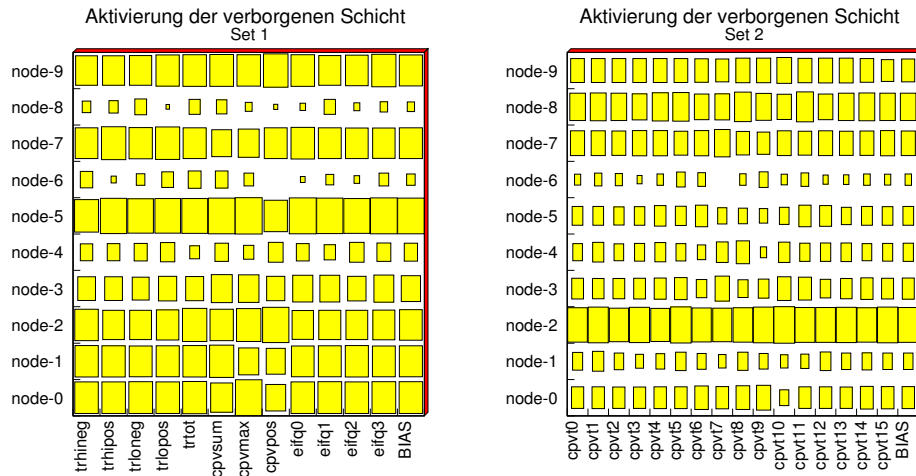


Abbildung 5.26: Gewichtete Gewichte des Realdaten-Netzwerks für die Eingabe-Sets 1 (links) und 2 (rechts).

Wenn man nun die Beiträge der versteckten Knoten je Eingabegröße aufsummiert und davon den Schwellenwert (BIAS) abzieht, erhält man ein Maß für jede Eingabegröße, das im folgenden als *Impact erster Ordnung* bezeichnet werden soll [81]

$$I_i^1 = \sum_{j=1}^l |h_{ij} - w_{0j}|. \quad (5.5)$$

Der Impact gibt an, welchen Beitrag eine einzelne Größe in der verborgenen Schicht zur Gesamtaktivität hat. Man kann noch einen Schritt weiter gehen und die Verknüpfungen von der verborgenen Schicht zum Ausgabeneuron mit in das Impact-Maß aufnehmen. Man erhält dann die Formel für den *Impact zweiter Ordnung*

$$I_i^2 = \sum_{j=1}^l |(h_{ij} - w_{0j}) \cdot \tilde{w}_{j0}| - \tilde{w}_{00} \quad (5.6)$$

Die Gewichte \tilde{w}_{j0} und \tilde{w}_{00} sind die Verbindungen von der verborgenen Schicht zum Ausgabeneuron. In Abbildung 5.27 sind die Werte für den Impact erster und zweiter Ordnung für die Eingabe-Sets 1 und 2 dargestellt.

Bei Set 1 sind die Größen aus dem z-Vertex-Histogramm der Proportionalkammer sowohl im Impact erster wie auch zweiter Ordnung dominierend. Im Impact zweiter

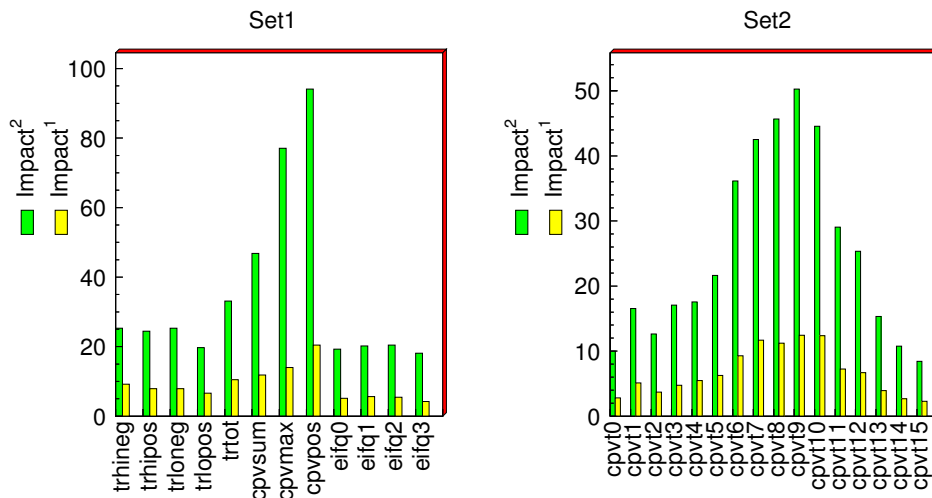


Abbildung 5.27: Impact erster und zweiter Ordnung für die Eingabe-Sets 1 (links) und 2 (rechts).

Ordnung wird diese Wichtigkeit nochmals verstärkt. Dieses Ergebnis ist in gutem Einklang mit den Resultaten des Netzwerktests im vorangegangenen Abschnitt. Es erklärt die Auswirkungen auf die Effizienz, die gerade bei den Proportionalkammergrößen am stärksten sind.

Das Set 2 enthält das komplette z-Vertex-Histogramm als Eingabegrößen. Interessanterweise ist der Verlauf der Impacts ähnlich verteilt wie das z-Vertex-Histogramm eines Physikereignisses. Das heißt, daß die Bins in der Mitte stärker gewichtet werden als die Bins in den Außenbereichen. Diese Beobachtung steht auch im Einklang mit den Ergebnissen der Relevanzuntersuchung im Abschnitt 5.2.4 .

Die Impacts des Netzes zum Set 3 (vgl. Abb. reffig:impact2 links) verhalten sich im wesentlichen analog zu denen von Set 1. Wieder geht die Position des Maximums im z-Vertex-Histogramm (cpvpos) am stärksten in die Entscheidung des Netzwerks mit ein. Beim Netz zum Eingabe-Set 4 zeigt sich ebenfalls die Dominanz von *cpvpos*. Hier tritt jedoch auch die Zahl der Bigtower im Kalorimeter (*bigtnum*) im Impact erster Ordnung am stärksten, im Impact zweiter Ordnung am zweitstärksten in Erscheinung. Daraus kann man schließen, daß die Ausgabe-schicht hier eine leicht moderierende Wirkung hat(siehe Abb. reffig:impact2 rechts).

5.7 Resümee

Das Ziel der Untersuchungen in diesem Kapitel war es, einen $D^{*\pm}$ -Trigger zu konzipieren, der Ereignisse des Subtriggers 53 effizient filtert. Hierfür wurden $D^{*\pm}$ -Ereignisse, L4-Reject-Untergrundereignisse und Monte-Carlo $D^{*\pm}$ -Ereignisse selektiert und zu Trainings- und Testdaten zusammengefaßt. Die eindimensionalen und

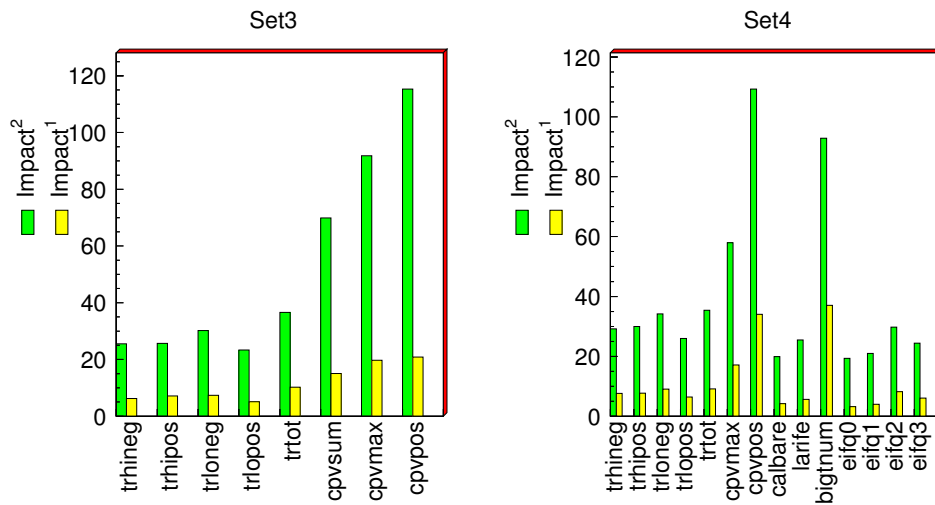


Abbildung 5.28: *Impact* erster und zweiter Ordnung für die Eingabe-Sets 3 (links) und 4 (rechts).

zweidimensionalen Verteilungen der Triggergrößen wurden untersucht und die Möglichkeit einer Trennung von Physik und Untergrund erörtert. Die beste Trennung in einer Dimension gelang in der Größe für die Gesamtzahl an Spuren im Driftkammersystem. Dabei wurden Werte für die Physikeffizienz von 61.2%, 43.6% und 13.4% erreicht bei einer Untergrundreduktion von 80%, 90% und 95%. Mit Hilfe von zweidimensionalen Schnitten gelingen Reduktionsraten von 83.5% mit einer Physikeffizienz von 52.3%.

Es wurden neuronale Netzwerke mit realen Daten und mit Monte-Carlo-Daten trainiert. Die besten Trainings-Ergebnisse sind mit den Triggergrößen des Sets 1 bei 10 Knoten in der verborgenen Schicht erreicht worden. Die Physikeffizienzen lagen bei 81.8%, 68.4% und 54.2% bei Untergrundreduktionen von 80%, 90% und 95%. Mit Monte-Carlo-Ereignissen konnten ähnliche Werte erreicht werden. Diese Zahlen bedeuten, daß bei einer um den Faktor zehn steigenden Luminosität und ebenso steigender Triggerrate ein neuronaler Netzwerktrigger die Rate auf demselben Niveau wie bisher halten kann. Gegenüber einem reinen Skalierungsfaktor zur notwendigen Reduktion der Rate würde man fast die siebenfache Physikausbeute erzielen können.

Kapitel 6

Die Auswertung der $D^{*\pm}$ -Ereignisse

Die in Kapitel 4 begonnene Selektion von $D^{*\pm}$ -Kandidaten wird in diesem Kapitel fortgesetzt mit dem Ziel, den Wirkungsquerschnitt der $D^{*\pm}$ -Produktion zu bestimmen. Es werden die Schnitte vorgestellt, die eine hinreichend angereicherte Menge an $D^{*\pm}$ -Ereignissen ergeben. Daran schließt sich eine Bestimmung der Massendifferenz zwischen $D^{*\pm}$ und D^0 an. Es folgen zwei getrennte Analysen ausgehend von den beiden wichtigsten Level-1-Subtriggern einschließlich der Bestimmung von Effizienzen und systematischen Unsicherheiten. Schließlich wird der Einfluß des Level-2-Triggers auf die Ergebnisse der Analysen untersucht.

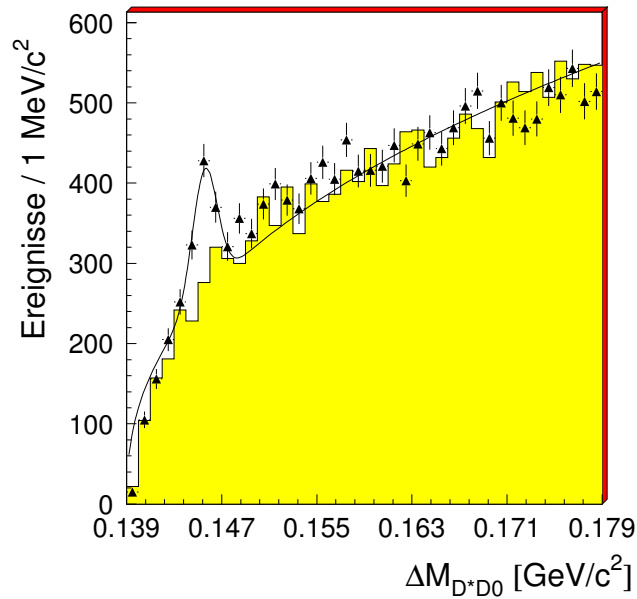
6.1 Die Rekonstruktion der $D^{*\pm}$ -Mesonen

Im Abschnitt 4.2 wurden die wesentlichen Eigenschaften der $D^{*\pm}$ -Mesonen beschrieben. Die Rekonstruktion der Mesonen basiert auf dem sogenannten $D^{*\pm}$ -Tagging [82]. Dabei wird der Umstand ausgenutzt, daß beim Zerfall des $D^{*\pm}$ in ein D^0 und ein geladenes Pion nur ein sehr kleiner Phasenraum zur Verfügung steht. Eine bessere Identifikation für $D^{*\pm}$ -Ereignisse erhält man bei der Betrachtung der Differenz von $D^{*\pm}$ - und D^0 -Masse. In diese geht dominierend nur die Impulsauflösung des Detektors ein.

Die bereits vorgestellten Schnitte C-1 bis C-5, C-6-a und C-7-a wurden durch zwei weitere Schnitte C-4-a und C-10-a ergänzt (siehe Tabelle 6.1). Der erste Schnitt legt eine höhere Schwelle für den Transversalimpuls des rekonstruierten $D^{*\pm}$ -Kandidaten fest. Dies erhöht den Signalanteil relativ zum Untergrund (vgl. Abb. 4.7 auf Seite 61). Der zweite Schnitt beschränkt die Datenmenge auf Ereignisse, die von einem der Subtrigger 53 oder 83 ausgewählt wurden.

Die Auswirkungen der beiden Schnitte auf die Verteilung der Massendifferenz $\Delta M_{D^{*\pm}D^0}$ sind in Abbildung 6.1 zu sehen und können mit Abbildung 4.9 auf Seite 63 verglichen werden. Zur Kontrolle des kombinatorischen Untergrunds und zur Abschätzung

Schnitt	Beschreibung	
C-4-a	Transversalimpuls des $D^{*\pm}$	$p_{\perp}(D^{*\pm}) \geq 2.5 \text{ GeV}/c$
C-10-a	Subtriggernummer	53 oder 83

Tabelle 6.1: Zusätzliche Schnitte, um ein reineres $D^{*\pm}$ -Signal zu erhalten.Abbildung 6.1: Massendifferenz zwischen $D^{*\pm}$ und D^0 für Subtrigger 53 und 83. Die Dreiecke stellen Ereignisse mit richtiger Ladungskombination dar, das graue Histogramm sind Ereignisse mit falscher Ladungskombination.

des Untergrunds aus Prozessen mit leichten Quarks sind die Ereignisse mit falscher Ladungskombination als graues Histogramm dargestellt. Die Ereignisse mit richtiger Ladungskombination sind als Dreiecke mit den statistischen Fehlern als Balken gezeigt. Es zeigt sich im Vergleich zu 4.9 ein deutliches Signal im Bereich der erwarteten Massendifferenz für Ereignisse mit korrekter Ladungskombination.

Die Anpassungskurve f an die Signalverteilung setzt sich aus einer Wurzelfunktion r und einer Gaußfunktion g zusammen.

$$f(\Delta M) = r(\Delta M) + g(\Delta M)$$

mit

$$r(\Delta M) = r_0 \cdot (\Delta M - M_{\pi^+})^{r_1}$$

$$g(\Delta M) = g_0 \cdot e^{-\frac{1}{2} \left(\frac{\Delta M - g_1}{g_2} \right)^2}$$

Die Anpassungsparameter r_0 und r_1 der Wurzelfunktion wurden aus der Verteilung der Ereignisse mit falscher Ladungskombination bestimmt und mit in die Anpassungsfunktion f des Signalbereichs aufgenommen. Die resultierende Anpassung ist in Abbildung 6.1 als durchgezogene Linie sichtbar.

Die Anpassungsparameter g_0 , g_1 und g_2 der Gaußfunktion ergeben direkt die physikalisch interessierenden Größen der Anpassungsrechnung. Die mittlere Massendifferenz zwischen $D^{*\pm}$ und D^0 wird durch g_1 bestimmt, die Breite der Massendifferenz durch g_2 . Man erhält den Mittelwert $\overline{\Delta M} = 145.58 \pm 0.07 \text{ MeV}/c^2$ und die Standardabweichung $\sigma(\overline{\Delta M}) = 1.04 \pm 0.09 \text{ MeV}/c^2$. Unter der Gaußkurve um den Mittelwert befinden sich 391 ± 50 Ereignisse. Die Genauigkeit bezieht sich hierbei auf den statistischen Fehler, der durch Gauß'sche Fehlerfortpflanzung aus der Differenz der Signal- und Untergrundereignisse im Signalbereich berechnet wurde. Die Ergebnisse sind in Tabelle 6.2 dargestellt.

Größe	Wert
Massendifferenz $\overline{\Delta M}$	$145.58 \pm 0.07 \text{ MeV}/c^2$
Standardabweichung $\sigma(\overline{\Delta M})$	$1.04 \pm 0.01 \text{ MeV}/c^2$
Zahl der Ereignisse im Peak	391 ± 50

Tabelle 6.2: Zusammenfassung der Werte aus der Anpassungskurve für die selektierten Ereignisse.

In den beiden folgenden Abschnitten werden die Daten aufgetrennt in Ereignisse, die mit dem Spurrkammersystem (Subtrigger 53) bzw. dem Elektron-Tagger (Subtrigger 83) getriggert wurden. Dies ist nötig, um die verschiedenen Effizienzen der jeweils hauptsächlich beteiligten Subdetektoren korrekt zu berücksichtigen. Desweiteren ist diese Trennung sinnvoll, um verschiedene kinematische Bereiche der $D^{*\pm}$ -Produktion voneinander abzugrenzen und zu untersuchen.

6.1.1 Die Analyse der Ereignisse aus Subtrigger 53

Der Subtrigger 53 wurde bereits im Abschnitt 4.3.2 kurz vorgestellt. In den Tabellen 4.4 und 4.5 auf Seite 65 sind die Bedingungen für den Subtrigger 53 zusammengefaßt. Dieser Trigger ist in 59% der selektierten Ereignisse aktiv. Dieser hohen Akzeptanz steht eine sehr hohe Triggerrate gegenüber, die danach verlangt, weitere selektive Schnitte auf höheren Triggerstufen durchzuführen. Der Subtrigger verlangt nach einem signifikanten Peak im z-Vertex-Histogramm der Vieldrahtproportional-kammern, drei Spurrkandidaten im Zentralbereich der Driftkammern und einer Spur im Winkelbereich von $110^\circ < \Theta < 155^\circ$ der Proportionalkammern. Desweiteren

muß das Ereignis innerhalb des Zeitfensters für ep-Kollisionen liegen. Dies wird im Flugzeitmeßsystem im Winkelbereich zwischen $160^\circ < \Theta < 177^\circ$ registriert.

Die Ereignisse wurden noch weiteren physikalischen Schnitten unterworfen. Neben den im vorigen Kapitel hinzugefügten Bedingungen wurde der kinematische Bereich auf Werte von $0.1 < y < 0.8$ und $Q^2 < 4 \text{ GeV}^2/c^2$ eingeschränkt. Für diese Analyse wurde y über die Jacquet-Blondel-Methode [21] berechnet. Mit dem maximalen Wert von $y < 0.8$ erreicht man eine Reduktion des Beitrages von tiefinelastischen Reaktionen auf weniger als 1% [83]. Der Schnitt in Q^2 dient ebenfalls der Vermeidung von Ereignissen aus tiefinelastischen Kollisionen und wurde dadurch erreicht, daß man Ereignisse mit Elektronkandidaten verwarf, die eine höhere Energie als 10 GeV im Hauptdetektor aufwiesen. Die Schnitte sind in Tabelle 6.3 zusammengefaßt.

Schnitt	Beschreibung	
C-10-b	Subtriggernummer	53
C-11	y	$0.1 < y < 0.8$
C-12	Impulsübertrag	$Q^2 < 4 \text{ GeV}^2/c^2$

Tabelle 6.3: Schnitte für Subtrigger-53-Ereignisse.

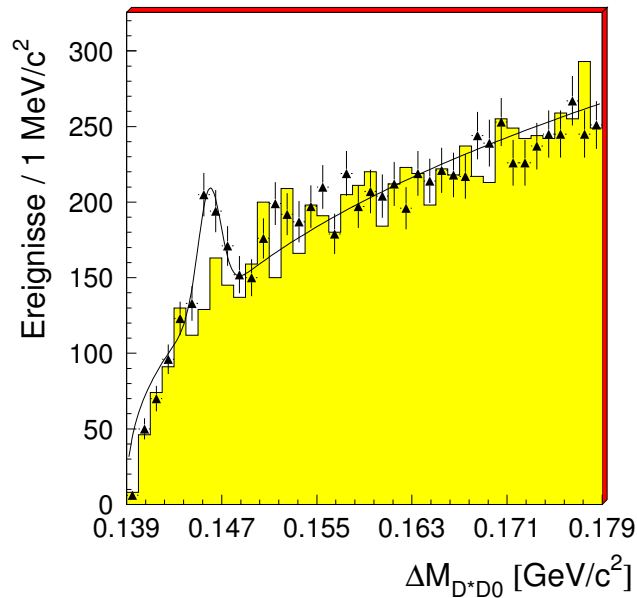


Abbildung 6.2: Massendifferenz zwischen $D^{*\pm}$ und D^0 für Subtrigger 53.

Die Massendifferenzverteilung der Ereignisse nach Anwendung aller Schnitte ist in

Abbildung 6.2 wiedergegeben. Wie im vorangegangenen Abschnitt sind auch hier die Ereignisse mit falscher Ladungskombination als grauschattiertes Histogramm unterlegt. Die Ereignisse aus dem Signalbereich sind als Dreiecke mit statistischen Fehlerbalken eingezeichnet. Die Anpassungskurve f an die Signalereignisse ist als durchgezogene Linie abgebildet. Die Ergebnisse der Anpassungsrechnung sind in Tabelle 6.4 enthalten.

Größe	Wert
Massendifferenz $\overline{\Delta M}$	$145.97 \pm 0.02 \text{ MeV}/c^2$
Standardabweichung $\sigma(\overline{\Delta M})$	$0.95 \pm 0.02 \text{ MeV}/c^2$
Zahl der Ereignisse im Peak	194 ± 35

Tabelle 6.4: Zusammenfassung der Werte aus der Anpassungskurve für die Subtrigger 53 Ereignisse.

Auch nach Einschränkung auf Ereignisse des Subtriggers 53 und nach den kinematischen Schnitten ist das Signal bei der nominellen Massendifferenz deutlich zu erkennen. Die Anzahl der Ereignisse im Signalbereich liegt bei 194 ± 35 .

6.1.2 Die Analyse der Ereignisse aus Subtrigger 83

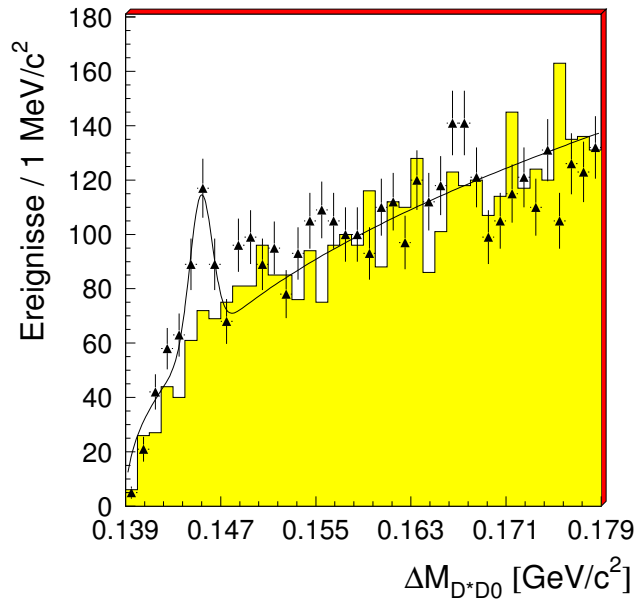
Der Subtrigger 83 wurde ebenfalls im Abschnitt 4.3.2 zum erstenmal beschrieben. Dieser Trigger verlangt nach einem Elektronkandidaten von mehr als 4 GeV Energie im Elektron-Tagger des Luminositätsmeßsystems. Damit diese Elektronen aus der Photoproduktion und nicht aus dem Bethe-Heitler-Prozeß (vgl. Abschnitt 2.2.1 auf Seite 23) stammen, wird als Veto gefordert, daß im Photodetektor keine Energien oberhalb von 2 GeV nachgewiesen werden. Zusätzlich wird eine Spur im zentralen Proportionalkammertrigger und im zentralen Driftkammertrigger gefordert.

Neben den Schnitten aus Kapitel 6.1 kommen noch zwei kinematische Bedingungen hinzu. Der Bereich für den relativen Photonenergieübertrag und damit die Bjorkensche y -Variable ist auf den Bereich $0.28 < y < 0.65$ eingeschränkt und der Viererimpulsübertrag auf $Q^2 < 10^{-2} \text{ GeV}^2/c^2$. Dies ist der Bereich in dem die geometrische Akzeptanz des Elektron-Taggers größer als 20% ist. Der Durchschnittswert liegt dabei etwa bei 60%. Die Schnitte sind in Tabelle 6.5 nochmals zusammengefaßt.

Die Massendifferenzverteilung der Ereignisse mit Subtrigger 83 ist in Abbildung 6.3 zu sehen. Wiederum sind die Ereignisse mit falscher Ladungskombination als graues Histogramm unterlegt. Die Ereignisse mit richtiger Ladungskombination sind als Dreiecke mit ihren statistischen Fehlern eingezeichnet. Die Anpassungskurve ist als durchgezogene Linie eingetragen. Man erkennt, daß die Schnitte weniger Ereignisse selektiert haben als zuvor bei Subtrigger 53. Dies liegt daran, daß der kinematische Bereich stärker eingeschränkt ist.

Schnitt	Beschreibung	
C-10-c	Subtriggernummer	83
C-11-a	y	$0.28 < y < 0.65$
C-12-a	Impulsübertrag	$Q^2 < 10^{-2} \text{ GeV}^2$

Tabelle 6.5: Schnitte für Subtrigger-83-Ereignisse.

Abbildung 6.3: Massendifferenz zwischen $D^{*\pm}$ und D^0 für Subtrigger 83.

Die Ergebnisse der Anpassungsrechnungen sind in Tabelle 6.6 zu finden. Unter der Gaußkurve befinden sich 137 ± 25 Ereignisse.

6.2 Die Bestimmung des Wirkungsquerschnitts

Die Bestimmung des Wirkungsquerschnitts soll in mehreren Schritten durchgeführt werden. Zuerst wird auf den sichtbaren $e\bar{p}$ -Wirkungsquerschnitt eingegangen, der aus der Zahl der gemessenen $D^{*\pm}$ -Ereignisse abgeleitet wird. Daran schließt sich eine Betrachtung der systematischen Unsicherheiten an. In einem zweiten Schritt wird der sichtbare Wirkungsquerschnitt mit Hilfe von Monte Carlo Simulationen auf den kompletten Phasenraum extrapoliert und damit der totale $e\bar{p}$ -Wirkungsquerschnitt bestimmt. In einem letzten Schritt kann dann der γp -Wirkungsquerschnitt mit Hilfe

Größe	Wert
Massendifferenz $\overline{\Delta M}$	$145.34 \pm 0.02 \text{ MeV}/c^2$
Standardabweichung $\sigma(\overline{\Delta M})$	$0.94 \pm 0.02 \text{ MeV}/c^2$
Zahl der Ereignisse im Peak	137 ± 25

Tabelle 6.6: Zusammenfassung der Werte aus der Anpassungskurve für die Subtrigger 83 Ereignisse.

der Weizsäcker–Williams–Approximation berechnet werden.

6.2.1 Der sichtbare Wirkungsquerschnitt

In die Bestimmung des Wirkungsquerschnitts fließen die Zahl N der beobachteten Ereignisse, die integrierte Luminosität L , das Verzweigungsverhältnis Br und die totale Nachweiseffizienz ϵ ein. Der sichtbare Wirkungsquerschnitt für die Produktion von $D^{*\pm}$ -Ereignissen wird durch folgende Formel berechnet

$$\sigma_{vis}(ep \rightarrow D^{*\pm} X) = \frac{N}{L \cdot Br \cdot \epsilon}. \quad (6.1)$$

Das Verzweigungsverhältnis Br setzt sich zusammen aus dem Verzweigungsverhältnis des $D^{*\pm}$ in D^0 und Pion und dem Verzweigungsverhältnis des D^0 in Kaon und Pion

$$\begin{aligned} Br &= Br(D^{*\pm} \rightarrow D^0 \pi^\pm) \cdot Br(D^0 \rightarrow K \pi). \\ &= 0.0273 \pm 0.0011 \end{aligned}$$

Alle Angaben zum sichtbaren Wirkungsquerschnitt beziehen sich auf die in der jeweiligen Datenselektion gewählten kinematischen Bereiche. Die selektierten Daten entsprechen einer integrierten Luminosität von $(2.77 \pm 0.04) \text{ pb}^{-1}$ [84].

Die Bestimmung der Nachweiseffizienz wurde separat für jede der Subtriggerklassen durchgeführt. Die totale Effizienz läßt sich zusammensetzen aus der Triggereffizienz und der Rekonstruktionseffizienz. Die Triggereffizienzen wurden aus unabhängigen Triggern und aus Monte-Carlo-Simulationen bestimmt. Dabei gingen die Ereignisse aus der direkten Photoproduktion und des Resolved-Photon Prozesses im Verhältnis von 79:21 für den gesamten Phasenraum und im Verhältnis von 93:7 für den sichtbaren kinematischen Bereich in die Rechnungen ein. Diese Verhältnisse stammen aus QCD-Berechnungen. Für den Subtrigger 53 wurde eine Triggereffizienz von $(24 \pm 2)\%$ bestimmt, für den Subtrigger 83 eine Triggereffizienz von $(48 \pm 4)\%$ [83].

Die Rekonstruktionseffizienz für die Subtrigger-53-Ereignisse liegt bei $(56 \pm 2)\%$, für die Subtrigger-83-Ereignisse bei $(65 \pm 2)\%$. Damit ergeben sich für die beiden Subtriggerklassen totale Nachweiseffizienzen von $\epsilon_{tot}^{53} = 0.14 \pm 0.02$ und $\epsilon_{tot}^{83} = 0.31 \pm 0.02$ [83].

Die Anzahl der Ereignisse aus der Subtrigger-53-Selektion beträgt 194 ± 35 . Damit ergibt sich für den kinematischen Bereich dieser Selektion ein sichtbarer Wirkungsquerschnitt von

$$\sigma_{vis}^{53}(ep \rightarrow D^{*\pm} X) = (18.3 \pm 3.3^{+3.8}_{-3.5}) \text{ nb.} \quad (6.2)$$

Der erste Fehler gibt den statistischen Fehler wieder, der asymmetrische zweite Fehler stammt von den systematischen Unsicherheiten, die weiter unten aufgeschlüsselt werden. Die Subtrigger-83-Selektion ergibt eine Zahl von 137 ± 25 Ereignissen. Der sichtbare Wirkungsquerschnitt errechnet sich damit zu

$$\sigma_{vis}^{83}(ep \rightarrow D^{*\pm} X) = (5.8 \pm 1.0^{+0.9}_{-0.7}) \text{ nb,} \quad (6.3)$$

wobei zu beachten ist, daß dieses Ergebnis einen anderen kinematischen Bereich abdeckt und sich deswegen vom vorherigen Wirkungsquerschnitt unterscheiden kann.

Systematische Unsicherheiten

Die Ergebnisse sind mit einer Reihe von experimentellen systematischen Unsicherheiten behaftet, die oben als zweite Fehler angegeben wurden. Die Beiträge der einzelnen Analysebereiche sind in Tabelle 6.7 zusammengefaßt.

Analysebereich	Subtrigger 53	Subtrigger 83
Triggereffizienz	15%	7%
Rekonstruktionseffizienz [85]	$+11$ -6 %	
Signalabtrennung vom Untergrund	6%	
Luminosität	1.5%	
Verzweigungsverhältnisse von $D^{*\pm}$, D^0	4%	
Fragmentierungsanteil $c \rightarrow D^{*\pm}$	7%	
Totale systematische Unsicherheit	$+21$ -19 %	$+16$ -13 %

Tabelle 6.7: *Systematische Unsicherheiten bei der Wirkungsquerschnittbestimmung.*

Der große systematische Fehler bei der Bestimmung der Effizienz von Subtrigger 53 ist auf die Unsicherheit bei der Bestimmung der Triggerelementeffizienzen von Bwd_BR und TOF_IA (vgl. Tab. 4.5 auf Seite 65) zurückzuführen, da diese aus Daten geringer Statistik gewonnen wurde und keine verlässliche Monte-Carlo Simulation zur Verfügung stand.

Der systematische Fehler der Rekonstruktionseffizienz hängt mit dem verwendeten Spurrekonstruktionsverfahren zusammen. Die Spurrekonstruktionseffizienz wurde aus den Daten bestimmt, indem bei Ereignissen von kosmischen Myonen mit hohem Transversalimpuls der Transversalimpuls des einlaufenden Spursegments mit

dem des auslaufenden Spursegments verglichen wurde. Die Abhängigkeit der Rekonstruktionseffizienz vom Transversalimpuls wurde durch eine Methode bestimmt, die auf den Zerfallseigenschaften des pseudoskalaren K_s^0 basiert [85]. Das Verfahren weist eine Genauigkeit von $\pm 2\%$ im Transversalimpuls und eine Unsicherheit von ${}_{-3}^{+0}$ für die Zuordnung einer Spur zum primären Vertex auf. Die Genauigkeit dieses Verfahrens wird als systematischer Fehler verwendet, was bei drei Spuren zu den in der Tabelle angegebenen Fehlern führt.

Der systematische Fehler bei der Signalabtrennung stammt aus einer Abschätzung des Verfahrens. Die Unsicherheiten für die Verzweigungsverhältnisse und den Fragmentierungsanteil sind der Literatur entnommen [31, 86]. Die quadratische Aufsummierung der einzelnen systematischen Fehler führt zu dem in der Tabelle angegebenen totalen systematischen Fehler von ${}_{-19}^{+21}\%$ für die Subtrigger-53-Selektion und ${}_{-13}^{+16}\%$ für die Subtrigger-83-Selektion.

6.2.2 Der totale Wirkungsquerschnitt

Um zum totalen ep-Wirkungsquerschnitt zu gelangen, muß der beim sichtbaren Wirkungsquerschnitt in η und p_{\perp} eingeschränkte Phasenraum auf den vollen Phasenraum extrapoliert werden. Dies wird mit Hilfe von Monte-Carlo-Simulationen bewerkstelligt.

Die Akzeptanz beschreibt das Verhältnis von Ereignissen in einem gegebenen η - und p_{\perp} -Bereich zur Zahl der Ereignisse im gesamten η - und p_{\perp} -Bereich. Sowohl die Akzeptanz für die direkte Photoproduktion und die Resolved-Photon Reaktion als auch deren Mischungsverhältnis hängen sehr sensitiv von der Wahl der Partondichten ab.

Proton-Partondichte	Photon Partondichte	Akzeptanz A
MRSA'	—	10.4%
GRV LO	GRV LO	2.1%
GRV LO	LAC1	0.7%

Tabelle 6.8: Akzeptanzen in Abhängigkeit von verschiedenen Partondichteverteilungen.

In Tabelle 6.8 sind die Akzeptanzen für die drei verschiedenen Partondichteparametrisierungen MRSA' [87], GRV LO [88] und LAC1 [89] angegeben. Man sieht, daß die Akzeptanzen sich um Faktoren unterscheiden. Für die Bestimmung des totalen Wirkungsquerschnitts wurde die Parametrisierung GRV LO sowohl für die Proton- als auch die Photon-Partondichten verwendet, da sie in guter Übereinstimmung mit gemessenen Partondichten steht. Man muß jedoch die großen Abweichungen zu anderen Partondichteparametrisierungen bei den weiteren Berechnungen bedenken.

Möchte man den totalen ep -Wirkungsquerschnitt nicht nur für die Produktion des $D^{*\pm}$, sondern für die Erzeugung von Charm-Ereignissen, benötigt man noch einen Korrekturfaktor, der die Hadronisierung des Charm-Quarks in $D^{*\pm}$ berücksichtigt. Dieser Fragmentierungsanteil beträgt $B_{c \rightarrow D^{*\pm}} = 0.260 \pm 0.021$ [86]. Mit folgender Formel läßt sich der totale ep -Wirkungsquerschnitt in Charm-Quarks aus dem sichtbaren Wirkungsquerschnitt σ_{vis} , dem Fragmentierungsanteil B und der Akzeptanz A berechnen

$$\sigma_{tot}(ep \rightarrow c\bar{c}X) = \frac{\sigma_{vis}(ep \rightarrow D^{*\pm}X)}{A \cdot B_{c \rightarrow D^{*\pm}}}. \quad (6.4)$$

Der damit erhaltene Wirkungsquerschnitt trägt noch die Limitierungen der kinematischen Selektion, d.h. die Schnitte in y und Q^2 sind noch immer gültig. Die Schnitte in y lassen sich umrechnen in eine Schwerpunktsenergie $W_{\gamma p}$ des Photon-Proton Systems über die Beziehung $W_{\gamma p}^2 = y \cdot s$. Man erhält damit für die beiden Subtriggerselektionen folgende Ergebnisse

$$\sigma_{tot}^{53}(ep \rightarrow c\bar{c}X) = (3351 \pm 604_{-641}^{+695}) \text{ nb} \quad \text{bei} \quad \overline{W_{\gamma p}} \approx 180 \text{ GeV}$$

$$\sigma_{tot}^{83}(ep \rightarrow c\bar{c}X) = (1062 \pm 195_{-128}^{+164}) \text{ nb} \quad \text{bei} \quad \overline{W_{\gamma p}} \approx 200 \text{ GeV}.$$

Der erste Fehler ist wiederum statistischer Natur, der zweite Fehler beschreibt die systematischen Unsicherheiten (vgl. Tabelle 6.7). Der letzte Schritt besteht nun in einer Berechnung des totalen γp -Wirkungsquerschnitts $\sigma(\gamma p \rightarrow c\bar{c}X)$. Dafür kann die Formel 1.23 von Seite 12 umgeschrieben werden in

$$\sigma(ep \rightarrow c\bar{c}X) = \int dy G_{\gamma/e}(y) \cdot \sigma(\gamma p \rightarrow c\bar{c}X). \quad (6.5)$$

Man erhält den gesuchten Wirkungsquerschnitt durch Inversion dieser Gleichung, nachdem man den Photonflußfaktor $\int dy G_{\gamma/e}(y)$ bestimmt hat. Die Flußfaktoren wurden über Monte-Carlo-Rechnungen erhalten und belaufen sich auf 0.0141 für die Subtrigger-83-Selektion und 0.0641 für die Subtrigger-53-Selektion. Damit erhält man die γp -Wirkungsquerschnitte zu

$$\sigma^{53}(\gamma p \rightarrow c\bar{c}X) = (52.3 \pm 9.4_{-10.0}^{+10.8}) \mu\text{b} \quad \text{bei} \quad \overline{W_{\gamma p}} \approx 180 \text{ GeV}$$

$$\sigma^{83}(\gamma p \rightarrow c\bar{c}X) = (75.3 \pm 13.8_{-9.1}^{+11.6}) \mu\text{b} \quad \text{bei} \quad \overline{W_{\gamma p}} \approx 200 \text{ GeV}.$$

In Abbildung 6.4 sind die Ergebnisse im Kontext anderer Arbeiten [90–95] dargestellt. Man sieht die neue kinematische Region, die bei HERA für diese Messung zugänglich geworden ist. Die Werte der anderen Experimente stammen im wesentlichen von Fixed-Target-Experimenten. Der γp -Wirkungsquerschnitt steigt mit wachsendem $W_{\gamma p}$ an. Dieses Verhalten ist auch in dieser neuen Messung am H1-Experiment zu beobachten.

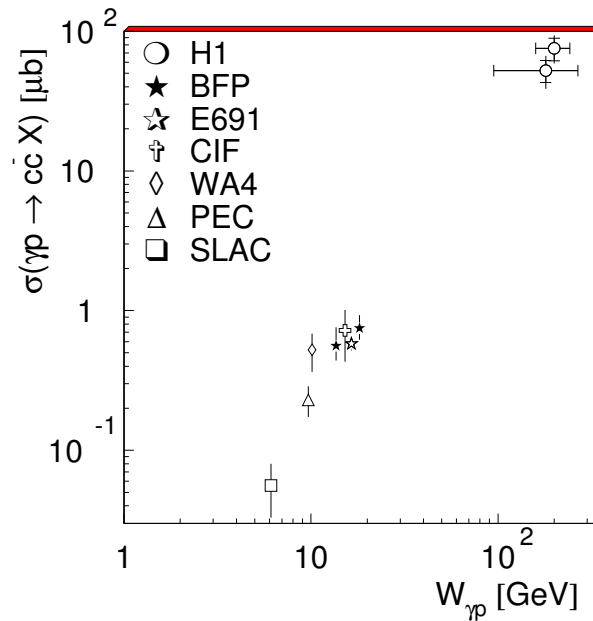


Abbildung 6.4: Der γp -Wirkungsquerschnitt in Abhängigkeit von $W_{\gamma p}$. Die anderen Daten stammen von Fixed-Target-Experimenten. Die Daten dieser Arbeit (H1) sind mit Kreisen markiert. Die Fehler mit Balken beschreiben den statistischen Fehler. Die äußeren Fehlerbalken beinhalten auch die quadratisch summierte systematische Unsicherheit.

6.3 Die Netzwerkergebnisse

6.3.1 Der Einfluß auf die Netzwerkentscheidung

Nachdem im Abschnitt 6.1 die endgültigen Selektionsschnitte festgelegt worden sind, soll nun eine Analyse der Netzwerkentscheidung im Hinblick auf die physikalischen Eigenschaften der Ereignisse folgen. Es stellt sich z.B. die Frage, ob das Netzwerk bestimmte kinematische Eigenheiten von Ereignissen erkennt. Dies sollte dadurch sichtbar werden, daß eine Korrelation zwischen dem Netzausgabewert und den kinematischen Größen besteht. Damit hängt aber auch zusammen, ob die Effizienz des Level-2-Triggers homogen ist oder ob man sich eine Beeinflussung der Analyseergebnisse einhandelt, wenn man Level-2 getriggerte Ereignisse verwendet.

Im folgenden wird für die Tests dasselbe Netzwerk verwendet, das bereits im Abschnitt 5.5 eingesetzt wurde. Es handelt sich um das mit dem Input Set 1 trainierte Realdatennetz mit 10 Knoten in der verborgenen Schicht (siehe auch Tab. 5.8 auf Seite 87).

Als Daten dienen die Ereignisse aus der Subtrigger-53- bzw. Subtrigger-83-Selektion. Sowohl die Ereignisse mit richtiger als auch mit falscher Ladungskombination wurden verwendet, um zu sehen, ob das Netzwerk zwischen ihnen unterscheiden kann. Dabei wird ein Ereignis als 'mit richtiger Ladungskombination' definiert, wenn mindestens eines seiner Spurtriplets die Schnittkriterien erfüllt. In Abbildung 6.5 ist der Quotient der Ausgabeverteilungen von Ereignissen richtiger und falscher Ladungskombination für den Subtrigger 53 dargestellt. Er ist innerhalb des statistischen Fehlers mit dem Wert '1' relativ gut verträglich.

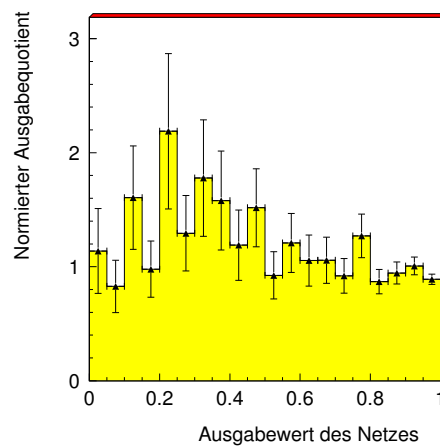


Abbildung 6.5: *Quotient der Ausgabeverteilung von Daten mit richtiger und falscher Ladungsverteilung aus der Subtrigger-53-Selektion.*

Obwohl das hier zum Testen verwendete Netz ausschließlich mit Physikereignissen trainiert wurde, die einen aktiven Subtrigger 53 hatten, ist die Ausgabeverteilung des Netzwerkes für Ereignisse aus der Subtrigger-83-Datenselektion ähnlich geformt (siehe Abb. 6.6 links). Wenn man den Quotienten der normierten Ausgabeverteilungen von Daten des Subtrigger 53 und des Subtrigger 83 mit richtiger Ladungskombination bildet, erhält man das rechte Bild in Abb. 6.6. Man sieht eine stärkere Diskrepanz bei Ausgabewerten unterhalb von 0.2 und zwischen 0.5 und 0.75.

Aus diesen Beobachtungen läßt sich schließen, daß das Netzwerk nur auf grundlegende Triggereigenschaften der Ereignisse aus der Schwer-Quark-Selektion trainiert ist und nicht zwischen Ereignissen mit richtiger oder falscher Ladungskombination unterscheidet. Im weiteren werden deshalb nur noch die Ereignisse mit richtiger Ladungskombination gezeigt.

Abbildung 6.7 geht auf die zu Beginn gestellte Frage ein, ob die Netzwerkentscheidung sensitiv auf bestimmte physikalische Observablen von Ereignissen ist. Die Massendifferenzverteilungen aus den Abbildungen 6.2 und 6.3 wurden in einer zweidimensionalen normierten Korrelation mit dem Netzausgabewert dargestellt. Zur

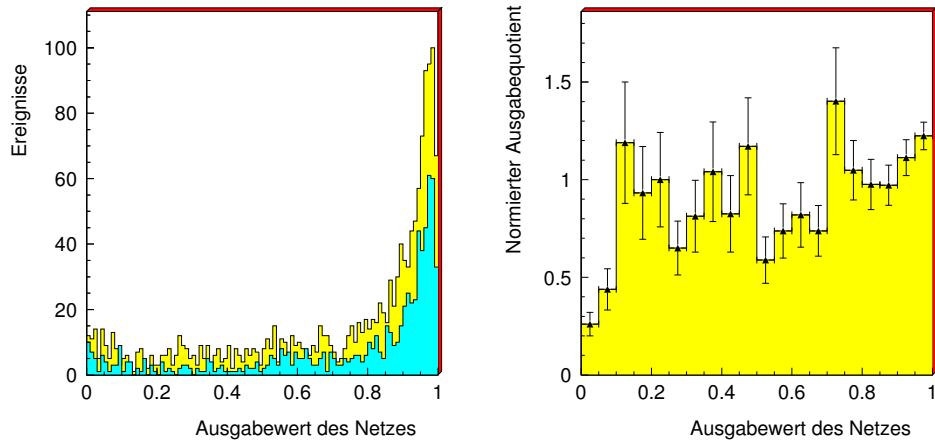


Abbildung 6.6: Ausgabeverteilung der Daten mit richtiger und falscher Ladungsverteilung des Subtrigger 83 (linkes Bild) und Quotient der Ausgabeverteilungen von Daten aus der Subtrigger-83- und Subtrigger-53-Selektion mit richtiger Ladungskombination (rechtes Bild).

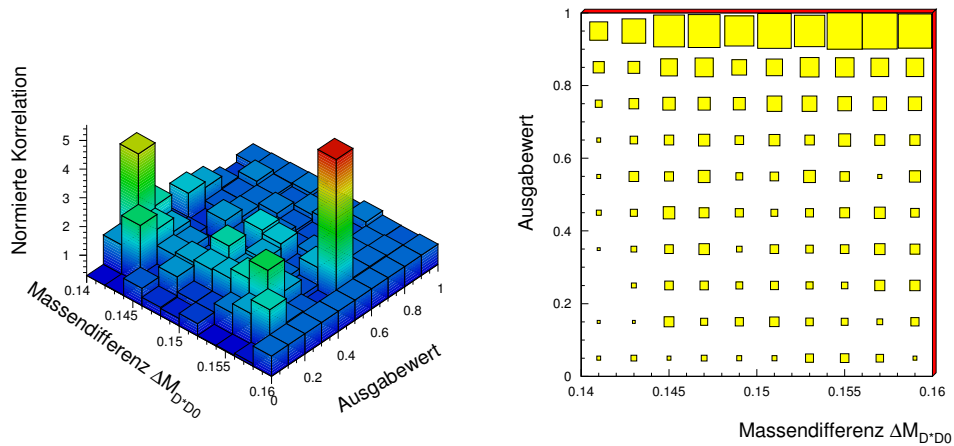


Abbildung 6.7: Normierte Korrelation des Ausgabewerts mit der Massendifferenz $\Delta M_{D^*D^0}$ für Daten aus Subtrigger 53 (links) und die Gesamtzahl der Ereignisse (rechts).

Normierung gelangt man indem man bestimmte Intervalle in der Observablen selektiert und die Projektion eines Intervalls als Referenz wählt. In diesem Fall war dies das Intervall $0.156 \text{ GeV}/c^2 < \Delta M_{D^*D^0} < 0.16 \text{ GeV}/c^2$. Dieses Referenzintervall zeigt sich im Schaubild als Bereich mit einer konstanten normierten Korrelation von '1'.

Im linken Bild von Abb. 6.7 sieht man eine relativ flache Korrelationsebene mit nur wenigen Bereichen stärkerer Abweichungen. Diese Bereiche mit großer Diskrepanz sind mit einem großen statistischen Fehler behaftet, der in dieser Ansicht nicht integriert werden konnte. Deshalb ist auf der rechten Seite die Gesamtverteilung dargestellt. Man erkennt deutlich die Verbindung zwischen niedriger Statistik und hoher Korrelationsdifferenz. Damit läßt sich feststellen, daß es keinen Hinweis darauf gibt, daß bestimmte Massenbereiche bevorzugt werden.

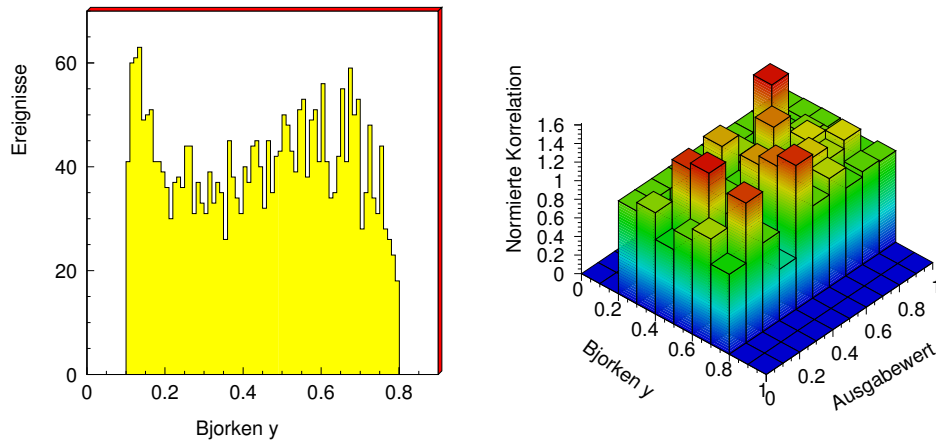


Abbildung 6.8: y -Verteilung (links) und Korrelation mit dem Ausgabewert des Netzes (rechts) für Daten aus Subtrigger 53.

In Abbildung 6.8 ist links die Verteilung der Bjorkenschen y -Variablen gezeigt. Den Schnitten der Datenselektion entsprechend haben alle Ereignisse nur Werte zwischen 0.1 und 0.8. Eine normierte Korrelation mit dem Netzausgabewert ist auf der rechten Seite dargestellt. Hier wurde als Referenzintervall der y -Bereich $0.2 < y < 0.3$ zur Normierung herangezogen. Wiederum ist die Verteilung relativ flach. Größere Abweichungen sind nur in Bereichen niedriger Statistik und damit hoher statistischer Unsicherheit festzustellen. Es zeigen sich keine Hinweise auf Bereiche, die vom Netz besonders bevorzugt werden.

Im letzten Beispiel ist in Abbildung 6.9 auf der linken Seite die Transversalimpulsverteilung der $D^{*\pm}$ -Ereignisse und auf der rechten Seite die normierte Korrelation dieser Größe mit dem Netzausgabewert gezeigt. Als Referenzintervall zur Normierung diente in diesem Fall der Transversalimpulsbereich $2.5 \text{ GeV}/c < p_{\perp} < 2.9 \text{ GeV}/c$.

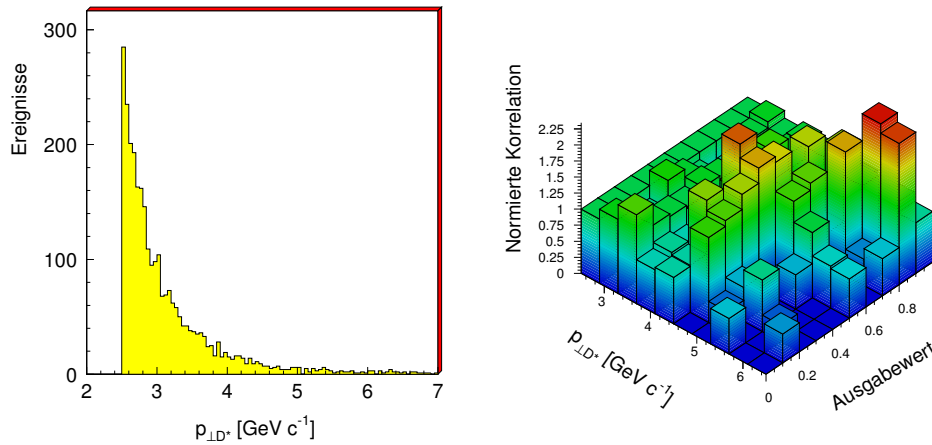


Abbildung 6.9: *Transversalimpulsverteilung des $D^{*\pm}$ (links) und Korrelation mit dem Ausgabewert des Netzes (rechts) für Daten aus Subtrigger 53.*

Auch in diesem Fall ist keine signifikante Korrelation mit bestimmten Bereichen des Impulsspektrums festzustellen. Nur in Bereichen niedriger Statistik sind Abweichungen vom Wert '1' festzustellen.

Es bleibt festzuhalten, daß in den hier betrachteten Größen und kinematischen Variablen keine Hinweise auf eine Sensibilität der Netzwerkentscheidung gefunden werden konnten. Dies hat zur Konsequenz, daß alle Betrachtungen zur Triggereffizienz des hier vorgestellten Netzwerks keine Einflüsse von anderen Parametern berücksichtigen müssen. Dies erleichtert die Berechnung von Effizienzen und die Einschätzung eines Netzwerks für seinen späteren Einsatz.

6.3.2 Der Gewinn durch den Level-2 Trigger

Abschließend soll nun eine Untersuchung durchgeführt werden, welchen Einfluß der Einsatz eines neuronalen Level-2 Triggers auf die Selektionseffizienz hat. Die Strategie besteht darin, einen bestimmten Level-1 Subtrigger auszuwählen, der eine hohe Effizienz für die gewünschten Ereignisse aufweist. Dieser Subtrigger wird in den meisten Fällen durch einen hohen Untergrundanteil auch eine sehr hohe Rate erzeugen.

In dieser Arbeit ist der Subtrigger 53 ausgewählt worden, da er alle obigen Kriterien bei der Selektion von $D^{*\pm}$ -Ereignissen erfüllt. Der Subtrigger 83 weist ebenfalls diese Eigenschaften auf. Ziel ist es aber, den Einfluß auf *die* Ereignisse zu untersuchen, die *nur* mit dem Subtrigger 53 selektiert worden sind. Um eine Koinzidenz mit dem Subtrigger 83 auszuschließen, wurde die Datenselektion auf Ereignisse eingeschränkt, bei denen der Subtrigger 53 aktiv, der Subtrigger 83 hingegen inaktiv ist.

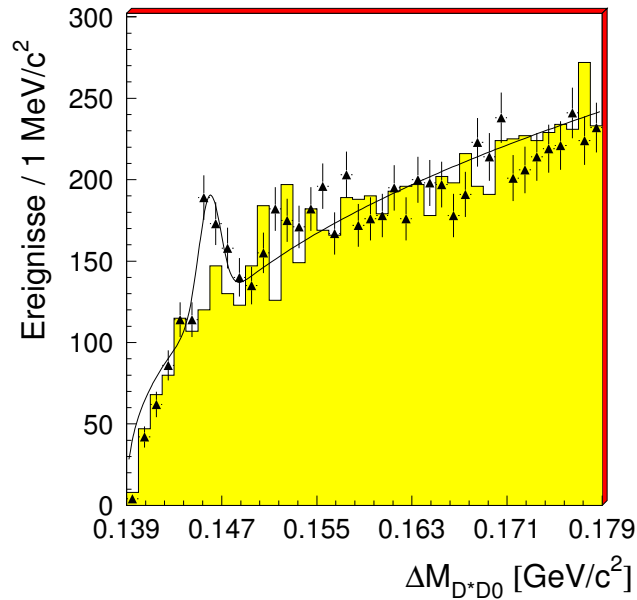


Abbildung 6.10: Massendifferenz zwischen $D^{*\pm}$ und D^0 für exklusive Subtrigger-53-Ereignisse.

Die Verteilung der Massendifferenz ist in Abbildung 6.10 zu sehen. Man erkennt einen etwas niedrigeren Peak im Vergleich zur Abbildung 6.2. Ansonsten aber ist die Verteilung äquivalent.

Größe	Wert
Massendifferenz $\overline{\Delta M}$	$145.99 \pm 0.02 \text{ MeV}/c^2$
Standardabweichung $\sigma(\overline{\Delta M})$	$0.93 \pm 0.02 \text{ MeV}/c^2$
Zahl der Ereignisse im Peak	177 ± 32

Tabelle 6.9: Zusammenfassung der Werte aus der Anpassungskurve für die exklusiven Subtrigger-53-Ereignisse.

Die Parameter der Anpassungsrechnung sind in Tabelle 6.9 zusammengefaßt. Die Werte der Anpassungsrechnung sind vergleichbar mit den nicht-exklusiven Ereignissen. Die Anzahl der Ereignisse im Peak hat sich um 17 reduziert.

Auch im Fall der exklusiven Subtrigger-53-Ereignisse wurde der Einfluß von kinematischen Eigenschaften auf die Netzwerkentscheidungen untersucht. Wie im vorangegangenen Abschnitt konnten keine signifikanten Korrelationen festgestellt werden.

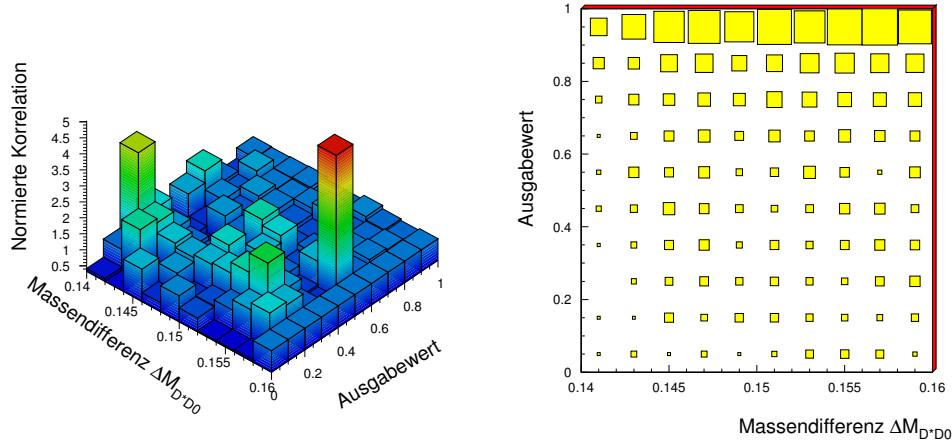


Abbildung 6.11: Korrelation der Massendifferenz zwischen $D^{*\pm}$ und D^0 für den exklusiven Subtrigger 53 mit dem Ausgabewert des Netzwerks. Links ist die normierte Darstellung abgebildet, rechts die unnormierte.

Exemplarisch ist in Abbildung 6.11 die normierte Korrelation zwischen Ausgabewert des Netzes und Massendifferenz aufgetragen. Die Verteilung ist über den gesamten Bereich gleichmäßig und weicht nur in Bereichen geringer Statistik vom Wert '1' ab.

6.4 Diskussion der Ergebnisse

Im ersten Abschnitt dieses Kapitels wurden neue Schnitte eingeführt, die das $D^{*\pm}$ -Signal im Massendifferenzbild klar herausarbeiteten (vgl. Abb. 6.1 auf Seite 98 mit Abb. 4.9 auf Seite 63). Eine Bestimmung der Massendifferenz durch eine Anpassungsrechnung liefert ein Ergebnis von $(145.58 \pm 0.07) \text{ MeV}/c^2$. Dies ist im Rahmen der Fehler mit dem in der Literatur bekannten Wert in Übereinstimmung und bestätigt die Anwendbarkeit des Massendifferenz-Verfahrens im H1-Experiment.

Der zweite Abschnitt konzentrierte sich auf zwei separate Selektionen, die im Zentrum eines jeweils anderen Subtrigger standen. Die Subtrigger-53-Daten liegen im kinematischen Bereich von $Q^2 < 4 \text{ GeV}^2/c^2$ und $0.1 < y < 0.8$, gleichbedeutend mit einer Photon-Proton Schwerpunktsenergie im Bereich von $95 \text{ GeV} < W_{\gamma p} < 268 \text{ GeV}$. In dieser Selektion wurden 194 ± 35 $D^{*\pm}$ -Ereignisse gefunden. Die Selektion der Subtrigger-83-Daten liegt im Bereich von $Q^2 < 0.01 \text{ GeV}^2/c^2$ und $0.28 < y < 0.65$, was einem $W_{\gamma p}$ von 159 GeV bis 242 GeV entspricht. In dieser Selektion wurden 137 ± 25 Ereignisse identifiziert.

In beiden Selektionen wurden zunächst die sichtbaren und die totalen ep-Wirkungsquerschnitte bestimmt. In diese gehen zum Teil große systematische Unsicherheiten

ein, die den Gesamtfehler dominieren. Insbesondere die Werte für die totalen Wirkungsquerschnitte enthalten große systematische Fehler, die aus den verschiedenen Monte-Carlo-Simulationen der Akzeptanz herrühren. Die hier mit der Partondichte GRV LO berechneten ep - und γp -Wirkungsquerschnitte sind in Tabelle 6.10 zusammengefaßt. Die Ergebnisse würden sich bei Wahl einer anderen Partondichte-parametrisierung unterscheiden. Ein besseres Verständnis auf diesem Gebiet bietet ein Verbesserungspotential bei zukünftigen Analysen.

Größe	Einheit	Subtrigger 53	Subtrigger 83
$W_{\gamma p}$	[GeV]	95 – 268	159 – 242
Q^2	[GeV ² /c ²]	< 4	< 10 ⁻²
$D^{*\pm}$ Ereignisse		194 ± 35	137 ± 25
Photonfluß		0.0641	0.0141
$\sigma_{vis}(ep \rightarrow D^{*\pm} X)$	[nb]	18.3 ± 3.3 ^{+3.8} _{-3.5}	5.8 ± 1.0 ^{+0.9} _{-0.7}
$\sigma_{tot}(ep \rightarrow c\bar{c}X)$	[nb]	3351 ± 604 ⁺⁶⁹⁵ ₋₆₄₁	1062 ± 195 ⁺¹⁶⁴ ₋₁₂₈
$\sigma_{tot}(\gamma p \rightarrow c\bar{c}X)$	[μb]	52.3 ± 9.4 ^{+10.8} _{-10.0}	75.3 ± 13.8 ^{+11.6} _{-9.1}

Tabelle 6.10: *Ergebnisse der Analysen.*

Der dritte Abschnitt in diesem Kapitel beschäftigte sich mit der Wechselwirkung von Netzwerkentscheidung und physikalischen Eigenschaften der selektierten Ereignisse. Ein Netzwerk, das in Kapitel 5 mit Ereignissen aus einer Subtrigger-53-Selektion trainiert worden war, wurde daraufhin getestet, wie es auf Subtrigger-83-Ereignisse oder Ereignisse mit falscher Ladungskombination reagiert.

Es kann festgestellt werden, daß die Netzwerkausgabe nicht auf diese Eigenschaften sensitiv ist. Lediglich die topologischen Eigenschaften, die aus der Zugehörigkeit zu einer bestimmten DST-Klasse oder einer Unterklasse folgern, sind für die Netzwerkentscheidung relevant. Diese Erkenntnis erlaubt es, in Zukunft mit weniger aufwendig selektierten Ereignissen Netzwerke zu trainieren.

Ein weiterer Punkt war die Untersuchung, ob die Netzwerkausgabewerte mit bestimmten physikalischen Eigenschaften wie z.B. p_{\perp} oder $\Delta M_{D^*D^0}$ korreliert sind. In keiner der hier untersuchten Größen konnte eine Korrelation festgestellt werden. Dies ist ein positives Zeichen dafür, daß bei zukünftigen Triggereffizienzuntersuchungen, die neuronale Netze enthalten, nicht mit Abhängigkeiten der Effizienz von anderen Größen gerechnet werden muß.

Im Resümee des Kapitels 5 wurde die Schlußfolgerung gezogen, daß bei steigender Luminosität ein Netzwerk die $D^{*\pm}$ -Daten effizienter selektieren kann als ein Skalierungsfaktor. Um dies zu bestätigen, wurde die angestrebte Zielkonfiguration eines Netzes untersucht, das nur auf exklusive Subtrigger-53-Ereignisse angewendet

wird. Es konnte verifiziert werden, daß die Netzwerkausgabe auf dieser Untermenge der Daten dieselbe Effizienz aufweist wie auf der Gesamtmenge und auch keine ungewünschten Abhängigkeiten von kinematischen oder physikalischen Größen bestehen. Damit ist die Verwendungsfähigkeit eines Netzwerks für den Trigger zweiter Stufe im H1-Experiment für die $D^{*\pm}$ -Datenselektion erwiesen.

Kapitel 7

Zusammenfassung

Mit dieser Arbeit wurden zwei Ziele verfolgt. Zum einen wurde die Produktion von $D^{*\pm}$ -Mesonen untersucht, zum anderen wurde die Realisierung eines neuartigen Konzepts für den Level-2-Trigger dargestellt. Beide Ziele wurden schließlich miteinander verknüpft, um in Zukunft mit Hilfe des Level-2-Triggers eine bessere Analyse der $D^{*\pm}$ -Mesonproduktion zu ermöglichen.

Die Basis beider Untersuchungen bildeten die Daten des H1-Experiments aus der Datennahmeperiode von 1994, die einer integrierten Luminosität von 2.77 pb^{-1} entsprechen.

Einen Hauptpunkt der Arbeit bildete der neuronale Trigger des Level-2-Triggersystems. Er ist im Kern mit Hilfe von frei programmierbaren CNAPS Parallelrechnern implementiert. Diese berechnen die Triggerentscheidung in weniger als $8 \mu\text{s}$, nachdem die Triggerdaten der Subdetektoren eine Vorverarbeitungskarte in maximal $8 \mu\text{s}$ durchlaufen haben. Die Gesamtzeit erfüllt damit die Forderung einer Entscheidungszeit von weniger als $20 \mu\text{s}$.

Die Erstellung eines neuronalen Netzes für den Level-2-Trigger bildete einen der Schwerpunkte. Die Absicht war, einen bestimmten Level-1-Trigger auszuwählen, der für die interessierende Physik – im vorliegenden Fall $D^{*\pm}$ -Ereignisse – effizient, aber möglicherweise mit einer zu hohen Rate behaftet ist. Diese hohe Rate sollte mit Hilfe des neuronalen Netzwerkes gesenkt, die Effizienz aber beibehalten werden.

Dafür wurde der Subtrigger 53 ausgewählt, der nach einem signifikanten Signal im z-Vertex-Histogramm, drei Spurkandidaten im Driftkammertrigger und einer Spur im rückwärtigen Bereich des Detektors verlangt. Im ersten Ansatz wurde versucht, Untergrundereignisse von $D^{*\pm}$ -Kandidaten mit Hilfe von ein- und zweidimensionalen Schnitten in verschiedenen Triggergrößen zu trennen. Die beste Trennung in einer Dimension gelang mit der Anzahl der Spuren im Driftkammersystem. Sie erbrachte Physikeffizienzen von 61.2%, 43.6% und 13.4% bei einer Untergrundreduktion von 80%, 90% und 95%. In zwei Dimensionen konnte bei einer Untergrundreduktion von 83.5% eine Physikeffizienz von 52.3% erreicht werden.

Als neuronale Netzwerke wurden Feedforward-Netzwerke mit drei Lagen ausgewählt.

Das Training der Netzwerke wurde mit einer Reihe von verschiedenen Parametern durchgeführt. Es wurden die Eingabegrößen und die Anzahl der Knoten in der verborgenen Schicht variiert. Außerdem wurden die Daten in verschiedene Zeiträume eingeteilt, um die Zeitstabilität der Ergebnisse zu prüfen. Die besten Ergebnisse erzielte das Netzwerk mit 10 Knoten in der verborgenen Schicht und 12 Eingangsgrößen, bestehend aus den Spuren in den Driftkammern, dem z-Vertex-Histogramm der Proportionalkammern und den vorderen Quadranten des Kalorimeters. Die Physikeffizienzen betragen 81.8%, 68.4% und 54.2% bei Untergrundreduktionen von 80%, 90% und 95%. Daraus ergibt sich, daß bei einer um den Faktor 10 erhöhten Luminosität und damit einhergehender Level-1-Ratenerhöhung um denselben Faktor mit Hilfe des neuronalen Level-2-Triggers die Rate auf dem alten Wert gehalten werden kann. Die Ausbeute an $D^{*\pm}$ -Kandidaten steigt aber um etwa den Faktor 7.

Der zweite Hauptpunkt der Arbeit bestand in der Selektion und Analyse von $D^{*\pm}$ -Ereignissen. Die Selektion diene beiden Zielen der Arbeit, denn für das Optimieren von Netzwerken ist die richtige Wahl von Trainingsdaten entscheidend. In dieser Arbeit wurde der Zerfallskanal $D^{*\pm} \rightarrow D^0 + \pi^\pm$ mit $D^0 \rightarrow K^\mp + \pi^\pm$ ausgewählt. Dieser läßt sich Dank des kleinen Phasenraums für das Pion des ersten Zerfalls mittels der Massendifferenz zwischen rekonstruiertem $D^{*\pm}$ und D^0 nachweisen.

In der Analyse wurden zwei verschiedene Untermengen gebildet, die verschiedene kinematische Bereiche abdecken. Eine beschränkte sich auf Ereignisse des Subtriggers 53, die andere auf Ereignisse des Subtriggers 83, der als Hauptmerkmal Aktivität im Elektron-Tagger verlangt. Beide Selektionen forderten einen Transversalimpuls des $D^{*\pm}$ von mehr als 2.5 GeV/c und eine Pseudorapidität von $-1.5 < \eta < 1.0$.

Die Subtrigger-53-Selektion wurde außerdem auf die kinematischen Regionen $0.1 < y < 0.8$ und $Q^2 < 4 \text{ GeV}^2/c^2$ beschränkt. Im daraus resultierenden $W_{\gamma p}$ -Bereich von 95 GeV bis 268 GeV wurden 194 ± 35 Ereignisse gefunden. Daraus ergibt sich ein sichtbarer Wirkungsquerschnitt von $\sigma_{vis}^{53}(ep \rightarrow D^{*\pm} X) = (18.3 \pm 3.3^{+3.8}_{-3.5}) \text{ nb}$.

Für die Subtrigger-83-Selektion wurde der Kinematik auf den Bereich von $Q^2 < 0.01 \text{ GeV}^2/c^2$ und $0.28 < y < 0.65$ eingeschränkt. Bei einem $W_{\gamma p}$ von 159 GeV bis 242 GeV wurden 137 ± 25 Ereignisse identifiziert. Der sichtbare Wirkungsquerschnitt liegt damit bei $\sigma_{vis}^{83}(ep \rightarrow D^{*\pm} X) = (5.8 \pm 1.0^{+0.9}_{-0.7}) \text{ nb}$.

Die größten systematischen Fehler stammen aus der Bestimmung der Spurrekonstruktionseffizienz ($^{+11}_{-6}\%$) und im Fall der Subtrigger 53 Selektion aus der Triggereffizienzbestimmung ($\pm 15\%$).

Die totalen ep- und γp -Wirkungsquerschnitte in den gegebenen kinematischen Bereichen lassen sich über die Berechnung der Akzeptanzen bestimmen. Hierfür wurde in den Monte-Carlo-Simulationen die Partondichteparametrisierung GRV LO verwendet. Es ergeben sich die totalen ep-Wirkungsquerschnitte zu $\sigma_{tot}^{53}(ep \rightarrow c\bar{c}X) = (3351 \pm 604^{+695}_{-641}) \text{ nb}$ bei einem mittleren $W_{\gamma p}$ von 180 GeV und $\sigma_{tot}^{83}(ep \rightarrow c\bar{c}X) = (1062 \pm 195^{+164}_{-128}) \text{ nb}$ bei einem mittleren $W_{\gamma p}$ von 200 GeV. Die γp -Wirkungsquerschnitte liegen bei $\sigma^{53}(\gamma p \rightarrow c\bar{c}X) = (52.3 \pm 9.4^{+10.8}_{-10.0}) \mu\text{b}$ und $\sigma^{83}(\gamma p \rightarrow c\bar{c}X) = (75.3 \pm 13.8^{+11.6}_{-9.1}) \mu\text{b}$ bei denselben mittleren $W_{\gamma p}$ wie zuvor.

Die totalen Wirkungsquerschnitte enthalten noch große systematische Unsicherheiten, da bei der Bestimmung der Akzeptanzen eine große Modellabhängigkeit von der Wahl der Partondichtefunktionen besteht. Bei der Wahl anderer Partondichten würden die Ergebnisse differieren.

Abschließend wurde eine Verknüpfung der Netzwerkergebnisse mit den Analyseergebnissen durchgeführt. Es wurde gezeigt, daß die Ausgabewerte der Netzwerke nicht von speziellen kinematischen Eigenschaften innerhalb der $D^{*\pm}$ -Daten abhängen. Daraus resultiert zum einen die Möglichkeit, in Zukunft Netzwerke mit Daten zu trainieren, die nur eine wenig aufwendige Vorselektion der DST-Daten darstellen. Zum anderen bedeutet dies, daß bei der Bestimmung der Gesamteffizienz aus Level-1-Trigger und Level-2-Trigger keine Abhängigkeiten von kinematischen Variablen zu erwarten sind.

Anhang A

Der Netzwerksimulator

Das folgende Benutzer- und Referenz-Handbuch ist der Dokumentation zum Netzwerksimulator entnommen. Es wurde für die internationale H1-Kollaboration geschrieben und ist hier in der englischen Originalversion wiedergegeben.

User manual

Introduction

The trigger concept of H1 includes four levels to reduce the trigger rate to an acceptable level. For the forthcoming high luminosity and background rates it will be necessary to have the complete trigger scheme running. The Neural Network Level 2 Trigger will be ready end of 1995. In order to check the efficiencies and to tune the cuts of the Level 2 trigger algorithms proposed in the H1 notes :

- H1-04/91 172 : "A Level 2 Calorimeter Trigger Neural Networks"
- H1-08/93 310 : "L2-L3 Background Rejector Based on the Encapsulation of Background Clusters"
- H1-10/95-457 : "A Neural Network Second Level Trigger for the H1-Experiment at HERA"

we have written a simulation program, that generates Level 1 and 2 trigger quantities from all sub-detectors and gives the response of the neural networks or background encapsulator trigger. For more information you can check out the World Wide Web page of the H1 Neural Network Level 2 trigger at :

- <http://wwwh1.mppmu.mpg.de/projects/neuro/neuro.html>

There you can also find the up-to-date Version of this document in HTML and Postscript format.

Functionality of the simulator

The main objective of the simulator is to emulate the response of the Neural Network Level 2 Trigger Hardware. The idea is to have a function that is called once per event in the H1 main event processing loop. By default the simulator is using the hardware configuration from the H1 database. However, it is possible to read different setups from a steering card. The simulator can handle all possible algorithms (generically called *networks*) that are implemented in the L2 Trigger. In addition, the simulator is able to generate files with event data for the off-line training and optimizing algorithms. The respective filename can also be specified by a steering card.

The simulator is producing two banks, one bank containing the output of the simulation, the other bank telling the detailed input values for the algorithms.

Usage

The simulation program is easy to use, the only call that is needed is

CALL NETSIM

in the event processing loop. It must be noted that the correct simulation depends on the flags that are set automatically during a standard H1 event-processing-loop, like BEGRUN, REVENT and ENDJOB.

The behavior of the simulation can be changed by the steering card **NXFN**. With this card you can specify which *network* is used in the simulation. A complete *network* is described by an *nxfile* (*nxfile* = **N**etwork **eX**change **F**ormat). You have to specify one or more filenames separated by blanks. If the **NXFN** card exists, the specifications from the database are ignored. You can introduce empty entries in the list of networks with the special filename 'EMPTY', which might be useful for the creation of realistic output banks, where there were no networks running in certain slots of the L2 Trigger crate.

In case the user wants to generate so-called event-vector files, which contain the trigger information in a special format for the off-line training and optimization studies, he can add the steering card **NEVN**. The steering card is supposed to contain a filename where the information will be written to. This file is on-the-fly written in gnu-zipped format.

In the special case that only event-vector files shall be produced without simulating any networks, the filename 'NONE' has to be used in the **NXFN** card.

There is one more steering card that determines the behaviour of the simulator. You can activate the comparison of on-line data from the TL23, T2PQ or T2NI bank and off-line data via the **CL23** bank. You can even force the simulator to use the values from the on-line banks to create its output. CL23 also allows to specify whether you want to have the complete eventvector as a bank (called **NNIN**). If there are MC

and real data banks at the same time, you can force the simulator to use a certain one. Otherwise this decision is based on the HEAD bank entry of the run type. The description of the CL23 bank explains in detail how the switches have to be set.

An example for the steering cards can be found below.

```

=====
*                L2 Neural Network Trigger steering banks
=====
*
*****
*   The filenames of the network files.
*****
*
NXFN      '/home/aeg/nsi/misc/test1.nxf '
          'EMPTY '
          '/home/aeg/nsi/misc/test2.nxf '
*
*****
*   The filename of the produced eventvector file.
*****
*
NEVN      '/home/aeg/nsi/misc/test.nev.gz '
*
*
*****
*   Steering card for the TL23,T2PQ check and NNIN creation
*****
*
CL23      0          ! Check Level for TL23 :
          !          0 = Check_None
          !          1 = Check_Summary
          !          2 = Check_Verbose
!
          0          ! Check Level for T2PQ :
          !          0 = Check_None
          !          1 = Check_Summary
          !          2 = Check_Verbose
!
          0          ! Check Level for T2NI :
          !          0 = Check_None
          !          1 = Check_Summary
          !          2 = Check_Verbose
!
          0          ! Banknumber Offset for T2NI :
          !          0 = Real Data Bank
          !          100 = MC Bank from Off-line
          !          200 = MC Bank from T2PQ
          !          300 = On-line Monitor Bank
!
          0          ! Replace values in eventvector :
          !          0 = no replacement
          !          1 = replace with TL23 values
          !          2 = replace with T2PQ values

```

```

!
!           3 = replace with T2NI values
!
!           0           ! Force a certain kind of data type :
!                   !           0 = no force
!                   !           1 = force Real Data
!                   !           2 = force Monte Carlo
!
!           0           ! Creation of NNIN bank desired ?
!                   !           0 = No
!                   !           1 = yes
*
*=====

```

In order to obtain an executable the main program has to be linked to the following libraries:

- libnetsim.a : the library for the simulation code
- libl2_nn.a : the basic library for the L2 software
- libmdb_io.a : the library for database access

In the near future these libraries will be integrated into H1UTIL and H1SIM. As usual the standard H1 and CERN libraries also have to be linked :

- H1 : BOS, FPACK, H1UTIL, H1SIM
- CERN : PACKLIB

Description of the produced banks

Two banks are produced during the simulation. The bank **T2RS** contains the outputs of the individual *networks*. The number of rows represents the number of simulated *networks*. Each row contains in the first column one integer word for the output of a *network*. The DDL of the bank is shown below.

```

!-----
!
!           BANKname  BANKtype      ! Comments
!
!  TABLE  T2RS      B16            ! L2 Results; the full results of the
!                                     ! ANN triggerboxes and TT machines.
!                                     ! The bank number is 0 for real data, 1 for
!                                     ! pure MC and 2 for MC with T2PQ as input.
!                                     !
!                                     !
!           ATtributes:
!           -----
!COL  ATT-name      FMT Min Max    ! Comments
!

```

```

1  ANN_RESULT  I  0  65535 ! The full result of the first ANN triggerbox.
                                ! The low byte is the 'analog' output - cut,
                                ! the high byte has the decision in the MSB
                                ! but the lower seven bits as in the low byte.
                                ! The order is the same as in the setup
                                ! banks. One row for each triggerbox/machine.
                                ! The raw and actual decision bits can be
                                ! found in the final decider bank.

2  TT_RESULT   I  0  65535 !
!
!       RELations:
!       -----
!COL RELname RELtype INTbank  ! Comments
!                               (COL)
!
!
! END TABLE
!
!-----

```

The output value can be interpreted to find out the decision of the algorithm. In case of *Feed Forward Neural Network* algorithms a positive value indicates an accepted event, a negative value a rejected event. In case of *Background Encapsulator* algorithms, a value of zero indicates an event in the physics volume, a value different from zero is the signature for an event in the background volume. The other bank is called **T2NI** and contains the input values that are fed into the algorithm. The first column is the input value. The corresponding network is identified by the banknumber as given in the DDL.

```

!-----
!
!       BANKname BANKtype      ! Comments
!
! TABLE T2NI      B08          ! L2 ANN INputs;
!                               ! contains the input values which were fed
!                               ! into one CNAPS board. The bank number
!                               ! - offset gives the triggerbox ID. The offset
!                               ! is 0 for real data, 100 for pure MC,
!                               ! 200 for MC with real T2PQs as input. The
!                               ! last one is for L2 ANN test purposes only.
!                               !
!                               !
!
!       ATtributes:
!       -----
!COL ATT-name  FMT Min  Max    ! Comments
!
! 1  in_val    I    0  255    ! A input value. The subsequent inputs of the
!                               ! triggerbox are stored in subsequent rows.
!                               !
!
!
!       RELations:
!       -----
!COL RELname  RELtype INTbank  ! Comments

```

```
!           (COL)
!
! END TABLE
!
```

In order to access the eventvector information inside an H1 job, the **NNIN** bank can be created with a switch in the CL23 bank. The bank has the following DDL :

```
!-----
!-- Author :   Andreas Gruber   11-Nov-95
!-----
!           BANKname BANKtype      !Comments
!
! TABLE NNIN      B32              ! Generated eventvector quantities.
!                                     ! One row for each value, with
!                                     ! (8 character) name and value
!
! Col  Attrname  Format  MIN   MAX  Comment
!
!   1  NAME_PART1  A                ! First part of the name
!   2  NAME_PART2  A                ! Second part of the name
!   3  INPUT_VAL   I   -INF  +INF  ! Input value
!
! END TABLE
!-----
```

Miscellaneous remarks

The simulation and the checks based on the T2PQ bank are requiring the bank NNRC which tells the setup and the contents of the PQZP receiver. You should ask the level 2 hardware specialists to provide you with one. For the 1995 runs, you can get the valid one from the example steering file. At the moment the T2PQ bank of the Orsay Topo-Trigger is used. If there should be one for the Neuro-Trigger, the code has to be changed (the bank number).

On demand of the experts, the LAr quantities from T2PQ are not used for replacement, even if requested by the steering card, because important quantities are missing. Instead the values from BC=0 from the ATES bank are used. This should change in 1996.

Reference manual

Introduction

This part of the manual describes the programming details of the network simulation software – **nsi** –.

There are two major tools that are deployed in the development and maintenance phase. One is facilitating the data access to BOS banks and consists of a PERL script – `ddl2hdr` – that converts the DATA DEFINITION LANGUAGE (DDL) of BOS banks to a C-structure. This C-structure is the basis of a set of access functions, contained in the file `'nsi_bk_access'`. The other tool is also a PERL script – `evv2ctex` – and helps to maintain consistent versions of event-vector descriptions and simulation code. The Perl scripts are called automatically from within the makefile as soon as either the DDL has changed or the eventvector description. The makefile creates from the eventvector description file `nsi_evv.desc` the C-source file `nsi_evv.c` and the header file `nsi_evv.h`. The DDL is contained in the file `all_banks.ddl` and the makefile produces the files `all_banks.c` and `all_banks.h`.

Program flow

According to the different states of an H1 event processing loop, there are different phases for the simulation code.

First there is the initialization phase where a system integrity check is performed. This check makes sure, that the machine parameters are consistent with the assumed values for byte length and word length. Then the C-structures are initialized, the steering banks are read and the according files are opened.

The next phase is the beginning of a new run. Depending on the database and the steering cards, new setups of network configurations are loaded and the unpacking of data is prepared.

In the normal event processing state, the data banks are unpacked, the inputs for the networks are calculated, the event-vector information is written and the simulation is performed. Finally the results are put into the banks T2RS and T2NI.

At the end of the processing job, the number of processed events is written to the event-vector file and the files are closed.

ddl2hdr – script

This script reads a DDL file and converts it to a header file, and a C-file with the function `init_<c_file>()`. It is used with the following options :

```
ddl2hdr.pl [-h] [-H <header_file>] [-c <c_file>] file.ddl
```

```
Options :      -h      print this help text
               -H      name of the created header file
               -c      name of the created C initialization file
```

The basic C-structure is declared as follows :

```
typedef struct bank_info_t
```

```

{
    char bankname[5];
    char entity[6];
    char banktype[5];
    int bank_ncols;
    col_info_t col[MAX_NUM_COL];
} bank_info_t;

```

where the first element tells the name of the bank, the second one distinguishes between tables and flat banks. The third entry tells the type of the bank, e.g. 'B32' and the 'bank_ncols' represent the number of columns in this bank. The last entry is specified further in the following structure :

```

typedef struct col_info_t
{
    char att_name[16];
    char fmt[5];
    range_t min;
    range_t max;
    char intbank[5];
} col_info_t;

```

It tells the details of each column in the bank, i.e. name, format, valid range and name of a related bank in case of links.

The C-structure is initialized in the corresponding C-file. An attribute (i.e. a certain column) in a bank is addressed by concatenating the bank name and the attribute name with an underscore. This provides a unique name. The functions in the 'nsi_bk_access' file are based on the information in this structure. They also provide consistency checks with the additional information from the DDL. The number of columns or rows can be accessed by the attributes 'NUM_OF_COLS' respectively 'NUM_OF_ROWS'.

evv2ctex – script

This script reads an event-vector description file and transforms it to a latex file and to a C-file (with a header file). It is used with the following options:

```
evv2ctex.pl [-?] [-H] [-h <header_file>] [-C] [-c <c_file>] evv.descr
```

```

Options :      -H      print this help text
               -T      create TeX file
               -t      name of the created TeX file
               -C      create C and header file
               -c      name of the created C (and header) file
               -h      name of the created header file

```

A typical piece of a description file is shown below :

```

!-----
!
# Name ! Format ! Type ! Dim. ! Subdet ! Misc. ! Valid ! Comment
!-----
!
#----- Identification lables -----
!
runnum    %11d    INT    1    MISC    *    *    Run number
evtnum    %11d    INT    1    MISC    *    *    Event Number
!
#----- Analysis Quantities -----
!
leptomom  %11d    INT    1    MISC    *    *    Lepton momentum
hadmom    %11d    INT    1    MISC    *    *    Hadron momentum
x_bj      %7.4f    FLOAT  1    MISC    *    *    x Bjorken
y_bj      %7.4f    FLOAT  1    MISC    *    *    y Bjorken
Q2        %7.4f    FLOAT  1    MISC    *    *    Q2
!
#-----
!
gennu     %7.4f    FLOAT  1    MISC    *    *    Monte Carlo Quantities
genw      %7.4f    FLOAT  1    MISC    *    *
kti1      %7.4f    FLOAT  1    MISC    *    *
kti2      %7.4f    FLOAT  1    MISC    *    *
wtx1      %7.4f    FLOAT  1    MISC    *    *
wtx2      %7.4f    FLOAT  1    MISC    *    *
pthat2    %7.4f    FLOAT  1    MISC    *    *
shat      %7.4f    FLOAT  1    MISC    *    *
!
#----- Trigger Elements -----
!
tele      %11d    BITFIELD 8    TRIGGER TRELBASE    *    Triggerelements 0-255
subact    %11d    BITFIELD 8    TRIGGER *    *    actual Subtriggerelements 0-255
subraw    %11d    BITFIELD 8    TRIGGER L1BASE    *    raw Subtriggerelements 0-255
l5class   %11d    BITFIELD 1    TRIGGER L5BASE    *    L5 classification bits
!

```

The syntax of this description file is as follows:

- Every line following an exclamation mark is ignored by the script.
- If the line starts with a hash sign '#'
 - it is ignored for the C-file
 - it is transformed to the header of a new table in the latex file, if it contains text
 - it is used as a separating line in a table, if it contains no text
- All the other lines are split into tokens.

The fields in the description lines have the following meaning:

- Name : Name of the event-vector item (max. 8 characters).

- Format : Format string for 'printf'.
- Type : Type of the input item (INT, FLOAT, BITFIELD).
- Dim. : Dimension of this item in case of arrays.
- Subdet. : Declares to which sub-detector this item belongs, helps to simulate only certain pieces of the detector for speed-up. So far there are the following ones in use:
 - MISC : Information for bookkeeping.
 - TRIGGER : Information from the L1 Trigger.
 - DCRZ : Information from the drift chamber r-z-trigger (not yet in use).
 - PROP_RAY : Information from the Ray trigger (forward and central multiwire proportional chambers).
 - PROP_HIS : Information from the proportional chamber z-vertex histogram.
 - DCRPHI : Information from the drift chamber r- Φ trigger.
 - LAR_ADD : Information from the Liquid-Argon trigger.
 - DIG_MUON : Information from the digital muon trigger.
 - FWD_MUON : Information from the forward muon trigger.
 - SPACAL : Information from the SpaCal trigger.
 - DDB_BTT : Information from the Jetfinder on total bigtowers.
 - DDB_BTE : Information from the Jetfinder on electromagnetic bigtowers.
 - DDB_BTH : Information from the Jetfinder on hadronic bigtowers.
 - DDB_BTT_ET : Information from the Jetfinder on transverse energy total bigtowers.
 - DDB_HIST : Information from the Bigtower histograms.
- Misc. : Gives some miscellaneous information to help the mixer in understanding the event-vector syntax and semantics.
- Valid : Position of the validation bits, a plus sign means increment, an equal sign means no increment, a number means a new absolute position.
- Comment : A comment for the meaning of the item.

For the latex file, some of the tokens are concatenated to a comment string. In case of the C-file, the following structure is declared in the header file and filled in the produced C-file:


```
#define LONGEST_NAME      8
#define LONGEST_FORM     20
#define LONGEST_MISC     30

typedef struct evv_item_t
{
    char name[LONGEST_NAME];
    char print_form[LONGEST_FORM];
    typ_info_t typ_info;
    int dimension;
    subdet_t subdetector;
    char misc_info[LONGEST_MISC];
    int validation_bit;
    int evv_pos;
} evv_item_t;
```

The entries correspond to the tokens above in the same order. The last entry is the number of this item. This is NOT the position of the item, because of the array like items.

An asterisk '*' in the description file means that this value is left out in the field of the structure. In the validation column the following syntax applies:

- A NUMBER sets the position of the validation bit to this value
- A '+' increments the position of the validation bit and uses this value
- A '=' uses the previously set value for the validation bit position

Anhang B

Die Triggergrößen für Level 2

Level-2 Triggergrößen	
Abkürzung	Beschreibung
dcvsum	Summe der Einträge im rz-Histogramm
dcvmax	Maximaler Eintrag im rz-Histogramm
dcvpos	Position des Maximums im rz-Histogramm
nbigray	Anzahl der Bigrays
cpvsum	Summe der Einträge im z-Vertex-Histogramm
cpvmax	Maximaler Eintrag im z-Vertex-Histogramm
cpvpos	Position des Maximums im z-Vertex-Histogramm
trhineg	Treffer in Driftkammer mit neg. Ladung und hohem Impuls
trhipos	Treffer in Driftkammer mit pos. Ladung und hohem Impuls
trloneg	Treffer in Driftkammer mit neg. Ladung und niedrigem Impuls
trlopos	Treffer in Driftkammer mit pos. Ladung und niedrigem Impuls
trtot	Gesamttrefferzahl in Driftkammer
Kalorimeter	
pluge	Plug Energie
larife	Energie im vorderen Innenteil des LAr-Kalorimeters
larfbe	Energie im vorderen Zentralbereich des LAr-Kalorimeters
larcbe	Energie im Zentralbereich des LAr-Kalorimeters
larex	x-Komponente der Gesamtenergie
larey	y-Komponente der Gesamtenergie
laret	Transversale Komponente der Gesamtenergie
larele1	Anzahl von Elektronkandidaten (1. Schwelle) im LAr-Kalorimeter
<i>Fortsetzung auf nächster Seite...</i>	

...Fortsetzung von vorhergehender Seite	
Abkürzung	Beschreibung
larele2	Anzahl von Elektronkandidaten (2. Schwelle) im LAr-Kalorimeter
laretot	Gewichtete Gesamtenergie im LAr-Kalorimeter
calfwde	Energie im vorderen Bereich des Kalorimeters
calbare	Energie im zentralen Bereich des Kalorimeters
calbwde	Energie im hinteren Bereich des Kalorimeters
calbt	Anzahl von Bigtowers in Koinzidenz mit Spurkammeraktivität
bigtnum	Anzahl von elektromagn. und hadronischen Bigtowers
bigterg	Gesamtenergie aller Bigtower
ironfe	Anzahl getroffener Module in der vorderen Endkappe des Myonsystems
ironfb	Anzahl getroffener Module im vorderen Zentralbereich des Myonsystems
ironbe	Anzahl getroffener Module in der hinteren Endkappe des Myonsystems
ironbb	Anzahl getroffener Module im hinteren Zentralbereich des Myonsystems
irontot	Gesamtzahl aller getroffener Module des Myonsystems
fwmupre	Treffer in den Oktantenringen vor dem Toroiden des vorderen Myonsystems
fwmupos	Treffer in den Oktantenringen nach dem Toroiden des vorderen Myonsystems
spatofha	Anzahl hadronischer Clusterbits des Spacal Anti-TOF-Systems
spatofem	Anzahl elektromagnetischer Clusterbits des Spacal Anti-TOF-Systems
splatof	Schnittmenge von <i>spatofha</i> und <i>spatofem</i> Clusterbits
spemcl1	Anzahl elektromagnetischer Clusterbits des Spacal TOF-Systems (Schwelle 1)
spemcl2	Anzahl elektromagnetischer Clusterbits des Spacal TOF-Systems (Schwelle 2)
spemcl3	Anzahl elektromagnetischer Clusterbits des Spacal TOF-Systems (Schwelle 3)
spsumcl1	Anzahl e.m. und hadr. Clusterbits des Spacal TOF-Systems (Schwelle 1)
spsumcl2	Anzahl e.m. und hadr. Clusterbits des Spacal TOF-Systems (Schwelle 2)
spsumcl3	Anzahl e.m. und hadr. Clusterbits des Spacal TOF-Systems (Schwelle 3)
<i>Fortsetzung auf nächster Seite...</i>	

<i>...Fortsetzung von vorhergehender Seite</i>	
Abkürzung	Beschreibung
spcent1	Anzahl Clusterbits des inneren Spacal TOF-Systems (Schwelle 1)
spcent2	Anzahl Clusterbits des inneren Spacal TOF-Systems (Schwelle 2)
spcent3	Anzahl Clusterbits des inneren Spacal TOF-Systems (Schwelle 3)
spallcl2	Gesamtzahl der Clusterbits (detailliert) für Schwelle 2
spoutcl2	Gesamtzahl der äußeren Clusterbits (detailliert) für Schwelle 2
Quadranten-Energien	
eplq0	Energie für den Quadrant 0 des Plug
eplq1	Energie für den Quadrant 1 des Plug
eplq2	Energie für den Quadrant 2 des Plug
eplq3	Energie für den Quadrant 3 des Plug
eifq0	Energie für den Quadrant 0 des IF
eifq1	Energie für den Quadrant 1 des IF
eifq2	Energie für den Quadrant 2 des IF
eifq3	Energie für den Quadrant 3 des IF
efbq0	Energie für den Quadrant 0 des FB
efbq1	Energie für den Quadrant 1 des FB
efbq2	Energie für den Quadrant 2 des FB
efbq3	Energie für den Quadrant 3 des FB
ecbq0	Energie für den Quadrant 0 des CB
ecbq1	Energie für den Quadrant 1 des CB
ecbq2	Energie für den Quadrant 2 des CB
ecbq3	Energie für den Quadrant 3 des CB
espq0	Energie für den Quadrant 0 des SPACAL
espq1	Energie für den Quadrant 1 des SPACAL
espq2	Energie für den Quadrant 2 des SPACAL
espq3	Energie für den Quadrant 3 des SPACAL
ebcq0	Energie für den Quadrant 0 des BEMC
ebcq1	Energie für den Quadrant 1 des BEMC
ebcq2	Energie für den Quadrant 2 des BEMC
ebcq3	Energie für den Quadrant 3 des BEMC
Detaillierte Größen	
bigray0-7	Ein Bit für jeden Bigray (256)
iron0-1	Ein Bit für jedes Modul des Myonsystems (64)
fmupr0-1	Ein Bit pro Sektor(8) und Ring(8) des Myonsystems vor dem Toroiden
<i>Fortsetzung auf nächster Seite...</i>	

<i>...Fortsetzung von vorhergehender Seite</i>	
Abkürzung	Beschreibung
fmupo0-1	Ein Bit pro Sektor(8) und Ring(8) des Myonsystems nach dem Toroiden
spclb0-24	SPACAL Clusterbits für das TOF-System (Schwelle 2)
dcvt0-95	Driftkammer z-Vertex-Histogramm (96 Bins)
cpvt0-15	Proportionalkammer z-Vertex-Histogramm (16 Bins)
cjcs0-44	Spuren in den Driftkammersektoren (45 Sektoren)
btem0-255	Elektromagnetische Bigtower im Kalorimeter (256)
btha0-255	Hadronische Bigtower im Kalorimeter (256)
DDB Simulationsgrößen	
Jetfinder auf Totalen Bigtowers (BTT)	
bttj1e	Energie des 1. BTT Jet
bttj1t	Theta des 1. BTT Jet
bttj1p	Phi des 1. BTT Jet
bttj2e	Energie des 2. BTT Jet
bttj2t	Theta des 2. BTT Jet
bttj2p	Phi des 2. BTT Jet
bttj3e	Energie des 3. BTT Jet
bttj3t	Theta des 3. BTT Jet
bttj3p	Phi des 3. BTT Jet
bteohj1	Verhältnis von e.m. zu hadr. Energie im ersten Jet Seed
bteohj2	Verhältnis von e.m. zu hadr. Energie im zweiten Jet Seed
bteohj3	Verhältnis von e.m. zu hadr. Energie im dritten Jet Seed
Jetfinder auf electromagn. Bigtowers (BTem)	
btej1e	Energie des 1. BTem Jet
btej1t	Theta des 1. BTem Jet
btej1p	Phi des 1. BTem Jet
btej2e	Energie des 2. BTem Jet
btej2t	Theta des 2. BTem Jet
btej2p	Phi des 2. BTem Jet
btej3e	Energie des 3. BTem Jet
btej3t	Theta des 3. BTem Jet
btej3p	Phi des 3. BTem Jet
Jetfinder auf hadronischen Bigtowers (BTha)	
bthj1e	Energie des 1. BTha Jet
bthj1t	Theta des 1. BTha Jet
<i>Fortsetzung auf nächster Seite...</i>	

<i>...Fortsetzung von vorhergehender Seite</i>	
Abkürzung	Beschreibung
bthj1p	Phi des 1. BTha Jet
bthj2e	Energie des 2. BTha Jet
bthj2t	Theta des 2. BTha Jet
bthj2p	Phi des 2. BTha Jet
bthj3e	Energie des 3. BTha Jet
bthj3t	Theta des 3. BTha Jet
bthj3p	Phi des 3. BTha Jet
Jetfinder auf transversalen Energien der totalen Bigtowers (BTET)	
btetj1e	Energie des 1. BTET Jet
btetj1t	Theta des 1. BTET Jet
btetj1p	Phi des 1. BTET Jet
btetj2e	Energie des 2. BTET Jet
btetj2t	Theta des 2. BTET Jet
btetj2p	Phi des 2. BTET Jet
btetj3e	Energie des 3. BTET Jet
btetj3t	Theta des 3. BTET Jet
btetj3p	Phi des 3. BTET Jet
Bigtower Histogramme	
bthote	Energie des heißesten Bigtower (Total)
btbinw	Bin-Breite des Histogramms
btthis0-15	Das Bigtower Total Histogramm
btbhis0-15	Histogramm der Bigtowers und Bigrays (logische Und-Verknüpfung)

Literaturverzeichnis

- [1] David MacKenzie. *Autoconf – Creating Automatic Configuration Scripts*. Free Software Foundation, Inc., März 1995.
- [2] S.L. Glashow, J. Iliopoulos, und L. Maiani. Weak interactions with lepton-hadron symmetry. *Phys.Rev.*, D2:1285, 1970.
- [3] H. Fritzsch, M. Gell-Mann, und H. Leutwyler. Advantages of the color octet gluon picture. *Phys.Lett.*, 47B:365, 1973.
- [4] H. Georgi und S.L. Glashow. Unity of all elementary particle forces. *Phys.Rev.Lett.*, 32:438, 1974.
- [5] N. Cabibbo. Unitary symmetry and leptonic decays. *Phys.Rev.Lett.*, 10:531, 1963.
- [6] M. Kobayashi und T. Maskawa. CP violation in the renormalizable theory of weak interaction. *Prog.Theor.Phys.*, 49:652, 1973.
- [7] M. Gell-Mann. A Schematic model of baryons and mesons. *Phys. Lett.*, 8:214, 1964.
- [8] G. Zweig. An SU(3) model for strong interaction symmetry and its breaking. *CERN-TH-412*, 1964.
- [9] J.D. Bjorken. Asymptotic sum rules at infinite momentum. *Phys.Rev.*, 179:1547–53, 1969.
- [10] G. Altarelli und G. Parisi. Asymptotic freedom in parton language. *Nucl. Phys.*, B126:298, 1977.
- [11] H1 Collaboration, I. Abt, et al. Measurement of the proton structure function $F_2(x, Q^2)$ in the low $-x$ region at HERA. *Nucl. Phys. B*, 407:515–535, 1993.
- [12] H1 Collaboration, I. Abt, et al. Scaling violations of the proton structure function F_2 at small x . *Phys.Lett.*, B321:161–167, 1994.
- [13] H1 Collaboration, I. Abt, et al. A measurement of the proton structure function $F_2(x, Q^2)$. *Nucl. Phys. B*, 439:471–502, 1995.

- [14] I. Abt et al. First measurement of the CC cross section at HERA. *Phys. Lett. B*, 324:241–248, 1994. H1 Collaboration.
- [15] H1 Collaboration, I. Abt, et al. Photoproduction of J/Ψ – Mesons at HERA. *Phys. Lett. B*, 338:241–248, 1994.
- [16] J. J. Aubert et al. Experimental observation of a heavy particle J. *Phys. Rev. Lett.*, 33:1404, 1974.
- [17] J.-E. Augustin et al. Discovery of a narrow resonance in e^+e^- annihilation. *Phys.Rev.Lett.*, 33:1406, 1974.
- [18] C. Bacci et al. Preliminary result of Frascati (ADONE) on the nature of a new 3.1 GeV Particle Produced in e^+e^- Annihilation. *Phys. Rev. Lett.*, 33:1408, 1974.
- [19] CDF Collaboration. Observation of Top Quark Production in $p\bar{p}$ Collisions. *submitted to Physical Review Letters*, 1995.
- [20] R. P. Feynman. Very High-Energy Collisions of Hadrons. *Phys.Rev.Lett.*, 23:1415, 1969.
- [21] F. Jacquet und A. Blondel. Report from the study group on detectors for charged current events. In U. Amaldi, Herausgeber, *Proceedings of the study of an ep facility for Europe*, Volume 79/48, Seite 391. DESY, 1979.
- [22] S. L. Glashow, J. Iliopoulos, und L. Maiani. Weak interactions with lepton - hadron symmetry. *Phys. Rev.*, D2:1285, 1970.
- [23] N. Cabibbo. Unitary symmetry and leptonic decays. *Phys. Rev. Lett.*, 10:531, 1963.
- [24] A. Ali und D. Wyler. Heavy Quark physics at HERA: introduction and overview. In W. Buchmüller und G. Ingelmann, Herausgeber, *Proceedings of the Workshop : Physics at HERA*, Volume 2, Seite 669–689, Notkestr. 85, Oktober 1991. DESY.
- [25] R. van Woudenberg et al. Gluon density determination from open charm events at HERA. In W. Buchmüller und G. Ingelmann, Herausgeber, *Proceedings of the Workshop : Physics at HERA*, Volume 2, Seite 739–769, Notkestr. 85, Oktober 1991. DESY.
- [26] C. F. Weizsäcker. Ausstrahlung bei Stößen sehr schneller Elektronen. *Z. Phys.*, 88:612, 1934.
- [27] R.K. Ellis und P. Nason. QCD radiative corrections to the photoproduction of heavy quarks. *Nucl.Phys.*, B312:551, 1989.

-
- [28] I. J. R. Aitchison und A. J. G. Hey. *Gauge theories in particle physics*. Adam Hilger, 1989.
- [29] G. Altarelli und G. Martinelli. Transverse momentum of jets in electroproduction from quantum chromodynamics. *Phys.Lett.*, 76B:89, 1978.
- [30] B.R. Webber. Monte Carlo simulation of hard hadronic processes. *Ann.Rev.Nucl.Part.Sci.*, 36:253, 1986.
- [31] L. Montanet et al. Review of Particle Properties. *Physical Review D*, 50(1):1173, 1994.
- [32] T. Sjöstrand. Status of Fragmentation Models. *Int. Journal of Modern Phys. A*, 3(4):751–823, 1988.
- [33] G. Marchesini und B.R. Webber. Monte Carlo simulation of general hard processes with coherent QCD radiation. *Nucl.Phys.*, B310:461, 1988.
- [34] H1 Collaboration. The H1 Detector at HERA. DESY Report 93-103, ISSN 0418-9833, DESY, Notkestr. 85, 22607 Hamburg, 1993.
- [35] Christoph Ley, Peter Uelkes, et al. WWW-Server der Aachener Physik, <http://www.physik.rwth-aachen.de/group/IIIphys/H1/pictures/>. World-Wide-Web, 1993.
- [36] H1 Collaboration. Technical Proposal to Upgrade the Backward Scattering Region of the H1 Detector. PRC Report 93/02, DESY, Notkestr. 85, 22607 Hamburg, 1993.
- [37] H1 Collaboration. Technical Proposal to build Silicon Tracking Detectors for H1. PRC Report 92/01, DESY, Notkestr. 85, 22607 Hamburg, 1992.
- [38] H1 Collaboration, Gerhard Müller, et al. A Spaghetti Calorimeter for the H1-Detector. Beijing Calorimetry Symposium, 1994.
- [39] V. Boudry, C. Drancourt, F. Dohou, et al. The Inclusive Electron Trigger for the SPACAL: Design and CERN-test Results. H1-Note H1-03/95-430, DESY, Notkestr. 85, 22607 Hamburg, 1995.
- [40] T. Ahmed et al. A Pipelined First-Level Forward Muon Drift Chamber Trigger for H1. H1-Note H1-10/92-251, DESY, Notkestr. 85, 22607 Hamburg, 1992.
- [41] 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.
- [42] J. Fent et al. A Neural Network Second Level Trigger for the H1-Experiment at HERA. H1-Note H1-10/95-457, DESY, Notkestr. 85, 22607 Hamburg, August 1995.

- [43] Andreas Zell. *Simulation Neuronaler Netze*. Addison–Wesley, Reading, Massachusetts, 1994.
- [44] Andreas Gruber et al. Performance of Backpropagation Networks in the Second-Level Trigger of the H1–Experiment. In K.-H. Becks und D. Perret-Gallix, Herausgeber, *New Computing Techniques in Physics Research*, Volume III, Seite 429–434, Singapur, 1993. World Scientific Publishing Co.
- [45] Adaptive Solutions, Inc., Beaverton, OR 97006. *CNAPS/VME Board Reference Manual 1.0*, 1.0 Auflage, August 1993.
- [46] Pal Ribarics et al. Constructed Networks for Background Encapsulation in the Second-Level Trigger of the H1–Experiment. In K.-H. Becks und D. Perret-Gallix, Herausgeber, *New Computing Techniques in Physics Research*, Volume III, Seite 429–434, Singapur, 1993. World Scientific Publishing Co.
- [47] Spektrum der Wissenschaft. *Gehirn und Nervensysteme*. Spektrum der Wissenschaft Verlag, Heidelberg, 10 Auflage, 1992.
- [48] E. R. Kandel, J. H. Schwartz, und T. M. Jessel. *Principles of Neural Science*. Elsevier, 1991.
- [49] D. E. Rumelhart und J. L. McClelland. *Parallel Distributed Processing : Psychological and biological models*, Volume 2. MIT Press Cambridge, 1986.
- [50] Hermann Kolanoski. Application of Artificial Neural Networks in Particle Physics. DESY Report 95-061, ISSN 0418-9833, DESY, Notkestr. 85, 22607 Hamburg, 1995.
- [51] Bruce Denby. Tutorial on Neural Network Applications in High Energy Physics: A 1992 Perspective. In D. Perret-Gallix, Herausgeber, *New Computing Techniques in Physics Research*, Volume II, Seite 287–325, Singapur, 1992. World Scientific Publishing Co.
- [52] A. N. Kolmogorov. *Dokl.Akad.Nauk. USSR*, 115:953–956, 1957.
- [53] K. Hornik, M. Stinchcombe, und H. White. Universal approximation of an unknown mapping and its derivatives using multilayer feedforward networks. *Neural Networks*, 3:551, 1990.
- [54] D. E. Rumelhart und J. L. McClelland. *Parallel Distributed Processing : Foundations*, Volume 1. MIT Press Cambridge, 1986.
- [55] P. J. Werbos. *Beyond Regression*. Appl.math., Harvard University, November 1974.
- [56] A. van Ooyen und B. Nienhuis. Improving the convergence of the Back–Propagation Algorithm. *Neural Networks*, 5:465–471, 1992.

- [57] C. Beigbeder und D. Breton. H1 PQZP System (Parallel Quickbus Zero-Suppression Processor). H1–Note H1-02/93-269, DESY, Notkestr. 85, 22607 Hamburg, 1993.
- [58] H. Krehbiel. The PQZP Receiver Card for the L2 Crates of H1. User’s Manual. H1 Trigger Note 1/94, DESY, Notkestr. 85, 22607 Hamburg, April 1994.
- [59] Dirk Goldner. *Online-Datenaufbereitung für die Hardware-realisation eines künstlichen neuronalen Netzwerkes als Level-2 Trigger im H1-Experiment*. Dissertation, Universität Dortmund, April 1996.
- [60] CERN computing und networks division. CERN Program Library – general information. World–Wide–Web: <http://asdwww.cern.ch/pl/index.html>, 1996.
- [61] H1-Collaboration. Software Manuals: H1 Software. World Wide Web: <http://dice2.desy.de/imanuals/list.html>, 1996.
- [62] Burkhard D. Burow. Mixed Language Programming. In *Proceedings of the Conference on Computing in High Energy Physics (CHEP)*, Rio de Janeiro, Brasilien, September 1995.
- [63] Brian Berliner. CVS II: Parallelizing Software Development. In *USENIX Conference Proceedings*, Seite 341–352, Washington, D.C., Januar 1990. Prisma, Inc., USENIX.
- [64] Andreas Gruber. *Documentation for the Network Simulator –nsi–*. Max-Planck-Institut für Physik, Föhringer Ring 6, 80805 München, Januar 1996. World Wide Web: http://www1.mppmu.mpg.de/projects/neuro/doc/ansi/main_tex.html.
- [65] Tobias Zobel. *Mixer Documentation*. Max-Planck-Institut für Physik, Föhringer Ring 6, 80805 München, V0R3.0 Auflage, Januar 1996. World Wide Web: <http://www1.mppmu.mpg.de/projects/neuro/doc/mixdoc/mixdoc.html>.
- [66] Anselm Kruis. *Using the trainer*. Max-Planck-Institut für Physik, Föhringer Ring 6, 80805 München, 1993. World Wide Web: <http://www1.mppmu.mpg.de/projects/neuro/doc/trainer/docu/docu.html>.
- [67] Dominik Westner. *Improving the Aspirin-Training Software*. Max-Planck-Institut für Physik, Föhringer Ring 6, 80805 München, 1994. World Wide Web: <http://www1.mppmu.mpg.de/projects/neuro/doc/trainer/F2main.ps.gz>.
- [68] Russel R. Leighton. *The Aspirin/Migraines Software Tools, User’s Manual*. The MITRE Corporation, V6 Auflage, Oktober 1992. MP-91W00050, <ftp://pt.cs.cmu.edu/afs/cs/project/connect/code/unsupported/am6.tar.Z>.
- [69] Steffen Udluft. *Training und Einsatz neuronaler Netze auf dem CNAPS–Parallelcomputer*. Max-Planck-Institut für Physik, Föhringer Ring 6, 80805

- München, 1995. World Wide Web: <http://www1.mppmu.mpg.de/projects/neuro/doc/bpexp2>.
- [70] Jürgen Möck. *Manual zum Background Encapsulator CluClu*. Max-Planck-Institut für Physik, Föhringer Ring 6, 80805 München, 1996. World Wide Web: <http://www1.mppmu.mpg.de/projects/neuro/doc/cluclu.html>.
- [71] Dominik Westner. *Tester – Documentation*. Max-Planck-Institut für Physik, Föhringer Ring 6, 80805 München, 1996. World Wide Web: <http://www1.mppmu.mpg.de/projects/neuro/doc/Tester/Tester.html>.
- [72] J. H. Köhne et al. Realization of a Second Level Neural Network Trigger for the H1 Experiment at HERA. In *New Computing Techniques in Physics Research*, Volume V, Singapur, 1997. World Scientific Publishing Co.
- [73] R. Gerhards et al. Data Storage and Data Access at H1. In *Proceedings of the Int. Conf. on Computing in High Energy Physics*, Seite 429–434, Rio de Janeiro, 1995.
- [74] Christoph Ley. *Untersuchungen zur Rekonstruktion des radiativen D^{*0} -Zerfalls im H1-Experiment*. Dissertation, III. Physikalisches Institut der Technischen Hochschule Aachen, 52056 Aachen, Dezember 1994.
- [75] Norbert Sahlmann. *Untersuchungen zum Nachweis von Hadronen mit Charm im H1-Detektor*. Dissertation, III. Physikalisches Institut der Technischen Hochschule Aachen, 52056 Aachen, Oktober 1994.
- [76] Andreas Gellrich. *Nachweis von Mesonen mit Charm in der Elektron-Proton-Streuung mit dem H1-Detektor bei HERA*. Dissertation, Universität Hamburg, Juli 1994.
- [77] T. Sjöstrand. PYTHIA at HERA. In W. Buchmüller und G. Ingelmann, Herausgeber, *Proceedings of the Workshop : Physics at HERA*, Volume 3, Seite 1405–1418, Notkestr. 85, Oktober 1991. DESY.
- [78] Iris Abt. Manual to IJRAY, a Monte Carlo Generator shell to produce e-p events for H1. H1-Note H1-05/93-290, DESY, Notkestr. 85, 22607 Hamburg, 1993.
- [79] Torbjörn Sjöstrand. High-energy physics event generation with PYTHIA 5.7 and JETSET 7.4. *Comput. Phys. Commun.*, 82:74–90, 1994.
- [80] Thomas Krämerkämper et al. ANN as a Level 2 Trigger for the H1 Experiment – Learning Strategies and Visualization. In K.-H. Becks und D. Perret-Gallix, Herausgeber, *New Computing Techniques in Physics Research*, Volume III, Seite 429–434, Singapur, 1993. World Scientific Publishing Co.
- [81] Dominik Westner. Ein neuronaler Netzwerktrigger für die Produktion von J/Ψ -Teilchen in ep-Streuung. Diplomarbeit, Ludwig-Maximilians-Universität München, Max-Planck-Institut für Physik, März 1996.

- [82] G. J. Feldman et al. Observation of the decay $D^{*+} \rightarrow D^0 \pi^+$. *Phys. Rev. Lett.*, 38:1313, 1977.
- [83] S. Aid et al. Photoproduction of D^{*+} - mesons in electron - proton collisions at HERA. *Nucl. Phys.*, B472:32–54, 1996.
- [84] Sergey Levonian. H1 Lumi Summary - Physics Samples. World Wide Web: http://dice2.desy.de/~levonian/luminosity/summary_tables/Summary.html, 1996.
- [85] Wolfram Erdmann. *Untersuchung der Photoproduktion von D^* -Mesonen am ep -Speicherring HERA*. Dissertation, ETH Zürich, 1996.
- [86] R. Akers (OPAL Collaboration). A Measurement of the production of D^{*+} -mesons on the Z^0 resonance. *Z. Phys.*, C67:27–44, 1995.
- [87] A. D. Martin, W. J. Stirling, und R. G. Roberts. Parton distributions for low Q^2 . *Phys. Rev.*, D51:4756–4762, 1995.
- [88] M. Glück, E. Reya, und A. Vogt. Comparing radiatively generated parton distributions with recent measurements of $F_2(x, Q^2)$ in the small x region. *Phys. Lett.*, B306:391–394, 1993.
- [89] H. Abramowicz, K. Charchula, und A. Levy. Parametrization of parton distributions in the photon. *Phys. Lett.*, B269:458–464, 1991.
- [90] M. I. Adamovich et al. Cross-sections and some features of charm photoproduction at γ energies of 20-70 GeV. *Phys. Lett.*, 187B:437, 1987.
- [91] J. C. Anjos et al. Photon - gluon fusion analysis of charm photoproduction. *Phys. Rev. Lett.*, 65:2503, 1990.
- [92] A. R. Clark et al. Cross-section measurements for charm production by 209 GeV muons. *Phys. Rev. Lett.*, 45:682, 1980.
- [93] M. S. Atiya et al. Evidence for the high-energy photoproduction of charmed mesons. *Phys. Rev. Lett.*, 43:414, 1979.
- [94] D. Aston et al. Photoproduction of charmed d mesons at gamma energies of 40-70 GeV. *Phys. Lett.*, 94B:113, 1980.
- [95] K. Abe et al. Charm photoproduction at 20 GeV. *Phys. Rev.*, D30:1, 1984.

Index

- Aktivierungsfunktion, 35
- Algorithmen, 34
- Aufzeichnungsrate, 26
- Ausgabeschicht, 37
- Ausgangsrate, 31
- Ausschalten, 89

- Background Encapsulator, 34, 39
- Backpropagation–Algorithmus, 35
- Backpropagation, 38
- Backpropagation–Algorithmus, 38
- BEMC–Kalorimeter, 19
- Bigray, 23
- Bigtower, 19
- Bjorken’sche Skalenvariablen, 7
- Boson–Gluon–Fusion, 9
- Bottom–Quark, 5
- bpexp2, 50

- Cabibbo–Kobayashi–Maskawa–Matrix, 1
- Cabibbo–Winkel, 9
- CC–Reaktion, 6
- CERN, 46
- Charm–Quark, 5
- Charmonium, 13
- CIP, 22
- CJC, 23
- CKM–Matrix, 9
- Client–Server, 47
- cluclu, 50
- Cluster, 40
- Cluster–Fragmentation, 12
- CNAPS, 33
- COP, 22
- CTL1, 28
- CTL2, 31, 42

- CVS, 47

- $D^{*\pm}$, 3
- Data Distribution Board, 42
- DDB, 43
- Defekt, 88
- DESY, 15
- Driftkammer, 21, 23
- DST–Daten, 59

- Ebenen, Schichten, 37
- Eichboson, 1
- Eingabeschicht, 37
- Eingangsrate, 26, 31
- Eingangswerte, 35
- Eisenjoch, 21
- Elektronendetektor, 24
- Elektronen, 15, 16
- Entscheidungszeit, 31
- Epoche, 79

- Füllzeiten, 16
- feedforward, 37
- Feedforward–Netzwerk, 37
- Fehlerfunktion, 38
- Fermion, 1
- Feynmangraph, 6
- Flüssig–Argon–Kalorimeter, 19
- Fragmentation, 12

- $g(x_g, \mu^2)$, 12
- γ , 6
- Gewicht, 35
- gewichtetes Gewicht, 93
- Gewichtsmatrix, 38
- Gluondichteverteilung, 12
- Gluonen, 6

- grafischer 2D-Schnitt, 75
- H1, 15
- H1-Detektor, 17, 18
- Hauptachsentransformation, 40
- HERA, 15, 17
- HERA-B, 15
- HERMES, 15
- Hyperwürfel, 41
- IJRAY, 57, 66
- Impact erster Ordnung, 94
- Impact zweiter Ordnung, 94
- Inter Process Communication, 47
- IPC, 47
- Jacquet-Blondel, 8
- Jetkammer, 23
- JETSET, 57
- J/Ψ , 2
- Kegelschnitt-Methode, 35, 41
- Kettenregel, 39
- Kinematik, 6
- Klassenindex, 71
- Klassifizierungsfunktion, 37
- Knoten, 35
- Koinzidenzbildung, 23
- Kolmogorov, 37
- Korrelationen, 32
- Korrelationskoeffizient, 71
- L1-Gesamtrate, 32
- L2-Bus, 43
- L4-Reject, 70
- Lernen, 38
- Lernparameter, 39
- Level-1-Trigger, 28
- Level-2-Trigger, 28
- Level-4-Trigger, 28
- Look-Up-Table, 43
- Lorentz-Boost, 17
- Luminositätssystem, 23
- Luminosität, 2, 17
- Masken, 23
- Massendifferenz, 56
- Matrizelemente, 12
- Matrixinversion, 41
- mixer, 50
- Momentum, 39
- Monitor-Trigger, 64
- Monte-Carlo, 33
- Multi Wire Proportional Chambers, 22
- Myon-System, 21
- NC-Reaktion, 6
- Network Exchange Format, *siehe* nxf
- Netzwerktests, 87
- neue Physik, 35
- neue Signatur, 34
- neuronale Netze, 32
- Neuronaler Trigger, 28, 31
- Neuronen, 35
- nev, 49
- New Event Vector, *siehe* nev
- NnCockpit, 47
- NnLoader, 47
- NnMonitor, 47
- NnServer, 47
- nsi, 49
- nxf, 50
- Off-line Software, 46
- On-line Software, 46
- On-line-Updating, 39
- Overtraining, 84
- Pads, 23
- Parallelrechner, 31
- Parameter, 79
- PETRA, 15
- Photon-Gluon-Fusion, 9
- Photondetektor, 24
- PLUG-Kalorimeter, 19
- POT-Daten, 59
- Proportionalkammern, 22
- Protonen, 15
- Protonstrukturfunktion, 2
- PYTHIA, 57, 66

- Q^2 , 7
 QCD, 5
 QED, 9
 Quantenchromodynamik, 2, 5
 Quark-Parton-Modell, 6, 7

 Rauschen, 91
 Ray-Trigger, 23
 Receiver, 42
 Rechenzeitaufwand, 42
 Relevanz, 77
 Repräsentation, 37
 Resolved-Photon, 9

 \hat{s} , 11
 Schichten, Ebenen, 37
 Schwellenwert, 35
 Schwerpunktsenergie, 7, 17
 Selection RAM, 44
 Sets, 79
 Shared Memory, 47
 Sigmoid-Funktion, 35
 Skalierung, 32
 Slow Pion, 56
 Socket, 47
 Solenoid-Magneten, 19
 SpaCal, 20
 Speicherring, 17
 Störung von Eingabegrößen, 88
 Standard-Modell, 13
 Storecard, 42
 Strahl-Gas-Reaktionen, 26
 Strahl-Wand-Reaktionen, 26
 Strahlenergie, 17
 Strahlkreuzung, 26
 Strahlstrom, 17
 Strahlungslänge, 19, 20
 Strange-Quark, 5
 Streamerkammern, 21
 String-Fragmentation, 12
 Strom-Jet, 7
 Subsysteme, 17
 Subtriggerelemente, 28
 Summierfensters, 21

 Supraleitung, 16
 Synchrotronstrahlung, 26

 Target-Jet, 6
 Teilchenpakete, 17
 tester, 50
 tiefinelastische Streuung, 6
 Top-Quark, 5
 Topologischer Trigger, 28, 31
 Toroid-Magneten, 21
 Totzeit, 28, 31
 trainer, 50
 Trainingsdatensatz, 39
 Trigger, 26
 Triggerbox, 42
 Triggerelemente, 28
 Triggersystem, 27
 Triggertower, 19, 21
 Triggerzellen, 19

 Übergangsstrahlungsdetektoren, 23
 Untergrundereignisse, 26

 Valenzquark, 6
 Varianz, 41
 Vektormeson, 13
 Verallgemeinerungsfähigkeit, 33
 verborgene Schicht, 37
 versteckte Schicht, 37
 Verteilungsmatrix, 40
 Vieldrahtproportionalkammern, 22
 Viererimpulsübertrag, 7
 Vorwärts-Myon-Spektrometer, 21

 W , 7
 W-Boson, 6
 Wechselwirkungslängen, 19
 Weizsäcker-Williams-Näherung, 11
 Wellenlängenschieber, 20
 Wirkungsquerschnitt, 11

 x_g , 10

 Z^0 , 6
 z-Vertex-Histogramm, 23

-
- Zeitstabilität, 88
 - Zerfallsprozesse, 12
 - Zerfallswahrscheinlichkeiten, 13
 - ZEUS, 15
 - Zielausgabevektor, 39
 - Zuschauer-Diagramm, 14
 - Zweikörperzerfall, 56

Abbildungsverzeichnis

1.1	Feynmangraph der tiefinelastischen Lepton–Proton–Streuung niedrigster Ordnung.	6
1.2	Feynmangraph der Boson–Gluonfusion bei der Lepton–Proton–Streuung.	10
1.3	Feynmangraphen der Photon–Gluon–Fusion der Ordnung $\mathcal{O}(\alpha\alpha_s^2)$	10
1.4	Feynmangraph des Resolved–Photon–Prozesses.	11
1.5	Feynmangraph des D^0 –Zerfalls.	13
2.1	Der Speicherring HERA.	16
2.2	Der H1-Detektor.	18
2.3	Seitenansicht des SpaCal–Kalorimeters.	20
2.4	Anordnung der Module des Myonsystems.	22
2.5	Radialer Ausschnitt des Spurkammersystems.	24
2.6	Feynmangraphen des Bethe–Heitler Prozesses.	25
2.7	Das Luminositätsmeßsystem.	25
2.8	Schema des H1 Triggersystems.	27
3.1	Trennung zwischen Untergrund und Physik.	34
3.2	Das Neuron.	36
3.3	Sigmoidale Funktion.	36
3.4	Das dreilagige Feedforward–Netzwerk.	37
3.5	Überblick über die Hardware des neuronalen L2-Triggers.	43
3.6	Die CNAPS/VME–Karte.	45
3.7	Der innere Aufbau eines CNAPS–1064 Chips.	45
3.8	Der interne Aufbau eines Prozessors.	46
3.9	Überblick über die On-line Software.	48
3.10	Überblick über die Off-line Software.	49
3.11	Der Weg von den Level-2 Triggererelementen zur L2–Entscheidung.	51
4.1	Fragmentation des Charm-Quarks in Mesonen.	55
4.2	Polarwinkelverteilungen des primären c –Quarks und des gebildeten $D^{*\pm}$ –Mesons im Laborsystem.	57
4.3	Impulsverteilungen des primären c –Quarks und des gebildeten $D^{*\pm}$ –Mesons im Laborsystem.	58

4.4	Transversalimpulsverteilungen des primären c-Quarks und des gebildeten $D^{*\pm}$ -Mesons im Laborsystem.	58
4.5	Korrelation in den Impulsen und in den Polarwinkeln zwischen Charm-Quark und $D^{*\pm}$	59
4.6	Verteilung von z-Vertex des Ereignisses und Transversalimpuls des langsamen Pions.	60
4.7	Verteilung des $D^{*\pm}$ -Transversalimpulses und der D^0 -Massenabweichung.	61
4.8	Verteilung der Pseudorapidität η	62
4.9	Massendifferenz zwischen $D^{*\pm}$ und D^0	63
4.10	Relative Häufigkeit der aktiven Subtrigger für die selektierten Daten.	66
4.11	Massendifferenz zwischen $D^{*\pm}$ und D^0 bei Monte-Carlo-Daten.	67
4.12	Relative Häufigkeit der aktiven Subtrigger von Monte-Carlo-Ereignissen.	67
5.1	Korrelation von Triggergrößen.	72
5.2	Verteilung der Triggergrößen <i>trtot</i> und <i>cpvmax</i>	73
5.3	Verteilung der Triggergrößen <i>efq2</i> und <i>bigtnum</i>	73
5.4	Graph für Physikeffizienz bei variierter Untergrundreduktion.	74
5.5	Zweidimensionale Verteilung von <i>trtot</i> und <i>cpvmax</i>	75
5.6	Auswirkungen des 2D-Schnittes auf die Physik.	76
5.7	Auswirkungen des 2D-Schnittes auf den Untergrund.	76
5.8	Relevanz der Triggergrößen.	77
5.9	Histogramm der Verteilung von <i>cpvpos</i>	78
5.10	Typische Lernkurven und Ausgabeverteilung eines Netzwerkes.	80
5.11	Physikeffizienzen in Abhängigkeit von der Untergrundreduktion.	81
5.12	Physikeffizienzen für 80% Untergrundreduktion.	82
5.13	Physikeffizienzen für 90% Untergrundreduktion.	82
5.14	Physikeffizienzen für 95% Untergrundreduktion.	83
5.15	Verlauf des mittleren Fehlers.	84
5.16	Physikeffizienzen in Abhängigkeit von der Knotenzahl.	85
5.17	Histogramm der Verteilung von <i>larife</i> und <i>bigtnum</i>	86
5.18	Monte-Carlo-Physikeffizienzen für 80%, 90% und 95% Untergrundreduktion.	87
5.19	Test des Realdaten-Netzes mit Physik aus anderen Zeitabschnitten.	88
5.20	Test des Realdaten-Netzes mit simulierten defekten Subdetektoren.	89
5.21	Test des Realdaten-Netzes mit simulierten ausgeschalteten Subdetektoren.	90
5.22	Ausgabeverteilung des Realdaten-Netzes mit und ohne ausgeschalteten Proportionalkammern.	90
5.23	Test des Realdaten-Netzes mit gaußförmigem Rauschen in den Eingangsgrößen.	91
5.24	Test des Realdaten-Netzes mit Monte-Carlo-Physikereignissen.	92

5.25	Test des Monte-Carlo-Netzes mit Physikereignissen aus realen Daten.	93
5.26	Gewichtete Gewichte des Realdaten-Netzwerks.	94
5.27	Impact erster und zweiter Ordnung für Set 1 und Set 2.	95
5.28	Impact erster und zweiter Ordnung für Set 3 und Set 4.	96
6.1	Massendifferenz zwischen $D^{*\pm}$ und D^0 für Subtrigger 53 und 83.	98
6.2	Massendifferenz zwischen $D^{*\pm}$ und D^0 für Subtrigger 53.	100
6.3	Massendifferenz zwischen $D^{*\pm}$ und D^0 für Subtrigger 83.	102
6.4	Der γp -Wirkungsquerschnitt in Abhängigkeit von $W_{\gamma p}$	107
6.5	Quotient der Ausgabeverteilung von Daten aus der Subtrigger-53-Selektion.	108
6.6	Ausgabeverteilung der Subtrigger-83-Daten.	109
6.7	Normierte Korrelation des Ausgabewerts mit der Massendifferenz $\Delta M_{D^* D^0}$ für Daten aus Subtrigger 53.	109
6.8	y -Verteilung und Korrelation mit dem Ausgabewert des Netzes für Daten aus Subtrigger 53.	110
6.9	Transversalimpulsverteilung des $D^{*\pm}$ und Korrelation mit dem Ausgabewert des Netzes für Daten aus Subtrigger 53.	111
6.10	Massendifferenz zwischen $D^{*\pm}$ und D^0 für exklusive Subtrigger-53-Ereignisse.	112
6.11	Korrelation der Massendifferenz zwischen $D^{*\pm}$ und D^0 für den exklusiven Subtrigger 53.	113

Tabellenverzeichnis

1.1	Zerfälle der $D^{*\pm}$ -Vektormesonen.	13
2.1	Parameter des Speicherrings HERA.	17
4.1	DST-Schnitte zur Datenselektion.	62
4.2	Zusätzliche Schnitte zur Verbesserung des Signals.	63
4.3	Auswirkung der Schnitte auf die Anzahl der Ereignisse bzw. Spurtriple- plets.	64
4.4	Die wichtigsten Subtrigger für die untersuchte $D^{*\pm}$ -Physik.	65
4.5	Beschreibung der Triggerelemente.	65
5.1	Zusätzliche Trainings-Schnitte	70
5.2	$D^{*\pm}$ -Datensätze.	70
5.3	L4-Reject-Datensätze.	70
5.4	Monte-Carlo-Datensätze.	71
5.5	Physikeffizienzen bei verschiedenen Untergrundreduktionen.	74
5.6	Wahl der Triggergrößen für verschiedene Input Sets.	79
5.7	Trainingsparameter.	80
5.8	Parameter und Trainingsergebnisse der ausgewählten Netzwerke.	87
6.1	Zusätzliche Selektionsschnitte.	98
6.2	Zusammenfassung der Werte aus der Anpassungskurve für die selektierten Ereignisse.	99
6.3	Schnitte für Subtrigger-53-Ereignisse	100
6.4	Zusammenfassung der Werte aus der Anpassungskurve für die Subtrigger 53 Ereignisse.	101
6.5	Schnitte für Subtrigger-83-Ereignisse	102
6.6	Zusammenfassung der Werte aus der Anpassungskurve für die Subtrigger 83 Ereignisse.	103
6.7	Systematische Unsicherheiten bei der Wirkungsquerschnittbestimmung.	104
6.8	Akzeptanzen in Abhängigkeit von verschiedenen Partondichteverteilungen.	105
6.9	Zusammenfassung der Werte aus der Anpassungskurve für die exklusiven Subtrigger 53 Ereignisse.	112

6.10 Ergebnisse der Analysen.	114
---------------------------------------	-----

Curriculum Vitae

Angaben zur Person

Name Andreas Gruber
Geburtsdatum 18. August 1967
Geburtsort Bad Säckingen
Familienstand ledig
Staatsangehörigkeit deutsch

Schulbildung

1973 – 1977 Grundschule in Bad Säckingen
1977 – 1986 Scheffel-Gymnasium in Bad Säckingen
06/1986 Abitur

Wehrdienst

07/1986 – 09/1987 Grundwehrdienst Heeresfliegerinheit in Laupheim

Hochschulausbildung

09/1987 – 06/1989 Grundstudium der Physik an der Ruprecht-Karls-Universität in Heidelberg
09/1989 – 03/1993 Physikstudium an der Ludwig-Maximilians-Universität München
09/1991 – 03/1993 Diplomarbeit am Max-Planck-Institut für Physik
Thema der Diplomarbeit: *Neuronale Netzwerke als L2-Trigger im H1-Experiment*
03/1993 Abschluß: Diplom-Physiker (Univ.)
04/1993 – 03/1996 Promotions-Stipendiat der Max-Planck-Gesellschaft zur Förderung der Wissenschaften e.V. am Institut für Physik