

Complexidade de Kolmogorov e suas aplicações

Fernanda Maria de Souza

Joinville, Santa Catarina

Abstract

Em 1963, Andrei Nikolaevich Kolmogorov desenvolveu uma teoria da informação e da aleatoriedade baseada na descoberta, em 1936, da Máquina de Turing Universal por Alan Turing. A teoria prova que a complexidade de qualquer string binária é o tamanho do menor programa (ou descrição algorítmica) que pode produzir essa string em uma Máquina de Turing Universal e parar. Denominada de Complexidade de Kolmogorov, a mesma define uma nova teoria da informação, chamada teoria algorítmica da informação. De forma a conceituar os tópicos propostos, neste artigo será abordado, de forma geral, a história, explicação acerca do tema, definições auxiliares sobre propriedades relacionadas, fatos que comprovam sua importância e, por fim, aplicações da Complexidade de Kolmogorov.

Keywords: Complexidade de Kolmogorov, Teoria Algorítmica da Informação, Máquina de Turing, Aleatoriedade, Computabilidade

1. Introdução

Segundo [1], um dos aspectos mais importantes na ciência moderna é a complexidade. Kolmogorov, Solomonoff e Chaitin, de forma independente, definiram o que hoje conhece-se como Complexidade de Kolmogorov [2].

O conceito de complexidade de Kolmogorov está definido sobre o conjunto de strings binárias (sequências de zeros e uns). A mesma, associa a cada string binária um valor numérico que é a sua complexidade. Para [3], a complexidade de Kolmogorov pode ser definida simplificada como o tamanho do menor programa (ou descrição algorítmica) que computa em uma Máquina de Turing uma determinada string binária. A complexidade de Kolmogorov define uma nova teoria da informação chamada teoria algorítmica da informação.

13 A noção para a teoria surgiu quando Kolmogorov buscava obter uma
14 definição formal sobre sequências aleatórias, e, a partir disso, acreditou que
15 sequências poderiam ser comprimidas algoritmicamente através de regulari-
16 dades e descritas com menos informações [2]. O mesmo detectou que sequências
17 que não podem ser comprimidas algoritmicamente são sequências aleatórias,
18 ou seja, que não possuem regularidades em sua descrição.

19 O método proposto nesse trabalho baseia-se em desenvolver uma pesquisa
20 bibliográfica relacionada a complexidade de Kolmogorov. São apresentadas
21 as principais definições, teoremas e provas sobre a complexidade de Kol-
22 mogorov na Seção 3. Algumas de suas propriedades, na Seção 4. Aplicações
23 são apresentadas na Seção 5. Finalmente, são apresentadas na Seção 6 e 7,
24 respectivamente, a importância da complexidade de Kolmogorov e as consid-
25 erações finais da pesquisa.

26 **2. Histórico**

27 Na década de 1960, no estágio inicial da ciência da computação com a
28 teoria geral de máquinas de Turing sendo aprofundada, cientistas precisavam
29 mensurar a computação e a informação quantitativamente [4]. Foi então
30 que em 1965, a partir de seu famoso artigo [5], Andrei Nikolaevich Kol-
31 mogorov propôs a ideia de medir a quantidade de informação de objetos
32 finitos utilizando abordagens algorítmicas. O objetivo original do trabalho
33 de Kolmogorov era obter uma definição formal de sequências aleatórias [3].
34 Kolmogorov observou que sequências binárias poderiam ser comprimidas al-
35 goritmicamente.

36 Ideias similares foram exploradas antes por Ray Solomonoff, porém de
37 maneira diferente, o mesmo definiu a noção de probabilidade a priori. Em
38 1965, Gregory Chaitin com apenas 18 anos propôs a mesma definição de
39 complexidade algorítmica de Kolmogorov.

40 Logo, a complexidade de Kolmogorov teve sua origem quando Andrei
41 Kolmogorov, Ray Solomonoff e Gregory Chaitin desenvolveram, de forma
42 independente, uma teoria baseada no tamanho dos programas para Máquina
43 de Turing.

44 O principal impulso da teoria da complexidade de Kolmogorov foi a sua
45 universalidade. A mesma foi desenvolvida buscando métodos de aprendizado
46 universais baseados em métodos de codificação universais. Essa abordagem
47 foi originada por Solomonoff e conseguiu mais visibilidade com a comunidade
48 matemática graças a Kolmogorov.

49 *2.1. Raízes da Complexidade de Kolmogorov*

- 50 • Pierre-Simon Laplace: Uma sequência é extraordinária (não aleatória)
51 porque contém rara regularidade [6].
- 52 • Richard von Mises: noção de uma sequência aleatória S:

$$\lim_{n \rightarrow \infty} \{\#(1) \text{ em } n - \text{prefixo de } S\} / n = p, \quad 0 < p < 1$$

53 A definição acima é válida para qualquer subsequência de S selecionada
54 por uma função “admissível” [7].

- 55 • Abraham Wald: O Lema de Wald. É uma identidade importante que
56 simplifica o cálculo do valor esperado da soma de um número aleatório
57 de quantidades aleatórias [8].
- 58 • Alonzo Church: funções de seleção recursiva [9].
- 59 • Teoria da informação de Shannon-Weaver[10].
- 60 • Inferência Bayseana: consiste na avaliação de hipóteses pela máxima
61 verossimilhança, uma decorrência imediata da fórmula de Bayes [11].
- 62 • Máquina de Turing.

63 **3. Definição**

64 A complexidade de Kolmogorov, proposta por Kolmogorov-Solomonoff-
65 Chaitin como uma teoria algorítmica da informação e aleatoriedade, é uma
66 teoria profunda e sofisticada que trata da quantidade de informação de ob-
67 jetos individuais, medida através do tamanho de sua descrição algorítmica.

68 A teoria algorítmica da informação, de acordo com Chaitin, é “o resultado
69 de colocar a teoria da informação de Shannon e teoria da computabilidade
70 de Turing em uma coqueteleira, agitando-a vigorosamente” [12].

71 A teoria do que seria futuramente a complexidade de Kolmogorov, iniciou-
72 se quando Kolmogorov observou que algumas sequências binárias poderiam
73 ser comprimidas algorítmicamente. O mesmo postulou que aquelas que não
74 podem ser comprimidas algorítmicamente em uma descrição de tamanho
75 muito menor que a sequência original, são sequências determinadas aleatórias.
76 Assim, definiu-se as sequências simples como sendo aquelas que são regulares

77 ou compressíveis, e as strings aleatórias ou complexas como sendo aquelas
78 que possuem irregularidade (são incompressíveis) [13].

79 Logo, a complexidade de Kolmogorov $C(s)$ de qualquer *string* binária
80 $s \in \{0,1\}^*$ é o tamanho do menor programa de computador p que pode
81 produzir essa *string* em uma Máquina de Turing Universal MTU e parar [14].
82 Em outras palavras, pode-se interpretar que MTU $C(s)$ *bits* de informação
83 são necessários para codificar s , com a MTU relacionada a complexidade de
84 Kolmogorov como um dispositivo de descompressão de dados.

85 Formalmente, a definição matemática da complexidade de Kolmogorov
86 é dada pela Equação 1, onde $l(p)$ é o tamanho (em bits) do programa p .
87 Considera-se que $\phi : \{0,1\}^* \rightarrow \{0,1\}^*$ seja uma função recursiva parcial

$$C_\phi(s) = \min l(p), \quad p : \phi(p) = s, \quad (1)$$

88 A teoria surge como um caminho para descrever a aleatoriedade de strings
89 e objetos finitos, tentando responder uma questão fundamental: "O que é
90 um objeto aleatório?". Sejam as seguintes *strings* binárias, conforme Tabela
91 1:

Strings	Binário
1	1111111111
2	1100001010

Table 1: Strings binárias.

92 Com base na intuição humana, a maioria das pessoas consideraria que
93 apenas a *string* 2 é aleatória, pois não é possível extrair nenhum padrão
94 dela. Pela perspectiva da probabilidade, todas as duas *strings* tem a mesma
95 probabilidade de serem escolhidas quando se têm uma *string* de 8 dígitos.
96 Exemplificando a definição de Kolmogorov, a primeira *string* pode ser com-
97 putada pelo programa:

98 `print "1" * 8`

99 Enquanto a segunda *string* pode ser computada como:

100 `print "1100001010"`

101 Uma vez que a noção de aleatoriedade está conectada com padrões em
102 *strings* e o modo que podemos descrevê-las, a primeira *string* possui uma de-
103 scrição algorítmica curta, e o tamanho do programa para n bits é de $\mathcal{O}(\log n)$.

104 A segunda *string* (aleatória) possui uma longa descrição conforme sua irreg-
 105 ularidade, e o tamanho do programa para computar *strings* desse tipo para
 106 n *bits* seria $n + c$ (c *bits* para a rotina que imprime), ou $\mathcal{O}(n)$ (aproximada-
 107 mente o tamanho da própria *string*). Essa situação demonstra a Equação
 108 1, onde a complexidade de determinada *string* é o tamanho de sua menor
 109 descrição.

110 A complexidade de Kolmogorov depende invariavelmente da escolha da
 111 linguagem descritiva da MTU [14]. Felizmente, o Teorema a seguir, nomeado
 112 Teorema da Invariância, proposto por Solomonoff-Kolmogorov [15][13], traz
 113 alguma ordem ao caos:

114 Teorema 1. Existe uma função recursiva parcial U que para qualquer função
 115 recursiva parcial ϕ se tem uma constante $c > 0$ como:

$$C_U(s) \leq C_\phi(s) + c \quad (2)$$

116 para todas strings s .

117 Uma máquina U que satisfaça o Teorema 1 é, em certo sentido, mínima
 118 entre todas as máquinas, e é chamada de universal [15] e [13].

119 *Prova:* Seja $\phi_0, \phi_1, \phi_2, \dots$ uma enumeração de todas as funções parciais e
 120 $\langle s, x \rangle : \{0, 1\}^* \times \{0, 1\}^* \rightarrow \{0, 1\}^*$, e.g., $\langle s, x \rangle = 0^{|s|}1sx$. U é definido como:
 121 na entrada w , decodifique w para dentro de i e p de tal modo que $w = \langle i, p \rangle$
 122 e rode ϕ_i na entrada p . Se $\phi_i(p)$ parar então imprima o que ϕ_i têm para
 123 imprimir. Com isso, é possível verificar de forma que uma U é recursiva
 124 parcialmente e que satisfaz o Teorema 1.

125 Com o Teorema da Invariância, considera-se que a complexidade de Kol-
 126 mogorov de uma *string* s como sendo $C_U(s)$. Para facilitar o raciocínio das
 127 definições, entretanto, o símbolo usado será $C(s)$.

128 Logo, desse modo, uma *string* s é aleatória (c-incompressível) se:

$$C(s) \geq |s| \quad (3)$$

129 Teorema 2: Existe ao menos $2^n - 2^{n-c} + 1$ c-incompressíveis *strings* de
 130 tamanho n .

131 *Prova:* Apenas existem $\sum_{k=0 \dots n-c-1} 2^k = 2^{n-c} - 1$ programas com tamanho
 132 menor que $n-c$. Consequentemente, apenas esse número de *strings* (de um
 133 total de 2^n *strings* de tamanho n) podem ter programas (descrições) mais
 134 curtas do que $n-c$.

135 Também, é possível identificar que a definição de uma *string* aleatória
 136 não pode ser vazia, visto que existe uma *string* aleatória de Kolmogorov de

137 cada tamanho: têm-se $2^n - 1$ descrições de tamanho menor que n , mas há
 138 2^n *strings* de tamanho n .

139 Considerando algumas *strings* e sua complexidade de Kolmogorov:

- 140 • 0^n possui complexidade de Kolmogorov de $\log n + \mathcal{O}(1)$ pois só pre-
 141 cisamos especificar o inteiro n e um curto programa que reconstruirá
 142 0^n de n .
- 143 • $y \in \{0, 1\}^{\sqrt{n}}$ que é Kolmogorov aleatório (c-incompressível). Em seguida,
 144 $x = y0^{n-\sqrt{n}}$ que possui complexidade de Kolmogorov acerca de $\sqrt{n} +$
 145 $\mathcal{O}(1)$. Caso houvesse uma descrição muito mais curta do que $|y|$,
 146 poderíamos descrever y usando essa descrição: primeiro produza x e
 147 então imprima apenas os primeiros $\sqrt{|x|}$ *bits*. De outro modo, a de-
 148 scrição de y é uma boa descrição de x : produza y e então acrescente
 149 $|y|^2 - |y|$ zeros. Logo, existem *strings* de essencialmente todas as com-
 150 plexidades.

151 4. Propriedades

152 Além das definições básicas sobre a complexidade de Kolmogorov, serão
 153 exploradas algumas propriedades principais da mesma nesta Seção.

154 4.1. Complexidade de conjuntos de Kolmogorov

155 Proposição 1: Seja A um conjunto recursivo (recursivamente enumerável) e n
 156 um inteiro, com $A_n = A \cap \{0, 1\}^n$. Para todas as *strings* x em A_n , as mesmas
 157 possuem:

$$C(x) \leq \log |A_n| + 2 \log n + \mathcal{O}(1) \quad (4)$$

158 *Prova:* A prova é direta. Visto que A é recursiva, pode-se elaborar um pro-
 159 grama que de acordo com i e n escreve a i -ésima *string* de A_n . Consequente-
 160 mente, toda as *strings* em A_n podem ser descritas pelo i , n e o programa
 161 para enumerar A .

162 A Proposição 1 revela o fato de que o conjunto de strings que não são
 163 Kolmogorov aleatórias, são recursivamente enumeradas, ou seja, com uma
 164 *string* x pode-se executar todos os programas de tamanho menor que x par-
 165 alelamente para descobrir se algum deles escreve x . Isso acontece aceitando
 166 X.

167 Portanto, o número de *strings* de tamanho n que são Kolmogorov aleatórias
 168 é Kolmogorov aleatório por si só, sendo cerca de $2^n/c$ para alguma constante

169 $c < 1$. Isso leva a determinação de que o número de *strings* não-aleatórias é
 170 2^n menos o número de *strings* aleatórias, i.e., pode-se facilmente calcular um
 171 do outro, e também prova que a maioria das *strings* possui alta complexi-
 172 dade, não possuindo muitas *strings* com baixa complexidade de Kolmogorov
 173 [16].

174 4.2. Incomputabilidade

175 A complexidade de Kolmogorov não é computável [2]. O fato de que a
 176 complexidade de Kolmogorov não pode ser computada decorre do fato de que
 177 não podemos computar a saída de cada programa. Mais fundamentalmente,
 178 nenhum algoritmo é possível para prever cada programa e descobrir se algum
 179 dia os mesmos vão parar, como foi mostrado por Alan Turing no problema
 180 da parada [17].

181 Dado qualquer programa de computador como entrada, não é possível
 182 produzir uma saída *true* se esse programa parar ou *false* se não. Mesmo
 183 tendo-se um programa curto que produz nossa *string* e que parece ser um
 184 bom candidato para ser o programa mais curto, há sempre uma série de
 185 programas mais curtos dos quais não sabemos se algum dia vão parar e com
 186 que saída [18].

187 Definindo e provando formalmente que a complexidade de Kolmogorov é
 188 incomputável:

189 Teorema 3: A complexidade de Kolmogorov da função $w \mapsto C(w)$ é incom-
 190 putável.

191 *Prova:* Supondo o contrário, que C é computável e que UTM é uma máquina
 192 de Turing que o computa. Constrói-se uma nova máquina de Turing UTM'
 193 que computa *strings* de alta complexibilidade, mas UTM' terá uma breve
 194 descrição, formando uma contradição.

195 Especificamente, UTM' itera sobre um conjunto de *strings* binárias na
 196 ordem lexicográfica. Para cada *string* w , é computado $C(w)$, parando uma
 197 vez que encontra w tal que $C(w) \geq |w| = n$. Então, a seguinte inequação é
 198 formada:

$$n \leq C(w) \leq |\langle UTM', n \rangle| + c \quad (5)$$

199 O motivo da desigualdade é apenas o Teorema da Invariância: $\langle UTM', n \rangle$
 200 é uma descrição de w na linguagem das máquinas de Turing. Em outras
 201 palavras, a máquina de Turing universal que simula UTM' em n produzirá
 202 w , de modo que a complexidade de Kolmogorov de w é limitada pelo tamanho
 203 dessa descrição (mais uma constante).

204 Logo, o tamanho de $\langle UTM', n \rangle$ é no máximo $\log(n) + |\langle UTM' \rangle| + c'$ para
 205 alguma constante c' , e isso por sua vez é $\log(n) + c''$ para alguma constante
 206 c'' . Por conseguinte, a inequação é dada:

$$n \leq \log(n) + c^n \quad (6)$$

207 Mas, como $\log(n) = o(n)$, pode-se escolher n suficientemente grandes para
 208 chegar a uma contradição.

209 5. Aplicações

210 Conforme a Seção 4.2 prova, a complexidade de Kolmogorov é incom-
 211 putável. Porém, é possível por meio de estimativas chegar próximo ao número
 212 exato da complexidade. Portanto, as aplicações demonstradas na Seção 5 são
 213 exemplificações do uso dessas estimativas.

214 A seguir, são aprofundadas as aplicações de complexidade de Kolmogorov
 215 para Criptografia e Garantia da Informação, Filtragem de Spam e Fadiga
 216 Mental. Além disso, também é dada uma prova alternativa com a com-
 217 plexidade de Kolmogorov para o teorema clássico da existência de infinitos
 218 números primos. Ao final, uma pequena comparação entre a Navalha de
 219 Occam e a complexidade de Kolmogorov é citada.

220 5.1. Criptografia e Garantia da Informação

221 Uma das aplicações da complexidade de Kolmogorov é usando a mesma
 222 para detectar comportamentos anormais em sistemas de informação. O artigo
 223 [19] apresenta a ideia explorando o fato relacionado a questões de segurança
 224 da informação, que são geralmente tratadas após a detecção da violação de
 225 segurança. Com sistemas sendo invadidos, cavalos de troia são colocados, as
 226 senhas são descobertas e firewalls são quebrados. Por isso, o autor propõe
 227 a ideia de lidar com uma brecha de segurança no momento que a mesma
 228 acontece.

229 A partir da Complexidade de Kolmogorov, pode-se definir a complexidade
 230 de determinada *string* y em relação a outra *string* x . O conceito é que a
 231 informação de y possa ser usado para definir um programa p que calcule x
 232 [2]. A complexidade de Kolmogorov é descrita a partir da equação abaixo:

$$K\phi(y|x) = \begin{cases} \min_{\phi(p,x)=y} l(p) \\ \infty \end{cases}, \text{ se não existir } p \text{ tal que } \phi(p,x) = y \quad (7)$$

233 onde $l(p)$ representa o tamanho de programa p e ϕ é um computador universal
 234 em consideração.

235 Portanto, a entrada de uma *string* x pode reduzir a complexidade ou
 236 tamanho do programa necessário para produzir uma nova *string* y [19].

237 Com base na Equação 1 e 7, o autor explica que uma menor complexidade
 238 de $C(X,Y)$ tornará mais fácil para um invasor entender o que o sistema está
 239 fazendo (uma vez que suas entradas e saídas não são muito complexas). A
 240 outra métrica é monitorar a $C(Y|Z)$, se o sistema adiciona complexidade a X
 241 para produzir Y , então o sistema será menos vulnerável; se o sistema subtrair
 242 a complexidade de X para produzir Y , então o sistema ficará mais vulnerável.
 243 A relação dessas métricas de complexidade está descrita na Figura 1.

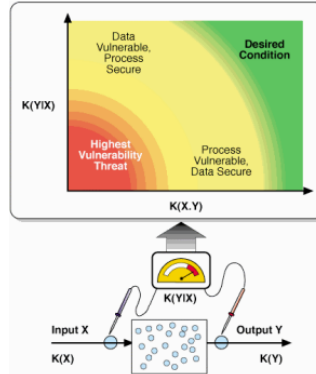


Figure 1: Vulnerabilidades de processo vs. dados.

244 Monitorando essas duas métricas e classificando a vulnerabilidade com
 245 base nas regiões mostradas, foi proposto o método de usar a complexidade de
 246 Kolmogorov para monitorar informações em um sistema, obtendo resultados
 247 satisfatórios sendo um bom candidato para pesquisas futuras nesta área.

248 5.2. Filtragem de Spam

249 Outra aplicação interessante da complexidade de Kolmogorov é a fil-
 250 tragem de *spams*. Conforme o artigo [20] revela, é possível por meio de
 251 um filtro adaptativo e estimativas da complexidade de Kolmogorov, fazer
 252 checagens se *emails* são *spams* ou comuns. Os autores fazem uso de um al-
 253 goritmo de compressão para descobrir quanto a *string* pode ser compactada,
 254 usando esse dado como um limite superior na complexidade de Kolmogorov
 255 [2].

256 O estudo apontou que uma baixa complexidade de Kolmogorov indica
 257 uma maior probabilidade daquela mensagem ser um *spam*. Os dados es-
 258 tatísticos foram coletados mostrando a relação entre a complexidade de Kol-
 259 mogorov e o *spam*, conforme Figura 2.

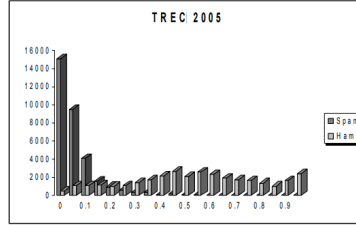


Figure 2: Histograma comparando a complexidade de Kolmogorov e a quantidade de *spams*.

260 Formalmente, o método usado no trabalho é definido:

$$K_C(x) = \frac{Tamanho(C(x))}{Tamanho(x)} + q \quad (8)$$

261 Sendo x a *string*, C o algoritmo de compressão, $K_c(x)$ a complexidade de
 262 Kolmogorov e q o tamanho em *bits* do programa que implementa C .

263 Portanto, segundo o artigo, concluiu-se que existe uma forte relação entre
 264 a complexidade de Kolmogorov e o tipo de *email* (comum ou *spam*).

265 5.3. Fadiga Mental

266 Visto que a complexidade de Kolmogorov opera em strings, a mesma
 267 pode realmente ser aplicada a qualquer coisa que possa ser descrita como
 268 uma *string*. Em [21], o autor aplica a complexidade de Kolmogorov aos
 269 sinais de EEG (Eletroencefalograma) obtidos a partir de pacientes, a fim de
 270 medir o nível de fadiga. O EEG é usado para detectar as atividades elétricas
 271 do sistema neural central (SNC).

272 Conforme descreve o artigo, os sinais foram medidos e transformados em
 273 sequências discretas, para então ser aplicado o método descrito em [22], em
 274 que a complexidade de Kolmogorov do objeto é estimada pelo número de
 275 etapas no processo de geração.

276 Formalmente, o algoritmo de complexidade de Kolmogorov $C(n)$ foi dado
 277 a partir das Equações 9 e 10.

$$b(n) = \lim_{n \rightarrow \infty} c(n) = \frac{n}{\log_2 n} \quad (9)$$

$$C(n) = \frac{c(n)}{b(n)} \quad (10)$$

278 De acordo com a conclusão do artigo, há uma forte correlação entre a
 279 complexidade de Kolmogorov e os sinais de EEG. O valor da complexidade
 280 de Kolmogorov de acordo com os sinais da EEG inclinaram-se a diminuir
 281 conforme o aumento da fadiga mental. A Figura 3 ilustra a mudança dos
 282 valores da complexidade de Kolmogorov ao longo do tempo sob diferentes
 283 estados de fadiga mental.

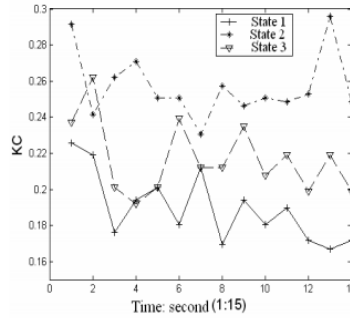


Figure 3: KC(Complexidade de Kolmogorov) ao longo do tempo.

284 5.4. Existem infinitos números primos

285 *Prova:* Supondo que não: Existem k primos p_1, p_2, \dots, p_k para algum $k \in \mathbb{N}$.

286 Assim, podemos pegar qualquer número $m \in \mathbb{N}$ e escrevê-lo como um
 287 produto desses k números primos:

$$m = p_1^{e_1} \dots p_k^{e_k} \quad (11)$$

288 Seja m c-incompressível e ter tamanho n . Pode-se descrever m como
 289 e_1, \dots, e_k , afirmando que isso fornece uma descrição breve de m . Logo,

- 290 1. $e_i \leq \log m$
- 291 2. $|e_i| \leq \log \log m$
- 292 3. $|\langle e_1, \dots, e_k \rangle| \leq 2k \log \log m$
- 293 4. $C(m) \leq 2k \log(n+1) + c$

294 Para um n suficientemente grande, isso contradiz $C(m) \geq n$, que decorre
 295 do fato de m ser aleatório.

296 Agora, sendo p_m o m -ésimo primo, a complexidade de Kolmogorov nos
 297 permite colocar um limite nesse valor [2]. Seja p_i o maior primo que divida
 298 m , podemos descrever m especificando p_i e $\frac{m}{p_i}$. Para m aleatório, temos:

$$C(m) \leq C(\langle i, \frac{m}{p_i} \rangle) \quad (12)$$

$$\leq 2 \log |i| + |i| + \left\lceil \frac{m}{p_i} \right\rceil \quad (13)$$

299 então:

$$\log m \leq 2 \log \log i + \log i + \log m - \log p_i \quad (14)$$

$$p_i \leq i(\log i)^2 \quad (15)$$

300 O teorema clássico descrito em [23] propõe que o i -ésimo primo está abaixo
 301 de $i \log i$, o que é significativamente perto [14].

302 5.5. Relação entre a Complexidade de Kolmogorov e Navalha de Occam

303 A navalha de Occam afirma que "A explicação mais simples é a melhor"
 304 [24]. A complexidade de Kolmogorov visa encontrar o programa de menor
 305 tamanho que produz uma *string* "s" [5]. Esse programa de menor tamanho
 306 é substancialmente o programa mais simples. Dessa forma, com base nas
 307 duas definições, pode-se aplicar a complexidade de Kolmogorov como uma
 308 formalização da Navalha de Occam [16].

309 6. Importância

310 A complexidade de Kolmogorov é um conceito relevante com muitas
 311 aplicações importantes. Conforme demonstrado na Seção 5, a complexidade
 312 é usada ilimitadamente, pois pode realmente ser aplicada a qualquer coisa
 313 que possa ser descrita como uma *string*.

314 Sua importância abrange não somente a categoria de ser usada como uma
 315 forma para aproximar (teoricamente) a dificuldade de uma função. É possível
 316 aplicar a complexidade de Kolmogorov em variadas áreas, como:

- 317 • Matemática: teoria da probabilidade e lógica.

- 318 • Física: Teoria do Caos e Termodinâmica.
- 319 • Ciência da Computação: Mineração de Dados, método da incompress-
320 ibilidade, Caso médio *Heapsort*, Caso médio *Shellsort*.
- 321 • Filosofia e Biologia - aleatoriedade, inferência, sistemas complexos e
322 similaridade de sequência.
- 323 • Além de muitos outros casos.

324 7. Considerações Finais

325 A complexidade de Kolmogorov e algumas de suas aplicações foram eluci-
326 dadas nesse artigo na forma de pesquisa bibliográfica. A noção de Kolmogorov-
327 Solomonoff-Chaitin apresenta uma visão diferente da informação e aleato-
328 riedade que outros métodos da teoria da informação e aleatoriedade. O seu
329 destaque está na ilimitabilidade de aplicações, pois pode ser aplicado a qual-
330 quer coisa que possa ser escrita como uma *string*. Novas pesquisas continuam,
331 especialmente na área de complexidade de Kolmogorov Quantum e no ramo
332 da inteligência artificial.

333 References

- 334 [1] H. R. Pagels, Os Sonhos da Razão, Editora Gradiva, 1990.
- 335 [2] M. Li, P. M. Vitnyi, An Introduction to Kolmogorov Complexity and Its
336 Applications, 3 ed., Springer Publishing Company, Incorporated, 2008.
- 337 [3] A. Gammernan, V. Vovk, Kolmogorov complexity: Sources, theory and
338 applications., Computer Journal 42 (1999).
- 339 [4] P. Grunwald, P. Vitányi, Shannon information and kolmogorov com-
340 plexity, arXiv preprint cs/0410002 (2004).
- 341 [5] A. N. Kolmogorov, Three approaches to the quantitative definition of
342 information, International Journal of Computer Mathematics 2 (1968)
343 157–168. doi:10.1080/00207166808803030.
- 344 [6] R. Fox, Roger hahn, pierre simon laplace 1749–1827:a determined sci-
345 entist. cambridge, ma and london: Harvard university press, 2005. pp.
346 xii+310. isbn 0-674-01892-3, British Journal for The History of Science
347 40 (2007). doi:10.1017/S0007087407000489.

- 348 [7] R. v. Mises, Grundlagen der wahrscheinlichkeitsrechnung, Mathematis-
349 che Zeitschrift 5 (1919) 52–99.
- 350 [8] A. Wald, On cumulative sums of random vari-
351 ables, Ann. Math. Statist. 15 (1944) 283–296.
352 URL: <https://doi.org/10.1214/aoms/1177731235>.
353 doi:10.1214/aoms/1177731235.
- 354 [9] R. Gandy, Church’s thesis and principles for mechanisms, in: J. Barwise,
355 H. J. Keisler, K. Kunen (Eds.), The Kleene Symposium, volume 101 of
356 *Studies in Logic and the Foundations of Mathematics*, Elsevier, 1980,
357 pp. 123 – 148. doi:[https://doi.org/10.1016/S0049-237X\(08\)71257-6](https://doi.org/10.1016/S0049-237X(08)71257-6).
- 358 [10] C. E. Shannon, W. Weaver, The Mathematical Theory of Communi-
359 cation, by CE Shannon (and Recent Contributions to the Mathemati-
360 cal Theory of Communication), W. Weaver, University of illinois Press,
361 1949.
- 362 [11] R. Fabbri, F. G. D. León, A statistical distance derived from the
363 kolmogorov-smirnov test: specification, reference measures (bench-
364 marks) and example uses, 2017. [arXiv:1711.00761](https://arxiv.org/abs/1711.00761).
- 365 [12] G. J. Chaitin, Algorithmic information theory, IBM journal of research
366 and development 21 (1977) 350–359.
- 367 [13] G. Chaitin, Information-theoretic computation complexity, IEEE Trans-
368 actions on Information Theory 20 (1974) 10–15.
- 369 [14] A. Shen, V. A. Uspensky, N. Vereshchagin, Kolmogorov complexity
370 and algorithmic randomness, volume 220, American Mathematical Soc.,
371 2017.
- 372 [15] R. J. Solomonoff, The discovery of algorithmic probability, Journal of
373 Computer and System Sciences 55 (1997) 73–88.
- 374 [16] T. Cover, J. Thomas, Elements of Information Theory, Wiley, 2012.
375 URL: <https://books.google.com.br/books?id=VWq5GG6ycxMC>.
- 376 [17] A. M. Turing, On Computable Numbers, with an Application to the
377 Entscheidungsproblem, Proceedings of the London Mathematical Soci-
378 ety s2-42 (1937) 230–265. doi:10.1112/plms/s2-42.1.230.

- 379 [18] V. Nannen, A short introduction to kolmogorov complexity, 2010.
380 [arXiv:1005.2400](https://arxiv.org/abs/1005.2400).
- 381 [19] S. Evans, S. F. Bush, J. Hershey, Information assurance through kol-
382 mogorov complexity, in: Proceedings DARPA Information Survivability
383 Conference and Exposition II. DISCEX'01, volume 2, IEEE, 2001, pp.
384 322–331.
- 385 [20] L. M. Spracklin, L. V. Saxton, Filtering spam using kolmogorov com-
386 plexity estimates, in: 21st International Conference on Advanced In-
387 formation Networking and Applications Workshops (AINAW'07), vol-
388 ume 1, 2007, pp. 321–328.
- 389 [21] L. Zhang, C. Zheng, Analysis of kolmogorov complexity in spontaneous
390 eeg signal and it's application to assessment of mental fatigue, in: 2008
391 2nd International Conference on Bioinformatics and Biomedical Engi-
392 neering, 2008, pp. 2192–2194.
- 393 [22] A. Lempel, J. Ziv, On the complexity of finite sequences, IEEE Trans-
394 actions on Information Theory 22 (1976) 75–81.
- 395 [23] J. Williamson, The Elements of Euclid, with Dissertations ..., The
396 Elements of Euclid, with Dissertations, Clarendon Press, 1781. URL:
397 https://books.google.com.br/books?id=tGP_ugEACAAJ.
- 398 [24] S. C. Tornay, Ockham: Studies and selections (1938).