Efeitos do Treinamento Autógeno sobre a variabilidade da frequência cardíaca na perspectiva dos índices não lineares

Effects of Autogenic Training technique on nonlinear heart rate variability

Efectos del Entrenamiento Autógeno sobre la variabilidad de la frecuencia cardíaca desde la perspectiva de los índices no lineales

Recebido: 13/06/2022 | Revisado: 26/06/2022 | Aceito: 30/06/2022 | Publicado: 09/07/2022

Victoria Yanara Hernandes da Silva

ORCID: https://orcid.org/0000-0002-9885-4981 Universidade Federal de São Paulo, Brasil E-mail: victoriayhernandes@gmail.com

Carlos Bandeira de Mello Monteiro

ORCID: https://orcid.org/0000-0002-2661-775X Universidade de São Paulo, Brasil E-mail: carlosmonteiro@usp.br

Celso Ferreira

ORCID: https://orcid.org/0000-0002-7338-4493 Universidade Federal de São Paulo, Brasil E-mail: ferreira.celso@unifesp.br

Vitor Engrácia Valenti

ORCID: https://orcid.org/0000-0001-7477-3805 Universidade Estadual Paulista, Brasil E-mail: vitor.valenti@unesp.br

David M. Garner

ORCID: https://orcid.org/0000-0002-8114-9055 Oxford Brookes University, United Kingdom E-mail: davidmgarner1@gmail.com

Elisa de Jesus Valenzuela

ORCID: https://orcid.org/0000-0001-8125-1431 Universidade de São Paulo, Brasil E-mail: elisajvalenzuela@usp.br

Rodrigo Martins Dias

ORCID: https://orcid.org/0000-0003-1857-163X Universidade Federal de São Paulo, Brasil E-mail: rmdias@unifesp.br

Giovanna de Paula Vidigal

ORCID: https://orcid.org/0000-0002-2140-6662 Universidade de São Paulo, Brasil E-mail: giovanna.vidigal@usp.br

Talita Dias da Silva

ORCID: https://orcid.org/0000-0002-4683-4671 Universidade Federal de São Paulo, Brasil E-mail: ft.talitadias@gmail.com

Resumo

Objetivo: O presente estudo pretendeu analisar os efeitos de uma técnica de relaxamento denominada treinamento autógeno, na variabilidade da frequência cardíaca não linear, com a hipótese de que o relaxamento em questão é capaz de promover maior sinergismo entre o sistema nervoso simpático e o parassimpático, evitando assim altos níveis de estresse e complicações futuras. Métodos: Foi realizado um estudo clínico controlado, não randomizado, aberto e transversal, com 19 participantes que realizaram uma única sessão de treinamento autógeno. Resultados: Os resultados mostram que ambos os grupos (experimental e placebo) tiveram valor de p<0,05 e às vezes marginalmente significativo. Essa consequência instiga a seguinte questão: o treinamento autógeno proporciona um estado de relaxamento apenas em razão do efeito placebo? Conclusão: De acordo com o estudo, conclui-se que durante o treinamento autógeno não houve aumento na resposta caótica, além de não haver melhora no sinergismo entre o sistema nervoso simpático e o parassimpático.

Palavras-chave: Treinamento autógeno; Relaxamento; Determinação da frequência cardíaca; Dinâmica não linear.

Abstract

Objective: The present study intended to analyze the effects of a relaxation technique called autogenic training, on nonlinear heart rate variability, with the hypothesis that the relaxation in question is capable of promote greater synergism between the sympathetic and the parasympathetic nervous system, thus avoiding high levels of stress and future complications. Methods: To this end, a controlled, non-randomized, open and cross-sectional clinical study was conducted, with 19 participants who underwent a single session of autogenic training. Results: The results show that both groups (experimental and placebo) had p-value<0.05 and sometimes marginally significant. This consequence instigates the following question: does autogenic training AT provide a state of relaxation only by reason of the placebo effect? Conclusion: According to the study, it is concluded that during the autogenic training there was no increase in the chaotic response, in addition to no improvement in the synergism between the sympathetic and the parasympathetic nervous system.

Keywords: Autogenic training; Relaxation; Heart rate determination; Nonlinear dynamics.

Resumen

Objetivo: El presente estudio tuvo como objetivo analizar los efectos de una técnica de relajación denominada entrenamiento autógeno, sobre la variabilidad no lineal de la frecuencia cardíaca, con la hipótesis de que la relajación en cuestión es capaz de promover una mayor sinergia entre los sistemas nerviosos simpático y parasimpático, evitando así altos niveles de estrés y futuras complicaciones. *Métodos*: Se llevó a cabo un estudio clínico transversal, controlado, no aleatorizado, abierto, con 19 participantes que realizaron una sola sesión de entrenamiento autógeno. *Resultados*: Los resultados muestran que ambos os grupos (experimental y placebo) tuvieron un valor de p <0,05 y, en ocasiones, marginalmente significativo. Esta consecuencia lleva a la siguiente pregunta: ¿el entrenamiento autógeno proporciona un estado de relajación solo por el efecto placebo? *Conclusión*: De acuerdo con el estudio, se concluye que durante el entrenamiento autógeno no hubo aumento en la respuesta caótica, y no hubo mejoría en la sinergia entre los sistemas nerviosos simpático y parasimpático.

Palabras clave: Entrenamiento autogénico; Relajación; Determinación de la frecuencia cardíaca; Dinámicas no lineales.

1. Introdução

Uma das consequências mais pertinentes para a saúde das populações globais são, sem dúvida, as causas da mortalidade em todo o mundo. O que ocupa o primeiro lugar na lista dos dez principais motivos de morte, segundo dados da Organização Mundial da Saúde (OMS), é a doença isquêmica do coração (World Health Organization, 2020). De acordo com a American Heart Association (AHA), a doença isquêmica do coração também é chamada de doença arterial coronariana ou mesmo doença cardíaca coronária. Esses termos são aplicados para descrever as dificuldades cardíacas produzidas pelo estreitamento das artérias que transmitem sangue ao músculo cardíaco ou ao miocárdio. Esse estreitamento pode causar isquemia (falta de sangue e oxigênio) no coração, o que pode desencadear ataques cardíacos ou derrame (American Heart Association, 2015). Uma das principais causas das doenças cardiovasculares são os estresses mentais e psicológicos que, juntamente com um artigo publicado por Fioranelli et al. (2018), fornecem mecanismos neurofisiológicos que podem ativar a desregulação autonômica, levando a episódios coronários agudos e arrítmicos.

Portanto, uma alternativa para analisar a relação entre a diminuição do estresse e o aumento da ativação parassimpática seria avaliar a variabilidade da frequência cardíaca (VFC) sobre a aplicação de alguma forma que minimize as cargas mentais e psicológicas que, especificamente, transmita um estado de relaxamento (Sbissa, 2010).

A variabilidade dos intervalos entre os batimentos cardíacos pode ser analisada, para além dos índices lineares (domínio do tempo e da frequência), pelo domínio caótico, também conhecido como Teoria do Caos (dinâmica não linear ou teoria da complexidade). Estudos indicam que a atividade de modulação do ritmo cardíaco pode se comunicar com outros órgãos, dando indícios de que algum órgão está fora de sincronia e essa comunicação pode ser percebida de acordo com estudos caóticos (Takakura, 2007).

O Treinamento Autógeno cumpre sua promessa de proporcionar um estado de relaxamento e é tão eficaz quanto outras técnicas de relaxamento (Stetter, Kupper, 2002). Ainda, há uma brecha nas evidências científicas sobre os estudos sobre Treinamento Autógeno e a variabilidade dos intervalos entre os batimentos cardíacos na perspectiva da análise de métodos não lineares. Consistente com essa inanidade, foi destacada a hipótese de que o Treinamento Autógeno pode aumentar a VFC,

promovendo maior sinergismo entre os ramos simpático e parassimpático do sistema nervoso autônomo; assim, proporcionando um estado físico e mental de completo relaxamento.

Portanto, o objetivo do estudo foi examinar os efeitos do Treinamento Autógeno, uma técnica baseada no relaxamento muscular durante o exercício auto hipnótico (DeCS, 2017), na variabilidade dos intervalos entre os batimentos cardíacos (intervalos RR do motivo eletrocardiográfico da assinatura do PQRST) da perspectiva de parâmetros não lineares.

2. Metodologia

2.1 Aprovação ética e consentimento informado

A pesquisa foi submetida e aprovada pelo comitê de ética da Universidade de São Paulo, com o protocolo de aprovação número 2.564.172.

Os sujeitos participaram voluntariamente do estudo. Os objetivos, coleta de dados, riscos e benefícios obtidos e outros procedimentos foram explicados aos participantes. Cada pessoa foi informada de que suas informações pessoais seriam mantidas em sigilo, que a qualquer momento seria possível encerrar a participação no estudo e que não haveria custo financeiro. Os participantes consentiram assinando o Termo de Consentimento Livre e Esclarecido.

2.2 Localização

As tarefas experimentais foram realizadas em um laboratório cedido pela Universidade Estadual Paulista (UNESP), na cidade de Marília, SP, Brasil.

2.3 Participantes

19 indivíduos participaram no dia 1 (n = 19) e 18 indivíduos no dia 2 (n = 18), descritos abaixo na Tabela 1, desde um erro com o equipamento Polar RS800CX, por meio do qual este perdeu um sinal de captação de frequência cardíaca. O número de intervalos de batimentos cardíacos em todos os conjuntos de dados foi fixado em 300. Os indivíduos tinham entre 17 e 25 anos, 3 homens e 16 mulheres. Todos os sujeitos declararam pessoalmente não ter problemas cardiológicos, respiratórios e/ou endócrinos.

Tabela 1. Características dos participantes.

			Altura	Peso		Circunferência (cm)			Relação	
Sujeito	Sexo	Idade	(m)	(kg)	IMC	Cintura	Abdômen	Quadril	cintura- quadril (RCQ)	Índice de conicidade
1	F	23	1,63	78,0	29,36	83	95	109	0,76	1,10
2	F	20	1,64	97,6	36,29	91	112	125	0,77	1,08
3	F	23	1,63	60,0	22,58	83	100	114	0,72	1,25
4	F	23	1,66	52,9	19,2	67	78	95	0,70	1,08
5	F	21	1,63	68,0	25,59	85	94	105	0,80	1,20
6	F	24	1,59	65,0	25,71	80	92	106	0,75	1,14
7	F	19	1,67	48,0	17,21	62	69	90	0,68	1,06
8	F	20	1,70	95,0	32,87	100	108	126	0,79	1,22
9	F	20	1,54	47,0	19,82	66	75	88	0,75	1,09
10	F	23	1,71	62,0	21,20	70	89	103	0,67	1,06
11	M	17	1,81	85,0	25,95	88	98	104	0,84	1,17
12	F	20	1,65	68,5	25,16	81	97	108	0,75	1,15
13	F	20	1,67	67,0	24,02	80	91	106	0,75	1,15
14	F	21	1,63	73,0	27,48	75	91	111	0,67	1,02
15	M	25	1,77	62,0	19,79	82	76	89	0,92	1,27
16	M	21	1,71	62,3	21,21	74	84	100	0,74	1,12
17	F	22	1,70	72,0	24,91	80	98	102	0,78	1,12
18	F	20	1,75	82,9	26,08	92	101	116	0,79	1,22
19	F	23	1,62	56,0	21,34	66	79	97	0,68	1,02

Fonte: Autores.

2.4 Instrumentos

Foi aplicado um questionário de identificação onde foram coletadas informações como nome, data de nascimento e idade e coletados dados sobre as medidas antropométricas, como altura, massa, índice de massa corporal (IMC), circunferência do quadril, cintura e abdômen (Tabela 1).

Os equipamentos médicos utilizados foram a escala digital de bioimpedância da marca Omron, fita métrica, maca, Polar RS800CX (Polar Electro, Finlândia) e seus componentes que podem verificar a VFC.

O principal dispositivo de estudo foi a técnica de relaxamento chamada treinamento autógeno.

2.5 Experimental

2.5.1 Declaração CONSORT

Este estudo está de acordo com a declaração *Consolidated Standards of Reporting Trials* (CONSORT). A investigação atual inclui detalhes baseados no *checklist* CONSORT 2010, tais como: descrição de objetivos ou hipóteses, detalhes suficientes sobre as intervenções para permitir a replicação e descrição das limitações do ensaio. Estes são apenas alguns exemplos de toda a lista de verificação (Sousa et al., 2020; Schulz et al., 2010).

2.5.2 Desenho do estudo

Estudo clínico controlado, não randomizado, aberto e transversal.

2.5.3 Coleta de dados

O recrutamento dos sujeitos foi realizado por meio de mensagens eletrônicas nas redes sociais e cartilhas de inscrição veiculadas na UNESP.

Todos os sujeitos experimentaram critérios de inclusão e exclusão. Esses critérios foram determinados de acordo com sua influência na modulação da frequência cardíaca.

Os critérios de inclusão foram aqueles sem alterações cardiorrespiratórias, endócrinas e/ou neurológicas relatadas, indivíduos que não estavam em tratamento médico, que usavam medicamentos farmacológicos que alteravam a modulação da frequência cardíaca, não fumantes, mulheres que não estavam entre o 11º e o 15º dia ou entre o 21º e o 25º dia após o primeiro dia do ciclo menstrual, e não ingeriam álcool ou bebidas com cafeína 24 horas antes da coleta de dados. Para isso, os sujeitos foram devidamente orientados quanto às recomendações básicas de coleta.

Como critério de exclusão, consideramos os sujeitos que realizaram apenas um dos dias da intervenção, circunstância que não ocorreu, e dois sujeitos foram omitidos durante o processo de análise dos índices da VFC atribuíveis a erros de dados acima de 5%.

Todos os participantes responderam ao questionário de identificação e foram submetidos a uma avaliação antropométrica.

As coletas de dados foram realizadas em um laboratório com temperatura fixa em torno de 23°C a 25°C e umidade em torno de 50% a 60%. Todos os experimentos de registro de dados foram realizados no período da tarde, entre 13h00 e 18h00, para evitar influências circadianas.

Durante a coleta de dados, instrumentos Polar RS800CX (Polar Electro, Finlândia) (anteriormente validados) foram localizados no corpo do sujeito. A cinta de captura foi posicionada no terço distal do esterno, com o relógio receptor de frequência cardíaca alinhado ao assunto.

Após a localização dos dispositivos, o sujeito foi solicitado a deitar na maca, em decúbito dorsal, pernas e braços descruzados sem rigidez, mãos sem exercer pressão sobre a maca, palmas para baixo, dedos em posição espontânea e livre (sem esticar ou apertar) e a cabeça ligeiramente levantada com um travesseiro. Também foi solicitado que tirassem sapatos e acessórios, como brincos, colares e/ou pulseiras, para evitar influência negativa no relaxamento.

No primeiro dia, os participantes descansaram por 10 minutos em posição supina e, a seguir, receberam 20 minutos de treinamento autógeno. No dia seguinte, um total de 30 minutos estavam em repouso (10 minutos de repouso e 20 minutos de placebo) (Quadro 1). A VFC foi registrada durante todo o procedimento e, por último, análise dos dados e comparação dos

dois momentos (Dia 1 e Dia 2). Após o relaxamento, os indivíduos lentamente voltaram a um estado de calma evitando qualquer possível estressor.

Quadro 1. Desenho do estudo experimental.

Dia 1	0-10 minutos	10-30 minutos
	Repouso	Treinamento autógeno
Dia 2	0-10 minutos	10-30 minutos
	Repouso	Repouso

Fonte: Autores.

2.6 Teoria e cálculo

2.6.1 Treinamento Autógeno

O treinamento autógeno é uma técnica de relaxamento que foi desenvolvida por Johannes Heinrich Schultz por volta de 1930. Essa técnica é considerada um relaxamento autógeno (auto hipnose), e isso demonstra que pode ser transmitida a terceiros, para que se apliquem, atingindo um estado autógeno de relaxamento (Barnes, 1980; Ramirez-Garcia et al., 2020). No presente estudo, os sujeitos não foram ensinados a se aplicar, pois receberam apenas uma única sessão de treinamento autógeno por meio de um terapeuta qualificado.

Essa técnica é realizada por meio de comandos verbais, ditados por um terapeuta, profissional médico ou por quem busca um estado de relaxamento. Esses comandos são frases repetidas, ou seja, os comandos necessários são constantemente reforçados. Geralmente, estão relacionados à temperatura (indução de calor) e à gravidade (indução de peso), que também são considerados dois dos seis exercícios progressivos. Os outros quatro exercícios complementares são para acalmar o tônus gastrointestinal, o fluxo sanguíneo cerebral, a frequência cardíaca e o tônus diafragmático (Barnes, 1980; Ozamiz-Etxebarria et al., 2020).

Durante a técnica foi dito "seu braço direito está pesado" e depois "seu braço direito está quente" (Quadro 2). Quando o indivíduo processa essas direções, ele ou ela experimenta uma sinestesia prazerosa, como o corpo pesado (relaxamento do tônus muscular) e/ou as extremidades aquecidas (relaxa as extremidades e promove a circulação sanguínea). Esses ambientes são bem vivenciados se o sujeito concentra e imagina tais fenômenos. Sandor (1982) afirma que a experiência de sentir a sensação de peso e calor se espalhando pelo corpo é uma forma segura e acessível de induzir um estado de relaxamento (Barnes, 1980; Câmara, 2006).

Quadro 2. Especificação do Treinamento Autógeno, adaptada de Barnes (1980) e Sandor (1982).

Áreas corporais	Comandos verbais					
Braço direito	"'peço para que se concentre em seu braço direito. Você vai começar a sentir seu braço direito pesado, muito pesado, agradavelmente pesado. Seu braço direito está quente, muito quente, agradavelmente quente e pesado. Você também sentirá sua cabeça leve, muito leve como se estivesse boiando em uma piscina." Poderá ser adicionado um recurso imaginativo como, por exemplo, o ato de mergulhar as mãos em água agradavelmente morna.					
Mão direita	''peço para que se concentre em sua mão direita. Você vai começar a sentir sua mão direita pesada, muito pesada, agradavelmente pesada. Sua mão direita está quente, muito quente, agradavelmente quente e pesada. Você também sentirá sua cabeça leve, muito leve como se estivesse boiando em uma piscina.'' Poderá ser adicionado um recurso imaginativo como, por exemplo, o ato de mergulhar as mãos em água agradavelmente morna.					
Braço esquerdo	"'peço para que se concentre em seu braço esquerdo. Você vai começar a sentir seu braço esquerdo pesado, muito pesado, agradavelmente pesado. Seu braço esquerdo está quente, muito quente, agradavelmente quente e pesado. Você também sentirá sua cabeça leve, muito leve como se estivesse boiando em uma piscina." Poderá ser adicionado um recurso imaginativo como, por exemplo, o ato de mergulhar as mãos em água agradavelmente morna.					
Mão esquerda	"'peço para que se concentre em sua mão esquerda. Você vai começar a sentir sua mão esquerda pesada, muito pesada, agradavelmente pesada. Sua mão esquerda está quente, muito quente, agradavelmente quente e pesada. Você também sentirá sua cabeça leve, muito leve como se estivesse boiando em uma piscina." Poderá ser adicionado um recurso imaginativo como, por exemplo, o ato de mergulhar as mãos em água agradavelmente morna.					
Tronco	''peço para que se concentre em seu tronco. Você vai começar a sentir seu tronco pesado, muito pesado, agradavelmente pesado. Seu tronco está quente, muito quente, agradavelmente quente e pesado. Você também sentirá sua cabeça leve, muito leve como se estivesse boiando em uma piscina.'' Poderá ser adicionado um recurso imaginativo como, por exemplo, o ato de mergulhar as mãos em água agradavelmente morna.					
Perna direita	"peço para que se concentre em sua perna direita. Você vai começar a sentir sua perna direita pesada, muito pesada, agradavelmente pesada. Sua perna direita está quente, muito quente, agradavelmente quente e pesada. Você também sentirá sua cabeça leve, muito leve como se estivesse boiando em uma piscina." Poderá ser adicionado um recurso imaginativo como, por exemplo, o ato de mergulhar as mãos em água agradavelmente morna.					
Pé direito	"'peço para que se concentre em seu pé direito. Você vai começar a sentir seu pé direito pesado, muito pesado, agradavelmente pesado. Seu pé direito está quente, muito quente, agradavelmente quente e pesado. Você também sentirá sua cabeça leve, muito leve como se estivesse boiando em uma piscina." Poderá ser adicionado um recurso imaginativo como, por exemplo, o ato de mergulhar as mãos em água agradavelmente morna.					

Perna esquerda	"'peço para que se concentre em sua perna esquerda. Você vai começar a sentir sua perna esquerda pesada, muito pesada, agradavelmente pesada. Sua perna esquerda está quente, muito quente, agradavelmente quente e pesada. Você também sentirá sua cabeça leve, muito leve como se estivesse boiando em uma piscina." Poderá ser adicionado um recurso imaginativo como, por exemplo, o ato de mergulhar as mãos em água agradavelmente morna.
Pé esquerdo	"peço para que se concentre em seu pé esquerdo. Você vai começar a sentir seu pé esquerdo pesado, muito pesado, agradavelmente pesado. Seu pé esquerdo está quente, muito quente, agradavelmente quente e pesado. Você também sentirá sua cabeça leve, muito leve como se estivesse boiando em uma piscina." Poderá ser adicionado um recurso imaginativo como, por exemplo, o ato de mergulhar as mãos em água agradavelmente morna.
Plexo Solar	''agora peço para que se concentre no meio da sua barriga, no seu plexo solar. Você vai começar a sentir seu plexo solar quente, muito quente, agradavelmente quente. Esse calor irradia-se para todo seu corpo e você sente todo seu corpo quente.''
Testa	"agora, diferente do seu plexo solar, peço para que se concentre em sentir sua testa fresca. Você sente sua testa cada vez mais fresca. Sua testa está muito, muito fresca"

Fonte: Barnes (1980) e Sandor (1982).

2.6.2 Variabilidade da Frequência Cardíaca

Para avaliar essa desregulação autonômica, existe um padrão denominado variabilidade da frequência cardíaca (VFC), que pode quantificar o intervalo de tempo entre dois batimentos cardíacos. A VFC representa a regulação do sinergismo autonômico, coração, pressão arterial (PA), intestinos (delgado e grosso), tônus vascular e troca gasosa (Shaffer, Ginsberg, 2017). Seu escrutínio pode ser realizado por métodos lineares (domínios de tempo e frequência) e não lineares (caos ou domínio da complexidade) (European Society of Cardiology, North American Society of Pacing and Electrophysiology, 1996). O presente estudo explora o mérito dos métodos não lineares. Em relação a esse método, há evidências de que os mecanismos envolvidos na regulação cardiovascular provavelmente interagem, de forma não linear, entre si. Essa circunstância destaca que a análise do domínio caótico (ou complexidade) é adequada para avaliar flutuações na modulação autonômica (Vanderlei et al., 2009).

2.6.3 Análise da complexidade

2.6.3.1 Análise da flutuação destendenciada (DFA)

A *Detrended Fluctuation Analysis* (DFA), ou análise de flutuação destendenciada, pode ser aplicada em séries temporais em que a média, a variância e a autocorrelação flutuam com o tempo (Peng et al., 1995; Bryce, Sprague, 2012; Donaldson et al., 2012). A DFA calcula a correlação dentro do sinal. Ela mede como as flutuações da escala do sinal com o número de amostras desse sinal. A série temporal de comprimento k é manipulada da seguinte forma:

$$y(k) = \sum_{i=1}^{k} (RR(i) - (\overline{RR}))$$

A série temporal integrada foi então dividida em janelas de comprimento \overline{w} de tamanho semelhante e não sobrepostas. Uma linha de regressão linear é ajustada através dos dados em cada janela e a série temporal é ajustada subtraindo a linha de regressão dos dados. A flutuação quadrática média da raiz $\overline{F(w)}$ da série temporal integrada e sem tendência é calculada para diferentes valores de \overline{w} :

$$F(w) = \left[\frac{1}{N} \sum_{k=1}^{N} [y(k) - y_w(k)]^2\right]^{\frac{1}{2}}$$

A DFA é uma técnica amplamente prescrita na análise de variabilidade. Tem sido usada na avaliação da postura (Donaldson et al., 2012), exercício (Karasik et al., 2002), classificação do estágio do sono (de León-Lomelí et al., 2014), classificação da asma (Liao et al., 2011) e doença pulmonar obstrutiva crônica (Annegarn et al., 2010; Donaldson et al., 2012; Rossi et al., 2013).

2.6.3.2 Análise global caótica

A justificativa para os globais caóticos (Garner, Ling, 2014; Garner et al., 2017) é que eles medem as respostas caóticas e as irregularidades de diferentes maneiras. Eles são funcionais com séries temporais ultracurtas (Garner et al., 2019) e, quanto mais longas as séries temporais (Vanderlei et al., 2014), os riscos estatísticos na aplicação de um são teoricamente compensados pelos outros nas combinações de *chaotic forward parameters* (CFP), ou parâmetros de avanço caótico, de 1 a 7. Este é um procedimento típico na avaliação de globais caóticos (Bernardo et al., 2014; de Souza et al., 2014).

A high spectral entropy (hsEntropy), ou alta entropia espectral, é uma função da irregularidade na amplitude e frequência dos picos dos espectros de potência (Wajnsztejn et al., 2016). É resultante da aplicação da entropia de Shannon (1948, 2001) ao espectro de potência do Multi-Taper Method (MTM), ou Método Multitaper (Vautard et al., 1992; Ghil, 1997). O espectro de potência do MTM minimiza as variações das estimativas espectrais aplicando pequenos conjuntos de cones (Ghil, 1997). Os dados são pré-multiplicados por cones ortogonais criados para minimizar o vazamento espectral devido ao comprimento finito da série temporal. As funções identificadas como discrete prolate spheroidal sequences (DPSS), ou sequências esferoidais prolatas discretas, são calculadas. A DPSS é um conjunto de funções que melhoram esses estreitamentos (Slepian, 1978; Day et al., 2020). Elas são definidas como vetores próprios de um problema de minimização de Rayleigh-Ritz (Gould, 1995).

A DFA pode ser aplicada a séries temporais quando média, variância e autocorrelação flutuam com o tempo (Peng et al., 1995; Bryce, Sprague, 2012; Donaldson et al., 2012). Para obter a *high spectral detrended fluctuation analysis* (hsDFA), ou análise de alta flutuação destendenciada espectral, a adaptação espectral é calculada exatamente da mesma maneira que para hsEntropy. Porém, o DFA é o algoritmo aplicado ao espectro de potência MTM (Wajnsztejn et al., 2016).

O spectral multi-taper method (sMTM) é a área entre o espectro de potência MTM e a linha de base. O MTM de um sinal sinusoidal infinitamente longo em tempo contínuo tem área zero abaixo (Dirac, 1939). Para variáveis aleatórias totalmente distribuídas uniformemente, o espectro é essencialmente plano, portanto, um valor zero. Essas respostas caóticas e irregulares menores atingem valores menores e dados completamente aleatórios, que também atingem um valor zero. Dentro desses extremos, o caos e as irregularidades estão normalmente presentes em um espectro de banda larga contínua. O ruído de banda larga aumenta os picos e a tendência do espectro para cima e acima da linha de base e, portanto, séries temporais caóticas e irregulares têm valores maiores para sMTM.

Com relação ao MTM, seus parâmetros são mantidos da seguinte forma para todos os três caóticos globais: (i) frequência de amostragem de 1 Hz; (ii) a largura de banda de tempo para o DPSS é 3; (iii) *fast Fourier transform* (FFT), ou transformada rápida de Fourier, é o maior de 256 e a próxima potência de dois maior do que o comprimento do segmento; e (iv) o método de combinação não linear 'adaptativo' de Thomson para combinar estimativas espectrais individuais é aplicado.

2.6.3.3 Parâmetros de avanço caótico (CFP 1 a CFP 7)

Os parâmetros caóticos de avanço (CFP1 a CFP7) são onde são aplicados às séries temporais de intervalo \overline{RR} dos sujeitos de treinamento autógeno e controle. Como o hsDFA reage a respostas caóticas e irregularidades de maneira oposta às outras, subtraímos seu valor da unidade. Todos os três valores globais caóticos têm pesos de unidade.

$$CFP1 = \left[\left(\frac{hsEntropy}{\max(hsEntropy)} \right)^{2} + \left(\frac{sMTM}{\max(sMTM)} \right)^{2} + \left(1 - \left[\frac{hsDFA}{\max(hsDFA)} \right]^{2} \right]^{\frac{1}{2}}$$

$$CFP2 = \left[\left(\frac{hsEntropy}{\max(hsEntropy)} \right)^{2} + \left(1 - \left[\frac{hsDFA}{\max(hsDFA)} \right]^{2} \right]^{\frac{1}{2}}$$

$$CFP3 = \left[\left(\frac{hsEntropy}{\max(hsEntropy)} \right)^{2} + \left(\frac{sMTM}{\max(sMTM)} \right)^{2} \right]^{\frac{1}{2}}$$

$$CFP4 = \left[\left(\frac{sMTM}{\max(sMTM)} \right)^{2} + \left(1 - \left[\frac{hsDFA}{\max(hsDFA)} \right] \right)^{2} \right]^{\frac{1}{2}}$$

$$CFP5 = \left| \left(1 - \left[\frac{hsDFA}{\max(hsDFA)} \right] \right) \right|$$

$$CFP6 = \left| \left(\frac{sMTM}{\max(sMTM)} \right) \right|$$

$$CFP7 = \left| \left(\frac{hsEntropy}{\max(hsEntropy)} \right) \right|$$

2.6.3.4 Entropia de Shannon

A entropia de Shannon (1948, 2001) é representada por um grau de ambiguidade associado à ocorrência do resultado. Um valor mais alto de entropia dá um resultado mais incerto e é mais difícil de prever. A entropia de Shannon pode ser usada globalmente. Consequentemente, ela pode ser aplicada em toda a série temporal ou em pontos adjacentes. Essa métrica fornece mais indicações sobre eventos específicos, como *outliers* ou eventos intermitentes. Em contraste com as entropias de Tsallis (dos Santos, 1997) e Renyi (Lenzi et al., 2000) (discutidas a seguir), a entropia de Shannon é aditiva. Portanto, se as probabilidades podem ser fatoradas independentemente, a entropia do processo conjunto é a soma das entropias dos processos distintos.

2.6.3.5 Entropia de Renyi

A entropia de Renyi é uma declaração geral da entropia de Shannon e é principalmente dependente de um parâmetro especificado. A entropia de Renyi depende da ordem entrópica (aqui, definida como 0,25). A entropia de Renyi se aproxima da entropia de Shannon como $\alpha \to 1$, derivada da regra de l'Hospital (Taylor, 1952; Pinelis, 2002). À medida que a ordem entrópica aumenta, os eventos se tornam mais sensíveis aos valores que ocorrem em probabilidades mais altas e menos aos de probabilidades mais baixas. A entropia de Renyi é totalmente descrita em estudos de Lenzi et al. (2000) e Zyczkowski (2003).

2.6.3.6 Entropia de Tsallis

A entropia de Tsallis é uma descrição geral da entropia padrão de Shannon-Boltzmann-Gibbs. Foi apresentada na aplicação da mecânica estatística e reforçada no reconhecimento de padrões. A entropia de Tsallis depende do parâmetro conhecido como índice entrópico (aqui, definido como 0,25). A entropia de Tsallis se converte em entropia de Shannon-Boltzmann-Gibbs quando o índice entrópico $\overline{q} \rightarrow \overline{1}$. Uma discussão mais aprofundada sobre a entropia de Tsallis é descrita nas publicações de Mariz (1992) e dos Santos (1997).

2.6.3.7 Entropia aproximada

A approximate entropy ($\overline{\text{ApEn}}$), ou entropia aproximada, foi publicada por Pincus (1991). É uma técnica necessária para avaliar o nível de uniformidade e a imprevisibilidade das mudanças ao longo da série temporal. A $\overline{\text{ApEn}}$ é a razão logarítmica de sequências correspondentes de componentes a partir do comprimento do sinal, \overline{N} . Outros parâmetros incluem \overline{r} , tolerância na dimensão de incorporação. Neste estudo, definimos esses parâmetros como $\overline{m}=2$ e $\overline{r}=0.2$ (20% do desvio padrão da série temporal). Os pontos fracos da $\overline{\text{ApEn}}$ são: muita dependência de \overline{m} e \overline{r} , e não existência de um processo sistemático ou algoritmo que possa derivá-los. Eles só podem ser otimizados por tentativa e erro, o que custa tempo (Garner et al., 2020; Garner et al., 2021). Um valor mínimo de zero para $\overline{\text{ApEn}}$ indicaria uma série temporal totalmente previsível, enquanto um valor crescente especifica uma série temporal mais imprevisível e caótica. A $\overline{\text{ApEn}}$ é matematicamente descrita como no manual de análise Kubios HRV® (Tarvainen et al., 2014). Para começar, um conjunto de vetores \overline{m} de comprimento \overline{u}_j é formado; observa-se a dimensão de incorporação, \overline{m} e \overline{N} o número de intervalos $\overline{R}R$.

$$u_j = (RR_j, RR_{j+1}, \dots, RR_{j+m-1}), j = 1, 2, \dots N - m + 1$$

A distância entre esses vetores é a diferença máxima absoluta entre os elementos correspondentes, portanto,

$$d(u_j, u_k) = \max\{|RR_{j+n} - RR_{k+n}||n = 0, ..., m-1\}$$

Próximo para cada u_j o número relativo de vetores u_k para qual $d(u_j, u_k)$, r é calculado. Este índice é denotado como $C_i^m(r)$ e pode ser escrito da seguinte forma:

$$C_j^m(r) = \frac{\text{number of } \{u_k | d(u_j, u_k), r\}}{N - m + 1} \forall k$$

Atribuível à normalização, o valor de $C_j^m(r)$ geralmente é menor ou igual a 1. Observe que o valor é, no entanto, pelo menos 1/(N-m+1) desde que u_j também esteja incluído na contagem. Então, pegue o logaritmo natural de cada $C_j^m(r)$ e média sobre j para produzir.

$$\Phi^{m}(r) = \frac{1}{N-m+1} \sum_{j=1}^{N-m+1} \ln C_{j}^{m}(r)$$

Finalmente, a entropia aproximada é atingida como:

$$ApEn(m, r, N) = \Phi^{m}(r) - \Phi^{m+1}(r)$$

2.6.3.8 Entropia de amostra

A sample entropy (SampEn), ou entropia de amostra, é comparável à $\overline{\text{ApEn}}$, no entanto, existem dois ajustes significativos durante o cálculo (Richman, Moorman, 2000; Richman et al., 2004). Para $\overline{\text{ApEn}}$, no cálculo do número de vetores $\overline{u_k}$ para os quais $\overline{d(u_j, u_k)}$, r também o próprio vetor $\underline{u_j}$ está contido. Isso garante que $\underline{C_j^m(r)}$ seja sempre maior que zero e o logaritmo possa ser calculado. Infelizmente, torna o $\overline{\text{ApEn}}$ enviesado.

A SampEn foi derivada para diminuir o viés. Mais uma vez, a dimensão de incorporação é m e o parâmetro de tolerância r. Definimos m=2 e r=0.2 (ou 20% do desvio padrão da série temporal). Da mesma forma, ApEn e SampEn são estimativas do logaritmo natural negativo da probabilidade condicional de que uma série temporal de comprimento N, tendo se repetido dentro de uma tolerância r para m pontos, também se repita para m+1 pontos. A SampEn é definida no manual de análise Kubios HRV® (Tarvainen et al., 2014). Na SampEn, a auto comparação de u_j é eliminada calculando-se $C_j^m(r)$ como:

$$C_j^m(r) = \frac{\text{number of } \{u_k | d(u_j, u_k), r\}}{N - m} \forall k \neq j$$

Os valores de $C_j^m(r)$ são calculados para produzir:

$$C^{m}(r) = \frac{1}{N-m+1} \sum_{j=1}^{N-m+1} C_{j}^{m}(r)$$

A entropia de amostra é descrita matematicamente como:

$$SampEn(m, r, N) = ln(C^{m}(r)/C^{m+1}(r))$$

2.6.3.9 Dimensão fractal de Higuchi (HFD)

Os sistemas fractais exibem uma característica distintiva chamada autossimilaridade. Um objeto auto semelhante, após exame minucioso, é composto de versões menores de si mesmo. Existem vários algoritmos que podem ser aplicados para quantificar a dimensão fractal. Eles são principalmente Higuchi (Higuchi, 1988; Garner et al., 2018), Katz (1988) e Castiglioni (2010).

Inicialmente, avaliamos a técnica formulada por Higuchi, vista como a técnica mais matematicamente robusta. É uma técnica aplicada diretamente aos intervalos \overline{RR} . Não há etapa do espectro de potência envolvida. Khoa et al. (2012) apresentam o algoritmo matematicamente. É baseado em uma medida de comprimento, $\overline{L(k)}$, da curva que representa a série temporal considerada enquanto se usa um segmento de \overline{k} amostras como uma unidade, se $\overline{L(k)}$ escalar como: $\overline{L(k)}$: k^{-Df} .

Diz-se que a curva mostra a dimensão fractal (\overline{Df}) porque uma curva simples tem dimensão igual a 1 e um plano tem dimensão igual a 2; o valor de \overline{Df} está sempre entre 1 (curva simples) e 2 (curva que quase preenche todo o plano). \overline{Df} mede a complexidade da curva e, portanto, as séries temporais que essa curva representa em um gráfico.

A partir de uma série temporal, $\overline{RR(1), RR(2), ..., RR(N)}$, o algoritmo constrói \overline{k} novas séries temporais:

$$RR_{km} = \left\{ RR(m), RR(m+k), RR(m+2k), \dots, RR\left(m + int\left(\frac{(N-m)}{k}\right) \cdot k\right) \right\} for \ m = 1, 2, \dots, k$$

Onde m é o valor inicial do tempo e k indica o intervalo de tempo discreto entre os pontos; portanto, o atraso, k_{max} é o tempo máximo do intervalo, int(a) é parte integrante de um número real a.

Para cada uma das séries temporais $\overline{RR_{km}}$ construídas, o comprimento médio $\overline{L_m(k)}$ é então calculado como:

$$L_m(k) = \frac{1}{k} \left[\left(\sum_{i=1}^{int((N-m)/k)} |RR(m+i\cdot k) - RR(m+(i-1)\cdot k)| \right) \right] \times \frac{N-1}{int(\frac{(N-m)}{k})\cdot k}$$

Onde, \overline{N} é o número total de intervalos \overline{RR} . Posteriormente, o comprimento da curva para o intervalo de tempo \overline{k} é expresso como o valor da soma dos conjuntos de \overline{k} de $\overline{L_m(k)}$, conforme ilustrado pela seguinte equação:

$$L(k) = \frac{1}{k} \sum_{m=1}^{k} L_m(k)$$

Finalmente, a inclinação da curva $\ln(L(k))/\ln(1/k)$ é estimada usando o melhor ajuste linear de mínimos quadrados e a inclinação resultante é o *Higushi fractal dimension* (HFD), ou dimensão fractal de Higushi. Para selecionar um valor adequado para k_{max} , os valores de HFD são plotados contra um intervalo de k_{max} . O ponto em que os platôs da dimensão fractal são considerados um ponto de saturação. Esse valor k_{max} deve ser selecionado.

2.7 Análise de dados

Todas as métricas de complexidade (ou não lineares) reveladas na seção de métodos foram consideradas como variáveis dependentes. Para avaliar os efeitos das intervenções no Dia 1 (intervenção autógena) e no Dia 2 (intervenção controle), comparamos as métricas da VFC em repouso *versus* durante a intervenção em ambos os dias. Consequentemente, aplicamos a *repeated measures multivariate analyses of variance* (RM-MANOVA), ou análise múltipla de variância de medidas repetidas, com o fator 4 (momentos: (i) Dia de descanso 1; (ii) Dia de intervenção autógena 1; (iii) Dia de descanso 2; (iv) Dia de intervenção de controle 2). Os testes post-hoc de *least significant difference* (LSD) foram realizados em cada par de variáveis. O $\boxed{\eta}$ -quadrado parcial $\boxed{\eta p^2}$ foi relatado para quantificar os tamanhos do efeito $\boxed{\rho}$ (D,14) (Lakens, 2013). As conclusões foram significativas no nível $\boxed{\rho}$ $\boxed{\rho}$ (ou $\boxed{\rho}$ $\boxed{\rho}$). As análises estatísticas foram concluídas usando IBM-SPSS (v. 26.0, IBM Corp.).

3. Resultados

É possível observar os resultados da Análise caótica global (CFP1 a CFP7), descrita na Tabela 2 e na Figura 1; a Análise de cinco entropias e flutuações destendenciadas, descrita na Tabela 3 e Figura 2; a Dimensões fractais de Higuchi, descrita na Tabela 4 e Figura 3 e por fim, a Análise de correlação.

3.1 Análise de complexidade

3.1.1 Análise caótica global (CFP1 a CFP7)

Tabela 2. A média e os desvios padrão para a análise global caótica (CFP1 a CFP7). Os níveis de significância foram testados por RM-MANOVA, testes post-hoc, tamanhos de efeito e potência observada.

	CFPx	Pré-intervenção (significância ± desvio padrão)	Intervenção (significância ± desvio padrão)	p-value (descanso intervenção)	x	Medidas repetidas (efeito) p-value		Potência observada
D1 (IA)	CFP1	0.8569 ± 0.1265	0.8943 ± 0.0931	0.055**		0.400	0.04	0.12
D2 (IC)	CFP1	0.8635 ± 0.1583	0.9008 ± 0.1423	-		0.488	0.04	0.13
	p-value (D1 x D2)	-	-					
D1 (IA)	CFP2	0.6261 ± 0.1257	0.6262 ± 0.119	-		0.025**	0.17	0.72
D2 (IC)	CFP2	0.6484 ± 0.1466	0.7118 ± 0.1737	0.022		0.025**	0.17	0.73
	p-value (D1 x D2)	-	0.021					
D1 (IA)	CFP3	0.7863 ± 0.1157	0.8382 ± 0.0879	0.006		0.154	0.11	0.24
D2 (IC)	CFP3	0.758 ± 0.1539	0.8371 ± 0.1496	0.003	(0.154	0.11	0.34
	p-value (D1 x D2)	-	-					
D1 (IA)	CFP4	0.6481 ± 0.2082	0.6877 ± 0.1703	0.034		0.205	0.00	0.25
D2 (IC)	CFP4	0.6574 ± 0.2698	0.5844 ± 0.2572	0.001		0.205	0.09	0.25
	p-value (D1 x D2)	-	0.059**					
D1 (IA)	CFP5	0.308 ± 0.158	0.2846 ± 0.1339	-		0.156	0.11	0.21
D2 (IC)	CFP5	0.362 ± 0.209	0.2587 ± 0.2101	<0.001		0.156	0.11	0.31
	p-value (D1 x D2)	-	-					
D1 (IA)	CFP6	0.5644 ± 0.1591	0.6213 ± 0.1313	<0.001		0.074*	0.17	0.74
D2 (IC)	CFP6	0.539 ± 0.2008	0.5108 ± 0.1912	0.047		0.074*	0.17	0.74
	p-value (D1 x D2)	-	0.014					
D1 (IA)	CFP7	0.4928 ± 0.2194	0.521 ± 0.1954	-		0.140	0.12	0.52
D2 (IC)	CFP7	0.4397 ± 0.2818	0.5845 ± 0.2998	<0.001		0.148	0.12	0.52
	p-value (D1 x D2)	-	-					

Legenda: D1: Dia 1; D2: Dia 2; IA: Intervenção autógena; IC: Intervenção controle.

Autogenic Pre-Intervention Autogenic Intervention 1.4 1.0 1.0 0.8 8.0 0.6 0.6 0.4 0.4 0.2 0.2 0.0 0.0 Control Pre-Intervention Control Intervention 1.4 1.4 1.2 1.2 1.0 0.8 0.6 0.4 0.4 0.2 0.2 0.0 0.0

Figura 1. Boxplot para os parâmetros globais caóticos (CFP1 a CFP7).

Fonte: Autores.

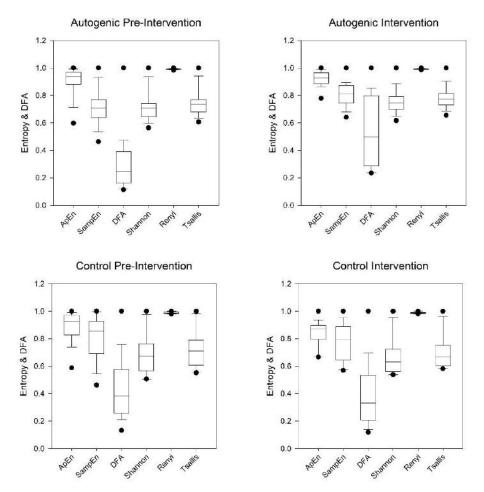
3.1.2 Análise de cinco entropias e flutuações destendenciadas

Tabela 3. A média e os desvios padrão para cinco tipos de entropia: aproximada (Pincus, 1995), de amostra (Richman, Moorman, 2000; Silva, Murta Junior, 2012), de Shannon (Shannon, 1948, 2001), de Renyi (Zyczkowski, 2003; Hastings et al., 2010) e de Tsallis (Mariz, 1992; Plastino AR, Plastino A, 1993; dos Santos, 1997) e DFA (Donaldson et al., 2012; Bryce, Sprague, 2012). Havia grupos iguais de indivíduos para ambos os grupos (controle pré-intervenção e intervenção de controle (n = 18) e pré-intervenção autógena e intervenção autógena (n = 19)) e o número de intervalos RR em todos os conjuntos de dados foi 300. Os níveis de significância foram testados por RM-MANOVA, testes post-hoc, tamanhos de efeito e potência observada.

	Entropias e DFA	Pré-intervenção (significância ± desvio padrão)	Intervenção (significância ± desvio padrão)	p-value (descanso x intervenção)	Medidas repetidas (efeito) p-value	$\begin{array}{cc} Tamanho \\ de & efeito \\ \hline \left(\eta p^2\right) \end{array}$	Potência observada
D1 (IA)	ApEn	0.8975 ± 0.1008	0.9254 ± 0.0539	-	0.059	0.14	0.63
D2 (IC)	ApEn	0.8842 ± 0.1094	0.8423 ± 0.0903	-	0.039	0.14	0.03
	<i>p-value</i> (D1 x D2)	-	0.007				
D1 (IA)	SampEn	0.7082 ± 0.1299	0.8073 ± 0.0867	0.007	0.014	0.19	0.79
D2 (IC)	SampEn	0.8177 ± 0.1563	0.7752 ± 0.136	-	0.014	0.19	0.79
	<i>p-value</i> (<i>D1 x D2</i>)	0.012	-				
D1 (IA)	DFA	0.3022 ± 0.2052	0.5325 ± 0.2528	0.007	0.027	0.17	0.71
D2 (IC)	DFA	0.4373 ± 0.2147	0.3848 ± 0.2199	-	0.027	0.17	0.71
	<i>p-value</i> (<i>D1 x D2</i>)	-	0.070*				
D1 (IA)	Shannon	0.7166 ± 0.1087	0.7569 ± 0.0887	<0.001	0.042	0.21	0.56
D2 (IC)	Shannon	0.6893 ± 0.1437	0.6692 ± 0.136	0.047	0.042	0.21	0.30
	<i>p-value</i> (<i>D1 x D2</i>)	-	0.007				
D1 (IA)	Renyi	0.9899 ± 0.0042	0.9916 ± 0.0033	<0.001	0.023	0.25	0.93
D2 (IC)	Renyi	0.9886 ± 0.0058	0.9877 ± 0.0054	0.003	0.023	0.23	0.93
	<i>p-value</i> (<i>D1 x D2</i>)	-	0.058**				
D1 (IA)	Tsallis	0.7464 ± 0.098	0.783 ± 0.0798	<0.001	0.026	0.22	0.50
D2 (IC)	Tsallis	0.7175 ± 0.1301	0.7021 ± 0.1235	0.006	0.036	0.22	0.59
	<i>p-value</i> (<i>D1 x D2</i>)	-	-				

Legenda: D1: Dia 1; D2: Dia 2; IA: Intervenção autógena; IC: Intervenção controle.

Figura 2. Boxplot para cinco tipos de entropia (aproximada, de amostra, de Shannon, de Renyi & de Tsallis) e DFA.



Fonte: Autores.

3.1.3 Dimensões fractais de Higuchi

Tabela 4. A média e os desvios padrão para HFD (Higuchi, 1988; Garner et al., 2018). Estatísticas HFD via K_{max} entre 10 e 150 em intervalos de 10. Os níveis de significância foram testados por RM-MANOVA, testes post-hoc, tamanhos de efeito e potência observada.

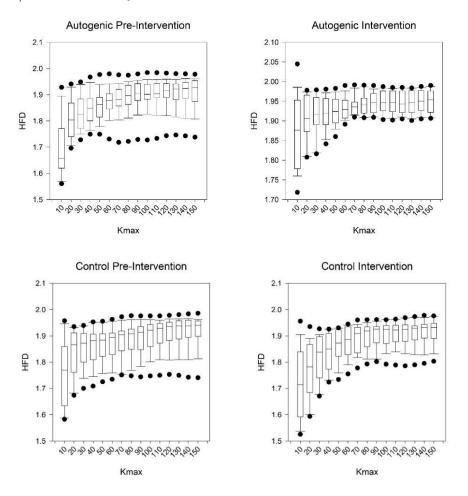
		Descanso	Intervenção	p-value	Medidas	Tamanh o de	Do48
	K_{\max}	(significância ± desvio padrão)	(significância ± desvio padrão)	(descanso x intervenção)	repetidas (efeito) p-value	efeito (ηp^2)	Potência observada
D1 (IA)	10	16995 ± 0.1107	18683 ± 0.0934	<0.001	<0.001	0.39	1.00
D2 (IC)	10	17638 ± 0.1233	17147 ± 0.1306	<0.001	<0.001	0.39	1.00
	p-value (D1 x D2)	-	-				
D1 (IA)	20	18024 ± 0.0756	19077 ± 0.0562	<0.001			
D2 (IC)	20	1835 ± 0.0876	17716 ± 0.1028	<0.001	<0.001	0.43	1.00
	p-value (D1 x D2)	-	0.025				
D1 (IA)	30	18296 ± 0.0669	19129 ± 0.0495	<0.001	0.001	0.20	0.00
D2 (IC)	30	18555 ± 0.0695	1811 ± 0.0844	<0.001	<0.001	0.38	0.99
	p-value (D1 x D2)	-	-				
D1 (IA)	40	1848 ± 0.0608	19186 ± 0.0404	<0.001	0.001	0.25	0.00
D2 (IC)	40	18631 ± 0.0673	1838 ± 0.07	<0.001	<0.001	0.35	0.99
	p-value (D1 x D2)	-	-				
D1 (IA)	50	18589 ± 0.0576	19244 ± 0.0342	<0.001			
D2 (IC)	50	18698 ± 0.0622	1863 ± 0.0609	<0.001	0.001	0.31	0.98
	p-value (D1 x D2)	-	-				
D1 (IA)	60	18709 ± 0.0559	19323 ± 0.0274	0.001	0.002	0.20	0.06
D2 (IC)	60	18763 ± 0.0611	18796 ± 0.0572	<0.001	0.002	0.28	0.96
	p-value (D1 x D2)	-	-				
D1 (IA)	70	18809 ± 0.0571	19385 ± 0.0239	0.003	0.002	0.26	0.94

D2 (IC)	70	18836 ± 0.0601	1888 ± 0.0525	0.001			
	p-value (D1 x D2)	-	-				
D1 (IA)	80	1889 ± 0.0574	19417 ± 0.0248	0.006	0.000	0.22	0.04
D2 (IC)	80	18894 ± 0.0606	18956 ± 0.0496	0.002	0.008	0.22	0.84
	p-value (D1 x D2)	-	-				
D1 (IA)	90	18944 ± 0.0566	19456 ± 0.0248	0.006	0.015	0.2	0.77
D2 (IC)	90	18956 ± 0.0612	19038 ± 0.0493	0.004	0.013	0.2	0.77
	p-value (D1 x D2)	-	-				
D1 (IA)	100	18965 ± 0.0569	19484 ± 0.0254	0.005	0.010	0.10	0.74
D2 (IC)	100	19029 ± 0.0606	19076 ± 0.0491	0.005	0.019	0.19	0.74
	p-value (D1 x D2)	-	-				
D1 (IA)	110	18984 ± 0.0563	19488 ± 0.0263	0.005	0.021	0.10	0.70
D2 (IC)	110	19071 ± 0.0604	1909 ± 0.0481	0.005	0.021	0.18	0.79
	p-value (D1 x D2)	-	-				
D1 (IA)	120	19022 ± 0.0558	1949 ± 0.0258	0.007	0.027	0.17	0.71
D2 (IC)	120	19095 ± 0.0603	19098 ± 0.0487	0.005	0.027	0.17	0.71
	p-value (D1 x D2)	-	-				
D1 (IA)	130	19046 ± 0.0568	19484 ± 0.0275	0.010	0.04	0.16	0.71
D2 (IC)	130	19126 ± 0.0609	19116 ± 0.0481	0.007	0.04	0.16	0.71
	p-value (D1 x D2)	-	-				
D1 (IA)	140	19062 ± 0.0593	19489 ± 0.0276	0.013	0.053	0.15	0.60
D2 (IC)	140	19155 ± 0.0608	19157 ± 0.0475	0.011	0.033	0.13	0.00
	p-value (D1 x D2)						

D1 (IA)	150	19082 ± 0.0626	19505 ± 0.0285	0.019	0.062**	0.14	0.57
D2 (IC)	150	19189 ± 0.0593	19189 ± 0.0459	0.011	0.002	0.14	0.57
	p-value (D1 x D2)	-	-				

Legenda: D1: Dia 1; D2: Dia 2; IA: Intervenção autógena; IC: Intervenção controle.

Figura 3. Boxplot para estatísticas de HFD através de $\overline{k_{max}}$ entre 10 e 150 em intervalos de 10. Havia grupos iguais de sujeitos para controle pré-intervenção e intervenção de controle (n = 18) e pré-intervenção autógena e intervenção autógena (n = 19), e o número de intervalos \overline{RR} em todos os conjuntos de dados foi 300.



Fonte: Autores.

3.2 Análise de correlação

Com o objetivo de descobrir quais fatores poderiam estar relacionados aos índices de VFC, realizamos uma análise de correlação e revelamos uma associação entre a relação cintura-quadril e CFP1 ($\overline{r}=0,47,p=0,042$), CFP4 ($\overline{r}=0,50,p=0,030$) e CFP6 ($\overline{r}=0,51,p=0,028$); IMC e CFP1 ($\overline{r}=0,48,p=0,037$) e CFP3 ($\overline{r}=0,46,p=0,049$); além de ($\overline{r}=0,52,p=0,024$).

4. Discussão

O presente estudo hipotetizou uma elevação na atividade caótica, levando em consideração a análise não linear da VFC durante o recebimento de uma técnica de relaxamento (treinamento autógeno). Isso melhorou o sinergismo entre os sistemas nervosos autônomos simpáticos e parassimpáticos (Hall, 2016).

Em um estudo caso-controle, Yusuf et al. (2004) investigaram os fatores de risco associados ao infarto do miocárdio (as doenças cardiovasculares estão no topo do ranking das principais causas de mortalidade em todo o mundo, de acordo com a OMS (World Health Organization, 2020)). Os autores identificaram fatores psicossociais (estresse, ansiedade e depressão) com um percentual de 32,5% dos nove fatores de risco influentes para infarto agudo do miocárdio. Nesse ponto, Kivimäki e Steptoe (2017), num artigo de revisão sistemática, designaram que o estresse e seus efeitos fisiopatológicos no organismo pode aumentar a instabilidade elétrica do coração, a isquemia miocárdica, o aparecimento de trombos e a ruptura de placa, além de favorecer o aparecimento de episódios de arritmia cardíaca, infartos, cardiomiopatia e derrames.

Com base nessas informações, o presente estudo teve como objetivo investigar os efeitos cardíacos de uma técnica de relaxamento não invasiva denominada treinamento autógeno. Índices não lineares foram selecionados como conceitos que demonstram serem mais sensíveis em sistemas dinâmicos, em comparação com índices lineares (de Souza et al., 2014).

Consistente com os resultados da análise caótica global (Tabela 2):

No Dia 1 (intervenção), existem valores significativos e marginalmente significativos em: CFP1 (p = 0.055), CFP3 (p = 0.006), CFP4 (p = 0.034) e CFP6 (p < 0.001).

No Dia 2 (placebo) existem valores significativos em: CFP2 (p = 0.022), CFP3 (p = 0.003), CFP4 (p = 0.001), CFP5 (p < 0.001), CFP6 (p = 0.047) e CFP7 (p < 0.001).

Ao comparar D1 x D2 existem valores significativos ou marginalmente significativos em: intervenção CFP2 (p=0.021), intervenção CFP4 (p=0.059) e intervenção CFP6 (p=0.014).

Conforme afirmado por Bernardo et al. (2014), os índices mais robustos são CFP1, CFP7 e CFP3, respectivamente. Considerando este fato, existe um valor significativo do CFP1 Dia 1, o que pode confirmar a nossa hipótese. Ainda assim, o CFP3 aparece com valores significativos nos Dias 1 e 2, minando a hipótese em questão. Por fim, o CFP7 apresenta um valor altamente significativo (p < 0.001) apenas no Dia 2, onde ocorreu a intervenção placebo.

Junto com os resultados das cinco entropias e DFA (Tabela 3):

No Dia 1 (intervenção), existem valores significativos em: [p = 0.007], DFA ([p = 0.007]), Shannon ([p < 0.001]), Renyi ([p < 0.001]) e Tsallis ([p < 0.001]).

No Dia 2 (placebo), existem valores significativos em: Shannon (p = 0.047), Renyi (p = 0.003) e Tsallis (p = 0.006).

Ao comparar D1 x D2, existem valores significativos ou marginalmente significativos em: intervenção \overline{ApEn} ($\overline{p}=0,007$), pré-intervenção \overline{SampEn} ($\overline{p}=0,012$), intervenção DFA ($\overline{p}=0,070$), intervenção Shannon ($\overline{p}=0,007$) e intervenção Renyi ($\overline{p}=0,058$).

É concebível observar implicação em todos os índices nos valores de "Medidas repetidas (efeito)". O tamanho do efeito é alto e clinicamente relevante em todos os índices analisados. A potência observada está entre média e alta em todos os índices da Tabela 3.

Pimentel et al. (2021) relataram em seu estudo que a $\overline{\text{SampEn}}$, juntamente com o $\overline{\text{d}}$ de Cohen, é uma entropia de grande significado. No presente estudo, a $\overline{\text{SampEn}}$ aparece com um valor significativo ($\overline{\text{p}} = 0.007$) no Dia 1 (intervenção

autógena) mesmo com um grande tamanho de efeito ($\sqrt{d}=0,19$). Lamentavelmente, a SampEn também aparece com valor significativo ($\sqrt{p}=0,012$) ao comparar D1 x D2 na pré-intervenção.

A $\overline{\text{ApEn}}$ pode ser um marcador matemático significativo se os parâmetros de tolerância (\overline{r}) e dimensão de incorporação (\overline{m}) forem calculados juntos (Garner et al., 2020). No presente estudo de $\overline{\text{ApEn}}$, ela foi calculada sem ligação com \overline{m} e \overline{r} .

Shannon, Renyi e Tsallis oferecem valores significativos nos Dias 1 e 2, mas no Dia 1 seus valores são altamente significativos (p < 0.001), o que confirmaria a hipótese existente. As três entropias tendem a responder ao caos igualmente (Vanderlei et al., 2015), o que explica os resultados do Dia 1.

Em HFD (Tabela 4):

É provável que se observem valores de p significativos nos Dias 1 e 2, ou seja, há significância tanto no dia em que os participantes receberam relaxamento quanto no dia em que não o receberam. Esses dados desencadeiam a seguinte questão: o treinamento autógeno proporcionaria um estado de relaxamento apenas por causa do efeito placebo? Conforme afirmado pelo estudo em questão, conclui-se que durante o treinamento autógeno não houve aumento nas respostas caóticas, além de não haver melhora no sinergismo entre o sistema nervoso simpático e o parassimpático.

Os valores de "Medidas repetidas (efeito)" demonstram fortes significâncias em todos os índices na Tabela 4. O tamanho do efeito é alto e clinicamente relevante, enquanto a potência observada é igualmente significativa.

Os resultados do presente estudo convergem com os resultados do estudo de Lanatà et al. (2021). Consistente com o outro estudo, os processos mentais e sentimentais (ou emocionais) dos participantes não foram avaliados. Imagens mentais e discurso falado podem influenciar positivamente o resultado em relação aos níveis de relaxamento. Como não foram controlados, o estudo pode ter apresentado resultados restritos.

Finalmente, pode ser benéfico calcular outros métodos ou técnicas para a medição de respostas caóticas ou complexidade. Isso poderia ser baseado em dinâmica não linear, tais como dimensão de correlação (Skinner et al., 1991; Molnar, Skinner, 1993), índices geométricos (Stoco-Oliveira et al., 2021) ou dinâmica simbólica (Valencia et al., 2015).

5. Conclusão

Nossos resultados demonstram mudanças significativas na VFC não linear durante a intervenção com Treinamento Autógeno e durante a intervenção placebo. Esses dados instigam a seguinte questão: o Treinamento Autógeno forneceria um estado de relaxamento atribuível apenas ao efeito placebo? Conforme dito pelo estudo em questão, confirma-se que ao longo do Treinamento Autógeno não houve aumento nas respostas caóticas ou irregularidades, além disso não houve melhora no sinergismo entre o Sistema Nervoso Simpático e o Parassimpático.

Lamentavelmente, não existem estudos anteriores sobre essa relação, sendo imprescindível o aprofundamento do estudo nesta área e a publicação de novos artigos.

Os autores sugerem pesquisas adicionais com treinamento autógeno não linear em VFC. A título de sugestão, seria desejável realizar um estudo com um número amostral maior, um desenho de estudo mais robusto, como um estudo longitudinal e randomizado e uma técnica alternativa à existente.

Referências

American Heart Association. (2021). Silent ischemia and ischemic heart disease. https://www.heart.org/en/health-topics/heart-attack/about-heart-attacks/silent-ischemia-and-ischemic-heart-disease

Annegarn J., Spruit M. A., Savelberg H. H. C. M., Willems P. J. B., Wouters E. F. M., Schols A. M. W. J., & Meijer K. (2010). Stride time fluctuations during the six minute walk test in COPD patients. Rehabilitation: mobility, exercise, and sports: 4th International State-of-the-Art Congress. Amsterdam: IOS Press; 2010. p. 149-51. (Assistive technology research series; vol. 26), 10.3233/978-1-60750-080-3-149.

Barnes, R. H. (1980), Mind/body integration: essential readings in biofeedback, Psychosomatics, 21(11): 954-5.10.1016/S0033-3182(80)73593-4.

Bernardo, A. F. B., Vanderlei, L. C. M., & Garner, D. M. (2014). HRV Analysis: A Clinical and Diagnostic Tool in Chronic Obstructive Pulmonary Disease. International Scholarly Research Notices, 2014, 1–6.10.1155/2014/673232.

Bryce, R. M., & Sprague, K. B. (2012). Revisiting detrended fluctuation analysis. Scientific Reports, 2(1):10.1038/srep00315.

Câmara, F. P., (2006). Treinamento Autógeno Simplificado: Um método de Terapia Integral. The International Journal of Psychiatry, 7 (11), 27-28.

Castiglioni, P. (2010). What is wrong in Katz's method? Comments on: "A note on fractal dimensions of biomedical waveforms." Computers in Biology and Medicine, 40(11-12), 950–952. 10.1016/j.compbiomed.2010.

Day, B., Evers, A., & Hack, D. (2020). Multipath Suppression for Continuous Wave Radar via Slepian Sequences. IEEE Transactions on Signal Processing, 1–1. 10.1109/tsp.2020.2964199.

DeCS: Descritores em Ciências da Saúde [Health Sciences Descriptors], (2017 May 18). Autogenic training. https://decs.bvsalud.org/ths/resource/?id=1332&filter=ths_termall&q=autogenic-training.

De Leon-Lomeli, R., Murguia, J. S., Chouvarda, I., Mendez, M. O., Gonzalez-Galvan, E., Alba, A., & Parrino, L. (2014). Relation between heartbeat fluctuations and cyclic alternating pattern during sleep in insomnia patients. 2014 36th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society.10.1109/embc.2014.6944067.

De Souza, N. M., Vanderlei, L. C. M., & Garner, D. M. (2014). Risk evaluation of diabetes mellitus by relation of chaotic globals to HRV. Complexity, 20(3), 84–92. 10.1002/cplx.21508.

Dirac, P. A. M. (1939). A new notation for quantum mechanics. Mathematical Proceedings of the Cambridge Philosophical Society, 35(03), 416. 10.1017/s0305004100021162.

Donaldson, G. C., Seemungal, T. A. R., Hurst, J. R., & Wedzicha, J. A. (2012). Detrended fluctuation analysis of peak expiratory flow and exacerbation frequency in COPD. European Respiratory Journal, 40(5), 1123–1129.10.1183/09031936.00180811.

Dos Santos, R. J. V. (1997). Generalization of Shannon's theorem for Tsallis entropy. Journal of Mathematical Physics, 38(8), 4104-4107.10.1063/1.532107.

European Society of Cardiology; North American Society of Pacing and Electrophysiology. (1996). Heart rate variability: standards of measurement, physiological interpretation, and clinical use. Circulation. 1996;93(5):1043-65:10.1161/01.CIR.93.5.1043.

Fioranelli, M., Bottaccioli, A. G., Bottaccioli, F., Bianchi, M., Rovesti, M., & Roccia, M. G. (2018). Stress and Inflammation in Coronary Artery Disease: A Review Psychoneuroendocrineimmunology-Based. Frontiers in Immunology, 9.10.3389/fimmu.2018.02031.

Garner, D. M., Bernardo, A. F. B., & Vanderlei, L. C. M. (2021). HRV analysis: unpredictability of approximate entropy in chronic obstructive pulmonary disease. Series Cardiol Res. 3(1):1-10.

Garner, D. M., de Souza, N. M., & Vanderlei, L. C. M. (2017). Risk assessment of diabetes mellitus by chaotic globals to heart rate variability via six power spectra. Rom J Diabetes Nutr Metab Dis. 2017;24(3):227-36. 10.1515/rjdnmd-2017-0028.

Garner, D. M., de Souza, N. M., & Vanderlei, L. C. M. (2018). Heart rate variability analysis: Higuchi and Katz's fractal dimensions in subjects with type 1 diabetes mellitus. Rom J Diabetes Nutr Metab Dis. 2018;25(3):289-95.10.2478/rjdnmd-2018-0034.

Garner, D. M., de Souza, N. M., & Vanderlei, L. C. M. (2020). Unreliability of approximate entropy to locate optimal complexity in diabetes mellitus via heart rate variability. Series Endo Diab Met. 2(2):32-40.

Garner, D. M., & Ling, B. W.-K. (2014). Measuring and locating zones of chaos and irregularity. Journal of Systems Science and Complexity, 27(3), 494–506.10.1007/s11424-014-2197-7.

Garner, D. M., Vanderlei, F. M., Valenti, V. E., & Vanderlei, L. C. M. (2019). Non-linear regulation of cardiac autonomic modulation in obese youths: interpolation of ultra-short time series. Cardiology in the Young, 29(09), 1196–1201.10.1017/s1047951119001951.

Ghil, M. (1997). The SSA-MTM toolkit: applications to analysis and prediction of time series. Proc SPIE Int Soc Opt Eng. 1997; 3165: 216-30.10.1117/12.279594.

Gould, S. H., (1995). Variational methods for eigenvalue problems: an introduction to the methods of Rayleigh, Ritz, Weinstein, and Aronszajn. *Dover Publications*, 10, 192.

Hall, J. E., (2016). Guyton and Hall textbook of medical physiology. Elsevier, 13, 2896.

Hastings, M. B., González, I., Kallin, A. B., & Melko, R. G. (2010). Measuring Renyi Entanglement Entropy in Quantum Monte Carlo Simulations. Physical Review Letters, 104(15).10.1103/physrevlett.104.15.

Higuchi, T. (1988). Approach to an irregular time series on the basis of the fractal theory. Physica D: Nonlinear Phenomena, 31(2), 277–283.10.1016/0167-2789(88)90081-4.

Karasik, R., Sapir, N., Ashkenazy, Y., Ivanov, P. C., Dvir, I., Lavie, P., & Havlin, S. (2002). Correlation differences in heartbeat fluctuations during rest and exercise. Physical Review E, 66(6).10.1103/physreve.66.062902.

Katz, M. J. (1988). Fractals and the analysis of waveforms. Computers in Biology and Medicine, 18(3), 145–156.10.1016/0010-4825(88)90041-8.

Khoa, T. Q. D., Ha, V. Q., & Toi, V. V. (2012). Higuchi Fractal Properties of Onset Epilepsy Electroencephalogram. Computational and Mathematical Methods in Medicine, 2012, 1–6.10.1155/2012/461426.

Kivimäki, M., & Steptoe, A. (2017). Effects of stress on the development and progression of cardiovascular disease. Nature Reviews Cardiology, 15(4), 215–229.10.1038/nrcardio.2017.189.

Lakens, D. (2013). Calculating and reporting effect sizes to facilitate cumulative science: a practical primer for t-tests and ANOVAs. Frontiers in Psychology, 4.10.3389/fpsyg.2013.00863.

Lanatà, A., Greco, A., Ciardelli, M., Uvelli, A., Fratini, E., Manzoni, D., & Sebastiani, L. (2021). Linear and non linear measures of pupil size as a function of hypnotizability. Scientific Reports, 11(1). 10.1038/s41598-021-84756-y.

Lenzi, E. K., Mendes, R. S., & da Silva, L. R. (2000). Statistical mechanics based on Renyi entropy. Physica A: Statistical Mechanics and Its Applications, 280(3-4), 337–345. 10.1016/s0378-4371(00)00007-8.

Liao, C.-M., Hsieh, N.-H., & Chio, C.-P. (2011). Fluctuation analysis-based risk assessment for respiratory virus activity and air pollution associated asthma incidence. Science of The Total Environment, 409(18), 3325–3333. 10.1016/j.scitotenv.2011.0.

Mariz, A. M. (1992). On the irreversible nature of the Tsallis and Renyi entropies. Physics Letters A, 165(5-6), 409-411. 10.1016/0375-9601(92)90339-n.

Molnar, M., & Skinner, J. (1993). Correlation dimension changes of the EEG during the wakefulness-sleep cycle. International Journal of Psychophysiology, 14(2), 138. 10.1016/0167-8760(93)90209-8.

Ozamiz-Etxebarria, N., Santa María, M. D., Munitis, A. E., & Gorrotxategi, M. P. (2020). Reduction of COVID-19 Anxiety Levels Through Relaxation Techniques: A Study Carried Out in Northern Spain on a Sample of Young University Students. Frontiers in Psychology, 11. 10.3389/fpsyg.2020.02038.

Peng, C. -K., Havlin, S., Stanley, H. E., & Goldberger, A. L. (1995). Quantification of scaling exponents and crossover phenomena in nonstationary heartbeat time series. Chaos: An Interdisciplinary Journal of Nonlinear Science, 5(1), 82–87. 10.1063/1.166141.

Pimentel, R. M. M., Ferreira, C., Valenti, V., Garner, D. M., Macedo, H., Oliveira, A. S. B., & de Abreu, L. C. (2021). Complexity Measures of Heart-Rate Variability in Amyotrophic Lateral Sclerosis with Alternative Pulmonary Capacities. Entropy, 23(2), 159. 10.3390/e23020159.

Pincus, S. M. (1991). Approximate entropy as a measure of system complexity. Proceedings of the National Academy of Sciences, 88(6), 2297–2301.10.1073/pnas.88.6.2297.

Pincus, S. (1995). Approximate entropy (ApEn) as a complexity measure. Chaos: An Interdisciplinary Journal of Nonlinear Science, 5(1), 110–117.10.1063/1.166092.

Pinelis I. (2002). L'Hospital type rules for monotonicity, with applications. J Inequal Pure Appl Math. 3(1):5.

Plastino, A. R., & Plastino, A. (1993). Stellar polytropes and Tsallis' entropy. Physics Letters A, 174(5-6), 384-386. 10.1016/0375-9601(93)90195-6.

Ramirez-Garcia, M. P., Leclerc-Loiselle, J., Genest, C., Lussier, R., & Dehghan, G. (2020). Effectiveness of autogenic training on psychological well-being and quality of life in adults living with chronic physical health problems: a protocol for a systematic review of RCT. Systematic Reviews, 9(1). 10.1186/s13643-020-01336-3.

Richman, J. S., Lake, D. E., & Moorman, J. R. (2004). Sample Entropy. Numerical Computer Methods, Part E, 172-184. 10.1016/s0076-6879(04)84011-4.

Richman, J. S., & Moorman, J. R. (2000). Physiological time-series analysis using approximate entropy and sample entropy. American Journal of Physiology-Heart and Circulatory Physiology, 278(6), H2039–H2049. 10.1152/ajpheart.2000.278.

Rossi, R. C., Vanderlei, F. M., Bernardo, A. F., Souza, N. M. de, Goncalves, A. C. C. R., Ramos, E. M. C., & Vanderlei, L. C. M. (2013). Effect of Pursed-Lip Breathing in Patients With COPD: Linear and Nonlinear Analysis of Cardiac Autonomic Modulation. COPD: Journal of Chronic Obstructive Pulmonary Disease, 11(1), 39–45. 10.3109/15412555.2013.8255.

Sandor, P. (1982). Técnicas de relaxamento. São Paulo, 4, 113.

Sbissa, P. P. M. (2010). Efeito da meditação mindfulness sobre a variabilidade da frequência cardíaca. Florianópolis: Universidade Federal de Santa Catarina.

Schulz, K. F., Altman, D. G., & Moher, D. (2010). CONSORT 2010 Statement: updated guidelines for reporting parallel group randomised trials. BMJ, 340(mar23 1), c332–c332. 10.1136/bmj.c332.

Shaffer, F., & Ginsberg, J. P. (2017). An Overview of Heart Rate Variability Metrics and Norms. Frontiers in Public Health, 5. 10.3389/fpubh.2017.00258.

Shannon, C. E. (1948). A Mathematical Theory of Communication. Bell System Technical Journal, 27(3), 379-423. 10.1002/j.1538-7305.1948.tb01338.x.

Shannon, C. E. (2001). A mathematical theory of communication. ACM SIGMOBILE Mobile Computing and Communications Review, 5(1), 3.10.1145/584091.584093.

Silva, L. E. V., & Murta Jr., L. O. (2012). Evaluation of physiologic complexity in time series using generalized sample entropy and surrogate data analysis. Chaos: An Interdisciplinary Journal of Nonlinear Science, 22(4), 043105. 10.1063/1.4758815.

Skinner, J. E., Carpeggiani, C., Landisman, C. E., & Fulton, K. W. (1991). Correlation dimension of heartbeat intervals is reduced in conscious pigs by myocardial ischemia. Circulation Research, 68(4), 966–976. 10.1161/01.res.68.4.966.

Slepian, D. (1978). Prolate Spheroidal Wave Functions, Fourier Analysis, and Uncertainty-V: The Discrete Case. Bell System Technical Journal, 57(5), 1371–1430. 10.1002/j.1538-7305.1978.tb02104.x.

Sousa, F. H., Valenti, V. E., Pereira, L. C., Bueno, R. R., Prates, S., Akimoto, A. N., & de Abreu, L. C. (2020). Avocado (Persea americana) pulp improves cardiovascular and autonomic recovery following submaximal running: a crossover, randomized, double-blind and placebo-controlled trial. Scientific Reports, 10(1).10.1038/s41598-020-67577-3.

Stetter, F., & Kupper, S. (2002). Autogenic Training: A Meta-Analysis of Clinical Outcome Studies. Applied Psychophysiology and Biofeedback, 27(1), 45–98. 10.1023/a:1014576505223.

Stoco-Oliveira, M. C., Ricci-Vitor, A. L., Vanzella, L. M., Valente, H. B., Silva, V. E. S., André, L. B., de Carvalho, A. C., Garner, D. M., & Vanderlei, L. C. M. (2021). Parkinson's disease effect on autonomic modulation: an analysis using geometric indices. Arq Neuropsiquiatr. 2021;79(2):114-21. 10.1590/0004-282X-anp-2020-0088.

Takakura, I. T. (2007). Variabilidade da frequência cardíaca no domínio do caos como preditora de morbimortalidade em pacientes submetidos à cirurgia de revascularização do miocárdio [dissertação]. São José do Rio Preto: Faculdade de Medicina de São José do Rio Preto.

Tarvainen, M. P., Niskanen, J.-P., Lipponen, J. A., Ranta-aho, P. O., & Karjalainen, P. A. (2014). Kubios HRV – Heart rate variability analysis software. Computer Methods and Programs in Biomedicine, 113(1), 210–220. 10.1016/j.cmpb.2013.07.024.

Taylor, A. E. (1952). L'Hospital's Rule. The American Mathematical Monthly, 59(1), 20-24. 10.1080/00029890.1952.1198.

Valencia, J. F., Vallverdu, M., Rivero, I., Voss, A., de Luna, A. B., Porta, A., & Caminal, P. (2014). Symbolic dynamics to discriminate healthy and ischaemic dilated cardiomyopathy populations: an application to the variability of heart period and QT interval. Philosophical Transactions of the Royal Society A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences, 373(2034), 20140092–20140092. 10.1098/rsta.2014.0092.

Vanderlei, F. M., Vanderlei, L. C. M., & Garner, D. M. (2014). Chaotic global parameters correlation with heart rate variability in obese children. Journal of Human Growth and Development, 24(1), 24. 10.7322/jhgd.72041.

Vanderlei, F., Vanderlei, L. C. M., de Abreu, L. C., & Garner, D. M. (2015). Entropic analysis of HRV in obese children. Int Arch Med. 2015; 8:200. 10.3823/1799.

Vanderlei, L. C. M., Pastre, C. M., Hoshi, R. A., Carvalho, T. D. de, & Godoy, M. F. de. (2009). Noções básicas de variabilidade da frequência cardíaca e sua aplicabilidade clínica. Revista Brasileira de Cirurgia Cardiovascular, 24(2), 205–217. 10.1590/s0102-76382009000200018.

Vautard, R., Yiou, P., & Ghil, M. (1992). Singular-spectrum analysis: A toolkit for short, noisy chaotic signals. Physica D: Nonlinear Phenomena, 58(1-4), 95–126. 10.1016/0167-2789(92)90103-t.

Wajnsztejn, R., De Carvalho, T. D., Garner, D. M., Vanderlei, L. C. M., Godoy, M. F., Raimundo, R. D., & De Abreu, L. C. (2015). Heart rate variability analysis by chaotic global techniques in children with attention deficit hyperactivity disorder. Complexity, 21(6), 412–419.10.1002/cplx.21700.

World Health Organization (WHO). (2021 December 9). The top 10 causes of death. https://www.who.int/news-room/fact-sheets/detail/the-top-10-causes-of-death.

Yusuf, S., Hawken, S., Ôunpuu, S., Dans, T., Avezum, A., Lanas, F., ... Lisheng, L. (2004). Effect of potentially modifiable risk factors associated with myocardial infarction in 52 countries (the INTERHEART study): case-control study. The Lancet, 364(9438), 937–952. 10.1016/s0140-6736(04)17018-9.

Życzkowski, K. (2003). Rényi Extrapolation of Shannon Entropy. Open Systems & Information Dynamics (OSID), 10(03), 297–310. 10.1023/a:1025128024427.