Anwendungen neuronaler Netze in der Analyse hadronischer Schauer in feinsegmentierten Flüssigargon-Kalorimetern

Dem Fachbereich Physik
der Universität Dortmund
zur Erlangung des akademischen Grades eines
Doktors der Naturwissenschaften

genehmigte

DISSERTATION

von
Diplom-Physiker Martin Höppner
aus Gelsenkirchen

Dortmund
1997

Tag der mündlichen Prüfung:	7. Mai 1997
Referent:	Prof. Dr. D. Wegener
Korreferent:	Prof. Dr. P. Buchholz

Inhaltsverzeichnis

Ein Netz besteht aus einer Reihe von Knoten, so wie alles in dieser Welt durch eine Reihe von Knoten verbunden ist. Wenn jemand denkt, daß die Masche eines Netzes eine unabhängige, isolierte Sache ist, so irrt er sich. Es wird ein Netz genannt, weil es aus einer Reihe von verbundenen Maschen besteht, und jede Masche hat seinen Platz und seine Verantwortung im Verhältnis zu anderen Maschen.

– *Buddha*

Kapitel 1

Einleitung

Dies ward schon oft gesprochen,
doch spricht man's nie zu oft.
– Fouqué

1.1 Streuexperimente in der Teilchenphysik

Streuexperimente haben eine große Bedeutung bei der Erforschung der Struktur der Materie. Grundlage dafür ist die *de-Broglie-Wellenlänge* λ eines Teilchens

$$\lambda = \frac{h}{p} \tag{1.1}$$

mit h = Planck-Konstante $(6,626 \cdot 10^{-34}\ \mathrm{Js})$

Diese Gleichung beschreibt im Rahmen des Welle-Teilchen-Dualismus die Wellenlänge eines Teilchens mit dem Impuls p. Die Wellenlänge entspricht der maximalen Ortsauflösung, die bei einer Kollision von Teilchen mit einem solchen Impuls im Schwerpunktsystem erreichbar ist. Teilchen mit einem Impuls p werden an Strukturen gestreut, die mindestens die Größe λ besitzen.

Wichtige Schritte auf dem Weg zu den heutigen Streuexperimenten zur Untersuchung der Substruktur der Nukleonen stellen die folgenden Ergebnisse dar:

- Streuung von α-Teilchen an einer dünnen Goldfolie (Nachweis der Existenz von Atomkernen, Rutherford 1911 [1])
- Messung der Größe von Atomkernen mit Elektronen (Nachweis des Atomkerns als strukturiertes Objekt, Hofstadter 1956 [2], Nobelpreis 1961)
- Entdeckung der Quarks durch Elektron-Nukleon-Streuexperimente am Stanford Linear Accelerator Center (SLAC) (Friedman, Kendall, Taylor [3, 4, 5], Nobelpreis 1990)

Diese Untersuchungen trugen zur Formulierung und Bestätigung des *Standardmodells* [6, 7, 8, 9] bei, das die Grundbausteine der Materie als sechs Quarks und sechs Leptonen (Tabelle 1.1), sowie als deren Antiteilchen beschreibt.

	Generation 1	2	3	Ladung $[e]$
Quark	u	c	t	$+2/3$
	d	s	b	$-1/3$
Lepton	ν_e	ν_μ	ν_τ	0
	e^-	μ^-	τ^-	-1

Tab. 1.1: Grundlegende Bausteine der Materie

Quarks und Leptonen sind Fermionen, deren Kräfte von Mittlerteilchen, den Eichbosonen, übertragen werden (Tabelle 1.2).

Eichboson	Wechselwirkung	betroffene Teilchen
$W^\pm$, Z^0	schwach	Quarks, Leptonen
Photon	elektromagnetisch	geladene Teilchen
Gluon	stark	Quarks

Tab. 1.2: Eichbosonen, vermittelte Wechselwirkungen und betroffene Teilchen

Quarks können nicht wie Leptonen als freie Teilchen auftreten, sondern nur in gebundenen Zuständen als *Hadronen*. Den Bindungszustand von einem Quark und einem Antiquark bezeichnet man als *Meson* und den von drei Quarks als *Baryon*.

Durch Streuexperimente, die bei hoher Energie durchgeführt werden, ist es möglich, Informationen über die innere Struktur von Hadronen zu erhalten. Es findet eine Wechselwirkung des Eichbosons mit den Konstituenten des Hadrons, den Quarks und Gluonen, statt. Dabei ist die Zeitskala dieser Wechselwirkung klein gegenüber den Wechselwirkungen der Hadronbestandteile untereinander, so daß man Quarks und Gluonen in erster Näherung als quasifreie Teilchen (Partonen) [10, 11] betrachten kann. Im Rahmen dieses *Quark-Parton-Modells* kann auch die Elektron-Proton-Streuung beschrieben werden.

1.1.1 Kinematik der Elektron-Proton-Streuung

Elektron und Proton treten bei einer Streuung durch ein Austauschteilchen in Wechselwirkung. Dabei handelt es sich entweder um ein virtuelles Photon γ, oder um eines der Eichbosonen der schwachen Wechselwirkung $W^\pm$ oder Z^0. Die Ladung des Austauschteilchens entscheidet darüber, ob ein neutraler (*neutral current*, NC) oder geladener Strom (*charged current*, CC) vorliegt, und somit, ob das Lepton im Endzustand ein Elektron oder ein Neutrino ist.

Abbildung 1.1 zeigt die schematische Darstellung der Elektron-Proton-Streuung in niedrigster Ordnung. k und k' bezeichnen die Viererimpulse des ein- und auslaufenden Elektrons. P ist der Viererimpuls des einlaufenden Protons und $q = k - k'$ der Viererimpuls, der durch das Austauschteilchen auf das Proton übertragen wird. Das einlaufende Proton bricht auseinander und erzeugt den hadronischen Endzustand.

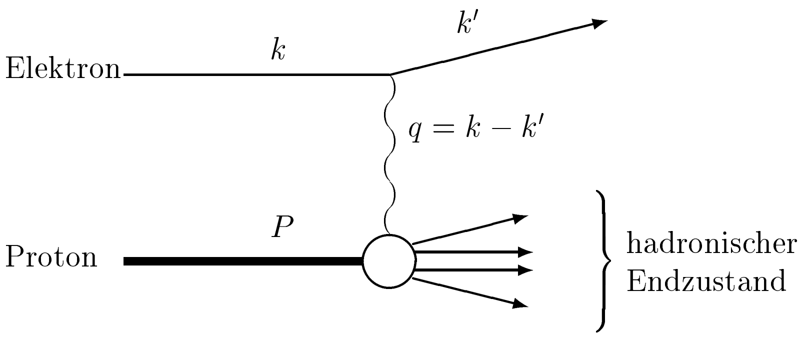


Abb. 1.1: Schematische Darstellung der Elektron-Proton-Streuung in niedrigster Ordnung

Bei dieser Streuung lassen sich folgende lorentzinvarianten Größen definieren:

- der Viererimpulsübertrag Q^2

$$Q^2 = -q^2 \tag{1.2}$$

- das Quadrat der Elektron-Proton-Schwerpunktsenergie s

$$s = (P + k)^2 \tag{1.3}$$

- die Bjørken-Skalenvariable x, $(0 \leq x \leq 1)$, die im Partonmodell den Anteil des Protonenimpulses beschreibt, den das gestreute Parton besitzt

$$x = \frac{Q^2}{2Pq} \tag{1.4}$$

- die Skalenvariable y, $(0 \leq y \leq 1)$, die im Ruhesystem des Protons den relativen Energieverlust des Elektrons beim Streuprozeß angibt

$$y = \frac{qP}{kP} \tag{1.5}$$

Die Bestimmung von zwei unabhängigen Variablen reicht bei bekannter Schwerpunktsenergie aus, um die Reaktion vollständig zu beschreiben, da gilt:

$$Q^2 = xys \tag{1.6}$$

Ereignisse mit großem Q^2 und $x < 1$ werden als *tiefinelastische Streuung* bezeichnet. Ereignisse mit $Q^2 \approx 0$ werden *Photoproduktion* genannt, da es sich bei dem Austauschteilchen um ein nahezu reelles Photon handelt, und somit fast eine Photon-Proton-Streuung vorliegt.

Der differentielle Wirkungsquerschnitt der tiefinelastischen Elektron-Proton-Streuung läßt sich durch die Strukturfunktionen F_1 und F_2 des Protons darstellen.

$$\frac{d^2\sigma}{dx\,dy} = \frac{4\pi\alpha^2}{xQ^4}\left[y^2 x F_1(x,Q^2) + (1-y)F_2(x,Q^2)\right] \tag{1.7}$$

mit α = elektromagnetische Feinstrukturkonstante (1/137,04)

1.1.2 Verletzung der Skaleninvarianz

Im Rahmen des Quark-Parton-Modells sollte die Bjørken-Skalenvariable x nicht vom Impulsübertrag Q^2 abhängen, da die Quarks als frei und punktförmig angenommen werden. Genauere Messungen der Strukturfunktion bei verschiedenen Impulsüberträgen zeigen jedoch eine Verletzung dieser Skaleninvarianz [12]. Um diese Eigenschaft zu beschreiben, benötigt man eine Erweiterung des Parton-Modells, die mit Hilfe der Quantenchromodynamik erfolgt. In diesem Modell bilden drei Quarks unterschiedlicher Farbladung (*Valenzquarks*) ein farbneutrales (weißes) System. Die Farbkräfte zwischen den Quarks werden durch Gluonen vermittelt, die selber Farbladung tragen und so auch miteinander in Wechselwirkung treten können. Die hohen Energiedichten, die mit den Wechselwirkungen der Gluonen verbunden sind, führen zur kurzzeitigen Erzeugung von Quark-Antiquark-Paaren (*Seequarks*). Die Verletzung der Skaleninvarianz liegt in der gluonischen Struktur des Protons begründet. Wird die Struktur des Protons bei großer Schwerpunktsenergie untersucht, so können auch Seequarks mit kleinen Impulsbruchteilen x aufgelöst werden.

Die Untersuchung der gluonischen Struktur des Protons ist mit Hilfe von Streuexperimenten möglich, bei denen Elektronen auf Protonen treffen. Die dazu notwendigen hohen Energien können durch eine Speicherringanlage erzeugt werden.

Zur Durchführung von Streuexperimenten mit großer Schwerpunktsenergie wurde der Elektron-Proton-Speicherring HERA in Hamburg 1992 in Betrieb genommen. Er ist der erste Speicherring in dessen Wechselwirkungszonen Elektronen und Protonen frontal aufeinandertreffen. Die dabei stattfindenden tiefinelastischen Streuprozesse ermöglichen Untersuchungen (siehe Abschnitt 1.3.2) in kinematischen Bereichen, die bisher nicht zugänglich waren. An einer der Wechselwirkungszonen des Speicherrings befindet sich der H1-Detektor, mit dessen Komponenten Energie und Teilchensorte der Wechselwirkungsprodukte der Streuprozesse bestimmt werden.

1.2 Der Elektron-Proton-Speicherring HERA

Der Elektron-Proton-Speicherring HERA (**H**adron-**E**lektron-**R**ing-**A**nlage) [13] befindet sich am deutschen Elektronensynchrotron (DESY) in Hamburg. In diesem Beschleuniger kollidieren Elektronen mit einer Energie von 27,6 GeV mit Protonen mit einer Energie von 820 GeV. Daraus resultiert eine Schwerpunktsenergie von etwa 300 GeV, die einer Kollision von Elektronen mit einer Energie von 51 TeV auf ein unbewegtes Wasserstoffziel entspricht. Der maximale quadratische Impulsübertrag beträgt etwa 10^5 GeV^2. Es ist somit möglich, Strukturen im Proton bis zu einer Größe von etwa 10^{-18} m aufzulösen.

HERA ist ein Doppelspeicherring mit einem Umfang von 6,3 km. Abbildung 1.2 zeigt einen schematischen Überblick der Anlage. Über ein System von Vorbeschleunigern werden Elektronen und Protonen auf eine Energie von 14 GeV bzw. 40 GeV beschleunigt und dann in den HERA-Ring injiziert, wo sie getrennt weiter beschleunigt und gespeichert werden können. Tabelle 1.3 zeigt einige typische Parameter des Speicherrings.

	Elektronenring	Protonenring
Nominelle Energie	27,6 GeV	820 GeV
Luminosität	$1{,}5\cdot10^{31}$ cm^{-2} s^{-1}	
Teilchenstrom	60 mA	160 mA
Maximale Anzahl von Teilchenpaketen	210	
Teilchen pro Paket	$3{,}5\cdot10^{10}$	10^{11}
Zeit zwischen zwei Kollisionen	96 ns	
Strahlungsverlust pro Umlauf	70,38 MeV	$1{,}4\cdot10^{-10}$ MeV

Tab. 1.3: Typische Parameter des HERA-Speicherrings

Die vier Wechselwirkungszonen sind durch Experimentierhallen zugänglich. Tabelle 1.4 zeigt die dort installierten Experimente und ihre Aufgaben.

Halle	Experiment	Untersuchungsgebiet
Süd	ZEUS [14]	Elektron-Proton-Streuung
West	HERA-B [15]	B-Physik (Protonenstreuung an einem Target)
Ost	HERMES [16]	Spin-Verteilung von Partonen (Gas-Target)
Nord	H1 [17, 18]	Elektron-Proton-Streuung

Tab. 1.4: Die Experimente am HERA Speicherring

Seit 1994 werden statt Elektronen Positronen beschleunigt, um die mittlere Lebensdauer des Leptonenstrahls zu erhöhen.

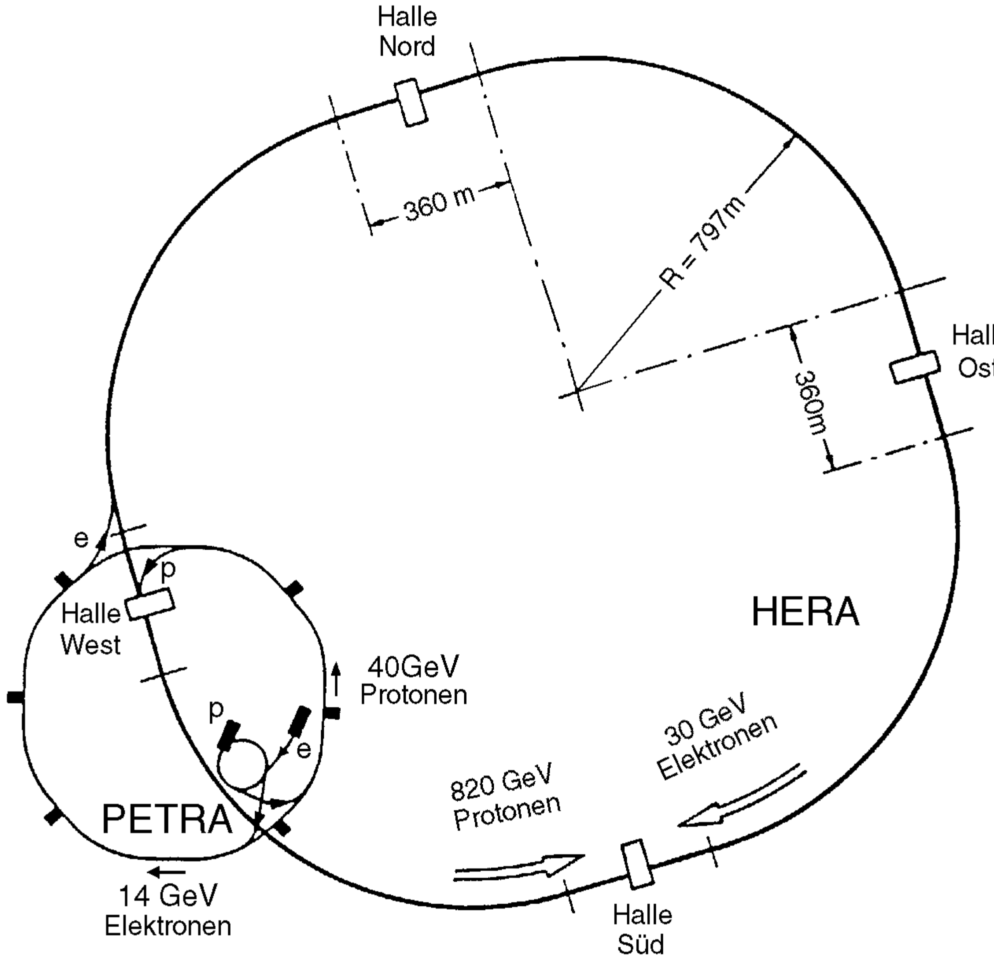


Abb. 1.2: Der Speicherring HERA und seine Vorbeschleuniger

1.3 Der H1-Detektor

Der H1-Detektor [17, 18] ist einer der Detektoren am Speicherring HERA. Er ist dafür ausgelegt, die Kollisionsprodukte von Elektronen (27,6 GeV) und Protonen (820 GeV) zu identifizieren und ihre Energien und räumlichen Verteilungen zu messen. Um die Bildung von Impulsbilanzen zu ermöglichen bzw. den Energiefluß zu messen, muß die Wechselwirkungszone hermetisch in guter Ortsauflösung umschlossen sein. Außerdem ist aufgrund der Ereignistopologie ein unsymmetrischer Detektor notwendig, da der Schwerpunkt der Kollisionsprodukte sich in Richtung der einlaufenden Protonen bewegt.

1.3.1 Komponenten des Detektors

Abbildung 1.3 zeigt die wichtigsten Bestandteile des H1-Detektors. Die Zahlen in den Kästchen im folgenden Text beziehen sich auf diese Darstellung.

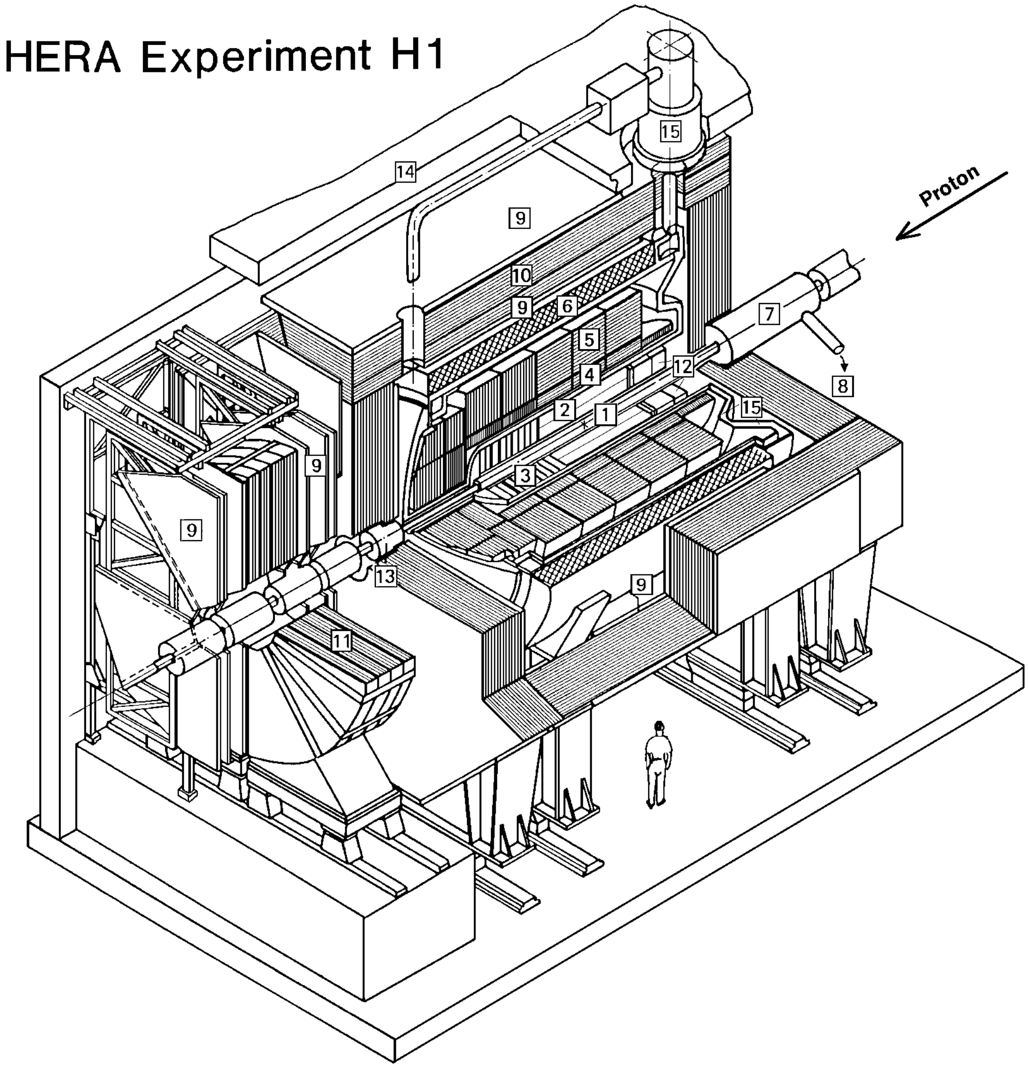


Abb. 1.3: Der H1-Detektor

Um das Strahlrohr des Detektors $\boxed{1}$ befindet sich das zentrale $\boxed{2}$ und das vordere $\boxed{3}$ Spurkammersystem [19], mit dem Winkel und Impuls geladener Teilchen gemessen werden können.

Das zentrale Spurkammersystem besteht aus zwei zylindrischen Vieldraht-Proportionalkammern und Driftkammern. Das vordere Spurkammersystem besteht aus drei Lagen von radialen und planaren Driftkammern, Proportionalkammern und Übergangsstrahlungsdetektoren.

Die unterschiedliche Energie des Elektron- und des Protonstrahls führt zu dieser Unterteilung in verschiedene Kammerbereiche, um eine gute Energie-und Winkelauflösung über einen Polarwinkelbereich zwischen 7° und 175° zu gewährleisten (Abbildung 1.4). Die Kammern wurden so entworfen, daß eine Meßgenauigkeit für den Impuls geladener Teilchen von $\sigma_p/p^2 \approx 3 \cdot 10^{-3}\,\mathrm{GeV}^{-1}$ und für die Bestimmung des Winkels $\sigma_\theta \approx 1\,\mathrm{mrad}$ möglich ist. Alle Kammern sind zylindersymmetrisch um die Strahlachse angeordnet.

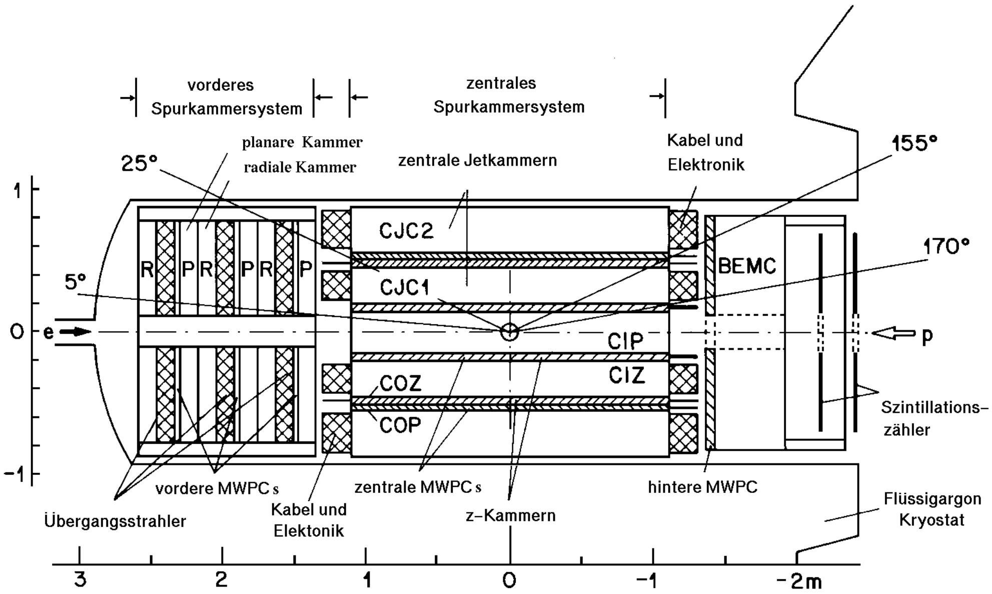


Abb. 1.4: Das Spurkammersystem des H1-Detektors (Längsschnitt)

Der Hauptbestandteil des Detektors ist das elektromagnetische $\boxed{4}$ und das hadronische $\boxed{5}$ Flüssigargon-Kalorimeter [20], das in einem Polarwinkelbereich zwischen 4° und 153° die Wechselwirkungszone umschließt. Es besteht aus 108 Modulen, die Blei und Stahl als Absorber verwenden. Acht radförmige Strukturen, die jeweils aus acht Gruppen von Modulen (Oktanten) aufgebaut sind, befinden sich in einem Kryostat $\boxed{15}$, der mit flüssigem Argon gefüllt ist (siehe dazu auch Abschnitt 3.1). Der Winkelbereich zwischen dem Strahlrohr und dem Flüssigargon-Kalorimeter wird zwischen 0,6° und 3,6° durch ein Kupfer-Silizium-Kalorimeter $\boxed{13}$ abgedeckt.

Im rückwärtigen Bereich dient ein Blei-Szintillator-Kalorimeter $\boxed{12}$ im Winkelbereich zwischen 151° und 176° zur Energiemessung [21]. Es wird seit 1995 durch ein Spaghetti-Kalorimeter ersetzt, daß über eine feinere Granularität verfügt und die Energie einfallender Hadronen besser messen kann [22].

Der Kryostat des Flüssigargon-Kalorimeters ist von einer supraleitenden, zylindrischen Spule $\boxed{6}$ umgeben, die ein Analysefeld von 1,15 T erzeugt, um aus den Krümmungsradien geladener Teilchen im Spurkammersystem deren Energie bestimmen zu können. Ein Kompensationsmagnet $\boxed{7}$ korrigiert Auswirkungen des Magnetfeldes auf die Strahlführung.

Außerhalb der supraleitenden Spule folgen Myonenkammern $\boxed{9}$ und instrumentiertes Eisen (Eisenplatten und Streamerröhren-Detektoren) $\boxed{10}$ zum Nachweis von Myonen [23]. Diese Struktur bildet gleichzeitig das Eisenjoch, das der Rückführung des magnetischen Flusses dient.

In Vorwärtsrichtung, bezogen auf die Flugrichtung der Protonen, wird der Winkelbereich $3^\circ \leq \theta \leq 17^\circ$ durch das Vorwärts-Myonenspektrometer $\boxed{11}$ abgedeckt, mit dem Impulse von Myonen bestimmt werden können [24].

Der Detektor ist von einer Betonabschirmung $\boxed{14}$ umgeben, die dem Strahlenschutz dient.

1.3.2 Untersuchungen mit dem H1-Detektor

Hauptaufgabe des H1-Detektors sind Tests des Standardmodells in Regionen mit hohen Q^2 von bis zu $4 \cdot 10^4\,\mathrm{GeV}^2$, und die Suche nach neuer Physik.

Es werden dazu hauptsächlich folgende Aufgabenstellungen bearbeitet:

- Untersuchungen der Strukturfunktion des Protons bei hohem Q^2 und kleinen Bjørkenvariablen x [25]
- Untersuchung des hadronischen Endzustandes von Ereignissen der tiefinelastischen Streuung [26]
- Untersuchungen der hadronischen Struktur des Photons in Photoproduktionsereignissen [27]
- Suche nach neuen Teilchen und nach Substrukturen von Leptonen und Quarks [28]

Bei allen Untersuchungen ist die Energiemessung der Reaktionsprodukte von großer Wichtigkeit, um z.B. die Kinematik des Streuprozesses zu beschreiben oder detaillierte Informationen über den hadronischen Endzustand zu erhalten.

1.4 Ziel der Arbeit

Ziel dieser Arbeit ist die Entwicklung einer neuen Methode zur Energierekonstruktion und Teilchenidentifikation aus Kalorimetermessungen mit Hilfe künstlicher neuronaler Netze. Dabei soll die prinzipielle Eignung eines solchen Verfahrens und dessen Eigenschaften bei realistischen experimentellen Bedingungen geprüft werden. Dazu zählen Einflüsse eines starken magnetischen Feldes, des Materials vor dem Detektor sowie der Inhomogenitäten in der Struktur des Kalorimeters.

Im zweiten Kapitel dieser Arbeit werden die Grundlagen der Wechselwirkung hochenergetischer Teilchen mit Materie, sowie die makroskopischen Depositionsformen dieser Wechselwirkungen beschrieben. Das sind die Voraussetzungen für das Verständnis der Funktionsweise und der Eigenschaften von Kalorimetern in der Hochenergiephysik, die daraufhin betrachtet werden.

Das dritte Kapitel beschäftigt sich mit der Auswertung von Messungen des H1-Flüssigargon-Kalorimeters. Ausgehend von dem Aufbau des Kalorimeters im H1-Detektor und seinen Besonderheiten, werden die herkömmlichen Verfahren zur Energiemessung und e/π-Trennung beschrieben.

Im vierten Kapitel wird das neue Verfahren zur Auswertung von Kalorimetermessungen vorgestellt. Nach der Einführung in die notwendigen Grundlagen über neuronale Netze und über evolutionäre Algorithmen, die beim Training der Netze verwendet werden, folgt die Beschreibung des neuen Ansatzes. Dabei werden die Details des Verfahrens und die Einzelheiten der Entwicklungsumgebung erläutert.

Das fünfte Kapitel befaßt sich mit der Überprüfung des neuen Verfahrens. Verschiedene Tests mit simulierten und gemessenen Daten eines Teststrahlaufbaus und des H1-Detektors werden beschrieben und die Ergebnisse im Vergleich zu anerkannten Standardrekonstruktionsmethoden gezeigt.

Kapitel 2

Grundlagen

Wissen ist Macht.
– Francis Bacon

2.1 Wechselwirkungen hochenergetischer Teilchen mit Materie

Trifft ein hochenergetisches Teilchen auf Materie, so sind viele verschiedene Wechselwirkungen, abhängig von der Teilchensorte und der Energie des Teilchens, möglich. Einige wichtige Prozesse sollen im folgenden beschrieben werden.

2.1.1 Ionisation und Anregung durch geladene Teilchen

Der mittlere Energieverlust eines geladenen Teilchens pro Weglänge wird durch die Bethe-Bloch-Gleichung beschrieben:

$$-\frac{dE}{dx} = 4\pi N_A r_e^2 m_e c^2 z^2 \frac{Z}{A_m}\frac{1}{\beta_2}\left[\ln\left(\frac{2mv^2}{I(1-\beta^2)}\right) - \beta^2 - \frac{\delta}{2}\right] \tag{2.1}$$

mit:

N_A = Loschmidt-Avogadro-Zahl $6{,}022 \cdot 10^{23}\,\mathrm{mol}^{-1}$
m_e = Ruhemasse des Elektrons
e = Elektronenladung $1,602 \cdot 10^{-19}\,\mathrm{C}$
r_e = klassischer Elektronenradius ($r_e = \frac{1}{4\pi\epsilon_0}\frac{e^2}{m_e c^2}$)
mit ϵ_0 = Dielektrizitätskonstante ($8{,}854 \cdot 10^{-12}\,\mathrm{F/m}$)
z = Ladung des einfallenden Teilchens (in Einheiten von e)
Z = Ordnungszahl des Absorbermaterials
A_m = molare Masse des Absorbermaterials
ρ = Massendichte des Absorbermaterials
β = Geschwindigkeit des Teilchens (in Einheiten von c)
I = Ionisationsenergie des Absorbermaterials
δ = Korrektur des Dichte-Effekts

Abbildung 2.1 zeigt den Verlauf des Energieverlustes pro Weglänge (Bethe-Bloch-Gleichung) für Myonen, geladenen Pionen und Protonen in verschiedenen Materialien.

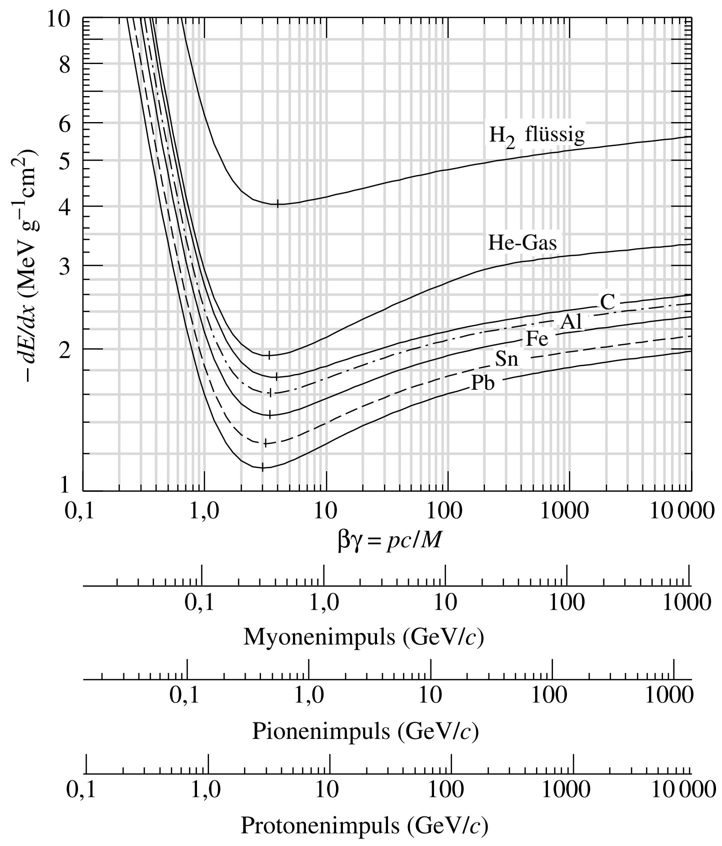


Abb. 2.1: Mittlerer Energieverlust pro Weglänge (mit der Massendichte skaliert) von geladenen Teilchen in verschiedenen Materialien [29]

Der Verlauf des Energieverlustes ist unabhängig von der Masse m des einfallenden Teilchens. Bei nichtrelativistischen Energien erfolgt ein Abfall mit $1/v^2$. Im Bereich $\beta\gamma = 3{,}0 \ldots 4{,}0$ findet man ein breites Minimum, dessen genauer Wert durch das Verhältnis Z/A_m des Absorbermaterials bestimmt wird. Danach steigt der Energieverlust logarithmisch mit dem Faktor $\gamma = (1-\beta^2)^{-1/2}$ an. Mit zunehmender Teilchenenergie wächst das transversale Feld des Teilchens proportional zu γ an, so daß der Einfluß weiter entfernter Atome an Bedeutung zunimmt. Allerdings vermindern auch Polarisationseffekte diesen Anstieg zunehmend bei hohen Energien. δ beschreibt diesen Dichte-Effekt [30], der auch für die qualitativen Unterschiede des Energieverlustes in verschiedenen Materialien bei hohen Energien verantwortlich ist.

Durch den beschriebenen Energieverlust werden Atome angeregt und Ionenpaare im Absorptionsmaterial gebildet. Dabei entsteht neben einer Primärauch eine Sekundärionisation, wobei durch herausgeschlagene Elektronen hoher Energie (δ-Elektronen) weitere Ionen erzeugt werden und eine weitere Anregung erfolgt.

2.1.2 Coulomb-Streuung

Ein geladenes Teilchen, das Materie durchquert, wird durch viele Streuungen mit kleinem Winkel beeinflußt. Bei den meisten dieser Wechselwirkungen handelt es sich um Coulomb-Streuungen mit Kernen des Materials.

Die transversale Streuung der Teilchen wird durch die Rutherford-Formel für den differentiellen Streuquerschnitt beim Streuwinkel θ beschrieben:

$$\frac{d\sigma(\theta)}{d\Omega} = \frac{1}{4}\left(\frac{Zze^2}{pv}\right)^2 \frac{1}{\sin^4(\theta/2)} \tag{2.2}$$

mit:

p	= Impuls des einfallenden Teilchens
v	= Geschwindigkeit des einfallenden Teilchens
ze	= Ladung des einfallenden Teilchens
Ze	= Ladung des als punktförmig angenommenen Kerns

Für kleine Winkel erhält man eine Gauß'sche Verteilung des Streuwinkels, deren Breite sich durch folgende Näherung beschreiben läßt [31]:

$$\theta_{\mathrm{rms}} = \frac{13{,}6\,\mathrm{MeV}}{vp}\, z \sqrt{\frac{x}{X_0}} \left[1 + 0{,}038 \ln\left(\frac{x}{X_0}\right)\right] \tag{2.3}$$

wobei gilt:

z	= Ladungszahl des einfallenden Teilchens
x/X_0	= Dicke des Streumediums in Einheiten der Strahlungslänge

Die *Strahlungslänge* X_0 bezeichnet die mittlere Entfernung, in der ein hochenergetisches Elektron $1 - 1/e$ seiner Energie durch Bremsstrahlung (siehe dazu Abschnitt 2.1.3) verliert. Sie läßt sich mit Hilfe der folgenden Formel abschätzen:

$$X_0 \approx \frac{716{,}4\,\mathrm{g\,cm^{-2}}\,A}{Z(Z+1)\,\ln(287/\sqrt{Z})} \tag{2.4}$$

Für eine Mischung verschiedener Materialien (1 bis N) läßt sich die Strahlungslänge in folgender Form näherungsweise beschreiben:

$$\frac{1}{X_0} = \sum_{i=1}^{N} \frac{f_i}{X_i} \tag{2.5}$$

mit:

X_i = Strahlungslänge des Materials i [g cm^{-2}]
f_i = relativer Massenanteil des Materials i

Tabelle 2.1 zeigt Beispiele für die Strahlungslängen verschiedener Materialien. Dazu gehören auch die Auslesezellen des elektromagnetischen (EMC) und hadronischen Kalorimeters (HAC) im H1-Detektor [32] (siehe dazu auch Abschnitt 3.1).

Material		X_0 [g cm^{-2}]	X_0 [cm]
Blei	Pb	6,37	0,56
Eisen	Fe	13,84	1,76
flüssiges Argon	Ar	19,55	14,00
EMC		7,62	1,59
HAC		14,27	2,49

Tab. 2.1: Strahlungslängen verschiedener Materialien [29, 32]

2.1.3 Wechselwirkungen von Elektronen und Positronen

Abbildung 2.2 zeigt als Beispiel die Aufteilung des Energieverlustes von Elektronen und Positronen in Blei auf die einzelnen beteiligten Prozesse, aufgetragen gegen die Energie des einfallenden Teilchens.

Bremsstrahlung

Elektronen verlieren beim Durchdringen von Materie Energie. Der wichtigste Prozeß ist dabei, neben der Ionisation und Anregung, die Bremsstrahlung. Es handelt sich um eine inelastische Streuung am Atomkern: Ein Elektron wird durch das elektrische Feld eines Kerns abgebremst, und die verlorene Energie des Elektrons wird in ein reelles Photon umgewandelt.

$$e^{\pm} + \text{Kern} \rightarrow e^{\pm} + \gamma + \text{Kern}$$

In einer Materieschicht der Dicke dx verliert ein Elektron dadurch

$$\left(\frac{dE}{dx}\right)_{\text{rad}} = -\frac{E}{X_0} \tag{2.6}$$

Ein Elektron verliert Energie durch Bremsstrahlung in einer Menge, die ungefähr proportional zu seiner ursprünglichen Energie ist. Dagegen vermindert

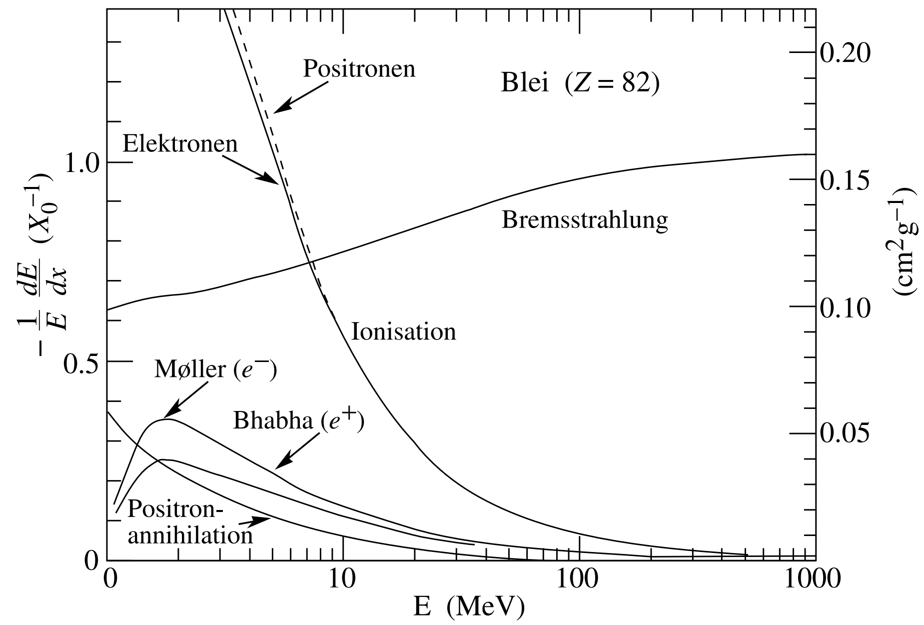


Abb. 2.2: Relativer Energieverlust pro Strahlungslänge von Elektronen und Positronen in Blei, aufgetragen gegen die Energie der einfallenden Teilchen [29]

sich der Energieverlust durch Ionisation logarithmisch mit der Energie des einfallenden Teilchens, so daß die Bremsstrahlung bei hohen Energien überwiegt. Die Energie, bei der beide Verlustraten gleich sind, wird die *kritische Energie* E_{krit} genannt. Sie läßt sich für ein Material mit der Ordnungszahl Z in der folgenden Form parametrisieren [33]:

$$E_{\text{krit}} \approx \frac{550\,\text{MeV}}{Z} \tag{2.7}$$

Andere Prozesse

Neben Ionisation und Bremsstrahlung sind auch noch andere Wechselwirkungen beim Energieverlust von Elektronen und Positronen in Materie beteiligt, die jedoch mit zunehmender Energie des einfallenden Teilchens an Bedeutung verlieren (siehe Abbildung 2.2). Dabei handelt es ich im einzelnen um folgende Prozesse:

- Møller-Streuung: $e^- + e^- \to e^- + e^-$
- Bhabha-Streuung: $e^+ + e^- \to e^+ + e^-$
- Annihilation: $e^+ + e^- \to \gamma \ + \gamma$

2.1.4 Wechselwirkungen von Photonen

Abbildung 2.3 zeigt die Aufteilung des Wirkungsquerschnitts von Photonen in Blei auf die einzelnen beteiligten Prozesse, aufgetragen gegen die Energie des einfallenden Teilchens. Die einzelnen erwähnten Prozesse werden im folgenden vorgestellt:

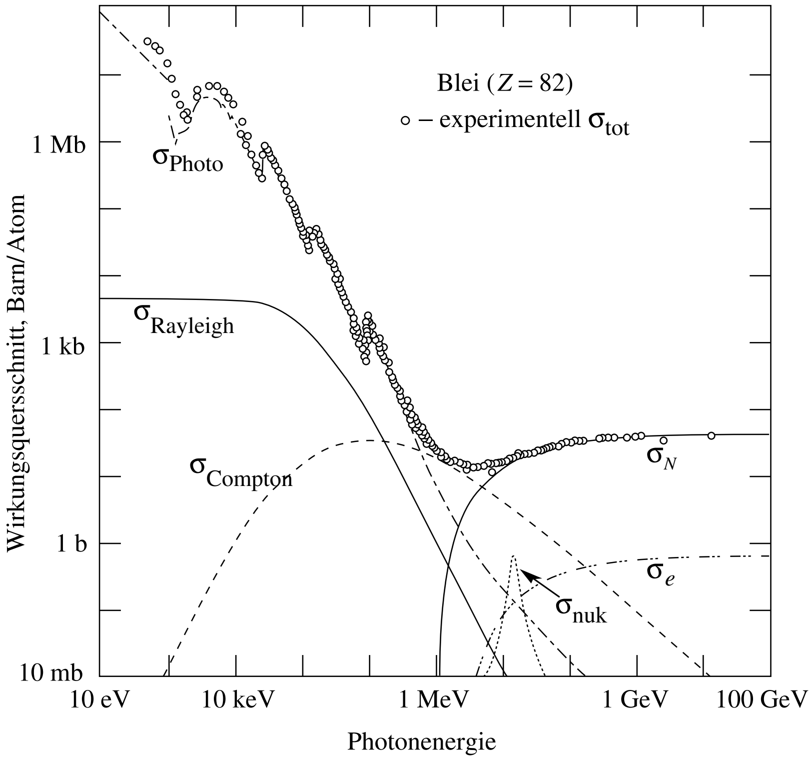


Abb. 2.3: Wirkungsquerschnitt von Photonen in Blei, aufgetragen gegen die Energie des einfallenden Teilchens [29]

Atomarer Photoeffekt

Beim Photoeffekt tritt das Photon mit einem Hüllenelektron des Absorbers in Wechselwirkung. Es wird dabei vollständig absorbiert. Das Hüllenelektron wird in einen angeregten Zustand gehoben.

$$\gamma + \text{Atom} \rightarrow e^- + \text{Atom}^*$$

Ist die Energie des Photons größer als die Bindungsenergie E_B des Elektrons, so wird das Elektron mit der kinetischen Energie $T = h\nu - E_B$ emittiert. Der freie Platz in der Schale des entstandenen Ions wird durch ein Elektron aus den weiter außen liegenden Schalen unter Aussendung der charakteristischen Röntgenstrahlung wieder aufgefüllt.

Rayleigh-Streuung

Die elastische Streuung von Photonen an Teilchen, die klein gegen die Wellenlänge des Photons sind, wird Rayleigh-Streuung genannt. Sie tritt auf, wenn die Photonenenergie in der Größenordnung der Bindungsenergie der äußersten Atomelektronen liegt.

Compton-Streuung

Die Compton-Streuung beschreibt die inelastische Streuung eines Photons an einem freien Elektron.

$$\gamma + e^- \to \gamma + e^-$$

Die Energie $h\nu$ des Photons vermindert sich dabei auf $h\nu'$ und das Elektron erhält die zusätzliche kinetische Energie $E_{\text{kin}} = h\nu - h\nu'$. (In Abbildung 2.3 wird zusätzlich die Bindungsenergie der Elektronen berücksichtigt.)

Paarerzeugung

Trifft ein Photon auf das Coulombfeld eines Atomkerns, so kann ein Elektron-Positron-Paar entstehen, wenn die Photonenenergie E_γ größer als die doppelte Ruheenergie des Elektrons $2m_ec^2 = 1{,}022\,\text{MeV}$ ist (Abbildung 2.3: σ_N).

$$\gamma + \text{Kern} \to e^+ + e^- + \text{Kern}$$

Ein ähnlicher Effekt ist bei der Wechselwirkung eines Photons mit einem Elektron möglich. Hier liegt die notwendige Schwellenenergie bei $E_\gamma > 4m_ec^2$ (Abbildung 2.3: σ_e).

$$\gamma + e^- \to e^+ + e^- + e^-$$

Die Paarerzeugung ist der wichtigste Absorptionsprozeß bei Teilchenenergien von mehr als 1 MeV. Dementsprechend ist dieser Prozeß von besonderer Bedeutung bei der Entwicklung von elektromagnetischen Schauern (siehe dazu auch Abschnitt 2.2.1).

Kernphotoeffekt

Beim Kernphotoeffekt wird ein Photon im Kern absorbiert, der daraufhin ein oder mehrere Neutronen oder Protonen emittiert (Abbildung 2.3: σ_{nuk}).

2.1.5 Hadronische Wechselwirkungen

Neben der Ionisation und Anregung durch geladene Hadronen ist die Wechselwirkung von Hadronen mit Atomkernen der wichtigste Prozeß hadronischer Wechselwirkungen. Abbildung 2.4 zeigt als Beispiel den Wirkungsquerschnitt der Streuung von positiv geladenen Pionen mit Protonen.

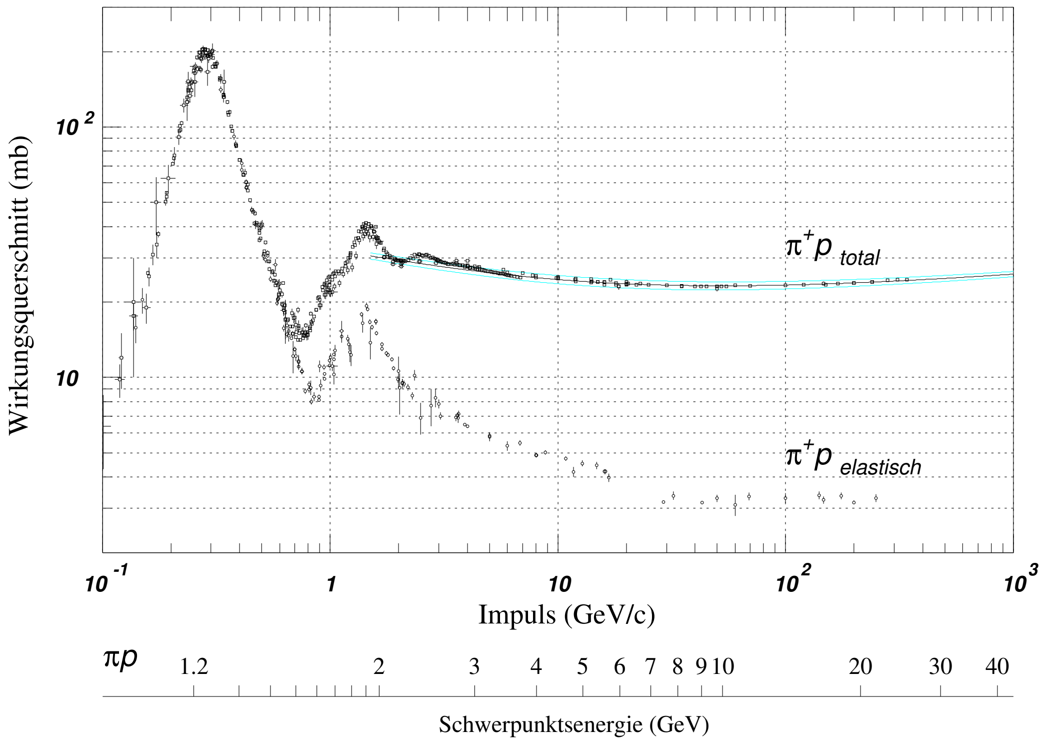


Abb. 2.4: Totaler und elastischer Wirkungsquerschnitt der π^+p-Streuung als Funktion der Energie [29]

Oberhalb von etwa 20 GeV ist der elastische und der inelastische Wirkungsquerschnitt annähernd konstant. Dementsprechend wird er zur Definition der *Absorptionslänge* λ verwendet, die die mittlere freie Weglänge eines Hadrons bis zu einer inelastischen Wechselwirkung angibt.

$$\lambda = \frac{A_m}{N_0 \, \rho \, \sigma_{\text{inel}}} \tag{2.8}$$

mit:

A_m	= molare Masse des absorbierenden Materials
ρ	= Massendichte
σ_{inel}	= totaler Wirkungsquerschnitt für inelastische Hadron-Kern-Wechselwirkungen

Tabelle 2.2 zeigt Beispiele für die Absorptionslängen einiger Materialien. Dazu gehören auch die Auslesezellen des elektromagnetischen (EMC) und hadronischen Kalorimeters (HAC) im H1-Detektor [32] (siehe dazu auch Abschnitt 3.1). Die Absorptionslängen von Substanzen verschiedener Materialien errechnen sich analog zu Gleichung 2.5.

Material		$\lambda\,[\mathrm{g\,cm^{-2}}]$	$\lambda\,[\mathrm{cm}]$
Blei	Pb	194,0	17,1
Eisen	Fe	131,9	16,8
flüssiges Argon	Ar	117,2	83,7
EMC		180,1	37,6
HAC		148,4	25,9

Tab. 2.2: Nukleare Absorptionslänge verschiedener Materialien [29, 32]

2.1.5.1 Der Ablauf einer Hadron-Kern-Wechselwirkung

Die erste Stufe einer Hadron-Kern-Wechselwirkung wird durch das Modell der *intranuklearen Kaskade* [34] beschrieben. Dabei können die einfallenden Primärteilchen mit den getroffenen Nukleonen Teilchenkaskaden erzeugen. Die primäre Wechselwirkung entspricht, bis auf Einschränkungen durch das Pauli-Prinzip, einem Stoß im freien Raum. Diese Annahme ist gerechtfertigt, da die de-Broglie-Wellenlänge $\lambda = h/p$ eines Teilchens mit hoher Energie ($> \mathcal{O}(10)\,\mathrm{MeV}$) vergleichbar oder kleiner als die durchschnittlichen Abstände der Nukleonen im Kern ($\approx 10^{-13}\,\mathrm{cm}$) ist. Somit ist die Wechselwirkungszeit des eindringenden Teilchens mit den Nukleonen kurz ($\approx 10^{-22}\,\mathrm{s}$) im Vergleich zu der Zeit zwischen Nukleon-Nukleon-Wechselwirkungen.

Es können bei der intranuklearen Kaskade andere Hadronen entstehen [35], die wiederum ihre Energie auf andere Nukleonen übertragen können und so eine Kaskade erzeugen. Wenn die Energie der Nukleonen oder Hadronen groß genug ist, kann das Kernpotential überwunden und der Kern verlassen werden. Für die Hadronproduktion eines Kerns gilt [36]:

$$\text{Multiplizität} \approx A^{0,1} \ln s \tag{2.9}$$

mit s = Quadrat der Schwerpunktsenergie $\left[\mathrm{GeV}^2\right]$

Solche Hadronen sind dann wiederum potentielle Auslöser weiterer intranuklearer Kaskaden (siehe Abbildung 2.5). Der zurückbleibende Kern befindet sich in einem hochangeregten Zustand, da die kinetische Energie der Teilchen, die den Kern nicht verlassen haben, sich auf den Kern überträgt.

Die zweite Stufe der inelastischen Hadron-Kern-Wechselwirkung betrifft den hochangeregten Kern. Er verliert seine Anregungsenergie entweder durch sogenanntes Abdampfen (*Evaporation*) von Kernfragmenten und Photonen oder

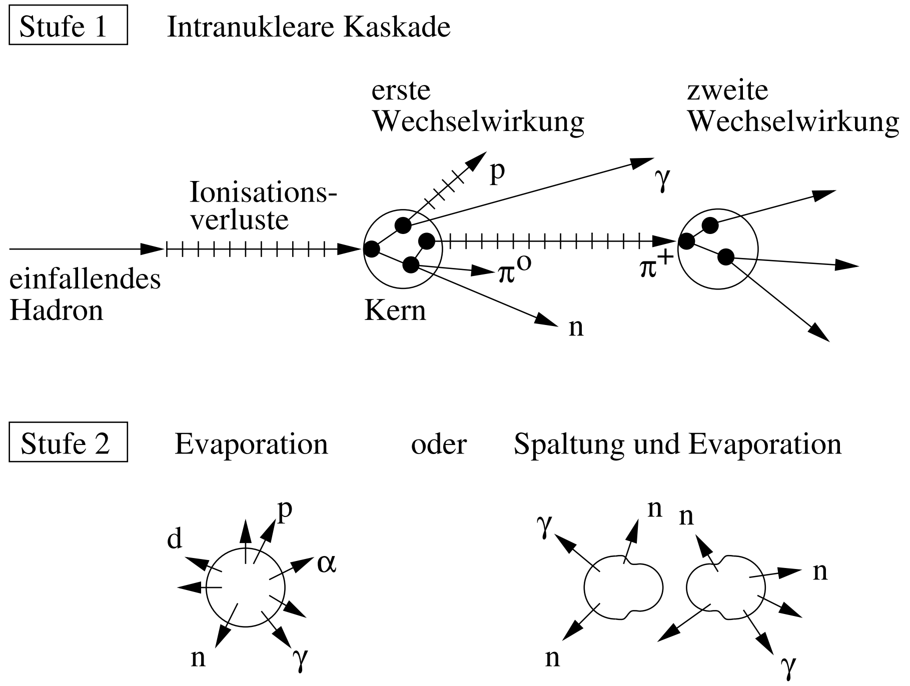


Abb. 2.5: Prinzip der inelastischen Hadron-Kern-Wechselwirkung (nach [37])

durch eine Kernspaltung mit anschließender Evaporation. Während der Evaporation werden isotrop Teilchen niedriger ($\approx 1 - 10\,\mathrm{MeV}$) Energie vom Kern abgegeben. Die Zeitskala für diesen Prozeß liegt im Bereich von 10^{-18} bis $10^{-13}\,\mathrm{s}$ [36].

2.2 Makroskopische Depositionsformen

Trifft ein hochenergetisches Teilchen auf Materie, verliert es seine Energie hauptsächlich in inelastischen Wechselwirkungen durch Erzeugung von Sekundärteilchen. Es entsteht ein Teilchenschauer, wenn durch die weiteren Wechselwirkungen der Sekundärteilchen Folgeprodukte gebildet werden (Teilchenkaskade). Hat die Energie solcher Teilchen abgenommen, wird ihre kinetische Energie durch Anregung und Ionisation deponiert, bevor sie in Wärme übergeht.

2.2.1 Elektromagnetische Schauer

Beim Auftreffen eines Elektrons oder Photons auf eine Absorberschicht wird eine elektromagnetische Kaskade ausgelöst, da die Paarerzeugungs- und Bremsstrahlungsprozesse viele Teilchen mit geringerer Energie erzeugen. Fällt die Energie des eintretenden Teilchens und anderer Sekundärteilchen unter die kritische Energie E_{krit}, werden die Prozesse in ihrer Mehrheit durch Ionisation und Anregung bestimmt, und eine weitere Erhöhung der Teilchenzahl im Schauer findet nicht mehr statt.

Die longitudinale Entwicklung eines elektromagnetischen Schauers läßt sich näherungsweise durch eine Gammaverteilung parametrisieren [38]:

$$\frac{dE}{dt} = E_0 \, \frac{b^{a+1}}{\Gamma(a+1)} \, t^a \, \mathrm{e}^{-bt} \tag{2.10}$$

mit:

t	$=$ Schauertiefe $[X_0]$
dE	$=$ zwischen t und $t+dt$ deponierte Energie
E_0	$=$ Energie des einfallenden Teilchens

Der Ausdruck t^a beschreibt die Entwicklung des Schauers bis zum Schauermaximum und e^{-bt} die Absorption der Teilchen (mit $b \approx 0{,}5$ und $a = b\,t_{\max}$). Die Größe $t_{\max}$ bezeichnet die Lage des Schauermaximums:

$$t_{\max} = \ln\left(\frac{E_0}{E_{\text{krit}}}\right) + C_j, \quad j = e, \gamma \tag{2.11}$$

mit:

C_e	$= -0{,}5$ (bei elektroninduzierten Schauern)
C_γ	$= 0{,}5$ (bei photoninduzierten Schauern)

Abbildung 2.6 zeigt die Ergebnisse einer Monte-Carlo Simulation eines Elektrons, das mit einer Energie von 30 GeV in einen Eisenblock eindringt, im Vergleich mit einer Gammaverteilung.

Die transversale Ausbreitung eines elektromagnetischen Schauers wird durch den Winkel der Bremsstrahlungsemission und durch die Winkelablenkungen der Vielfachstreuung im Material beeinflußt. Die Vielfachstreuung hat dabei einen besonders großen Einfluß bei Teilchen mit geringer Energie, während die Bremsstrahlung größere Ablenkungen bei höheren Energien erzeugt [36].

Der *Molière-Radius* R_M beschreibt die charakteristische Größe dieser Ausbreitung:

$$R_M = X_0 \frac{E_s}{E_{\text{krit}}} \tag{2.12}$$

mit $E_s = \sqrt{4\pi/\alpha}\; m_e c^2 = 21{,}2\,\text{MeV}$ (Skalenenergie)

Innerhalb eines Zylinders mit dem Radius R_M werden im Durchschnitt 90% der deponierten Energie eines elektromagnetischen Schauers zu finden sein. Ein Zylinder mit einem Radius von $3{,}5\,R_M$ schließt 99% der deponierten Energie ein.

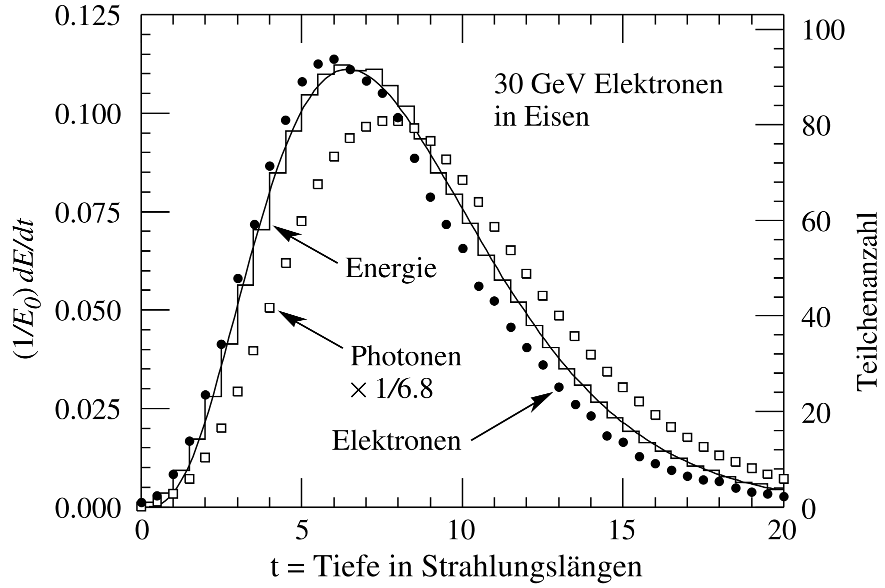


Abb. 2.6: Longitudinale Schauerentwicklung eines 30 GeV Elektrons in Eisen in Abhängigkeit der Depositionstiefe (Stufenlinie: Monte-Carlo Simulation, Punkte: Anzahl von Schauerteilchen mit einer Energie von mehr als 1,5 MeV (Simulation), durchgezogene Linie: Gammaverteilung) [29]

Abbildung 2.7 zeigt als Beispiel die laterale Ausdehnung des elektromagnetischen Schauers eines 1-GeV-Elektrons für verschiedene Schauertiefen. Deutlich zu erkennen ist die hohe Energiedeposition in einem engen Bereich um die Schauerachse für niedrige Schauertiefen und eine geringere Deposition in den anderen Bereichen. Eine Parametrisierung des Energieverlustes in Abhängigkeit des Abstands von der Schauerachse berücksichtigt diese beiden Phasen [39]:

$$\frac{1}{E}\frac{dE}{dr} = a_0\,\mathrm{e}^{-\alpha\,r} + a_1\,\mathrm{e}^{-\beta\,r} \tag{2.13}$$

mit $a_n, \alpha, \beta =$ experimentell bestimmte Anpassungsparameter

2.2.2 Hadronische Schauer

Wie beim elektromagnetischen Schauer bildet auch der hadronische Schauer eine Teilchenkaskade aus, in deren Verlauf die Energie des eindringenden Teilchens deponiert wird. Da die hadronische Schauerentwicklung zu einem großen Teil auf Hadron-Kern-Wechselwirkungen beruht, werden die Schauerabmessungen durch die Absorptionslänge λ bestimmt. Die longitudinale und laterale Ausdehnung eines Schauers ist in erster Näherung zu λ proportional.

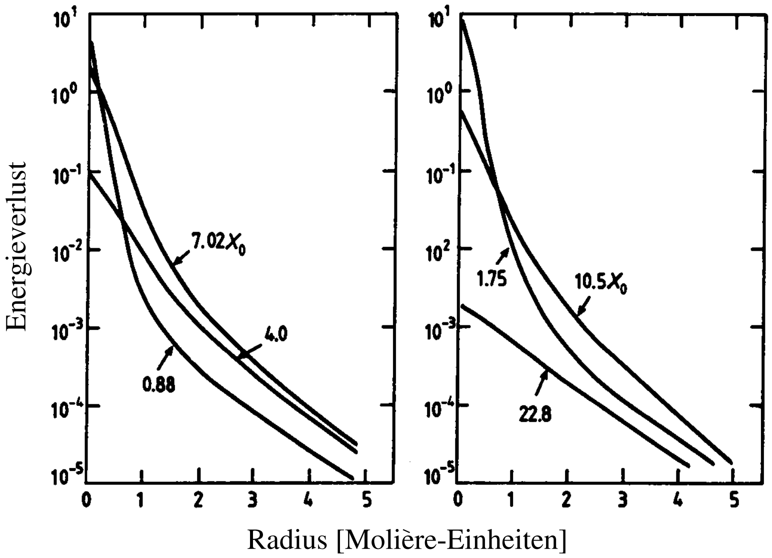


Abb. 2.7: Energieverlust eines 1 GeV Elektrons in Abhängigkeit des Abstands zur Schauerachse [40]

Typisch für die longitudinale Verteilung einer Energiedeposition in Materie ist ein starker Anstieg zu Beginn des Schauers, der durch die örtliche Deposition von elektromagnetischer Energie beim Zerfall eines π^0 verursacht wird. Danach entwickelt sich eine graduelle Deposition. Aufgrund der Unbestimmtheit der ersten inelastischen Wechselwirkung des eindringenden Hadrons unterliegt der Ort der ersten Hadron-Kern-Wechselwirkung großen Fluktuationen.

Die Schauerprofile von hadronischen und elektromagnetischen Schauern sind sich in ihrer Form sehr ähnlich, haben aber bei gleicher Energie sehr verschiedene Ausdehnungen. Die longitudinale Ausdehnung eines hadronischen Schauers kann durch die folgende Parametrisierung [41] beschrieben werden:

$$\frac{dE}{dx} = k\left[w\,t^{c_1}\mathrm{e}^{-c_2 t} + (1-w)\,s^{c_3}\mathrm{e}^{-c_4 s}\right] \tag{2.14}$$

mit:

t = Schauertiefe $[X_0]$
s = Schauertiefe $[\lambda]$
k = Normierungskonstante
w = relatives Gewicht
c_n = Anpassungsparameter

Der erste Summand beschreibt die Entwicklung des elektromagnetischen Anteils und der zweite Summand die Entwicklung des hadronischen Anteils im Schauer.

Abbildung 2.8 zeigt Messungen der mittleren longitudinalen Schauerentwicklung von geladenen Pionen in Eisen. Aufgetragen ist die Einheit ep (equivalent particle) gegen die Depositionstiefe in Eisen in cm. ep bezeichnet den wahrscheinlichsten Energieverlust eines einfallenden Myons und wird aus der mittleren Impulshöhenverteilung von Myonen in Kalibrationsmessungen bestimmt.

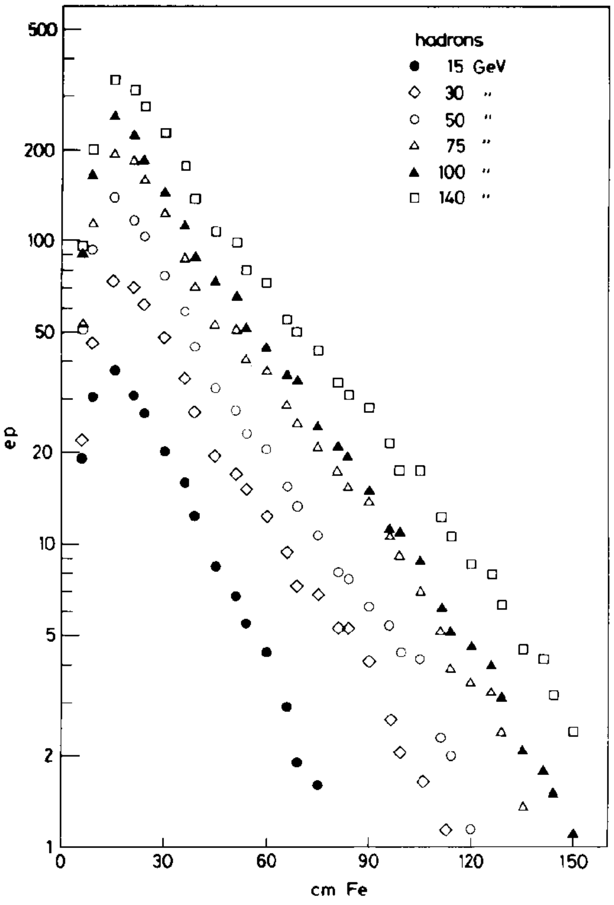


Abb. 2.8: Longitudinale Verteilung der Energie hadronischer Schauer verschiedener Primärenergien in Eisen [42]

Ein hadronischer Schauer deponiert etwa 95% seiner Energie in einem Radius von etwa einer Absorptionslänge um die Schauerachse. Abbildung 2.9 zeigt Messungen der lateralen Schauerentwicklung von geladenen Pionen, integriert über eine Tiefe von 90 cm eines Eisen-Szintillator-Kalorimeters[42]. Aufgetragen ist die Einheit nep (number of equivalent particles), die die mittlere Anzahl von ep (equivalent particle, siehe oben) bezeichnet und proportional zur Primärenergie ist. Die fehlende Symmetrie der Verteilung ist auf nicht vorhandene Szintillatoren im Testaufbau zurückzuführen.

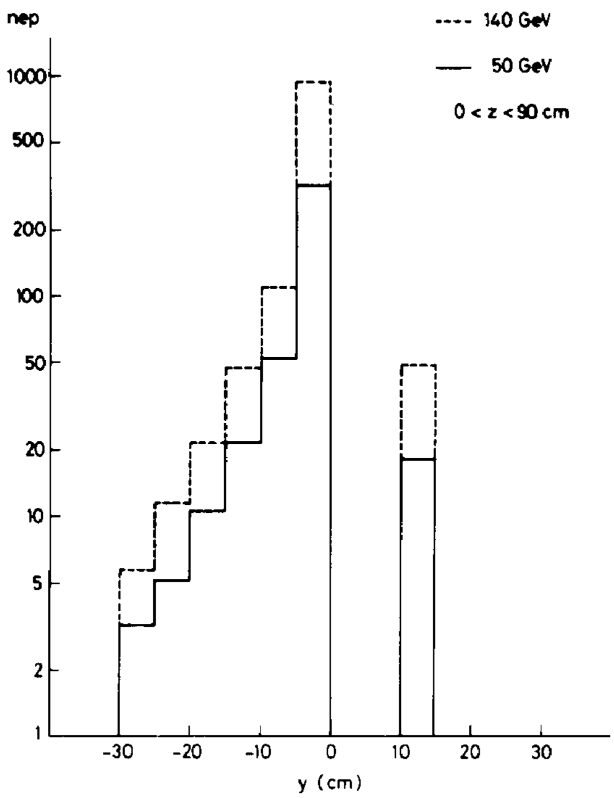


Abb. 2.9: Laterale Verteilung der Energie hadronischer Schauer verschiedener Primärenergien in Eisen [42]

2.2.2.1 Energieanteile im hadronischen Schauer

Die deponierte Energie von Hadronen in Materie verteilt sich auf drei Bereiche:

- Deponierte Energie durch hadronische Teilchen (E_{had})
  Die deponierte Energie durch hadronische Teilchen ist auf die Ionisation und Anregung durch das eindringende Hadron, sowie auf hadronische Sekundärteilchen nach einer inelastischen Wechselwirkung zurückzuführen. Dabei handelt es sich im wesentlichen um Kernbruchstücke (Neutronen, α-Teilchen) und um Pionen und Kaonen.

- Deponierte Energie durch elektromagnetische Subschauer (E_{elm})
  Energie, die durch elektromagnetische Subschauer deponiert wird, ist auf den Zerfall von π^0-Teilchen und im geringeren Maße auf den Zerfall von η-Teilchen zurückzuführen, die bei der inelastischen Hadron-Kern-Wechselwirkung im Rahmen der intranuklearen Kaskade entstehen. Etwa ein Drittel der entstehenden Pionen sind π^0-Teilchen [33]. Nach sehr kurzer Zeit ($\tau = 8,4 \cdot 10^{-17}\,\text{s}$) zerfallen sie in zwei Photonen, die dann Urheber elektromagnetischer Subschauer sind.

- Nicht nachweisbare Energie ($E_{\rm inv}$)
  Ein Teil der Energie eines einfallenden Hadrons läßt sich in einem Detektor nicht nachweisen. Verschiedene Wechselwirkungen und Teilchensorten, die bei hadronischen Wechselwirkungen entstehen, tragen zu diesem Energieanteil bei.

  - Bindungsenergieverluste bei Wechselwirkungen mit Kernen
    Bei einer inelastischen Hadron-Kern-Wechselwirkung wird bei der Kernspallation etwa 8 MeV Energie pro freigesetzten Nukleon benötigt, um die Bindungsenergie auszugleichen.
  - nachweisbare Ionisationsenergie schwerer Kernfragmente
    Stark ionisierte schwere Kernfragmente niedriger Energie deponieren aufgrund von Sättigungs- und Rekombinationseffekten in Nachweismedien zu geringe Energiemengen im Vergleich zu Elektronen durch Ionisation und Anregung [43] .
  - Kern-Rückstoßenergie
    Die auf Kerne übertragene Rückstoßenergie von abgespaltenen Fragmenten kann aufgrund der geringen Reichweite der Kerne häufig nicht nachgewiesen werden [44].
  - niederenergetische Neutronen
    Niederenergetische Neutronen, die bei der Kernspallation freigesetzt werden, können das Detektorvolumen ohne größeren Energieverlust durch Wechselwirkungen verlassen oder deponieren ihre Energie erst zu einem Zeitpunkt, der außerhalb der Integrationszeit der Detektormessung liegt.
  - Neutrinos und hochenergetische Myonen
    Neutrinos und Myonen können bei $\pi^{\pm}$- und K-Zerfällen entstehen. Eine Wechselwirkung zwischen Neutrinos und der Materie im Detektorvolumen findet nur mit einer sehr geringen Wahrscheinlichkeit statt. Auch hochenergetische Myonen verlassen den Detektor. Sie deponieren nur einen geringen Anteil ihrer Energie durch Ionisation und Anregung.

Die durch Hadronen deponierte Energie $E_{\rm had}$ und die durch elektromagnetische Subschauer deponierte Energie $E_{\rm elm}$ bilden zusammen die sogenannte *sichtbare Energie* $E_{\rm vis}$, die im Prinzip nachweisbar ist. Für die Energiebilanz eines hadronischen Schauers der Primärenergie $E_{\rm inc}$ gilt:

$$E_{\rm inc} = E_{\rm vis} + E_{\rm inv} = E_{\rm elm} + E_{\rm had} + E_{\rm inv}$$

Bezogen auf die Energie eines einfallenden Teilchens ($E_i/E_{\rm inc} \equiv f_i$) bedeutet das:

$$1 = f_{\rm vis} + f_{\rm inv} = f_{\rm elm} + f_{\rm had} + f_{\rm inv}$$

Abbildung 2.10 zeigt die Energieanteile pioninduzierter Schauer in Abhängigkeit der Energie des einfallenden Teilchens. Die Werte wurden durch Simulationsrechnungen bestimmt[1]. Der mittlere Anteil der deponierten Energie durch elektromagnetische Subschauer E_{elm} steigt logarithmisch mit zunehmender Energie des einfallenden Primärteilchens. Das ist auf den zunehmenden Anteil von π^0-Teilchen im Schauer zurückzuführen. Bei einer intranuklearen Kaskade entstehen wegen der Isospininvarianz der starken Wechselwirkungen zu etwa gleichen Teilen π^+, π^- und π^0. Ist die Energie der geladenen Pionen groß genug, so können sie wiederum Auslöser weiterer intranuklearer Kaskaden sein, bei denen wiederum zu etwa einem Drittel π^0-Teilchen entstehen. So erfolgt eine weitere Steigerung des Energieanteils E_{elm} eines hadronischen Schauers [45].

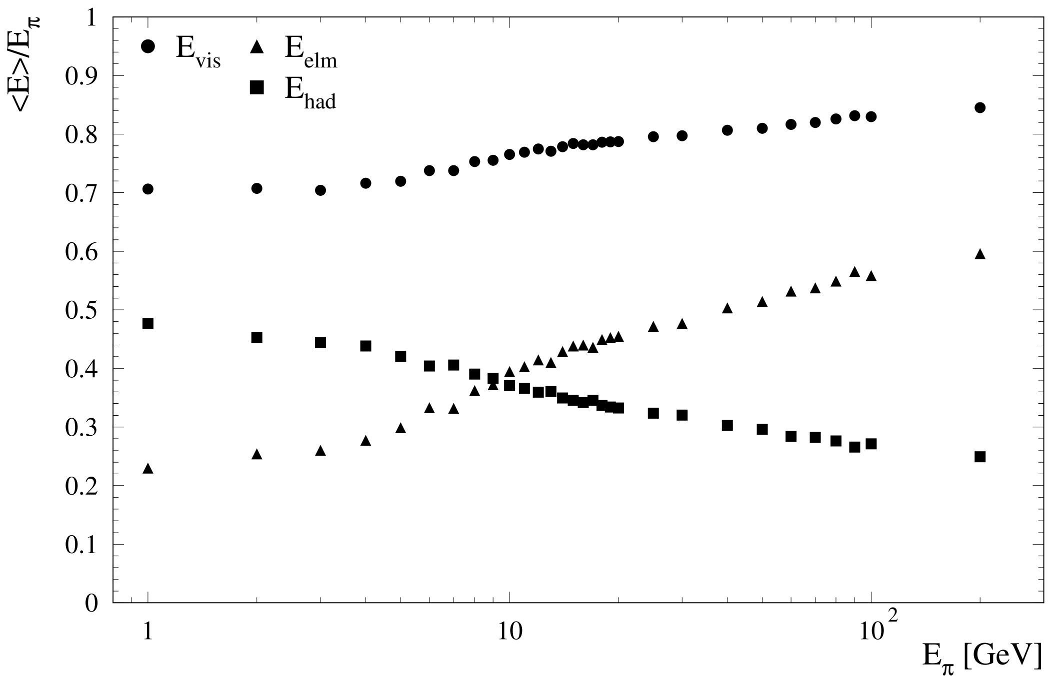


Abb. 2.10: Anteile der verschiedenen Energiearten in Teilchenschauern im H1-Detektor, in Abhängigkeit der Energie einfallender Pionen (Simulationsrechnungen mit CALOR)

[1] Die Fehlerbalken der Datenpunkte sind kleiner als die in der Grafik verwendeten Symbole.

2.2.3 Jet-induzierte Schauer

Bei der Fragmentation von Quarks entstehen häufig eine Anzahl von Hadronen und Leptonen, die sich im Rahmen einer Raumwinkelverteilung in eine gemeinsame Richtung bewegen. Diese Gruppen von Teilchen werden *Jets* genannt. Wenn solche Teilchen auf Materie treffen, verhalten sie sich in erster Näherung wie ein hadronischer Schauer, dessen erste Kern-Wechselwirkung außerhalb des beobachteten Volumens liegt, denn die weitere Entwicklung in Schauerform enthält ebenfalls hadronische, elektromagnetische und nicht-nachweisbare Komponenten.

2.3 Kalorimeter in der Hochenergiephysik

Kalorimeter liefern Informationen über die Energie von eingetretenen hochenergetischen Teilchen und über den Ort der Energiedeposition. Diese Informationen sind abhängig von der Teilchenart, Teilchenenergie und dem Detektoraufbau [46].

2.3.1 Das Meßprinzip der Kalorimetrie

Ein Kalorimeter arbeitet als vollständig absorbierender Detektor. Einfallende Teilchen mit hoher Energie erzeugen durch inelastische Wechselwirkungen mit dem Material des Detektors Teilchenschauer. Mit fortschreitender Schauerentwicklung verringert sich die Energie der beteiligten Teilchen. Sie kann dann durch atomare Prozesse deponiert werden. Die deponierte Energie dieser Prozesse kann mit Hilfe von Standardmethoden gemessen werden.

Wenn das Kalorimeter segmentiert ist, kann die Form des Schauers Informationen liefern, die bei der Ermittlung der Teilchensorte helfen.

Kalorimeter zeichnen sich besonders durch folgende Eigenschaften aus:

- Der Detektor ist gegenüber geladenen und neutralen Teilchen empfindlich.
- Die Genauigkeit der Messung hängt nur von der Anzahl der erzeugten Teilchen ab. Mit zunehmender Energie steigt die Zahl der Teilchen in einem Schauer.
- Die longitudinale Ausdehnung von Teilchenschauern in Kalorimetern steigt nur logarithmisch mit der Primärenergie. Somit sind auch für hohe Primärteilchenenergien kompakte Bauformen möglich.
- Die Abdeckung des gesamten Raumwinkels ist möglich, da bei Kalorimetern im Gegensatz zu Magnetspektrometern keine Raumrichtung ausgezeichnet ist.

- Durch Segmentierung in Auslesekanäle ist die Analyse der räumlichen Verteilung von Schauerstrukturen möglich, die sich charakteristisch für die verschiedenen Komponenten eines hadronischen Schauers unterscheiden.

2.3.1.1 Hadronische und elektromagnetische Kalorimeter

In vielen Detektoren verwendet man getrennte elektromagnetische und hadronische Kalorimetern. Beide arbeiten nach demselben Meßprinzip, sind jedoch in ihrem Material, ihrer Ausdehnung und Segmentierung für den Nachweis von elektromagnetisch bzw. hadroninduzierter Schauer optimiert. Befindet sich das hadronische Kalorimeter hinter dem elektromagnetischen, so erfolgt eine nahezu vollständige Absorption von einfallenden Photonen und Elektronen im elektromagnetischen Kalorimeter. Das nachfolgende hadronische Kalorimeter mißt die Energie hadronischer Teilchen, die das elektromagnetische Kalorimeter ohne Wechselwirkung durchdrungen haben oder die Energie von Teilchenschauern, die nicht vollständig im elektromagnetischen Kalorimeter absorbiert wurde.

Die Verwendung getrennter Kalorimeter ist somit auch hilfreich bei der e/π-Trennung (siehe dazu auch Abschnitt 2.3.3).

2.3.1.2 Sampling-Kalorimeter

Bei der Anwendung von Kalorimetern liegt ein Problem in der Optimierung der Signalauslese, die Materialien mit unterschiedlichen Eigenschaften erfordert:

- Teilchen sollen ihre Energie möglichst vollständig im Kalorimeter deponieren, um eine umfassende Grundlage zur Energiebestimmung zu liefern. Dementsprechend sollten Materialien hoher Dichte verwendet werden.

- Signale, die der Energiedeposition im Kalorimeter entsprechen, sollen nachgewiesen werden. Dazu sind besonders Nachweismedien geeignet, die eine geringe Erzeugungsenergie für Signalträger besitzen. Solche Nachweismedien haben typischerweise eine geringe Dichte.

Einen Ausweg aus dieser Problematik bietet das *Sampling-Kalorimeter*. Es besteht aus aufeinanderfolgenden Schichten von Materialien hoher Dichte (Absorberschichten) und Materialien mit hoher Signaleffizienz (Nachweisschichten). In den Nachweisschichten kann allerdings nur eine Stichprobe (*sample*) der Energie gemessen werden, die im Kalorimeter deponiert wurde. Aus der gemessenen Energie läßt sich dann die gesamte deponierte Energie berechnen, wenn die Anzahl der Schichten groß und die Dicke der Absorberschichten klein gegen die Ausdehnung des Schauers ist.

Abbildung 2.11 zeigt das grundlegende Prinzip eines Sampling-Kalorimeters. Ein Primärteilchen mit der Energie E dringt in das Kalorimeter ein und deponiert in den Absorberschichten den nicht detektierbaren Energieanteil $\sum \Delta E_{\text{abs}}$. In den Nachweisschichten wird der verwertbare Anteil $\sum \Delta E_{\text{det}}$ deponiert.

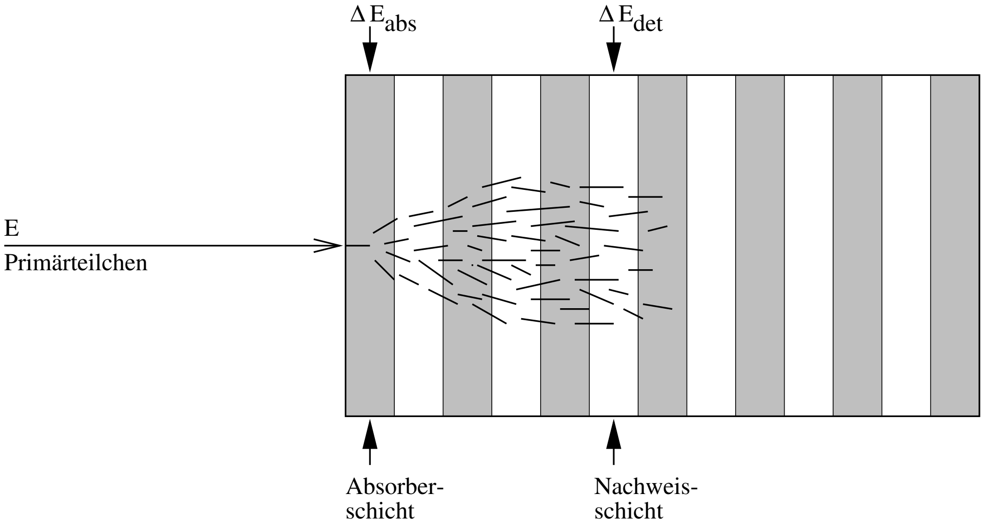


Abb. 2.11: Prinzipieller Aufbau eines Sampling-Kalorimeters

2.3.1.3 Flüssigargon-Kalorimeter

Ein Beispiel für die Anwendung des Sampling-Prinzips ist das Flüssigargon-Kalorimeter. Dabei werden abwechselnd Platten von Absorbermaterial und Ausleseplatten angeordnet, in deren Zwischenräumen sich flüssiges Argon mit einer Temperatur von 86 K befindet. Zwischen zwei benachbarten Ausleseplatten liegt eine Hochspannung an, so daß die im Argon influenzierte Ladung eingesammelt werden kann. Es wird dabei das Prinzip der *Ionisationskammer* [47] angewendet:

Beim Durchgang eines Teilchens durch den sensitiven Bereich des Kalorimeters erfolgt eine Ladungstrennung. Das anliegende elektrische Feld bewegt die getrennten Ionen zu den Elektroden. Positive Ionen tragen wegen ihrer geringen Mobilität nur sehr wenig zum Ladungstransport bei.

Während der Bewegung eines Elektron-Ionenpaares durch das Argon (Driftzeit) wird ein Strom influenziert. Bei einer Integration des Stromes über die gesamte Driftzeit kann so die Ladung der freigesetzten Elektronen bestimmt werden, die proportional zu der im gesamten Kalorimeter deponierten Energie ist. Tabelle 2.3 zeigt die charakteristischen Größen für die Deposition eines einzelnen Ionenpaares, sowie für eine Linienquelle, die typisch für eine Teilchenspur ist.

	Ionenpaar	Linienquelle
deponierte Ladung	$Q_d = e$	$Q_d = ne$
influenzierter Strom	$I = e\frac{v}{d} = e\frac{1}{t_d}$	$I = ne\frac{v}{d}\left(1 - \frac{t}{t_d}\right)$
gemessene Ladung	$Q(t) = e\frac{t}{t_d}$	$Q(t) = ne\left(\frac{t}{t_d} - \frac{1}{2}\left(\frac{t}{t_d}\right)^2\right)$

mit
t_d = Driftzeit
v = Driftgeschwindigkeit
n = Anzahl der deponierten Ladungen
d = Breite des Spaltes

Tab. 2.3: Charakteristische Größen einer Ionisationskammer

Da im Mittel eine deponierte Ladung die Hälfte des mit flüssigen Argon gefüllten Spalt zu durchqueren hat, ist die halbe deponierte Ladung nachweisbar.

Flüssiges Argon besitzt einige Eigenschaften [47, 48], die bei einer Verwendung in einem Kalorimeter besonders vorteilhaft sind:

- eine relativ hohe Dichte (1,4 g/cm^3)
- eine kleine Ionisationsenergie (23,3 eV/Ionenpaar)
- keine Elektronegativität
- hohe Elektronenmobilität (3 mm/μs bei 5 kV/cm)
- viele elektronegative Verunreinigungen werden ausgefroren

2.3.1.4 Signale im Sampling-Kalorimeter

Der nachweisbare Energieanteil S in den Ausleseschichten eines Sampling-Kalorimeters beträgt:

$$S = \frac{E_{\mathrm{det}}}{E_{\mathrm{det}} + E_{\mathrm{abs}}} \tag{2.15}$$

Dieser Anteil ist außerdem von der Art der deponierten Energie abhängig. Er wird durch das Verhältnis von elektromagnetischen Signalhöhen zu hadronischen Signalhöhen $r_{e/h}$ beschrieben:

$$r_{e/h} := \frac{S_e}{S_h} \tag{2.16}$$

Die Deposition eines Hadrons besteht, wie bereits in Abschnitt 2.2.2.1 beschrieben, aus elektromagnetischen und hadronischen Komponenten. Dementsprechend gilt für das Signal S_π eines Pions:

$$S_\pi = f_{\mathrm{elm}}\, S_e + (1 - f_{\mathrm{elm}}) S_h \tag{2.17}$$

Das Verhältnis $r_{e/\pi}$ ist genau dann 1, wenn Elektronen und Pionen gleicher Energie auch Signale gleicher Größe erzeugen:

$$r_{e/\pi} = \frac{r_{e/h}}{1 + f_{\mathrm{elm}}(r_{e/h} - 1)} \tag{2.18}$$

Eine andere Methode dieses Verhältnis zu beschreiben, besteht darin den Quotient aus deponierter Energie E_{dep} und rekonstruierter Energie auf der elektromagnetischen Skala $E_{\mathrm{rec,dep}}$ zu bestimmen:

$$r_{e/\pi} = \frac{E_{\mathrm{dep}}}{E_{\mathrm{rec,dep}}} \tag{2.19}$$

Die Energie auf der elektromagnetischen Skala ist das Ergebnis einer Rekonstruktion, die unterstellt, daß das einfallende Teilchen seine gesamte Energie elektromagnetisch deponiert hat.

Abbildung 2.12 zeigt für verschiedene Energien E_{inc} einfallender geladener Pionen das Verhältnis $r_{e/\pi}$, wie es sich aus simulierten Daten für einen Teil des H1-Flüssigargon-Kalorimeters errechnet. $r_{e/\pi}$ fällt mit zunehmender Energie der einfallenden Teilchen. Dieser Abfall ist mit der Zunahme des elektromagnetischen Anteils f_{elm} eines pioninduzierten Schauers korreliert (siehe dazu auch Abschnitt 2.2.2.1 und Abbildung 2.10).

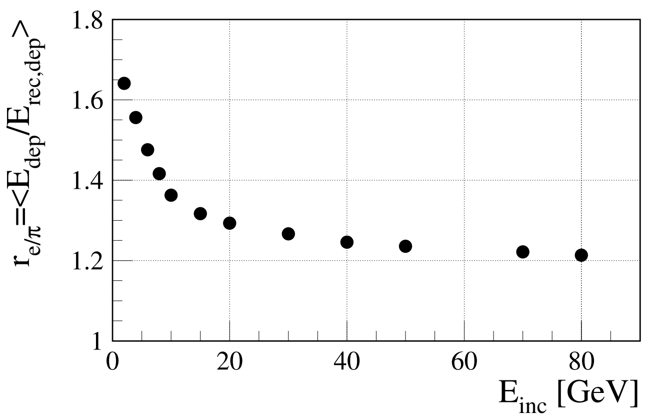


Abb. 2.12: $r_{e/\pi}$ für verschiedene Energien einfallender Pionen aus simulierten Daten (H1-Flüssigargon-Kalorimeter, Simulationsprogramm CALOR)

2.3.2 Qualität der Energiemessung eines Kalorimeters

Die Qualität der Energiemessung eines Kalorimeters läßt sich neben der Linearität der Messung im wesentlichen durch die Energieauflösung charakterisieren.

Die Energieauflösung σ_E beschreibt die Schwankungsbreite der gemessenen Energiewerte um den Mittelwert dieser Werte bei einfallenden Teilchen mit der vorgegebenen Energie E. Sie wird bei der Messung mit einem Kalorimeter von vielen Faktoren beeinflußt:

- Intrinsische Fluktuationen
- Sampling-Fluktuationen
- Rauschen
- Kompensation
- Verluste außerhalb des Kalorimeters

Diese Einflüsse und ihre Ursachen sollen nun vorgestellt werden.

2.3.2.1 Intrinsische Fluktuationen

Intrinsische Fluktuationen entsprechen statistischen Schwankungen der Anzahl n primärer, unkorrelierter Prozesse in einem Schauer. Dieser Effekt ist bei elektromagnetischen Schauern sehr klein. In hadronischen Schauern gewinnt er jedoch an Bedeutung, da die Verteilung der Energie auf die Reaktionsprodukte der primären Hadron-Kern-Wechselwirkungen großen Schwankungen unterliegt. Die folgenden zwei Prozesse sind entscheidend für die intrinsische Begrenzung der Leistungsfähigkeit von Kalorimetern [36]:

1. Die Entstehung von π^0-Teilchen, die elektromagnetische Subschauer auslösen.
2. Anregung oder Aufbrechen des Kerns mit dem das primäre Hadron in Wechselwirkung getreten ist.

Entsprechend der Poisson-Statistik gilt für die relative Breite der Signalverteilung σ_s für die Messung eines monoenergetischen Teilchens mit der Energie E [45]:

$$\frac{\sigma_s}{S} \sim \frac{\sqrt{n}}{n} \tag{2.20}$$

Unter Annahme eines linearen Kalorimeters folgt daraus für die relative Energieauflösung σ_E/E:

$$\frac{\sigma_E}{E} \sim \frac{1}{\sqrt{E}} \tag{2.21}$$

2.3.2.2 Sampling-Fluktuationen

Sampling-Fluktuationen sind statistische Schwankungen der Anzahl von Elektronen und Positronen, die die aktiven Schichten eines Sampling-Kalorimeters durchqueren. Aufgrund dieser Fluktuationen wurde mit Hilfe von Modellrechnungen [33] die folgende relative Energieauflösung für elektromagnetische Schauer bestimmt:

$$\frac{\sigma_E}{E} \simeq 3{,}2\% \sqrt{\frac{E_{\mathrm{krit}}\, D}{X_0\, F(z)}}\ \frac{1}{\sqrt{E}} \tag{2.22}$$

mit:

$$F(z) \simeq e^z \left(1 +\ z \ln\left(\frac{z}{1{,}562}\right)\right), \quad z = 4{,}58\, \frac{Z}{A}\, \frac{E_c}{E_{\mathrm{krit}}}$$

und:

E_{krit}	= kritische Energie $[MeV]$
E	= Energie des einfallenden Teilchens $[GeV]$
D	= Dicke einer Samplingzelle (Ausleseschicht + Absorberschicht)
X_0	= Strahlungslänge
$F(z)$	= Korrekturterm, der die minimal notwendige Energie E_c zum experimentellen Nachweis berücksichtigt

Sampling-Fluktuationen sind auch für hadronische Schauer von Bedeutung. Da der Anteil des elektromagnetischen Subschauers am hadronischen Schauer nicht analytisch beschreibbar ist, kann auch die entsprechende relative Energieauflösung nur unzureichend beschrieben werden.

2.3.2.3 Rauschen

Beim Auslesen der Ladungen aus dem Kalorimeter erhält man aufgrund der aktiven Elektronikbauelemente in den Verstärkerbaugruppen eine Überlagerung des Nutzsignals durch Rauschen. In einem Flüssigargon-Kalorimeter ist das Verstärkerrauschen unabhängig von der Energie der einfallenden Teilchen.

2.3.2.4 Kompensation

Elektronen und Hadronen führen bei identischer Energie im allgemeinen zu unterschiedlichen induzierten Ladungsmengen im Kalorimeter.

Gilt für das Verhältnis $r_{e/h} \neq 1$, spricht man von einem *nichtkompensierenden Kalorimeter*. In einem solchen Kalorimeter deponieren Hadronen im Durchschnitt bis zu 30% weniger meßbare Energie als Elektronen derselben Primärenergie (siehe dazu auch Abbildung 2.10). Daraus resultieren die folgenden Eigenschaften [45]:

- Die Signalverteilung von monoenergetischen Hadronen zeigt nicht die Form einer Gauß'schen Verteilung.
- Die Fluktuationen des elektromagnetischen Anteils f_{elm} ergeben eine zusätzliche Verschlechterung der Energieauflösung.
- Die Energieauflösung σ/E ist nicht proportional zu $E^{-1/2}$.
- Das Kalorimetersignal ist nicht proportional zur Energie einfallender Hadronen.
- Das Verhältnis $r_{e/\pi}$ ist energieabhängig.

In einem nichtkompensierenden Kalorimeter lassen sich die Auswirkungen des Mangels an Kompensation z.B. durch eine differentielle Messung der Energiedepositionen beseitigen. Damit können Bereiche der hadronischen Komponente des Schauers für eine Signalgewichtung identifiziert werden. Diese Methode wurde erstmalig in der CDHS-Kollaboration angewendet [49]. Sie gehört heute zur Standardrekonstruktion des H1-Detektors (Abschnitt 3.2).

Ein kompensierendes Kalorimeter verwendet z.B. abgereichertes Uran als Absorbermaterial und einen geeigneten Szintillator als Auslesemedium, um durch die im Schauer entstehenden zusätzlichen Neutronen das Signal der hadronischen Komponente zu erhöhen. Ein Beispiel für die Verwendung dieser Technik ist das ZEUS-Uran-Kalorimeter [50].

2.3.2.5 Verluste außerhalb des Kalorimeters

Nicht die gesamte Energie des eindringenden Teilchens kann eingesammelt werden. Anteile der Energie werden durch folgende Ursachen außerhalb des Detektors deponiert:

- Material vor dem Detektor
- nicht zu den Kalorimeterzellen gehörendes Material in Spalten oder zwischen Kalorimeterteilen
- Leckverluste, d.h. Verluste durch Sekundärteilchen, die das Detektorvolumen verlassen

2.3.2.6 Zusammenfassende Beschreibung der Energieauflösung

Geht man davon aus, daß die genannten Einflüsse statistisch unabhängig voneinder sind und die möglichen Einflüsse auf eine Kalorimetermessung vollständig beschreiben, so kann man die relative Energieauflösung durch die folgende Parametrisierung beschreiben [51]:

$$\frac{\sigma_E}{E} = \sqrt{\frac{a^2}{E} + \frac{b^2}{E^2} + c^2} \tag{2.23}$$

a = Maß für den Einfluß der intrinsischen und Sampling-Fluktuationen
b = Maß für den Einfluß des konstanten Rauschens
c = Maß für den Einfluß mangelnder Kompensation und von Leckverlusten

2.3.3 e/π-Trennung mit Hilfe von Kalorimetern

Elektromagnetische und hadronische Schauer gleicher Energie sind häufig deutlich zu unterscheiden, wenn sie sich in Materialien mit verschiedenen charakteristischen Längenskalen für die Schauerentwicklung, X_0 und λ, entwickeln. Das Verhältnis der Skalen läßt sich in der folgenden Form parametrisieren [36]:

$$\frac{\lambda}{X_0} \approx \frac{35\, A^{1/3} Z^2}{180\, A} \approx 0{,}12\, Z^{4/3} \tag{2.24}$$

mit A = Massezahl

Somit folgt, daß schwere Materialien in Kalorimetern für eine Trennung einfallender Elektronen und geladener Pionen besonders geeignet sind. Eine Segmentierung in Richtung der Schauerachsen oder eine Aufteilung in elektromagnetische und hadronische Kalorimeter (Abschnitt 2.3.1.1) ermöglicht die Auswertung solcher Informationen. Zusätzliche laterale Segmentierung kann außerdem nützlich sein, da elektromagnetische Schauer typischerweise kleinere laterale Ausdehnungen als hadronische Schauer besitzen und ihre Energie häufig in einem zusammenhängenden Bereich deponieren.

Um die Eigenschaften eines Trennalgorithmus zu bewerten, werden die folgenden Größen verwendet:

Effizienz:

$$\epsilon = \frac{\text{Anzahl der richtig identifizierten Teilchen}}{\text{Anzahl aller Teilchen}} \tag{2.25}$$

Trennung (z.B. für Elektronen):

$$T_{\text{Elektronen}} = \frac{\epsilon(\text{Elektronen})}{1 - \epsilon(\text{Pionen})} \tag{2.26}$$

2.3.3.1 Begrenzung der e/π-Trennung durch Ladungsaustausch

Eine grundsätzliche Begrenzung der e/π-Trennung wird durch den *Ladungsaustausch* verursacht. Dabei handelt es sich um die beiden folgenden Reaktionen:

$$\pi^- \, p \longrightarrow \pi^0 \, n$$

$$\pi^+ \, n \longrightarrow \pi^0 \, p$$

Das entstehende π^0 zerfällt in zwei Photonen, die Urheber elektromagnetischer Schauer sind. Somit könnte man allenfalls durch eine Identifikation der Aufspaltung in zwei Subschauer unterscheiden, ob der beobachtete Schauer von einem Elektron oder von neutralen Pionen ausgelöst wurde. Diese Möglichkeit ist jedoch aufgrund der Größe der Auslesezellen in einem Kalorimeter und dem überlagerten Rauschen bei der Messung deutlich eingeschränkt [52].

Die maximale Trennung entspricht der inversen Wahrscheinlichkeit eines Ladungsaustauschs. Ausgehend von den Wirkungsquerschnitten für die verschiedenen Reaktionen von geladenen Pionen, sowie der Annahme, daß ein Kalorimeter aus etwa der gleichen Anzahl von Protonen und Neutronen zusammengesetzt ist, gilt somit:

$$T_{\mathrm{max}}^{-1} = \frac{\sigma(\mathrm{Ladungsaustausch})}{\sigma(\pi^\pm \, p \to X) + \sigma(\pi^\pm \, n \to X)} \tag{2.27}$$

Bei Energien von weniger GeV beträgt der Wirkungsquerschnitt für die Erzeugung von neutralen Pionen einige Prozent des totalen Wirkungsquerschnitts und fällt mit zunehmender Energie logarithmisch [53, 54]. Dementsprechend ist die maximal mögliche Trennung bei kleinen Energien deutlich vermindert.

So liegen z.B. für negative geladenen Pionen mit Energien zwischen 20 und 60 GeV die maximal möglichen Trennungen zwischen etwa 2000 und 8000.

Wenn angenommen wird, daß ein elektroninduzierter Schauer nur dann einem π^0-induziertem Schauer ähnelt, wenn er in den ersten fünf Strahlungslängen (0,2 Absorptionslängen) des Kalorimeters entsteht, so vermindert sich die Wahrscheinlichkeit eines falsch identifizierten Hadrons aufgrund des Ladungsaustauschs um den Faktor $\mathrm{e}^{-0,2}$. Die maximal erreichbare Trennung erhöht sich deshalb um einen Faktor von etwa 1,22 [55].

2.3.3.2 Der Einfluß von Magnetfeldern

Bei der Anwesenheit eines magnetischen Feldes im Bereich vor dem Kalorimeter ist eine Verschlechterung der Möglichkeiten zur Teilchenidentifikation zu erwarten. Niederenergetische Teilchen, die in Schauerentwicklungen des eindringenden Teilchens im Vormaterial entstehen, werden durch das Magnetfeld stark abgelenkt. Daraus resultiert eine Verbreiterung des Kalorimeterbereiches, in dem Energie deponiert wird. So wird z.B. eines der Indizien zur Erkennung eines Elektrons, die laterale Ausdehnung des Schauers, stark beeinflußt [56, 57].

2.3.4 Monte-Carlo-Simulation von Kalorimetermessungen

Messungen mit Kalorimetern lassen sich nur dann richtig interpretieren, wenn die auftretenden physikalischen Effekte verstanden sind. Wechselwirkungen von Teilchen mit Materie können jedoch aufgrund der Vielfalt und Zufallsverteilung der dabei ablaufenden Prozesse in ihrer Gesamtheit nicht analytisch beschrieben werden. Deshalb verwendet man Monte-Carlo-Simulationen, die den Weg simulierter Teilchen durch einen Detektoraufbau verfolgen. In Abhängigkeit vom durchquerten Material und gegebenen Wahrscheinlichkeitsverteilungen werden die Auswirkungen der verschiedenen Prozesse berechnet, die diese Teilchen durchlaufen.

Eine detaillierte Simulation sollte höchste Detailtreue und Genauigkeit anstreben. Dazu gehört

- ein möglichst genaues Modell der Form und Zusammensetzung der zu durchdringenden Materie,
- die Verfolgung aller entstehenden Teilchen,
- die zumindest approximative Simulation sämtlicher auftretender physikalischer Prozesse.

2.3.4.1 Das Programmpaket GEANT

Ein Beispiel für ein Monte-Carlo-Simulationsprogramm, mit dem die Wechselwirkungen von Teilchen mit Materie simuliert werden können, ist GEANT [58], das auch Bestandteil der H1-Detektorsimulation ist.

Die Simulation von Prozessen in GEANT verwendet folgende Methoden:

- Ermitteln der Wahrscheinlichkeit des Auftretens einer bestimmten Wechselwirkung durch Verwendung einer Zufallsauswahl aus dem totalen Wirkungsquerschnitt
- Erzeugung des Endzustands durch Verwendung einer Zufallsauswahl aus den differentiellen Wirkungsquerschnitten
- Verwendung einer Approximation bei quasikontinuierlichen Abläufen, wie z.B. bei der Vielfachstreuung

Elektromagnetische Wechselwirkungen sind analytisch beschreibbar und können mit hoher Genauigkeit simuliert werden. GEANT beschreibt die Auswirkungen dieser Prozesse im Energiebereich zwischen 10 keV und 10 TeV.

<table>
<tr><th>Energie</th><th>GHEISHA</th><th>FLUKA</th><th>CALOR</th></tr>
<tr><td>≈10 MeV</td><td rowspan="9">GHEISHA-Modell [59]</td><td rowspan="4">Resonanzproduktionsmodell [60]</td><td rowspan="2">Intranuklearkaskaden-Evaporationsmodell [62]</td></tr>
<tr><td>⋮</td></tr>
<tr><td>3 GeV</td><td rowspan="4">Skalierungsmodell [63]</td></tr>
<tr><td>⋮</td></tr>
<tr><td>5 GeV</td><td rowspan="7">Vielkettenfragmentationsmodell [60]</td></tr>
<tr><td>⋮</td></tr>
<tr><td>10 GeV</td><td rowspan="5">Vielkettenfragmentationsmodell [60]</td></tr>
<tr><td>⋮</td></tr>
<tr><td>1 TeV</td></tr>
<tr><td>⋮</td><td rowspan="2">nicht vorgesehen</td></tr>
<tr><td>10 TeV</td></tr>
</table>

Tab. 2.4: Energiebereiche der verschiedenen Modelle in den Monte-Carlo-Simulationsprogrammen GHEISHA, FLUKA und CALOR

Die Wechselwirkung von Hadronen in Materie kann nicht exakt berechnet werden, da es keine analytisch formulierten, theoretischen Modelle für Hadron-Hadron- oder Hadron-Kern-Wechselwirkungen gibt. Verschiedene Verfahren beschreiben diese Wechselwirkungen näherungsweise. Innerhalb der Simulation der verschiedenen Prozesse in GEANT können für die Hadron-Kern-Wechselwirkungen unterschiedliche Unterprogramme verwendet werden.

2.3.4.2 Hadronische Simulationen: GHEISHA, CALOR, FLUKA

Im folgenden sollen die charakteristischen Eigenschaften der Hadron-Kern-Wechselwirkung verschiedener detaillierter Simulationsprogramme vorgestellt werden, auf denen das Projekt aufbaut. Dabei handelt es sich um die Programme GHEISHA [59], FLUKA [60] und CALOR [61], die in modifizierter Form aus GEANT aufgerufen werden können. Ihre Unterschiede zeigen sich insbesondere in den Modellen für den hadronischen Endzustand einer inkohärenten Streuung. Tabelle 2.4 zeigt die Energiebereiche der einzelnen Modelle, die in den Simulationsprogrammen verwendet werden.

Die Simulationen behandeln die Bereiche Intranukleare Kaskade, Evaporation und Kernanregung mit verschiedenen Methoden. Die Unterschiede treten am deutlichsten im Bereich der Abfolge der Wechselwirkungen im Kern und der Erzeugung von Sekundärteilchen zutage:

- GHEISHA-Modell
  - Die erste Wechselwirkung im Kern wird als Streuung an einem freien Nukleon behandelt. Weitere Wechselwirkungen einer möglichen intranuklearen Kaskade werden parametrisiert.
  - Aus Parametrisierungen experimenteller Daten wird die Anzahl von Sekundärteilchen mit bestimmter Masse, Baryonenzahl, Ladung und Seltsamkeit bestimmt.
- Intranuklearkaskaden-Evaporationsmodell
  - Die Kernwechselwirkungen werden explizit als Serie von Zweikörperkollisionen im Kern simuliert.
  - Die Reaktionsprodukte werden aus experimentell bekannten Pion-Nukleon- und Nukleon-Nukleon-Wirkungsquerschnitten bestimmt.
- Skalierungs- oder Extrapolationsmodell
  - Das Intranuklearkaskaden-Evaporationsmodell wird nach Anwendung von Relationen verwendet, die die Energien und Impulsverteilungen der beteiligten Teilchen auf den zulässigen Bereich dieses Niederenergiemodells skalieren.
- Modell zur Resonanzproduktion
  - Es werden explizit Resonanzen erzeugt, die über bekannte Kanäle zerfallen.
- Vielkettenfragmentations-(Parton-)Modell
  - Eine Kollision wird zwischen einem Valenzquark des Projektils und einem Valenzquark eines Nukleons im Kern durchgeführt.
  - Alle anderen Kollisionen finden zwischen Quark-Antiquarkpaare aus dem Parton-See des Projektils und den Valenzquarks weiterer Nukleonen statt.
  - Danach erfolgt die Fragmentation der farbgeladenen Systeme und die Hadronisierung der Ketten von Quark-/Antiquarkpaaren durch das Monte-Carlo-Fragmentationsmodell *BAMJET* [64, 65].

Abbildung 2.13 zeigt als Beispiel für die Entwicklung im Vielkettenfragmentations-Modell eine Wechselwirkung zwischen einem einlaufenden Proton P und drei Nukleonen eines Kerns T_1, T_2, T_3. Nach rechts gerichtete Linien stellen ein Quark, nach links gerichtete Linien stellen ein Antiquark dar. Bereiche mit senkrecht orientierten Linien beschreiben Quark-Antiquark-Paare. x^v und x^s bezeichnen die Impulsbruchteile der Valenz- und Seequarks.

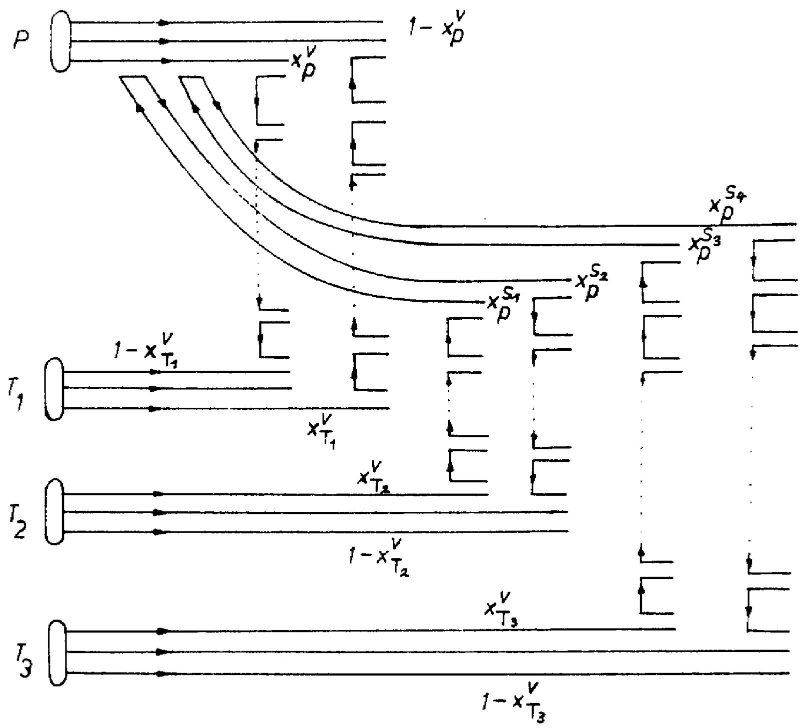


Abb. 2.13: Beispiel einer Wechselwirkung zwischen Proton und Atomkern im Rahmen des Vielkettenfragmentations-Modells [66]

In diesem Beispiel bilden sich je zwei Ketten zwischen den Valenzquarks des Protons und dem Nukleon T_1 und zwischen den Seequarks des Protons und entstehenden Quark-Antiquark-Paaren der Nukleonen. Die Ketten aus Quark-Antiquark-Paaren fragmentieren zu Baryonen oder Mesonen und bilden Jets von Hadronen.

Kapitel 3

Messungen mit dem H1-Flüssigargon-Kalorimeter

Wenn man messen kann worüber man spricht
und es in Zahlen ausdrücken kann, dann weiß man etwas darüber;
aber wenn man es nicht messen kann,
wenn man es nicht in Zahlen ausdrücken kann,
dann ist das Wissen von einer schwachen und unbefriedigenden Art.
– *Lord Kelvin*

3.1 Das H1-Flüssigargon-Kalorimeter

Das Hauptkalorimeter des H1-Detektors ist ein nichtkompensierendes Flüssigargon-Kalorimeter [20]. Es deckt den Polarwinkelbereich relativ zum nominellen Wechselwirkungspunkt zwischen $\vartheta = 4°$ und $\vartheta \approx 153°$ ab.

3.1.1 Mechanischer Aufbau der Kalorimeterstruktur

Das Kalorimeter besteht aus 108 voneinander unabhängigen Modulen, die in acht Rädern in je acht Oktanten angeordnet sind. Die Räder befinden sich in einem Kryostaten, der mit flüssigen Argon gefüllt ist.

Abbildung 3.1 zeigt den prinzipiellen Aufbau des Kalorimeters, parallel zur Strahlachse.

Die Module werden durch besondere Bezeichnungen gekennzeichnet. Die ersten beiden Buchstaben und eine Zahl beschreiben den Standort des Rades im Kalorimeter. Verschiedene Zahlen werden bei baugleichen Rädern verwendet. Ein nachfolgendes E oder H kennzeichnet elektromagnetische oder hadronische Module.

Die Module unterteilen sich in elektromagnetische und hadronische Oktanten: Die elektromagnetischen Oktanten enthalten 2,4 mm dicke Absorberplatten aus Blei, die hadronischen 17 mm dicke Absorberplatten aus rostfreien Stahl. Damit

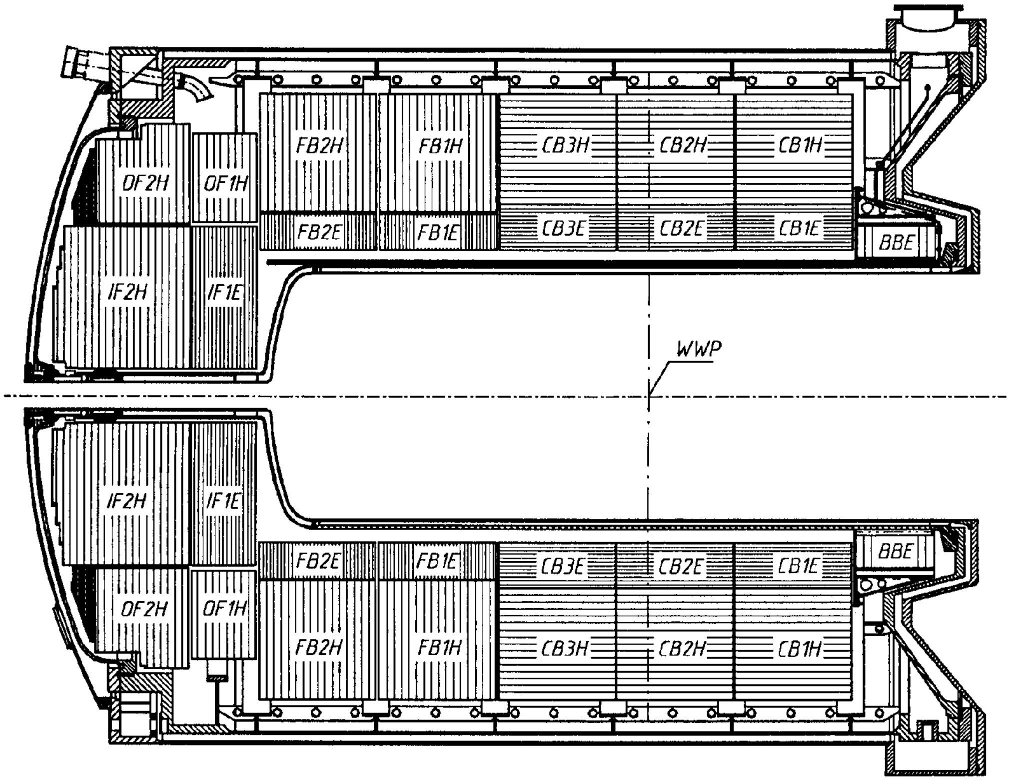


Abb. 3.1: Das H1-Flüssigargon-Kalorimeter (Seitenansicht)

erzielt man eine Absorption von 20 bis 30 Strahlungslängen, bzw. eine Absorptionslänge beim elektromagnetischen und zusätzlich vier bis sieben Absorptionslängen mit dem nachfolgenden hadronischen Kalorimeter. Die Orientierung der Absorberplatten wurde so gewählt, daß auftreffende Partikel möglichst unter Winkeln von mehr als 45° auftreffen.

Bezeichnung	Bedeutung	n
IF1E / IF2H	Inner Forward	
OFnE	Outer Forward	1..2
FBnE / FBnH	Forward Barrel	1..2
CBnE / CBnH	Central Barrel	1..3
BBE	Backward Barrel	

Tab. 3.1: Bezeichnungen der verschiedenen Kalorimeteroktanten

3.1.2 Mechanischer Aufbau der Kalorimetermodule

Die elektromagnetischen Kalorimeteroktanten bestehen aus sich wiederholenden Abfolgen von Hochspannungs- und Ausleseplatten, die zur mechanischen Stabilisierung in einem Stahlrahmen montiert sind. Die Abstände der Platten untereinander werden durch Distanzringe gewährleistet, die in ihrer Dicke den Flüssigargonschichten entsprechen.

Eine elektromagnetische Kalorimeterzelle besteht aus einer Absorptionsschicht von 2,4 mm, einer Schicht von 2,4 mm aktiven Materials und einer Ausleseschicht. Als Absorptionsmaterial wird Blei mit geringen Zusätzen von Antimon verwendet, um gute Verarbeitungseigenschaften zu erhalten [67]. Um den Aufbau zu vereinfachen, wechselt die Schichtfolge in der Folge der Platten alternierend. Abbildung 3.2 zeigt den prinzipiellen Aufbau der Hochspannungs- und Ausleseplatten in einem FBE-Modul.

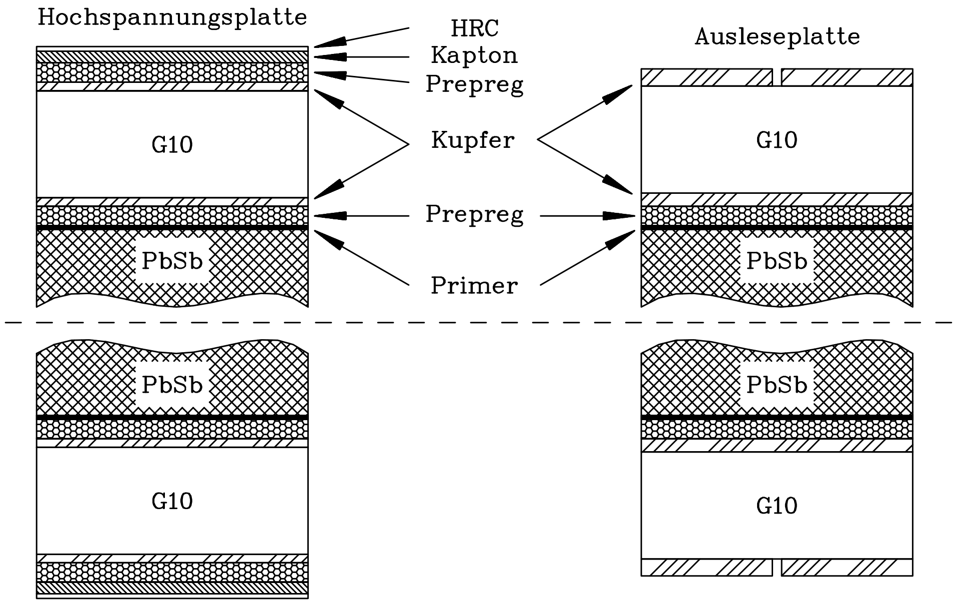


Abb. 3.2: Schichtabfolge in den Absorberplatten der FBE-Module [68]

Tabelle 3.2 zeigt die Abfolge der Komponenten einer elektromagnetischen Auslesezelle.

G10 bezeichnet hier eine Mischung aus Epoxydharz und Fiberglas. HRC (High Resistance Coating) ist eine hochohmige Ruß-Epoxydharzbeschichtung, die auf die hochspannungsfesten Polyimidfolien aufgebracht wurden. Sie besitzt einen Oberflächenwiderstand zwischen 1 und 20 MΩ/□.

Hadronische Kalorimeteroktanten bestehen aus sich wiederholenden Abfolgen von Stahlplatten und Auslesezellen. Sie sind über seitliche Stahlschienen verschweißt und bilden somit eine selbsttragende Struktur.

Dicke	Material	Aufgabe
2,37 mm	Blei, Antimon	Absorption
0,18 mm	Prepreg / Primer (Epoxydharz)	Kleber
0,73 mm	beidseitig kupferbeschichtetes G10	Isolation
0,13 mm	Prepreg	Kleber
0,08 mm	Kapton (Polyimidfolie)	Isolation
0,03 mm	High Resistance Coating (HRC)	Träger der Hochspannung
2,35 mm	Flüssigargon	Ladungsträgersammlung
0,06 mm	Kupferpads	Signalauslese
0,69 mm	G10	Trägermaterial und Isolation
0,06 mm	Kupferleiterbahnen	Signalauslese

Tab. 3.2: Aufbau einer elektromagnetischen Auslesezelle

Eine hadronische Kalorimeterzelle besteht aus Absorptionsschichten von etwa 17 mm Stahl, einer Schicht von 2,3 mm aktiven Materials und einer Ausleseschicht. Auch hier wechselt aus aufbautechnischen Gründen die Schichtfolge in der Folge der Platten alternierend. Abbildung 3.3 zeigt den prinzipiellen Aufbau der Hochspannungsplatten und Auslesezellen im FBH-Modul.

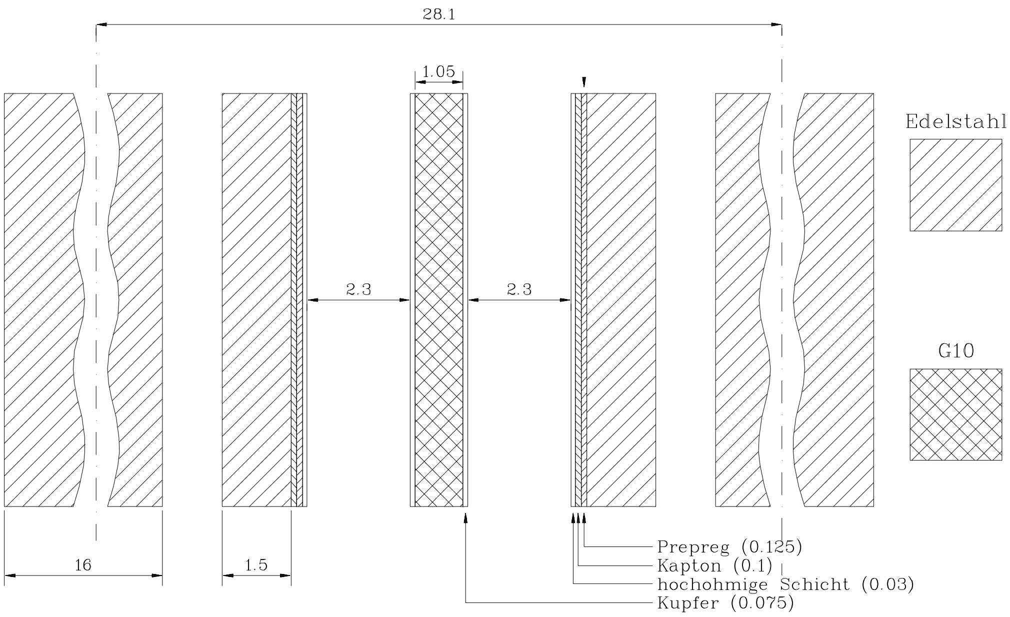


Abb. 3.3: Schnitt durch ein FBH-Modul des H1-Detektors parallel zur Strahlachse [69] (alle Zahlenangaben in cm)

Tabelle 3.3 zeigt die Abfolge der Komponenten einer hadronischen Auslesezelle.

Dicke	Material	Aufgabe
15,8 mm	Stahl	Absorption
1,0 mm	Flüssigargon	baubedingter Zwischenraum
1,5 mm	Stahl	Absorption, Trägermaterial
0,1 mm	Prepreg / Kapton / HRC oder Kupfer	Kleber / Isolation / Träger der Hochspannung
2,3 mm	Flüssigargon	Ladungsträgersammlung
0,1 mm	Kupferpads und -leiterbahnen	Signalauslese
1,2 mm	G10	Trägermaterial und Isolation

Tab. 3.3: Aufbau einer hadronischen Auslesezelle

3.1.3 Die Segmentierung

Ein elektromagnetisches Kalorimetermodul ist in drei bis vier Teilen, ein hadronisches Kalorimetermodul in vier bis sechs Teilen in Richtung einfallender Teilchen segmentiert. Abbildungen 3.4 und 3.5 zeigen die Auslesesegmentierung in Längs- und Querrichtung. Es gibt 30784 unabhängige Auslesezellen im elektromagnetischen Teil und 13568 unabhängige Auslesezellen im hadronischen Teil des Kalorimeters. Die charakteristische Ausdehnung der Auslesezellen, senkrecht zur Richtung eines einfallenden Teilchens, variiert zwischen 1 und 2,4 Molière-Radien im elektromagnetischen und 3,4 bis 5,8 Molière-Radien im hadronischen Teil des Kalorimeters [70].

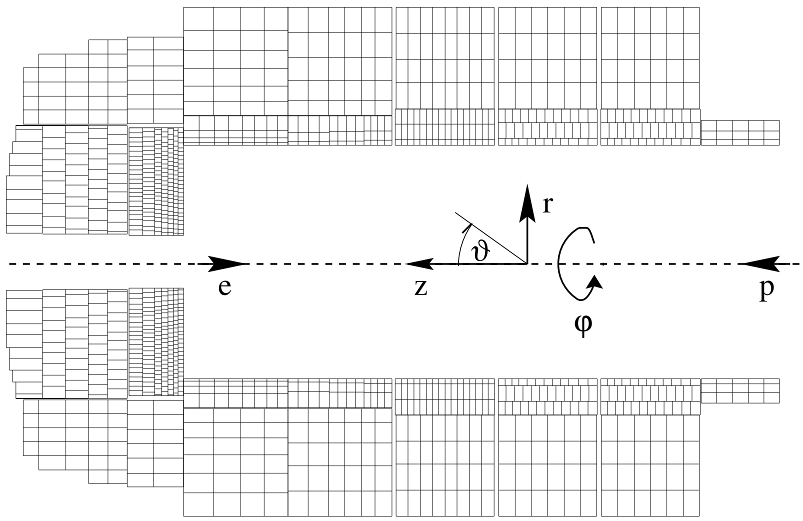


Abb. 3.4: Die Auslesezellensegmentierung des Flüssigargon-Kalorimeters (Längsrichtung)

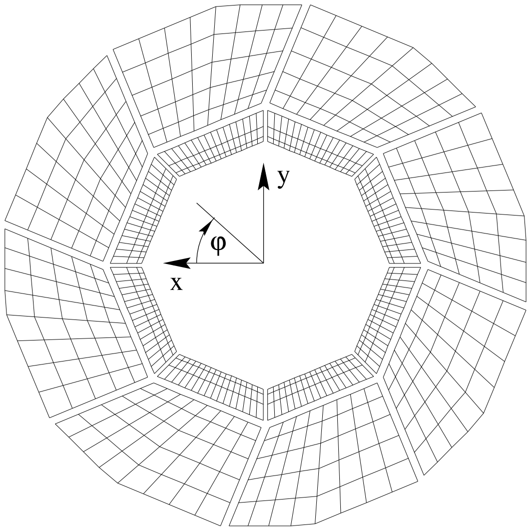


Abb. 3.5: Die Auslesezellensegmentierung des Flüssigargon-Kalorimeters (Querschnitt)

Die Segmentierung in Vorwärtsrichtung relativ zur Bewegungsrichtung der beschleunigten Protonen ist feiner, da eine annähernde Gleichverteilung der Sekundärteilchen von inelastischen Stoßprozessen hoher Energie über die Pseudorapidität $\eta = -\ln\tan(\vartheta/2)$ [71] existiert. Deshalb ist bei kleinen Werten von η eine feinere Auflösung in ϑ notwendig.

3.2 Das herkömmliche Verfahren zur Energiemessung

Um Messungen mit dem Flüssigargon-Kalorimeter durchzuführen, sind eine Anzahl von Auswertungsschritten notwendig, die ausgehend von den gemessenen Ladungen in den Auslesezellen die Energie einfallender Teilchen rekonstruiert. Dabei sind insbesondere Einflüsse von elektronischem Rauschen, Verluste im Vormaterial und mangelnde Kompensation zu berücksichtigen.

Innerhalb der H1-Kollaboration hat sich das folgende Standardverfahren etabliert, daß im Programmpaket H1REC zur Verfügung steht. Es umfaßt verschiedene Einzelschritte [72, 73]:

3.2.1 Konvertierung von Ladungen zu Energien auf der elektromagnetischen Skala

Eingabedaten für die Rekonstruktion der Kalorimetermessungen sind Ladungen pro Auslesezelle Q^i. Die Ausgabegrößen der Analog-Digitalwandlern der

Ausleseelektronik ergeben nach Abzug der Nullage (*Pedestal*) eine zur Ladung proportionale Größe. Diese Werte werden durch Multiplikation mit einer Kalibrationskonstanten c_{exp} in Energien umgerechnet. Somit ergibt sich für die gemessene Energie E_0^i in einer Auslesezelle:

$$E_0^i = c_{\text{exp}}\, Q^i \tag{3.1}$$

Wenn Elektronen für die Kalibrationsmessungen verwendet werden, definiert die Konstante c_{exp} die elektromagnetische Skala. Diese Konstante wurde mit Hilfe von Teststrahlmessungen und Simulationen für jede vorhandene Modul-Geometrie des H1-Kalorimeters bestimmt [74]. Sie ist definiert als der Quotient aus den Mittelwerten von deponierter Energie E_d und der Ionisationsladung Q_0 im Kalorimeter.

$$c_{\text{exp}} = \frac{\langle E_d \rangle}{\langle Q_0 \rangle} \tag{3.2}$$

Beide Größen können nicht direkt in Messungen bestimmt werden. Die deponierte Energie wird durch Energieverluste im Vormaterial des Kalorimeters beeinflußt und die Ionisationsladung ist bei der Messung mit Rauschen überlagert, dessen Ausmaß nicht genau analytisch zu bestimmen ist. Genaue Simulationsrechnungen ermöglichen jedoch die Ermittlung der gesuchten Größe, da hier deponierte Energie und Ionisationsladung bei entsprechender rekonstruierter Energie bekannt sind [68].

Abbildung 3.6 zeigt ein Beispiel für die Verteilung deponierter Energie und rekonstruierter Energie auf der elektromagnetischen Skala: Geladenen Pionen mit einer Energie von 80 GeV treffen auf das FB1-Modul des H1-Flüssigargon-Kalorimeters (Simulation mit CALOR).

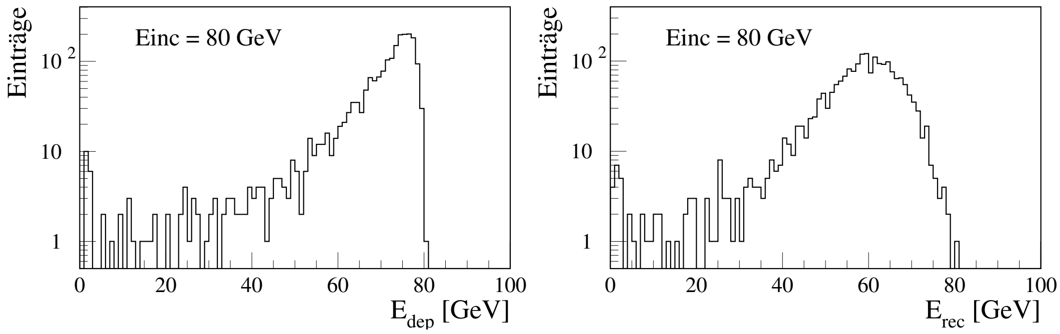


Abb. 3.6: Deponierte Energie (links) und rekonstruierte Energie auf der elektromagnetischen Skala (rechts) von 80-GeV-Pionen im H1-Kalorimeter (Simulation mit CALOR)

3.2.2 Rauschunterdrückung

Das Rauschen pro Auslesezelle beträgt zwischen 15 und 30 MeV [17] und ist in Form einer Gauß'schen Kurve um das Pedestal verteilt.

Nach Abzug der Pedestal von den Signalen wird ein Schnitt gegen Signale in Auslesezellen durchgeführt, die unterhalb von $n\sigma$ der Verteilung des Rauschuntergrundes liegen. σ bezeichnet die Breite der Verteilung des Rauschsignals. Die Variable n wird, abhängig vom Kalorimetermodul zwischen 2 und 3 variiert. Anschließend wird ein topologischer Schnitt angewendet, der Signale unterdrückt, die unterhalb von 4σ der Verteilung des Rauschuntergrundes liegen und keine Zellen mit höherem Signal in unmittelbarer Nachbarschaft haben. Auslesezellen mit einem Signal von weniger als -4σ oder von weniger als -2σ in unmittelbarer Umgebung einer Zelle mit einem Signal von über 4σ werden nicht unterdrückt. Damit wird eine symmetrische Rauschunterdrückung um das Pedestal der Verteilung erreicht [75].

3.2.3 Bildung von Clustern und weitere Rauschunterdrückung

Alle Auslesezellen mit Signalen, die die Rauschunterdrückung überstehen, werden zu Gruppen (*Clustern*) zusammengefaßt, wenn ihre summierte Energie positiv ist [76]. Der verwendete Algorithmus wurde so gestaltet, daß Depositionen von elektromagnetischen Schauern in einem einzigen Cluster zusammengefaßt werden. Im Gegensatz dazu ist die Deposition von Schauern hadronischen Ursprungs über mehrere Cluster verteilt.

Auf diese Weise erzeugte Cluster werden einer weiteren Methode zur Rauschunterdrückung unterzogen. Dazu werden die entstandenen Cluster klassifiziert. Gruppen von Zellen, deren quadratische Summe der Signal-zu-Rauschen-Verhältnisse groß ist, werden ausgezeichnet. Es gilt die folgende Bedingung:

$$\sqrt{\sum_i \left(\frac{E_i}{\sigma_{\text{Rauschen}}}\right)^2} > 8 \tag{3.3}$$

mit E_i = Energie der Auslesezellen des zu klassifizierenden Clusters

Zwischen dem Schwerpunkt solcher ausgezeichneter Cluster und dem nominellen Wechselwirkungspunkt des H1-Kalorimeters wird eine Achse gebildet. Andere, nicht ausgezeichnete Cluster, die mehr als 50 cm von dieser Achse entfernt liegen oder sich in den letzten Lagen des hadronischen oder elektromagnetischen Kalorimeters befinden, werden daraufhin nicht mehr ausgewertet.

3.2.4 Korrektur von Energieverlusten in passivem Material

Passives Material bezeichnet Strukturen, die sich vor oder zwischen den Kalorimetern befinden. Dazu zählen z.B. die Strahlröhre und die innere Kryostatwand, aber auch Kabel und die tragenden Teile der Kalorimeteroktanten. Werden solchen Materialien von Teilchen durchquert, verlieren die Teilchen Energie.

Abbildung 3.7 zeigt Linien gleicher Strahlungs- und Absorptionslängen im Kalorimeter sowie im Vormaterial vom Wechselwirkungspunkt aus gesehen.

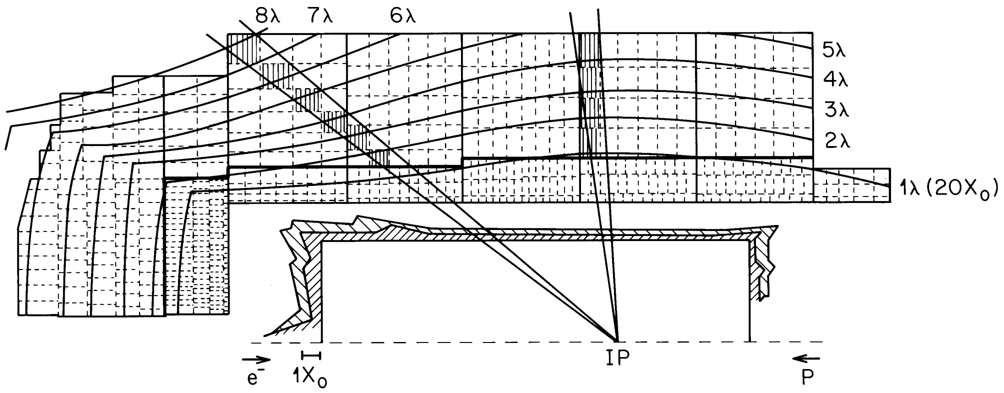


Abb. 3.7: Strahlungslängen und Absorptionslängen im Flüssigargon-Kalorimeter [20]

In der Standardrekonstruktion werden Verluste vor dem Kalorimeter korrigiert, indem zur gemessenen Energie in den Auslesezellen der innersten Kalorimeterlage eine Energiemenge addiert wird, die den mittleren, durch Simulationen bestimmten Verlust beschreibt, der bei dieser Auslesezelle auftreten kann.

In den Spalten zwischen Kalorimeteroktanten werden die gemessenen Energiewerte der angrenzenden Auslesezellen paarweise verändert, indem ein Korrekturwert addiert wird, der außer von der Energie der Auslesezellen auch vom Ort und von der beteiligten Teilchensorte abhängt.

3.2.5 Die Ermittlung der hadronische Energieskala

Es wird eine Gewichtungsmethode angewendet, dessen Grundkonzept darin besteht, elektromagnetische und hadronische Substrukturen in der Schauerentwicklung eines eindringenden hadronischen Teilchens zu erkennen. Dieses Konzept wird durch die feine Segmentierung des H1-Kalorimeter und die Verfügbarkeit von elektromagnetischen und hadronischen Kalorimetern begünstigt. Die Energiemessungen der Auslesezellen, in denen der hadronischen Subschauer seine Energie deponierte, sind dann so zu gewichten, daß ein Ausgleich der dort nicht meßbaren Energie vorgenommen wird.

Zunächst werden elektromagnetische Cluster identifiziert. Das geschieht durch die Auswertung von Größen, deren Werte charakteristisch für hadronische bzw. elektromagnetische Subschauer sind. Dazu zählt der relative Energieanteil in der ersten Lage und in den vier energiereichsten Zellen des elektromagnetischen Kalorimeters. Sind diese Werte groß, so ist die Wahrscheinlichkeit hoch, daß es sich um einen elektromagnetischen Cluster handelt. Zusätzlich werden Bedingungen an die minimale Gesamtenergie, den minimalen Energieanteil im elektromagnetischen Kalorimeter und an den minimalen Winkelabstand zur nächsten Grenze eines Oktanten ausgewertet.

Dann werden hadronische Objekte gebildet. Dabei handelt es sich um die Zusammenfassung von hadronischen Clustern, die sich innerhalb eines Radius von 25 cm im elektromagnetischen bzw. von 50 cm im hadronischen Kalorimeter um eine Achse befinden, die zwischen dem nominellen Wechselwirkungspunkt und dem energiereichsten hadronischen Cluster gezogen wird. Ein Cluster wird als hadronisch bezeichnet, wenn er ausgezeichnet ist (siehe dazu Abschnitt 3.2.3) und nicht als elektromagnetisch klassifiziert ist oder bei einer niedrigen Energie sich tief im Kalorimeter entwickelt hat. Dieser Vorgang wird so lange wiederholt, bis sich keine hadronischen Cluster mehr außerhalb hadronischer Objekte befinden. Nun wird abhängig von der Energie der Objekte die weitere Gewichtung vorgenommen.

Beträgt die Energie eines hadronischen Objektes mindestens 10 GeV, so wird ein Verfahren durchgeführt, das in einem iterativen Verfahren eine Gewichtungsfunktion anwendet (*software weighting technique* [49, 77, 78]).

Eine Eigenschaft hadronischer Schauer besteht darin, daß eine hohe lokale Energiedeposition meistens mit einer elektromagnetischen Subschauer korreliert ist. Dementsprechend wird die Gewichtung solcher hohen Energiedichten über einen exponentiellen Term gedämpft.

Pro Auslesezelle i wird die gewichtete Energie E^i_{rec} aus der Energie auf der elektromagnetischen Skala E^i_0 innerhalb eines Kegels um die nominelle Schauerachse berechnet.

$$E^i_{\mathrm{rec}} = \left[a_0 + a_1 \exp\left(-\frac{\alpha E^i_0}{V^i}\right)\right] E^i_0 \tag{3.4}$$

mit:

a_0, a_1, α	= Parameter der Gewichtungsfunktion
V^i	= Volumen der Auslesezelle i

Die Parameter der Gewichtungsfunktion sind von vielen Größen abhängig. Dazu zählen:

- der Öffnungswinkel des Kegels

- die Kalorimetersorte (elektromagnetisch oder hadronisch)
- der Winkel der Kegelachse zur Kalorimeterausrichtung

Startwerte für die Konstanten wurden durch Simulation und Auswertung der Energiedeposition von Teilchenjets erzeugt. Danach durchlaufen sie ein iteratives Verfahren, in dem die Generierung neuer Parameter mit Hilfe der bisherigen solange wiederholt wird, bis die daraus resultierenden Energien im Kegel sich nur noch unwesentlich voneinander unterscheiden.

Bei Energien bis zu 7 GeV wird eine lineare Gewichtung durchgeführt. Dabei wird die Energie hadronischer Objekte mit dem mittleren e/π-Verhältnis dieses Energiebereichs im elektromagnetischen und hadronischen Kalorimeter multipliziert.

Der Bereich zwischen 7 und 10 GeV wird als Übergangsbereich betrachtet. Deshalb wird dort zwischen den Ergebnissen der beiden bisherigen Methoden in Abhängigkeit von der Energie interpoliert, um Unstetigkeiten zu vermeiden.

Aufbauend auf diesem Verfahren zur Energierekonstruktion hadronischer Cluster wurden andere Verfahren erprobt [79], die insbesondere im Energiebereich unter 10 GeV physikalisch fundiertere Gewichtungsmethoden verwenden. Sie finden jedoch in der Standardrekonstruktion des H1-Detektors noch keine Anwendung.

3.3 Herkömmliche Verfahren zur e/π-Trennung

Im Rahmen des H1-Experimentes werden viele verschiedene Methoden zur e/π-Trennung mit Hilfe von Kalorimetern verwendet. Einige wichtige Auswertungskriterien, die dazu genutzt werden, sind [70]:

- Die Erfüllung von Minimalanforderungen für Elektronen an die Menge der rekonstruierten Energie in der ersten Lage bzw. im gesamten elektromagnetischen Kalorimeter
- Die Auswertung globaler Bewertungsgrößen, die den relativen Energieanteil in der ersten Lage und in den Zellen mit der höchsten Energie im elektromagnetischen Kalorimeter beschreiben
- Die Auswertung von Schauermomenten
  Mit Hilfe der feinen Granularität des H1-Kalorimeter bietet sich die Möglichkeit, longitudinalen und lateralen Schauermomente auszuwerten. Dabei handelt es sich um die Schwerpunkte der Projektionen von Energiedichten auf auf die Schauerachse und deren Senkrechte. So bezeichnet z.B. $< l >$ den Schwerpunkt der longitudinalen Energiedichte eines

Schauers:

$$< l >= \frac{\sum_i l_i \frac{E_i}{V_i}}{\sum_i \frac{E_i}{V_i}} \tag{3.5}$$

mit:

l_i = Länge der Schauerachse bis zur Auslesezelle i
V_i = Volumen der Auslesezelle i
E_i = rekonstruierte Energie E der Auslesezelle i

Es werden Kombinationen aus den Schauermomenten erster und zweiter Ordnung gebildet. Faßt man diese Größen als Komponenten eines Vektors zusammen, so beschreibt der Mittelwert und die Kovarianzmatrix der Verteilung des Vektors eine Kenngröße, die eine Unterscheidung von Pionen und Elektronen ermöglicht [55, 56].

Dieses Verfahren ergibt in Kombination mit globalen Abschätzungsgrößen sehr gute Ergebnisse bei Simulationen und Teststrahlmessungen. Es hat allerdings Schwächen bei der Anwendung in einem starken Magnetfeld, so wie es im H1-Detektor der Fall ist (siehe dazu auch Abschnitt 2.3.3.2). Unter dem Einfluß des Feldes ist durch Teilchen, die bereits im Vormaterial aufschauern, eine Verbreiterung des resultierenden elektromagnetischen Schauers möglich. Dadurch wird die Aussagekraft der entsprechenden Schauermomente beeinträchtigt und die theoretische Trennungs- und Identifikationsleistung stark eingeschränkt [56, 57].

Für die Auswertung werden die Energiedaten auf der elektromagnetischen Skala mit Vormaterialkorrektur verwendet. Zusätzliche Informationen über die Energie des einfallenden Teilchens und deren Auftreffpunkt auf das Kalorimeter, die mit Hilfe des Spurkammersystems gewonnen werden können, verbessern die Ergebnisse der Auswertungen.

3.3.1 Das QFSELH-Verfahren

Das QFSELH-Verfahren [80] wurde bei verschiedenen Analysen der H1-Kollaboration verwendet [81] und soll hier als Beispiel für ein Standardverfahren zur e/π-Trennung genauer vorgestellt werden. Es verwendet einige der zuvor beschriebenen Kriterien.

Diese Routine findet ein gestreutes Elektron, indem zunächst der elektromagnetischen Cluster mit der höchsten Transversalenergie im Flüssigargon-Kalorimeter bestimmt wird. Dann werden folgende Bedingungen geprüft:

- Der Elektronenkandidat muß sich in isolierter Umgebung befinden.
  Die Energie außerhalb des Cluster-Schwerpunkt im Radiusbereich von 15 bis 30 cm um die Schauerachse muß kleiner als 1,2 GeV sein.

- Der Elektronenkandidat darf keine hadronische Energie deponieren.
  Im hadronischen Kalorimeter bis zu 30 cm hinter dem Cluster-Schwerpunkt muß eine Energie von weniger als 0,5 GeV rekonstruiert worden sein.

- Im elektromagnetischen Kalorimeter muß mindestens eine Energie von 0,8 GeV rekonstruiert worden sein.

- In mindestens einer Zelle in der ersten Lage des elektromagnetischen Kalorimeters muß Energie rekonstruiert worden sein, um die Verwechslung mit Pionen zu vermeiden, die als minimal ionisierende Teilchen das Kalorimeter durchdringen.

- In den vier Zellen mit der höchsten Energie muß mindestens 50% der Energie des elektromagnetischen Kalorimeters rekonstruiert worden sein.

Sind alle diese Bedingungen erfüllt und befindet sich der Cluster um mehr als zwei Grad von einer Spalte zwischen den Oktanten eines Rades entfernt, so erfolgt eine Identifizierung als Elektron.

Kapitel 4

Auswertung von Kalorimetermessungen mit neuronalen Netzen

Beispiel nutzt zehnmal mehr als Vorschrift.
– Schiller

Verfahren zur Auswertung von Kalorimetermessungen hadronischer Schauer versuchen, die charakteristischen Depositionsformen von hadronisch und elektromagnetisch induzierten Schauern bzw. Subschauern zu unterscheiden und dementsprechend eine Aussage über die Teilchensorte des eindringenden Teilchens oder dessen Primärenergie zu machen.

Kriterien zur Unterscheidung und Bewertung werden typischerweise durch Teststrahlmessungen und Simulationen gewonnen, indem der Verlauf meßbarer Größen bei bekannten Eingabegrößen als Grundlage für Parametrisierungen genutzt wird. Diese Parametrisierungen verwenden zusätzlich Informationen über bekannte Abhängigkeiten, wie z.B. vom Ort der Deposition (siehe dazu auch Abschnitt 3.2).

Eine potentielle Schwäche der bestehenden Verfahren liegt in der notwendigen Auswahl der Methoden und der dabei verwendeten Parametrisierungen. Eine optimale Anpassung an den Ort, die Form und die Größe der Energiedepositionen in einem inhomogenen Kalorimeter ist im Rahmen einer herkömmlichen Rekonstruktion häufig nur im beschränktem Maße möglich.

Die Verwendung neuronaler Netze bietet eine neue alternative Möglichkeit, Kalorimetermessungen auszuwerten. Neuronale Netze sind besonders gut dazu geeignet, Aufgabenstellungen zur Funktionsapproximation (hier: Bestimmung der Primärenergie eines Teilchens in Abhängigkeit der gemessenen Energie) und zur Klassifikation (hier: Trennung von einfallenden Elektronen und Pionen) zu bearbeiten.

Mit neuronalen Netze ist es möglich, durch Beispiele von Eingabedaten und gewünschten Ausgabedaten ein statistisches Modell der Prozesse, durch die die Ausgabedaten generiert wurden, zu erstellen. Leistungsstarke Simulationsprogramme ermöglichen die Erstellung von beispielhaften Eingabedaten und gewünschten Ausgabedaten einer Kalorimetermessung.

Das Netz nutzt die zur Verfügung stehenden Informationen der Eingabedaten aus und paßt sich so an alle Besonderheiten der Problemstellung an. Es ist somit auch nicht notwendig, eigene Parametrisierungen vorzunehmen. Ein solches Modell kann auch Eingabedaten erfolgreich verarbeiten, die nicht bei der Erstellung des Modells zur Verfügung standen.

4.1 Neuronale Netze

Ein künstliches neuronales Netz ist ein Netz von einfachen Berechnungseinheiten (*Knoten*), die über Kommunikationskanäle (*Verbindungen*) miteinander gekoppelt sind. Die Knoten verarbeiten numerische Daten, die sie gewichtet über diese Verbindungen erhalten und sind darüberhinaus bei der Berechnung ihrer Ausgangssignale voneinander unabhängig.

Die Funktion eines Netzes resultiert aus der Anordnung der Knoten, der Gewichtungsstärken ihrer Verbindungen und der im Knoten durchgeführten Berechnungen. Neuronale Netze werden meistens durch einen *Lernalgorithmus* programmiert, der mit Hilfe vieler Beispieldaten die Verbindungsstärken (*Gewichte*) der Knoten einstellt.

Neuronale Netze können jede stetige Funktion berechnen, sind aber besonders erfolgreich in Anwendungen der Klassifikation und der Funktionsapproximation und zwar in solchen Bereichen, bei denen keine exakte Reproduktion der Vorgaben nötig ist, sondern die Ausgaben des zugrunde liegende Prozesses nachgebildet werden sollen.

4.1.1 Biologische Grundlagen künstlicher neuronaler Netze

Das biologische Vorbild künstlicher neuronaler Netze ist ein Verbund einzelnen Nervenzellen (*Neuronen*). Es wird geschätzt, daß das menschliche Gehirn etwa 10^{11} solcher Neuronen enthält. Obwohl nur grobe Gemeinsamkeiten zwischen dem Vorbild und den meisten heute verwendeten künstlichen neuronalen Netzen bestehen, stellen die Nervenzellen die Grundlage dieser Entwicklung dar.

Abbildung 4.1 zeigt die wichtigsten Bestandteile der Nervenzellen [82, 83]. Ein Zellkörper enthält den Kern und verschiedene Organellen, die die Energieversorgung der Zelle gewährleisten und andere Zellbestandteile erzeugen. Er besitzt eine Anzahl von Fortsätzen, die sich immer stärker verzweigen und dabei dünner werden. Diese Fortsätze werden *Dendriten* genannt und dienen der Aufnahme von Eingangssignalen. Aus dem Zellkörper geht eine zylindrische Nervenfaser aus. Dabei handelt es sich um das *Axon*, das Informationen zu anderen Neuronen weiterleitet. Am Ende des Axons werden die Informationen

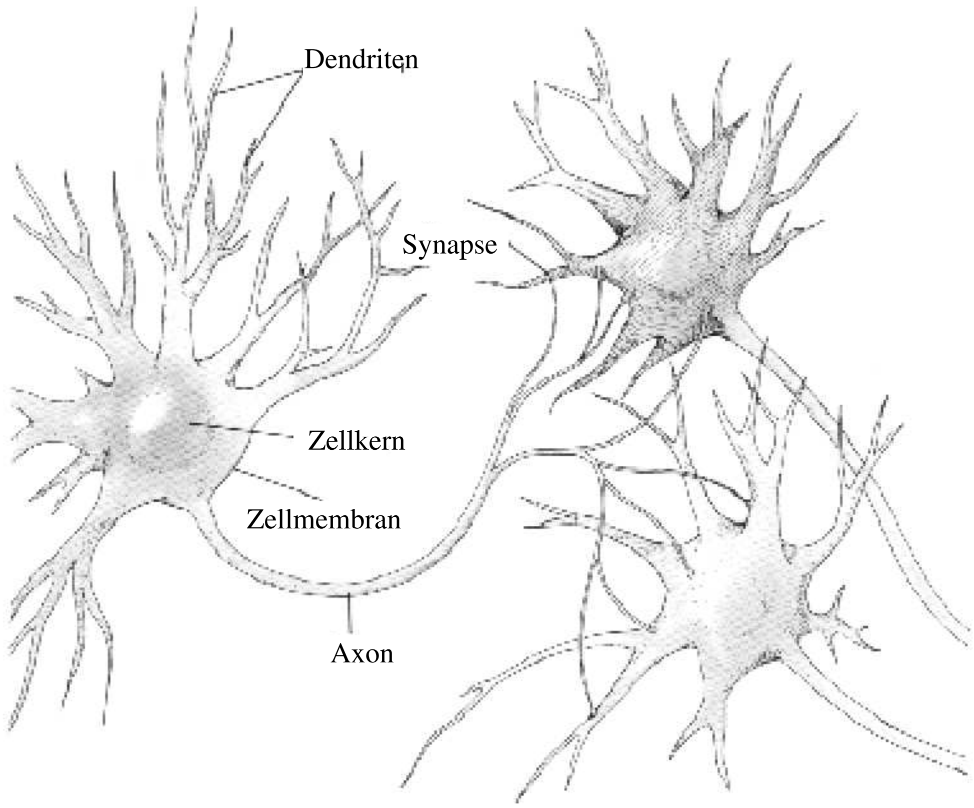


Abb. 4.1: Die wichtigsten Bestandteile von Nervenzellen [82]: Der Zellkörper mit seinen Bestandteilen, das Axon, das Signale weiterleitet und Dendriten, die die Signale andere Zellen aufnehmen.

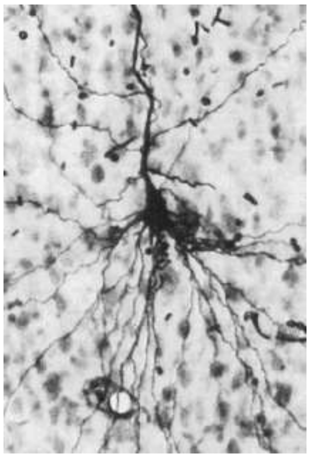
über *Synapsen* durch chemische Signale an ein oder mehrere Neuronen übertragen. Alle Bestandteile der Nervenzelle sind von einer Zellmembran umgeben.

Eine Nervenzelle in Ruhe besitzt zwischen ihrem Zellinneren und ihrer Membranaußenseite ein elektrisches Potential von etwa $-70\,\mathrm{mV}$. Wenn eine solche Zelle erregt wird, werden Signale in Form von elektrischen Impulsen an andere Nervenzellen weitergeleitet. Eine Erregungswelle, das *Aktionspotential*, wird über das Axon geleitet. Sie führt schließlich am *synaptischen Spalt*, einem 0,02 μm breiten, flüssigkeitsgefüllten Spalt zwischen zwei Nervenzellen, zur Ausschüttung einer Substanz, die zur anderen Nervenzelle diffundiert. So wird deren Membran beeinflußt, mit veränderter Wahrscheinlichkeit (Erregung oder Hemmung) Impulse zu übertragen.

Die übertragenen Impulse führen zu einer Veränderung des Ruhepotentials der beeinflußten Zelle. Dieser Effekt ist kumulativ, d.h. es findet eine gleichzeitige

Beeinflussung durch bis zu 1000 synaptische Eingänge statt. Wird ein Schwellenwert des Ruhepotentials von etwa $-60\,\mathrm{mV}$ überschritten, so werden in dieser Nervenzelle ebenfalls Aktionspotentiale ausgelöst. Lernen entspricht einer dauerhaften Veränderung der Übertragungsfaktoren von Synapsen, von denen eine Nervenzelle im Gehirn mehrere tausend besitzen kann.

Abbildung 4.2 (links) zeigt eine mikroskopische Aufnahme der Nervenzelle einer Katze. Daneben ist das Schema eines künstlichen Neurons abgebildet, dessen Bestandteile in Abschnitt 4.1.2.1 erklärt werden.



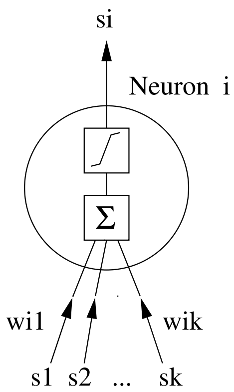


Abb. 4.2: Mikroskopische Aufnahme einer Nervenzelle [84] und Schema eines künstlichen Neurons mit den Gewichten w_{i1} bis w_{ik} den Eingängen s_1 bis s_k und dem Ausgang s_i.

4.1.2 Grundlagen der Anwendung neuronaler Netze

Die folgenden Abschnitte sollen die mathematischen Grundlagen der Funktion künstlicher neuronaler Netze, sowie die Anwendung überwachter Lernverfahren vorstellen. Die Notation sowie Teile der Darstellung orientieren sich an Arbeiten von Riedmiller und Braun [85, 86, 87, 88], die auch den im weiteren Verlauf der Arbeit verwendeten Lernalgorithmus *RPROP* entwickelt haben.

4.1.2.1 Das Multilayer-Perzeptron

Das Multilayer-Perzeptron ist ein *feedforward-Netz*, d.h. eine Anordnung von Knoten (Neuronen), die gewichtet verbunden und in Schichten angeordnet sind. Der Signalfluß in einem trainierten feedforward-Netz ist immer einseitig von der Eingabeschicht zur Ausgabeschicht gerichtet (Abbildung 4.3).

An der Eingabeschicht wird ein Vektor angelegt. Seine Komponenten werden über gewichtete Verbindungen zur ersten verdeckten Schicht weitergegeben.

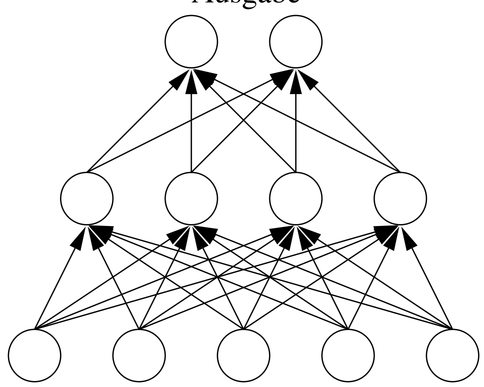


Abb. 4.3: Der prinzipielle Aufbau eines feedforward-Netzes: Knoten werden in Schichten angeordnet und gewichtet verbunden.

Die Knoten dieser Schicht errechnen ihre Aktivierung und geben diese an die folgende Schicht weiter. So entsteht schließlich ein Vektor an einem oder mehreren Ausgabeknoten.

Jeder Knoten i ist eine einfache Verarbeitungseinheit (Abbildung 4.2 rechts), die seine Eingaben s_1 bis s_k jeweils mit dem entsprechenden Gewicht w_{i1} bis w_{ik} multipliziert und dann aufsummiert. Für das Ergebnis net_i der Linearkombination gilt somit die folgende Beziehung:

$$net_i = \sum_{j \in pred(i)} s_j w_{ij}$$

$pred(i)$ = Menge der Vorgänger des Knotens i
w_{ij} = Verbindungsgewicht von Knoten j nach Knoten i

Die Aktivierung s_i des Knotens i wird durch Anwendung einer nichtlinearen monotonen Aktivierungsfunktion f berechnet. Diese Funktion muß differenzierbar sein, wenn zum Training des Netzes ein Lernverfahren verwendet wird, das die Ableitung der Aktivierungsfunktion benutzt. Häufig wird die logistische Aktivierungsfunktion verwendet:

$$s_i = f_{\log}(net_i) = \frac{1}{1 + e^{-net_i}}$$

Abbildung 4.4 zeigt diese Funktion im Intervall $[-5, 5]$.

4.1.2.2 Überwachte Lernverfahren

Die Aufgabe des Lernverfahrens besteht darin, die Gewichte des zu trainierenden Netzes so zu verändern, daß die gewünschte Abbildung von Eingabegrößen

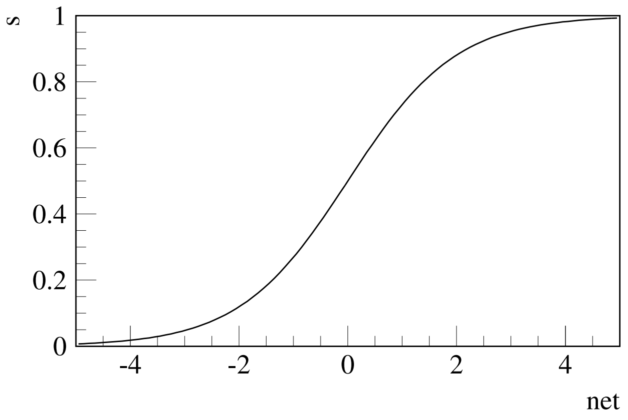


Abb. 4.4: Logistische Aktivierungsfunktion $f_{\log}(net)$ im Intervall [-5,5].

auf Ausgabegrößen ausgeführt wird. Das geschieht in einem überwachten Lernverfahren dadurch, daß das Netz seine Ausgaben mit den Ausgaben einer Trainingsmenge vergleicht. Deshalb wird diese Methode auch *Lernen mit Lehrer* (*supervised learning*) genannt.

Die gewünschte Abbildung wird durch eine Trainingsmenge $\mathcal{P}$ beschrieben. Diese Trainingsmenge enthält Beispiele, die aus einem Eingabevektor x^p und einem Zielvektor v^p bestehen. Nach erfolgreichem Training sollte ein Ausgabevektor s^p möglichst gleich dem entsprechenden Zielvektor sein. Der Abstand über alle Vektoren wird durch eine Fehlerfunktion beschrieben:

$$E := \frac{1}{2} \sum_{p \in \mathcal{P}} \sum_{n} (v_n^p - s_n^p)^2 \tag{4.1}$$

mit $n =$ Anzahl der Ausgabeknoten

Die Gewichte des Netzes werden verändert, um zum globalen Minimum der Fehlerfunktion zu gelangen. Das kann bei einem multidimensionalen Problem, wie es entsprechend der Anzahl der Gewichte w gegeben ist, sehr schwierig sein. Deshalb ist es bei der Anwendung von Lernalgorithmen auch nicht ausgeschlossen, daß ein lokales Minimum ermittelt wird [93].

Für ein einzelnes Gewicht w beim Trainingsschritt (*Lernzyklus*) t gilt:

$$w(t+1) = w(t) + \Delta w(t) \tag{4.2}$$

Die Gewichtsänderung $\Delta w(t)$ wird durch einen Lernalgorithmus berechnet. Sind die partiellen Ableitungen der Fehlerfunktion bekannt, kann die Änderung mit Hilfe eines Gradientenabstiegsverfahren bestimmt werden. Die Suchrichtung des Abstiegsverfahrens wird durch die negative erste Ableitung der Fehlerfunktion, $-\frac{\partial E}{\partial w_{ij}}$, festgelegt.

Abbildung 4.5 zeigt ein Beispiel für den Verlauf einer Fehlerfunktion in Abhängigkeit eines Gewichtes w_{ij}.

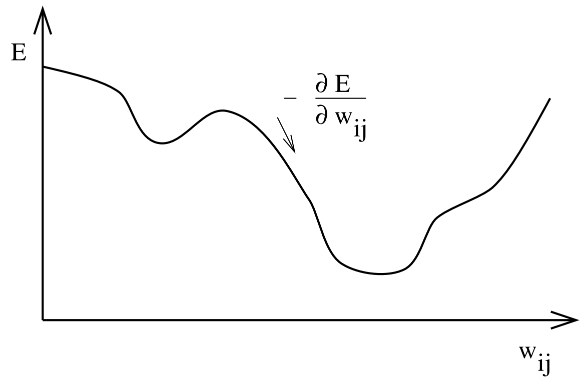


Abb. 4.5: Beispiel für den Verlauf einer Fehlerfunktion E in Abhängigkeit des Gewichts w_{ij} (nach [89])

4.1.2.3 Das Backpropagation-Lernverfahren

Bei mehrstufigen neuronalen Netzen ist keine gewünschte Ausgabe der verdeckten Knoten bekannt, mit deren Hilfe man den Einfluß dieser Knoten auf die Fehlerfunktion des gesamten Netzes ermitteln kann. Deshalb wird ein Verfahren benötigt, um auch für mehrstufige Netze die Ableitungen der Fehlerfunktion zu bestimmen. Der Backpropagation-Algorithmus [90] ist die am weitesten verbreitete Methode, bei feedforward-Netzen diese Aufgabe zu lösen.

Um die partielle Ableitung $\frac{\partial E}{\partial w_{ij}}$ zu berechnen, wird die Kettenregel wiederholt angewendet:

$$\frac{\partial E}{\partial w_{ij}} = \frac{\partial E}{\partial s_i}\frac{\partial s_i}{\partial w_{ij}} \tag{4.3}$$

mit

$$\frac{\partial s_i}{\partial w_{ij}} = \frac{\partial s_i}{\partial net_i}\frac{\partial net_i}{\partial w_{ij}} = f'_{\log}(net_i)\, s_j \tag{4.4}$$

Bei der Berechnung von $\frac{\partial E}{\partial s_i}$ werden zwei Fälle unterschieden:

1. Wenn i ein Ausgabeknoten ist:

$$\frac{\partial E}{\partial s_i} = \frac{1}{2}\frac{\partial(v_i - s_i)}{\partial s_i} = -(v_i - s_i) \tag{4.5}$$

2. Wenn i kein Ausgabeknoten ist:

$$\begin{aligned}\frac{\partial E}{\partial s_i} &= \sum_{k\in succ(i)} \frac{\partial E}{\partial s_k}\frac{\partial s_k}{\partial s_i} \\ &= \sum_{k\in succ(i)} \frac{\partial E}{\partial s_k}\frac{\partial s_k}{\partial net_k}\frac{\partial net_k}{\partial s_i}\end{aligned}$$

$$= \sum_{k \in succ(i)} \frac{\partial E}{\partial s_k} f'_{log}(net_i)\, w_{ki} \tag{4.6}$$

> $succ(i)$ bezeichnet die Menge aller Knoten k in den nachfolgenden Schichten, die den Ausgabeknoten näher sind und zu denen der Knoten i eine von Null verschiedene, gewichtete Verbindung w_{ki} hat.

Um Gleichung 4.6 zu lösen, benötigt man die Werte $\frac{\partial E}{\partial s_k}$ der Knoten in den nachfolgenden Schichten, mit denen der Knoten i verbunden ist. Man kann aber bei der Berechnung mit der Ausgabeschicht beginnen (Gleichung 4.5) und dann schrittweise zur Eingabeschicht gelangen, indem man wiederholt Gleichung 4.6 anwendet. Da die Gradienteninformation so von der Ausgabeschicht zur Eingabeschicht transportiert wird, bezeichnet man diesen Algorithmus als *Backpropagation-Verfahren*.

Nachdem die partiellen Ableitungen ermittelt wurden, können die Gewichtsänderungen berechnet werden. Für ein einzelnes Gewicht bedeutet das:

$$\Delta w_{ij}(t) = -\epsilon \frac{\partial E}{\partial w_{ij}}(t) \tag{4.7}$$

Der Lernparameter ϵ bestimmt dabei die Schrittweite der Gewichtsänderung.

Sind die Gewichtsänderungen ausgeführt, werden für die Netzwerkknoten die Aktivierung und die Abweichung vom Sollwert berechnet. Das Verfahren wird solange wiederholt, bis ein Abbruchkriterium erfüllt wird (siehe dazu auch Abschnitt 4.1.2.9).

Das Backpropagation-Lernverfahren zeigt in der Anwendung einige Probleme, die zum größten Teil darauf zurückzuführen sind, daß die Größe der Gewichtsänderung vom Gradienten der Fehlerfunktion abhängt. Außerdem ist die Größe des Lernparameters ϵ für alle Knoten und dem gesamten Lernverfahren festgelegt. Somit sind folgende Effekte möglich:

- Der Lernfortschritt stagniert auf flachen Plateaus der Fehleroberfläche.
- Gesuchte Minima werden durch eine zu große Schrittweite nach steilem Abstieg übersprungen.
- Das Lernverfahren verbleibt in einem lokalen Minimum, da die Schrittweite zu klein ist, um es wieder zu verlassen.
- Es entstehen Oszillationen zwischen gegenüberliegenden Randbereichen eines Minimums wegen einer zu großen Schrittweite.

Ein Verfahren, das diese Probleme lösen kann, ist der RPROP-Algorithmus.

4.1.2.4 Der RPROP-Algorithmus

RPROP (**R**esilient Back**PROP**agation) ist ein lokal adaptives, überwachtes Lernverfahren [85, 86]. Es beruht auf den folgenden Prinzipien [88]:

- Die Schrittweite der Gewichtsänderung darf nicht von der Größe der partiellen Ableitung abhängen.
- Die optimale Schrittweite, die in kürzester Zeit zu einem Minimum führt, kann sich von Gewicht zu Gewicht unterscheiden und muß deshalb für jedes Gewicht einzeln eingestellt werden.
- Die Schrittweite pro Gewicht muß sich während des Lernvorgangs an die umgebende Form der Fehlerfläche anpassen können.

Das grundlegende Konzept des Algorithmus liegt somit in der Anpassung der Schrittweite des Gradientenabstiegsverfahrens. Diese Schrittweite wird für jeden Knoten des Netzes lokal eingestellt und nach folgenden Regeln bestimmt:

Das Vorzeichen der Ableitung der Fehlerfunktion gibt die Richtung bei der Suche nach dem globalen Minimum an. Das Ausmaß der Änderung wird durch $\triangle_{ij}^{(t)}$ bestimmt:

$$\triangle w_{ij}^{(t)} = \begin{cases} -\triangle_{ij}^{(t)} & , \text{ falls } \frac{\partial E}{\partial w_{ij}} > 0 \\ +\triangle_{ij}^{(t)} & , \text{ falls } \frac{\partial E}{\partial w_{ij}} < 0 \\ 0 & , \text{ falls } \frac{\partial E}{\partial w_{ij}} = 0 \end{cases} \tag{4.8}$$

$\frac{\partial E}{\partial w_{ij}}$ bezeichnet die summierte Gradienteninformation aller Muster der Trainingsmenge (Abschnitt 4.1.2.3).

Die Größe von $\triangle_{ij}^{(t)}$ basiert auf einen vorzeichenabhängigen Adaptionsprozeß:

$$\triangle_{ij}^{(t)} = \begin{cases} \eta^{+} \triangle_{ij}^{(t-1)} & , \text{ falls } \frac{\partial E}{\partial w_{ij}}^{(t-1)} \frac{\partial E}{\partial w_{ij}}^{(t)} > 0 \\ \eta^{-} \triangle_{ij}^{(t-1)} & , \text{ falls } \frac{\partial E}{\partial w_{ij}}^{(t-1)} \frac{\partial E}{\partial w_{ij}}^{(t)} < 0 \\ \triangle_{ij}^{(t-1)} & , \text{ falls } \frac{\partial E}{\partial w_{ij}}^{(t-1)} \frac{\partial E}{\partial w_{ij}}^{(t)} = 0 \end{cases} \tag{4.9}$$

Dabei gilt $0 < \eta^{-} < 1 < \eta^{+}$. Der Faktor η beschreibt die Vergrößerung (η^{+}) oder die Verkleinerung (η^{-}) der Schrittweite des RPROP-Verfahrens. Es werden folgende Werte verwendet, die sich in Untersuchungen bewährt haben [86]: $\eta^{-} := 0{,}5$ und $\eta^{+} := 1{,}2$.

Zu Beginn des Trainings werden alle Schrittweiten auf den Wert $\triangle_0$ gesetzt. Dieser Wert bestimmt die Größe der ersten Gewichtsveränderung. Dazu wird eine Zahl gewählt, die in der Größenordnung der Initialisierungswerte des Netzes (Abschnitt 4.1.2.6) liegt, wie z.B. 0,1. Die Wahl dieses Parameters ist jedoch unkritisch [88].

Um zu verhindern, daß die Gewichte zu groß werden, muß eine obere Grenze der Schrittweite festgesetzt werden. Dies geschieht durch den Parameter $\triangle_{\max}$. Bis auf wenige Ausnahmen, bei denen es zu verhindern gilt, daß der Algorithmus durch zu große Schritte ein lokales Minimum erreicht, ist die Wahl des Parameters ebenfalls unkritisch. Es wird üblicherweise ein Wert von 50,0 verwendet.

Der Lernalgorithmus wird nach dem Prinzip *Lernen pro Epoche* (*batch-Verfahren*) angewendet. Das bedeutet, daß alle Muster dem System präsentiert werden müssen, bevor die Gewichte in einem Schritt geändert werden. Danach erfolgt, wie mit dem Backpropagation-Lernverfahren, die Berechnung der Aktivierung aller Knoten und der Abweichung der Ausgaben von den Sollwerten des Zielvektors.

Der RPROP-Algorithmus bietet somit folgende Vorteile:

- Der schädliche Einfluß der Größe der partiellen Ableitung im Trainingsschritt wird vermieden.
- Die beiden freien Parameter im Lernverfahren, $\triangle_0$ und $\triangle_{\max}$, können in den meisten Fällen mit Standardwerten belegt werden, während beim Backpropagation-Verfahren die richtige Wahl der Schrittweite entscheidend für den Erfolg des Lernvorgangs ist.

4.1.2.5 Lernverfahren mit Gewichtsabnahme

Werden Gewichte sehr groß, so führt das einerseits während des Lernens zu einer stark zerklüfteten Fehlerfläche, die Ursache für Sprünge und Oszillationen sein kann. Andererseits besteht dadurch die Möglichkeit, Ausgabewerte im trainierten Netz zu produzieren, die außerhalb des Wertebereiches der gewünschten Abbildung liegen, wenn der Wertebereich nicht durch eine entsprechende Aktivierungsfunktion der Ausgabeknoten begrenzt wird (siehe dazu auch Abschnitt 4.1.2.7).

Um die Fähigkeit des Netzes zu verbessern, Eingabegrößen, die sich nicht in der Trainingsdatenmenge befinden, erfolgreich zu verarbeiten (*Generalisierung*) und Auswirkungen von zu stark anwachsenden Gewichten zu vermeiden, wird im RPROP-Algorithmus zusätzlich das *Lernen mit Gewichtsabnahme* (*weight decay*) verwendet. Dabei handelt es sich um die Einführung eines zusätzlichen Terms in die Fehlerfunktion, der das Auftreten großer Gewichte bestraft [91, 92]:

$$E' = E + \frac{D}{2} \sum_{i,j} (w_{ij})^2 \tag{4.10}$$

Die Durchführung der partiellen Ableitung führt über die folgende Regel zur Bestimmung der Gewichte:

$$w_{ij}(t+1) = w_{ij}(t) + \triangle w_{ij}(t) - D w_{ij}(t) \tag{4.11}$$

Somit wird ein neuer Parameter D eingeführt, der das Ausmaß der Verminderung der Gewichte in Abhängigkeit ihrer ursprünglichen Größe bestimmt.

4.1.2.6 Initialisierung der Gewichte

Vor Beginn des Trainings eines neuronalen Netzes müssen die Gewichte initialisiert werden. Dazu werden alle Gewichte mit Zufallszahlen belegt, die in der Größenordnung der Ein- und Ausgabegrößen liegen (z.B. im Intervall [-1,1]). Das ist notwendig, um zu vermeiden, daß der Lernalgorithmus in allen Knoten mit denselben Variablenwerten identische Resultate erzielt. Die Initialisierung beeinflußt den Ablauf des weiteren Trainings. Dementsprechend ist es sinnvoll, das Training mit verschiedenen Initialisierungen zu wiederholen, um den Einfluß lokaler Minima im Suchraum zu vermindern.

4.1.2.7 Die Bedeutung der Aktivierungsfunktion

Aktivierungsfunktionen in den verdeckten Schichten werden verwendet, um ein nichtlineares Verhalten des Netzes zu ermöglichen. Damit Lernen mit einem Backpropagation-Verfahren möglich ist, muß die Funktion differenzierbar sein.

Für Ausgabeknoten werden Aktivierungsfunktionen verwendet, die der Verteilung der Ausgabewerte entsprechen. So verwendet man z.B. für kontinuierliche Ausgabewerte lineare Funktionen und für Ausgabewerte zwischen 0 und 1 logistische Funktionen (Abbildung 4.4).

4.1.2.8 Anzahl der verdeckten Schichten und Knoten

Ein neuronales Netz mit einer hinreichenden Anzahl von Knoten mit nichtlinearer Aktivierungsfunktion in einer verdeckten Schicht und mit linearen Ausgabeneuronen kann jede kontinuierliche Funktion mit beliebiger Genauigkeit approximieren (Eigenschaft der *universellen Approximation*) [93]. Diese Aussage enthält aber keine Informationen über die notwendige Anzahl von Knoten und Trainingschritten, die nötig sind, um eine solche Approximation zu erreichen. Neuronale Netze mit mehr als einer verdeckten Schicht sind dementsprechend nicht unbedingt notwendig. Es ist jedoch häufig möglich, daß die Beschreibung einer Funktion in einer solchen Darstellung mit weniger Knoten und Gewichten erreichbar ist.

Die minimal notwendige Anzahl verdeckter Knoten in einem neuronalen Netz läßt sich nur durch Versuche bestimmen [92]. Einige Eigenschaften, die diese Zahl beeinflussen, sind

- die Anzahl der verfügbaren Trainingsmuster,
- die Menge des Rauschens in den Daten,
- die Approximationsgenauigkeit bzw. Generalisierungsfähigkeit,
- die Trainingsmethode,
- die Art der Aktivierungsfunktion,
- die Eigenschaften der zu lernenden Funktion.

4.1.2.9 Der Ablauf des Lernens

Der Verlauf des Lernens eines neuronalen Netzes läßt sich anhand der Veränderung des Ergebnisses der Fehlerfunktion verfolgen. Mit zunehmender Dauer des Trainings wird dessen Wert meistens immer kleiner oder stagniert nach einer Anzahl von Trainingszyklen. Allerdings ist diese Verkleinerung des Unterschiedes zwischen Trainingsdaten und Ausgabedaten des Netzes keine Gewähr dafür, daß eine Anwendung des Netzes bei unbekannten Daten ebenfalls gute Ergebnisse liefern würde. Um eine gute Generalisierungsfähigkeit eines neuronalen Netzes zu erhalten, verfolgt man deshalb während des Trainings den Wert der Fehlerfunktion mit einer unabhängig erstellten *Validierungsdatenmenge*. Solange der Fehler der Validierungsdatenmenge fällt, wird das Training fortgesetzt, beginnt er nach einiger Zeit zu steigen, wird das Netztraining beendet. Diese Methode wird auch *early stopping* [93] genannt.

Eine andere Methode den Anstieg des Fehlers der Validierungsdatenmenge, und damit die Verschlechterung der Generalisierungsfähigkeit zu verhindern, ist die Verwendung des Lernens mit Gewichtsabnahme (Abschnitt 4.1.2.5).

Da die Validierungsdatenmenge dazu verwendet wurde, das Ende des Trainings festzulegen, könnte das eine übermäßige Anpassung des Netzes an ihre Elemente zur Folge haben. Deshalb werden zur abschließenden Bewertung der Leistungsfähigkeit des trainierten neuronalen Netzes unabhängig erstellte *Testdatenmengen* verwendet.

4.1.3 SNNS – Der Stuttgarter Neuronale Netze Simulator

Die Erstellung und Anwendung neuronaler Netze erfolgt mit Hilfe eines Rechnersystems. Neben der Verwendung besonderer Neurocomputer-Architekturen, die besonders für die Verwendung in zeitkritischen Aufgabengebieten geeignet sind (siehe z.B. [94]), werden besonders häufig Software-Simulatoren neuronaler Netze eingesetzt, die auf Universalrechnern verwendet werden können.

SNNS (**S**tuttgarter **N**euronale **N**etze **S**imulator), Version 4.1, ist ein Simulator für neuronale Netze, der an der Universität Stuttgart entwickelt wurde [95, 91]. Mit Hilfe dieses Programmsystems ist es möglich, neuronale Netze zu erstellen, zu trainieren und zu testen. Es wird dazu eine grafische Benutzerschnittstelle zur Verfügung gestellt, die als Entwicklungsumgebung dienen kann.

So kann man durch Eingabemasken den topologischen Aufbau eines neuronalen Netzes (Anzahl der Schichten des Netzes, Anzahl der Knoten pro Schicht und Verbindungen der Knoten) festlegen. Anschließend können Trainings- und Validierungsdatenmengen eingelesen werden. Nach der Festlegung des Trainingsalgorithmus und dessen Parametern kann das Netz dann für eine vorgegebene Anzahl von Lernzyklen trainiert werden. Der Verlauf des Fehlers der Trainings- und Testdatenmenge, die Ausgabewerte der Knoten, sowie viele andere Größen lassen sich mit Hilfe von Grafiken darstellen und als Zahlenwerte ausgeben.

Der Hauptbestandteil von SNNS ist ein Simulatorkern, dessen Leistungsumfang über Bibliotheksfunktionen von der Benutzeroberfläche aus verwendet werden kann. Diese Bibliotheksfunktionen sind auch für benutzerspezifische Programme verfügbar. Das Programmsystem ist vollständig in ANSI-C programmiert und liegt im Quellcode vor.

Besondere Eigenschaften dieses Simulators liegen in folgenden Bereichen:

- Generierung, Training, Test und Visualisierung neuronaler Netze
- Optionale Verwendung verschiedener neuronaler Modelle (Lernverfahren, Netzarchitekturen, Aktivierungs- und Ausgabefunktionen)
- Konvertierung trainierter Netze in ANSI-C-Unterprogramme

Dieser Simulator wurde für die weiteren Untersuchungen und Entwicklungen der vorliegenden Arbeit verwendet.

4.2 Evolutionäre Methoden zur Optimierung neuronaler Netze

Neben einem effizienten Trainingsverfahren ist eine geeignete Netztopologie, d.h. die Anzahl von verdeckten Schichten, Knoten pro Schichten und die Verbindungen der Knoten untereinander, eine wichtige Voraussetzung für den erfolgreichen Einsatz neuronaler Netze (siehe dazu auch Abschnitt 4.1.2.8).

Die Bestimmung einer optimalen Netztopologie ist jedoch schwierig, da es keine allgemeingültigen, detailierten Regeln für die Lösung dieser Aufgabe gibt. Deshalb besteht die herkömmliche Verfahrensweise in langwierigen, wenig effizienten Reihenuntersuchungen, bei denen Netze mit verschiedener Anzahl von

Knoten und Verbindungen trainiert werden und ihre Leistungsfähigkeit miteinander verglichen wird. Aus Zeitgründen ist dabei eine vollständige Überprüfung des Suchraums nicht möglich, und es müssen willkürliche Entscheidungen über zu testende Topologien getroffen werden. Hinzu kommt, daß die Ergebnisse auch von der Initialisierung des Netzes abhängen (siehe dazu auch Abschnitt 4.1.2.6), so daß bei Netzen gleicher Topologie verschiedene Generalisierungsleistungen möglich sind.

Eine Alternative zur herkömmlichen Verfahrensweise der Erstellung neuronaler Netze, besteht in der Anwendung von evolutionären Algorithmen zur Optimierung der Netztopologie. Evolutionäre Algorithmen sind adaptive Methoden, um Optimierungsprobleme zu lösen [96]. Sie basieren auf Methoden evolutionärer Prozesse, wie sie in der Biologie zu finden sind.

4.2.1 Biologische Motivation

In der Natur stehen die Individuen vieler Populationen im ständigen Wettbewerb um Ressourcen wie z.B. Nahrung und Lebensraum. Die Individuen, die in diesem Wettbewerb besonders erfolgreich sind, haben häufig mehr Nachkommen als die weniger erfolgreichen, da ihre Voraussetzungen für Überleben und Vermehrung besser sind. Somit verbreiten sich die Erbanlagen erfolgreicher Individuen mit jeder Generation in größerem Maße innerhalb der Population, als die anderer Individuen. Die Kombination von Erbanlagen verschiedener erfolgreicher Individuen kann manchmal zu Nachkommen führen, die noch erfolgreicher im Wettbewerb um Ressourcen sind. Auf diese Weise paßt sich die Population immer besser an ihre Umwelt an.

Das Konzept der Evolution als zufällige Variation verschiedener Eigenschaften, verbunden mit natürlicher Selektion, ist auf die Arbeit von Charles Darwin [97] zurückzuführen. Der Verlauf einer solchen Evolution ist von verschiedenen Faktoren abhängig:

- Die *Selektion* (Auslese) steuert den Evolutionsprozeß, indem eine Auswahl getroffen wird: Angepaßte Individuen haben höhere Chancen zum Überleben und zur Fortpflanzung, schlecht angepaßte sterben aus (*Survival of the fittest*) .

- Die *Mutation* ist die vererbliche Abänderung der Eigenschaften eines Lebewesens. Durch kleine Änderungen im Erbmaterial entstehen Individuen mit neuen Eigenschaften, die zur Vielfalt in der bestehenden Population beitragen.

- Die *Rekombination* (Crossover) erfolgt bei geschlechtlicher Fortpflanzung, wenn kodierte Informationen der Eltern neu zusammengesetzt werden. So können neue Kombinationen von Erbmaterial entstehen.

4.2.2 Das Prinzip der Evolution als Suchstrategie

Das Prinzip der Evolution in der Biologie kann als Suchstrategie zur Lösung von Optimierungsaufgaben genutzt werden [98, 99]. Dabei gelten folgende Entsprechungen:

Mögliche Lösungen eines Optimierungsproblems werden als *Individuen* betrachtet. Somit gibt es eine *Population* von Individuen. Das Optimierungskriterium, die *Fitness*, ist eine reelle Zahl. Sie errechnet sich aus den Anteilen der von einem Individuum erfüllten Zwangsbedingungen. Neue potentielle Lösungen, die *Nachkommen*, werden aus schon bestehenden Lösungen, den *Eltern*, erzeugt, indem z.B. kleine Variationen in deren Eigenschaften vorgenommen werden (*Mutation*) oder Eigenschaften zweier Lösungen verknüpft werden (*Rekombination*).

Eine Suchstrategie, die auf diesem Grundkonzept aufbaut, wird *evolutionärer Algorithmus* genannt. Zwei wichtige Vertreter der evolutionären Algorithmen sind die genetischen Algorithmen und die Evolutionsstrategien:

- Genetische Algorithmen [100, 101] simulieren evolutionäre Prozesse auf genetischer Ebene. Die Individuen werden wie Chromosomen beschrieben, die die Beschreibung ihrer Eigenschaften als Ketten von Binärmustern enthalten. Dabei ist die Kodierung dieser Ketten von besonderer Bedeutung für den Erfolg des Verfahrens. Veränderungen während der Evolution werden nur am *Genotyp*, das heißt an der genetischen Beschreibung des Optimierungsproblems (hier: den Bitmustern) durchgeführt.

- Evolutionsstrategien [102] nutzen evolutionäre Methoden, um den Parametersatz eines zu bearbeitenden Problems zu optimieren. Die Parameter werden ohne Veränderung als reelle Zahlen dargestellt, wobei ein Satz von Parametern einem Individuum entspricht. Alle Modifikationen durch eine Evolutionsstrategie beziehen sich so auf die Veränderung von reellen Zahlen, also die konkrete Erscheinungsform des Individuums (*Phänotyp*) bzw. des zu lösenden Problems.

4.2.3 Die Optimierung von feedforward-Netzen

Evolutionäre Verfahren können die Optimierung neuronaler Netze bedeutend vereinfachen, indem sie mit dem Netztraining kombiniert werden [103, 104]. So können gleichzeitig die Parameter und das Modell optimiert werden.

Bei der Optimierung von feedforward-Netzen hat man es mit zwei sich überlagernden Problemen zu tun:

1. die Optimierung der Netztopologie
   (Anzahl der Schichten und Knoten, Anzahl und Ort der Verbindungen)

2. die Optimierung der Verbindungsgewichte

Eine Optimierung der Gewichte von neuronalen Netzen ist durch die Verwendung von Lernalgorithmen möglich. Die Optimierung der Netztopologie stellt jedoch Anforderungen, die ein Gradientenabstiegsverfahren nicht leisten kann, da es z.B. keine differenzierbare Fehlerfunktion gibt, die den Netzaufbau bewertet. Deshalb werden zusätzlich evolutionäre Algorithmen verwendet. Die Kombination der beiden Methoden bezeichnet man als *hybrides Verfahren*.

Eine weitere Methode, die Effizienz eines solchen Verfahrens zu verbessern, besteht in der Anwendung des Konzepts des *Lamarckismus*. Jean Baptiste de Lamarck, ein Vorgänger Darwins, vertrat die Lehrmeinung, daß durch Umwelteinflüsse erworbene Fähigkeiten und physische Veränderungen bei Lebensformen vererbbar sind. Obwohl es sich herausgestellt hat, daß dieses Verfahren in der Natur nicht realisiert wurde, erweist sich der Ansatz für die Verwendung in evolutionären Methoden als besonders hilfreich. Im Verfahren zur Optimierung der Netze bedeutet dies, daß die Gewichte des trainierten neuronalen Netzes und damit die durch Lernen angeeignete Information an Nachkommen weitergegeben werden kann. Mit solchen Gewichten sind neu erzeugte Netze bedeutend schneller zu trainieren.

Abbildung 4.6 zeigt das zugrunde liegende Prinzip des Verfahrens:

- In einem ersten Schritt werden eine Anzahl neuronaler Netze erzeugt und trainiert. Sie stellen eine Population von Lösungskandidaten dar.

- Einige Netze der Population werden dann als Eltern neuer Kandidaten nach Zufallskriterien ausgewählt. Neue Kandidaten werden erzeugt, indem man ein Elter kopiert und dann bei der Kopie die Anzahl und Position der Gewichte und Knoten verändert (*Mutation*). Eine andere Möglichkeit besteht in der Übernahme einzelner Verbindungsgewichte oder Knoten erfolgreicher Elternpaare (*Rekombination*).

  Nach einem anschließenden Training werden die neuen Kandidaten der bestehenden Population hinzugefügt.

- Nun erfolgt eine Bewertung aller neuen Mitglieder der Population. Dazu wird für jedes betroffene Individuum nach seinem Lernerfolg beim Training oder nach topologischer Randbedingungen wie z.B. der Anzahl der Knoten, die Fitness berechnet (siehe dazu auch Abschnitt 4.3.4.1).

- Schließlich werden die Kandidatennetze nach ihrer Fitness sortiert und die schlechtesten gelöscht, damit trotz der neu erstellten Nachkommen, eine konstante Größe der Population bestehen bleibt (*Selektion*).

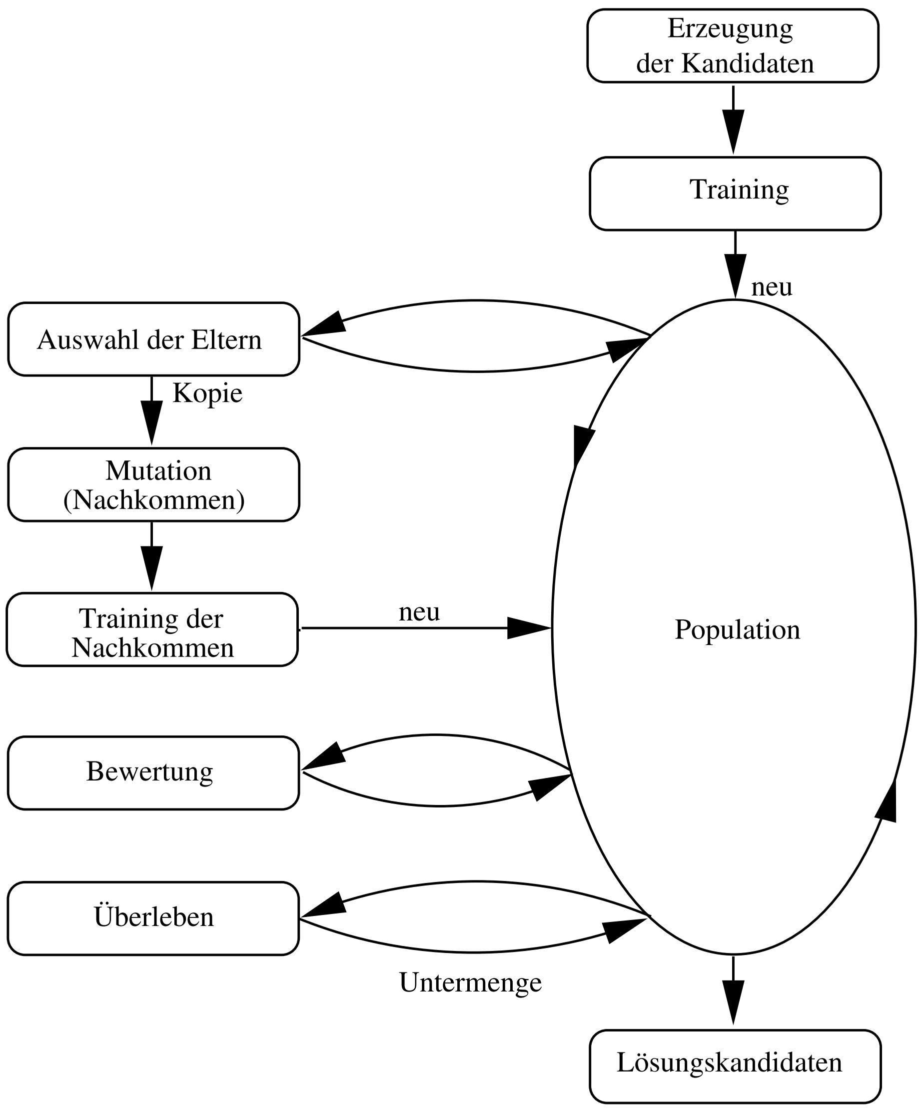


Abb. 4.6: Ablaufdiagramm eines evolutionären Algorithmus zur Optimierung neuronaler Netze

Danach beginnt ein neuer Generationenzyklus. Zu diesem Zeitpunkt können jedoch auch die erfolgreichsten Lösungskandidaten, die die beste Fitness besitzen, zur weiteren Verwendung entnommen werden.

Dieses Verfahren vereinigt Eigenschaften genetischer Algorithmen mit denen evolutionärer Strategien, denn die verwendete Beschreibung eines Netzwerks in Form einer Liste von Gewichten stellt gleichzeitig Genotyp und Phänotyp der Lösungskandidaten dar.

4.2.4 ENZO – Der Evolutionäre Netzoptimierer

Ein Software-Paket, das einen solchen Algorithmus bereitstellt, ist ENZO (**E**volutionärer **N**et**Z**werk**O**ptimierer) Version 1.0 [105]. Dieses System arbeitet mit den Unterprogrammbibliotheken von SNNS und kann verschiedene Lernverfahren verwenden, darunter auch den RPROP-Algorithmus. Wie bereits in Abschnitt 4.2.3 erklärt, variiert ein solcher Algorithmus die Anzahl und Position von Verbindungen und verdeckten Knoten eines Referenznetzes. Das Ergebnis sind effizientere und, bei entsprechender Parameterwahl, häufig auch kleinere neuronale Netze [106].

Im folgenden sollen einige Leistungsmerkmale vorgestellt werden, die bei der Erstellung und Optimierung von Netzen verwendet werden:

- Eine neue Population wird erzeugt, indem ein vorgegebenes Referenznetz vervielfältigt wird oder neue Netze erzeugt werden, indem die Anzahl von Knoten und Verbindungen des Referenznetzes variiert werden. Eine nachfolgende Initialisierung mit Zufallszahlen stellt unterschiedliche Startbedingungen, auch bei identischen Netzen, sicher.
- Die Bewertung der neuronalen Netze (Fitness) erfolgt nach einem oder mehreren der folgenden Gütekriterien:
  - Netzkomplexität (Anzahl der Gewichte oder Knoten)
  - Anzahl der Trainingsepochen
  - Fehler der Trainingsdatenmenge,
  - Generalisierungsfähigkeit (Fehler einer Validierungsdatenmenge)
  - Klassifizierungsleistung (relativer Anteil der richtigen und falschen Zuordnungen einer Validierungsdatenmenge)
- Die Selektion erfolgt nach einer Zufallsauswahl oder entsprechend eines relativen Anteils der besonders gut trainierten Netze.
- Mutation wird durch Hinzufügen oder Entfernen von Gewichten und Knoten nach verschiedenen Kriterien durchgeführt. Dazu gehört z.B. die bevorzugte Entfernung kleiner Gewichte, die häufig einen geringeren Einfluß auf das Ergebnis eines Netzes haben.
- Rekombination wird durch die Übernahme von Verbindungen zwischen Ein- und Ausgabeknoten oder Implantation versteckter Knoten erfolgreicher Eltern realisiert.
- Ein Training der Nachkommen wird solange durchgeführt, bis eine vorgegebene Anzahl von Lernzyklen erfolgt ist oder der Fehler der Trainings- oder Validierungsdatenmenge einen vorgegebenen Fehler unterschreitet. Zusätzlich sind verschiedene Optionen möglich, wie z.B.:

– Alle Gewichte werden vor dem Training um einen kleinen Betrag verändert, um lokale Minima zu vermeiden.
– Nach erfolgreichem Lernen werden Gewichte unterhalb einer Schwelle entfernt, und das Netz wird erneut trainiert.

Der Ablauf des Evolutionsprozesses wird aus verschiedenen Modulen zusammengestellt, die den einzelnen Merkmalen entsprechen. Die Module und deren Parameter werden in einer Textdatei zusammengestellt, die dann den Ablauf des Optimierungsprozesses steuert. Ein Beispiel für eine solche Datei befindet sich im Anhang.

In Abschnitt 4.3.4 werden weitere Besonderheiten des Optimierungsverfahrens in Zusammenhang mit der zu bearbeitenden Problemstellung erläutert.

4.3 Der neue Ansatz

Mit Hilfe neuronaler Netze, die durch evolutionäre Algorithmen optimiert wurden, werden Meßdaten von segmentierten Kalorimetern ausgewertet. Dazu werden zwei Aufgabenstellungen bearbeitet:

- die Bestimmung der Primärenergie von Elektronen, geladenen Pionen oder Teilchenjets
- die Trennung von Elektronen und geladenen Pionen

4.3.1 Anforderungen an die neue Methode

Ein neues Verfahren zur Energierekonstruktion und Teilchentrennung muß auch unter praxisnahen Bedingungen leistungsfähig sein. Um diese Leistungsfähigkeit dokumentieren zu können, sollen folgende Anforderungen erfüllt werden:

- Geeignet für eindringende Teilchen in einem Energiebereich zwischen 3 und 100 GeV
- Geeignet für variable Auftreffwinkel und -orte auf der Detektoroberfläche
- Berücksichtigung von Detektorinhomogenitäten, Material vor dem Detektor und eines starken Magnetfeld
- Ausschließliche Verwendung von Meßgrößen des Kalorimeters

Diese Anforderungen wurden so gewählt, daß sowohl unter idealisierten Testbedingungen als auch im Rahmen von Praxisanwendungen ein Vergleich mit herkömmlichen Methoden (Abschnitte 3.2 und 3.3.1) möglich ist.

4.3.2 Ein- und Ausgabegrößen der neuronalen Netze

Teilchenschauer, die durch Elektronen oder Hadronen in Materie ausgelöst werden, unterscheiden sich durch ihre Ausdehnung in Materialien unterschiedlicher Strahlungs- und Absorptionslänge, sowie in ihrer Form (Abschnitt 2.2). In einem segmentierten Kalorimeter stehen ortsabhängige Informationen über die gemessene Energie zur Verfügung.

Abbildung 4.7 zeigt eine typische, in ϕ-Richtung des H1-Detektors projizierte Ladungsverteilung in den Zellen des Flüssigargon-Kalorimeters, nachdem ein geladenes Pion mit einer Primärenergie von 80 GeV eingedrungen ist. Die Größe der schwarzen Flächen ist der gemessenen Ladung proportional.

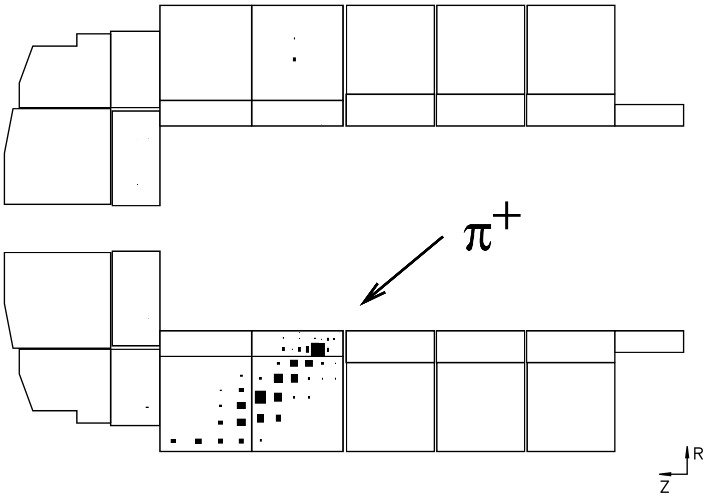


Abb. 4.7: Typische, in ϕ-Richtung projizierte Ladungsverteilung im Kalorimeter eines eindringenden geladenen Pions mit einer Primärenergie von 80 GeV (Simulation)

Nach einer Messung mit dem Flüssigargon-Kalorimeter stehen die Ladungen pro Auslesezelle zur Verfügung. Diese Ladungen werden in jeder Schicht der Kalorimetermodule addiert. So erhält man eine Projektion orthogonal zu der ausgewerteten Schichtenabfolge. Führt man diese Zusammenfassung auf drei orthogonalen Achsen durch, erhält man drei Profile, die die räumliche Ausbreitung des Schauers im Kalorimetermodul beschreiben.

Abbildung 4.8 verdeutlicht das Prinzip der Bearbeitung der Eingabegrößen am Modell eines würfelförmigen Kalorimeters. Der grau eingefärbte Bereich im Würfel entspricht einer Schicht, dessen Ladungen zu addieren ist. Der grau eingefärbte Abschnitt im Histogramm ist der resultierende Teil des Schauerprofils.

Diese Zusammenfassung der Informationen aus den Auslesezellen zu Schauerprofilen hat folgende Vorteile für eine Auswertung durch neuronale Netze:

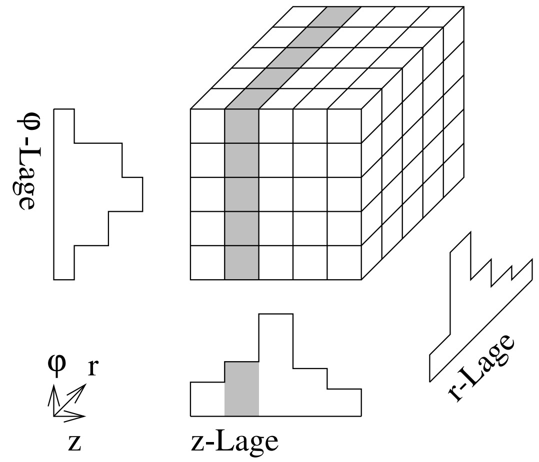


Abb. 4.8: Prinzip der Erzeugung der Eingabegrößen: Die Ladungen der Auslesezellen werden pro Lage des Kalorimeters zusammengefaßt.

- Die Anzahl der Eingabeknoten kann reduziert werden. So läßt sich die Dimensionalität des Eingaberaums vermindern, was häufig eine verbesserte Leistung des trainierten Netzes zur Folge hat (*The curse of dimensionality* [93]).

- Der Einfluß der Fluktuationen der deponierten Energie in einzelnen Zellen auf das neuronale Netz wird vermindert. Die Trainingsdatenmenge beschreibt deshalb die Schauerentwicklung in einer repräsentativeren Form.

- Informationen über den Ort der Energiedeposition im Kalorimetermodul bleiben erhalten. Das ist wichtig, da die gemessenen Ladungen entsprechend ihrer Positionen relativ zu Inhomogenitäten des Detektors behandelt werden sollen.

- Informationen über die longitudinale und laterale Form des Schauers bleiben erhalten, da die Anordnung der Ladungen pro Kalorimeterlage Schauerprofilen entsprechen.

- Die Eingabegrößen sind weiterhin proportional zu der im Kalorimeter gemessenen Ladung. Insbesondere für die Rekonstruktion von Energiewerten ist es wichtig, daß durch die Datenvorverarbeitung keine quantitativen Informationen verloren gehen.

Wegen der leichteren Handhabung wurde bei der Erstellung der Eingabewerte der neuronalen Netze die Energie auf der elektromagnetischen Skala anstatt der gemessenen Ladung verwendet. Beide Werte sind zueinander proportional. Die Kalibrationskonstante, die die Umrechnung beschreibt, hat für die weitere Auswertung durch das neuronale Netz keine Bedeutung. Die Energie auf der elektromagnetischen Skala wird auch für andere Rekonstruktionsmethoden benötigt, wie sie z.B. in der H1-Kollaboration verwendet werden (Abschnitt 3.2). Somit erhält man eine gemeinsame Plattform, von der die weiteren Untersuchungen durchgeführt werden können.

Die Schauerprofile werden getrennt für den elektromagnetischen und den hadronischen Teil des Kalorimeters ermittelt. So stehen dem neuronalen Netz auch Informationen über die Energiedepositionen eines Teilchenschauers in unterschiedlichen Materialien zur Verfügung.

Da die Ausrichtung der Auslesezellen (Abschnitt 3.1.3) nicht kugelsymmetrisch zum Wechselwirkungspunkt verlaufen, liegt die Achse eines Teilchenschauers nicht immer parallel zu den Achsen der bestimmten Schauerprofile. Das führt bei den betroffenen Kalorimetermodulen zu ungewollten Korrelationen in den Eingabegrößen. Deshalb wurde mit einer Überlagerung eines orthogonalen Gitters über die bestehende Segmentierung experimentiert, deren Achsen den möglichen Schauerachsen entsprechen. Es zeigte sich jedoch, daß durch die Zuordnung der Zellinhalte zum neuen Gitter zuviel Informationen über den Ort der Depositionen verlorenging, da die Segmentierung des H1-Kalorimeters sehr inhomogen in Orientierung und Größe ist. Eine Transformation brachte keine Verbesserung in der Generalisierungsleistung der Netze. Die Orientierung der Schichten richtet sich deshalb nach der Ausrichtung der Auslesezellen im Modul.

Bei Netzen zur Energierekonstruktion wird über den Ausgabeknoten die Energie des einfallenden Teilchens ausgegeben. Es wird eine lineare Aktivierungsfunktion verwendet.

Netze zur Teilchenidentifikation geben eine reelle Zahl zwischen 0 und 1 aus, wobei beim Training 0 einem Elektron und 1 einem Pion zugeordnet wird. Im Ausgabeknoten wird in diesem Fall eine logistische Ausgabefunktion eingesetzt.

4.3.3 Notwendige Voraussetzungen zum erfolgreichen Training

Um mit den vorhandenen Eingabegrößen eine erfolgreiche Auswertung von Kalorimetermessungen zu erhalten, sind verschiedene Maßnahmen durchzuführen, die die Erstellung optimaler neuronaler Netze begünstigen.

4.3.3.1 Anpassung der Fehlerfunktion zur Energierekonstruktion

Bei ersten Versuchen zur Energierekonstruktion zeigte sich, daß die resultierenden Verteilungen häufig Ausreißer zu größeren Werten aufwiesen und die relative Energieauflösung bei kleineren Primärenergien deutlich schlechter war, als man aufgrund der $1/\sqrt{E_{\mathrm{inc}}}$-Abhängigkeit und den Ergebnissen bei höheren Energien erwarten konnte. Diese Effekte wurden durch die Verwendung einer besondere Fehlerfunktion während des Lernens des neuronalen Netzes vermindert.

Die Fehlerfunktion E bewertet die Abweichung des Zielwertes v_p vom Ausgabewert des neuronalen Netzes s_p für alle Trainingsmuster $\mathcal{P}$. Sie hat häufig die Form

$$E = \frac{1}{2} \sum_{p \in \mathcal{P}} (v_p - s_p)^2 \tag{4.12}$$

Bezogen auf die Rekonstruktion von Energien im Kalorimeter bewirkt sie, daß z.B. Abweichungen um 2 GeV von einem Zielwert von 4 GeV genauso bewertet werden, wie eine Abweichung von 2 GeV von einem Zielwert von 80 GeV. Hier ist es besser, den relativen Fehler zu minimieren. Dementsprechend wurde die Fehlerfunktion geändert:

$$E = \frac{1}{2} \sum_{p \in \mathcal{P}} \left(\frac{v_p - s_p}{v_p} \right)^2 , \quad v_p \neq 0 \tag{4.13}$$

So erhält man eine größenunabhängige Fehlerminimierung. Die dadurch erzielte Verbesserung des Lernverfahrens ließ sich auch daran feststellen, daß sich die Zeit für das erfolgreiche Training eines Netzes nach dieser Änderung ungefähr halbierte.

Die Abweichungen bei kleinen Werten sind jetzt für den Erfolg des Trainings wichtig. Die Eingabedaten der Netze sind mit Rauschen überlagert, dessen Beitrag zum Gesamtsignal bei kleinen Energien zunimmt. Deshalb ist darauf zu achten, daß die Signale der ausgewählten Trainingsdaten sich deutlich vom Untergrund abheben. Aus diesem Grund wurden keine Trainingsdaten mit Primärenergien von weniger als 1 GeV verwendet und keine Ereignisse zugelassen, die nicht mindestens 200 MeV Energie auf der elektromagnetischen Skala im Kalorimeter deponieren.

4.3.3.2 Ergänzung des Lernabbruchkriteriums

Beim Training von neuronalen Netzen muß ein Abbruchkriterium vorgegeben werden, von dem abhängt, wann der Lernprozeß beendet wird. Ein leistungsfähiges Abbruchkriterium ist der Anstieg des mittleren quadratischen Fehlers einer Datenmenge, die nicht zum Trainieren verwendet wurde. Der mittlere quadratische Fehler errechnet sich aus der Fehlerfunktion, dividiert durch die Anzahl der Muster in der Datenmenge. Erhöht sich der Fehler, wird das Training beendet, da von diesem Zeitpunkt an die Generalisierungsfähigkeit des Netzes sinkt.

Bei Verwendung des RPROP-Algorithmus mit der angepaßten Fehlerfunktion (siehe dazu Abschnitt 4.3.3.1) gibt es jedoch einige Besonderheiten zu beachten. Da der Algorithmus ein adaptives Verfahren ist, sind Sprünge im Verlauf des Trainings möglich. Deshalb ist eine zeitweise Verschlechterung der Generalisierung möglich, obwohl der Lernvorgang noch nicht sein Optimum erreicht hat. Ein Beispiel für diesen Verlauf zeigt Abbildung 4.9. Die obere Kurve beschreibt den Fehler der Validierungsdaten in Intervallen von zwei Epochen, die untere Kurve den der Trainingsdaten. An den mit Pfeilen gekennzeichneten Stellen erkennt man einen Anstieg des Fehlers der Validierungdaten, der normalerweise zu einem Abbruch des Trainings führen würde.

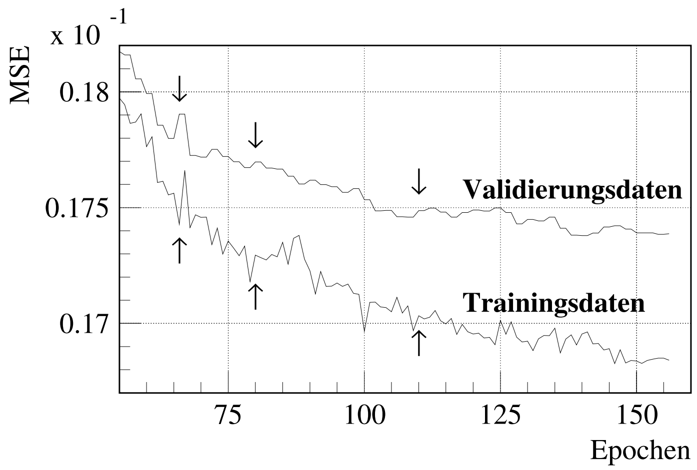


Abb. 4.9: Typische Lernkurven für Trainings- und Validierungsdaten. Aufgetragen ist der mittlere quadratische Fehler (Mean Squared Error, MSE) gegen die Anzahl der Lernepochen.

Im ENZO-Programm wird versucht, kurzfristigen Schwankungen durch den Vergleich des aktuellen Fehlerwertes mit einem gleitenden Mittelwert aus vier Epochen auszugleichen. Das erwies sich jedoch als nicht ausreichend. Durch Versuchsreihen wurde ermittelt, daß eine Betrachtung des Trainingsverlaufs hier Abhilfe schafft. Steigt bei einem Anstieg des Fehlers der Validierungsdaten auch gleichzeitig der Fehler der Trainingsdaten in einem engen Epochenintervall, so wird das Training fortgesetzt und ein besser trainiertes Netz kann erreicht werden. Diese Ergänzung des Lernabbruchkriteriums wurde daraufhin beim Training der Netze verwendet.

4.3.3.3 Eigenschaften der Trainingsdatenmenge

Eine Voraussetzung für ein erfolgreiches Training von neuronalen Netzen sind Trainingsdaten, die die Bereiche, in denen das trainierte Netz später arbeiten soll, möglichst gleichmäßig abdecken. Zur Rekonstruktion von Kalorimetermessungen benötigt man deshalb gleichverteilte Teilchenenergien und Einschußpunkte in die Kalorimeterfrontfläche. Damit wird vermieden, daß bestimmte Orte oder Energien bevorzugt rekonstruiert werden, wenn sie im Training häufiger auftreten als andere. Daten mit einer solchen Verteilung stehen nicht aus

Messungen in ausreichender Anzahl zur Verfügung. Deshalb ist es notwendig, sie durch Monte-Carlo Simulationen zu erzeugen.

Außerdem ist darauf zu achten, daß das Energieintervall der Trainingsdatenmenge größer ist als das potentieller Auswertungen. Da ein neuronales Netz an den Rändern des Intervalls niemals mit Energiewerten gelernt hat, die kleiner oder größer waren als der erste oder der letzte Wert, würden im Mittel Daten rekonstruiert, die zu Beginn des Intervalls zu groß und am Ende des Intervalls zu klein wären.

Eingabegrößen und die Ausgabegröße bei der Energierekonstruktion werden auf Werte im Intervall zwischen 0 und 1 skaliert. Das geschieht, um sehr große oder sehr kleine Gewichte zu vermeiden und eine einfache Initialisierung untrainierter Netze zu ermöglichen. Zwar könnte das Netz durch Verwendung geeigneter Linearkombinationen zwischen der Eingabeknotenschicht und der ersten verdeckten Schicht große Zahlen auch selbstständig verkleinern, aber um ein solches Netz sinnvoll zu initialisieren (siehe dazu auch Abschnitt 4.1.2.6), müßten dann für verschiedene Knoten verschiedene Initialisierungsintervalle verwendet werden [93].

4.3.4 Anwendung des Optimierungsverfahrens

Zur erfolgreichen Anwendung des Evolutionsverfahrens zur Erstellung eines optimierten neuronalen Netzes muß der Ablauf der Evolution durch die Auswahl von Bearbeitungsschritten und deren Parameter festgelegt werden. Ein Beispiel für eine Steuerdatei, die diese Informationen enthält, ist im Anhang zu finden.

Einige Besonderheiten, die zu beachten sind, sollen hier erläutert werden.

4.3.4.1 Die Fitness

Ein wichtiger Bestandteil des Optimierungsverfahrens zur Erstellung neuronaler Netze ist die Festlegung eines Gütekriteriums (Fitness), das die Leistungsfähigkeit der Netze bewertet. Dabei handelt es sich um eine reelle Zahl, deren Wert pro Kandidatennetz bestimmt wird.

Bei der Energierekonstruktion aus Kalorimetermessungen wurde als Gütekriterium der Fehler der Validierungsdatenmenge verwendet, wie er in Abschnitt 4.3.3.1 definiert wurde. Je kleiner dieser Fehler ist, umso besser konnte das Netz die relative Größe der Zieldaten der Validierungsmenge und damit der Energien zwischen 1 und 100 GeV rekonstruieren.

Da es sich bei der Elektron/Pion-Trennung um eine Klassifizierungsaufgabe handelt, kann hier auch die Klassifizierungsleistung zur Fitnessbestimmung genutzt werden: Die Ausgabe des Netzes ist eine reelle Zahl zwischen 0 und 1 (siehe dazu auch Abschnitt 4.3.2). Der Erfolg der Klassifikation wird dadurch bestimmt, ob der Abstand zur Zielvorgabe 0 oder 1 einen vorgegebenen Schwellenwert über- oder unterschreitet. Wird der Abstand zum gewünschten Wert unterschritten, gilt diese Klassifizierung als erfolgreich und die Fitness wird entsprechend verändert. Um eine Bewertung zu ermöglichen, wenn mehrere Netze eine gleiche Klassifizierungsleistung zeigen, wird in diesem Fall zusätzlich der Fehler der Validierungsdatenmenge in die Bewertung miteinbezogen.

Abbildung 4.10 zeigt den typischen Verlauf der Gütefunktion (Fitness) bei einer Evolution zur Erstellung eines Netzes zur Energierekonstruktion. Die verschiedenen Histogramme zeigen Werte für das beste und das schlechteste Netz, sowie für den Durchschnitt der Netze. Aufgetragen ist die Fitness in beliebigen Einheiten gegen die Anzahl der durchgeführten Generationen.

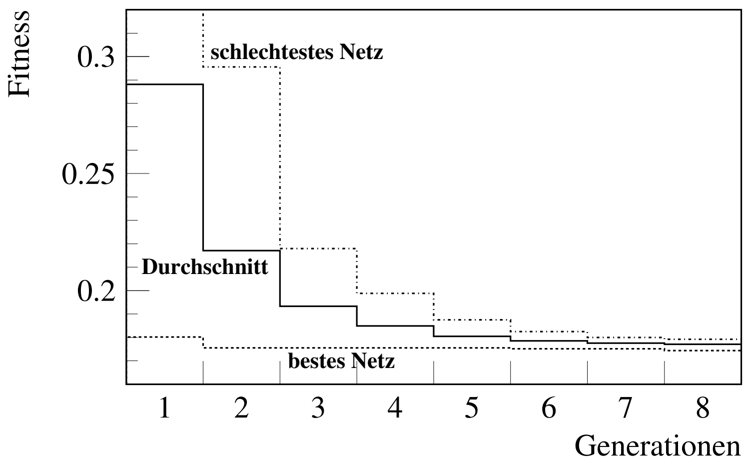


Abb. 4.10: Typische Entwicklung der Fitness im Verlauf der Generationen eines evolutionären Algorithmus

4.3.4.2 Andere Parameter des Evolutionsprozesses

Die Wahl der Parameter des Evolutionsprozesses orientiert sich an den Empfehlungen der Dokumentation des ENZO-Verfahrens, die sinnvolle Vorgaben für die meisten Einstellungen vorsieht [106].

Insbesondere die Mutationsraten, die den relativen Anteil der Knoten und Verbindungen eines Netzes beschreiben, der sich bei einer Mutation ändern soll, muß der zu lösenden Aufgabe angepaßt werden. Das geschieht durch Auswertung der Entwicklung der Fitness im Verlauf der Evolution. Abbildung 4.10 zeigt eine solche Entwicklung für die ersten Generationen (Zyklen) einer Evolution.

Ist die Mutationsrate zu hoch, werden neue Netze zu stark verändert, um noch bewährte Eigenschaften ihrer Eltern behalten zu können. Ist die Mutationsrate zu niedrig, verändert sich das Netz kaum und die Evolution stagniert. In beiden Fällen kann man kein so deutliches Absinken der Fitness erwarten, wie es in Abbildung 4.10 zu sehen ist. So kann man erkennen, ob eine Änderung der Raten notwendig ist.

Sind die Parameter des Evolutionsverfahrens festgelegt, erfolgt der weitere Ablauf des Verfahrens ohne Einwirkung des Anwenders.

4.3.5 Die Entwicklungsumgebung

In diesem Abschnitt soll der Ablauf der Erstellung und Anwendung der neuronalen Netze vorgestellt werden. Tabelle 4.1 zeigt die Teilbereiche von Training, Test und Anwendung, die im folgenden besprochen werden:

<table>
<tr><th>Training</th><th>Test</th><th>Anwendung</th></tr>
<tr><td colspan="2">Erzeugung der simulierten Teilchen</td><td rowspan="3">Experiment</td></tr>
<tr><td colspan="2">Simulation der Wechselwirkungen</td></tr>
<tr><td colspan="2">Überlagerung von Rauschen</td></tr>
<tr><td colspan="3">Schnitt gegen Rauschen</td></tr>
<tr><td colspan="3">Vorverarbeitung der Rohdaten</td></tr>
<tr><td>Kombination mit der Trainingsausgabe</td><td colspan="2" rowspan="2">Anwendung des Netzes</td></tr>
<tr><td>Netzoptimierung
Netztraining</td></tr>
<tr><td></td><td colspan="2">Ausgabeformatierung</td></tr>
</table>

Tab. 4.1: Aufbau der Entwicklungs- und Anwendungsumgebung

4.3.5.1 Erzeugung der simulierten Teilchen

Wenn keine experimentellen Daten zur Verfügung stehen, müssen simulierte Teilchen erzeugt werden. Das geschieht durch Generatorprogramme, die entweder Bestandteil der Simulationsprogramme oder eigenständige Programme sind. So konnten einzelne Teilchen (z.B. geladene Pionen) oder Gruppen von Teilchen (z.B. Jets) mit definiertem Impuls und definierter Energieverteilung erzeugt werden.

4.3.5.2 Simulation der Wechselwirkungen im Detektor

Die Wechselwirkungen der einfallenden Teilchen wurden mit den Programmen H1SIM bzw. ARCET berechnet. ARCET (**AR**gon **CE**RN **T**est) ist eine an den

Aufbau der Kalorimetertestmessungen (Abschnitt 5.1.4.1) angepaßte Version des Programms H1SIM.

Das Standardsimulationsprogramm für den H1-Detektor, H1SIM, verwendet GEANT [58] für die Beschreibung des Detektoraufbaus und der Simulation der verschiedenen Wechselwirkungen. Hadronische Wechselwirkungen werden mit dem Programm CALOR [61, 107] berechnet, das gute Ergebnisse im Vergleich zu Kalorimetermessungen gezeigt hat und dem Programm GHEISHA deutlich überlegen ist [68, 108].

Die Trainingsdaten wurden durch Simulationen mit den folgenden Eigenschaften erzeugt:

- Es werden 100 Ereignisse pro GeV im Bereich zwischen 1 und 100 GeV in Abständen von je 10 MeV simuliert. Bei den Trainingsdaten des CERN-Testaufbaus beginnt der Bereich bei einer Energie von 3 GeV.
- Zu simulierende Wechselwirkungen werden bis zu einer vorgegebenen Minimalenergie des auslösenden Teilchens durchgeführt, wie z.B. 0,05 MeV für Gamma-Teilchen, 0,1 MeV für Elektronen, 1 MeV für Hadronen, Myonen und Neutronen. Werden diese Energieschwellen unterschritten, wird die verbleibende Energie lokal deponiert.
- Die feinste verfügbare Granularität der Detektorbeschreibung wird verwendet. Somit werden bei Simulationen des H1-Detektors jede einzelne Platte im Kalorimeter und bei der Simulation der CERN-Testmessungen alle Platten gemeinsam durch ein homogenes Gemisch der entsprechenden Bestandteile beschrieben.

Bei der Simulation des H1-Detektors wurden folgende realistische, experimentelle Bedingungen verwendet:

- ein magnetisches Feld von 1,15 T
- passives Material (0,8 bis 2,4 X_0) vor dem Detektor
- Inhomogenitäten im Aufbau des Detektors
- Variation des Wechselwirkungspunktes

Die in den Simulationen erzeugten Signale werden in Dateiformaten gespeichert, die den Ausgaben des H1-Detektors bei Messungen entsprechen. Zusätzlich sind Informationen über die Art der wechselwirkenden Teilchen und deren Energie verfügbar, die natürlich bei Messungen nicht vorhanden sind. Diese Informationen werden ausschließlich als Zielvorgaben beim Netztraining oder zur Überprüfung der Rekonstruktionsverfahren verwendet.

Die folgenden Schritte werden nun innerhalb des Programms H1REC durchgeführt, das viele Routinen zur Rekonstruktion der H1-Daten enthält.

4.3.5.3 Überlagerung von Rauschen

Im Gegensatz zur Realität enstehen bei der Simulation des H1-Detektors keine Signale aufgrund von Rauschen. Da die Ursachen für dieses Rauschen äußerst vielfältig sind und eine analytische Beschreibung nur mangelhaft möglich ist, werden den simulierten Ereignissen gemessene Ereignisse überlagert, die aufgezeichnet wurden, als keine Wechselwirkung im Detektor stattfand. So erhält man simulierte Ereignisse mit realistischem Rauschuntergrund.

4.3.5.4 Schnitt gegen Rauschen

Zu Beginn dieses Verarbeitungsschrittes ist das Format der Daten aus Simulation und Experiment identisch. Die weiteren Schritte der Vorverarbeitung unterscheiden nicht zwischen dem Ursprung der Daten.

Um das Nutzsignal vom Untergrund zu trennen, wird der Algorithmus zur Rauschunterdrückung verwendet, der in der Standarddatenrekonstruktion im H1-Experiment Verwendung findet (siehe dazu auch Abschnitt 3.2.2). Somit stehen die Daten in einer Form zur Verfügung, wie sie auch von der Standardrekonstruktion verarbeitet werden können.

4.3.5.5 Vorverarbeitung der Rohdaten

Ist die zuvor beschriebene Bearbeitung durchgeführt worden (zur genaueren Beschreibung des Verfahrens siehe auch Abschnitte 3.2.1 und 3.2.2), können Energiedaten auf der elektromagnetischen Skala pro Auslesezelle weiterverarbeitet werden. Diese Daten pro Zelle werden zu Profilen zusammengefaßt und skaliert (siehe hierzu auch Abschnitt 4.3.3.3). Hier können gegebenenfalls auch Schnitte der Trainingsdaten durchgeführt werden, um z.B. eine minimale Energiedeposition im Kalorimeter zu gewährleisten. In der dann vorliegenden Form läßt sich der Datenbestand entweder zum Training von Netzen oder zur Auswertung durch Netze verwenden.

4.3.5.6 Netztraining und Anwendung des Netzes

Abhängig vom Verwendungszweck der Daten erfolgt die weitere Verarbeitung:

- Handelt es sich um Daten zu Trainingszwecken, erfolgt die Kombination mit Zielvorgaben aus dem Simulationsprogramm. Auf diese Art wird eine Trainingsmenge und eine davon unabhängige Validierungsdatenmenge erstellt. Diese Mengen sind notwendige Eingabedaten für das ENZO-System. ENZO (Abschnitt 4.2.4) optimiert mit Hilfe evolutionärer Algorithmen die Topologie des Netzes und trainiert es mit dem RPROP-Algorithmus (Abschnitt 4.1.2.4).

Das Gütekriterium für die Netze wird bei der Energierekonstruktion aus dem Fehler der Validierungsdatenmenge bestimmt. Bei der Teilchenidentifikation wird die Klassifizierungsleistung in der Validierungsdatenmenge bewertet. Wenn mehrere Netze gleiche Klassifizierungsleistung zeigen, wird zusätzlich der Fehler der Validierungsdatenmenge bewertet (siehe dazu auch Abschnitt 4.3.4.1).

- Sollen die Daten mit Hilfe eines neuronalen Netzes ausgewertet werden, so werden die Trainingsdaten in die Eingabeknoten des Netzes eingegeben und damit die entsprechende Ausgabe berechnet. Nach einer eventuellen Ausgabeformatierung, die auch eine Rückskalierung enthält, stehen die Ergebnisse für die weitere Auswertung zur Verfügung.

Kapitel 5

Ergebnisse mit dem neuen Verfahren

Erst prob's, dann lob's.
– Volksmund

Um die Qualität des neuen Verfahrens zu beurteilen, ist es sinnvoll, Tests mit unabhängig ermittelten Daten durchzuführen und die Ergebnisse mit denen anderer Methoden zu vergleichen. Unabhängig ermittelte Daten stehen aus zwei Quellen zur Verfügung:

1. Messungen
   Meßdaten sind ein unverzichtbarer Bestandteil zur Überprüfung eines Verfahrens, dessen Leistungsfähigkeit auf simulierten Daten beruht. Nur mit der Auswertung gemessener Daten läßt sich beweisen, daß das Verfahren auch geeignet ist, sich in der Praxis zu bewähren. Würden alle Überprüfungen auf simulierten Daten beruhen, bliebe der Verdacht bestehen, daß erzielte gute Ergebnisse auf die Auswertung von Eigenschaften zurückzuführen sind, die nur in Simulationen und nicht in der Realität zu finden sind. Somit ist ein Test des Verfahrens mit Messungen gleichzeitig auch ein Test der Realitätsnähe der zugrunde liegenden Simulation.

   Bei den zu verwendenden Meßdaten müssen von der Messung unabhängige Informationen über die Werte zur Verfügung stehen, die das neue Verfahren ermitteln soll.

2. Simulationen
   Obwohl es natürlich wünschenswert wäre, sämtliche Überprüfungen mit Messungen durchzuführen, ist es häufig unverzichtbar, auf Simulationen zurückzugreifen. Umfassende Tests benötigen Daten, die den gesamten Definitionsbereich des neuen Verfahrens gleichmäßig abdecken. Solche Messungen stehen meistens nicht zur Verfügung. Ebenso ist es schwierig, zu gemessenen Daten unabhängige Informationen über die zu ermittelnden Werte zu erhalten, da redundante Verfahren selten Verwendung finden.

> Es muß natürlich sichergestellt sein, daß die simulierten Daten zur Überprüfung unabhängig von den Daten erzeugt wurden, die zur Erzeugung der Auswertemethodik dienten.

Ergebnisse anderer Verfahren sind ein wichtiger Bestandteil der Überprüfung einer neuen Methode. Werden diese Verfahren auf dieselben Daten angewendet, mit denen auch die neue Methode überprüft wurde, erhält man einen objektiven Vergleich der Leistungsfähigkeit.

5.1 Energierekonstruktion

Neuronale Netze wurden verwendet, um die Energie einfallender geladener Pionen oder Elektronen zu bestimmen. Eingabegrößen sind die auf die Kalorimeterachsen projizierten Schauerprofile in Form von Energiewerten auf der elektromagnetischen Skala (siehe hierzu auch Abschnitt 3.2.1). Ausgabegröße ist die rekonstruierte Energie des einfallenden Teilchens.

Die verwendeten Netze wurden durch den RPROP-Algorithmus trainiert und teilweise mit Hilfe evolutionärer Algorithmen optimiert.

5.1.1 Durchgeführte Untersuchungen

Um die Eignung des neuen Verfahrens zu prüfen, wurde schrittweise vorgegangen und dabei folgende Fragestellungen untersucht:

1. Kann ein neuronales Netz Kalorimetermessungen auswerten?
2. Sind Ergebnisse von Teststrahlmessungen reproduzierbar?
3. Beeinträchtigen realistische Randbedingungen die Methode?

Um diese Fragestellungen zu beantworten wurden eine Reihe von Testserien bearbeitet.

- Vorstudien unter idealisierten Bedingungen mußten zeigen, daß es überhaupt möglich ist, Energiewerte mit Hilfe neuronaler Netze zu rekonstruieren.
- Teststrahlmessungen und Messungen isolierter Spuren dienten als Nachweis, daß das Verfahren in der Lage ist, gemessene Daten auszuwerten.
- Simulationen von Teilchen und Teilchenjets, die unter realistischen Randbedingungen, wie z.B. in einem starken Magnetfeld und mit unterschiedlichen Auftrefforten, in Kalorimetermodule eindrangen, mußten die Tauglichkeit der Methode für den normalen Meßbetrieb dokumentieren.

Bei jeder Testauswertung wurden die Ergebnisse mit der Standardrekonstruktionsmethode verglichen, die auch am H1-Detektor im Einsatz ist, um so die Leistungsfähigkeit des neuen Verfahrens zu beurteilen.

Tabelle 5.1 zeigt eine Übersicht der durchgeführten Testserien mit dem Energiebereich der überprüften Validierungsdaten, dem Ursprung der verwendeten Daten und der Oktantenbezeichnung des Auftreffortes der einfallenden Teilchen. Außerdem wird angegeben, ob ein Magnetfeld vorliegt.

Bezeichnung	Teilchensorte	Energiebereich	Daten	Ort	Magnetfeld
Vorstudien	π^+, e^-	$4 - 80\,\mathrm{GeV}$	Simulation	CB1	nein
Teststrahl	π^+, e^-	$20 - 80\,\mathrm{GeV}$	Messung	FB1	nein
Einzelteilchen	π^+, e^-	$2 - 80\,\mathrm{GeV}$	Simulation	FB1	nein
Einzelteilchen/B	π^+, e^-	$2 - 80\,\mathrm{GeV}$	Simulation	FB1	ja
isolierte Spuren	$\pi^\pm$	$2 - 10\,\mathrm{GeV}$	Messung	FB1	ja
Jets	Jets	$5 - 80\,\mathrm{GeV}$	Simulation	FB1	ja

Tab. 5.1: Durchgeführte Auswertungen zur Energierekonstruktion

5.1.2 Testgrößen

Um die Leistung des neuen Verfahrens in der Energierekonstruktion beurteilen zu können, werden folgende Meßgrößen verwendet:

Energieauflösung

Die Energieauflösung bezeichnet die Breite der Verteilung der rekonstruierten Energie eines einfallenden Teilchens.

Sie wird bestimmt, indem eine Gauß'sche Kurve an die Energieverteilung von monoenergetischen Ereignissen angepaßt wird. Um den Einfluß von Ausreißern auf diesen Prozeß zu vermindern, wird ein iterativer Prozeß durchgeführt, der sich bereits in vielen Untersuchungen bewährt hat. Ausgehend vom Mittelwert der Verteilung werden nur Daten im Umkreis einer vorgegebenen Zahl $n\sigma$ verwendet, um eine Anpassung vorzunehmen. Dieser Prozeß wird mit dem jeweils neu ermittelten Mittelwert der angepaßten Verteilung mehrfach[1] wiederholt. Die Breite der Anpassung mit dem niedrigsten χ^2 pro Freiheitsgrad findet dann in der weiteren Auswertung Verwendung.

[1] In den durchgeführten Auswertungen wurde die Anpassung zehnmal durchgeführt. In Reihenuntersuchungen zeigte sich, daß in den meisten Fällen keine weitere Verbesserung nach fünf Wiederholungen erzielt werden konnte.

Für die Energierekonstruktion wurde ein Umkreis von 2σ um den Mittelwert ausgewertet. Bei der Rekonstruktion der Energie der Elektronen im Teststrahlexperiment betrug der Umkreis 4σ.

Um die Auflösung unabhängig von der Primärenergie bewerten zu können, wird die relative Energieauflösung, $\sigma_{E\mathrm{rec}}$ dividiert durch die rekonstruierte Energie E_{rec}, verwendet. Sie wird in der folgenden Form parametrisiert:

$$\frac{\sigma_{E\mathrm{rec}}}{E_{\mathrm{rec}}} = \sqrt{\frac{a^2}{E_{\mathrm{rec}}} + \frac{b^2}{E_{\mathrm{rec}}^2} + a_3^2} \tag{5.1}$$

mit:

a = Maß für den Einfluß der intrinsischen und Sampling-Fluktuationen
b = Maß für den Einfluß des konstanten Rauschens
c = Maß für den Einfluß mangelnder Kompensation und von Leckverlusten

Linearität

Die Linearität bewertet die Fähigkeit der Verfahren, über einen gegebenen Energiebereich die Primärenergie eines einfallenden Teilchens im Mittel zu reproduzieren. Die bewertende Größe ist der Quotient aus dem Mittelwert der rekonstruierten Energie E_{rec} und der Energie des einfallenden Teilchens E_{inc}.

$$\frac{\langle E_{\mathrm{rec}} \rangle}{E_{\mathrm{inc}}} \tag{5.2}$$

Energieverteilung

Eine Energieverteilung zeigt die Anzahl der Ereignisse pro Energieintervall aufgetragen gegen die Energie. Sie ermöglicht die Beurteilung des Einflusses von Ausreißern und der Form der Verteilungen.

Die vorgestellten Meßergebnisse zeigen Energieverteilungen in Histogrammen mit einer Klassenbreite (*binning*) von 1 GeV. Die Energie des einfallenden Teilchens E_{inc} wird jeweils neben der Verteilung angegeben.

5.1.3 Vorstudien

Teilchensorte	π^+, e^-
geprüfter Energiebereich	4 – 80 GeV
Daten	Simulation
Ausgabegröße	Energie des einfallenden Teilchens
Zieloktant	CB2
ausgewertete Oktanten	1
Einschußwinkel	$0°$ (senkrechter Einfall)
Auftreffort	fest
Vertex	fest
Magnetfeld	nein
Besonderheiten	kein Rauschen

Diese Untersuchungen legten die Grundlagen für das entwickelte Verfahren fest. Simulierte monoenergetische Teilchen wurden von einer Position auf der Strahlachse des H1-Detektors auf die Mitte eines CB2-Kalorimetermoduls senkrecht eingeschossen. Es wurden verschiedene Netztopologien, verschiedene Anzahl von Eingabegrößen und Kombinationen von Ausgabegrößen erprobt. Hier zeigte sich, daß für eine Teilchensorte optimierte Netze mit einer Ausgabe, die der Energie des einlaufenden Teilchen entspricht, für eine Auswertung besonders geeignet sind.

Die so durchgeführten Rekonstruktionen zeigten gute Energieauflösungen und Linearität bei der Energierekonstruktion. Es konnte die prinzipielle Eignung des Verfahrens nachgewiesen werden.

Für die praktische Anwendbarkeit waren diese Tests jedoch nicht aussagekräftig, da idealisierte Randbedingungen, wie z.B. die Abwesenheit von Rauschen und die Auswertung von nur einem Kalorimeteroktanten, zur Anwendung kamen.

5.1.4 Teststrahlmessungen

Teilchensorte	π^+, e^-
geprüfter Energiebereich	20 – 80 GeV
Daten	Messung
Ausgabegröße	Energie des einfallenden Teilchens
Zieloktant	CB2
ausgewertete Oktanten	4 (Abbildung 5.1)
Einschußwinkel	$33,7°$
Auftreffort	ca. 2 cm Variation
Vertex	fest
Magnetfeld	nein
Besonderheiten	–

Bei Testmessungen am Super Proton Synchrotron (SPS) des Europäischen Labors für Elementarteilchenphysik (CERN) bei Genf wurden geladene Pionen auf vier Oktanten des Kalorimeters des H1-Detektors geschossen. Im Verlauf der Versuche wurde die Energie und der Auftreffort des Strahls auf die Struktur variiert. Es wurde die differentielle Verteilung der Energie im Kalorimeter gemessen.

Die Routinen des Standardverfahrens zur Korrektur von Energieverlusten in passivem Material sind speziell für die Verwendung im H1-Detektor erstellt worden. Da das Vormaterial bei den Teststrahlmessungen sich stark von dem des H1-Detektors unterscheidet, konnte mit den Routinen nur die deponierte Energie rekonstruiert werden. Um vergleichbare Ergebnisse zu erhalten, wurden hier auch Netze verwendet, die darauf trainiert waren, die deponierte Energie im Kalorimeter zu rekonstruieren.

5.1.4.1 Der Testaufbau

Die verwendeten Messungen [108, 68, 109] wurden am H6-Teststrahl des SPS [110] mit vier zusammenhängenden Teilen von FB1- und FB2-Oktanten des Flüssigargon-Kalorimeters des H1-Detektors (Abbildung 5.1) durchgeführt.

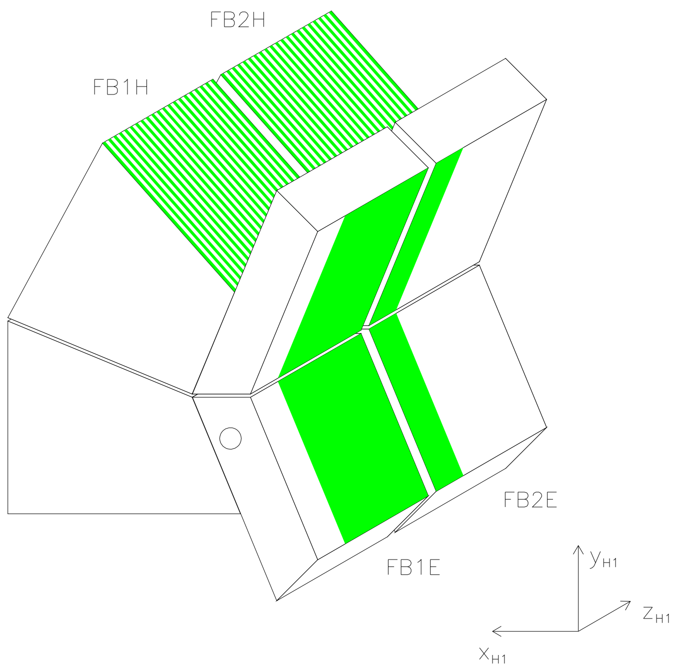


Abb. 5.1: Aufbau des Testkalorimeters [68]. Die schraffierten Bereiche sind mit Absorber- und Ausleseplatten bestückt.

Eine Aufsicht auf die H1-Testregion am Teststrahl zeigt Abbildung 5.2: Einfallende Teilchen gelangen durch eine Eisenblende und verschiedene Detektoren zu einem Kryostaten, in dem sich die Kalorimeteroktanten befinden.

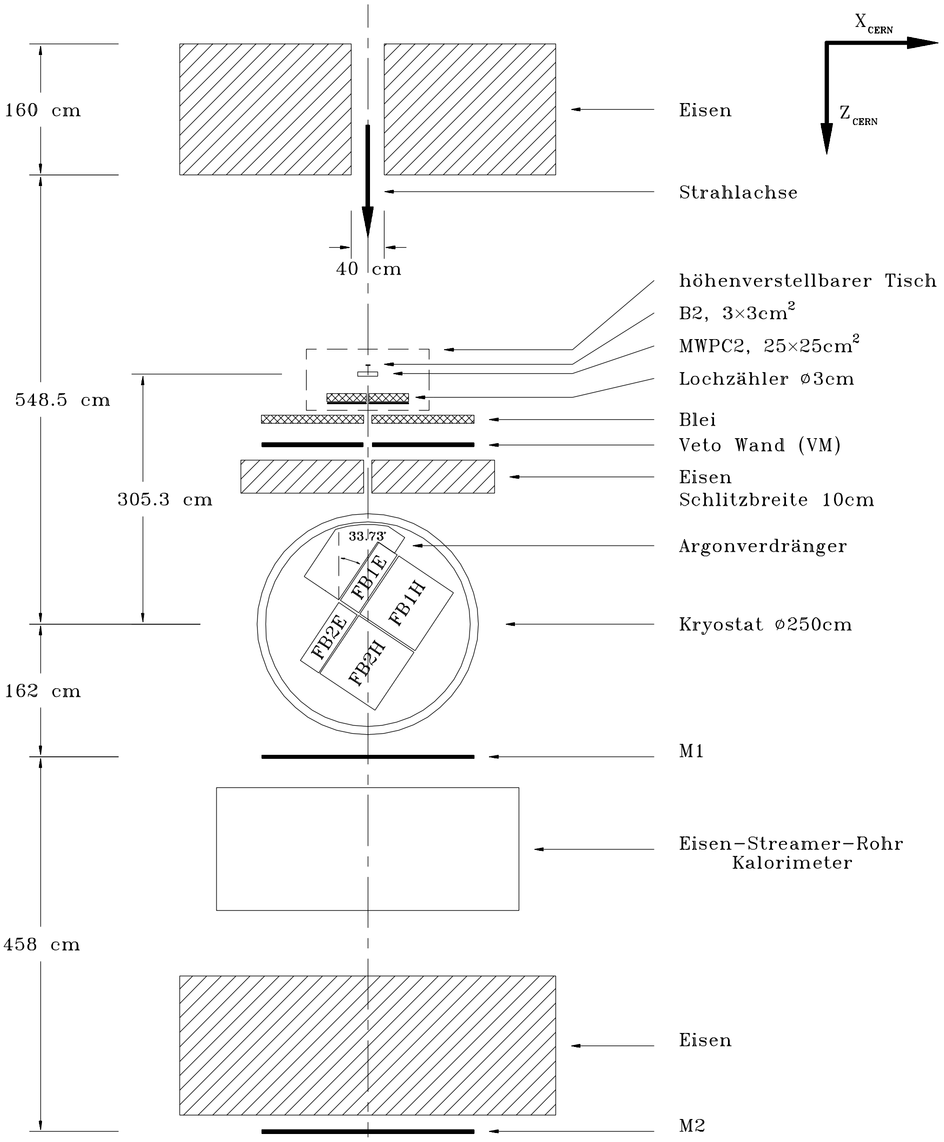


Abb. 5.2: Aufsicht auf den Testaufbau am CERN SPS [68]

Bei den Detektoren handelt es sich um einen Fingerzähler (B2), eine Vieldrahtproportionalkammer (MWPC2) und einen Lochzähler. Die Proportionalkammer MWPC2 und eine andere Kammer, die sich in einer Entfernung von etwa 28 m vor dem Kryostaten befindet, ermöglichen die Bestimmung der Flugbahn des Teilchens.

Hinter dem Tisch befindet sich eine Bleiblende und die Veto-Wand. Dabei handelt es sich um einen weiteren Szintillationszähler, der zusammen mit dem

Lochzähler ein Vetosignal erzeugt, wenn Teilchen identifiziert werden, die außerhalb der gewünschten Teilchenbahn in das Detektorvolumen eindringen. Eine sich anschließende Eisenplatte verhindert ein durch rückstreuende Teilchen ausgelöstes Veto.

Der Kryostat ist mit flüssigen Argon gefüllt. Um die Menge von passiven Material vor dem Detektorvolumen zu vermindern, wurde der Raum zwischen dem Eintrittsfenster des Kryostaten und dem Kalorimetervolumen mit einem Argonverdränger aus Polyurethan-Schaum (Rohacell) gefüllt, das eine große Strahlungslänge besitzt. Der Winkel zwischen den Absorberplatten des Kalorimeters und der Strahlachse beträgt etwa 34° und gibt damit den typischen Eintrittswinkel für diesen Oktanten im H1-Kalorimeter wieder.

Hinter dem Kryostaten befinden sich zwei Szintillatorwände (M1, M2), zwischen denen ein Eisenblock positioniert ist. Sie dienen zur Erkennung von Myonen, die als einzige Bestandteile des Strahls den Eisenblock durchdringen können. Zusätzlich wird ein Eisen-Streamer-Rohr-Kalorimeter zur Energiemessung von Teilchenschauern verwendet, die nicht im Kalorimeter vollständig absorbiert wurden.

Um die Teilchensorten im Teststrahl zu identifizieren, werden zwei differentielle Čerenkov-Zähler verwendet. Diese Zähler befinden sich vor dem Meßaufbau auf der Strahlachse. Sie sind mit gasförmigen Helium gefüllt, dessen Brechungsindex durch Variation des Drucks geändert werden kann. Durchläuft ein Teilchen den Zähler, so wird Čerenkov-Licht unter einem Winkel erzeugt, der von der Geschwindigkeit des Teilchens abhängig ist. Wird der Winkel gemessen, so kann bei bekannten Impuls die Masse und damit die Teilchensorte bestimmt werden.

Tabelle 5.2 zeigt einige wichtige Daten der genutzten Teststrahlen.

Teilchensorten	π^+, e^-
Energie	20, 30, 50, 80 GeV
Impulsauflösung $\Delta p/p$	0,8 - 1,5%
Einfallswinkel der Teilchen	33,7°

Tab. 5.2: Daten der ausgewerteten Teststrahlen

5.1.4.2 Vorverarbeitung der Meßdaten

Aus den ausgelesenen Daten des Kalorimeters wurden mit Hilfe komplexer Korrekturverfahren [108] Ladungswerte bestimmt. Die so ermittelten Ladungen der Kalorimeterzellen wurden dann in Energiewerte auf der elektromagnetischen Skala umgewandelt. Die einzelnen Schritte entsprechen denen der Rekonstruktion von Messungen des H1-Kalorimeters und werden in Abschnitt 3.2 erläutert.

Abbildung 5.3 zeigt als Beispiel die mittlere Energiedeposition eine 20-GeV-Pions im Testkalorimeter (Simulation).

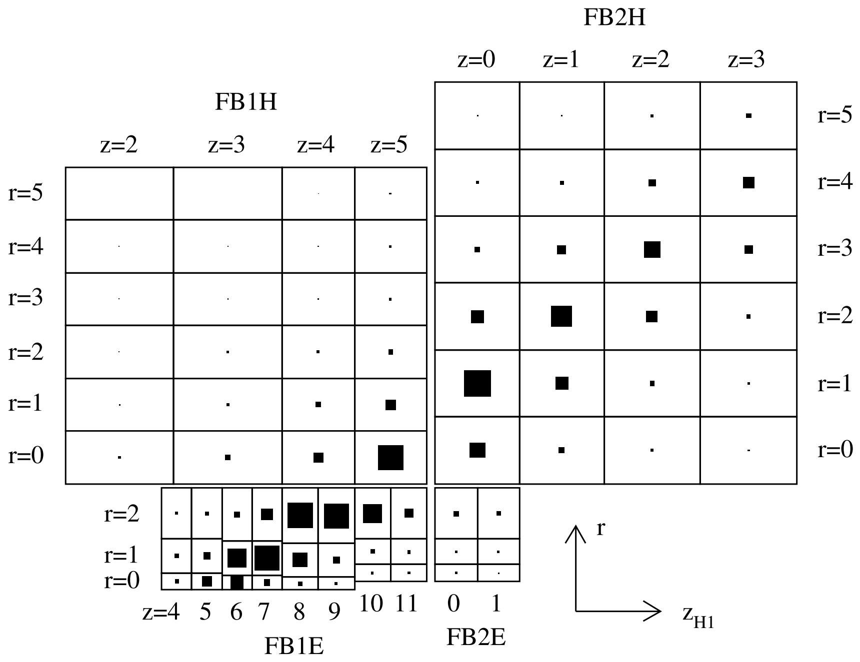


Abb. 5.3: Mittlere Energiedeposition im Schauer eines 20-GeV-Pions im Testkalorimeter. Die ausgefüllten Flächen sind proportional zur deponierten Energie (Simulationsrechnungen mit CALOR) [68]

Ereignisse von Pionen im Energiebereich zwischen 20 und 80 GeV wurden nur dann zur weiteren Analyse gespeichert, wenn verschiedene Triggerbedingungen [108] erfüllt waren, die sicherstellten, daß nur solche Ereignisse ausgewählt wurden, von denen die Eigenschaften des einfallenden Teilchens hinreichend genau bekannt war.

5.1.4.3 Der Analyseablauf

Für die Energierekonstruktion wurden je 9900 Ereignisse als Trainings- und Validierungsdaten mit dem Programm ARCET unter Verwendung von CALOR simuliert (siehe dazu auch Abschnitt 2.3.4.2).

Diese Daten liegen im Energiebereich zwischen 1 und 100 GeV vor und sind gleichverteilt mit einem Abstand von 10 MeV. Die Form des Strahls variiert in Abhängigkeit von der Energie und konnte nur für die einzelnen Teststrahlenergien rekonstruiert werden. Das 20-GeV-Strahlprofil entspricht der niedrigsten verfügbaren Strahlenergie und beschreibt somit einen besonders interessanten Bereich. Die Simulation der Trainings- und Validierungsdaten wurde deshalb mit diesem Strahlprofil durchgeführt.

Den simulierten Ereignissen wurde Rauschen aus Messungen ohne einfallende Teilchen überlagert. Danach erfolgte eine H1-Standardrekonstruktion, die an die besonderen Erfordernisse der Teststrahlmessungen angepaßt ist. Es wurde so die Energie pro Auslesezelle auf der elektromagnetischen Skala ermittelt. Aus den erzeugten Daten wurden Trainingsmuster gewonnen, indem die Energien der Auslesezellen zusammengefaßt wurden.

Um den Einfluß von minimal ionisierenden Teilchen auf das Training des neuronalen Netzes zu vermindern, wurden nur Ereignisse akzeptiert, deren deponierte Energie mindestens 50% der Energie des einfallenden Teilchens entsprach.

Zur weiteren Auswertung wurden neuronale Netzes mit 83 Eingabegrößen und zwei verdeckten Schichten für Energien von einfallenden Teilchen im Bereich zwischen 20 und 80 GeV erstellt. Die Anzahl der Eingabegrößen ist durch die Anzahl der Unterteilung der Kalorimetermodule in ϕ, r und z vorgegeben (siehe hierzu auch Abschnitt 4.3.2). Es wurden Netze mit zwei verdeckten Schichten verwendet, da sich in Voruntersuchungen eine leichte Verbesserung der Leistungsfähigkeit solcher Netze bei der gegebenen Problemstellung gegenüber Netzen mit einer verdeckten Lage gezeigt hatte (siehe hierzu auch Abschnitt 4.1.2.8).

Die Netze wurden für 200 bis 400 Zyklen mit simulierten Trainings- und Validierungsdaten mit Hilfe des RPROP-Verfahrens trainiert. Danach erfolgte eine Überprüfung der Leistungsfähigkeit durch Testdaten, die aus Simulationen monoenergetischer Teilchen und aus den Teststrahlmessungen gewonnen wurden.

Im folgenden sollen nur die Ergebnisse unter Verwendung der Teststrahlmessungen vorgestellt werden, da sie als gemessene Daten für die weiteren Untersuchungen die größte Aussagekraft besitzen. Es standen jeweils mehr als 2500 Ereignisse der Primärenergien 20, 30, 50 und 80 GeV aus den Teststrahlmessungen zur Überprüfung der Netzleistung zur Verfügung.

5.1.4.4 Ergebnisse der Energierekonstruktion

Deponierte Energie von Pionen

Es wurde die Leistung eines neuronalen Netzes geprüft, das die Energie einfallender geladener Pionen im Energiebereich zwischen 3 und 100 GeV im Testkalorimeter rekonstruieren kann.

Abbildung 5.4 zeigt die relative Energieauflösung und Verteilungen der deponierten Energie für das neuronale Netz und die Standardrekonstruktion. Die eingezeichneten Gauß'schen Verteilungen dienen in dieser und den folgenden Abbildungen nur zur Verdeutlichung der Form der ermittelten Verteilungen.

Eine Anpassung an die Auflösungsfunktion liefert das folgende Ergebnis:

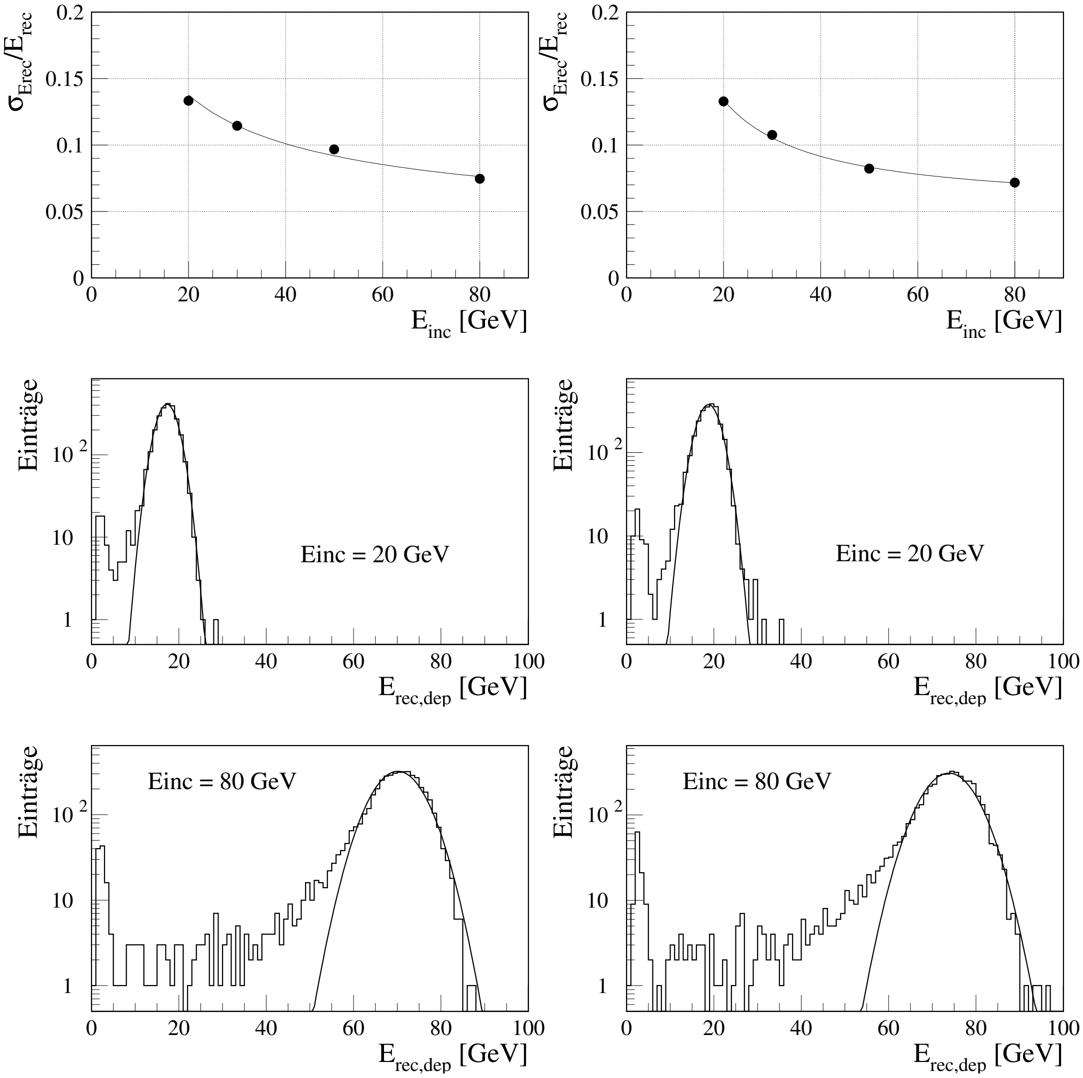


Abb. 5.4: Deponierte Energie geladener Pionen im Testkalorimeter: Relative Energieauflösung und Energieverteilungen der Rekonstruktion des neuronalen Netzes (links) und der Standardrekonstruktion (rechts).

Deponierte Energie (Pionen):

Neuronales Netz:	$\sigma_E/E = 59{,}3\%/\sqrt{E/\mathrm{GeV}} \oplus 0{,}0\,\mathrm{GeV}/E \oplus 3{,}7\%$
Standardrekonstruktion:	$\sigma_E/E = 37{,}4\%/\sqrt{E/\mathrm{GeV}} \oplus 1{,}8\,\mathrm{GeV}/E \oplus 5{,}3\%$

Deponierte Energie von Elektronen

Es wurde die Leistung eines neuronalen Netzes geprüft, das die Energie einfallender Elektronen im Energiebereich zwischen 3 und 100 GeV im Testkalorimeter rekonstruieren kann.

Abbildung 5.5 zeigt die relative Energieauflösung und Verteilungen der deponierten Energie für das neuronale Netz und die Standardrekonstruktion.

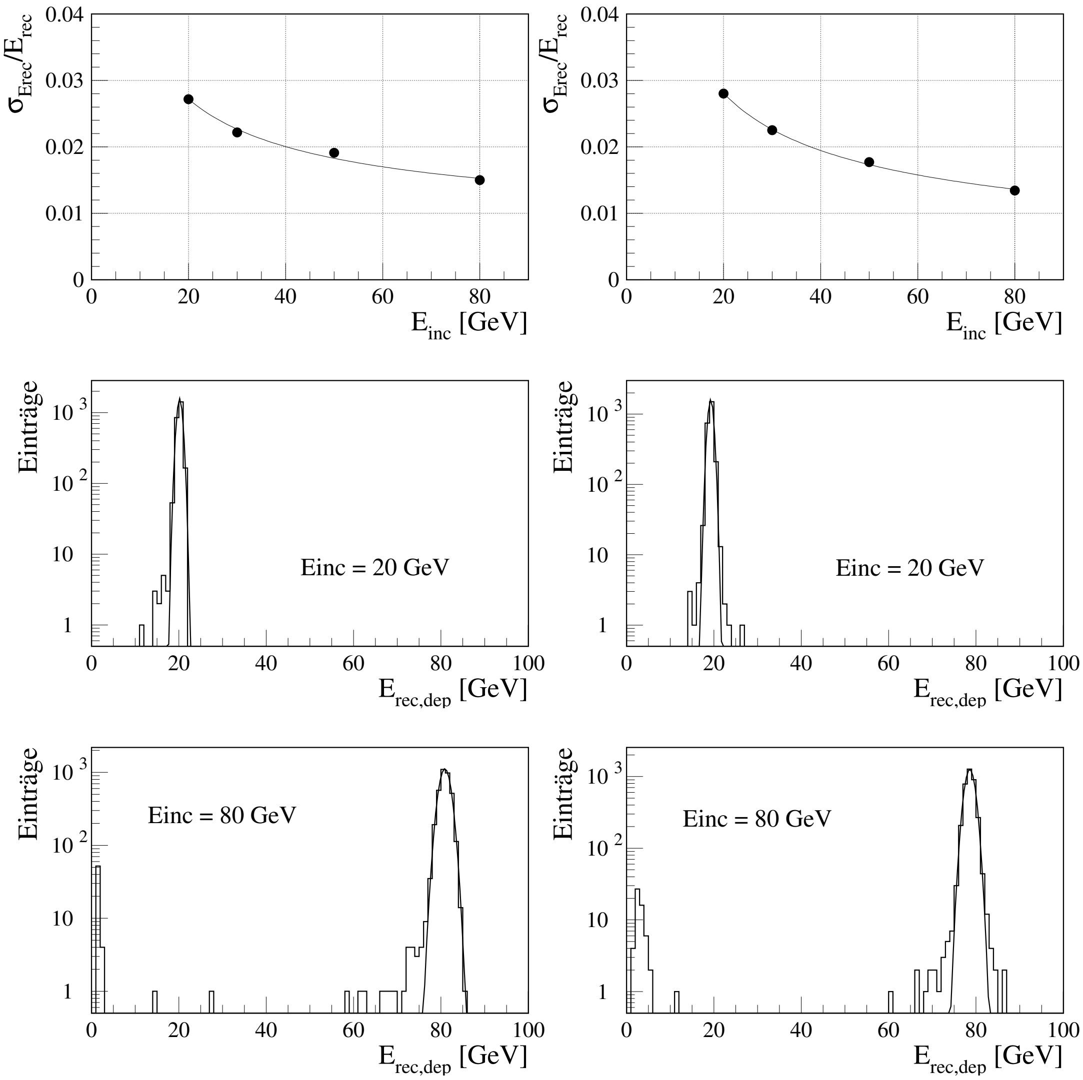


Abb. 5.5: Deponierte Energie von Elektronen im Testkalorimeter: Relative Energieauflösung und Energieverteilungen der Rekonstruktion des neuronalen Netzes (links) und der Standardrekonstruktion (rechts).

Eine Anpassung an die Auflösungsfunktion liefert das folgende Ergebnis:

Deponierte Energie (Elektronen):

Neuronales Netz:	$\sigma_E/E = 11{,}6\%/\sqrt{E/\mathrm{GeV}} \oplus 0{,}0\,\mathrm{GeV}/E \oplus 0{,}8\%$
Standardrekonstruktion:	$\sigma_E/E = 12{,}3\%/\sqrt{E/\mathrm{GeV}} \oplus 0{,}2\,\mathrm{GeV}/E \oplus 0{,}0\%$

Primärenergie einfallender Pionen

Im Gegensatz zur Standardrekonstruktion ist es mit neuronalen Netzen ohne Probleme möglich, die Energie des einfallenden Teilchens zu rekonstruieren. Beim Training wird lediglich für jedes Ereignis anstatt der Zielvorgabe deponierte Energie, die Zielvorgabe Primärenergie verwendet.

Es wurde die Leistung eines neuronalen Netzes geprüft, das die Primärenergie einfallender geladener Pionen im Energiebereich zwischen 3 und 100 GeV im Testkalorimeter rekonstruieren kann.

Abbildung 5.6 zeigt die relative Energieauflösung, die Linearität und Energieverteilungen der Rekonstruktion des neuronalen Netzes.

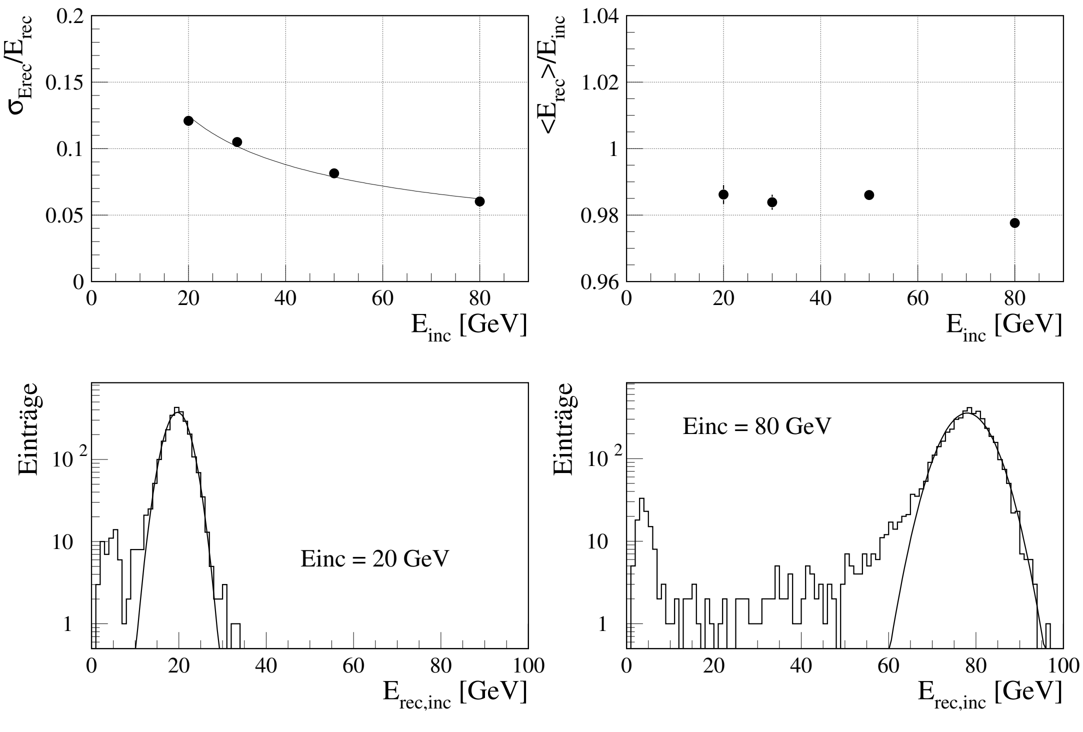


Abb. 5.6: Primärenergie geladener Pionen im Testkalorimeter: Relative Energieauflösung (links) und Linearität (rechts) und Energieverteilungen der Rekonstruktion des neuronalen Netzes.

Eine Anpassung an die Auflösungsfunktion liefert das folgende Ergebnis:

Primärenergie (Pionen):
Neuronales Netz: $\sigma_E/E = 56{,}5\%/\sqrt{E/\mathrm{GeV}} \oplus 0{,}2\,\mathrm{GeV}/E \oplus 0{,}0\%$

Primärenergie einfallender Elektronen

Es wurde die Leistung eines neuronalen Netzes geprüft, das die Primärenergie einfallender Elektronen im Energiebereich zwischen 3 und 100 GeV im Testkalorimeter rekonstruieren kann.

Die Primärenergie von Elektronen, die in das Testkalorimeter eindrangen, wurde im Energiebereich zwischen 1 und 100 GeV rekonstruiert. Abbildung 5.7 zeigt die Energieauflösung, die Linearität und Energieverteilungen der Rekonstruktion des neuronalen Netzes.

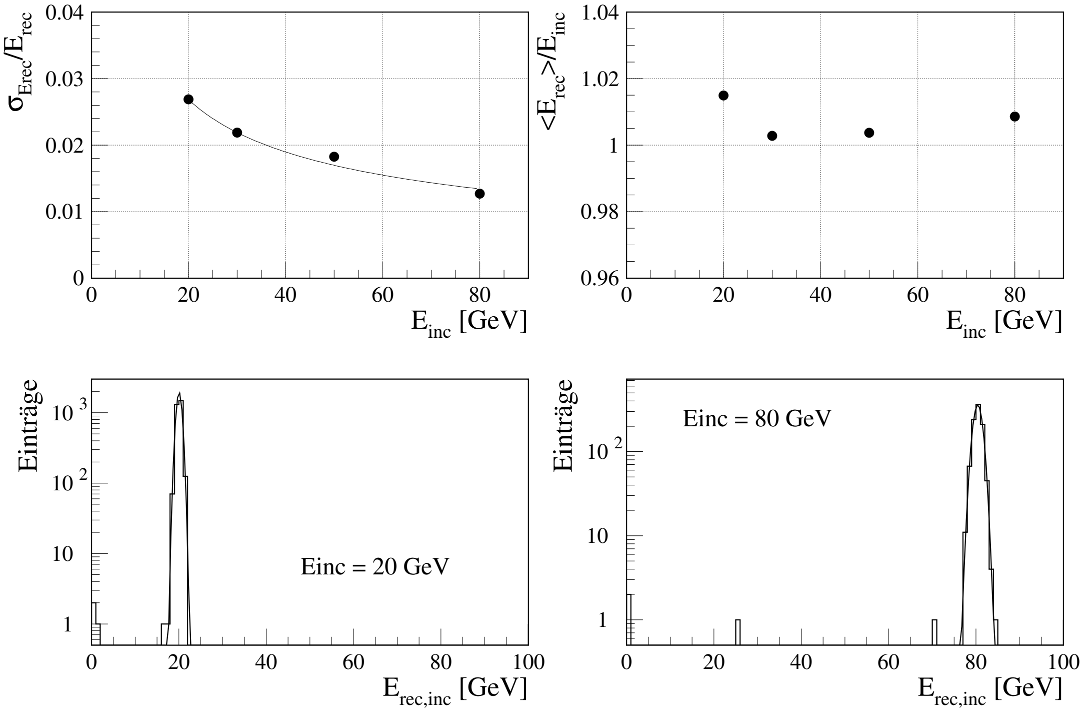


Abb. 5.7: Primärenergie von Elektronen im Testkalorimeter: Relative Energieauflösung (links oben), Linearität (rechts oben) und Verteilungen der Rekonstruktion des neuronalen Netzes.

Eine Anpassung an die Auflösungsfunktion liefert das folgende Ergebnis:

Primärenergie (Elektronen):

Neuronales Netz: $\sigma_E/E = 12{,}0\%\sqrt{E/\mathrm{GeV}} \oplus 0{,}0\,\mathrm{GeV}/E \oplus 0{,}0\%$

5.1.4.5 Bewertung der Ergebnisse

Die Auswertung der Rekonstruktion deponierter Energien kann ohne Kenntnis der wirklich deponierten Energie pro Ereignis nicht immer richtig durchgeführt werden. Da die Verteilung der deponierten Energie nicht monoenergetisch ist, sondern exponentiell ansteigt (siehe dazu Abbildung 3.6 links), hat die rekonstruierte Verteilung häufig nicht die Form einer Gauß'schen Kurve. Verwendet man zur Ermittlung der Energieauflösung und Linearität dennoch eine solche Anpassung an die Daten, so ist das Ergebnis ungenau.

Da der Vergleich der Rekonstruktionen durch neuronale Netze und durch das Standardverfahren jedoch nach der gleichen Methode erfolgte, ist eine Bewertung möglich. Die absoluten Werte sind jedoch nur bedingt aussagefähig. Realistischere Auswertungen erhält man deshalb bei der Rekonstruktion der Primärenergie einfallender Teilchen.

Die Parametrisierung der Energieauflösung hat sich als problematisch erwiesen. Verschiedene Einflüsse sind hier von Bedeutung:

- Wie bereits in Abschnitt 2.3.2 beschrieben, beruht die relative Energieauflösung auf den physikalischen Eigenschaften des Kalorimeteraufbaus und der Schauerentwicklung. Gewichtungsverfahren, die ungewichtete Daten weiter verarbeiten, müssen diese Eigenschaften nicht unbedingt linear reproduzieren.

- Bei der verwendeten Darstellung handelt es sich nicht um ein orthogonales Funktionensystem. Deshalb können nahezu gleiche Meßwerte durch verschiedene Parametersätze beschrieben werden.

- Liegt eine geringe Anzahl der Datenpunkte im Verhältnis zu der Anzahl der Freiheitsgrade der Parametrisierung vor, ist eine Bestimmung der Koeffizienten ungenau.

Die genannten Gründe erklären qualitativ die Abweichung der Parameter der relativen Energieauflösung für beide Rekonstruktionsverfahren, obwohl die zugrunde liegenden Datenpunkte nicht sehr stark differieren.

Die rekonstruierten Verteilungen des neuronalen Netzes und der Standardrekonstruktion stimmen gut überein. Die Zahl der Ausreißer, insbesondere zu höheren Energien, erscheint bei den neuronalen Netzen leicht vermindert (Abbildung 5.4 und 5.5). Die Häufung von Ereignissen bei Primärenergien unterhalb 10 GeV ist hauptsächlich auf Myonen zurückzuführen, die sich im Pionenstrahl befinden und nicht durch die Szintillatorwände erkannt wurden.

Bei der Rekonstruktion der Energie einfallender Teilchen wird zusätzlich die Linearität der rekonstruierten Energie gezeigt (Abbildungen 5.6 und 5.7 rechts oben). Man erkennt bei der Rekonstruktion von Pionen eine systematische Abweichung zu kleinen Werten um etwa 2%. Dieser Effekt ist darauf zurückzuführen, daß die hadronische Simulation CALOR bei dieser Einschußposition systematisch zuviel deponierte Energie erzeugt [108]. Da das Netz mit Daten trainiert wurde, die aus einer Simulation mit CALOR stammen, rekonstruiert es zu wenig Energie, wenn es die Depositionen gemessener Daten verarbeitet.

Die deponierte Energie und die Energie des Teststrahls von Elektronen und geladenen Pionen läßt sich, im Rahmen bekannter systematischer Effekte, gut mit Hilfe von neuronalen Netzen rekonstruieren. Das Standardverfahren liefert ähnliche Werte und die Form der Verteilungen ist vergleichbar. Hervorzuheben ist, daß ohne Verwendung besonderer Routinen zur Korrektur der Einflüsse passiven Materials auch eine Rekonstruktion der Primärenergie durch ein neuronales Netz möglich ist (Abbildungen 5.6 und 5.7).

5.1.5 Simulierte Pionen und Elektronen im H1-Detektor

Teilchensorte	π^+, e^-
geprüfter Energiebereich	4 – 80 GeV
Daten	Simulation
Ausgabegröße	Energie des einfallenden Teilchens
Zieloktant	FB1
ausgewertete Oktanten	9 (Abbildung 5.9)
Einschußwinkel	32 – 50°
Auftreffort	gleichmäßig variiert über die FB1-Oberfläche
Vertex	variiert um 2σ um den nominellen H1-Vertex
Magnetfeld	0 T / 1,15 T parallel zur z-Achse
Besonderheiten	überlagertes Rauschen

Nachdem die prinzipielle Eignung des Verfahrens nachgewiesen wurde und auch eine Auswertung gemessener Daten erfolgreich ist, soll nun gezeigt werden, daß das Verfahren auch im praktischen Betrieb des H1-Detektors erfolgreich ist.

5.1.5.1 Die Testumgebung

Bei der Entwicklung einer neuen Methode ist eine Testumgebung mit möglichst wenig störenden Einflüssen sinnvoll, um die grundlegenden Eigenschaften des Verfahrens zu beurteilen. Bei einer Untersuchung der Tauglichkeit im Meßbetrieb eines Mehrzweckdetektors gelten andere Voraussetzungen. Hier muß das robuste Verhalten des Verfahrens gegenüber realistischen Umgebungseinflüssen überprüft werden. Bei den folgenden Tests waren das im einzelnen:

- ein Magnetfeld von etwa 1,15 T
- Inhomogenitäten im Detektoraufbau
- variable Auftrefforte des einfallenden Teilchens
- variable Einfallswinkel einfallender Teilchen
- die Durchdringung von Vormaterial

Es werden simulierte Teilchen in einen FB1-Oktanten geschossen (Abbildung 5.8). Ein FB1-Modul wurde gewählt, um einen Vergleich mit den Auswertungen der Teststrahlmessungen zu ermöglichen.

Um das Verhalten des Verfahrens im Bereich von Inhomogenitäten und bei verschiedenen Auftrefforten überprüfen zu können, werden bei dieser Testserie ein Bereich von neun Oktanten, die im Quadrat angeordnet sind, ausgewertet (Abbildung 5.9). Der Auftreffort wird über die Oberfläche des zentralen Oktanten gleichmäßig variiert. Abbildung 5.8 zeigt den Variationsbereich in der Seitenansicht des Detektors. Die Auswertung der angrenzenden Oktanten stellt sicher, daß die ausgewertete Struktur den größten Teil der Teilchenschauer enthält.

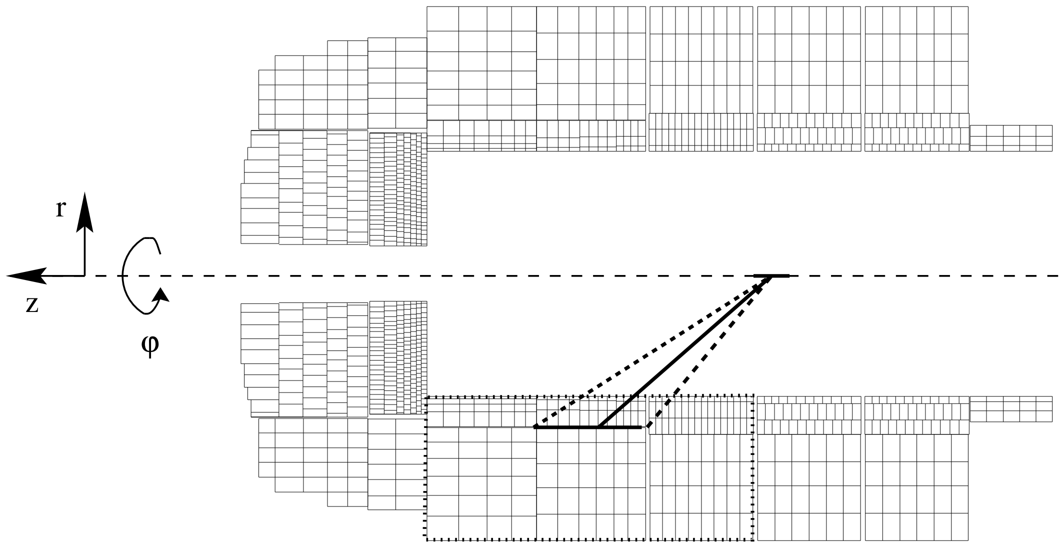


Abb. 5.8: Winkelbereich der einfallenden Teilchen und ausgewerteter Teil des H1-Kalorimeters. Die beiden vom Wechselwirkungspunkt ausgehenden gestrichelten Linien kennzeichnen den Winkelbereich. Der gestrichelte Bereich der Segmentierung umschließt den ausgewerteten Teil in z-Richtung

5.1.5.2 Der Analyseablauf

Für die Energierekonstruktion werden je 9900 Ereignisse als Trainings- und Validierungsdaten mit dem Programm H1SIM unter Verwendung von CALOR simuliert.

Diese Daten liegen im Energiebereich zwischen 1 und 100 GeV vor und sind gleichverteilt mit einem Abstand von 10 MeV. Der Auftreffort auf die Oberfläche des Kalorimeters wurde im Bereich zwischen $\vartheta = 32°$ bis $50°$ und $\phi = 315°$ bis $360°$ gleichmäßig verändert. Der Ursprung der eindringenden Teilchen wurde entsprechend der typischen Variation des Wechselwirkungspunktes

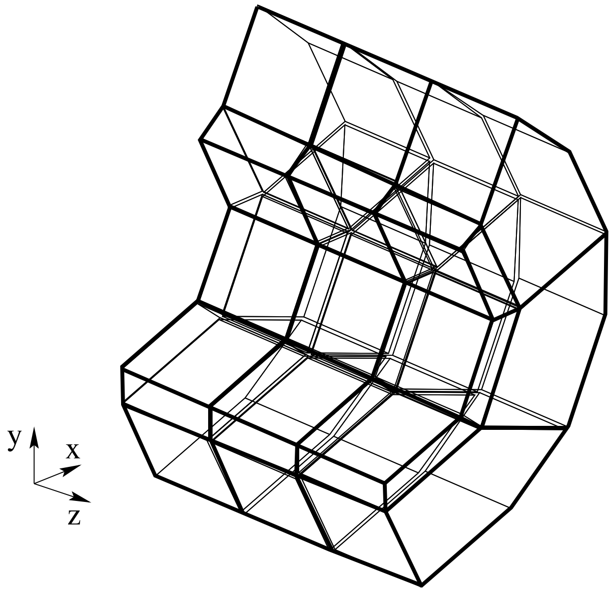


Abb. 5.9: Ausgewerteter Teil des H1-Kalorimeters

des H1-Detektors um $\sigma_z = 10{,}5\,\mathrm{cm}$ in einer Gauß'schen Verteilung variiert. Bei der Simulation mit Magnetfeld erfolgte eine Veränderung der Azimutwinkel, um den Bereich des Auftreffortes, auch unter Einfluß des Magnetfeldes, beizubehalten.

Den simulierten Ereignissen wurde Rauschen aus Messungen des H1-Detektors ohne einfallende Teilchen überlagert. Danach erfolgte eine H1-Standardrekonstruktion. Auf diese Weise wurde die Energie pro Auslesezelle auf der elektromagnetischen Skala ermittelt.

Um den Einfluß von minimal ionisierenden Teilchen auf das Training des neuronalen Netzes zu vermindern, wurden nur Ereignisse akzeptiert, deren deponierte Energie mindestens 50% der Energie des einfallenden Teilchens entspricht. Bei den Validierungsdaten galt diese Einschränkung nicht. Lediglich eine minimale Energie von 100 MeV auf der elektromagnetischen Skala mußte vorliegen, um Ereignisse auszuschließen, die ihre Energie außerhalb des Kalorimeters deponiert haben.

Aus den ungewichteten Energien in den Auslesezellen wurden 133 Eingabegrößen des Netzes gewonnen. Ein Referenznetz mit zwei verdeckten Lagen (56 und 28 Knoten), dessen Größe zuvor durch Vorversuche ermittelt worden war, stellte die Grundlage der weiteren Entwicklung dar. Mit Hilfe evolutionärer Algorithmen (Abschnitt 4.2) wurden daraus neue Netze erstellt und trainiert. Typischerweise wurden 30 Netze mit 10 Nachkommen pro Generation in bis zu 40 Generationen bearbeitet.

Nach der Evolution wurde das Netz mit der besten Fitness (siehe dazu auch Abschnitt 4.3.4.1) zur Energierekonstruktion eingesetzt. Zur Überprüfung der

Leistungsfähigkeit standen jeweils zwischen 1800 und 3000 monoenergetische Ereignisse im Bereich zwischen 2 und 80 GeV zur Verfügung, die mit den gleichen Randbedingungen erzeugt worden waren wie die Validierungsdaten.

5.1.5.3 Ergebnisse der Energierekonstruktion

Energie einfallender Pionen ohne Magnetfeld

Es wurde die Leistung eines neuronalen Netzes geprüft, das die Primärenergie geladener Pionen im Energiebereich zwischen 1 und 100 GeV, die im H1-Detektor ohne Magnetfeld auf das FB1-Kalorimeter treffen, rekonstruieren kann.

Abbildung 5.10 zeigt die Energieauflösung und die Linearität für das neuronale Netz und die Standardrekonstruktion.

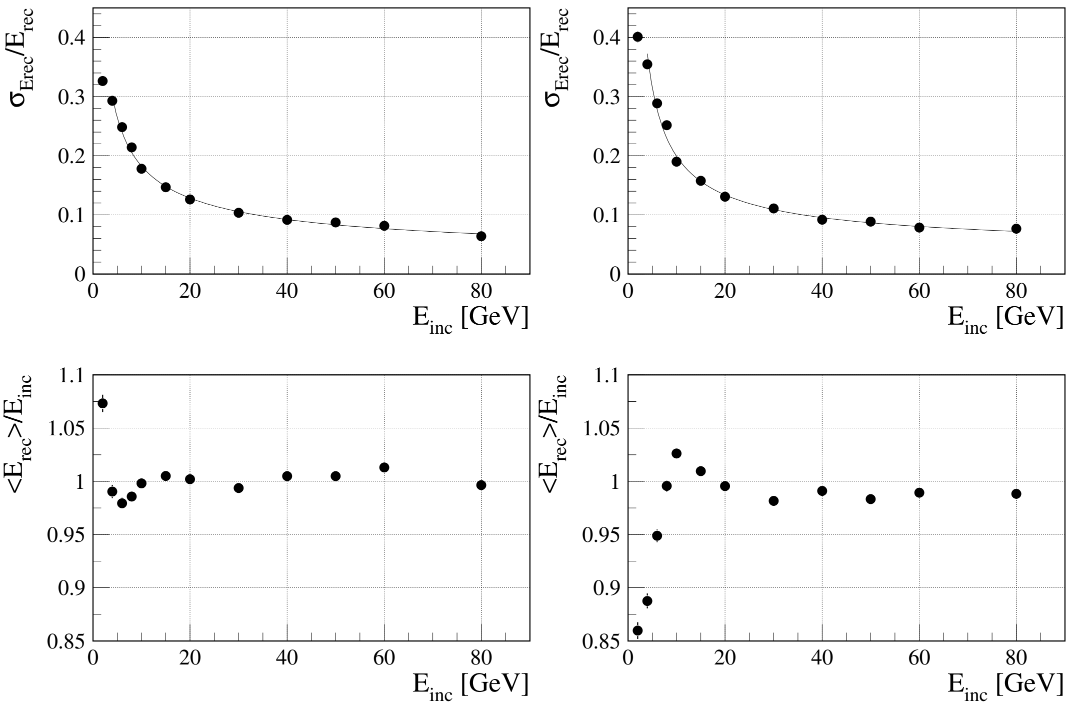


Abb. 5.10: Primärenergie von Pionen im H1-Kalorimeter ohne Magnetfeld (Simulation): Relative Energieauflösung und Linearität des neuronalen Netzes (links) und der Standardrekonstruktion (rechts).

Eine Anpassung an die Auflösungsfunktion liefert das folgende Ergebnis:

Primärenergie (Pionen):

Neuronales Netz:	$\sigma_E/E = 55{,}0\%/\sqrt{E/\mathrm{GeV}} \oplus 0{,}5\,\mathrm{GeV}/E \oplus 2{,}8\%$
Standardrekonstruktion:	$\sigma_E/E = 51{,}8\%/\sqrt{E/\mathrm{GeV}} \oplus 1{,}1\,\mathrm{GeV}/E \oplus 4{,}1\%$

Energie einfallender Pionen mit Magnetfeld

Es wurde die Leistung eines neuronalen Netzes geprüft, das die Primärenergie geladener Pionen im Energiebereich zwischen 1 und 100 GeV, die im H1-Detektor mit Magnetfeld auf das FB1-Kalorimeter treffen, rekonstruieren kann.

Abbildung 5.11 zeigt die ermittelte Energieauflösung und die Linearität für das neuronale Netz und die Standardrekonstruktion. Abbildung 5.12 zeigt Beispiele für Verteilungen der rekonstruierten Energie.

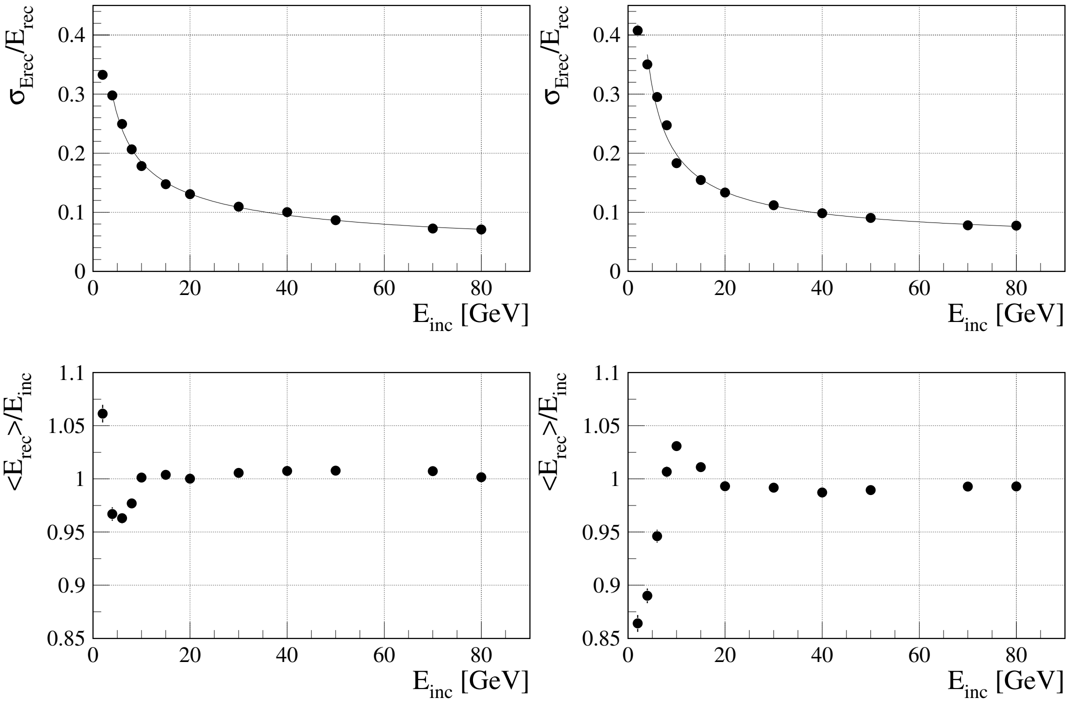


Abb. 5.11: Primärenergie von Pionen im H1-Kalorimeter mit Magnetfeld (Simulation): Relative Energieauflösung und Linearität des neuronalen Netzes (links) und der Standardrekonstruktion (rechts).

Eine Anpassung an die Auflösungsfunktion liefert das folgende Ergebnis:

Primärenergie (Pionen im Magnetfeld):	
Neuronales Netz:	$\sigma_E/E = 56{,}0\%/\sqrt{E/\mathrm{GeV}} \oplus 0{,}4\,\mathrm{GeV}/E \oplus 3{,}3\%$
Standardrekonstruktion:	$\sigma_E/E = 51{,}0\%/\sqrt{E/\mathrm{GeV}} \oplus 1{,}0\,\mathrm{GeV}/E \oplus 4{,}9\%$

Energie einfallender Elektronen

Es wurde die Leistung eines neuronalen Netzes geprüft, das die Primärenergie von Elektronen im Energiebereich zwischen 1 und 100 GeV, die im H1-Detektor auf das FB1-Kalorimeter treffen, rekonstruieren kann.

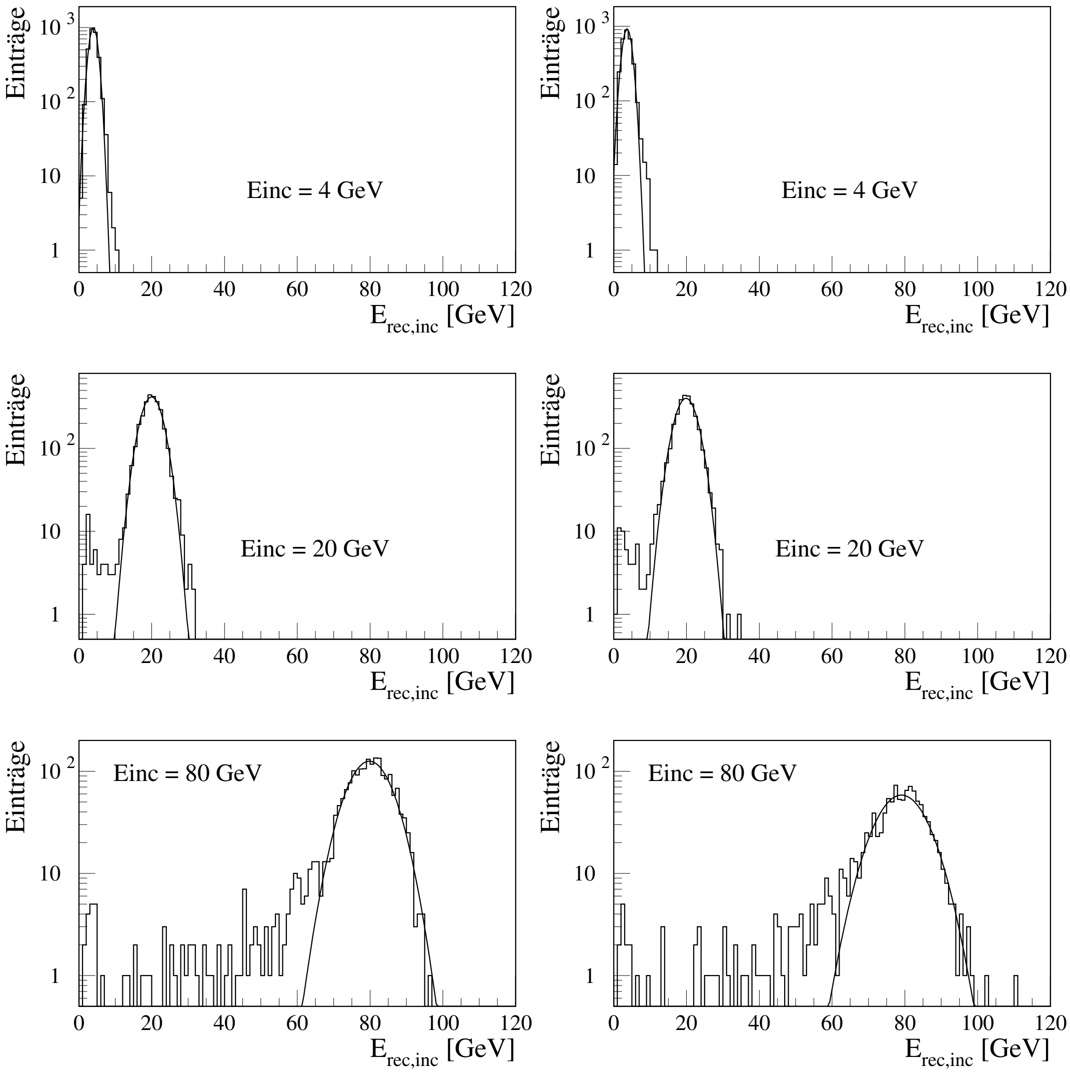


Abb. 5.12: Primärenergie von Pionen im H1-Kalorimeter mit Magnetfeld (Simulation): Rekonstruierte Energieverteilungen des neuronalen Netzes (links) und der Standardrekonstruktion (rechts).

Die Anpassung an die Auflösungsfunktion liefert für das neuronale Netz und die Standardrekonstruktion folgende Ergebnisse:

Primärenergie (Elektronen):
Neuronales Netz: $\sigma_E/E = 14{,}4\%/\sqrt{E/\mathrm{GeV}} \oplus 0{,}1\,\mathrm{GeV}/E \oplus 0{,}7\%$
Standardrekonstruktion: $\sigma_E/E = 14{,}6\%/\sqrt{E/\mathrm{GeV}} \oplus 0{,}2\,\mathrm{GeV}/E \oplus 0{,}4\%$

Primärenergie (Elektronen im Magnetfeld):
Neuronales Netz: $\sigma_E/E = 15{,}3\%/\sqrt{E/\mathrm{GeV}} \oplus 0{,}1\,\mathrm{GeV}/E \oplus 0{,}4\%$
Standardrekonstruktion: $\sigma_E/E = 14{,}7\%/\sqrt{E/\mathrm{GeV}} \oplus 0{,}2\,\mathrm{GeV}/E \oplus 0{,}7\%$

5.1.5.4 Beurteilung der Ergebnisse

Im Energiebereich zwischen 2 und 10 GeV ist das neuronale Netz der Standardrekonstruktion bei der Auswertung von Ereignissen geladener Pionen überlegen. Man erhält eine bessere relative Energieauflösung und Linearität (Abbildungen 5.10 und 5.11). Mit neuronalen Netzen erzielt man ab 4 GeV eine maximale Abweichung vom Sollwert von 3% während die Standardrekonstruktion bis zu 11% abweicht. Das ist vor allem auf die mangelhafte Rekonstruktionstechnik der Standardgewichtung im Energiebereich unter 10 GeV zurückzuführen (siehe dazu auch Abschnitt 3.2). Die zunehmende Abweichung des neuronalen Netzes bei sehr kleinen Energien ist im wesentlichen auf Einfluß des Rauschens zurückzuführen. Hinzu kommt eine Verstärkung des Effekts bei Anwesenheit eines Magnetfelds (siehe dazu Abbildung 5.10 unten links im Vergleich zu Abbildung 5.11 unten links).

Die Werte für 2 GeV wurden hier nur zur Dokumentation des Grenzverhaltens der Verfahren gezeigt. Die Breite der Verteilungen bei dieser Energie müßten bei einer symmetrischen Verteilung bis unter 0 GeV reichen. Da das nicht der Fall ist, erhält man keine gute Anpassung an eine Gauß'schen Kurve und die Bestimmung von Mittelwert und Energieauflösung ist ungenau.

Die Ergebnisse der relativen Energieauflösung und Linearität im Bereich zwischen 15 und 80 GeV sind bei beiden Verfahren vergleichbar. Die Linearitätsabweichung beträgt in diesem Bereich weniger als 2%.

Auch die Energieverteilungen beider Verfahren sind vergleichbar (Abbildung 5.12). Die Verteilungen ab 4 GeV lassen sich gut durch Gauß'sche Kurven beschreiben. Rekonstruierte Energien zwischen 0 GeV und dem Beginn der Gauß'schen Kurve sind auf Ereignisse zurückzuführen, die Teile ihrer Energie im Vormaterial deponiert haben, die keine inelastischen Wechselwirkung im Detektormaterial hatten oder deren Schauerentwicklung nicht vollständig im Detektorvolumen stattfand.

Die Rekonstruktion der Energie von Elektronen zeigt keine Besonderheiten. Die Ergebnisse beider Verfahren sind ähnlich.

Realistische Randbedingungen wie Vormaterial, Spalten zwischen den Oktanten und Magnetfeld, beeinträchtigen die neue Auswertungsmethode nur geringfügig. Das Verfahren bietet eine gute Auflösung und Linearität der rekonstruierten Energie von geladenen Pionen und Elektronen im gesamten trainierten Energiebereich. Bei geladenen Pionen mit Primärenergien von weniger als 10 GeV ist die neue Methode der Standardmethode deutlich überlegen. Dieser Bereich ist besonders für Untersuchungen der Elektron-Proton-Streuung mit dem H1-Detektor interessant, da z.B. ein großer Teil der Teilchen des hadronischen Endzustands, besonders bei niedrigem Imulsübertrag, aus niederenergetischen Teilchen besteht [111].

Im gesamten Bereich produziert das neuronale Netz bei monoenergetischen Teilchen Gauß'sche Verteilungen mit wenig Ausreißern.

5.1.6 Isolierte Spuren im H1-Detektor

Teilchensorte	$\pi^{\pm}$
geprüfter Energiebereich	2 – 10 GeV
Daten	Messung
Ausgabegröße	Energie des einfallenden Teilchens
Zieloktant	FB1
ausgewertete Oktanten	9 (Abbildung 5.9)
Einschußwinkel	$\approx 34°$
Auftreffort	variiert über die FB1-Oberfläche
Vertex	variiert um 2σ um den nominellen H1-Vertex
Magnetfeld	1,15 T parallel zur z-Achse
Besonderheiten	Auswertung des gesamtes FB1-Rades

Da das neue Verfahren insbesondere bei geladenen Pionen mit niedrigen Energien bessere Ergebnisse liefert als das Standardverfahren, ist es bedauerlich, daß bei Teststrahlmessungen diese Eigenschaft nicht nachgewiesen werden konnte, denn es liegen keine Messungen unterhalb 20 GeV vor.

Einzelne Teilchen, deren Impuls in der Spurenkammer des H1-Detektors bestimmt wurden, bevor sie in das Flüssigargon-Kalorimeter gelangen, können zur Überprüfung der Energiemessung des Kalorimeters bei kleinen Energien dienen. Dabei ist zu beachten, daß die Spur des Teilchens und seine Deposition im Kalorimeter möglichst isoliert von den Spuren und Depositionen anderer Teilchen entfernt ist, um unbeeinträchtigte Meßwerte zu erhalten.

Ereignisse, die solche isolierten Spuren enthalten, werden im Rahmen der Messungen des H1-Detektors routinemäßig erfaßt und können durch Selektionskriterien ausgewählt werden.

5.1.6.1 Datenselektion und Analyseablauf

Die aufgezeichneten Ereignisse des Jahres 1995 wurden nach folgenden Kriterien selektiert:

- Vermeidung von Ereignissen, die aus der Wechselwirkung kosmischer Myonen entstehen
  - Ereignisse mit einer Spur, die durch den Wechselwirkungspunkt hindurchführt
  - Ein zugelassenes Ereignis muß mindestens drei Spuren in der zentralen Spurkammer aufweisen.
- Qualität des bestimmten Wechselwirkungspunktes

  Der bestimmte Wechselwirkungspunkt muß im Bereich von 2σ einer

Gauß'schen Verteilung um den nominellen Wechselwirkungspunkt der Meßperiode 1995 liegen.

- Qualität der Spur
  - Mindestens 20 Drähte von 56 in der zentralen Jet-Kammer (CJC) müssen angesprochen haben.
  - Die Spur muß innerhalb eines Radius von 28 cm um die Strahlachse des Detektors beginnen. Damit wird sichergestellt, daß der Anfang der gemessenen Spur in der inneren Driftkammer (CJC1) liegt.
  - Die auf die xy-Ebene projizierte Spur muß eine Länge von mindestens 32 cm besitzen.
  - Für den Fehler der Messung der Spurkammer soll gelten: $\frac{\delta p}{p} < 0.2$
- Der ermittelte Impuls aus der Spurkammermessung muß mindestens 2 GeV betragen.
- Isolationskriterien
  - Eine Spur muß auf das Kalorimeterrad FB1 weisen.
  - Es darf sich nur eine Spur im auszuwertenden Oktanten befinden.

Etwa 26000 Ereignisse genügen diesen Kriterien. Von diesen wurden die Kalorimeterdepositionen in einem Zylinder von 50 cm Radius um die Spurachse der ausgewählten Spuren ausgewertet. Die Rekonstruktion nutzte außerdem die acht umgebenden Oktanten, um eine gute Umschließung des Teilchenschauers zu erzielen (Abbildung 5.9).

5.1.6.2 Ergebnisse der Energierekonstruktion

Isolierte Spuren

Die Auswertung wurde mit dem neuronale Netz durchgeführt, dessen Ergebnisse bei der Rekonstruktion der Energie simulierter, einfallender Teilchen im Magnetfeld in Abschnitt 5.1.5.3 vorgestellt wurden.

Abbildung 5.13 zeigt das Verhältnis aus rekonstruierter Energie der Kalorimetermessung mit einem neuronalen Netz E_{NN} bzw. der Standardrekonstruktion E_{Sr} zur rekonstruierten Energie des Spurkammersystems E_{Tr} im Energiebereich zwischen 2 und 10 GeV. Der senkrechte Strich in der Mitte der Verteilung markiert den Mittelwert.

Abbildung 5.14 zeigt die Energiebestimmung des Rekonstruktionsverfahrens, dividiert durch die Energiebestimmung der Spurkammer, im Energiebereich zwischen 2 und 10 GeV. Die vertikalen Fehlerbalken zeigen die Variation der erhaltenen Werte und nicht den Fehler des Mittelwertes, da dieser aufgrund der

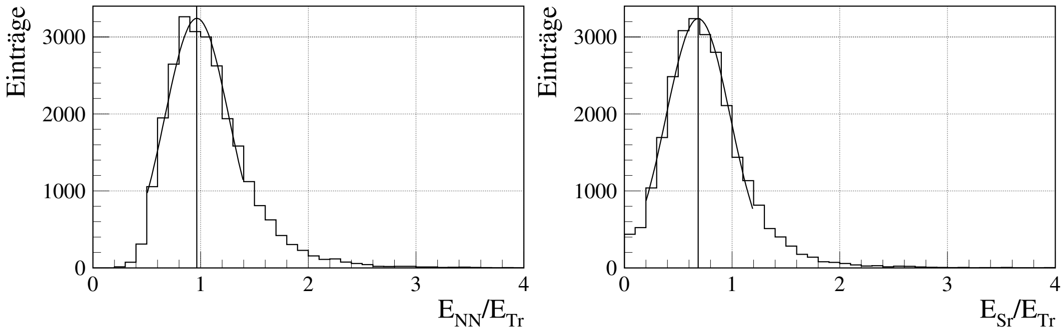


Abb. 5.13: Isolierte Spuren: Linearität der rekonstruierten Energie des neuronalen Netzes (links) und der Standardrekonstruktion (rechts).

unterschiedlichen Anzahl von Einträgen pro Intervall des Histogramms nicht sehr aussagekräftig ist. Der waagerechte Strich kennzeichnet den Mittelwert der Variation aller Histogrammintervalle.

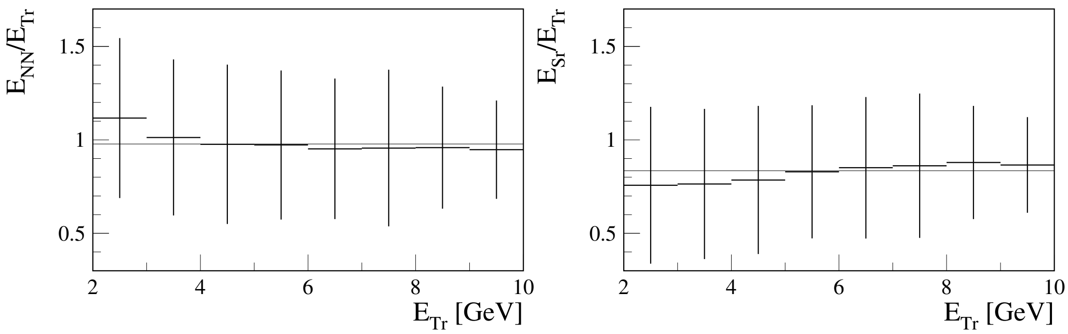


Abb. 5.14: Isolierte Spuren: Linearität der rekonstruierten Energie pro Energieintervall des neuronalen Netzes (links) und der Standardrekonstruktion (rechts). Die vertikalen Fehlerbalken zeigen die Variation der erhaltenen Werte.

Die Breite der Verteilungen beider Rekonstruktionen ist vergleichbar, doch zeigt die Standardrekonstruktion eine mittlere Abweichung zwischen den Energiebestimmungen mit Spurkammer und Kalorimeter von etwa 21%, während mit dem neuronalen Netz die Abweichung weniger als 4% beträgt. Der Mittelwert der Variation aller Histogrammintervalle weicht von diesen Werten ab, da er unabhängig von der Anzahl der Einträge pro Energieintervall ermittelt wurde.

Die Abweichung mit zunehmender Energie zeigt bei der Rekonstruktion mit dem neuronalen Netz keine systematische Abweichung bei Energien von mehr als 3 GeV, während man bei der Standardrekonstruktion einen leichten Anstieg feststellen kann.

Eine Bestimmung der Energieauflösung wurde nicht durchgeführt, da keine monoenergetischen Ereignisse zur Verfügung standen und alle Messungen die Detektoreigenschaften der Spurkammer implizit enthalten.

5.1.7 Simulierte Teilchen-Jets

Teilchensorte	u-Quark-Jets
geprüfter Energiebereich	5 – 80 GeV
Daten	Simulation
Ausgabegröße	Energie des einfallenden Jets
Zieloktant	FB1
ausgewertete Oktanten	9 (Abbildung 5.9)
Einschußwinkel	34,3°
Auftreffort	verteilt um die Mitte der FB1-Oberfläche
Vertex	nomineller H1-Vertex
Magnetfeld	1,15 T parallel zur z-Achse
Besonderheiten	überlagertes Rauschen

Eine weitere Anwendung von neuronalen Netzen in der Schaueranalyse ist die Rekonstruktion der ursprünglichen Energie von Teilchen-Jets. Ein neuronales Netz wurde mit den deponierten Ladungen der Teilchen trainiert, die durch Fragmentation eines u-Quarks einer gegebenen Energie entstehen. Die Jets wurden mit Hilfe des Programms JETSET [112] simuliert, wobei der unabhängige Fragmentationsansatz [113] verwendet wurde. Dieses Modell geht davon aus, daß die Fragmentation eines Systems, das aus Partonen besteht, sich als Summe voneinander unabhängiger Fragmentationsprozesse für jedes Parton beschreiben läßt. Der Ansatz wurde bei H1 auch für Untersuchungen zur Energiegewichtung mit simulierten Jets [77] verwendet.

5.1.7.1 Die Testumgebung

Für die Energierekonstruktion wurden je 9700 Ereignisse, die mit JETSET erzeugt wurden, als Trainings- und Validierungsdaten mit dem Programm H1SIM unter Verwendung von CALOR simuliert. Diese Daten liegen im Energiebereich zwischen 3 und 100 GeV und sind gleichverteilt mit einem Abstand von 10 MeV.

Die Verwendung des zuvor beschriebenen Fragmentationsansatzes erlaubt die Generierung von simulierten Jets allein aus der Angabe der Energie und Richtung des zu fragmentierenden Quarks. Dementsprechend wurde dessen Winkel von 34,3° fest vorgegeben. Auf eine Variation des Winkels und des Ursprungspunktes der Teilchen wurde verzichtet, da die Menge der deponierten Energie im ausgewerteten Detektorvolumen sonst stark vermindert würde. Das hätte eine Bewertung der Ergebnisse erschwert. Außerdem ist aufgrund der Fragmentation bereits eine breite Verteilung der Impulse und Auftrefforte des entstehenden Teilchen gegeben.

Den simulierten Ereignissen wurde Rauschen aus Messungen des H1-Detektors ohne einfallende Teilchen überlagert. Danach erfolgte eine H1-Standardrekonstruktion. Es wurde so die Energie pro Auslesezelle auf der elektromagnetischen Skala ermittelt.

Um die Anzahl der Eingabegrößen zu vermindern, wurden wie bei vorangegangen Tests, ein FB1-Oktant und die acht umgebenden Kalorimeteroktanten verwendet, um das Eingabemuster zu erstellen (Abbildung 5.9). Das sind nur ungefähr 20% der inneren Kalorimeteroberfläche, um die ursprüngliche Energie des Jets zu bestimmen. Da insbesondere Teilchen von Jets mit geringer Energie eine breite Winkelverteilung ihrer Endprodukte erzeugen, mußte das neuronale Netz in diesen Fällen aus einem Bruchteil der auslesbaren deponierten Ladung die ursprüngliche Energie extrapolieren.

Aus den ungewichteten Energien in den Auslesezellen wurden 133 Eingabegrößen des Netzes gewonnen. Ein Referenznetz mit zwei verdeckten Lagen (56 und 28 Knoten) hatte sich schon bei den vorangehenden Entwicklungsläufen bewährt. Mit Hilfe evolutionärer Algorithmen (Abschnitt 4.2) wurden damit neue Netze erstellt und trainiert.

Wiederum wurde das Netz mit der besten Fitness (siehe dazu auch Abschnitt 4.3.4.1, das mit Hilfe evolutionärer Algorithmen bestimmt wurde, für die Energierekonstruktion genutzt. Zur Überprüfung der Leistungsfähigkeit standen jeweils etwa 3000 monoenergetische Ereignisse im Bereich zwischen 5 und 80 GeV zur Verfügung, die mit den gleichen Randbedingungen erzeugt worden waren wie die Validierungsdaten.

5.1.7.2 Ergebnisse der Energierekonstruktion

Energie von Teilchen-Jets

Es wurde die Leistung eines neuronalen Netzes geprüft, das die Energie eines u-Quarks im Energiebereich zwischen 5 und 100 GeV rekonstruieren kann, dessen Fragmentationsprodukte sich in Richtung des FB1-Kalorimeters bewegen.

Abbildung 5.15 zeigt die ermittelte Energieauflösung, die Linearität und ein Beispiel einer Energieverteilung für das neuronale Netz und die Standardrekonstruktion.

Eine Anpassung an die Auflösungsfunktion liefert das folgende Ergebnis:

Primärenergie (Teilchenjets im Magnetfeld):

Neuronales Netz:	$\sigma_E/E = 55{,}1\%/\sqrt{E/\mathrm{GeV}} \oplus 0{,}0\,\mathrm{GeV}/E \oplus 0{,}0\%$
Standardrekonstruktion:	$\sigma_E/E = 59{,}0\%/\sqrt{E/\mathrm{GeV}} \oplus 1{,}4\,\mathrm{GeV}/E \oplus 0{,}0\%$

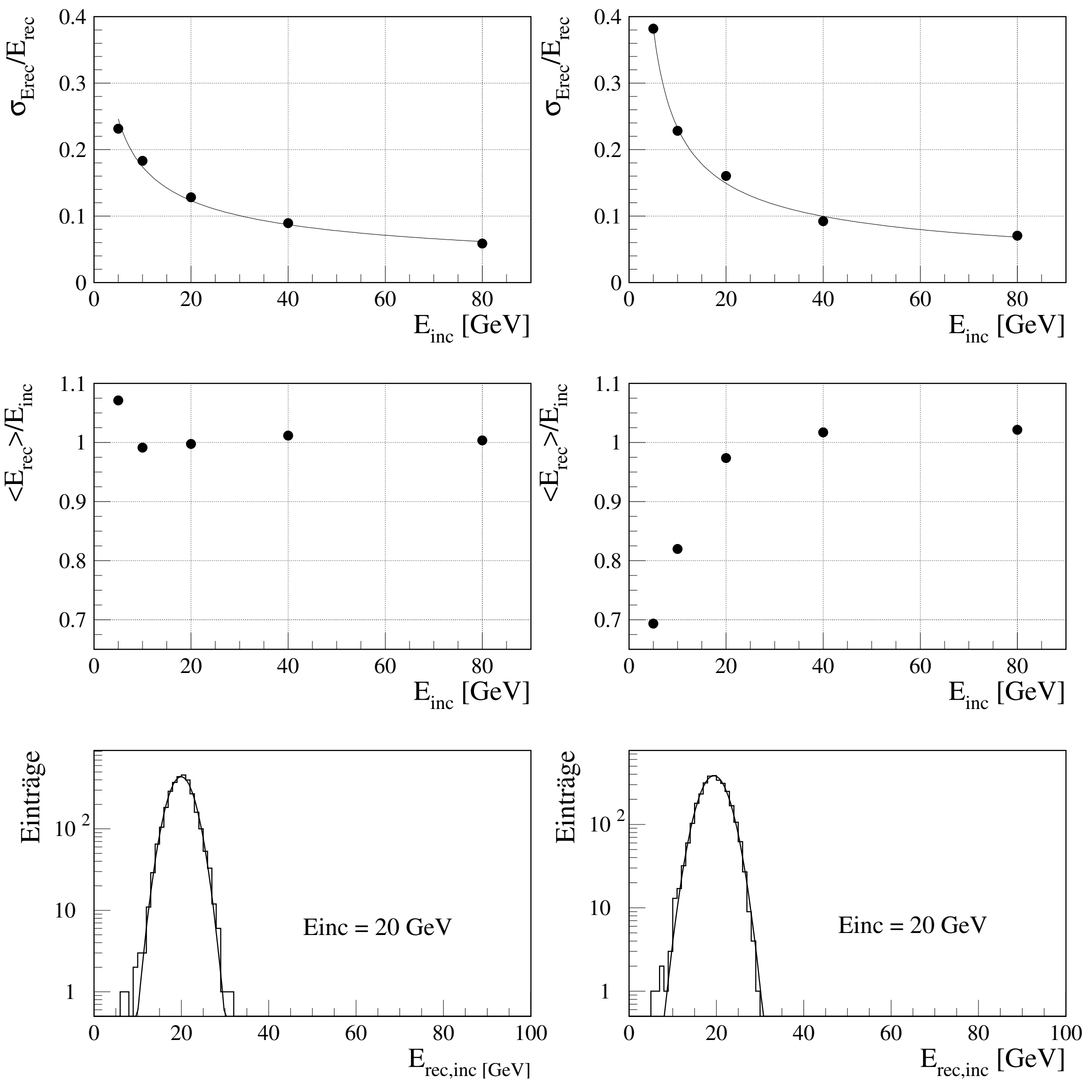


Abb. 5.15: Simulierte Teilchen-Jets: Relative Energieauflösung, Linearität und Beispiel einer Energieverteilung des neuronalen Netzes (links) und der Standardrekonstruktion (rechts).

Im Energiebereich unter 20 GeV ist das neuronale Netz der Standardrekonstruktion bei der Auswertung von Ereignissen von u-Quark-Jets deutlich überlegen. Man erhält eine bessere Energieauflösung, und die Linearität der Rekonstruktion zeigt deutlich bessere Ergebnisse. Mit neuronalen Netzen erzielt man z.B. bei 5 GeV eine maximale Abweichung vom Sollwert von 7% während die Standardrekonstruktion bis zu 30% abweicht.

Die Ergebnisse der Energieauflösung und Linearität im Bereich zwischen 20 und 80 GeV sind bei beiden Verfahren vergleichbar. Die Linearitätsabweichung beträgt bei beiden Verfahren weniger als 2%.

Die schlechte Linearität der Standardrekonstruktion im niedrigen Energiebereich ist zum Teil durch den beschränkten Auswertungsbereich begründet. Untersuchungen mit Daten von allen Kalorimeteroktanten führten zu besserer Linearität, aber auch zu verschlechterter Energieauflösung und zu vielen Ausreißern bei der Standardrekonstruktion, da unter dieser Bedingung Depositionen durch Rauschen, die in der Vorverarbeitung der Rohdaten nicht unterdrückt wurden, das Signal verfälschen können.

Das neuronale Netz zeigte somit bessere Auflösung bei niedrigen Energien in einem begrenzten Umgebungsbereich als die Standardrekonstruktion und erzeugt eine gute Rekonstruktion von fehlender Energieinformationen in einer Energieregion, in der traditionelle Verfahren nicht sehr erfolgreich arbeiten.

5.1.8 Zusammenfassung der Ergebnisse der Energierekonstruktion

Bezeichnung		Neuronales Netz			Standard-rekonstruktion		
		a $\left[\frac{\%}{\sqrt{E/\mathrm{GeV}}}\right]$	b $\left[\frac{\mathrm{GeV}}{E}\right]$	c $[\%]$	a $\left[\frac{\%}{\sqrt{E/\mathrm{GeV}}}\right]$	b $\left[\frac{\mathrm{GeV}}{E}\right]$	c $[\%]$
geladene Pionen							
Teststrahl	E_{dep}	59,3	0,0	3,7	37,4	1,8	5,3
Teststrahl	E_{inc}	55,5	0,2	0,0			
Einzelteilchen	E_{inc}	55,0	0,5	2,8	51,8	1,1	4,1
Einzelteilchen/B	E_{inc}	56,0	0,4	3,3	51,0	1,0	4,9
Jets	E_{inc}	55,1	0,0	0,0	59,0	1,4	0,0
Elektronen							
Teststrahl	E_{dep}	11,6	0,0	0,8	12,0	0,2	0,0
Teststrahl	E_{inc}	12,6	0,0	0,0			
Einzelteilchen	E_{inc}	14,4	0,1	0,7	14,6	0,2	0,4
Einzelteilchen/B	E_{inc}	15,3	0,1	0,4	14,7	0,2	0,7

Tab. 5.3: Parameter der Energieauflösung

Tabelle 5.3 zeigt die ermittelten Koeffizienten der Parametrisierung der Energieauflösung in den verschiedenen Untersuchungen. Ein Vergleich zwischen den Ergebnissen des neuronalen Netzes und denen des Standardverfahrens anhand der Parametrisierung der Energieauflösung ist problematisch. Wie man aus der Tabelle ersehen kann, zeigt sich eine Bevorzugung bestimmter Koeffizienten in Abhängigkeit des Auswertungsverfahrens. So findet man z.B. bei den geladenen Pionen und Jets für den Parameter b, der den Anteil des energieunabhängigen Rauschens beschreiben soll, Werte zwischen 1,0 und 1,8 GeV$/E$. Eine Anpassung an die Ergebnisse des neuronalen Netzes zeigt Werte zwischen 0,0 und

0,5 GeV/E. Ähnliche Abhängigkeiten lassen sich auch bei den anderen Koeffizienten finden. Daraus kann man schließen, daß ein Vergleich der Koeffizienten zwischen den Verfahren nur von beschränktem Nutzen ist.

Vergleicht man aber die Parametrisierungen der Energierekonstruktion getrennt nach Auswertungsverfahren, so kann man die Konsistenz der ermittelten Daten erkennen. Eine Ausnahme bilden nur die Werte für die deponierte Energie geladener Pionen, da die zugrundeliegende Ermittlung der Energieauflösung ungenau ist (siehe dazu Abschnitt 5.1.4.5).

Tabelle 5.4 zeigt die relative Energieauflösung für einfallende Teilchen der Primärenergien 10, 20 und 80 GeV in den einzelnen Untersuchungen. Der statistische Fehler der ermittelten Werte beträgt bei allen Daten nicht mehr als 0,004 und nimmt mit zunehmender Primärenergie ab.

In dieser Darstellung sind die Ergebnisse der neuronalen Netze und der Standardrekonstruktionen leichter zu vergleichen als in Tabelle 5.3, da keine Anpassung an eine Parametrisierung durchgeführt wurde. Auch wenn nur ein kleiner Teil der vorliegenden Ergebnisse gezeigt wird, läßt sich doch die Leistungsfähigkeit des neuen Verfahrens leicht erkennen. Insbesondere bei einer Primärenergie von 10 GeV zeigt sich die Energierekonstruktion mit Hilfe neuronaler Netze dem Standardverfahren deutlich überlegen.

Bezeichnung		Neuronales Netz relative Auflösung bei Primärenergie 10 GeV	20 GeV	80 GeV	Standard-rekonstruktion relative Auflösung bei Primärenergie 10 GeV	20 GeV	80 GeV
geladene Pionen							
Teststrahl	E_d		0,133	0,075		0,133	0,072
Teststrahl	E_{inc}		0,121	0,060			
Einzelteilchen	E_{inc}	0,178	0,126	0,064	0,190	0,131	0,076
Einzelteilchen/B	E_{inc}	0,178	0,131	0,071	0,183	0,131	0,077
Jets	E_{inc}	0,183	0,128	0,059	0,228	0,160	0,071
Elektronen							
Teststrahl	E_d		0,027	0,015		0,022	0,013
Teststrahl	E_{inc}		0,027	0,013			
Einzelteilchen	E_{inc}	0,049	0,033	0,019	0,052	0,036	0,020
Einzelteilchen/B	E_{inc}	0,049	0,036	0,019	0,053	0,037	0,020

Tab. 5.4: relative Energieauflösung σ_E/E für 10, 20 und 80 GeV Primärenergie

5.2 e/π-Trennung

Neuronale Netze werden in dieser Untersuchung verwendet, um zwischen Elektronen und geladenen Pionen zu unterscheiden, die in ein Kalorimeter eindringen. Die Eingabegrößen sind mit denen identisch, die zur Energierekonstruktion verwendet werden. Es handelt sich dabei wiederum um Schauerprofile in Form von Energiewerten auf der elektromagnetischen Skala. Die Ausgabe des neuronalen Netzes ist eine Zahl zwischen 0 und 1, die die Klassifikation beschreibt. Beim Training wird ein Elektron durch die Zahl 0,0 und ein Pion durch die Zahl 1,0 beschrieben.

Die verwendeten Netze wurden durch den RPROP-Algorithmus trainiert und mit Hilfe evolutionärer Algorithmen optimiert.

5.2.1 Durchgeführte Untersuchungen

Tabelle 5.5 zeigt eine Übersicht der durchgeführten Testserien.

Bezeichnung	Teilchensorte	Energiebereich	Daten	Ort	Magnetfeld
Vorstudien	π^+, e^-	$2 - 80\,\mathrm{GeV}$	Simulation	CB1	nein
Trennung	π^+, e^-	$2 - 80\,\mathrm{GeV}$	Simulation	FB1	nein
Trennung/B	π^+, e^-	$2 - 80\,\mathrm{GeV}$	Simulation	FB1	ja

Tab. 5.5: Durchgeführte Auswertungen zur e/π-Zuordnung

Es wurden keine Überprüfungen der e/π-Zuordnungen mit den Daten der Teststrahlexperimente durchgeführt. In diesem Fall hätte ein positives Ergebnis auch durch die Auswertung von kleinen Unterschieden des Auftreffortes, des Strahlprofils oder anderer Eigenschaften der Teilchenstrahlen begründet sein können. Ein neuronales Netz lernt eine Unterscheidung durch alle zur Verfügung stehende Eigenschaften. Deshalb ist es wichtig, nur Trainingsdaten zu verwenden, bei denen keine Gefahr besteht, daß versteckte zusätzliche Informationen zur Verfügung stehen.

Um die Leistung des Verfahrens bei der e/π-Trennung beurteilen zu können, wird die in Abschnitt 2.3.3 eingeführte Trennung T verwendet. Die folgenden Auswertungen zeigen die Trennung als Funktion der Energie des einfallenden Teilchens. Die Effizienz wird als Parameter für Gruppen von Meßpunkten verwendet. Sie ist als Auswertungsgröße ohne Angabe einer dazugehörigen Trennung für die gegebene Aufgabenstellung nur von geringem Wert.

5.2.2 Vorstudien

Teilchensorte	π^+ und e^-
geprüfter Energiebereich	4 – 80 GeV
Daten	Simulation
Ausgabegröße	e/π-Zuordnung
Zieloktant	CB2
ausgewertete Oktanten	1
Einschußwinkel	0° (senkrechter Einfall)
Auftreffort	fest
Vertex	fest
Magnetfeld	–
Besonderheiten	kein Rauschen

Die Vorstudien wurden parallel zu denen der Energierekonstruktion durchgeführt. Simulierte Teilchen wurden von einer Position auf der Strahlachse des H1-Detektors auf die Mitte eines CB2-Kalorimetermoduls senkrecht eingeschossen. Es wurde der Einfluß verschiedener Aktivierungsfunktionen in den Ausgabeknoten und die Auswirkung von Störungen des Nutzsignals untersucht. Interessant waren dabei insbesondere die Ergebnisse mit und ohne Rauschen. Es zeigte sich, daß eine hohe Trennung bis in Energiebereiche unter 8 GeV zu erhalten war, wenn Signale ohne Rauschen als Eingabegrößen des Netzes dienten.

5.2.3 Trennung mit und ohne Magnetfeld

Teilchensorte	π^+ und e^-
geprüfter Energiebereich	4 – 80 GeV
Daten	Simulation
Ausgabegröße	e/π-Zuordnung
Zieloktant	FB1
ausgewertete Oktanten	9 (Abbildung 5.9)
Einschußwinkel	$\approx$ 34°
Auftreffort	variiert über die FB1-Oberfläche
Vertex	variiert um 2σ um den nominellen H1-Vertex
Magnetfeld	0 T / 1,15 T parallel zur z-Achse
Besonderheiten	überlagertes Rauschen

5.2.3.1 Der Analyseablauf

Für die durchgeführten Untersuchungen wurde dieselbe Testumgebung und ein vergleichbarer Analyseablauf verwendet, wie er bereits bei der Energierekonstruktion von simulierten Pionen und Elektronen im Einsatz war (siehe dazu

Abschnitt 5.1.5).

Die Unterschiede bestanden lediglich in der gleichzeitigen Verwendung der Trainings- und Testmuster der beiden Teilchensorten und in der Ausgabegröße, die die Zuordnung zur Teilchensorte beschrieb.

Aus den ungewichteten Energien in den Auslesezellen wurden wiederum 133 Eingabegrößen gewonnen, die als Grundlage des weiteren Trainings und der Optimierung durch evolutionäre Algorithmen dienten.

Zwölf Testmengen mit jeweils etwa 6000 simulierten, monoenergetischen Ereignissen von einfallenden Elektronen und Pionen wurden genutzt, um die Fähigkeit des neuronalen Netzes zu testen, zwischen diesen beiden Teilchensorten mit und ohne Einfluß eines Magnetfeldes von 1,15 T zu unterscheiden. Die Ergebnisse werden mit denen der QFSELH-Methode verglichen, die in Abschnitt 3.3.1 beschrieben wurde.

5.2.3.2 Ergebnisse der e/π-Zuordnung

Es wurde die Leistung eines neuronalen Netzes geprüft, das Elektronen und geladene Pionen im Energiebereich zwischen 1 und 100 GeV, die in das FB1-Kalorimeter einfallen, voneinander unterscheiden kann.

Abbildung 5.16 zeigt die erzielte Trennung für verschiedene Elektroneneffizienzen mit und ohne Magnetfeld.

Auf der linken Seite sieht man die Trennungsleistung des neuronalen Netzes für Elektroneneffizienzen von 90%, 95% und 98%. Um die Übersichtlichkeit zu verbessern, sind in der Grafik die statistischen Fehler nur für die Meßpunkte mit einer Effizienz von 95% eingetragen. Die Fehler der anderen Meßpunkte sind vergleichbar.

Auf der rechten Seite wird der Vergleich mit dem QFSELH-Verfahren gezeigt. Da mit diesem Verfahren in dem untersuchten Oktanten nur Effizienzen zwischen 69% bei hohen und 85% bei niedrigen Primärenergien erzielt werden konnten, wurde die zu erreichende Effizienz bei der Verwendung des neuronalen Netzes entsprechend angepaßt. Dementsprechend wurden die gezeigten Trennungsleistungen erzielt.

Man erkennt, daß die Ergebnisse für eine Trennung mit und ohne Magnetfeld sich sehr ähnlich sind. Das bestätigt die Ergebnisse bei der Rekonstruktion der Energie einfallender Teilchen mit und ohne Magnetfeld, die ebenfalls nur sehr geringe Unterschiede zeigen.

Dieser Befund steht im Gegensatz zu Erfahrungen mit einer Methode zur Teilchentrennung, die Schauermomente auswertet [56, 57] (siehe dazu auch Abschnitt 3.3). Bei einem solchen Verfahren kommt der lateralen Ausbreitung

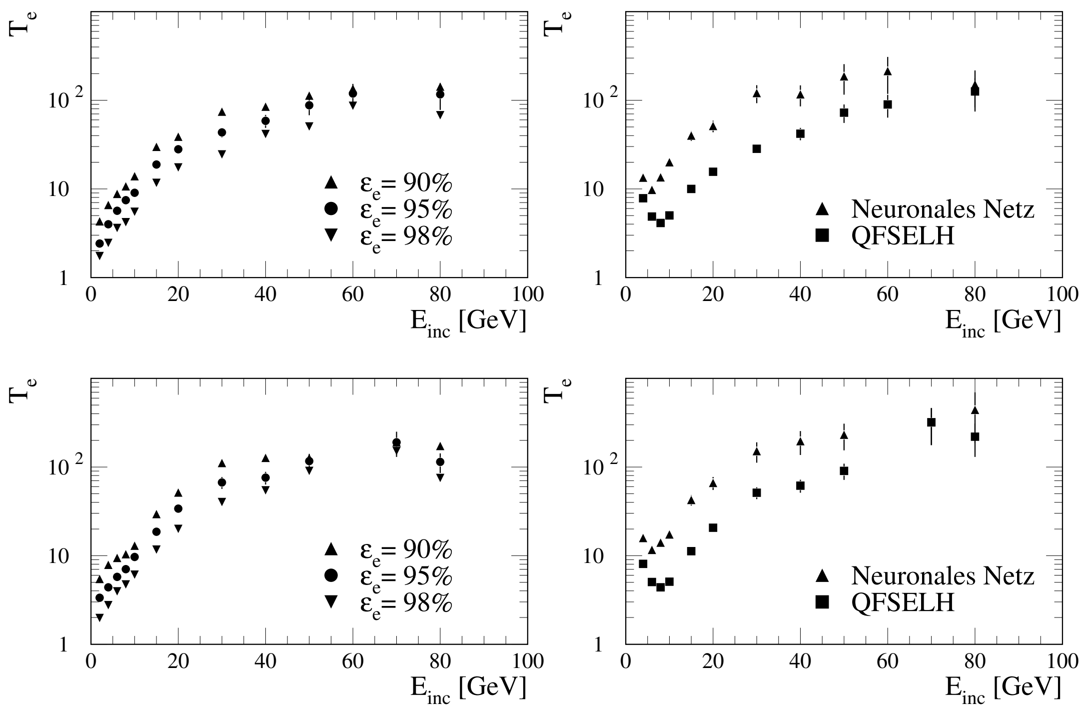


Abb. 5.16: e/π-Trennung: Die Diagramme auf der rechten Seite zeigen die Trennung des neuronalen Netzes für verschiedene Effizienzen. Auf der rechten Seite ist die Trennung des neuronalen Netzes im Vergleich zur QFSELH-Methode dargestellt. Die oberen Diagramme zeigen Ergebnisse der Simulation ohne, die unteren Diagramme Ergebnisse der Simulation mit einem Magnetfeld.

des Schauers eine sehr große Bedeutung zu. Dementsprechend ist es sehr empfindlich gegenüber den Einflüssen eines Magnetfeldes (Abschnitt 2.3.3.2). Methoden, die Schauermomente auswerten, sind in einem inhomogenen Kalorimeter schon wegen der Abhängigkeit von der Granularität und von der Nähe zu Strukturen passivem Materials schwierig zu handhaben. Die Unempfindlichkeit gegenüber starken Magnetfeldern ist ein weiterer Vorteil alternativer Verfahren, die sowohl vom QFSELH-Verfahren als auch vom neuronalen Netz verwendet werden.

Das neuronale Netz zeigt eine gute e/π-Trennung in einer isolierten Umgebung, d.h. in einer Testumgebung ohne den Einfluß weiterer Teilchen. Die erzielten Ergebnisse sind bis zu dreimal besser als die der QFSELH-Referenzmethode. Zusätzlich läßt sich eine bessere Effizienz erzielen.

5.3 Diskussion der Ergebnisse

Die Energierekonstruktion und e/π-Trennung aus Messungen von feinsegmentierten Kalorimetern mit Hilfe neuronaler Netze ist möglich. Die Eignung des Verfahrens zur Energierekonstruktion konnte im Energiebereich zwischen 4 und 80 GeV durch Anwendung auf Messungen und Simulationen gezeigt werden.

- Auswertungen von Teststrahlmessungen im Bereich von 20 bis 80 GeV zeigen eine gute Rekonstruktion der deponierten Energie von geladenen Pionen und Elektronen im Vergleich mit den Ergebnissen des Standardverfahrens. Eine Bestimmung der Primärenergie, die mit der Standardrekonstruktion nicht durchführbar ist, kann durch die Rekonstruktion mit Hilfe eines neuronalen Netzes erstellt werden. Es läßt sich eine gute Energieauflösung und Linearität im Rahmen bekannter systematischer Effekte erreichen. Die Parametrisierung der Energieauflösung beschreibt eine vollständig durchgeführte Kompensation (Abschnitt 5.1.4).

- Mit Hilfe simulierter Ereignisse geladener Pionen und Elektronen im Kalorimeter unter realistischen Randbedingungen wurde das robuste Verhalten des Verfahrens im Energiebereich zwischen 4 und 80 GeV erprobt. Vormaterial, Spalten zwischen den Oktanten und ein Magnetfeld beeinflußten die auszuwertenden Signale. Sie beeinträchtigen die neue Auswertungsmethode aber nur geringfügig. Man erhält eine gute Auflösung und Linearität der rekonstruierten Energie im gesamten trainierten Energiebereich. Das neue Verfahren zeigt bei geladenen Pionen mit Primärenergien von weniger als 10 GeV deutlich bessere Ergebnisse als das Standardrekonstruktionsverfahren (Abschnitt 5.1.5).

- Um das Verhalten des Verfahrens bei niedrigen Energien durch Messungen zu verifizieren, wurden Vergleiche der Messungen der Spurkammer des H1-Detektors mit den Ergebnissen der Kalorimeterrekonstruktion im Bereich zwischen 2 und 10 GeV durchgeführt. Die Auswertung zeigt vergleichbare Verteilungsbreiten beider Rekonstruktionsmethoden. Die mittlere Abweichung des Mittelwerts der Verteilung zeigt jedoch eine deutliche Überlegenheit des neuen Verfahrens (Abschnitt 5.1.6).

- Die Auswertung von simulierten Teilchen-Jets im Energiebereich zwischen 5 und 80 GeV diente der Untersuchung des Verfahrens bei Ereignissen mit gleichzeitigem Eintritt von mehreren Teilchen in das Kalorimeter. Obwohl gerade bei niedrigen Energien eine vollständige Deposition aller beteiligter Teilchen im ausgewerteten Kalorimetervolumen nicht gewährleistet werden kann, zeigte sich, daß das neue Verfahren im Energiebereich unter 20 GeV der Standardrekonstruktion deutlich überlegen ist. Man erhält in einem solchen begrenzten Bereich des H1-Kalorimeters eine bessere Energieauflösung und Linearität (Abschnitt 5.1.7).

Eine e/π-Trennung in einem Flüssigargon-Kalorimeter mit Hilfe neuronaler Netze ist durchführbar. Im Bereich zwischen 4 und 80 GeV konnten gute Ergebnisse erzielt werden.

- Unter Verwendung der Testumgebung mit realistischen Randbedingungen, die bereits in der Energierekonstruktion Verwendung fand, wurde die Fähigkeit der neuen Methode zur Trennung von Elektronen und geladenen Pionen erprobt. Das neuronale Netz zeigt eine e/π-Trennung in einer isolierten Umgebung, die bis zu dreimal besser ist, als die der Referenzmethode, die beim H1-Experiment bei verschiedenen Untersuchungen eingesetzt wurde. Die Resultate konnten unabhängig vom Einfluß eines starken magnetischen Feldes erzielt werden (Abschnitt 5.2.3).

Das neue Verfahren zur Auswertung von Daten eines Flüssigargon-Kalorimeters mit Hilfe neuronaler Netze konnte seine Eignung unter Beweis stellen. Die Ergebnisse von Untersuchungen unter idealen und realistischen Bedingungen dokumentieren die erfolgreiche Anwendung.

Die Verwendung von evolutionären Algorithmen hat sich bei der Erstellung erfolgreicher neuronaler Netze bewährt. Sie ist bei der Suche nach der idealen Netztopologie ein wertvolles Hilfsmittel und verringert den Arbeitsaufwand erheblich.

Kapitel 6

Zusammenfassung

Man sollte sich nicht schlafen legen, ohne sagen zu können,
daß man an dem Tage etwas gelernt hätte.
– Georg Christoph Lichtenberg

Diese Arbeit befaßt sich mit der Entwicklung und Anwendung eines neuen Verfahrens zur Nutzung der Meßdaten hadronischer Kalorimeter. Mit Hilfe neuronaler Netze wird die Energie einfallender Teilchen und deren Zuordnung zu bestimmten Teilchensorten bestimmt.

Die Leistungsfähigkeit der Methode wurde durch Testmessungen und Simulationen verifiziert. Sie zeigte ein robustes Verhalten in realistischen experimentellen Bedingungen, wie sie im H1-Detektor anzutreffen sind [114].

Untersuchungen zur Energiemessung ergeben eine gute Auflösung und Linearität der rekonstruierten Energie über einen großen Energiebereich. Die Werte sind normalverteilt und enthalten wenig Ausreißer. Eine Gegenüberstellung zur H1-Standardrekonstruktion [77] zeigt eine Reihe deutlicher Verbesserungen. Besonders hervorzuheben ist die Leistungsfähigkeit im Bereich kleiner Energien ($\mathrm{E} < 10\,\mathrm{GeV}$), der für die Analyse von Meßdaten im H1-Experiment von besonderer Bedeutung ist. Bei den durchgeführten Tests zeigte das neue Verfahren bessere Ergebnisse als die herkömmlichen Methoden.

Anwendungen zur e/π-Trennung waren ebenfalls erfolgreich. Gute Trennungsleistungen waren auch unter schwierigen experimentellen Bedingungen zu erzielen. Die neue Methode erbrachte deutlich bessere Ergebnisse als ein anerkanntes Standardverfahren, daß bei Auswertungen des H1-Experimentes Verwendung findet.

Unter Verwendung geeigneter Eingabegrößen nutzt ein neuronales Netz die zur Verfügung stehenden Informationen eines Detektors optimal aus. Neue Verfahrensweisen, wie z.B. die Bestimmung der Netztopologie mit Hilfe evolutionärer Algorithmen, helfen bei der Optimierung des verwendeten Verfahrens und tragen zur weiteren Verbesserung bei.

Das verwendete Konzept zeigt sich flexibel und ist leicht an neue Gegebenheiten anzupassen.

6.1 Ausblick

Das neue Verfahren zur Auswertung hadronischer Schauer mit neuronalen Netzen hat sich als sehr leistungsfähig erwiesen. Es kann als Grundlage weiterer Untersuchungen und Anwendungen dienen.

- Eine Anwendung des Verfahrens im Rahmen der Standardrekonstruktion der Messungen des H1-Detektors ist in vielen Bereichen möglich.
  - Das Verfahren könnte bestehende Rekonstruktionsmethoden in Bereichen unterstützen, wo deren Leistungsfähigkeit beschränkt ist. Ein Beispiel dafür wäre die Energierekonstruktion in Spaltenbereichen des Kalorimeters.
  - Unter Ausnutzung der Achtfachsymmetrie der Kalorimeterräder wäre es möglich, für jedes Kalorimeterrad ein neuronales Netz zu trainieren. Solche Netze könnten je nach vorhandener Energiedeposition verwendet werden, um die Energie dort eintretender Teilchen zu rekonstruieren. So wäre eine Energierekonstruktion für das gesamte H1-Flüssigargon-Kalorimeter möglich.
- Die neue Methode wurde für das Flüssigargon-Kalorimeter des H1-Experimentes beim Deutschen Elektronensynchrotron DESY in Hamburg entwickelt, aber es werden zur Auswertung nur Meßgrößen verwendet, die bei jedem segmentierten Kalorimeter zur Verfügung stehen. Es sind keine Messungen anderer Detektorkomponenten notwendig. Deshalb kann das neue Verfahren zur Auswertung von Kalorimetermessungen in vielen Detektoren dienen und auch dort im Routinebetrieb angewendet werden.
- Parallele Nutzung von neuronalen Netzen oder der Aufbau hierarchischer Netze wäre möglich, um gleichzeitig verschiedene Aufgaben der Rekonstruktion von Kalorimetermessungen durchzuführen. So wären z.B. die zusätzliche Identifikation anderer Teilchensorten, wie z.B. Myonen, die Energiebestimmung und die Ortsbestimmung des Eintrittsortes in das Kalorimeter verschiedene Optionen. Eine Kopplung mit den Messungen anderer Detektorkomponenten würde weitere Auswertungsmöglichkeiten erschließen.
- Ein begrenzender Faktor in der Anwendung von neuronalen Netzen in der Datenrekonstruktion liegt in der Beschränkung der Rechenleistung und Speicherkapazität der zur Verfügung stehenden Computer, die zur Simulation von Trainingsmustern und zum Netztraining benötigt werden. Unter der Annahme, daß die Kapazität künftiger Rechnergenerationen weiterhin steigt, wäre es denkbar, mit Hilfe neuronaler Netze auch komplexere Aufgaben, wie z.B. eine vollständige Ereignisrekonstruktion im Detektor, zu bearbeiten.

Anhang A

Beispiel einer ENZO-Steuerdatei

Der folgende Text ist ein typisches Beispiel für eine Steuerdatei, die den Ablauf des evolutionären Algorithmus im Programmpaket ENZO bestimmt. Diese Steuerdatei wurde zur Erstellung eines optimierten Netzes zur Energierekonstruktion aus Kalorimetermessungen verwendet. Die Auswahl der Parameter stellt keine allgemeingültige Lösung dar. Sie zeigt lediglich ein Beispiel für eine Wahl von Größen, die bei den durchgeführten Untersuchungen zu guten Ergebnissen geführt haben.

Die Kommentare der Steuerdatei stammen aus Beispielen der ENZO-Dokumentation oder wurden dem Quelltext des Programmes entnommen. Genaue Informationen zu den einzelnen Modulen und ihren Parametern sind im *ENZO User Manual and Implementation Guide* [106] zu finden.

```
#
# command-file
#

### ----- initialize and pre-evolution ------------------------------

genpopNepo                             # creating a population
 popsize          30                   # maximal number of nets
 gensize          10                   # offsprings to create each
                                       #  generation

initPop                                # create and initialize
                                       #  population
 network          133-56-28-1.net      # filename (reference net)
 initFct          Randomize_Weights    # function to initialize all
                                       #  created networks
 initParam        -1.0 1.0 0.0 0.0 0.0 # function parameters

weightInit                             # random selection of weights
 weightProb       0.9                  # propability of existance

optInitPop                             # optimize inital population
 maxtss           0.03                 # stop criterion of the
                                       #  learning module
```

```
 learnModul        learnSNNS            # module which contains the
                                        #  learning function

loadSNNSPat                             # load SNNS pattern
 learnpattern      p100cnb.pat          # filename for the
                                        #  learning patterns
 testpattern       p100cna.pat          # filename for the
                                        #  test patterns
 crosspattern      p100cna.pat          # filename for the
                                        #  validation patterns

initTrain                               # learning during the pre
                                        #  evolution
 initLearnfct      Rprop                # SNNS learning function
 initLearnparam    0.1 50.0 5.0 0.0 0.0 # parameters for the
                                        #  learning function
 initMaxepochs     30                   # maximum number of periods
 initShuffle       1                    # whether the sequence of
                                        #  pattern is changed

### ----- stop-evolution --------------------------------------------

stopIt                                  # normal stopping
 maxGenerations    30                   # stop after x generations

stopErr                                 # stop if something's wrong

### ----- selection -------------------------------------------------

preferSel                               # selection of parents
                                        #  prefering better nets
 preferfactor      3.0                  # bias for selecting fitter
                                        #  networks (2=25%,3=12.5%)

### ----- mutation --------------------------------------------------

mutLinks                                # delete or add links
 probdel           0.1                  # height of the gaussian for
                                        #  deleting existing weights
 probdelStart      0.1                  # starting probability for
                                        #  deleting existing weights
 probdelEndGen     4                    # generation in which linear
                                        #  interpolation ends
 sigmaDel          1.0                  # width of the gaussian for
                                        #  deleting a weight
 probadd           0.1                  # probability for inserting
                                        #  a non existing weight
```

```
 initRange        0.5                   # interval where inserted
                                        #  weights are selected from

mutUnits                                # mutation of hidden neurons
 probMutUnits     0.5                   # probability of mutation
 probMutUnitsSplit 0.5                  # relation between inserting
                                        #  and deleting units
 PWU              1                     # Prefer Weak Units strategy
 bypass           1                     # bypass function
 initRange        0.5                   # interval where inserted
                                        #  weights are selected from

### ----- crossover ---------------------------------------------------

linCross                                # crossover of connections
                                        #  between input and output
 probCross        0.5                   # probability of inserting a
                                        #  connection

implant                                 # implant a feature from the
                                        #  fittest net
 implantProb      0.2                   # probability of implanting

### ----- optimize ----------------------------------------------------

nullWeg                                 # delete nets without links

jogWeights                              # adding random numbers
  jogLimit        0.01                  # +/- range of values added

learnCV                                 # learning stopped by periods
                                        #  or cross validation error
 learnfct         Rprop                 # SNNS learning function
 learnparam       0.1 50.0 5.0 0.0 0.0 # parameters for the
                                        #  learning function
 maxepochs        300                   # maximum number of periods
 CVepochs         2                     # how often the error is
                                        #  computed
 shuffle          1                     # whether the sequence of
                                        #  pattern is changed

### ----- evaluate ----------------------------------------------------

tssEval                                 # evaluation through a cross
                                        #  validation set
 crossTssRating   100.0                 # value times mean error per
                                        #  pattern
```

```
### ----- history -----------------------------------------------------

histSimple                              # write standard information
histFitness                             # write fitness information
histWeights                             # write topology information

### ----- survival ----------------------------------------------------

fittestSurvive                          # sort nets by fitness

### ----- post-evolution ----------------------------------------------

saveAll                                 # save networks
 saveNetsCnt       30                   #  save x nets
```

Literaturverzeichnis

[1] E. Rutherford, *The Scattering of alpha and beta Particles by Matter and the Structure of the Atom*, Phil. Mag. 21 (1911) 669

[2] R. Hofstadter, *Electron scattering and nuclear structure*, Rev. Mod. Phys. 28 (1956) 214

[3] R. E. Taylor, *Deep inelastic scattering: The early years*, Rev. Mod. Phys. 63 (1991) 573

[4] H. W. Kendall, *Deep inelastic scattering: Experiments on the proton and the observation of scaling*, Rev. Mod. Phys. 63 (1991) 597

[5] J. I. Friedman, *Deep inelastic scattering: Comparisons with the quark model*, Rev. Mod. Phys. 63 (1991) 615

[6] S. L. Glashow, *Partial-symetries of weak interactions*, Nucl. Phys. 22 (1961) 579

[7] S. Weinberg, *A model of leptons*, Phys. Rev. Lett. 19 (1967) 1264

[8] A. Salam, *Gauge unification of fundamental forces*, Rev. Mod. Phys. 52 (1980) 525

[9] H. Fritzsch, M. Gell-Mann, H. Leutwyler, *Advantages of the color octet gluon picture*, Phys. Lett. 47B (1973) 365

[10] R. P. Feynman, *Very high-energy collisions of hadrons*, Phys. Rev. Lett. 23 (1969) 1415

[11] J. D. Bjørken, E. A. Paschos, *Inelastic Electron-Proton and γ-Proton Scattering and the Structure of the Nucleon*, Phys. Rev. 185 (1969) 1975

[12] D. J. Fox et al., *Early Tests of Scale Invariance in High-Energy Muon Scattering*, Phys. Rev. Lett. 33 (1974) 1504

[13] P. Schmüser, *Zur Fertigstellung von HERA*, Phys. Bl. 46 (1990) 474

[14] ZEUS Collaboration, *The ZEUS Detector*, Status Report, DESY PRC 93-05, 1993

[15] HERA-B, *An Experiment to Study CP Violation in the B System Using an Internal Target at the HERA Proton Ring*, Design Report, DESY PRC 95/01, Januar 1995

[16] HERMES Collaboration, *Technical Design Report*, DESY PRC 93-15, Juli 1993

[17] H1 Collaboration, *The H1 Detector at HERA*, Nucl. Instr. Meth. A 386 (1997) 310

[18] H1 Collaboration, *The Tracking, Calorimeter and Muon Detectors of the H1 Experiment at HERA*, Nucl. Instr. Meth. A 386 (1997) 348

[19] G. Cozzika, *The H1 Detector*, in *Proceedings of the Third International Conference on Calorimetry in High Energy Physics*, Corpus Christi, Texas, 1992

[20] H1 Calorimeter Group, *The H1 liquid argon calorimeter system*, Nucl. Instr. Meth. A 336 (1993) 460

[21] J. Bán et al., *The H1 backward calorimeter BEMC and its inclusive electron trigger*, Nucl. Instr. and Meth. A 372 (1996) 399

[22] H1 Spacal Group, *Performance of an Electromagnetic Lead/Scintillating-Fibre Calorimeter for the H1-Detector*, Nucl. Instr. Meth. A 374 (1996) 149

[23] G. Battistoni et al., *Resistive cathode detectors with bidimensional strip readout: tubes and drift chambers*, Nucl. Instr. Meth. 176 (1980) 297

[24] H. Cronström et al., *The H1 forward muon spectrometer*, Nucl. Instr. Meth. A 340 (1994) 304

[25] H1 Collaboration, *A measurement and QCD analysis of the proton structure function $F_2(x, Q^2)$ at HERA*, Nucl. Phys. B 470 (1996) 40

[26] H1 Collaboration, *Energy flow in the hadronic final state of diffractive and non-diffractive deep-inelastic scattering at HERA*, Z. Phys. C (1996) 609

[27] H1 Collaboration, *Inclusive parton cross-sections in photonproduction and photon structure*, Nucl. Instr. Meth. B 445 (1995) 195

[28] H1 Collaboration, *Observation of events at very high Q^2 in ep collisions at HERA*, DESY-97-024, 1997, wird veröffentlicht in Z. Phys. C

[29] R. M. Barnett et al., *Review of Particle Properties*, Physical Review D 54, 1 (1996)

[30] R. M. Sternheimer, *The Density Effect for the Ionization Loss in Various Materials*, Phys. Rev. 88 (1952) 851

[31] G. R. Lynch, O. I. Dahl, *Approximations to multiple Coulomb scattering*, Nucl. Instr. Meth. B 58 (1991) 6

[32] C. Adam, *Parametrisierte Simulation hadronischer Schauer für das H1-Kalorimeter im Vergleich mit CERN-Testdaten*, Diplomarbeit, Universität Hamburg, 1991

[33] U. Amaldi, *Fluctuations in Calorimeter Measurements*, Physica Scripta 23 (1981) 409

[34] T. W. Armstrong, *Introduction to hadronic cascades* in *Proceedings, Computer Techniques in Radiation Transport and Dosimetry*, Erice, 1978

[35] H. W. Bertini, *Intranuclear Cascade Calculation of the Secondary Nucleon Spectra from Nucleon-Nucleus Interactions in the Energy Range 340 to 2900 MeV and Comparisons with Experiment*, Phys. Rev. 188 (1969) 1711

[36] C. W. Fabjan, *Calorimetry in High-Energy Physics*, in T. Ferbel (ed.), *Proceedings of the Third NATO Advanced Study Institute on Techniques and Concepts of High-Energy Physics III*, NATO ASI Series B, Physics Vol. 128, New York, 1985

[37] H. Brückmann et al., *Hadron sampling calorimetry. A puzzle of physics*, Nucl. Instr. Meth. A263 (1988) 136

[38] E. Longo, I. Sestelli, *Monte-Carlo-calculation of photon-initiated electromagnetic showers in lead glass*, Nucl. Instr. Meth. 128 (1975) 283

[39] G. A. Akopdjanov et al., *Determination of Photon Coordinates in a Hodoscope Cerenkov Spectrometer*, Nucl. Instr. Meth. 140 (1977) 441

[40] T. Yuda, *Electron-induced cascade showers in inhomogeneous media*, Nucl. Instr. Meth. 73 (1969) 301

[41] R. Bock et al., *Parametrization of the longitudonal development of hadronic showers*, Nucl. Instr. Meth. 186 (1981) 533

[42] M. Holder et al., *Performance of a magnetized total absorbing calorimeter between 15 GeV and 140 GeV*, Nucl. Instr. Meth. 151 (1978) 69

[43] H. Fesefeldt, *The e/h ratio and energy resolution of hadron calorimeters*, Nucl. Instr. Meth. A263 (1988) 114

[44] R. Wigmans, *On the energy resolution of uranium and other hadron calorimeters*, Nucl. Instr. Meth. A259 (1987) 389

[45] C. W. Fabjan, R. Wigmans, *Energy measurement of elementary particles*, Rept. Prog. Phys 52 (1989) 1519

[46] D. Wegener, *Hadronenkalorimeter – Entwicklung und Anwendungen*, Phys. Bl. 45 (1989) 358

[47] W. J. Willis, V. Radeka, *Liquid-argon ionization chambers as total-absorption detectors*, Nucl. Instr. Meth. 120 (1974) 221

[48] P. Buchholz, *The NA48 liquid krypton calorimeter*, Nucl. Instr. Meth. A316 (1992) 1

[49] H. Abramowicz et al., *The response and resolution of an iron-scintillator calorimeter for hadronic and electromagnetic showers between 10 GeV and 140 GeV*, Nucl. Instr. Meth. 180 (1981) 429

[50] R. Yoshida, *The ZEUS Uranium Calorimeter: Main Characteristics and First Operating Experience*, in *Proceedings of the Third International Conference on Calorimetry in High Energy Physics*, Corpus Christi, Texas, 1992

[51] J. Engler, *Status and Perspectives of Liquid Argon Calorimeters*, Nucl. Instr. Meth. 225 (1984) 525

[52] J. Cvach, M. Vecko, π^0 *finding in H1 liquid argon calorimeter*, H1-03/93-273 (1993)

[53] V. Flaminio et al., *Compilation of cross-sections, volume I,* π^+ *and* π^- *induced reactions*, CERN/HERA 79-01, 1979

[54] A. V. Barns et al., *Pion Charge-Exchange Scattering at High Energies*, Phys. Rev. Lett. 37 (1970) 76

[55] M. Colombo, *Trennung von Elektronen und Pionen in einem Flüssigargonkalorimeter des H1 Detektors*, Diplomarbeit, Universität Dortmund, 1990

[56] R. Ebbinghaus, *Überprüfung eines Algorithmus zur Trennung von Elektronen und Hadronen im Flüssig-Argon-Kalorimeter des H1-Detektors*, Diplomarbeit, Universität Dortmund, 1992

[57] R. Ebbinghaus, M. Colombo, D. Wegener, *e/π Separation in the H1 LAr Calorimeter: From Test Beam to Real World!*, H1-12/93-334 (1993)

[58] CERN Application Software Group, *GEANT – Detector Description and Simulation Tool*, CERN Programm Library Long Writeup W5013, CERN, Genf 1994

[59] H. Fesefeldt, *The Simulation of Hadronic Showers, Physics and Applications*, PITHA 85/02, Aachen, 1985

[60] P. A. Aarnio et al., *FLUKA89 Users Guide*, Genf, 1990

[61] T. A. Gabriel, J. K. Amburgey, B. L. Bishop, *CALOR: A Monte Carlo Program Package for the Design and Analysis of Calorimeter Systems*, ORNL/TM-5619, 1977

[62] T. W. Armstrong, *The HETC Hadronic Cascade Code*, in *Proceedings, Computer Techniques in Radiation Transport and Dosimetry*, Erice 1978

[63] T. W. Armstrong et. al., *Monte Carlo Calculations of High-Energy Nucleon-Meson Cascades and Comparsion with Experiment*, Nucl. Sci. Eng. 49 (1972) 89

[64] S. Ritter, *Monte Carlo code BAMJET to simulate the fragmentation of quark and diquark jets*, Comput. Phys. Commun. 31 (1984) 393

[65] S. Ritter, J. Ranft, *Simulation of quark jet fragmentation into mesons and baryons on the basis of a chain decay model*, Acta Phys. Pol. B11 (1980) 259

[66] J. Ranft, S. Ritter, *Particle Production in Hadron-Nucleus Collisions in a Multi-Chain Fragmentation Model*, Z. Phys. C 20 (1983) 347

[67] J. Kurzhöfer, *Untersuchungen zum Einfluß von geometrischen Parametern und Materialeigenschaften auf die Auflösung der elektromagnetischen Kalorimeter FB2E und BBE des H1-Detektors*, Diplomarbeit, Universität Dortmund, 1991

[68] J. Spiekermann, *Nachweis von π-Mesonen in einem Flüssigargon-Kalorimeter: Modellrechnungen mit den Programmen GHEISHA und CALOR im Vergleich zu Testdaten*, Diplomarbeit, Universität Dortmund, 1994

[69] J. Spiekermann, Private Mitteilung, 1996

[70] H1 Calorimeter Group, *Electron/pion separation with the H1 LAr calorimeters*, Nucl. Instr. Meth. A 344 (1994) 492

[71] D. H. Perkins, *Hochenergiephysik*, Addison-Wesley, Bonn, München (u.a.) 1991

[72] V. Shekelyan, *Simulation and reconstruction in H1 liquid argon calorimetry* in *Monte Carlo Simulations in High Energy and Nuclear Physics (MC93)*, Tallahassee, Florida, USA, 1993

[73] H1 Calorimeter Group, *Results from Pion Calibration Runs for the H1 Liquid Argon Calorimeter and Comparisons with Simulations*, Nucl. Instr. Meth. A 336 (1993) 449

[74] H1 Calorimeter Group: *Beam tests and calibration of the H1 liquid argon calorimeter with electrons*, Nucl. Instr. Meth. A 350 (1994) 57

[75] K. Borras: *Aufbau und Kalibration eines Flüssig-Argon Kalorimeters im H1 Detektor*, Dissertation, Universität Dortmund, 1992

[76] L. Görlich, H. P. Wellisch, *Documentation of the LAr Clustering*, H1-12/91-204 (1991)

[77] H. P. Wellisch et al.: *Hadronic Calibration of the H1 LAr Calorimeter using Software Weighting Techniques*, MPI-Phe/94-03, München 1994

[78] J.-P. Kubenka: *Untersuchungen zum hadronischen Endzustand in der tief inelastischen Elektron-Proton-Streuung am HERA-Speicherring*, Dissertation, Technische Universität München, 1994

[79] Ç. İşsever: *Entwicklung eines alternativen Gewichtungsverfahrens für das H1-Kalorimeter*, Diplomarbeit, Universität Dortmund, 1996

[80] T. R. Merz, *Messung der Proton-Strukturfunktion F_2 bei hohen Impulsüberträgen mit dem H1-Detektor*, Dissertation, Universität Hamburg, 1994

[81] K. Flamm, *private Mitteilung*, 1996

[82] D. H. Hubel, *Auge und Gehirn: Neurobiologie des Sehens*, Spektrum-der-Wissenschaft-Verlagsgesellschaft, Heidelberg, 1989

[83] G. D. Fischbach, *Gehirn und Geist*, Spektrum der Wissenschaft, 11 (1992) 30

[84] R. F. Thompson, *Das Gehirn: Von der Nervenzelle zur Verhaltenssteuerung*, Spektrum-der-Wissenschaft-Verlagsgesellschaft, Heidelberg, 1990

[85] M. Riedmiller, H. Braun, *A Direct Adaptive Method for Faster Backpropagation Learning: The RPROP Algorithm* in *Proceedings of the IEEE International Conference on Neural Networks (ICNN) 1993*, San Francisco, CA, USA, 1993

[86] M. Riedmiller, *Rprop – Description and Implementation Details*, Technical Report, University of Karlsruhe, 1994

[87] M. Riedmiller, *Advanced Supervised Learning in Multi-layer Perceptrons – From Backpropagation to Adaptive Learning Algorithms*, Computer Standards & Interfaces, volume 16, special issue on neural networks, J. Fulcher (ed.), Elsevier Science Publishers, Amsterdam, 1994

[88] M. Riedmiller, *Untersuchungen zu Konvergenz und Generalisierungsverhalten überwachter Lernverfahren mit dem SNNS*, Proceedings of the SNNS 1993 Workshop, Stuttgart, 1993

[89] H. Kolanoski, *Anwendungen neuronaler Netze in der Teilchenphysik*, Vorlesungskript, Dortmund, 1993

[90] D. E. Rumelhart, G. E. Hinton, R. J. Williams, *Learning representations by back-propagating errors*, Nature 323 (1986) 533

[91] A. Zell, *Simulationen Neuronaler Netze*, Bonn, Paris, Reading, Mass. u.a., Addison Wesley, 1994

[92] W. S. Sarle et al., *Neural network FAQ*, URL: ftp://ftp.sas.com/pub/neural/FAQ.html, Cary, NC, 1997

[93] C. M. Bishop, *Neural Networks for Pattern Recognition*, Clarendon Press, Oxford, 1995

[94] D. Goldner, *Online-Datenaufbereitung für die Hardwarerealisierung eines künstlichen neuronalen Netzwerkes als Level-2 Trigger im H1-Experiment*, Dissertation, Universität Dortmund, 1996

[95] A. Zell et al., *SNNS, Stuttgart Neural Network Simulator, User manual, Version 4.1*, University of Stuttgart, Comp. Science Dept., Report No. 6/95

[96] J. Heitkoetter, D. Beasley, (eds.), *The Hitch-Hiker's Guide to Evolutionary Computation: A list of Frequently Asked Questions (FAQ)*, URL: ftp://rtfm.mit.edu/pub/usenet/news.answers/ai-faq/genetic/, 1996

[97] C. Darwin, *On the Origin of Species by means of Natural Selection, or the Preservation of Favoured Races in the Struggle for Life*, John Murray, London, 1859

[98] H.-P. Schwefel, T. Bäck, *Künstliche Evolution – eine intelligente Problemlösungsstrategie?*, KI — Künstliche Intelligenz 6 (1992) 20

[99] E. Schöneburg et. al., *Genetische Algorithmen und Evolutionsstrategien*, Addison-Wesley, Bonn; Paris; Reading, Mass. u.a., 1994

[100] D. Beasley, D. R. Bull, R. R. Martin, *An Overview of Genetic Algorithms: Part 1, Fundamentals*, University Computing 15 (1993) 58

[101] D. Beasley, D. R. Bull, R. R. Martin, *An Overview of Genetic Algorithms: Part 2, Research Topics*, University Computing 15 (1993) 170

[102] T. Bäck, F. Hoffmeister, H.-P. Schwefel, *A Survey of Evolution Strategies*, in R. K. Belew, L. B. Booker, (eds.), *Proceedings of the 4th International Conference on Genetic Algorithms and their Applications*, San Mateo, CA, USA, 1991

[103] P. Zagorski, *Entwicklung Evolutionärer Algorithmen zur Optimierung der Topologie und des Generalisierungsverhaltens von Multilayer Perceptrons*, Diplomarbeit, Universität Karlsruhe, 1994

[104] H. Braun, P. Zagorski, *ENZO-M – a Hybrid Approach for Optimizing Neural Networks by Evolution and Learning*, in Y. Davidor, H.-P. Schwefel, in R. Maenner (eds.), *Proceedings of the third Int. Conference on Parallel Problem Solving from Nature*, Jerusalem, Israel, 1994

[105] H. Braun, T. Ragg, *ENZO – Evolution of Neural Networks, User manual and Implementation Guide*, Technical Report 21/96, Universität Karlsruhe 1996

[106] T. Ragg, H. Braun, H. Landsberg, *A Comperative Study of Neural Network Optimization Techniques*, in *13th International Conference on Machine Learning: Workshop Proceedings on Evolutionary Computing and Machine Learning*, 1996

[107] T. A. Gabriel et al., *CALOR 89: A Monte Carlo Package for the Design and Analysis of Calorimeter Systems*, ORNL/TM-11185 (1990)

[108] M. Korn, *Untersuchungen zur Messung der Energie von Elektronen und geladenen Pionen mit dem Flüssigargon–Kalorimeter des Detektors H1*, Dissertation, Universität Dortmund, 1994

[109] M. Hütte, *Nachweis elektromagnetischer Schauer in einem Flüssigargon-Kalorimeter: Vergleich von Meßdaten mit Modellrechnungen*, Diplomarbeit, Universität Dortmund, 1994

[110] K. Elsner, *Introduction to the use of the H6 beam*,
URL: http://wwwcn.cern.ch/~elsener/H6manual.html, Genf, 1996

[111] P. Loch, *Response of the H1 Liquid Argon Calorimeter to Low Energetic Hadrons*, H1-01/95-424, 1995

[112] T. Sjöstrand, *PHYTHIA 5.7 and JETSET 7.4*, Comput. Phys. Commun. 82 (1994) 74

[113] R. Field, R. P. Feynman, *A parametrization of the properties of quark jets*, Nucl. Phys. B 136 (1978) 1

[114] M. Höppner, D. Wegener, *Applications of neural networks to shower analysis in a highly segmented LAr calorimeter*, in *Proceedings on AIHENP, New Computing Techniques in Physics Research*, Lausanne 1996, Nucl. Instr. Meth. A, im Druck

Danksagung

Herrn Prof. Dr. Wegener danke ich für die Betreuung meiner Arbeit. Er hat durch zahlreiche Ratschläge und Anregungen ihre Entstehung gefördert.

Herrn Prof. Dr. Buchholz danke ich für das Interesse an dieser Arbeit und für seine Tätigkeit als Korreferent.

Mein besonderer Dank gilt folgenden Personen, die zum Gelingen dieser Arbeit beigetragen haben:

- Dr. Klaus Wacker für die Unterstützung bei physikalischen Fragestellungen und Problemen zur Rechnernutzung
- Hartmut Rick für vielfältige Ratschläge und Hilfe, insbesondere bei der Erstellung von Auswertungsroutinen zur Datenanalyse
- Jürgen Spiekermann für viele wertvolle Hinweise und Diskussionen
- Dr. Matthias Korn für hilfreiche Diskussionen in der Frühphase der Arbeit und für die Bereitstellung von Teststrahlmeßdaten und Simulations-Software
- Den Mitarbeitern des Lehrstuhls Experimentelle Physik V des Physikalischen Instituts der Universität Dortmund und den Mitgliedern der H1-Kollaboration für viele konstruktive Diskussionen und für die gewährte Hilfsbereitschaft
- Thomas Ragg vom Institut für Logik, Komplexität und Deduktionssysteme der Universität Karlsruhe für viele hilfreiche Anregungen und für wichtige Hinweise bei der Inbetriebnahme der ENZO-Software

Ich danke meiner Familie für die große Unterstützung.

Diese Arbeit wurde durch ein Promotionsstipendium der Studienstiftung des deutschen Volkes und mit Mitteln des Bundesministeriums für Forschung und Technologie unter der Nummer 6DO57I gefördert.