

# SEMINARARBEIT

im W-Seminar

WM Kryptologie

**im Fach**

Mathematik

**Thema:**

Quellenkodierung I - Huffman-/Shannon-Fano-Kodierung

**Verfasser / -in:** Kai Rasmussen

**Kursleiter / -in:** Oliver Manger

**spät. Abgabetermin:** Di., 11.11.2025

**Tag der Abgabe im  
OS-Büro:** \_\_\_\_\_

**Bewertung:**  Punkte für die W-Seminararbeit

(einfache Wertung, Ergebnis liegt zwischen 0 und 15 Punkten)

Punkte für die Präsentation

**Gesamtnote:**  Punkte

(Arbeit dreifach gewertet, Präsentation einfach gewertet, Summe geteilt durch 2, Ergebnis gerundet; Gesamtergebnis liegt zwischen 0 und 30 Punkten)

Besprochen am: \_\_\_\_\_

\_\_\_\_\_  
Unterschrift der Kursleiterin / des Kursleiters

## **Erklärung**

Hiermit erkläre ich, dass ich die vorliegende Seminararbeit selbstständig und ohne fremde Hilfe verfasst und keine anderen als die im Literaturverzeichnis angeführten Quellen und Hilfsmittel verwendet habe. Insbesondere versichere ich, dass alle Stellen der Seminararbeit, die anderen Quellen im Wortlaut oder dem Sinn nach entnommen sind, durch Angabe der Herkunft kenntlich gemacht wurden. Dies gilt auch für Zeichnungen, Skizzen, bildliche Darstellungen sowie Quellen aus dem Internet.

---

Ort, Datum

---

Unterschrift der Schülerin / des Schülers

# Inhaltsverzeichnis

<b>1 Einleitung</b>	<b>4</b>
1.1 Zielsetzung . . . . .	5
1.2 Grundlegende Prinzipien . . . . .	5
1.2.1 Unterschied zwischen verlustfreie und verlustbehaftete Kompressionssysteme . . . . .	5
1.2.2 Informationsentropie . . . . .	5
1.2.3 Unterschied zwischen Higher-order und Zeroth-order Systemen . . . . .	5
1.2.4 Unterschied zwischen statischen und adaptiven Kodierungssystemen . . . . .	6
1.2.5 Optimalität . . . . .	6
1.2.6 Präfixfreiheit . . . . .	6
<b>2 Grundlegende Kompressionssysteme</b>	<b>7</b>
2.1 Shannon Codierung . . . . .	7
2.1.1 Beispiel: Statisches Shannon Kodierung . . . . .	7
2.1.2 Adaptive Shannon Kodierung . . . . .	8
2.2 Fano Codierung . . . . .	9
2.2.1 Beispiel: Statisches Fano Kodierung . . . . .	9
2.2.2 Adaptive Fano Codierung . . . . .	10
2.3 Huffman Codierung . . . . .	11
2.3.1 Beispiel: Statisches Huffman Codierung . . . . .	11
2.3.2 Adaptive Huffman Codierung . . . . .	13
2.4 Unterschied in der Effizienz zwischen statischen und adaptiven Kodierungssystemen . . . . .	13
<b>3 Higher-order Systeme</b>	<b>15</b>
3.1 Dictionary Based Kodierung . . . . .	15
3.2 Block-Sorting Kompressionsalgorithmus . . . . .	15
3.3 Grammatikbasierte Codierung . . . . .	16
3.4 Prediction with Partial Matching . . . . .	16
<b>4 Vergleich der ursprünglichen Kompressionsalgorithmen</b>	<b>19</b>
<b>5 Schluss</b>	<b>20</b>

# 1 Einleitung

**Abstrakt - Der Vergleich zwischen den ursprünglichen Datenkompressionsalgorithmen, den Huffman- und Shannon-Fano-Kodierungssystemen, sowie eine Betrachtung der verschiedenen Verbesserungen und Anwendungen verlustfreier Kompressionssalgorithmen.**

Verlustfreie Datenkompressionssysteme sind für unser modernes digitales Leben von zentraler Bedeutung. Ohne sie wäre der heutige technologische Fortschritt kaum denkbar. Wie der Name schon andeutet, handelt es sich dabei um Verfahren, die den Speicherbedarf von Daten reduzieren, ohne dabei Informationen zu verlieren. Die Grundlage dieser Systeme bilden die Kodierungsverfahren von Claude E. Shannon, Robert Fano und David A. Huffman. Seit ihrer Einführung wurden zahlreiche Varianten und Verbesserungen entwickelt, die unterschiedliche Ansätze zur Optimierung der Kompressionsleistung verfolgen. Dieses Prinzip ist eng mit der Geschichte der Kryptologie verbunden. Bereits im 4. Jahrhundert v. Chr. können wir in Griechenland beobachten, wie Polybius von einem verbesserten Kommunikationssystem berichtet, das von Aeneas Tacticus eingeführt wurde. Dabei verwendeten zwei Personen, die sich in Sichtweite befanden, eine Fackel und zwei identische, beschriftete Gefäße, um in Kriegszeiten schneller zu kommunizieren<sup>1</sup>. Hier verwendeten sie Wasser und Gravuren in den Gefäßen, wobei eine bestimmte Wassermenge eine bestimmte Nachricht darstellte. Dies ist ein frühes Beispiel für eine kryptographische Chiffre, bei der eine bestimmte Eingabe, hier die Wassermenge, zu einer bestimmten Klartextnachricht entschlüsselt werden kann<sup>2</sup>. Spätere optische Telegraphiesysteme (Semaophoren) folgten einem ähnlichen Prinzip: vordefinierte Zeichenstellungen standen für festgelegte Botschaften. Der Nachteil solcher Systeme lag in der begrenzten Informationsmenge und der zeitaufwendigen Übermittlung einzelner Zeichen. Daraus entstand die Idee, Nachrichten möglichst effizient zu kodieren, also Daten zu komprimieren, ohne Informationen zu verlieren. Den ersten theoretisch fundierten Ansatz entwickelte Claude Shannon in seinem „noiseless coding theorem“, das die Grundlage der modernen Informationstheorie bildet<sup>3</sup>. Etwa zur gleichen Zeit entwickelte Robert Fano das später als Fano-Kodierung bekannte Verfahren. Obwohl sich die Kodierungssysteme von Shannon und Fano grundsätzlich unterscheiden, werden sie oft zur Shannon-Fano-Codierung kombiniert, wobei meist das Kodierungssystem von Fano gemeint ist. Beide Systeme sind jedoch suboptimal, wenn es um die resultierende Kompressionsgröße geht<sup>4</sup>. Eine entscheidende Verbesserung gelang David A. Huffman im Rahmen eines Seminars zur Informationstheorie bei Robert Fano. Anstatt eine Abschlussprüfung abzulegen, entschied er sich für eine Projektarbeit mit dem Ziel, das optimale verlustfreie Kompressionsverfahren für ein binäres System zu finden – eine Aufgabe, an der sich selbst Shannon und Fano versucht hatten. Das Ergebnis war einer der einflussreichsten Arbeiten auf diesem Gebiet: „A method for the construction of minimum-redundancy codes“ und bewies damit, dass dies das optimale System zur Konstruktion eines solchen verlustfreien Komprimierungssystems war<sup>5</sup>. Seitdem wurde das Feld der verlustfreien Datenkompression erheblich weiterentwickelt. Moderne Verfahren wie adaptive, kontextbasierte oder grammatischbasierte Systeme bauen direkt auf den ursprünglichen Ideen von Shannon, Fano und Huffman auf und passen sie an neue An-

<sup>1</sup>[17] Book X pp.42-43: 44. The Improvement introduced by Aeneas Tacticus

<sup>2</sup>[9] p.32: Cipher (American English)

<sup>3</sup>[14] p.36: 2.2.1 Introduction to Information Theory

<sup>4</sup>[11] p.1: Introduction

<sup>5</sup>[12]: p.1: Introduction

wendungen und Datenstrukturen an. Die Bedeutung der jeweiligen Verbesserungen hängt jedoch stark vom Anwendungsbereich ab, weshalb eine vollständige Darstellung aller Varianten im Rahmen dieser Arbeit nicht möglich ist.

## 1.1 Zielsetzung

Diese Seminararbeit erläutert zunächst die Funktionsweise der grundlegenden Kompressionssysteme von Huffman, Shannon und Fano und zeigt, worin sich diese Verfahren unterscheiden. Anschließend werden die Unterschiede zwischen statischen und adaptiven Systemen beschrieben sowie deren Weiterentwicklungen und heutige Einsatzgebiete untersucht. Schließlich werden die drei Basissysteme mithilfe eines in Java implementierten Vergleichssystems anhand von Beispieldaten praktisch gegenübergestellt, um die Unterschiede in ihrer Effizienz zu analysieren und mögliche Auffälligkeiten in den Ergebnissen zu identifizieren.

## 1.2 Grundlegende Prinzipien

### 1.2.1 Unterschied zwischen verlustfreie und verlustbehaftete Kompressions-systeme

Verlustfreie Kompressionssysteme sind Verfahren, bei denen die ursprünglichen Daten nach der Dekompression vollständig und in unveränderter Qualität wiederhergestellt werden können. Im Gegensatz dazu entfernen verlustbehaftete Kompressionssysteme gezielt weniger relevante Informationen, um eine höhere Kompressionsrate zu erzielen<sup>6</sup>. In dieser Arbeit befassen wir uns ausschließlich mit verlustfreien Kompressionssystemen.

### 1.2.2 Informationsentropie

Die Informationsentropie beschreibt den durchschnittlichen Informationsgehalt pro Symbol in einer Datenquelle. Bei einem optimalen verlustfreien Kompressionssystem entspricht die mittlere Codewortlänge genau dem Wert der Entropie. Dieses Konzept wurde von Claude E. Shannon als zentrales Element seiner Informationstheorie eingeführt. Sinkt die durchschnittliche Codewortlänge unter den Entropiewert  $H$ , geht Information verloren und das System ist dann nicht mehr verlustfrei.

$$H = - \sum p_i \log(p_i) \quad (1)$$

Diese Gleichung gilt unter der Annahme, dass die Eingabezeichen unabhängig voneinander auftreten<sup>7</sup>.

### 1.2.3 Unterschied zwischen Higher-order und Zeroth-order Systemen

In einem zeroth-order System wird jedes Zeichen unabhängig voneinander kodiert. Korrelationen zwischen aufeinanderfolgenden Zeichen in der Eingabesequenz werden also nicht berücksichtigt. Ein higher-order System hingegen erkennt und nutzt Abhängigkeiten über mehrere Zeichen hinweg, wodurch sich die Kompressionseffizienz oft deutlich verbessert<sup>8</sup>.

---

<sup>6</sup>[2] p.40–41: 7 Lossy Compression Techniques

<sup>7</sup>[16] p.396–399: 7 The Entropy of an Information Source

<sup>8</sup>[14] p.40–44: 2.2.4 Higher-order Sources

#### 1.2.4 Unterschied zwischen statischen und adaptiven Kodierungssystemen

In einem statischen Kodierungssystem sind die Wahrscheinlichkeiten der Eingabezeichen bereits vor der Kodierung bekannt und bleiben während des gesamten Prozesses unverändert. Ein adaptives System hingegen kennt diese Wahrscheinlichkeiten nicht im Voraus. Es analysiert die Daten während der Kodierung und passt das Kodierungsschema dynamisch an die Häufigkeit der bisher aufgetretenen Zeichen an<sup>9</sup>.

#### 1.2.5 Optimalität

Die Optimalität eines Codes wird von Huffman als ein Kodierungsschema definiert, das die kürzestmögliche durchschnittliche Codewortlänge bei minimaler Redundanz besitzt (engl. minimum-redundancy codes)<sup>10</sup>. Ein theoretisch optimaler Kodierungsalgorithmus erreicht eine mittlere Codewortlänge, die exakt dem Entropiewert  $H$  der Eingabesequenz entspricht.

#### 1.2.6 Präfixfreiheit

Die Präfixfreiheit (oder Präfixeigenschaft) bedeutet, dass kein Codewort das Präfix eines anderen sein darf. Dadurch kann jedes Codewort eindeutig identifiziert werden, was die Dekodierung erheblich vereinfacht<sup>11</sup>.

Ein Beispiel für ein nicht präfixfreies Kodierungsschema wäre:  $a \rightarrow 0$  und  $b \rightarrow 00$ . Hier ist das Codewort von  $a$  ein Präfix von  $b$ , sodass beim Lesen von 00 unklar bleibt, ob es sich um ein einzelnes  $b$  oder zwei aufeinanderfolgende  $a$  handelt.

---

<sup>9</sup>[14] p.60–61: 2.5 Adaptive Coding

<sup>10</sup>[8] p.1098: Introduction

<sup>11</sup>[18] p.22–23: 2.1 Symbol Codes

## 2 Grundlegende Kompressionssysteme

### 2.1 Shannon Codierung

Auch wenn die von Claude E. Shannon vorgeschlagene Shannon-Methode aufgrund ihrer Ineffizienz hinsichtlich der resultierenden Kompressionsgröße nicht häufig verwendet wird, hat sie dennoch eine gewisse Relevanz in diesem Bereich. Dieses Verfahren ordnet jedem Symbol über eine kumulative Wahrscheinlichkeitsfunktion  $P_i$  einen eindeutigen Abschnitt im Intervall  $[0; 1[$  zu und erzeugt daraus eine Zahlenfolge, die als Grundlage für die Codewörter dient<sup>12</sup>. Die kumulative Wahrscheinlichkeitsfunktion wird rekursiv definiert als:

$$P_i = \begin{cases} 0 & \text{for } i = 1 \\ P_{i-1} + p_{i-1} & \text{for } 2 \leq i \leq m \end{cases} \quad (2)$$

Die Länge jedes Codeworts ergibt sich aus der Wahrscheinlichkeit des jeweiligen Symbols nach:

$$l_i = \lceil \log_r(p_i^{-1}) \rceil \quad (3)$$

wobei seltener auftretende Symbole längere Codewörter erhalten.

Shannon stellt außerdem fest, dass mit zunehmender Länge  $N$ , sich die durchschnittliche Codewortlänge  $H'$  der Entropie  $H$  nähert, was zeigt, dass Shannons Methode zwar nicht optimal, aber asymptotisch effizient ist.

$$H' = \frac{1}{N} \sum (m_s p_s) \quad (4)$$

Hier ist  $p_s$  der Wert für die kumulative Wahrscheinlichkeitsfunktion  $P_i$ .  $m_s$  ist eine ganze Zahl, wo:

$$\log_2\left(\frac{1}{p_s}\right) \leq m_s < \log_2\left(\frac{1}{p_s}\right) + 1 \quad (5)$$

$$H \leq H' < H + \frac{1}{N} \quad (6)$$

Damit liefert Shannon zwar kein optimales, aber ein einfach berechenbares Codierungssystem. Shannon beschreibt auch die Grenzen der theoretischen Effizienz und bildet die Grundlagen für spätere Verfahren.

#### 2.1.1 Beispiel: Statisches Shannon Kodierung

Eingabe:

- $\mathcal{S} = \{a, b, c, d, e, f, g, h\}$
- $\mathcal{P} = \{0.22, 0.20, 0.18, 0.15, 0.10, 0.08, 0.05, 0.02\}$
- $\mathcal{A} = \{0, 1\} \rightarrow r = 2$

---

<sup>12</sup>[14] p.52-53: 2.4.2 Shannon's Method; [16] p.401-403: 9. The Fundamental Theorem for a Noiseless Channel

$s_i$	$p_i$	$P_i$	$l_i$	$r$ -Darstellung von $P_i$	Code
a	0.22	0	3	0.000...	000
b	0.20	0.22	3	0.001...	001
c	0.18	0.42	3	0.011...	011
d	0.15	0.60	3	0.100...	100
e	0.10	0.75	4	0.11	1100
f	0.08	0.85	4	0.1101...	1101
g	0.05	0.93	5	0.11101...	11101
h	0.02	0.98	6	0.11110...	11110

Tabelle 1: Angepasst aus Beispiel von [8] p.1101: Table III

### 2.1.2 Adaptive Shannon Kodierung

Travis Gagie schlägt eine Methode zur Erstellung eines adaptiven Shannon-Kodierungssystems vor. Bei dieser Methode werden die Aufgaben in Vordergrund- und Hintergrundprozesse unterteilt. Die Vordergrundaufgabe berücksichtigt das Gewicht der vorherigen Zeichenanzahl und aktualisiert die Gewichte entsprechend dem neu eingegebenen Zeichen. Befindet sich das Zeichen noch nicht im Kodierungsschema, wird der Knoten zur Zeichenanzahl hinzugefügt. Im Hintergrund wird parallel für jedes im Vordergrund verarbeitete Zeichen ein Zeichen nachgeführt, sodass die Gewichtungen kontinuierlich an die tatsächliche Symbolverteilung angepasst werden. Die Gewichtung eines bestimmten Zeichens  $a$  wird also jedes Mal aktualisiert, wenn es auftritt, oder neu mit einem Gewicht eingefügt, das seiner geschätzten Wahrscheinlichkeit entspricht. Diese Trennung ermöglicht es, die Wahrscheinlichkeitsverteilung laufend zu aktualisieren, ohne den gesamten Kodierungsbaum neu zu berechnen<sup>13</sup>.

---

<sup>13</sup>[6] p.3-4: III Dynamic Shannon Coding

## 2.2 Fano Codierung

Die Fano-Methode beginnt mit einem Sequenzcode  $\mathcal{S}$ , der nach absteigender Wahrscheinlichkeit in  $\mathcal{P}$  sortiert ist. Im binären System teilen wir diese Liste dann in zwei Untergruppen mit ungefähr gleicher Wahrscheinlichkeit  $\mathcal{S}_0$  und  $\mathcal{S}_1$  und damit auch  $\mathcal{P}_0$  und  $\mathcal{P}_1$ . Ihre Codes beginnen dann entweder mit 0 oder 1. Dieser Vorgang wird dann so lange wiederholt, bis die Unterteilungen den einzelnen Zeichen entsprechen. Hier ist die Codewortlänge gleich  $\log_2 m$ , wenn  $m$  eine Potenz von zwei ist. Wenn  $m$  keine Zweierpotenz ist, können die Codewortlängen nicht alle gleich sein. In diesem Fall erhalten einige Symbole ein Bit mehr als andere, um die Präfixfreiheit zu gewährleisten<sup>14</sup>.

### 2.2.1 Beispiel: Statisches Fano Kodierung

- $\mathcal{S} = \{a, b, c, d, e, f, g, h\}$
- $\mathcal{P} = \{0.22, 0.20, 0.18, 0.15, 0.10, 0.08, 0.05, 0.02\}$
- $\mathcal{A} = \{0, 1\} \rightarrow r = 2$

$s_i$	$p_i$	$L_i$	Code
a	0.22	2	00
b	0.20	2	01
c	0.18	3	100
d	0.15	3	101
e	0.10	3	110
f	0.08	4	1110
g	0.05	5	11110
h	0.02	5	11111

Tabelle 2: Angepasst aus Beispiel von [8] p.1101: Table III

---

<sup>14</sup>[5] p.5-6: Selection from N Equally Likely Choices; [14] p.55: Algorithm 3 Static Fano Encoding

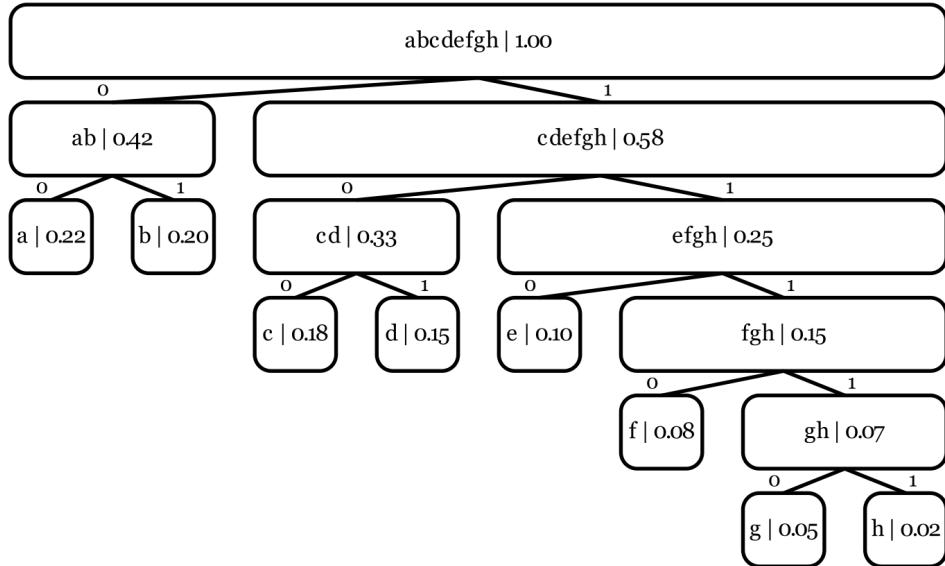


Abbildung 1: Fano Baum von Tabelle 2; Mit Manim Community v0.19.0 erstellt

### 2.2.2 Adaptive Fano Codierung

Im Gegensatz zur statischen Variante, bei der die Wahrscheinlichkeiten vorher bekannt sind, muss die adaptive Fano-Kodierung ihre Struktur während der Kodierung ständig anpassen. Rueda schlägt dazu zwei Ansätze vor: eine exakte, aber rechenintensive Methode (Brute-Force) und eine effizientere, heuristische Methode (Greedy). Bei der Brute-Force-Methode berechnet das System bei jeder Änderung des Zeichenzählers den entsprechenden Kompressionsbaum neu<sup>15</sup>. Dies ist natürlich ziemlich ineffizient, aber funktioniert immer um einen statischen in ein adaptives Kompressionssystem zu wandeln. Bei der Greedy-Methode beginnen wir mit einer Liste des Eingabealphabets und initialisieren die Wahrscheinlichkeiten jedes Zeichens als gleich. Immer wenn ein Zeichen codiert wird, wird ein bestimmtes Partitionierungsverfahren aufgerufen, das das Codewort ausgibt. Je nach verwendetem Codealphabet können verschiedene Partitionierungsverfahren zum Einsatz kommen. Der Einfachheit halber wird angenommen, dass dieses System die Wahrscheinlichkeiten auf die eine oder andere Weise optimal partitioniert, aber weitere Informationen zu verschiedenen Partitionierungsverfahren sind in [13] zu finden. Das Ergebnis ist, dass wir bei der Codierung eines Zeichens in unserer Eingabesequenz nicht mehr unseren Komprimierungsbaum für jedes neue Eingabezeichen aktualisieren müssen. Es werden nur die Änderungen im Gewicht eines bestimmten Zeichens berücksichtigt und alle erforderlichen Änderungen im aktuellen Kodierungsschema<sup>16</sup>.

<sup>15</sup>[13] p.1659-1660: 2.1 A brute-force method for adaptive Fano coding

<sup>16</sup>[13] p.1660: 2.2 The greedy encoding algorithm

## 2.3 Huffman Codierung

Die Huffman-Kodierung ist ein Verfahren zur Erstellung eines optimalen Präfixcodes für ein gegebenes Sequenzcode mit bekannten Wahrscheinlichkeiten. Das Grundprinzip besteht darin, dass häufig auftretende Symbole kürzere und seltene längere Codewörter erhalten. Zu Beginn wird die Sequenzcode  $\mathcal{S}$  nach absteigender Wahrscheinlichkeit sortiert. Jedes Symbol  $s_i$  wird durch einen Knoten  $q_i$  mit Gewicht  $\tau_i = p_i$  in der Liste  $\mathcal{Q}$  dargestellt.

$$p_i \geq p_{i+1} \geq \dots \geq p_m \quad (7)$$

$$q_i \leftarrow s_i, (\tau_i = p_i) \quad (8)$$

Wir nehmen dann maximal  $r$ , mindestens jedoch 2 Zeichen mit der geringsten Wahrscheinlichkeit, verbinden sie mit einem neuen Knoten und fügen diesen neuen Knoten wieder in die richtige Position entsprechend seinem Gewicht in das Array  $\mathcal{Q}$  ein. Durch das wiederholte Zusammenfassen der unwahrscheinlichsten Knoten entstehen in der Baumstruktur kurze Wege für häufige Symbole und lange Wege für seltene. Dadurch wird die Gesamtlänge aller Codewörter minimiert.

$$q_{new} \leftarrow q_{new_j}, \tau_{new} = \sum \tau_i \quad (9)$$

Dieser Vorgang wird so lange wiederholt, bis der gesamte Wahrscheinlichkeitsraum durch einen einzigen Wurzelknoten mit  $\tau_{new} = 1$  dargestellt wird. Am Ende kann man den Kompressionsbaum visualisieren, indem man die Kinder jedes Knotens nachverfolgen, bis man die Quellzeichen erreicht<sup>17</sup>.

### 2.3.1 Beispiel: Statisches Huffman Codierung

Eingabe:

- $\mathcal{S} = \{a, b, c, d, e, f, g, h\}$
- $\mathcal{P} = \{0.22, 0.20, 0.18, 0.15, 0.10, 0.08, 0.05, 0.02\}$
- $\mathcal{A} = \{0, 1, 2, 3\}$

$s_i$	$p_i$	$L_i$	Code
a	0.22	1	1
b	0.20	1	2
c	0.18	1	3
d	0.15	2	00
e	0.10	2	01
f	0.08	2	02
g	0.05	3	030
h	0.02	3	031

Tabelle 3: Beispiel von [8] p.1101: Table III

---

<sup>17</sup>[8] p.1011: Generalization of the Method; [14] p.50: Algorithm 1 Static Huffman Encoding

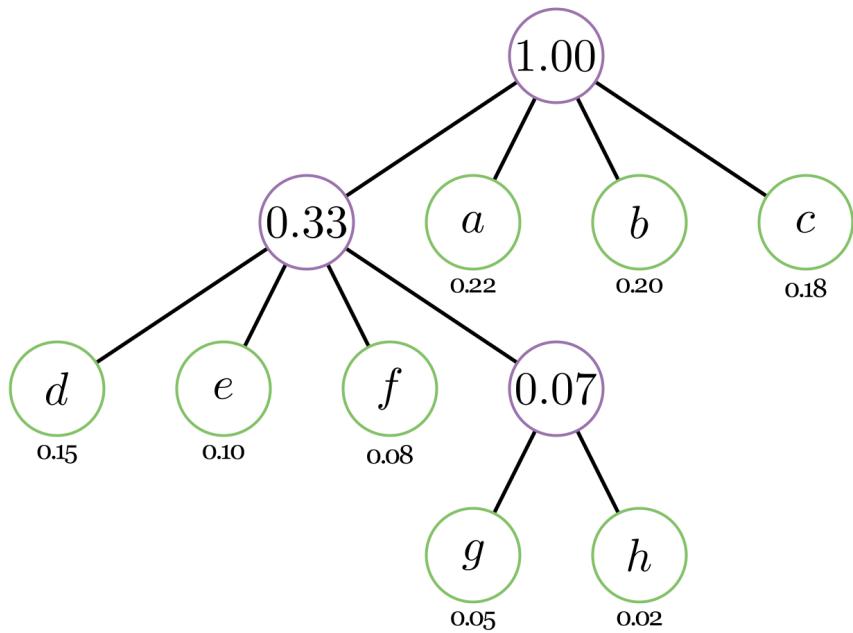


Abbildung 2: Huffman Baum von Tabelle 3; Mit Manim Community v0.19.0 erstellt

In Abbildung 2 stellen die grünen Knoten die einzelnen Zeichen mit ihren entsprechenden Wahrscheinlichkeiten  $p$  dar, während die violetten Knoten die Verbindungsknoten  $q$  mit ihrem entsprechenden Gewicht  $\tau$  darstellen. Bei der Kodierung und Dekodierung verwenden wir diesen Baum als Übersetzungshilfe, wobei der am weitesten links stehende Knoten 0 ist, dann 1 usw.

### 2.3.2 Adaptive Huffman Codierung

Die adaptive oder dynamische Huffman-Kodierung erweitert das klassische statische Verfahren um die Fähigkeit, sich während der Kodierung automatisch an Veränderungen der Symbolhäufigkeiten anzupassen. Im Gegensatz zur statischen Variante, bei der die Wahrscheinlichkeiten der Symbole im Voraus bekannt sein müssen, wird der Huffman-Baum hier fortlaufend angepasst, während die Eingabedaten gelesen werden. Dadurch kann die Kompression in einem einzigen Durchlauf erfolgen, ohne dass ein vorheriger Statistikaufbau erforderlich ist. Die Grundidee besteht darin, dass der Baum nach jedem neu eingelesenen Zeichen so umstrukturiert wird, dass er weiterhin die optimalen Eigenschaften der Huffman-Kodierung erfüllt. Diese Eigenschaft wird durch die sogenannte Geschwister-Eigenschaft (engl. sibling property) definiert. Sie besagt, dass für eine gegebene Kodierung der Baum genau dann optimal ist, wenn alle Knoten in absteigender Reihenfolge ihrer Gewichtungen angeordnet werden können und jedes Knotenpaar von Geschwistern aufeinanderfolgende Positionen in dieser Ordnung einnimmt<sup>18</sup>. In einem binären System besteht jeder Knoten (oder jedes Geschwisterpaar) aus fünf Komponenten: zwei Zählern für die untergeordneten Knoten, zwei Zeigern auf diese untergeordneten Knoten sowie einem Zeiger auf den übergeordneten Knoten. Jeder dieser Zeiger enthält zusätzlich die Information, ob es sich um den linken (0) oder rechten (1) Kindknoten handelt. Das Verfahren arbeitet fortlaufend: Als Eingabe dient der aktuelle Huffman-Baum sowie das nächste zu kodierende Zeichen. Nach jedem Schritt wird das Gewicht des entsprechenden Knotens – also die Häufigkeit des Symbols – um eins erhöht. Dadurch kann sich die Reihenfolge der Knoten ändern: Sobald ein Knoten ein höheres Gewicht erreicht als das nächstgrößere Geschwisterpaar, werden die beiden Knoten vertauscht. Auf diese Weise bleibt der Baum stets in einer Form, die der optimalen Huffman-Struktur entspricht. Wird ein bisher unbekanntes Symbol eingelesen, so wird ein neuer Knoten für dieses Symbol eingefügt und in die bestehende Baumstruktur integriert. Die Kodierung erfolgt dann unmittelbar mit dem aktualisierten Baum, sodass die Methode immer konsistent bleibt. Das Dekodieren kann parallel erfolgen, da der Empfänger dieselbe Abfolge von Baumaktualisierungen nachvollzieht. Diese adaptive Methode wurde von Robert G. Gallager vorgeschlagen, der die theoretischen Grundlagen der Geschwister-Eigenschaft entwickelte und zeigte, dass sie eine eindeutige und optimale Baumstruktur garantiert, solange die Aktualisierungsregeln eingehalten werden<sup>19</sup>. Donald E. Knuth verbesserte später Gallagers System, indem er effiziente Verfahren zur Verwaltung der Knoten und zum Umgang mit der Verringerung von Symbolzählern einführte, falls Zeichen aus dem Datenstrom entfernt werden<sup>20</sup>. Das adaptive Huffman-System stellt somit eine effiziente Lösung für Echtzeit-Kompression dar, insbesondere in Szenarien, in denen die Symbolwahrscheinlichkeiten nicht im Voraus bekannt oder nicht konstant sind.

## 2.4 Unterschied in der Effizienz zwischen statischen und adaptiven Kodierungssystemen

Theoretisch gesehen sind statischen Kodierungssystemen optimaler, aber nur wenn die Wahrscheinlichkeiten der Eingabesequenz genau bekannt sind und nicht über Zeit variieren. So sind in der Realität adaptive Verfahren meist praktischer und effizienter, da

---

<sup>18</sup>[7] p.6: 2. The Sibling Property Definition

<sup>19</sup>[7] p.17–21: Adaptive Huffman Codes

<sup>20</sup>[10] p.163–165: Introduction

sie sich selbstständig anpassen an der zukommenden Datenmenge. Die Optimalität der adaptiven Kodierungssystemen wurde auch durch mehreren Beispiel gezeigt, dass sie nur wenig von ihren statischen Versionen abweichen<sup>21</sup>.

---

<sup>21</sup>[4] p.314: VI Summary

### 3 Higher-order Systeme

#### 3.1 Dictionary Based Kodierung

Storer und Szymanski legen in ihrer Arbeit „Data Compression via Textual Substitution“ einen Grundstein für die dictionary-based Kompressionsverfahren. Ihr System führt mehrere Komponenten hinzu: externe Makroschemata, interne Makroschemata, ein Wörterbuch (dictionary) und ein Skelett. Das externe Makroschema ermöglicht die Kodierung einer Quellzeichenfolge unter Verwendung eines Wörterbuchs, eines Speichers für Referenzzeichenfolgen und eines Skeletts, einer Kombination aus Zeichen des Eingabealphabets und Zeigern auf das Wörterbuch. Die internen Makro-Schemata ermöglichen Zeigern auf wiederholte Abschnitte derselben Zeichenfolge<sup>22</sup>. Mit diesem System können wir den Grad der Redundanz in unserer Eingabesequenz verringern.

eingabe/pr  
-z funktion  
-z was bringt es

LZ77/Delfa

#### 3.2 Block-Sorting Kompressionsalgorithmus

Der Block-Sorting-Kompressionsalgorithmus, auch bekannt als Burrows-Wheeler-Transformation (BWT), ist eine Methode zum Sortieren einer Eingabesequenz in eine Form, die für die Komprimierung mit anderen Methoden besser geeignet ist. Wir beginnen mit einer Eingabesequenz  $\mathcal{X} = \{x_1 \rightarrow x_M\}$  und erstellen eine  $M \times M$ -Matrix. Jede Zeile der Matrix ist die Eingabesequenz, verschoben um eine Spalte im Gegensatz zur Zeile davor. Anschließend sortieren wir die Matrix alphabetisch und bezeichnen sie als  $A$ . Die Ausgabe der Transformation besteht aus die letzte Spalte von  $A$ , die wir als  $T$  bezeichnen, und die Index  $k$  der angibt, in welcher Zeile die ursprüngliche Sequenz  $\mathcal{X}$  steht. Zur Rücktransformation ordnet man die Zeichen in  $T$  alphabetisch neu, wodurch eine Liste  $L$  entsteht. Mithilfe einer Abbildung  $F$ , die die Position jedes Zeichens in  $L$  zu seiner Position in  $T$  speichert, kann man die ursprüngliche Sequenz  $\mathcal{X}$  eindeutig rekonstruieren<sup>23</sup>.

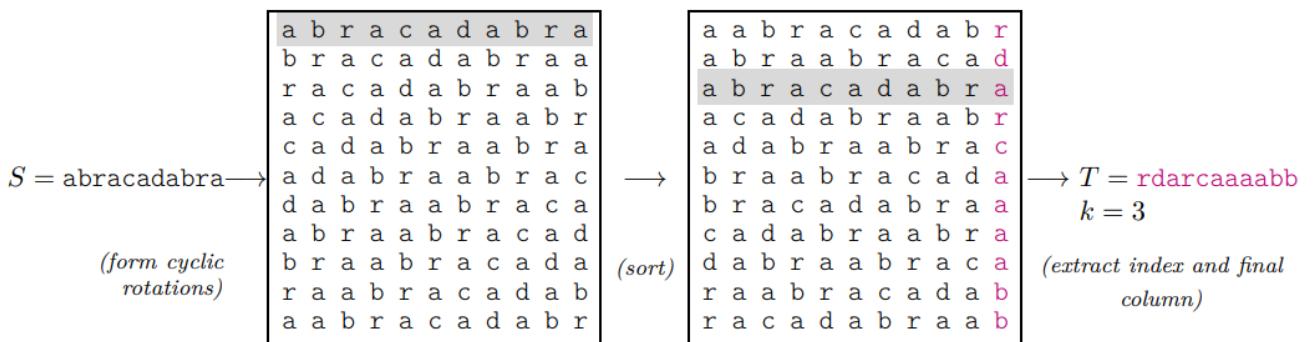


Abbildung 3: Beispiel aus [18]

Der eigentliche Vorteil dieser Methode liegt darin, dass die transformierte Sequenz  $T$  häufig viele gleiche oder ähnliche Zeichenfolgen enthält. Dadurch wird sie besonders gut für nachgelagerte Verfahren wie Move-to-Front oder Huffman-Codierung geeignet. Die BWT selbst komprimiert die Daten also nicht direkt, sondern ordnet sie so um, dass andere Kodierungsverfahren ihre Redundanz wesentlich besser ausnutzen können.

<sup>22</sup>[19] p.929-932: 2 The Model and Basic Definitions

<sup>23</sup>[14] p.79-80: 2.6.5 Block Sorting Compression; [18] p.33-34: Block Compression

### 3.3 Grammatikbasierte Codierung

Bei der grammatikbasierten Codierung (englisch: *Grammar-Based Coding*) wird die Eingabesequenz nicht direkt codiert, sondern über eine Grammatik beschrieben, die genau diese Sequenz erzeugt. Dadurch lassen sich Wiederholungen und strukturelle Muster in der Zeichenkette effizient darstellen<sup>24</sup>.

Eine Grammatik  $G$  besteht aus:

- einer Menge von Terminalsymbolen  $T$  (oder Alphabet  $A$  oder  $\Sigma$ ),
- einer Menge von Nichtterminalen  $N$ ,
- einer Menge von Produktionsregeln  $P$ ,
- und einem Startsymbol  $s$ .

Mit diesem höheren Abstraktionsgrad wird nicht die Zeichenkette  $x$  selbst codiert, sondern die Grammatik  $G_x$ , die  $x$  eindeutig erzeugt. Da  $G_x$  genau eine Zeichenkette erzeugt, handelt es sich um eine kontextfreie Grammatik, für die gilt:

$$L(G_x) = \{x\} \quad (10)$$

Das Ziel der grammatikbasierten Codierung besteht darin, die kleinstmögliche Grammatik zu finden, die eine gegebene Zeichenfolge  $x$  beschreibt. Die Größe einer Grammatik  $|G_x|$  entspricht der Anzahl der Symbole auf der rechten Seite der Produktionsregeln  $P$ . Dieses Optimierungsproblem wird als Smallest Grammar Problem (SGP) bezeichnet<sup>25</sup>.

Ein Beispiel aus [3] verdeutlicht das Prinzip:

$$P = \{\langle S \rangle \rightarrow \langle B \rangle \langle B \rangle \langle A \rangle, \quad \langle A \rangle \rightarrow \text{a rose}, \quad \langle B \rangle \rightarrow \langle A \rangle \text{ is}\} \quad (11)$$

Diese Grammatik erzeugt die Zeichenkette „a rose is a rose is a rose“ und besitzt die minimale Größe  $|G_x| = 14$ . Damit beschreibt sie die Struktur der Wiederholungen sehr effizient, da gleiche Teilesequenzen nur einmal definiert werden müssen.

Das Finden der kleinsten Grammatik ist ein NP-schweres Problem. Ein Problem wird als NP-schwer bezeichnet, wenn es mindestens so schwierig ist wie die schwierigsten Probleme in der Komplexitätsklasse NP (nichtdeterministisch polynomiell). Das bedeutet, dass bisher kein Algorithmus bekannt ist, der das Problem in polynomieller Zeit für alle Eingaben lösen kann. Stattdessen wächst der Rechenaufwand mit zunehmender Eingabellänge exponentiell. In der Praxis greift man daher auf Heuristiken oder Approximationenverfahren zurück, um eine hinreichend kleine, aber nicht unbedingt optimale Grammatik effizient zu finden.

citation  
needed

### 3.4 Prediction with Partial Matching

Die Methode der Prediction with Partial Matching (PPM) ist ein kontextbasiertes Verfahren zur Wahrscheinlichkeitsvorhersage und Codierung von Symbolen. Sie verwendet dabei eine spezielle Baumstruktur, einen sogenannten Trie, mit einer maximalen Tiefe  $D$ . Jeder Knoten im Baum repräsentiert einen Kontext, also eine bestimmte Folge vorheriger Zeichen, und enthält eine eigene Wahrscheinlichkeitsverteilung der möglichen Folgesymbole.

<sup>24</sup>[14] p.80–81: 2.6.6 Grammar-Based Coding

<sup>25</sup>[3] p.1–2: Introduction

Zusätzlich besitzt jeder Knoten sogenannte Vine-Zeiger, die auf übergeordnete Knoten verweisen und so den Übergang zu kürzeren Kontexten ermöglichen.

Der Algorithmus arbeitet in mehreren Schritten<sup>26</sup>:

1. Initialisieren Sie einen leeren Trie.
2. Wiederholen Sie die folgenden Schritte, bis das Ende der Eingabe erreicht ist:
  - Lesen Sie das nächste Eingabesymbol.
  - Verwenden Sie die Wahrscheinlichkeitsverteilung des aktuellen Knotens, um dieses Symbol zu kodieren.
  - Aktualisieren Sie anschließend die Wahrscheinlichkeitsverteilung und den entsprechenden Vine-Knoten.
  - Suchen Sie den Knoten, der dem aktuellen Symbol entspricht. Falls die maximale Tiefe  $D$  erreicht ist, folgen Sie dem Vine-Zeiger zur nächsthöheren Ebene. Existiert der benötigte Knoten nicht, wird er erstellt und der Baum entsprechend erweitert.
  - Setzen Sie den Zeiger des aktuellen Knotens auf den neuen Kindknoten und wechseln Sie zu diesem.

Dieses Verfahren lässt sich grafisch darstellen: Die durchgezogenen Linien zeigen den Pfad, den der Algorithmus durchläuft, während die gestrichelten Linien die Vine-Zeiger darstellen. Der schattierte Knoten markiert die Position nach Abschluss der Kodierung:

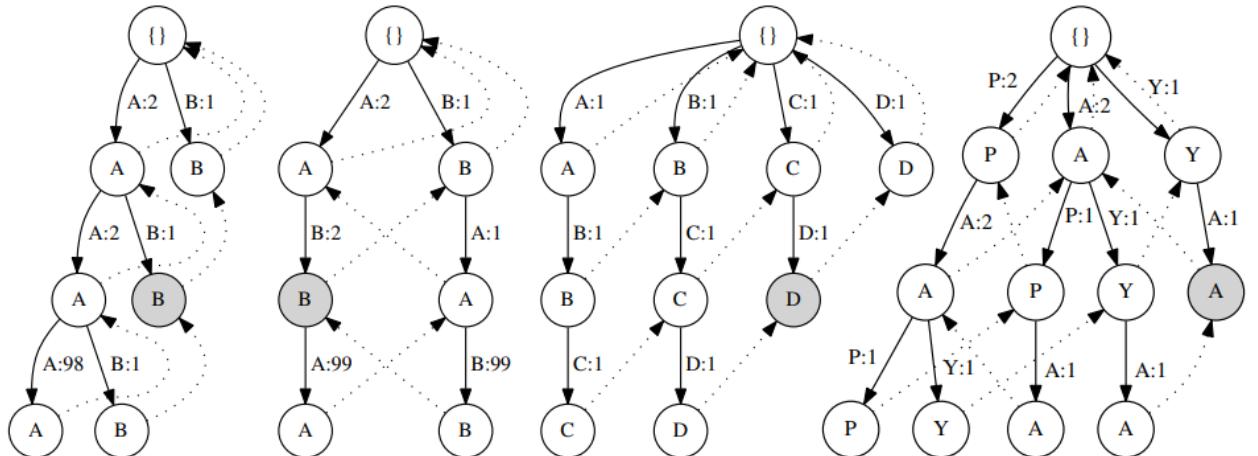


Abbildung 4: Beispiel aus [18]

Der Vorteil dieser Methode liegt darin, dass sie die Wahrscheinlichkeitsverteilung jedes Symbols dynamisch an den tatsächlichen Kontext der Daten anpasst. Dadurch kann PPM sehr präzise Vorhersagen über das nächste Zeichen treffen und so extrem effiziente Codierungen erzeugen. Insbesondere verbessert sich die Kompressionsleistung gegenüber einfacheren Modellen (wie Null- oder Erstordnungsmodellen), weil PPM Redundanzen über längere Zeichenfolgen hinweg erkennt und nutzt. Je tiefer der Kontext (also je größer die Tiefe  $D$  des tries), desto genauer kann der Algorithmus die Symbolwahrscheinlichkeiten

<sup>26</sup>[18], p.111–113: 6.3.1 Basic Operation

abschätzen – allerdings auf Kosten höherer Rechenzeit und Speichernutzung. Insgesamt zählt PPM daher zu den effektivsten statistischen Verfahren für verlustfreie Datenkompression.

## 4 Vergleich der ursprünglichen Kompressionsalgorithmen

Beispiel	Speicherbedarf <sup>27</sup>	Entropie $H$
Wordnik <sup>28</sup>	20.5	4.25
Shakespeare <sup>29</sup>	44.6	4.84

Tabelle 4: Liste mit Beispielen zum Vergleich der verschiedenen Kompressionssysteme mit ihrer entsprechenden Speichernutzung in Mb.

Kompressionssystem	Prozesse <sup>30</sup>	Größe <sup>31</sup>	$\bar{L}$ Avg. L <sup>32</sup>	Prozentsatz <sup>33</sup>
Huffman	2565462	11.0	4.29	53.6%
Shannon	2565500	12.0	4.70	58.7%
Fano	2565349	11.4	4.44	55.5%

Tabelle 5: Vergleich der verschiedenen Kompressionssysteme mit Wordnik

Kompressionssystem	Prozesse	Größe	$\bar{L}$ Avg. L	Prozentsatz
Huffman	5575693	27.2	4.88	61.0%
Shannon	5576446	29.6	5.31	66.4%
Fano	5575268	27.4	4.91	61.4%

Tabelle 6: Vergleich der verschiedenen Kompressionssysteme mit Shakespeare

<sup>27</sup>Berechnet Anzahl der Eingabezeichen multipliziert mit 8

<sup>28</sup>[1]: Wordnik Liste öffentlich zugänglicher englischer Wörter

<sup>29</sup>[15]: Die gesammelten Werke von William Shakespeare

<sup>30</sup>Berechnungsprozesse sind relativ, verschiedene Arten von Prozessen dauern unterschiedlich lange, daher sollte diese Zahl eher vage interpretiert werden.

<sup>31</sup>Speichernutzung nach Komprimierung ohne Berücksichtigung des Speicherplatzes, der vom Komprimierungsbaum oder Kodierungsschema belegt wird. Der Speicherplatz, den diese im Verhältnis zu einer größeren Datenmenge beanspruchen, ist so gering, dass wir diesen geringen zusätzlichen Speicherbedarf im Grunde ignorieren können.

<sup>32</sup>Durchschnittscodewortlänge

<sup>33</sup>Prozentualer Anteil der komprimierten Speichergröße im Vergleich zum Zeichensatz in Tabelle 4.

## 5 Schluss

Auch wenn die ursprünglichen Komprimierungssysteme von Huffman, Shannon und Fano heute nicht mehr so häufig in ihrer ursprünglichen Form verwendet werden, bilden sie doch die Grundlage für moderne verlustfreie Komprimierungssysteme. Huffman zeigt uns, dass es in einem zeroth-order Komprimierungssystem einen optimalen Komprimierungsalgorithmus gibt, der mit einem Bottom-up-Konstruktionssystem funktioniert. Die Kodierungssysteme von Fano und Shannon sind zwar nicht so effektiv, wenn es darum geht, sich dem Wert der Entropie anzunähern, aber sie bieten einen intuitiveren Überblick und eine intuitivere Methode zur Implementierung eines verlustfreien Kompressionsalgorithmus. Anhand der verwendeten Beispiele können wir jedoch sehen, dass der Unterschied zwischen ihren Kompressionsgrößen zunächst recht gering ist, aber mit zunehmender Dateigröße zunimmt. In diesem Beispiel können wir auch sehen, wie Shannons Theorie funktioniert: Je größer die Datei wird, desto mehr Speicherplatz wird eingespart. Wenn wir uns higher-order Modelle ansehen, können die Dinge viel komplizierter und speichereffizienter werden, aber am Ende kommt es fast immer zu einem zeroth-order Komprimierungssystem, nur dass die Eingabe effektiver komprimiert werden kann als die ursprüngliche Eingabe.

# Literatur

- [1] URL: <https://raw.githubusercontent.com/wordnik/wordlist/refs/heads/main/wordlist-20210729.txt> (besucht am 23.04.2025).
- [2] Guy E Blelloch u. a. “Introduction to data compression”. In: *Computer Science Department, Carnegie Mellon University* 54 (2001).
- [3] Moses Charikar u. a. “The smallest grammar problem”. In: *IEEE Transactions on Information Theory* 51.7 (2005), S. 2554–2576.
- [4] J Cleary und I Witten. “A comparison of enumerative and adaptive codes”. In: *IEEE Transactions on Information Theory* 30.2 (1984), S. 306–315.
- [5] Robert M Fano. *The transmission of information*. Bd. 65. Massachusetts Institute of Technology, Research Laboratory of Electronics . . ., 1949.
- [6] Travis Gagie. “Dynamic shannon coding”. In: *European Symposium on Algorithms*. Springer. 2004, S. 359–370.
- [7] Robert Gallager. “Variations on a theme by Huffman”. In: *IEEE Transactions on Information Theory* 24.6 (2003), S. 668–674.
- [8] David A Huffman. “A method for the construction of minimum-redundancy codes”. In: *Proceedings of the IRE* 40.9 (1952), S. 1098–1101.
- [9] Robert E Joyce. *Committee on National Security Systems Glossary*. National Security Agency. Fort Meade, MD, United States of America, 2022.
- [10] Donald E Knuth. “Dynamic Huffman Coding”. In: *Journal of algorithms* 6.2 (1985), S. 163–180.
- [11] Stanislav Krajčí u. a. “Performance analysis of Fano coding”. In: *2015 IEEE International Symposium on Information Theory (ISIT)*. IEEE. 2015, S. 1746–1750.
- [12] Inna Pivkina. “Discovery of Huffman codes”. In: *Mathematical Association of America* (2014).
- [13] Luis Rueda und B John Oommen. “A fast and efficient nearly-optimal adaptive Fano coding scheme”. In: *Information Sciences* 176.12 (2006), S. 1656–1683.
- [14] Luis Gabriel Rueda. “Advances in data compression and pattern recognition”. Diss. Carleton University, 2002.
- [15] William Shakespeare. *The Complete Works of William Shakespeare*. Project Gutenberg, 1994.
- [16] Claude Elwood Shannon. “A mathematical theory of communication”. In: *The Bell system technical journal* 27.3 (1948), S. 379–423.
- [17] Evelyn S Shuckburgh. *The Histories of Polybius*. Bd. 2. MacMillan und Co., 1889.
- [18] Christian Steinruecken. “Lossless data compression”. Diss. University of Cambridge, 2015.
- [19] James A Storer und Thomas G Szymanski. “Data compression via textual substitution”. In: *Journal of the ACM (JACM)* 29.4 (1982), S. 928–951.