

# Análise do efeito do vento, como fator não controlado, nas Ações de Ressuprimento Aéreo na Força Aérea Brasileira

Mauro G Gazola<sup>1</sup>, Denise B Ferrari<sup>1</sup>

<sup>1</sup>Instituto Tecnológico de Aeronáutica (ITA), São José dos Campos/SP – Brasil

**Resumo** – A capacidade da Força Aérea Brasileira de apoiar tropas é fator distintivo nas campanhas militares desenvolvidas em teatros de guerra. Manter o fator surpresa das unidades infiltradas para explorar o êxito sobre o oponente exige táticas inovadoras e precisão nos lançamentos de carga nas Ações de Ressuprimento Aéreo. Nesse contexto, pesquisas em aplicações operacionais ganham destaque como indutoras de técnicas de lançamento de carga em ambientes noturnos pelas aeronaves SC-105 Amazonas. Este estudo tem como objetivo investigar os efeitos da ação do vento, enquanto fator não controlado, sobre o lançamento de fardos em paraquedas não guiado de único estágio. Para esse propósito, registros históricos de características do vento, em um período de 4 anos, foram modelados pela distribuição de probabilidade Weibull, que conjugada com os parâmetros balísticos do paraquedas RAC-LS, foi implementada em Simulações de Monte Carlo para a mensuração dos desvios em relação ao ponto de impacto desejado.

**Palavras-Chave** – Ressuprimento Aéreo, distribuição de probabilidade Weibull, Simulações de Monte Carlo.

## I. INTRODUÇÃO

A eficiência operacional da Força Aérea Brasileira está diretamente relacionada ao desenvolvimento das capacidades militares para o cumprimento de suas missões, exigindo, entre outros aspectos, a identificação de necessidades operacionais, o aprimoramento de técnicas de emprego dos recursos bélicos [5] e a compreensão de variáveis que interferem nas diversas ações implementadas nos teatros de guerra [4].

No âmbito das Ações de Ressuprimento Aéreo, que se constituem do emprego de meios para destinar, por meio do lançamento de cargas, equipamentos e suprimentos às forças amigas, surgem necessidades operacionais para o aperfeiçoamento das técnicas em uso, em especial nas missões de lançamentos de fardos em ambientes noturnos [6].

Avaliações operacionais foram conduzidas para o aprimoramento dessas missões, em que foram determinados os parâmetros balísticos do paraquedas RAC-LS, equipamento não guiado utilizado nos lançamentos de cargas pelas aeronaves SC-105 Amazonas, e mensurada a precisão dos lançamentos em relação ao ponto de impacto desejado no solo [4]. Neste sentido, faz-se necessário determinar a distribuição de probabilidade associada à direção e à velocidade do vento e o modo como essas variáveis atuam na trajetória de descida da carga, dado que essa fase do lançamento é suscetível à ação do vento [18].

Inúmeros modelos de distribuições de probabilidade têm sido utilizados para ajuste dos registros de velocidade do vento, como as distribuições Weibull, Lognormal, Exponencial, Gaussiana, Gama e Beta, de modo que regiões distintas

podem ser modeladas por diferentes funções densidade de probabilidade [23]. Entretanto, um modelo em particular que tem se destacado pela considerável quantidade de aplicações nesses contextos é a distribuição Weibull de dois parâmetros [12].

Quanto à direção do vento, variável que caracteriza o vento predominante na região de estudo [15], poucos modelos de distribuição de probabilidade adequados foram encontrados na literatura, devido ao fato desta variável constituir-se uma variável circular [13] e apresentar, em muitos casos, a característica da bimodalidade, dois pontos críticos de máximo na função densidade de probabilidade [16]. A despeito dessa dificuldade, a distribuição Weibull de dois parâmetros mostrou-se razoável.

No que tange ao comportamento da carga nos lançamentos, foram realizadas simulações, de modo que os modelos implementados reproduzissem as respostas do sistema real [11], obtendo-se, desta forma, o setor de desvio e as distâncias da carga em relação ao ponto de impacto desejado.

O estudo está organizado em seis seções. A seguir, são apresentados os fundamentos teóricos da pesquisa, com a descrição dos parâmetros balísticos de um paraquedas não guiado de estágio único, a função densidade de probabilidade (FDP) Weibull, o Método de Máxima Verossimilhança (MMV) para a estimação dos parâmetros da FDP e o método de simulação de Monte Carlo. Na sequência, são apresentados os materiais e métodos. Posteriormente, apresentam-se as estatísticas descritivas dos dados utilizados na pesquisa, os critérios de seleção da distribuição de probabilidade e os testes de adequabilidade. Na sequência, são expostos os histogramas das variáveis de estudo com as respectivas linhas de densidade construídas, bem como os parâmetros calculados das FDP. Ademais, são exibidos os resultados da simulação de Monte Carlo e suas implicações práticas para a Força Aérea. E, por último, apresentam-se a conclusão e as perspectivas de expansão do estudo.

## II. FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

### A. Parâmetros Balísticos e Trajetória de Lançamento

A balística de um paraquedas não guiado de único estágio é calculada em três fases: Interna, Estabilização e Estabilizada [18].

De forma resumida, conforme destacado na Fig. 1, a fase interna corresponde ao manuseio da carga dentro da aeronave até sua perda de contato com a rampa de lançamento, compreendendo um período ET (*Exit Time*). A fase de estabilização representa o momento em que a carga entra em contato com o meio aéreo até sua estabilização vertical, com o paraquedas aberto. Nessa fase, ocorrem duas estabilizações: a horizontal,

em que a carga transita da velocidade da aeronave para a velocidade do ar ambiente e a vertical, quando se atinge a descida em estado estacionário, transcorrendo um intervalo definido como TFC (*Time of Fall Constant*) e se perdendo uma altura VD (*Vertical Distance*). Por fim, a fase estabilizada é caracterizada pela descida em estado estacionário com uma razão vertical RoF (*Rate of Fall*), em m/s [18].

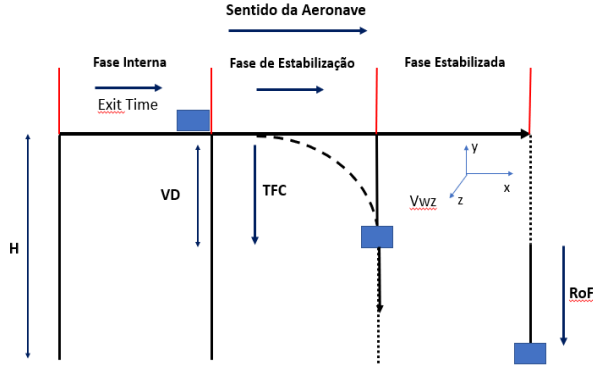


Fig. 1. Fases do lançamento com paraquedas não guiado de único estágio.

Ao ingressar na fase de estabilização, a carga começa a ser influenciada pelo vento ( $V_{wz}$ ), que age como um fator não controlado [2].

Para o cálculo do efeito do vento na fase de estabilização, multiplica-se o TFC pela velocidade média do vento, resultando no desvio da carga no ângulo direcional médio. Após a estabilização vertical, quando a carga atinge o estado estacionário de descida, divide-se essa altitude pelo RoF, obtendo-se o tempo de descida estacionário. Esse tempo é, então, multiplicado pela velocidade média do vento, resultando em mais um desvio da carga no ângulo direcional médio. Por fim, soma-se os dois desvios, resultando no efeito total do vento [2].

### B. Função densidade de probabilidade Weibull

A função densidade de probabilidade Weibull foi concebida pelo físico sueco Waloddi Weibull, no ano de 1951, com a publicação do artigo “*A Statistical Distribution Function of Wide Applicability*” [10].

A distribuição Weibull constitui uma função de dois parâmetros, forma e escala ( $\alpha$  e  $\beta$ ), e é comumente utilizada para modelar frequências da velocidade do vento. Para um dado conjunto de observações, os parâmetros da distribuição podem ser estimados pelo Método de Máxima Verossimilhança [21].

Desta forma, uma variável aleatória  $X$  apresenta distribuição de probabilidade Weibull, com parâmetros  $\alpha > 0$  e  $\beta > 0$  [10], se a FDP de  $X$  é dada por:

$$f(x, \alpha, \beta) = \frac{\alpha}{\beta^\alpha} x^{\alpha-1} e^{-(x/\beta)^\alpha} \quad x \geq 0 \quad (1)$$

e tem Função de Distribuição Acumulada (FDA):

$$F(x, \alpha, \beta) = 1 - e^{-(x/\beta)^\alpha} \quad x \geq 0 \quad (2)$$

### C. Método de Máxima Verossimilhança (MMV)

O método de estimação pontual de máxima verossimilhança foi introduzido por R. A. Fisher, em 1920. Grande parte dos estatísticos recomenda este método quando o tamanho da

amostra é grande, como é o caso do presente estudo, cuja amostra constitui-se de 13.911 registros de velocidade e direção do vento [10].

A função de verossimilhança representa o quão provável a amostra analisada é função dos parâmetros a serem estimados, de modo que se maximizando a probabilidade dessa função, os resultados são valores dos parâmetros para os quais a amostra observada é mais provável de ter sido gerada [10].

Suponha um conjunto de amostras independentes  $X = \{x_1, \dots, x_n\}$  extraído de uma FDP  $f(x_n; \theta)$ , em que  $\theta$  é a lista de parâmetros da FDP [17]. Então, a função disposta em (3)

$$\varphi(X; \theta) = \prod_{n=1}^N f(x_n; \theta) \quad (3)$$

demonstra a verossimilhança dos dados de  $X$  advirem da referida distribuição com os parâmetros  $\theta$  [17], logo, o objetivo é encontrar  $\hat{\theta}$  que maximize a verossimilhança em (4):

$$\hat{\theta} = \max \varphi(X; \theta) \quad (4)$$

### D. Método de Simulação de Monte Carlo

Simular um sistema real pressupõe conceber um modelo para realizar uma sequência de instruções de modo a possibilitar a análise comportamental das variáveis objeto do estudo.

Há muitas vantagens em se desenvolver estudos fundamentados em simulação, dentre as quais pode-se citar a capacidade de análise de respostas de experimentos que na prática seriam inviáveis de serem implementados. Ademais, a simulação facilita o entendimento por pessoas não familiarizadas com o assunto abordado [3].

No caso específico da simulação de Monte Carlo, o fundamento do método é a geração de números aleatórios, que pode ser implementada por meio de um algoritmo específico em *software* estatístico, gerando, assim, números pseudoaleatórios que se baseiam em uma distribuição de probabilidade definida [3].

Em geral, uma sequência de procedimentos pode ser conduzida para a implementação do método [22]:

1. Definir o domínio dos possíveis valores de entrada;
2. Gerar valores de entrada aleatoriamente, seguindo uma distribuição prefixada de probabilidade dentro do domínio definido;
3. Realizar o cálculo determinístico a partir dos valores gerados; e
4. Agregar os resultados e analisá-los estatisticamente.

## III. MATERIAIS E MÉTODOS

Para a presente investigação, foram analisados 13.911 registros de Direção e Velocidade do Vento entre os anos de 2016 e 2019, registrados a cada três horas, sendo 2.844 em 2016, 2.891 em 2017, 2.882 em 2018 e 2.876 em 2019, obtidos por meio do acesso ao banco de dados do Sistema Integrado de Dados Ambientais (SINDA), ligado ao Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (INPE).

Os dados são provenientes da Plataforma de Coleta de Dados (PCD 31950), localizada na cidade de Campo Grande – MS, na latitude - 20.502/longitude -54.619, responsável pela

coleta de informações meteorológicas para previsão do tempo e estudos climáticos.

Após a coleta e o tratamento dos dados, foram realizados processos para a seleção das distribuições de probabilidade e conduzido, para a estimação dos parâmetros dos modelos, o MMV, sendo considerado um método eficiente para a estimação de parâmetros de distribuições de probabilidade [20].

No que tange às análises do comportamento da carga após a perda de contato com a rampa de lançamento da aeronave, foram realizadas simulações pelo método de Monte Carlo, que por sua capacidade de gerar números aleatórios com base nas funções de probabilidade modeladas, permitiu a análise do comportamento balístico do paraquedas RAC-LS por meio de variáveis estocásticas [3], obtendo-se, desta forma, o setor de desvio e as distâncias da carga em relação ao ponto de impacto desejado com elevado grau de confiança.

Como ferramenta computacional de apoio e para a implementação das rotinas para a condução das análises e cálculos, utilizou-se o *software* estatístico R.

IV. ESTATÍSTICAS DESCRITIVAS, CRITÉRIOS DE SELEÇÃO DAS FDP E TESTES DE ADEQUABILIDADE

A. Estatísticas Descritivas

Estatísticas descritivas são concebidas por meio de resumos numéricos e gráficos dos dados em análise, conforme destacado na Fig. 2.

Estatísticas Descritivas		
Medidas de Tendência Central	Direção	Velocidade
Mínimo	0	0
1º Quartil	70	3,3
Mediana	110	5
Média	140,4	5,2258
3º Quartil	200	6,9
Máximo	350	12,7
Medidas de Dispersão	Direção	Velocidade
Variância	10614,83	6,551826
Desvio-Padrão	103,0283	2,559654

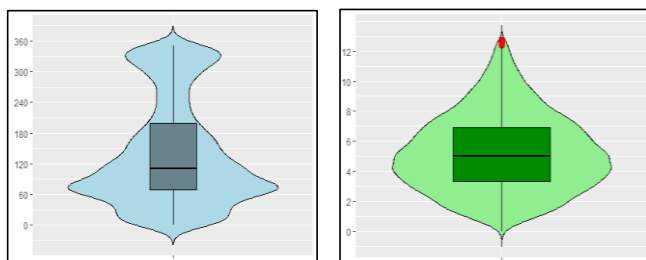


Fig. 2. Estatísticas Descritivas da Direção e Velocidade do Vento.

A análise inicial dessas estatísticas aponta três características que se destacam: a Direção apresenta elevada variabilidade, com um desvio-padrão da ordem de 103°, além de bimodalidade; nos registros de Velocidade, há presença de *outliers*, destacados em vermelho no Vioplot. Referidas características tendem a influenciar significativamente o processo de seleção das respectivas FDP e seus testes de adequabilidade.

B. Critérios de seleção das FDP

Para a seleção das FDP, foi conduzida, preliminarmente, uma avaliação por meio dos gráficos Cullen and Frey, recurso visual que conjuga as medidas de assimetria e curtose da distribuição não viesada em relação às extremidades dos dados

[8]. Basicamente, a curtose e a assimetria elevada ao quadrado dos conjuntos de dados extremos são plotadas como uma “observação” para efeito de julgamento inicial sobre quais seriam os modelos mais adequados [14], conforme destaque na Fig. 3 (Superior: Gráfico Cullen and Frey da Direção. Inferior: Gráfico Cullen and Frey da Velocidade).

Como as duas variáveis apresentaram valores estimados de assimetria positiva, Skewness Dir = 0,7141661 e Skewness Vel = 0,4275808, e valores estimados de curtose próximo a 3, que é um indicativo de distribuição normal, Kurtosis Dir = 2,305622 e Kurtosis Vel = 2,695144, foram eleitas como possíveis modelos as FDP Normal, Lognormal, Gama e Weibull.

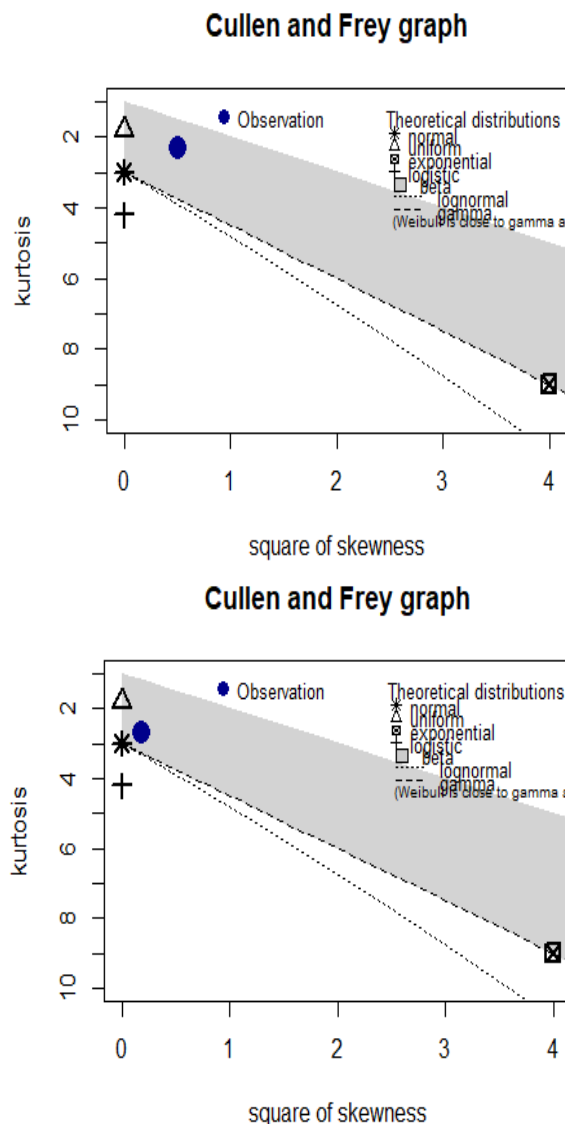


Fig. 3. Superior: Gráfico Cullen and Frey da Direção. Inferior: Gráfico Cullen and Frey da Velocidade.

Com a finalidade de verificar a qualidade dos ajustes dessas distribuições de probabilidade, candidatas a potenciais modelos, bem como promover um ranqueamento, foram analisados o Critério de Informação de Akaike (AIC) e o Critério de Informação Bayesiano (BIC) [20].

De forma resumida, o AIC fixa todos os componentes de cada função de probabilidade para efetuar comparações entre as diferentes FDP candidatas, utilizando a mesma variável resposta para todas elas. O melhor modelo é o que apresenta

menor valor de AIC [14]. O AIC, expresso matematicamente, corresponde a (5):

$$AIC = -2 \log(\varphi) + 2 [(P + 1) + 1] \quad (5)$$

Em que  $\varphi$  é a função de verossimilhança do modelo e P a quantidade de parâmetros  $\theta$ .

O BIC é um critério de seleção baseado na função de verossimilhança, de forma que baixos valores indicam menos variáveis explicativas e melhor ajuste [14]. Desta forma, selecionar o menor BIC significa adotar um modelo que maximiza a cobertura das probabilidades relacionadas aos dados [19]. O BIC, expresso matematicamente, corresponde a (6):

$$BIC = -2 \log(\varphi) + [(P + 1) + 1] \cdot \log(n) \quad (6)$$

Em que  $\varphi$  é a função de verossimilhança do modelo, P a quantidade de parâmetros  $\theta$  e n a quantidade de observações.

Os valores dos critérios adotados para a seleção das FDP encontram-se na Fig. 4, com a FDP Weibull apresentando os melhores resultados para modelar tanto a Direção quanto a Velocidade do Vento.

Critérios de qualidade de ajuste				
FDP	Direção		Velocidade	
	AIC	BIC	AIC	BIC
Normal	168.435,80	168.450,90	65.629,82	65.644,90
Lognormal	170.040,70	170.055,70	69.418,33	69.433,41
Gama	164.726,80	164.741,90	65.604,26	65.619,34
Weibull	164.314,90	164.330	64.756,25	64.771,34

Fig. 4. Critério de Informação de Akaike (AIC) e Critério de Informação Bayesiano (BIC)

Após selecionadas as FDPs, foram conduzidos os testes de adequabilidade para verificar a aderência do modelo à base de dados.

### C. Testes de adequabilidade da FDP Weibull

Os testes de adequabilidade realizados baseiam-se na comparação das estatísticas de teste com os valores teóricos ao nível de significância estabelecido, no caso,  $\alpha = 5\%$ . Desta forma, adotando-se como hipótese nula ( $H_0$ ) a FDP em apreço adequar-se à modelagem dos dados, caso o valor-P calculado supere o nível de significância, não se poderá rejeitar  $H_0$ , sendo, pois, a FDP considerada adequada [14].

- Teste de Anderson–Darling (*AD-test*):

O *AD-Test* efetua comparações entre a Função Distribuição Acumulada observada com a FDA teórica [1], assim, a estatística de teste  $A^2$  é dada por (7):

$$A^2 = -N - \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (2i - 1) \times (\ln Fe(Q_i) + \ln(1 - Fd(Q_i))) \quad (7)$$

Em que N é o número de frequência de classes,  $F_e$  é a FDA empírica,  $F_d$  é a FDA calculada e  $Q_i$  é a frequência observada do valor na classe  $i_{th}$ .

No presente estudo, o *AD-Test* com a FDP Weibull aplicada à Direção e à Velocidade apresentou os seguintes resultados: Direção ( $A^2 = 4,9011$ , valor-P = 0,316) e

Velocidade ( $A^2 = 4,9053$ , valor-P = 0,3148). Portanto, para as duas variáveis, não se pode rejeitar a hipótese nula de que seus dados seguem uma distribuição de probabilidade Weibull.

- Teste de Cramer–Von Mises (*CM-test*)

O *CM-test* considera as observações em séries de ordem crescente [9], assim, a estatística de teste  $W^2$  é dada por (8):

$$W^2 = \sum_{i=1}^N (F(Q_i) - (i - 0,5)/N)^2 + \frac{1}{12N} \quad (8)$$

Em que  $F(Q_i)$  é o número de pontos menores que  $Q_i$ , o qual é ordenado do menor para o maior valor.

No presente estudo, o *CM-Test* com a FDP Weibull aplicada à Direção e à Velocidade apresentou os seguintes resultados: Direção ( $W^2 = 0,8365$ , valor-P = 0,5014) e Velocidade ( $W^2 = 0,75105$ , valor-P = 0,6741). Portanto, para as duas variáveis, não se pode rejeitar a hipótese nula de que seus dados seguem uma distribuição de probabilidade Weibull.

## V. RESULTADOS E DISCUSSÕES

Neste ponto, convém ressaltar que não é possível conceber o “modelo verdadeiro”, capaz de gerar os dados efetivamente observados, portanto, o processo conduzido neste estudo para a construção das FDP proporciona modelos aproximados, sujeitos a erros de estimação [7].

Para a estimação dos parâmetros de forma e escala ( $\alpha$  e  $\beta$ ) das FDP Weibull, foi implementado o MMV, cujos valores estimados e respectivos desvios-padrões encontram-se sintetizados na Fig. 5.

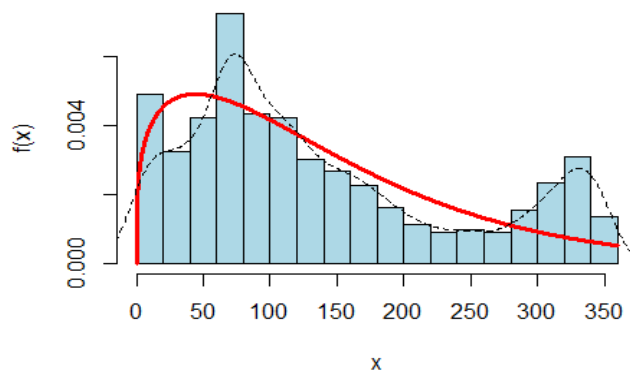
Parâmetros Forma e Escala da FDP Weibull				
Variável Aleatória	Direção		Velocidade	
Parâmetros	Forma	Escala	Forma	Escala
Estimativa	1,268661	150,35251	2,137476	5,892207
Desvio-Pad	0,008718478	1,051954747	0,01431513	0,02457301

Fig. 5. Parâmetros da FDP Weibull

A representação gráfica das FDP Weibull para as variáveis em estudo são destacadas na Fig. 6, em que as linhas de densidade das distribuições teóricas (calculadas) delineiam os histogramas dos dados empíricos.

### Direção do Vento

$$X \sim \text{Weibull}(\alpha = 1.26866, \beta = 150.3525)$$



**Velocidade do Vento**

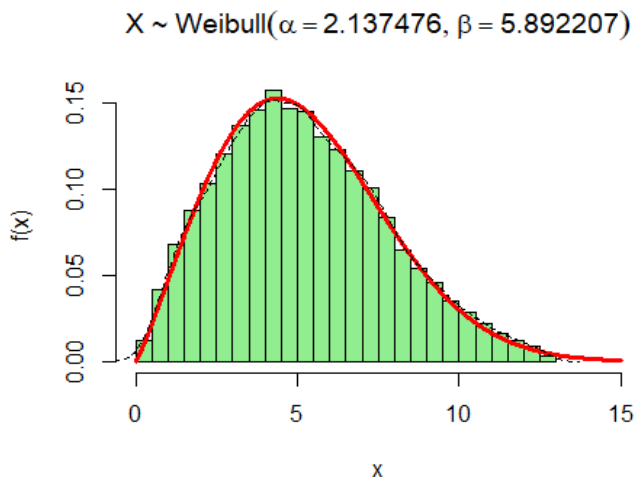


Fig. 6. Histogramas e linhas de densidade.

Após a modelagem das distribuições de probabilidade das referidas variáveis de interesse, simulações de Monte Carlo foram implementadas com os parâmetros balísticos relativos a lançamentos realizados com carga de 30 Kg a 300 ft de altura.

No total, foram conduzidas 6 rodadas, simulando o comportamento do fardo em 10, 50, 250, 1.000, 10.000 e 100.000 lançamentos, obtendo-se como resultados as distâncias de afastamento da carga em relação ao ponto de impacto desejado (PI), conforme sintetizadas estatisticamente nas Fig. 7 e Fig. 8.

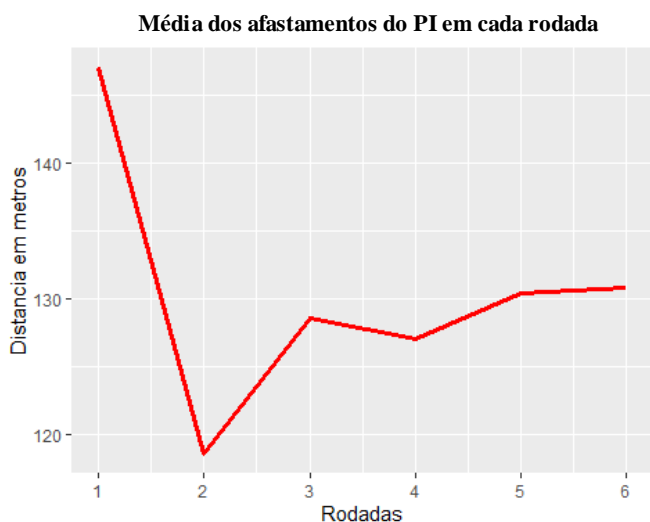


Fig. 7. Média nas 6 rodadas de simulação.

A síntese gráfica dos resultados das simulações indica que a média de afastamento em relação ao ponto de impacto desejado, inicialmente, com pequenas quantidades de lançamentos, apresenta distanciamento da ordem de 147 m, tendendo a se estabilizar em torno de 130 m conforme o número de lançamentos aumenta.

**Desv-Pad da Média dos afastamentos do PI em cada rodada**

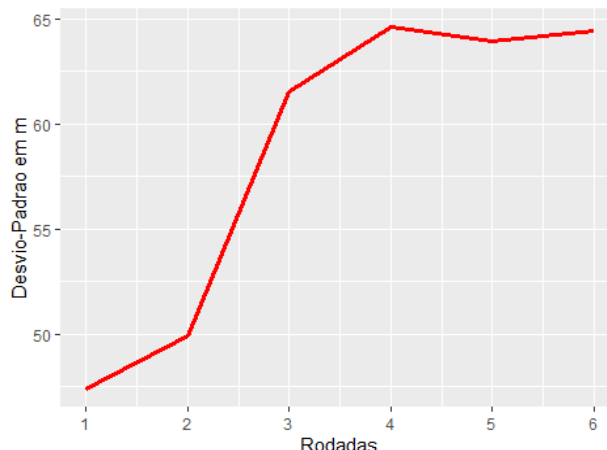


Fig. 8. Desvio-Padrão da Média nas 6 rodadas de simulação.

Outro aspecto que se destaca na análise das simulações é que há um expressivo incremento na variabilidade (Desvio-Padrão) desse afastamento médio, estabilizando-se, entretanto, em torno de 65 m.

No que tange ao setor angular de desvio da carga, o resultado das simulações apontou uma grande incidência de deslocamentos para o setor Nordeste (0° a 90°), de forma que sobressai, como informação relevante aos planejadores dessas missões, a probabilidade aproximada de 40% de desvios para esse setor, conforme destacado na Fig. 9.



Fig. 9. 40% de probabilidade na FDP da Direção.

**VI. CONCLUSÕES**

As Ações de Ressuprimento Aéreo, executadas no âmbito da Força Aérea Brasileira, são permeadas por diversos fatores de ordem operacional, tática e estratégica, exigindo dos planejadores o conhecimento sobre todas as variáveis com potencial para influenciar no êxito dessas missões.

Essas aplicações, por apresentar fatores não controlados, como a ação do vento, que afeta sobremaneira o resultado dos lançamentos de carga, em especial a precisão, suscita a necessidade de entendimento sistematizado e pleno do comportamento dessa variável e de seus efeitos, com a finalidade de promover-se o desenvolvimento de técnicas mais apuradas de lançamento.

Nesse sentido, este estudo modelou o efeito direcional e de intensidade do vento por meio de duas funções densidade de probabilidade, realizou suas implementações, conjugadas com

os parâmetros balísticos do paraquedas RAC-LS, em simulações de Monte Carlo e obteve, como resultados, sínteses estatísticas relativas aos desvios de trajetória em relação aos pontos de impacto desejados.

Em termos práticos operacionais para a Força Aérea, os resultados apresentados são relevantes para as tripulações de voo quando engajadas em Ações de Ressuprimento Aéreo, pois possibilitam a implementação de correções na rota da aeronave para elevar a possibilidade de a carga atingir o ponto de impacto desejado.

Ademais, informações do modo e da intensidade que uma variável não controlada influencia a trajetória do fardo, nessas missões, têm potencial para subsidiar o aprimoramento e a implementação de métodos compensatórios na etapa de planejamento do voo, elevando-se a acurácia do CARP (*Computed Air Release Point*), ponto geográfico calculado na rota, pelo sistema de navegação da aeronave, em que a carga é lançada, tendo implicações significativas no desenvolvimento de técnicas para lançamentos noturnos.

Uma particularidade deste estudo a ser ressaltada refere-se ao fato de que o fator não controlado vento apresenta comportamentos distintos em função da localidade de coleta dos dados, desta forma, os resultados alcançados estão restritos à região de Campo Grande – MS, devendo, pois, para ser aplicado em outras localidades, implementada a metodologia a um novo conjunto de dados.

Por fim, para o desenvolvimento de novas técnicas de lançamento de fardos, como os lançamentos a grandes altitudes, obtendo-se um aumento de capacidade operacional nos Esquadrões que executam essas ações, este estudo pode ser expandido no sentido de investigar o comportamento do vento em blocos de altitude, captando suas variações nos diferentes blocos e concebendo modelos para analisar seus efeitos sobre a trajetória de descida de um fardo.

#### REFERÊNCIAS

- [1] Anderson, T.W.; Darling, D.A. Asymptotic theory of certain "goodness of fit" criteria based on stochastic processes. *Ann. Math. Stat.* 1952, 23, 193–212.
- [2] Boggs, C. *Computed Air Release Point, Data Collection, Post Processing and Applications*. AIAA 2015-2172. 23rd AIAA Aerodynamic Decelerator Systems Technology Conference. April 2015.
- [3] Bonate, P. A Brief Introduction to Monte Carlo Simulation. *Clinical pharmacokinetics*. 40. 15-22. 10.2165, 2001.
- [4] Brasil. Ministério da Defesa; Comando da Aeronáutica; COMPREP; IAOP. RAVAOP 01/DIVAO/21 do CARP da aeronave SC-105, de 23 de fevereiro de 2021. Não publicado.
- [5] Brasil. Ministério da Defesa; Comando da Aeronáutica. DCA 11-45. *Concepção Estratégica, Força Aérea 100*, 2018.
- [6] Brasil. Ministério da Defesa; Comando da Aeronáutica. Portaria nº 1.225/GC3, de 10 de novembro de 2020. DCA 1-1 "Doutrina Básica da Força Aérea Brasileira - Volume 2, 2020.
- [7] Burnham, K. P., and D. R. Anderson. 2003. *Model selection and multimodel inference: A practical information-theoretic approach*, 2<sup>nd</sup> ed. Springer-Verlag, New York.
- [8] Cullen, A. C.; Frey, H.C.; Frey, C.H. *Probabilistic Techniques in Exposure Assessment: A Handbook for Dealing with Variability and Uncertainty in Models and Inputs*; Springer Science & Business Media: New York, NY, USA, 1999.
- [9] D'agostino, R.B.; Stephens, M.A. Tests based on edf statistics. In *Goodness-of-Fit Techniques*; Eds. Marcel Dekker: New York, NY, USA, 1986; pp. 1–15.
- [10] Devore, J. *Probability and Statistics for Engineering and the Sciences*. Cengage Learning, Inc. 8th. edition, United States of America, 2012.
- [11] Filho, P. J. F. *Introdução à modelagem e simulação de sistemas com aplicações em Arena*. 2. ed. rev. e atual. Florianópolis: Visual Books, 2008.
- [12] Jaramillo, O.A.; Borja, M.A. Bimodal versus Weibull wind speed distributions: An analysis of wind energy potential in La Venta, Mexico. *Wind Eng.* 2009.
- [13] Jones, R.H.; Daniels, A.; Bach, W. Fitting a circular distribution to a histogram. *J. Appl. Meteorol.* 2010.
- [14] Langat, Kumar, and Koech, "Identification of the Most Suitable Probability Distribution Models for Maximum, Minimum, and Mean Streamflow," *Water*, vol. 11, no. 4, p. 734, Apr. 2019.
- [15] Masseran, N.; Razali, A.M. Modeling the wind direction behaviors during the monsoon seasons in peninsular Malaysia. *Renew. Sustain. Energy Rev.* 2016.
- [16] Medeiros, M. L. Propose of a bimodal distribution without mixture: an application on soluble solids content of sugar cane. Thesis (Doctorate in Statistics and Agricultural Experimentation) – Universidade Federal de Lavras, 2009.
- [17] Paalanen, P. Kamarainen, J. Ilonen, J. Kälviäinen, H. Feature representation and discrimination based on Gaussian mixture model probability densities—Practices and algorithms, *Pattern Recognition*, Volume 39, Issue 7, 2006, Pages 1346-1358.
- [18] Patel, S.; Cohanin, B.; Henry, M.; Boggs, C.; Corner, S. *Unguided Parachute Ballistics: Data Collection, Post Processing and Applications*. 24th AIAA Aerodynamic Decelerator Systems Technology Conference. Denver, Colorado, June 2017.
- [19] Posada, D.; Buckley, T. R. Model Selection and Model Averaging in Phylogenetics: Advantages of Akaike Information Criterion and Bayesian Approaches Over Likelihood Ratio Tests. *Systematic Biology*. Vol. 53. SN 1063-5157. 2004.
- [20] Santos, F. S. Nascimento, K. K. F. Jesus, E. S. Jale, J. S. Stosic, T. Ferreira, T. A. E. Análise estatística da velocidade do vento em Petrolina-PE utilizando as distribuições Weibull e a Burr. *Journal of Environmental Analysis and Progress* V. 04 N. 01 (2019) 057-064.
- [21] Seguro, J.V.; Lambert, T.W. Modern estimation of the parameters of the Weibull wind speed distribution for wind energy analysis. *Journal of Wind Engineering and Industrial Aerodynamics*, Volume 85, Issue 1, 2000, Pages 75-84.
- [22] Sobol, I. M. *A primer for the Monte Carlo Method*. CRC PRESS. Boca Raton, 1994.
- [23] Tian, P.C. Estimation of wind energy potential using different probability density functions. *Appl. Energy*, 2011.