

UNIVERSIDADE METODISTA DE PIRACICABA

**PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM CIÊNCIAS DO
MOVIMENTO HUMANO**

Classificadores utilizados na inteligência artificial
para identificar as ações de jogo no Voleibol

Marcelo Francisco Rodrigues

2022

TESE DE DOUTORADO

MARCELO FRANCISCO RODRIGUES

**CLASSIFICADORES UTILIZADOS NA
INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL PARA IDENTIFICAR
AS AÇÕES DE JOGO NO VOLEIBOL**

Tese apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Ciências do Movimento Humano, da Universidade Metodista de Piracicaba, para obtenção do Título de Doutor em Ciências do Movimento Humano.

Orientador: Prof. Dr. Guanys de Barros Vilela Junior

PIRACICABA
2022

Ficha Catalográfica elaborada pelo Sistema de Bibliotecas da UNIMEP
Bibliotecário: Joyce Rodrigues de Freitas – CRB: 8/101115

R696c Rodrigues, Marcelo Francisco
Classificadores utilizados na inteligência artificial para identificar as
ações de jogo no voleibol / Marcelo Francisco Rodrigues – 2022.
87 fls.; il.; 30 cm.

Orientador (a): Prof. Dr. Guanís de Barros Vilela Junior
Tese (Doutorado) – Universidade Metodista de Piracicaba,
Doutorado em Ciências do Movimento Humano, Piracicaba, 2021.

1. Inteligência Artificial. 2. Voleibol. 3. Jogo. I. Rodrigues,
Marcelo Francisco. II. Título.

CDD – 796.069

AGRADECIMENTOS

A Deus, por ter não ter me facilitado todo caminho, mas por me tornar resiliente na fé em seguir em frente e diante todas as dificuldades me tornando mais forte diante todos os desafios.

A minha família, em especial minha mãe Rosemary e irmãs Mayara e Michele, que estiveram comigo durante toda a caminhada acadêmica de minha vida.

Ao meu querido professor orientador Guanis de Barros Vilela Junior, por facilitar este caminho tão íngreme durante o doutorado, por todo aprendizado, amizade e conhecimento inigualável que ofereceu com toda humildade, obrigado por ser um grande exemplo a ser seguido.

A meus todos meus professores, desde os anos iniciais até os grandes mestres que tive a oportunidade de conviver no curso de Pós-Graduação de Ciências do Movimento Humano/ Unimep.

Aos colegas do Núcleo de Pesquisas em Biomecânica Ocupacional e Qualidade de Vida, por inúmeras parcerias, momentos inesquecíveis de aprendizado e ajuda mútua.

Ao CNPQ, pela oportunidade do fomento para que esta pesquisa fosse realizada.

Aos Professores Hairton Cabral e Adriano Roza, por toda a colaboração nesta pesquisa.

Aos meus amigos, alunos, professores e coordenadores da UNIPINHAL e UNIMOGI, também aos alunos de todas as turmas de voleibol, que de forma direta e indireta me motivaram a chegar a este momento tão importante em minha vida.

EPIGRAFE

“É muito melhor lançar-se em busca de conquistas grandiosas, mesmo expondo-se ao fracasso, do que alinhar-se com os pobres de espírito, que nem gozam muito nem sofrem muito, porque vivem numa penumbra cinzenta, onde não conhecem nem vitória, nem derrota.” (Theodore Roosevelt)

LISTA DE ABREVIATURAS

A_B: Ataque Bom

A_CC: Ataque Com Contra-ataque Adversário

A_E: Ataque Errado

AFE: Análise Fatorial Exploratória

A_NC: Ataque Que Neutraliza O Contra-ataque Adversário

A_P: Ataque Resultante Em Ponto

A_TT: Ataque Total Da Equipe

BL_E: Bloqueio Errado

BL_P: Bloqueio Que Ocasiona Ponto Para Equipe

BL_PC: Bloqueio Que Proporciona Contra-ataque

BL_PN: Bloqueio Que Proporciona Contra-ataque Adversário

BL_TT: Bloqueio Total Da Equipe

CA_B: Contra-ataque Bloqueado pelo adversário

CA_BA: Contra-ataque Que Impossibilita Ação Adversária

CA_BN: Contra-ataque Que Possibilita Ação Adversária

CA_DFP: Contra-ataque Que Possibilita Ponto Adversário

CA_E: Contra-ataque Errado

CA_P: Contra-ataque Possibilita Ponto Direto Da Equipe

CA_TT: Contra-ataque Total

DECS: Descritores Em Ciências Da Saúde

D_N: Defesa Que Possibilita Contra-ataque

D_NE: Defesa Que Não Possibilita Um Bom Contra-ataque

D_E: Defesa Errada

D_TT: Total De Defesas Da Equipe

KNN: K-Vizinhos Mais Próximos

JDC: Jogos Desportivos Coletivos

R_A: Recepção Ótima Para Construção Do Ataque

R_B: Recepção Boa Para Construção Do Ataque

R_C: Recepção Que Proporciona Contra-ataque, Com Poucas Opções De Ataque

R_D: Recepção Que Não Proporciona Contra-ataque

R_E: Recepção Errada, Ponto Do Adversário

R_TT: Recepção Total Da Equipe

RF: *Randon Forest*

RL: Regressão Linear

S_A: Saque Que Impossibilita Ação De Contra-ataque Adversária

S_B: Saque Que Neutraliza Principais Jogadas Adversárias

S_C: Saque Que Neutraliza Poucas Jogadas Adversárias

S_D: Saque Que Favorece Todas As Ações Ofensivas Adversárias

S_E: Saque Errado

S_P: Saque Ponto (Ace)

S_TT: Saque Total Da Equipe

LISTA DE FIGURAS

Figura 1: Critério adotado para a busca dos artigos utilizados no referencial teórico e discussões da Tese.....	21
Figura 2: Lógica dos acontecimentos das ações de jogo a partir dos fundamentos do voleibol.	26
Figura 3: Imagem de levantamento ou toque por cima com as duas mãos.	28
Figura 4: Imagem do levantamento com uma das mãos.....	29
Figura 5: Imagem do movimento do atleta no momento da manchete.....	29
Figura 6: Imagem do movimento do atleta no momento da cortada.	30
Figura 7: Imagem do movimento do atleta no momento do Saque por Cima tipo Tênis.	31
Figura 8: Imagem do movimento do atleta no momento do Saque Balanceado.	32
Figura 9: Imagem do movimento do atleta no momento do Saque Viagem	32
Figura 10: Imagem digitalizada do movimento do atleta no momento do Ataque com Largada.	33
Figura 11: Imagem do movimento do atleta no momento do Bloqueio Ofensivo	34
Figura 12: Imagem do movimento do atleta no momento do Bloqueio	35
Figura 13: Imagem do movimento do atleta no momento da Defesa	35
Figura 14: KNN com classe A e B e uma classe desconhecida a ser classificada....	41
Figura 15: Randon Forest e suas predições.....	42
Figura 16: Classificador Regressão Linear (RL) para dados binários.	43
Figura 17: Complexidade das ações de jogo partindo da lógica de acontecimentos.	47
Figura 18: Boxplot da análise descritiva S_P, S_A e S_B.....	53
Figura 19: Boxplot da análise descritiva S_C, S_D e S_E.	54
Figura 20: Boxplot da análise descritiva R_A, R_B e R_C.....	55
Figura 21: Boxplot da análise descritiva R_D e R_E.....	56
Figura 22: Boxplot da análise descritiva A_P e A_NC.....	57

Figura 23: Boxplot da análise descritiva A_CC e A_E.....	58
Figura 24: Boxplot da análise descritiva CA_DPP, CA_P e CA_BA.....	59
Figura 25: Boxplot da análise descritiva CA_BN, CA_E e CA_B.	60
Figura 26: Boxplot da análise descritiva BL_P e BL_PC.....	61
Figura 27: Boxplot da análise descritiva BL_PN e BL_E.....	62
Figura 28: Boxplot da análise descritiva D_P, D_N e D_NE.	63
Figura 29: Gráfico de acurácia do classificador KNN.	72

LISTA DE TABELAS

Tabela 1: Artigos segundo o critério de escolha e utilizados nesta pesquisa.....	22
Tabela 2: Análise descritiva dos dados da ação de jogo Saque	53
Tabela 3: Análise descritiva dos dados da ação de jogo Recepção.....	55
Tabela 4: Análise descritiva dos dados da ação de jogo Ataque	57
Tabela 5: Análise descritiva dos dados da ação de jogo Contra-ataque.....	59
Tabela 6: Análise descritiva dos dados da ação de jogo Bloqueio.....	61
Tabela 7: Análise descritiva dos dados da ação de jogo Defesa	63
Tabela 8: Análise fatorial exploratória com os dados foram agrupados por fatores. .	65
Tabela 9: Classificador K-Nearest Neighbors.....	71
Tabela 10: Matriz de Confusão do Classificador KNN	71
Tabela 11: Métricas obtidas pelo classificador KNN	72
Tabela 12: Classificador Randon Forest	75
Tabela 13: Métricas determinadas pelo Classificador Randon Forest	75
Tabela 14: Matriz de Confusão do Classificador Randon Forest	76
Tabela 15: Classificação Discriminante Linear.....	77
Tabela 16: Métricas determinadas pelo Classificador de Regressão Linear.....	78
Tabela 17: Matriz de Confusão do Classificador Regressão Linear.....	79

RESUMO

INTRODUÇÃO: Diante das demandas exigidas pelo voleibol, cujas, suas especificidades técnico/táticas, são determinantes para a prática do jogo, sendo que o controle dessas ações pode diferenciar equipes perdedoras e ganhadoras; a monitorização de tais dados tornou-se de extrema importância durante jogos e treinamentos. Para tal, existem diversas ferramentas, das quais, atualmente, a Inteligência Artificial vem se destacando, por ser capaz de otimizar o processamento de dados, e aumentar em grande escala a confiabilidade de avaliação de situações, e ainda prever situações ou condições dos atletas durante o jogo e treinamentos.

OBJETIVO: Analisar ações de jogo de equipes de voleibol Feminino através dos classificadores utilizados na Inteligência Artificial. **MÉTODOS:** A pesquisa teve aprovação pelo comitê de ética da Universidade Metodista de Piracicaba com protocolo número 2.992.810 vinculado ao Projeto Integrado intitulado “Métodos da Inteligência Artificial aplicados na análise do movimento humano” junto ao PPG-CMH / UNIMEP. Foi realizada a análise descritiva dos dados; análise fatorial exploratória (AFE) para identificação do constructo composto inicialmente por 35 ações de jogo no voleibol ocorridos na superliga de voleibol feminino. Para rotulagem das ações de jogo, foram utilizados três classificadores: KNN (k - vizinhos mais próximos), *Random Forest* (RF) e Regressão Linear (RL). A significância adotada foi de $p < 0,05$. A amostra foi obtida através do *scout* das 12 equipes que disputaram a liga de voleibol brasileira profissional na temporada 2019/2020.

RESULTADOS: A análise descritiva dos dados, em que os dados foram divididos em três quartis, destacamos as ações de jogo S_D com a mediana 28,00, demonstrando a importância do saque que não oferece dificuldade para a recepção adversária; A_P, atingindo a mediana 56,00, dentre as variações das ações de ataque, pois, foi a ação que terminou em ponto direto, mostrando o alto nível das equipes participantes nesta ação de jogo; R_A foi a variação da ação de recepção de saque com mediana 38,00, mostrando a ligação entre uma recepção que permite várias opções de ataque que terminaram em ponto. Na AFE existem quatro ações de jogo que estão presentes simultaneamente em mais de um fator, sendo elas: Saque Ruim com carga fatorial no grupo 2 de 0,62, no grupo 4 de 0,47 e singularidade de 0,14, Saque Ponto com carga fatorial no grupo 2 de 0,50, no grupo 4 de 0,63 e singularidade de 0,13, Saque Bom com carga fatorial no grupo 2 de 0,43, e grupo 4 de 0,48 e singularidade de 0,50 e Saque Errado com carga fatorial no grupo 2 de 0,40, no grupo 4 de 0,43 e singularidade de 0,13. A implicação de tal fato refere-se à complexidade para explicar a variabilidade dos dados e as suas cargas fatoriais baixas em relação às demais. Os classificadores obtiveram as seguintes métricas nas fases de testagem: o classificador KNN, com acurácia, precisão, sensibilidade e FMI (Índice de Fowlkes–Mallows), que atingiram 100% de eficiência em todas as análises. O classificador *Randon Forest*, atingiu para acurácia em sua fase de testagem de 0,96, valores próximos do classificador KNN, que atingiu acurácia de 1,00. A regressão linear em sua fase de testes também reportou também 0,96. **CONCLUSÕES:** Os três classificadores utilizados nesta pesquisa se mostraram altamente eficazes. Portanto, pode-se concluir que eles constituem uma ferramenta com elevado potencial de aplicabilidade na predição de ações de jogo no voleibol.

Palavras Chave: Inteligência Artificial; Voleibol; Jogo.

ABSTRACT

INTRODUCTION: Faced with the demands required by Volleyball, whose technical/tactical specificities are decisive for the practice of the game, the need to control these technical/tactical actions can differentiate losing and winning teams, so the control of these data has become of extremely important during games and training. Currently, there is a trend in data analysis, and Artificial Intelligence stands out, being able to optimize data processing, and greatly increase the reliability of situation evaluation, and even predict situations or conditions of athletes during the game and training. **OBJECTIVE:** Analyse game actions of Women's Volleyball teams through the classifiers used in Artificial Intelligence. **METHODS:** The research was approved by the ethics council of the Methodist University of Piracicaba with protocol number 2.992.810 linked to the Integrated Project entitled "Artificial Intelligence Methods applied to the analysis of human movement" with the PPG-CMH / UNIMEP. Descriptive data analysis was performed; exploratory factor analysis (EFA) to identify the construct initially composed of 35 volleyball game actions. Three classifiers were used to label the game actions: KNN (k - nearest neighbours), Random Forest (RF) and Linear Regression (RL). The significance adopted was $p < 0.05$. The sample was obtained through the scout of the 12 teams that played in a professional Brazilian volleyball league in the 2019/2020 season. **RESULTS AND DISCUSSION:** The descriptive analysis of the data, where the data were divided into three quartiles, highlighted the S_D game actions with a median of 28.00, demonstrating the importance of the serve that does not offer difficulty for the opposing reception; A_P, reaching the median 56.00, among the variations of the attack actions, because it was the action that ended in a direct point, showing the high level of the teams participating in this game action; R_A was the variation of the serve reception action with a median of 38.00, showing the connection between a reception that allows several attacking options that ended in point. In the EFA there are four game actions that are present simultaneously in more than one factor, namely: Bad Service with factor loading in group 2 of 0.62, in group 4 of 0.47 and singularity of 0.14, Effective Service with factor loading in group 2 of 0.50, in group 4 of 0.63 and singularity of 0.13, Good Service with factor loading in group 2 of 0.43, and group 4 of 0.48 and singularity of 0.50 and Wrong Service with factor loading in group 2 of 0.40, in group 4 of 0.43 and singularity of 0.13. The implication of this fact refers to the complexity to explain the variability of the data and their low factor loadings in relation to the others. The classifiers obtained the following metrics in the testing phases: the KNN classifier, with accuracy, precision, sensitivity, and FMI (Fowlkes–Mallows Index), which reached 100% efficiency in all analyses. The Random Forest classifier reached an accuracy of 0.96 in its testing phase, values close to the KNN classifier, which reached an accuracy of 1.00. Linear regression in its testing phase also reported 0.96. **CONCLUSIONS:** The three classifiers used in this research proved to be highly effective. Therefore, it can be concluded that they constitute a tool with high potential of applicability in the prediction of game actions in volleyball.

Keywords: Artificial Intelligence; Volleyball; Game.

SUMÁRIO

1. INTRODUÇÃO	16
2. OBJETIVOS.....	19
2.1 OBJETIVO GERAL	19
2.2 OBJETIVOS ESPECÍFICOS	19
3 REFERENCIAL TEÓRICO.....	20
3.1 CONCEITOS BÁSICOS TECNICO/TÁTICAS DO VOLEIBOL.....	22
3.2 O JOGO DE VOLEIBOL.....	22
3.3 MATRIZES DE JOGOS NOS ESPORTES.....	23
3.4 JOGOS REDUZIDOS.....	24
3.5 O JOGO DE VOLEIBOL: SUAS AÇÕES E SEUS FUNDAMENTOS BÁSICOS .	25
3.5.1 TOQUE POR CIMA (LEVANTAMENTO)	27
3.5.2 MANCHETE	29
3.5.3 CORTADA.....	29
3.5.4 PASSE	30
3.5.5 SAQUE.....	30
3.5.6 SAQUE POR CIMA	31
3.5.7 SAQUE BALANCEADO	31

3.5.8 SAQUE VIAGEM.....	32
3.5.9 ATAQUE.....	32
3.5.10 BLOQUEIO.....	33
3.5.11 DEFESA.....	35
3.6 INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL	36
3.7 MACHINE LEARNING E CLASSIFICADORES INTELIGENTES	38
3.8 CLASSIFICADORES DE INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL NO VOLEIBOL.....	38
3.9 O CLASSIFICADOR K-NEAREST NEIGHBOR (KNN)	39
3.10 O CLASSIFICADOR <i>RANDOM FOREST</i> (RF)	41
3.11 O CLASSIFICADOR REGRESSÃO LINEAR (RL)	42
4. MATERIAIS E MÉTODOS	43
4.1 AQUISIÇÃO DE DADOS.....	44
4.2 AÇÕES DE JOGO ANALISADAS	44
4.3 TRATAMENTO DOS DADOS	48
5. RESULTADOS E DISCUSSÕES.....	52
6. CONCLUSÕES.....	80
7. REFERÊNCIAS.....	82
8. ANEXOS	87

9. APENDICE.....	88
------------------	----

1. INTRODUÇÃO

A prática do voleibol é marcada por seus fundamentos técnico: saque, passe, levantamento, ataque, bloqueio e defesa; além de aspectos táticos, como o posicionamento de jogadores, que se refletem na prática do jogo formal, tornando sua aprendizagem/treinamento complexa aos que procuram este esporte (RODRIGUES, *et al.*, 2021).

Podemos citar como exemplo referente à complexidade da prática do voleibol algumas variáveis como: regras com número reduzido de toques na bola (até 3 toques), a impossibilidade de manejo da bola (segurar) durante as jogadas e ser composto basicamente por habilidades motoras de rebatida, que a priori, são pouco exploradas no universo motor que é comumente vivenciado pelas pessoas. (LIMA *et al.*, 2011).

Nesse contexto, para que haja sucesso no jogo, a tomada de decisão é primordial, para que aconteça de forma positiva a execução dos fundamentos do jogo, em especial devido a imprevisibilidade, uma das marcas mais preponderantes nos esportes coletivos (AFONSO, 2004).

Porém, como na iniciação do voleibol, os fundamentos técnicos são ensinados de forma majoritariamente sequenciada, a aprendizagem dos mesmos muitas vezes se torna insuficiente para responder complexidade, dinamismo e imprevisibilidade do jogo, diminuindo a possibilidade de sucesso na tomada de decisão dos jogadores (COSTA *et al.*, 2011; BOJIKIAN, 2008).

Portanto, em virtude das demandas exigidas pelo voleibol, cujas ações de jogo apresentam-se em constante mudança a todo momento do jogo; o controle dos dados auxilia técnicos nos treinamentos, promovendo readaptações técnicas e táticas que facilitarão a tomada de decisões durante os jogos.

Atualmente, encontramos grandes possibilidades tecnológicas para análise dos componentes técnicos táticos dos jogos desportivos coletivos, dentre elas destacamos, o rastreamento de jogadores, que fornece informações relevantes para professores/técnicos planejarem treinamentos a partir dos resultados encontrados no momento do jogo (MISUTA, 2004; BARROS *et al.*, 2007). Sendo evidenciado por Matias e Greco (2009), que o método a partir de imagens, é um dos melhores para o fornecimento de informações relevantes para entender a modalidade esportiva.

Sendo observada uma forte tendência para a análise de dados em jogos nos dias atuais, a utilização de Inteligência Artificial; que segundo Vilela Junior *et al.* (2021), é capaz de otimizar o processamento de dados, e aumentar em grande escala a confiabilidade de avaliação de situações, e ainda prever situações ou condições dos atletas durante os jogos e treinamentos. Os mesmos autores relatam ainda, que o desafio está posto, e a quebra de paradigma sobre a utilização dessas ferramentas tecnológicas nas ciências do movimento humano, se faz cada vez mais presentes, sendo inevitável a disseminação do conhecimento, sobre o domínio e criação de novas ferramentas para que a dicotomia homem/máquina perpassasse os limites já conhecidos, e a evolução em prol do esporte de forma global.

Vilela Junior *et al.* (2021), afirmam, que os classificadores de inteligência artificial, podem ser uma saída com grande eficácia de análise e classificação dos dados em diversas áreas da saúde, incluindo o esporte, abrindo-se, possibilidades de classificação e predição, no auxílio de técnicos durante o treinamento e tomada decisões, inclusive durante o jogo. Neste sentido, os mesmos autores, discorrem, sobre os classificadores da inteligência artificial, que podem contribuir para o esporte, diante da grande demanda de dados ofertados pelo jogo, para classificação dos dados, citamos os classificadores KNN, que consiste em agrupar dados por

números k vizinhos mais próximos; *Random Forest*, que classifica os dados através de árvores de decisão obtidas por subamostras dos dados analisados e a Regressão Linear, que executa rótulos discretos e binários dos dados analisados agrupando-os em categorias distintas.

Partindo-se desse pressuposto, o controle de dados do jogo, é de grande importância, para o auxílio no treinamento e durante o jogo, portanto, a utilização de classificadores de inteligência artificial pode ser uma maneira eficaz de classificar e prever as ações técnico/táticas do jogo de voleibol.

2. OBJETIVOS

2.1 Objetivo Geral

Analisar ações de jogo de equipes de voleibol Feminino através dos classificadores utilizados na Inteligência Artificial.

2.2 Objetivos Específicos

- Analisar de forma descritiva as ações de jogo das equipes durante um campeonato;
- Realizar a Análise Fatorial Exploratória (AFE) para um conjunto de ações de jogo.
- Utilizar e comparar os classificadores recorrentes nas pesquisas em inteligência artificial, KNN, *Randon Forest* e Regressão linear.

3. REFERENCIAL TEÓRICO

Foi realizada uma pesquisa bibliográfica com o intuito de construir o referencial teórico do trabalho, e para a discussão sobre as ações do jogo de voleibol, bem como algoritmos de inteligência artificial nos esportes, em especial no voleibol, a serem utilizados, além da discussão da pesquisa, confrontando os resultados encontrados com os já existentes na literatura específica.

Para a realização da pesquisa que abarca o bojo teórico relacionado ao voleibol deste trabalho, foram realizadas buscas em bases de dados nacionais e internacionais. Como referencial teórico, buscamos os artigos dos últimos 20 anos, dentro da área da saúde e esporte, em especial os classificadores da Inteligência Artificial.

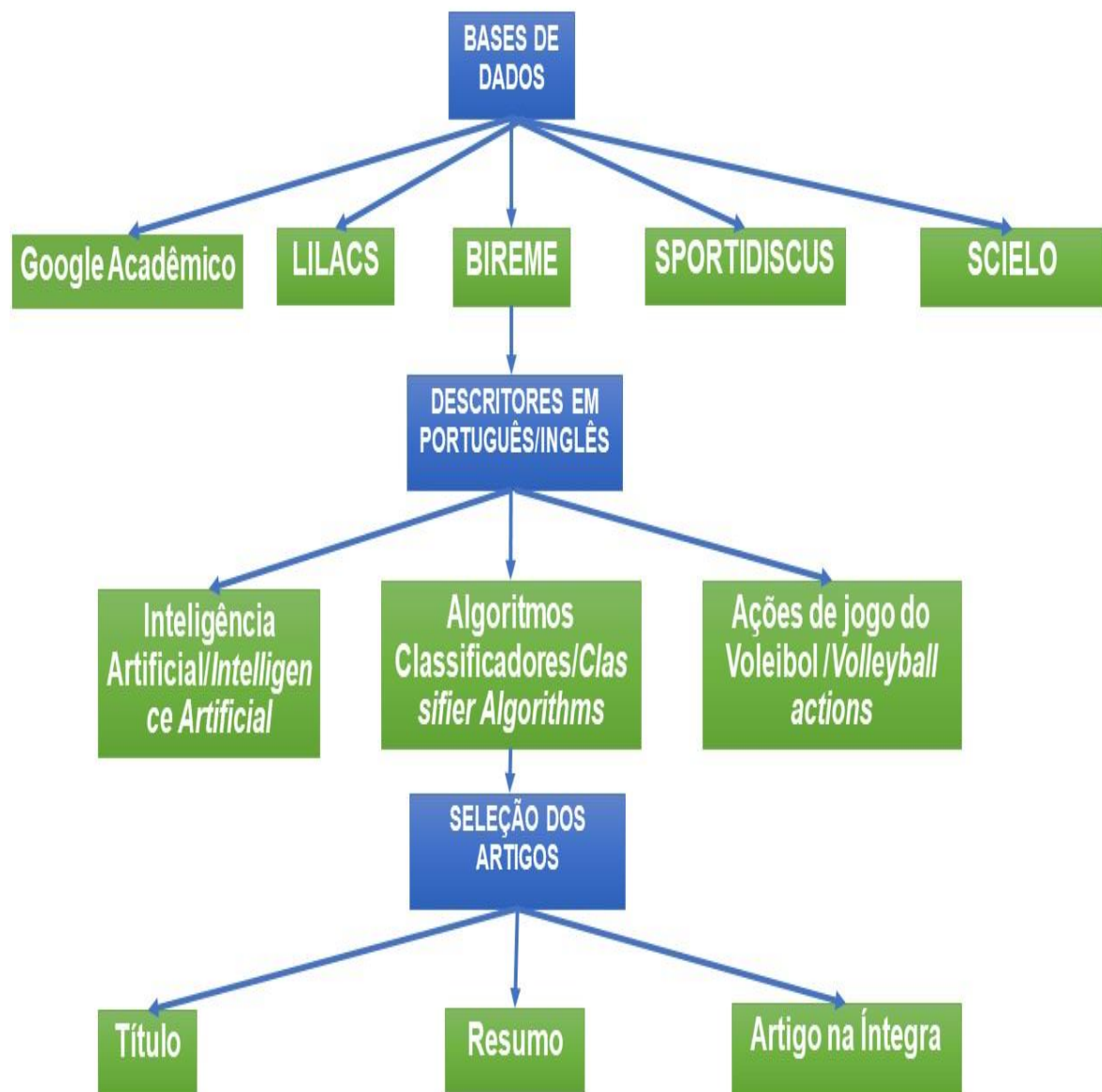
Os descritores foram determinados diante da premissa de relacionar a inteligência artificial, as ações de jogo do voleibol e algoritmos classificadores em inteligência artificial, E os descritores em inglês: *Artificial Intelligence*, *Volleyball actions*, *Classifier Algorithms*, por serem correspondentes trabalhos na língua inglesa.

Os bancos de dados pesquisados foram dentre outras: Google Acadêmico, *Scientific Electronic Library Online* (SCIELO), Literatura Latino-americana e do Caribe em Ciências da Saúde (LILACS), Biblioteca Regional de Medicina (BIREME) dCentro Latino-Americano e do Caribe de Informação em Ciências da Saúde (BIREME) e SPORTDiscus, com artigos em português e inglês. Os descritores utilizados nesta pesquisa são encontrados nos Descritores em Ciências da Saúde (DECs).

Após a escolha dos três descritores mencionados acima e sua aplicação nas bases de dados citadas acima, os artigos encontrados foram selecionados

inicialmente por meio da leitura do título e resumo, sendo nos artigos selecionados nesta etapa, realizada a leitura do texto na íntegra. A seguir, o organograma de pesquisa bibliográfica realizada para o referencial teórico e discussões desta tese, juntamente com a tabela 1 com as bases de dados utilizadas e tabela de artigos encontrados e utilizados.

Figura 1: Critério adotado para a busca dos artigos utilizados no referencial teórico e discussões da Tese.



Fonte: O autor

Tabela 1: Artigos segundo o critério de escolha e utilizados nesta pesquisa.

	ALGORÍTMOS CLASSIFICADORES/ CLASSIFIER ALGORITHMS		AÇÕES DE JOGO NO VOLEIBOL /VOLLEYBALL ACTIONS		INTELIGENCIA ARTIFICIAL/ARTIFICIAL INTELLIGENCE	
	Encontrado	Utilizado	Encontrado	Utilizado	Encontrado	Utilizado
LILACS	133	7	133	7	133	8
BIREME	73	2	73	2	73	2
SCIELO	5	1	20	4	222	4
SPORT DISCUS	72	3	13	2	29	6
GOOGLE ESCOLAR	904	8	904	6	268	2

Fonte: O autor

3.1 CONCEITOS BÁSICOS TÉCNICO/TÁTICAS DO VOLEIBOL

Este tópico traz conceitos básicos sobre os esportes coletivos com ênfase no voleibol, afim, de apresentar uma breve perspectiva metodológica do esporte, as características básicas técnico-táticas do esporte, incluindo o entendimento da dinâmica básica do voleibol, seus fundamentos e ações de jogo.

3.2 O JOGO DE VOLEIBOL

Atingir níveis de alto rendimento nos esportes coletivos traz grande responsabilidade para quem ensina e treina, principalmente quando tratamos de especificidades como as questões técnico/táticas, Gouvêa e Lopes (2007) destacam principalmente em se tratando da modalidade do voleibol, é preciso que não só capacidades físicas, mas capacidades cognitivas sejam treinadas juntamente com as ações do jogo e que, devem seguir um padrão de aprendizagem bem estruturada de o início da prática do voleibol.

Para Poratha *et al.* (2016), a experiência e vivência no voleibol, durante um longo período, passando categorias mirins, infantis e infanto-juvenis permitem que

os atletas tenham vivenciado muitos jogos e com isso, desenvolver suas potencialidades referentes às questões técnico/táticas do voleibol, além do desenvolvimento das tomadas de decisão no momento dos *ralllys*, quando encaram determinadas situações que emergem durante o jogo.

3.3 MATRIZES DE JOGOS NOS ESPORTES

Pesquisas são realizadas acerca do esporte, principalmente no que tange a preocupação com a realidade encontrada durante o jogo formal. Diante de tamanha especificidade, os métodos de ensino dos esportes coletivos têm sido evidenciados pela literatura específica, a seguir são apresentadas as metodologias mais comuns, utilizadas pelos professores e técnicos para o processo de ensino e aprendizagem dos mesmos, passando dos métodos mais tradicionais, até a questão das matrizes dos jogos para planificação e elaboração dos treinamentos,

De acordo com Scaglia *et al.* (2013) partindo do fato de que a liberdade e imprevisibilidade desafiadora da prática do jogo, emerge em seus participantes a necessidade de estar dentro do jogo buscando sucesso, o êxito, a vitória e para isso, reúne todas as possibilidades de ação (competências e habilidades) necessárias para busca do melhor rendimento possível.

Assim sendo, o mesmo autor, propõe a materialização do método de treino a partir da lógica do jogo (referências estruturais e funcionais do jogo), organizada da seguinte forma: Os jogos conceituais; os jogos conceituais em ambiente específico; Jogos específicos e Jogos contextuais.

Os jogos conceituais, são os jogos onde suas estruturas (alvos, implementos e tamanho do campo) e funções (princípios de ação) não respeitam fielmente o jogo formal; os jogos conceituais em ambiente específico remetem a referências estruturais do esporte formal, porém, há modificações funcionais diante da premissa

da aplicabilidade dos conceitos adquiridos na matriz anterior; Os jogos específicos, são próximos aos esportes formais, porém, neste momento, as plataformas táticas são pautadas bem como o modelos táticos; Os jogos contextuais, remetem aos amistosos e oficiais, onde, todas as premissas funcionais, estruturais juntamente com as questões emocionais que permeiam a competição em si.

Diante desse sistema organizacional, deve-se entender a real função que os jogos podem atender dentro deste processo, não só de ensino, mas também no treinamento das equipes que preconizam a vertente aberta nas relações do jogo propriamente dito.

3.4 JOGOS REDUZIDOS

Pode-se conceituar os jogos reduzidos como estruturas funcionais do jogo, praticadas separadamente, que permitem organizar e compreender, propondo o ambiente de jogo com determinadas modificações, como no tamanho, regras etc. (SCAGLIA, 2007). Com essas modificações, os atletas passam por vivências diversificadas com relação às situações de jogo, como por exemplo, situações de inferioridade e superioridade numérica de jogadores, posicionamento em relação ao implemento de jogo, entre outras (TAVARES, 1996).

Nos jogos reduzidos, é muito importante, propor determinados objetivos aos atletas, sendo estes, objetivos que ocorrem no jogo propriamente dito, por exemplo, confrontos um contra um, para que o mesmo experencie esta determinada ação que acontece durante o jogo formal, fazendo com que ele obtenha diferentes tomadas de decisão diante destes objetivos que o favorece durante o jogo sendo que a premissa da imprevisibilidade é de extrema importância durante o jogo formal, (LEONARDO; SCAGLIA, 2009).

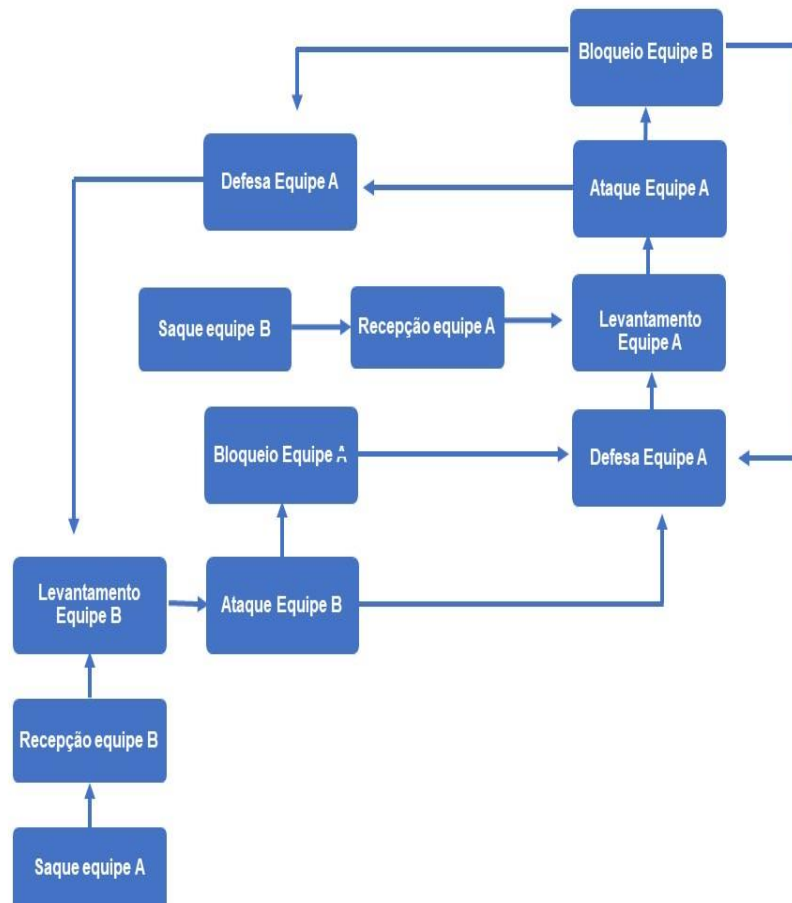
Diante desta aplicabilidade, a organização destes jogos se mostra importante, e aonde, se deve perpassar para que aconteça o real entendimento e desenvolvimento crítico para o jogo, destaca-se o pensamento pautado nas matrizes que dividem os jogos.

O voleibol, assim como todo esporte coletivo, passa por uma quebra de paradigma, pensada no sentido de que, por suas características diferentes, por conta de sua especificidade, necessita de mais perspectivas de ensino e treinamento, aonde, a pedagogia do esporte, propõe novos conceitos que não sejam centrados na performance técnica, mas sim no indivíduo e suas potencialidades que podem ser desenvolvidas no esporte.

3.5 O JOGO DE VOLEIBOL: SUAS AÇÕES E SEUS FUNDAMENTOS BÁSICOS

No voleibol, há uma premissa comportamental do esporte, segundo Coleman (2002), que são determinadas como ações terminais do jogo, tais como: saque, ações de ataque e bloqueios, por consumarem o ponto da equipe. O mesmo autor, ainda identifica a defesa, o levantamento e a recepção, como ações intermediárias, permitindo o entendimento de que esse esporte também pode ser analisado como uma sequência de ações de jogo, conforme apresentado abaixo (Figura 1), em fluxograma adaptado de Marcelino (2010), onde a lógica de ações do jogo de voleibol fica demonstrada.

Figura 2: Lógica dos acontecimentos das ações de jogo a partir dos fundamentos do voleibol.



Fonte: Adaptado de Marcelino (2010)

No esquema ilustrativo da figura 2, é sugerido, a título de exemplo, uma possível sequência existente no voleibol, sendo abordada de forma breve, eventos técnico-táticos que tendem a acontecer de forma organizada. Contudo, sabe-se que, as ações de jogo, podem não ocorrer de maneira pré-determinada, uma vez que podem existir variações que as ações do jogo podem sofrer, influenciando nas mudanças da dinâmica do voleibol.

Assim, a partir da dinâmica imposta pelo jogo de voleibol, Collet *et al.* (2011), reporta a importância de um parâmetro para avaliação de cada ação do jogo, para

que as equipes possam entender quais dessas variáveis (ações) possam ser determinantes durante o jogo, e o quanto elas podem responder o resultado, determinando vencedores e perdedores.

E para tal, o entendimento sobre os fundamentos que compõe o voleibol, que segundo Bizzochi (2004), são o Saque, o Levantamento, o Passe, o Ataque, o Bloqueio e a Defesa, é essencial.

Mas, além do entendimento acerca dos fundamentos do voleibol, é importante compreender as ações técnicas, também conhecidas como *recursos*, que permitem que os fundamentos ocorram na prática (BIZZOCHI *et al.*, 2004).

Rodrigues, Zelaga e Vilela Junior (2021) destacam que existem diversos fundamentos técnicos em um jogo de voleibol, como o toque por cima, a manchete e a cortada, que acontecem com bastante frequência durante o jogo, além de outras que ocorrem em menor número durante um jogo de voleibol, como defesas próximas ao solo, através de rolamentos ou deslizos conhecidos como “peixinho”. Os mesmos autores, ainda relatam que comumente, há confusões entre o que são as ações de jogo e os fundamentos do voleibol (ações interdependentes).

Assim, foi discutido brevemente a seguir, as principais ações técnicas empregadas em um jogo, e os fundamentos do voleibol, com suas especificidades e complexidades de execução dentro da possível lógica de acontecimentos durante o jogo, onde, essas ações foram analisadas como base do estudo deste trabalho, relevando a importância do conhecimento prévio e básico, porém, necessário sobre o tema.

3.5.1 Toque por cima (levantamento)

O toque é o fundamento técnico mais característico do voleibol, sendo responsável pela preparação do ataque (ação de jogo conhecida como

levantamento) participando também como forma de defesa (ação de jogo), e tradicionalmente é realizado com as duas mãos (Figura 3), onde o contato com a bola deve ser feito com todos os dedos das mãos, com uma pequena flexão de punho, e durante o contato com a bola, os cotovelos e joelhos deverão estender-se simultaneamente, impulsionando a bola (MACHADO, 2006).

Figura 3: Imagem de levantamento ou toque por cima com as duas mãos.



Fonte: <http://images.google.com/>

Porém, para auxiliar os jogadores nas diversas situações de jogo, como após uma recepção de baixa qualidade, ou para a realização de uma jogada ofensiva diferenciada ou para dar maior velocidade a jogada, dentre outros, onde a realização do toque da maneira tradicional não é possível, são utilizados os toques alternativos, que dispensam a precisão no posicionamento das pernas, braços e tronco (MATIAS; GRECO, 2011).

Uma das formas de toque alternativo, bastante empregado, é o toque com uma das mãos (Figura 4), onde o jogador impulsiona a bola como se fosse um levantamento, mas com apenas uma das mãos (MACHADO, 2006).

Figura 4: Imagem do levantamento com uma das mãos.



Fonte: <http://images.google.com/>

3.5.2 Manchete

A manchete, cuja imagem ilustrativa se encontra abaixo (Figura 5), é utilizada para a recepção do saque e para defender cortadas, além de em algumas situações de jogo, onde o levantamento não pode ser realizado com toque, na preparação de ataque. Ela exige do atleta, atenção especial para a posição de diversas partes do corpo, principalmente as pernas, braços e ombros (BIZZOCCHI, 2008; MACHADO, 2019).

Figura 5: Imagem do movimento do atleta no momento da manchete.



Fonte: <http://images.google.com/>

3.5.3 Cortada

A cortada, executada geralmente no último toque do ataque, consiste em um rápido golpe na bola, com a intenção de fazê-la cair na quadra do adversário (Figura 6), sendo normalmente composta de cinco etapas: deslocamento, chamada, salto, fase aérea e queda (BIZZOCCHI, 2008).

Figura 6: Imagem do movimento do atleta no momento da cortada.



Fonte: <http://images.google.com/>

3.5.4 Passe

O passe no voleibol é considerado em duas situações: na recepção da primeira bola, em manchete ou toque por cima; e na preparação do ataque, com o levantamento da bola. Para receber a bola, o jogador precisa se posicionar-se, de uma forma correta, que lhe permita deslocamentos rápidos. É o que se chama de posição de expectativa para recepção. Ou seja, a preparação para o passe (MACHADO, 2006).

3.5.5 Saque

O saque é o ato de se colocar a bola em jogo, golpeando com uma só mão ou punho a bola solta no ar, pelo jogador que executa o saque, sendo o lance, mais rápido de se conseguir o ponto, podendo ser realizado por baixo ou por cima (MACHADO, 2006).

Porém, com a evolução do jogo de voleibol, o saque passou a ter importante função ofensiva, onde deve prejudicar ao máximo a organização ofensiva do adversário, motivo pelo qual o saque por baixo não tem sido executado no voleibol de alto nível, sendo mais comum a sua execução por crianças em idade de aprendizagem esportiva (RIBAS; ARAÚJO, 2014).

3.5.6 Saque por cima

O saque por cima, cuja forma mais simples é o tipo tênis (Figura 7), além de ser um instrumento de ataque, funciona como um bom aprendizado para a cortada. Esse saque tem, na maioria das vezes, maior potência e menos precisão em relação ao saque por baixo, por isso requer mais treinamento (MACHADO, 2019).

Figura 7: Imagem do movimento do atleta no momento do Saque por Cima tipo Tênis.



Fonte: <http://images.google.com/>

3.5.7 Saque Balanceado

O saque balanceado (Figura 8) é uma variação do fundamento saque, caracterizado por ser em algumas situações ou preferência do jogador, ser realizado de lado para a quadra, necessitando para a sua execução, o jogador se posicionar com o ombro direito (esquerdo se for sinistro) paralelo à linha de fundo e a perna esquerda (direita p/ os sinistros) um pouco à frente. Para sacar, ele segura a bola com a mão que não vai golpeá-la (BIZZOCCHI, 2016).

A mão que vai golpear, deve sair de trás e atacar a bola no ponto mais baixo, depois que ela foi lançada pela mão oposta. É importante utilizar bastante força, para que a bola chegue à quadra do adversário e dificulte a recepção (MACHADO, 2006).

Figura 8: Imagem do movimento do atleta no momento do Saque Balanceado.



Fonte: <http://images.google.com/>

3.5.8 Saque Viagem

O saque viagem, trata-se de um saque potente, realizado por cima e com salto (como uma cortada), conforme pode ser observado na Figura 9; sendo este caracterizado pelo lançamento da bola na quadra adversária com o objetivo de explorar o fundo da mesma (MACHADO, 2006).

Figura 9: Imagem do movimento do atleta no momento do Saque Viagem .



Fonte: <http://images.google.com/>

3.5.9 Ataque

O ataque é realizado na maioria das vezes no terceiro toque na bola de uma equipe, sendo o fundamento do jogo que finaliza toda a ação ofensiva, e a cortada é a ação técnica mais utilizada na execução deste fundamento, podendo ser realizado tanto por um jogador que se encontre próximo da rede (posições dois, três e quatro) como por jogadores nas posições um, cinco e seis, sendo neste caso chamado de ataque de fundo (MACHADO, 2006).

Porém, o ataque nem sempre é realizado com uma cortada forte, o jogador em algumas situações visualiza uma região da quadra mal coberta pela defesa, e toca a bola levemente com a ponta dos dedos, direcionando-a para tal região, a este tipo de ataque damos o nome de largada (Figura 10) e o ataque de meia força, semelhante a largada, porém com o atacante desacelerando o movimento da cortada antes do ataque e tocando a bola com a palma da mão em uma região desguarnecida (BIZZOCCHI, 2016).

Figura 10: Imagem digitalizada do movimento do atleta no momento do Ataque com Largada.



Fonte: <http://images.google.com/>

Outros dois tipos de ataque ainda são descritos por Bizzocchi (2016), a “explorada”, onde o objetivo do jogador não é fazer com que a bola toque a quadra adversária, mas sim, atingir o bloqueio do adversário e em seguida aterrissar em uma área fora de jogo; e a “empurrada”, também conhecido popularmente como braço de ferro, situação em que o atacante empurra a bola contra as mãos do bloqueador, fazendo a escorrer entre este e a rede ou para fora da quadra.

3.5.10 Bloqueio

O fundamento bloqueio foi criado a partir da demanda de uma alternativa para interromper as cortadas, que se tornaram cada vez mais fortes, ao passo que o

voleibol evoluiu, sendo permitido apenas para os atletas que se encontram nas posições dois, três e quatro (PIMENTEL, 2012).

Machado (2006) destaca que o bloqueio apresenta variações quanto ao número de participantes, podendo ser simples/individual, duplo ou triplo; ao tipo de deslocamento, onde a passada pode ser lateral ou cruzada; e a forma de ação, dividida em ofensiva e defensiva.

Com a evolução das regras, permitiu-se que as mãos do bloqueador passassem para o lado contrário (desde que não toquem a rede), podendo com isso formar um tipo de alavanca ofensiva. Essa medida foi adotada para dificultar a jogada ofensiva e obrigar os atacantes a recorrerem a fintas e a levantadas fora da rede.

Assim, em situações em que o bloqueador se encontra em vantagem sobre o atacante, como no caso de bloqueadores com alcance mais elevado do que os atacantes, é realizado o bloqueio ofensivo (Figura 11), cujo objetivo é enviar a bola diretamente ao solo da quadra adversária (BIZZOCCHI, 2016).

Figura 11: Imagem do movimento do atleta no momento do Bloqueio Ofensivo



Fonte: <http://images.google.com/>

Já em situações em que a vantagem (condição de pontuar) do atacante é grande, não sendo viável a realização do bloqueio ofensivo, os bloqueadores realizarão um bloqueio defensivo (Figura 12), cujo objetivo é amortecer o ataque e

criar condições para que a bola seja recuperada pela defesa, e posteriormente contra-atacar (BIZZOCCHI, 2016).

Figura 12: Imagem do movimento do atleta no momento do Bloqueio Defensivo



Fonte: <http://images.google.com/>

3.5.11 Defesa

O fundamento de defesa tem como objetivo impedir o sucesso do ataque adversário, ou seja, e apesar de ser realizada preferencialmente com uma manchete, por se tratar de uma situação extrema, outros recursos são empregados na mesma (BIZZOCCHI, 2016).

Este fundamento, que pode ser observado na Figura 13, é de extrema importância na dinâmica do jogo, pois uma vez que é executado com sucesso, impede o adversário de pontuar e permite a execução de um contra-ataque, aumentando a possibilidade de vitória no *rally* em disputa (BIZZOCCHI, 2004).

Figura 13: Imagem do movimento do atleta no momento da Defesa



Fonte: <http://images.google.com/>

3.6 INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL

Neste capítulo, serão abordados aspectos acerca da inteligência artificial e suas aplicações na área do esporte, sendo apresentadas pesquisas sobre a inclusão do conhecimento da inteligência artificial na área esportiva como ponto de partida para um novo olhar para evolução tecnológica onde ela já se faz presente. Uma vez, que devido ao crescimento da tecnologia, e o grande volume de dados, os algoritmos em inteligência artificial, auxiliam na manipulação, tomada de decisão e predição diante dos dados obtidos em tempo real.

A evolução tecnológica esportiva, tornou-se uma corrida por conta da necessidade da demanda atual diante da espetacularização dos eventos esportivos e o alto acesso às tecnologias gera muitos dados, chamado *big data*, sendo as técnicas de utilização desse crucial nos algoritmos inteligentes.

Kwan *et al.* (2008), enfatizam o valor do desenvolvimento tecnológico para aprendizagem, onde relatam que desde a década de 80, com o desenvolvimento da engenharia da computação e da internet, ambientes de aprendizagem tem sido desenvolvidos para a facilitação de aprendizagem de diversas áreas do conhecimento, destacando a engenharia mecânica, onde o ambiente passou a ser reproduzido através de tecnologias como a bidimensional conhecida como 2D e principalmente a tridimensional conhecida como 3D, com a presença da profundidade nas imagens e criação de laboratórios virtuais colaborando com a aprendizagem dos estudantes, chegando até os dias atuais com ambientes de realidade virtual e aumentada.

Para que sejam entendidas as questões que envolvem a tecnologia computacional no meio esportivo, é necessário evidenciar a evolução da ciência esportiva, e quais aspectos são formativos para o surgimento de pesquisas e

avanços tecnológicos esportivos. Perry (2016), destaca que dentro da ciência esportiva, algumas áreas distintas foram pesquisadas de forma equânime, e foram evoluindo de forma rápida e conjunta para a junção das diversas áreas do conhecimento e atuação no ambiente esportivo. Diante da evolução esportiva e computacional, vários métodos têm sido desenvolvidos para as mais diversas áreas do conhecimento, e a inteligência artificial, atualmente tem sido foco de grande atenção, desenvolvimento e inovação.

A inteligência artificial tem sido cada vez mais presente nas diversas áreas esportivas, o número de dados fornecidos pelos jogos em diversas modalidades, em especial o voleibol, precisam ser interpretados e utilizados cada vez mais de maneira eficaz e rápida pelas comissões técnicas. Vilela Junior *et al.* (2022) e Fister *et al.* (2019) pontuam que com o avanço da inteligência artificial, possibilidades de construção de algoritmos trazem com exatidão a possibilidade de identificação de padrões, e mesmo previsões conforme a introdução dos dados do jogo, através de classificações, e previsões de dados, ou até mesmo agrupamento dos dados por categorias e similaridades.

Vilela Junior *et al.* (2021), afirmam que a *machine learning*, compreende a uma subárea da inteligência artificial, que consegue manipular muitos dados, e com esses dados, os algoritmos podem tomar decisões inteligentes a partir ou não de interferência humana. Os mesmos autores, acrescentam que, na área da saúde, os classificadores da inteligência artificial podem com grande acurácia e precisão, auxiliar na tomada de decisão sobre exames diagnósticos mais assertivos relativos às potenciais ocorrências de lesões esportivas.

Classicamente o aprendizado de máquina, pode ser supervisionado, não supervisionado e por reforço. No aprendizado supervisionado o algoritmo é

alimentado na fase de treinamento por dados previamente conhecidos pelo pesquisador.

No aprendizado não supervisionado essa rotulagem prévia não existe, cabendo ao algoritmo a identificação de padrões subjacentes ao conjunto de dados. Finalmente, no aprendizado por reforço, o algoritmo interage dinamicamente com o ambiente (dados), aprendendo com seus erros e otimizando sua performance (JANIESCH, 2021).

3.7 MACHINE LEARNING E CLASSIFICADORES INTELIGENTES

Vilela Junior *et. al.* (2021), destacam que determinados algoritmos classificadores são recorrentes para as análises de dados no esporte, sendo que o princípio estatístico subjacente a vários classificadores utilizados na IA, o Teorema de Bayes, que é considerado o algoritmo mais simples na *machine learning*, permitindo ser formulado pela equação:

$$P(A|B) = \frac{P(B|A) \cdot P(A)}{P(B)}$$

Onde $P(A|B)$ é a probabilidade de A ocorrer dado que B é verdadeiro; $P(B|A)$ é a probabilidade de B ser verdadeiro dado que A é verdadeiro; $P(A)$ é a probabilidade de A ser verdadeira e $P(B)$ é a probabilidade de B ser verdadeira.

3.8 CLASSIFICADORES DE INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL NO VOLEIBOL

Musa *et al.* (2021), destacam a utilização de aprendizagem de máquina, e a construção de algoritmos de inteligência artificial para o auxílio em diversos esportes em suas mais variadas áreas. Na análise de diversos aspectos técnicos do jogo, bem

como na maximização das performances individuais dos atletas, classificando e principalmente predizendo resultados no âmbito esportivo.

Especificamente no jogo de voleibol, Chellatamilan *et al.* (2015) relatam que algoritmos têm sido produzidos para a classificação dos dados técnico-táticos obtidos durante o jogo, e estes servem como variáveis determinantes tanto para a preparação, como para as tomadas de decisão durante o jogo. Os mesmos autores ressaltam, que a predição que a *machine learning*, infere diretamente nas tomadas de decisão de técnicos e auxiliares para programação dos treinamentos e jogos, prevendo resultados como velocidade de saques, alturas máximas alcançadas nos bloqueios, movimentação das linhas de passes das equipes adversárias.

Em revisão de literatura realizada por Sanghvi *et al.* (2021), sobre o uso da inteligência artificial na avaliação de dados técnico-táticos do voleibol, os autores verificaram alguns trabalhos realizados na NCAA (National Collegiate Athletic Association), apontando quatro categorias de fundamentos do jogo: saque, ataque, bloqueio e levantamentos. Nestes trabalhos foram realizadas predições dentre essas categorias de fundamentos, com uso de redes neurais, regressão linear e árvore de decisão, sendo que os *outputs* reportados a partir do tratamento dos dados, foram capazes de atuar de forma preditiva diante do conjunto de dados obtidos, podendo auxiliar em elaborações de treinamento e tomadas de decisão no jogo.

3.9 O CLASSIFICADOR K-NEAREST NEIGHBOR (KNN)

A aplicação do classificador KNN como uma abordagem de *machine learning* possui mais de 60 anos, e consolidou-se como importante método de reconhecimento e classificação de padrões. Sendo a sua aplicabilidade significativa na economia, na agricultura, na sociologia, na física, na gestão de pessoal, na saúde e nos esportes.

Segundo Passos *et al.* (2021), o classificador KNN, que é representado pelo valor de K e os vizinhos mais próximos, pode ser um eficiente método para a classificação por meio do processamento de dados, distribuindo os conjuntos de dados, e agrupando-os em k classes. Os mesmos autores, relatam que uma das características deste classificador é a sua sensibilidade em relação ao valor de K e da distância utilizada na mesma, sendo neste estudo utilizado um algoritmo para automatizar a busca para melhor distância entre os dados analisados, recorrendo ao postulado de Minkowski.

A fórmula de Minkowski pode definir como parâmetro de distância a euclidiana para a determinação dos K (conjunto de dados) vizinhos mais próximos, sendo a fórmula:

$$MK(x, y) = \sqrt[p]{\sum_{j=1}^n |X_j - Y_j|^p}$$

Onde x e y são os valores das coordenadas de um ponto j ; e p a ordem da raiz; quando $p=1$ é obtida a distância Manhattan; para $p=2$ é obtida a distância Euclidiana e para $p=\infty$ é obtida a distância de Chebyshev.

Os grupos de vizinhos mais próximos utilizados pelo classificador KNN, onde os dados são agrupados por similaridade, como pode ser observado na figura 14. Sendo que a primeira classe corresponde, no círculo menor, há dois vizinhos da classe **B** e um da classe **A**, e a estrela representa um dado a ser classificado. Já no círculo maior, tem dois vizinhos da classe **B** e 7 vizinhos da classe **A**, e como resultado do agrupamento, tem-se 8 vizinhos da classe **A** e apenas 4 da classe **B**, sendo, portanto, o dado novo classificado como classe pertencente a classe **A** por este ter mais vizinhos dessa classe.

Figura 14: KNN com classe A e B e uma classe desconhecida a ser classificada.



Fonte: o autor

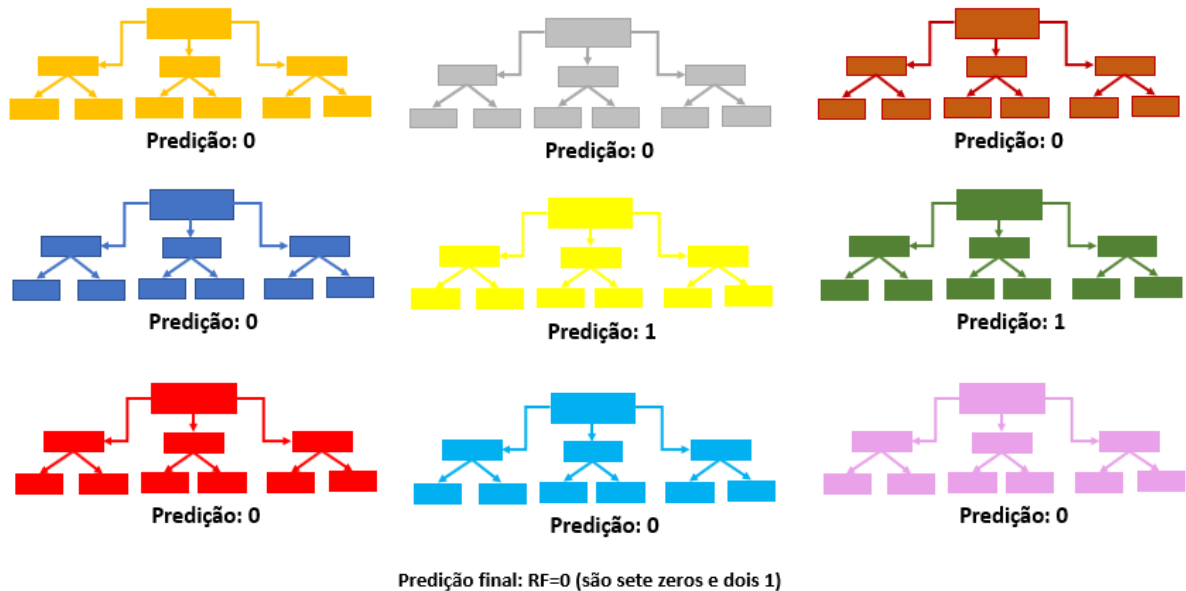
3.10 O CLASSIFICADOR *RANDOM FOREST* (RF)

O classificador *Random Forest* pode ser definido como um conjunto de árvores de decisão (obtidas por sub amostras dos dados treinados), onde a média destas é utilizada para aumentar a capacidade preditiva do algoritmo. O RF reduz de maneira significativa o *overfitting*, decorrente de conjunto de dados complexos, sendo, portanto, caminho a ser considerado quando a fase de validação atinge bons resultados e a fase de teste não obtém o mesmo desempenho. O classificador RF apresenta usualmente elevada eficiência para lidar com grandes bancos de dados, compostos por milhares de variáveis, sendo capaz de estimar os dados que casualmente são perdidos devido ao enorme volume (VILELA JUNIOR *et al.*, 2021).

Na figura 15, é representada a classificação realizada pelo classificador *Random Forest*, utilizando um exemplo de 9 árvores de decisões calculadas diante do cruzamento dos dados, onde, observa-se que dessas árvores calculadas, apenas 2 tiveram 1 como predição final, ou seja, ataque mal sucedido, enquanto 7 árvores de decisão calculadas tiveram como predição final 0, representando um ataque bem sucedido. Um exemplo para uma situação de jogo no voleibol, onde a recepção ótima para o jogador levantar a bola na entrada de rede com velocidade média,

porém numa trajetória mais retilínea (bola chutada), teria como predição, 7 potenciais acertos do ataque, contra 2 bloqueios da equipe adversária.

Figura 15: Randon Forest e suas predições



Fonte: o autor

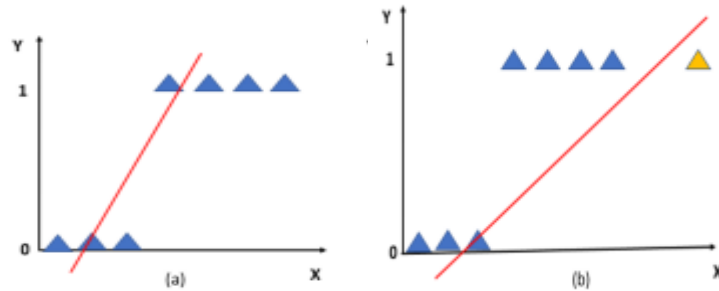
3.11 O CLASSIFICADOR REGRESSÃO LINEAR (RL)

O classificador Regressão Linear (RL), que segundo Vilela Junior (2021) é capaz de fornecer um rótulo discreto, por exemplo, rótulos 1, 2 ou 3, para três diferentes tipos de ações de jogo no voleibol (1= saque, 2= passe, 3= ataque). Enquanto classificador, a RL trabalha com a precisão de uma rede, enquanto a RL como preditora, trabalha usualmente com a RMSE (raiz do erro quadrático médio) de dados contínuos.

Como pode ser observado na Figura 16, o classificador RL é bastante eficiente, sendo esta eficiência observada no gráfico (a), que se encontra a esquerda, porém, em situações de inserção de um novo dado, representado na figura por um triângulo amarelo, a RL se torna ineficiente como classificador, como

pode ser verificado no gráfico (b), a direita na figura, pois não é capaz de classificar corretamente este dado. Tal exemplo destaca a importância de se testar e comparar diferentes classificadores para que possa ser escolhido o mais eficiente (VILELA JUNIOR, 2021).

Figura 16: Classificador Regressão Linear (RL) para dados binários.



Fonte: o autor

No voleibol, o classificador pode utilizar os parâmetros “bom” para o levantamento que termina com ataque e “ruim” para o levantamento que não termina com ataque referente os dados obtidos na ação de recepção, nessa ordem o classificador tem um aproveitamento satisfatório, entretanto, em uma situação quando a recepção é ruim, porém, o levantamento é “bom”, pode ser um fator que dificulta a classificação do dado, representado pelo triangulo laranja na figura 15 (b).

4. MATERIAIS E MÉTODOS

Os procedimentos metodológicos utilizados para esta pesquisa tiveram sua aprovação pelo comitê de ética da Universidade Metodista de Piracicaba com protocolo número 2.992.810 vinculado ao Projeto Integrado intitulado *Métodos da Inteligência Artificial aplicados na análise do movimento humano* junto ao PPG-CMH / UNIMEP, cujo parecer encontra-se no apêndice 1.

4.1 AQUISIÇÃO DE DADOS

Os dados foram obtidos através do sistema *scout*, ou seja, da observação e análise das ações técnicas do jogo de voleibol das equipes participantes da Superliga de Voleibol Feminino, sendo este o principal campeonato do Brasil com a participação de 12 equipes na temporada regular, onde no período de outubro de 2019 e maio de 2020 cada equipe realizou 11 jogos, sendo os scouts dos mesmos cedidos em outubro de 2021 . A seguir, as 35 ações de jogo, obtidas nos jogos para cada equipe.

4.2 AÇÕES DE JOGO ANALISADAS

Todas as informações obtidas referente às ações de jogo de voleibol analisadas foram fornecidas pelo departamento de estatística da Confederação Brasileira de Voleibol, através de *scout* das partidas.

A seguir são apresentadas as ações de jogo obtidas junto Confederação Brasileira de Voleibol, e as análises realizadas no presente estudo. Para adequação dessas variáveis, as mesmas foram renomeadas por conta de os caracteres não serem aceitos para cálculo no JASP®, e estão em anexo no item lista de abreviaturas.

Saque:

(+): corresponde a Saque ponto;

Saque A (SA): Excelente corresponde a Neutralização a ação de *sideout* (contra-ataque) adversário;

Saque B (SB): Bom corresponde dificuldade no *sideout* (contra-ataque) adversário;

Saque C (SC): Regular Ocasional pouca dificuldade no *sideout* (contra-ataque) adversário;

Saque D (SD): Ruim, não ocasiona nenhuma dificuldade no *sideout* (contra-ataque) adversário;

Saque E (SE): corresponde ao saque errado e ponto do adversário,

Recepção:

Recepção A (RA) excelente, acarreta todas as opções de ataque no *sideout* (contra-ataque);

Recepção B (RB): Recepção boa, acarreta na neutralização de algumas opções de *sideout* (contra-ataque);

Recepção C (RC): Recepção regular, acarreta restrições nas opções de *sideout* (contra-ataque);

Recepção D (RD): Recepção Ruim, acarreta na impossibilidade de ações de ataque no *sideout* (contra-ataque);

Recepção E (RE): Recepção Negativa, corresponde ao erro ponto do adversário,

Ataque:

(+): Ataque Positivo, Ação ponto;

(O+): Ataque defendido, neutraliza o contra-ataque adversário;

(O-): Ataque defendido, possibilita o Contra-ataque adversário;

(-): Ataque Negativo, Ação de ataque errado;

Ataque B: Ataque Bloqueado, Ataque que é tocado pelo bloqueio adversário,

Contra-ataque:

(D+): Contra-ataque Positivo, ação resulta em ponto provinda de uma ação positiva de defesa;

(+): Contra-ataque positivo, ação resulta em ponto;

(O+): Contra-ataque defendido, neutraliza o contra-ataque adversário;

(O-): Contra-ataque defendido, possibilita o Contra-ataque adversário;

(-): Contra-ataque Negativo, ação errada;

(Contra-ataque B): Contra-ataque Bloqueado, contra-ataque que é tocado pelo bloqueio adversário,

Bloqueio:

(+): Bloqueio Positivo, bloqueio ocasiona ponto;

(O+): Bloqueio Neutro Positivo, possibilita uma ação de Contra-ataque da própria equipe;

(O-): Bloqueio Neutro Negativo, possibilita uma ação de Contra-ataque da equipe adversária;

(-): Bloqueio Negativo, a qual a ação de ataque adversário teve êxito,

Defesa:

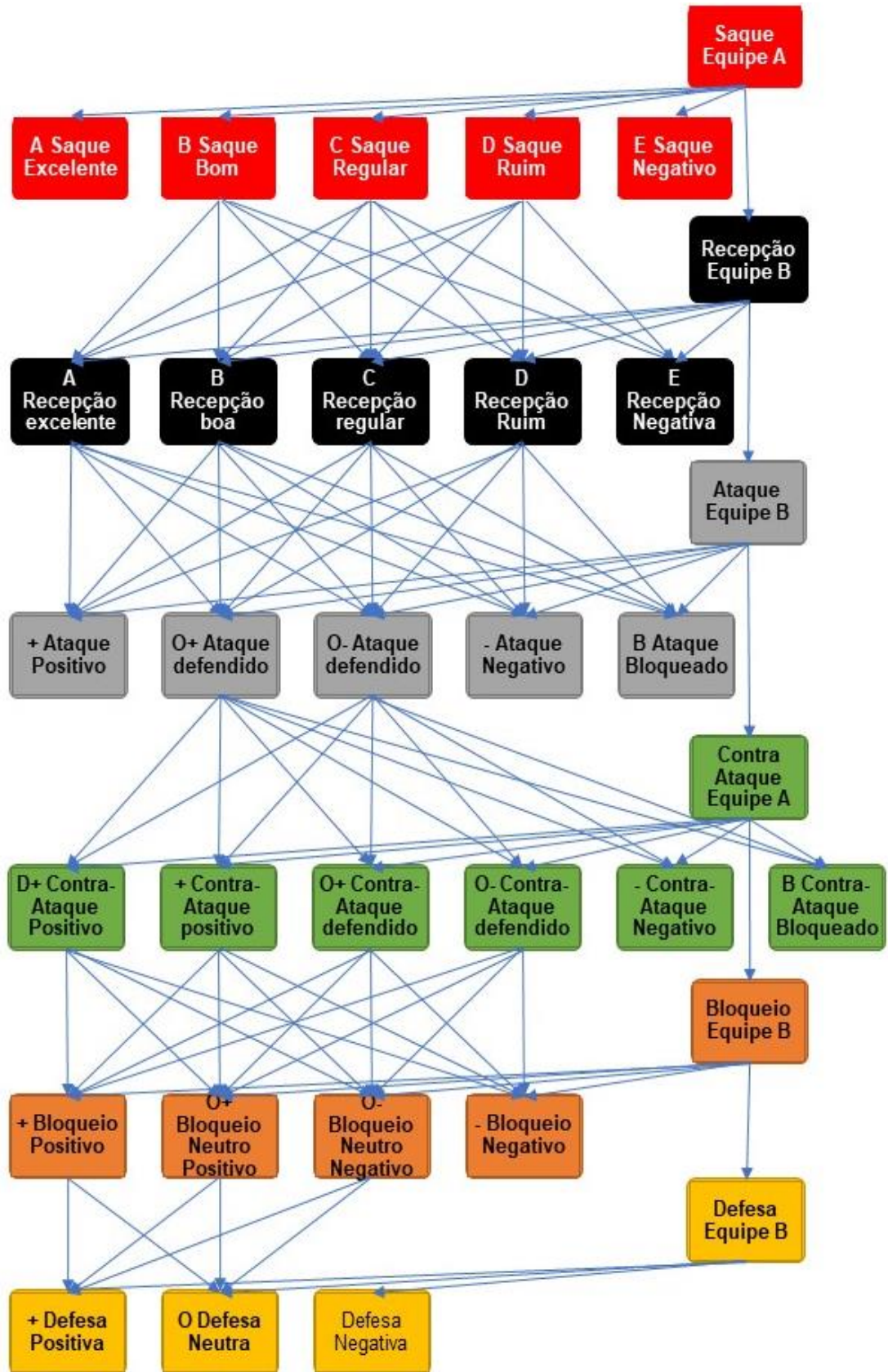
(+): Defesa Positiva, possibilita ação de ataque;

(O): Defesa Neutra, não possibilita ação de ataque;

(DN): Defesa Negativa, ação de defesa errada;

Considerando ser o voleibol um esporte dinâmico na sua execução em quadra, este apresenta uma inter-relação entre as ações do jogo e suas variações. A Figura 17 representa um fluxograma das suas ações e inter-relações.

Figura 17: Complexidade das ações de jogo partindo da lógica de acontecimentos.



Fonte: o Autor

A figura 17 trata da complexidade de possibilidades que ocorrem durante o jogo de voleibol, onde as ações de jogo, são interdependentes, podendo seguir uma ordem inicial, que pode favorecer a equipe que inicia com a bola com um tipo de saque.

Podendo levar, por exemplo, a uma situação incluída no voleibol que, desde o ponto direto, até a recepção mais fácil da equipe adversária e mesmo sendo uma ótima recepção, não garante que a execução de um levantamento ótimo e uma finalização positiva do ponto.

Fica evidente, que o dinamismo do voleibol, mesmo que as ações sejam classificáveis, a ordem como elas pode acontecer, pode ser alterada a qualquer momento em que o jogo ocorre.

4.3 TRATAMENTO DOS DADOS

Inicialmente, os dados foram apresentados através de uma análise descritiva com os resultados expressos por meio de percentis 25 e 75 e mediana. e percentil 75, de cada ação de jogo obtida durante os jogos. Posteriormente foi realizada a Análise Fatorial Exploratória (AFE) utilizando o software JASP® versão 0.16.1; com $p < 0,05$.

Para esta pesquisa, foram utilizados os seguintes classificadores da inteligência artificial: KNN, *Randon Forest* e Regressão linear. Inicialmente, os classificadores passaram por uma fase de treinamento supervisionado, em seguida, testaram os dados e por fim validaram os mesmos. A partir dos cálculos obtidos pelos mesmos, foram utilizadas as métricas usuais em algoritmos inteligentes: Acurácia, Precisão, Sensibilidade, Especificidade (VILELA JUNIOR, 2022; SANGHVI *et al.*, 2021; MAHESWARI; RAMAKRISHNAN, 2015).

Além destas, optou-se pela métrica FMI, pois este corrobora com a confiabilidade e a depuração do algoritmo (VILELA JUNIOR ET. AL, 2022). Métricas estas calculadas pela matriz de confusão de cada classificador.

O índice de Fowlkes–Mallows (FMI) foi calculado a partir da matriz de confusão dos classificadores, sendo um método de avaliação externa utilizado para determinar a similaridade entre dois agrupamentos (clusters obtidos após um algoritmo de agrupamento). Foi calculado pela raiz quadrada do produto entre a sensibilidade e a precisão; sendo maiores que zero. A similaridade calculada pelo FMI pode ser realizada entre quaisquer dois agrupamentos hierárquicos e uma classificação de referência (VILELA JUNIOR *et al.*, 2022).

Segundo Damásio (2012); Hongyu, (2018); Matos e Rodrigues (2019); Costa (2020), a AFE é um conjunto de técnicas multivariadas utilizadas para definir uma estrutura subjacente em um conjunto de dados. Tem sido aplicada no desenvolvimento, avaliação e refinamento de instrumentos de dados. É usualmente utilizada em diferentes áreas, como psicologia, educação, saúde e esporte.

Essa análise permite obter um padrão de correlação entre variáveis, sugerindo a construção desses novos grupos de dados das variáveis como “fatores” (VASCONCELOS-RAPOSO *et al.*, 2020).

A AFE tem como objetivo de reduzir uma grande quantidade de variáveis observadas em um número menor de fatores (FIGUEIREDO; SILVA, 2010).

Ferreira e Hongyu (2018); destacam os dois principais métodos de avaliação comumente utilizados na AFE, o critério de Kaiser-Meyer-Olkin (KMO), que identifica se um modelo de análise fatorial é adequadamente ajustado aos dados, testando a consistência geral dos dados, e o teste de esfericidade de Bartlett, onde é avaliada a medida em que a matriz de covariância é similar a uma matriz identidade, ou seja,

não apresentam correlações entre si. Ainda, segundo os mesmos autores, a AFE pode ser uma boa ferramenta para o desenvolvimento agrupamento de dados que podem ser usadas em diferentes contextos e diversas áreas.

Algumas características importantes sobre a AFE precisam ser aqui pontuadas. A análise fatorial é baseada no "modelo de fator comum" que é um modelo teórico. Esse modelo postula que medidas observadas são afetadas por diversos fatores e alguns sendo fatores únicos, e os padrões de correlação precisam estar determinados, existindo diversos métodos de extração para isso (YOUNG; PEARCE, 2013).

A análise de componentes principais é usada para extrair variação máxima do conjunto de dados com cada componente, reduzindo assim um grande número de variáveis em número de componentes (TABACHNICK; FIDELL, 2007).

discutido como foram calculadas as métricas utilizadas.

A Acurácia corresponde segundo Vilela Junior (2022) ao percentual de casos verdadeiros em relação a todos os casos investigados; é muito utilizada em classificadores inteligentes por ser de fácil entendimento, uma vez que, não se pode confundir com precisão, pois reporta apenas os erros sistêmicos avaliados, podendo ser calculada pela razão entre o número total de observações que o modelo acertou ($VP+VN$) e o número total de observações que o modelo previu ($VP+VN+FP+FN$).

A precisão tem como objetivo responder se porcentagem de VPs prevista está correta. É a razão de VP em relação a todos os valores positivos classificados ($VP+FP$), e quando o valor de FP é alto a precisão diminui consideravelmente.

A sensibilidade tem como objetivo responder qual a porcentagem de todos os VPs previstos corretamente. É razão entre os valores VP e ($VP+FN$) sendo amplamente utilizada em ocasiões em que os FN são mais relevantes que os FP,

medindo a taxa de verdadeiros positivos que o modelo consegue prever, que possibilita analisar a capacidade do classificador em identificar os FN.

5. RESULTADOS E DISCUSSÕES

Os resultados são apresentados seguindo a ordem presente nos objetivos desta pesquisa.

Inicialmente, a análise descritiva por ação de jogo analisada, seguido pela análise fatorial exploratória e por fim os classificadores da inteligência artificial.

A análise descritiva dos dados, segundo Reis e Reis (2002), é a fase elementar das análises de dados, é o passo inicial para o entendimento dos dados, descrevendo, agrupando e identificando possíveis anomalias no grupo de dados. Silvestre (2007), corrobora com esta ideia sobre a importância sobre a inferência estatística para organização de um grupo de dados, e que os valores da variância dos dados mais próximos da medida de tendência central utilizada (média ou mediana, por exemplo), demonstram similaridade entre os dados analisados, já para grandes valores da variância, ou seja, a distância maior dos valores em relação aos valores da tendência central, denota a grande variabilidade dos dados encontrados.

Foram apresentadas as tabelas separadas por ações de jogo analisadas com percentis 25, 75 e mediana (percentil 50) dos dados, os gráficos *boxplots* e as discussões referentes aos mesmos, na análise descritiva dos dados:

RESULTADO DA ANÁLISE DESCRITIVA

Os valores das tabelas a seguir, dividiram conjunto de dados em quatro partes iguais, ou seja, cada parte contém 25% desses elementos. Há, portanto, três percentis: Q1, Q2 e Q3. O Q1, ou percentil 25, é o valor que deixa 25% dos elementos à sua esquerda e 75% dos elementos à sua direita. Q2 é representado pela mediana, ou seja, 50% dos elementos estão à sua esquerda e 50% à sua direita, e Q3 representa o

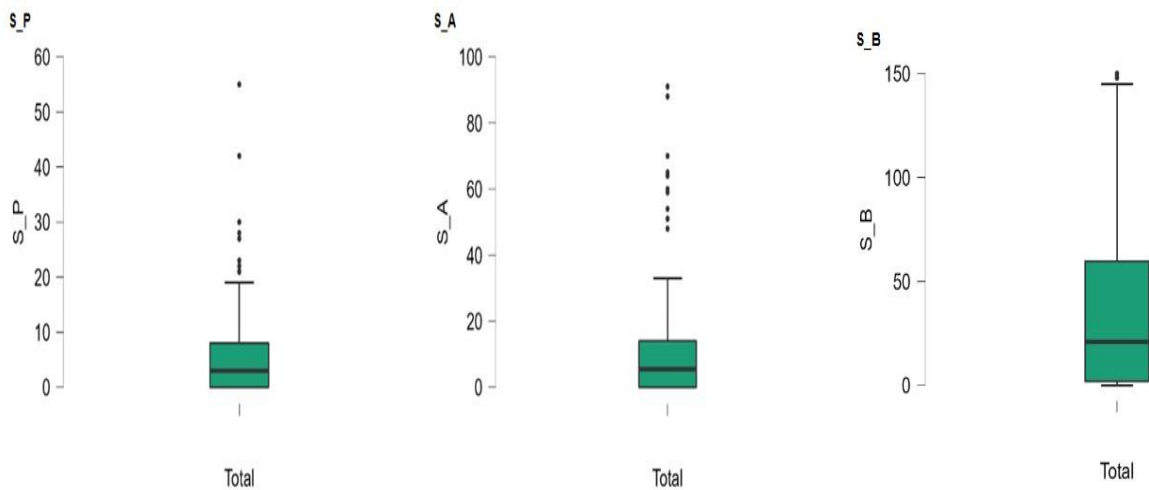
percentil 75, ou seja, 75% dos elementos à sua esquerda e 25% à sua direita. Na tabela 2, observa-os percentis para a ação de jogo Saque, e nas Figuras 18 e 19 os boxplots para a mesma ação de jogo.

Tabela 2: Análise descritiva dos dados da ação de jogo Saque

	S_P	S_A	S_B	S_C	S_D	S_E
Percentil 25	0,00	0,00	2,00	0,00	3,00	1,00
Mediana	3,00	5,50	21,00	7,50	28,00	8,00
Percentil 75	8,00	14,00	59,75	20,00	68,75	16,00

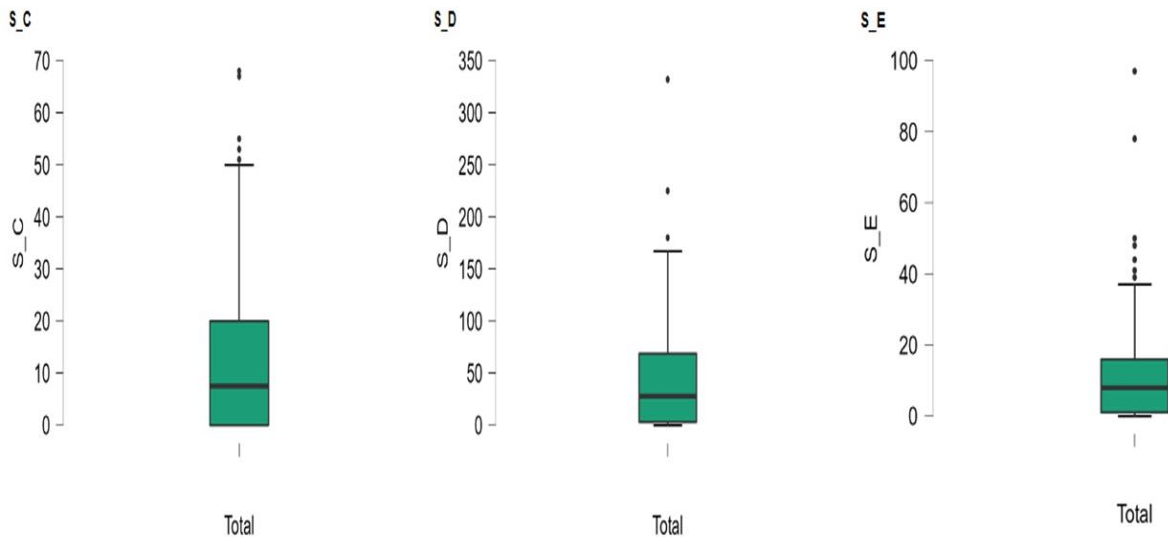
Fonte: o autor

Figura 18: Boxplot da análise descritiva S_P, S_A e S_B.



Fonte: o autor.

Figura 19: Boxplot da análise descritiva S_C, S_D e S_E.



Fonte: o autor.

Para a variável saque, foram encontrados os maiores resultados das medianas para dois tipos de saque, foram elas S_B e S_D com medianas 21,00 e 28,00.

A ação de jogo S_B, apresentou uma variabilidade que conseguiu desestabilizar a linha de passe da equipe adversária, e a partir desse pressuposto, a equipe poderia construir a defesa a partir do bloqueio, defesa e possivelmente o contra-ataque de maneira a favorecer a equipe que sacou nessa variável.

A ação de jogo S_D, foi amplamente utilizado pelas equipes, nesse sentido, podemos refletir que talvez seja pela técnica utilizada no saque, sendo um golpe mais simples, ou numa velocidade menor, que favorece a boa construção de ataque pela equipe adversária com todas as opções disponíveis de ataque para o levantador.

As ações de jogo S_P e S_E, tiveram também, prevalências numéricas mais altas, pois, podem estar relacionados com o saque “forçado”, sendo um saque viagem,

ou flutuante, o que demanda uma técnica mais apurada para a sua execução aumentando as chances de erro.

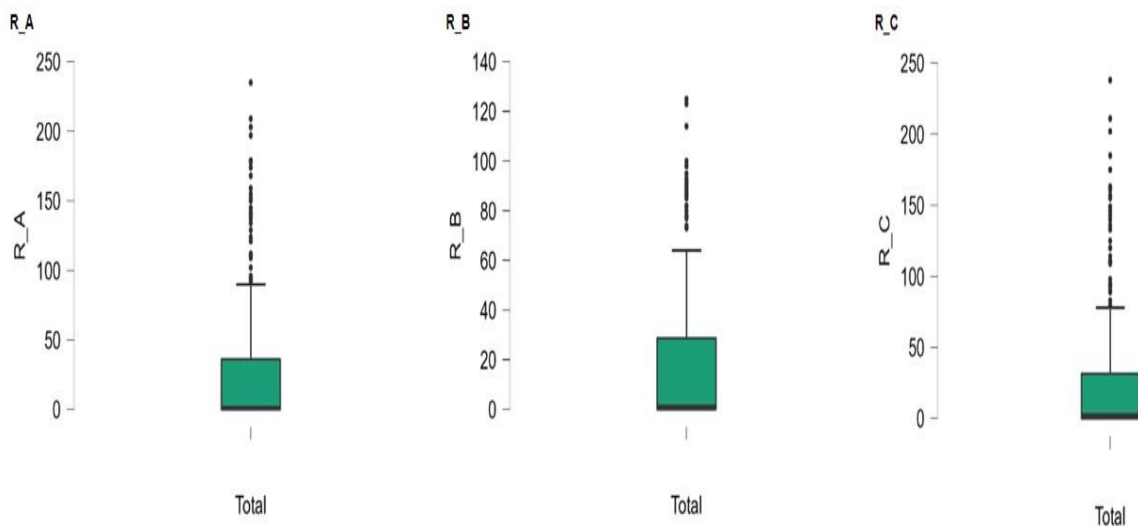
Na tabela 3, observa-se os percentis para a ação de jogo Recepção, e nas Figuras 20 e 21 os boxplots para a mesma ação de jogo.

Tabela 3: Análise descritiva dos dados da ação de jogo Recepção

	R_A	R_B	R_C	R_D	R_E
Percentil 25	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
Mediana	1,00	1,00	2,00	0,00	1,00
Percentil 75	36,25	28,75	31,50	6,00	8,00

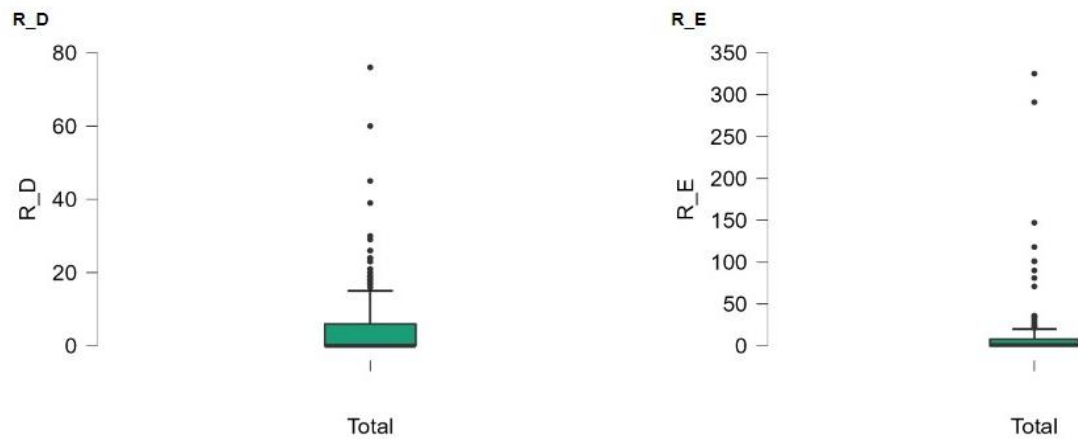
Fonte: o autor

Figura 20: Boxplot da análise descritiva R_A, R_B e R_C.



Fonte: o autor.

Figura 21: Boxplot da análise descritiva R_D e R_E.



Fonte: o autor.

As ações de recepção R_A, R_B e R_C, tiveram resultados muito próximos quando comparamos o terceiro quartil da análise descritiva sendo 36,25, 28,75 e 31,25.

Nesse caso R_A, foi a variação de recepção mais utilizada pelas equipes participantes, o que mostrou que as equipes tiveram aproveitamento satisfatório com o passe ótimo na mão dos levantadores, o que faz com que ele tenha todas as possibilidades de ações de ataque e que possa tomar a decisão da distribuição das bolas com tranquilidade.

Foi identificada uma elevada ocorrência da ação de jogo R_C, que permite poucas opções de distribuição pelos levantadores, ao se tratar de alto nível, pode-se atribuir esse valor pelo aproveitamento do saque da equipe adversária, que faz com que a recepção seja comprometida em seguida poucas opções de distribuição do ataque.

Na ação de jogo R_B, teve um alto índice de variabilidade de ocorrência, como podemos observar no gráfico boxplot, porém, corrobora com o entendimento das

recepções serem satisfatórias das equipes participantes, pois, mesmo que tenha causado dificuldade na recepção, o levantador conseguiu boas opções de ataque por conta da boa recepção somando R_A e R_B.

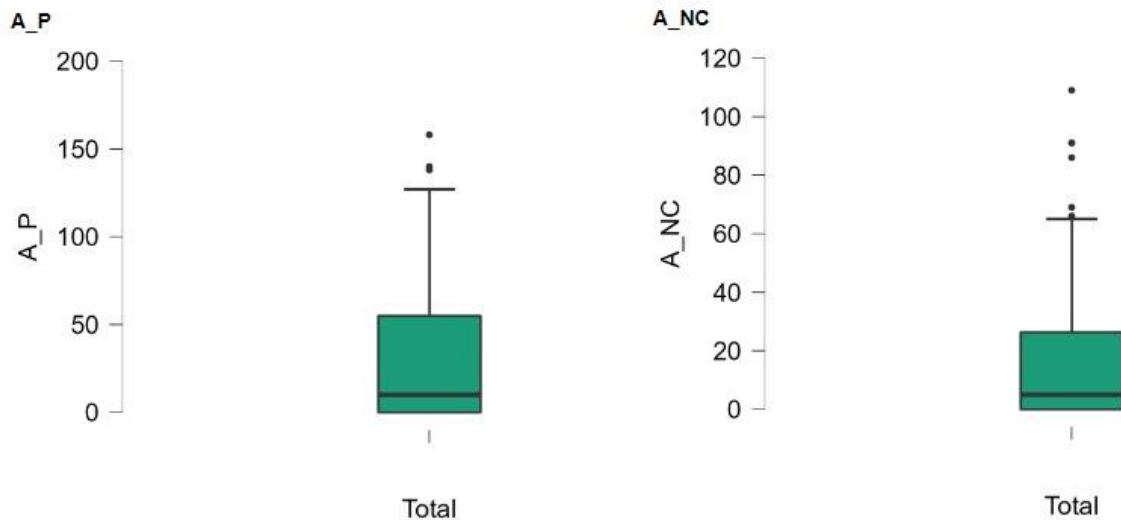
Na tabela 4, observa-se os percentis para a ação de jogo Ataque, e nas Figuras 22 e 23 os boxplots para a mesma ação de jogo.

Tabela 4: Análise descritiva dos dados da ação de jogo Ataque

	A_P	A_NC	A_CC	A_E	A_B
Percentil 25	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
Mediana	10,00	5,00	6,00	3,00	2,00
Percentil 75	55,00	26,25	26,00	15,00	11,00

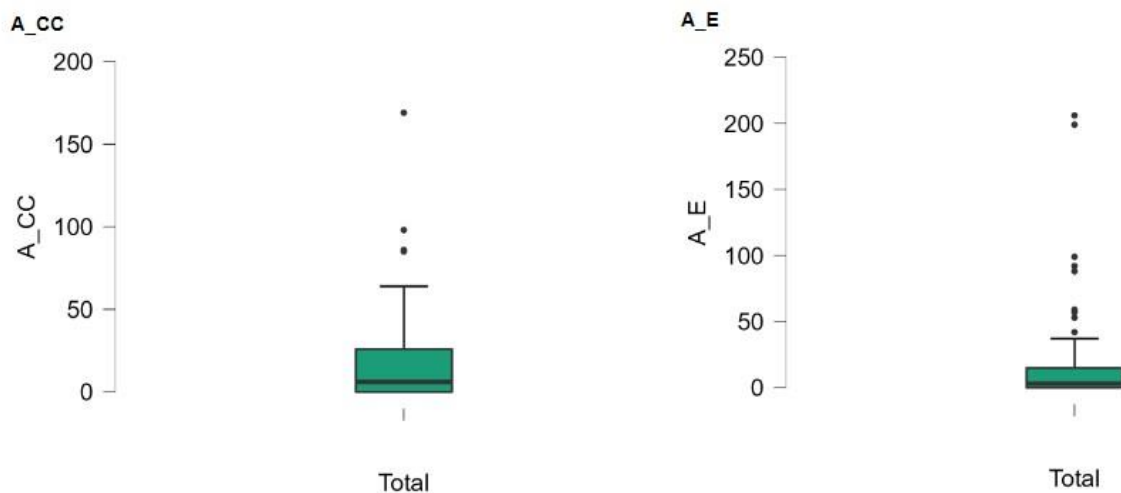
Fonte: o autor

Figura 22: Boxplot da análise descritiva A_P e A_NC.



Fonte: o autor.

Figura 23: Boxplot da análise descritiva A_CC e A_E.



Fonte: o autor.

Os dados de ataque das equipes que participaram, sendo elas, A_P, A_NC e A_CC, respectivamente 56,00, 26,25 e 26 para o tiveram terceiro quartil.

As características dos dados analisados, para a ação de jogo A_P, foram os maiores encontrados bem como a variabilidade observados no gráfico boxplot, identificando que a maioria dos ataques executados pelas equipes terminaram em ponto, e esses ataques foram de diversas formas, mostrando, que a tomada de decisão durante o momento do ataque foi um fator preponderante para que terminasse em ponto.

Somada ao alto percentil de A_P e somado a A_NC, confirmou-se a hipótese sobre o voleibol de alto nível confirmar o ponto após a execução de um ataque, ou que esse não permita que a equipe adversária possa construir um contra-ataque positivo (também resultando em ponto para o adversário), podem ser determinantes para a distinção de vencedores e perdedores no voleibol.

A ação de jogo A_CC, foi uma variável de destaque pelos valores obtidos, o ataque que permite o contra-ataque adversário, pode ter sofrido e relacionado com os

valores obtidos para passes R_C e R_D, o que dificulta a ação de levantamento, conseqüentemente do ataque, em diversas vezes passando a bola de manchete, não utilizando o movimento da cortada para finalizá-lo.

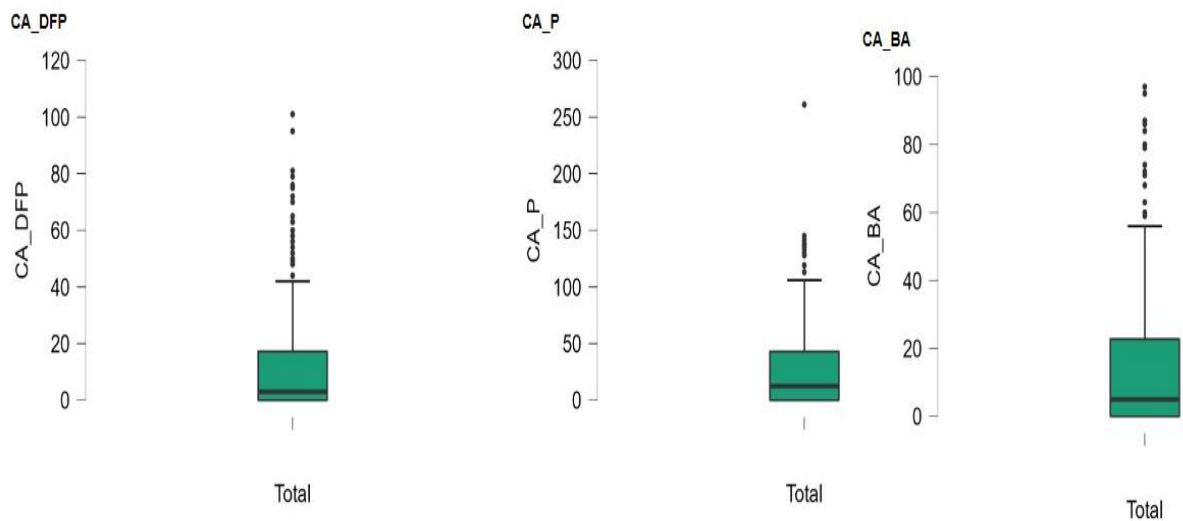
Na tabela 5, observa-se os percentis para a ação de jogo Contra-ataque, e nas Figuras 24 e 25 os boxplots para a mesma ação de jogo.

Tabela 5: Análise descritiva dos dados da ação de jogo Contra-ataque.

	CA_DFP	CA_P	CA_BA	CA_BN	CA_E	CA_B
Percentil 25	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
Mediana	3,00	12,50	5,00	5,00	1,00	1,00
Percentil 75	17,25	43,00	22,75	24,00	10,00	8,75

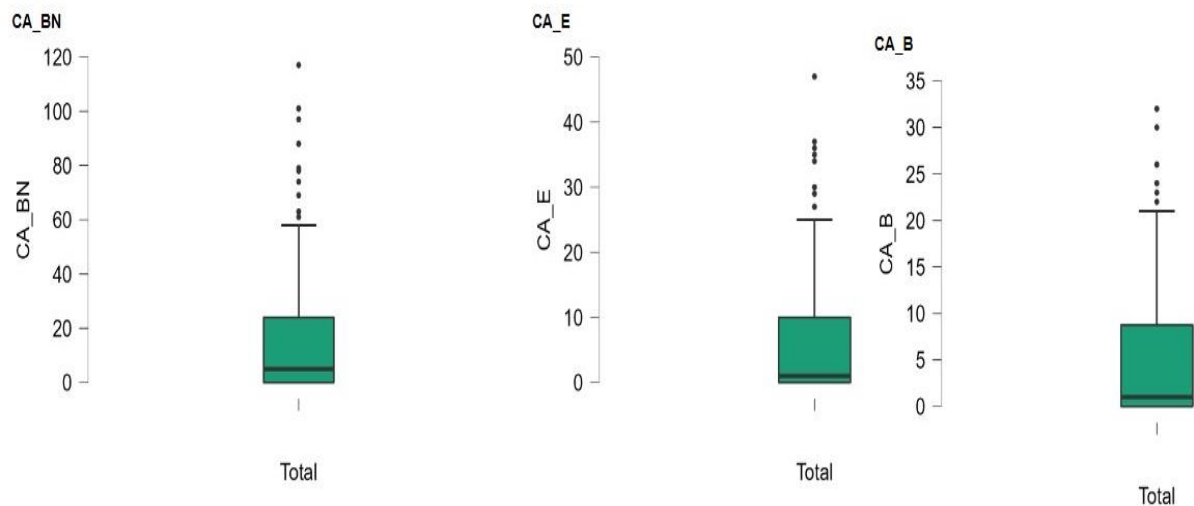
Fonte: o autor

Figura 24: Boxplot da análise descritiva CA_DFP, CA_P e CA_BA.



Fonte: o autor.

Figura 25: Boxplot da análise descritiva CA_BN, CA_E e CA_B.



Fonte: o autor.

Na ação de jogo contra-ataque, CA_P, teve o mais valor em terceiro quartil, em relação as demais variações.

A variável contra-ataque que possibilita a construção de um bom ataque, reforça a ideia sobre o alto nível das equipes, relacionando com o alto nível de ataques que terminaram em ponto direto, e para esta variável a maioria dos contra-ataques terminaram com boas opções, evidenciou que, quando ocorreu, as equipes conseguiram executar uma variação que permitia ainda uma boa construção de um novo ataque.

A ação de jogo CA_DFP, teve o terceiro quartil o valor de 17,25, foram próximos aos encontrados para CA_BA e CA_BN.

O menor resultado para CA_DFP, mostrou a dificuldade que as equipes encontraram para terminar o contra-ataque em uma ação efetiva de ponto não permitindo a continuação do *rally* pela equipe adversária, pois, em se tratar do alto

nível das jogadoras, o nível do ataque positivo, que termina em ponto ou dificulta muito foi preponderante, por isso, o valor menor encontrado para esta variação em relação a CA_BA e CA_BN.

As ações de jogo CA_BA e CA_BN, foram ocasionadas pelas dificuldades encontradas nas ações de defesa devido como afirmado acima, devido ao alto nível dos ataques ocorridos e com isso, dificultando a próxima ação de ataque, consequentemente a equipe adversária conseguiu construir boas opções de bloqueio.

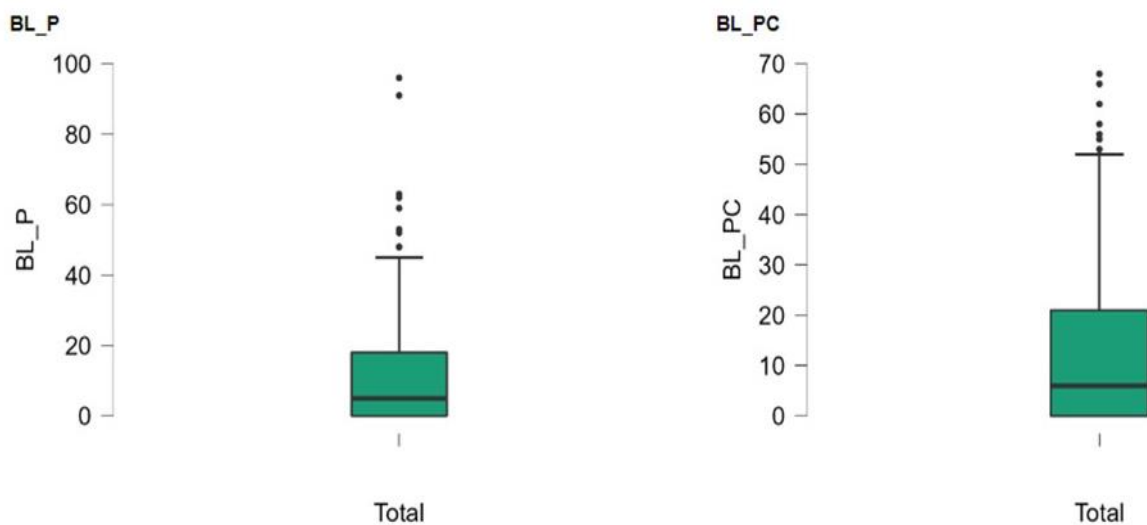
Na tabela 6 são apresentados os percentis da ação de jogo Bloqueio, e nas figuras 26 e 27 os boxplots da mesma ação de jogo.

Tabela 6: Análise descritiva dos dados da ação de jogo Bloqueio.

	BL_P	BL_PC	BL_PN	BL_E
Percentil 25	0,00	0,00	0,00	0,00
Mediana	5,00	6,00	5,00	6,00
Percentil 75	18,00	21,00	12,75	18,00

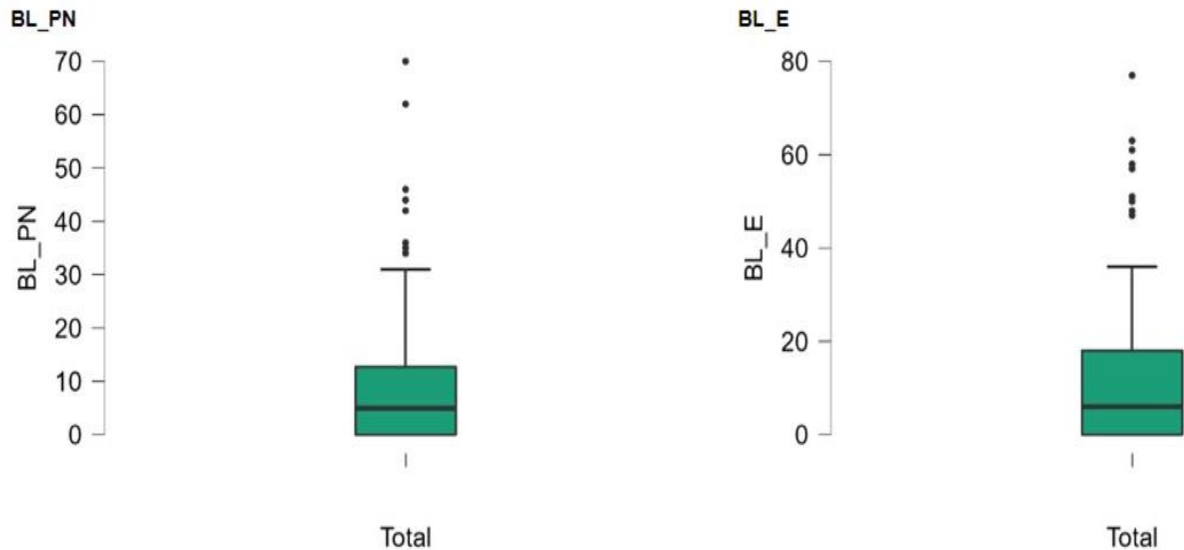
Fonte: o autor

Figura 26: Boxplot da análise descritiva BL_P e BL_PC.



Fonte: o autor.

Figura 27: Boxplot da análise descritiva BL_PN e BL_E.



Fonte: o autor.

As ações de bloqueio, foram as mais próximas em relação aos dados analisados para o terceiro quartil da análise realizada, para BL_P, BL_PC, BL_PN e BL_E, com medianas de 18,00, 21,00, 12,75 e 18, respectivamente.

As ações de jogo BL_P e BL_PC, foram as variações de bloqueio que foram positivas para as equipes que conseguiram construir uma boa leitura defensiva e posicionamento das jogadoras para execução do bloqueio, que terminava em ponto direto, ou que possibilitou ações de contra-ataques positivos, mostrando a importância do treinamento desta barreira inicial que tem contato direto com o ataque da equipe adversária.

As ações de jogo BL_PN e BL_E, também tiveram resultados expressivos no terceiro quartil, o que possivelmente sugere uma boa construção do ataque adversário, e por se tratar de equipes de alto nível, a variação de distribuição do

ataque por conta do levantador adversário, que dificulta a marcação do bloqueio, não tendo vantagem numérica contra o ataque adversário, ou que o bloqueio foi executado de maneira errada.

Ocorrendo o ponto direto da equipe adversária, mesmo que ocorresse a vantagem numérica sobre o ataque adversário, sendo bloqueios duplos ou triplos, o atacante teve uma ação que pode explorar a bola no bloqueio, distribuição veloz por parte do levantador e conseqüentemente o bloqueio chegando atrasado ou ataques através de uma ação de ataque conhecida como “largadinha”.

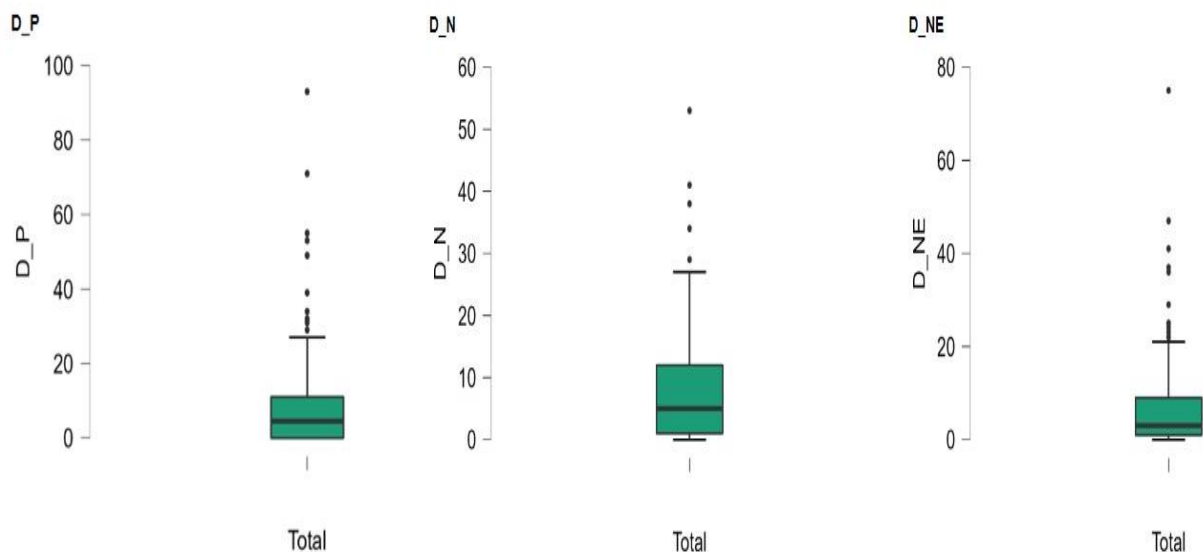
Na tabela 7 são apresentados os percentis da ação de jogo Bloqueio, e na figura 28, o boxplots da mesma ação de jogo.

Tabela 7: Análise descritiva dos dados da ação de jogo Defesa

	D_P	D_N	D_NE
Percentil 25	0,00	1,00	1,00
Mediana	4,50	5,00	3,00
Percentil 75	11,00	12,00	9,00

Fonte: o autor

Figura 28: Boxplot da análise descritiva D_P, D_N e D_NE.



Fonte: o autor.

As ações de defesa, foram equilibradas, e com grande variabilidade, D_P com valor de 11,00, D_N com o valor de 12,00 e D_NE com valor de 9,00.

A grande variabilidade que foram observadas nos gráficos boxplots, e os resultado muito próximos, mostrou que a defesa, influenciou para que as equipes tivessem sucesso durante o jogo, ao pensarmos em D_P que ocasionaram ponto e neutra que não terminou em ponto, porém, não permitiu que a equipe adversária conseguisse se sobressair.

Interessante ressaltar o quanto a participação do sistema defensivo, não ocasionou em ponto direto do adversário, sendo que D_NE, foi menor em relação aos demais, portanto, em sua maioria, as defesas executadas pelas equipes participantes permitiram novas ações de jogo que puderam resultar até mesmo em ponto para a equipe pós realização da defesa.

ANÁLISE FATORIAL EXPLORATÓRIA

Após as análises descritivas por ações de jogo, relacionando com as possíveis e grandes diversidades se ações que acontecem no jogo de voleibol, e devido ao grande número de dados, foi realizada a AFE, agrupando as ações de jogo por cargas fatoriais mais próximas de 1,00.

Na Tabela 8, são apresentados os resultados obtidos através da AFE das 35 variáveis (ações de jogo), sendo identificados quatro fatores.

Tabela 8: Análise fatorial exploratória com os dados foram agrupados por fatores.

ANÁLISE POR FATORES					
VARIÁVEIS	Fator 1	Fator 2	Fator 3	Fator 4	Singularidade
CA_E	0,99				0,00
CA_B	0,98				-0,01
CA_TT	0,95				-0,06
CA_BA	0,92				0,05
A_B	0,90				0,18
CA_DFP	0,89				0,13
A_TT	0,88				0,01
A_NC	0,85				0,15
CA_BN	0,81				0,11
A_P	0,80				0,07
CA_P	0,76				0,23
A_CC	0,70				0,29
BL_TT		0,99			0,02
BL_PC		0,96			0,13
BL_PN		0,87			0,29
BL_P		0,84			0,18
S_TT		0,82			0,12
S_B		0,80			0,21
BL_E		0,78			0,29
S_C		0,72			0,34
S_D*		0,62		0,47	0,14
S_P*		0,50		0,63	0,13
S_A*		0,43		0,40	0,54
S_E*		0,40		0,48	0,29
D_TT			0,90		0,21
R_A			0,87		0,14
R_TT			0,86		0,07
R_C			0,80		0,16
D_NE			0,78		0,42
D_P			0,76		0,45
D_N			0,75		0,43
R_B			0,74		0,24
R_D			0,71		0,37
R_E				1,03	-0,10
A_E				0,81	0,16

Fonte: o autor

A partir dos resultados obtidos na AFE, observa-se que o agrupamento de dados, no fator 1, destacaram-se sete variáveis de *contra-ataque*, evidenciando a importância do aproveitamento dessa ação de jogo, demonstrando a importância do controle do sistema defensivo e o quanto é importante que ele seja eficiente.

O contra-ataque no voleibol, é a construção de uma jogada a partir de uma defesa, podendo ser, após um bloqueio defensivo ou uma defesa de manchete e demais variações. Uma boa construção de um contra-ataque permite que a equipe tenha grandes possibilidades de terminar a jogada em ponto, sendo uma das ações de grande importância para o jogo, pois, quando se tem um aproveitamento efetivo deste fundamento, as chances de terminar como vencedor da partida são maiores.

Destaca-se no Fator 1, as seguintes ações agrupadas foram: **CA_E** (Contra-ataque errado) com a carga fatorial de 0,99; **CA_B** (Contra-Ataque que permite a realização de uma ação de ataque) com a carga fatorial de 0,98; **CA_BA** (contra-ataque bloqueado pelo adversário) 0,92, todos com singularidade abaixo de 0,06, mostrando o quanto essas variáveis foram determinantes dentro do fator 1 classificados pela AFE.

Nesse contexto, podemos afirmar que as variáveis **CA_E**, **CA_B**, **CA_BA** tiveram maior significância, diante as demais ações. O contra-ataque no voleibol, está relacionado a outras ações, destacou-se inicialmente o contra-ataque errado, sendo que esta variável influenciou em pontos diretamente ao adversário. Esta ação de jogo analisada, mostra a importância por parte das equipes em equilibrar suas ações após a recepção de um ataque, pois, a tomada de decisão, quando esta ação de recepção da bola pós ataque, tipo de levantamento e formação de bloqueio e defensiva adversária, tendo como essas peculiaridades a serem analisadas por conta da importância do contra-ataque seja aproveitado de maneira positiva.

Nessa ordem, o contra-ataque que possibilita uma ação de ataque, também se mostrou importante perante o grupo de dados, corroborando com o exposto anteriormente, sobre a importância da construção positiva do contra-ataque, e passa por uma formação de jogadores, que entendam as situações dinâmicas que o

voleibol propõe durante sua execução, buscando mais soluções para uma situação complexa, que no caso, seria a construção de um bom ataque após a recepção das ações de ataque do time adversário.

Na perspectiva da equipe que está em posse de bola, deve-se tentar trabalhar ações como recepção de modo com que deixe o levantador livre para construir o ataque de maneira mais variada possível, fazendo com que, o contra-ataque adversário seja nulo ou, de grande dificuldade fazendo com que a jogada acabe em ponto direto, ou que a bola retorne novamente de maneira a facilitar uma nova ação de ataque.

Vale ressaltar, que no fluxograma na figura 15, temos as possibilidades demonstradas por esta pesquisa, mostrando a grande variabilidade de ações que podem acontecer.

O Fator 2, foi composto por todas as ações de jogo de bloqueio, o que demonstra a importância da presença defensiva através do posicionamento dos jogadores de rede e a execução da defesa com eficiência.

As ações **BL_PC** (Bloqueio que permite o contra-ataque adversário), com a carga fatorial de 0,97; **BL_PN** (Bloqueio que dificulta o contra-ataque adversário) com a carga fatorial de 0,87; **BL_P** (bloqueio que resulta em ponto), com a carga fatorial de 0,85, tendo todas essas ações de jogo, com valores de singularidades menores que 0,30.

As cargas fatoriais encontradas para esta ação de jogo, mostraram-se importantes para o grupo de dados analisados das equipes participantes do campeonato, o que evidencia o Bloqueio como primeira ação de defesa que, permite a construção de um bom contra-ataque.

Os valores encontrados para Bloqueio que não permitiram a ação de contra-ataque, ou seja, que permite apenas a devolução da bola, conhecida como “bola de graça”, e Bloqueio Ponto, que resulta em ponto direto, conhecido como bloqueio ofensivo, foram muito próximos, mostrando a importância deste fator em um campeonato de alto nível, sendo, esta ação de jogo, proposta como decisiva, após a construção de uma recepção, ou após uma devolução de bola, evidenciando a grande variabilidade de possibilidades diante da execução do Bloqueio como demonstrado no Fluxograma da figura 15.

No fator 3, as ações de **R_A** (Recepção Ótima, que permite que o levantador utilize todas as opções de ataque na decisão do levantamento), **R_C** (Recepção Ruim, que permite somente apenas opções como levantamento de bolas mais altas) cargas fatoriais de 0,87 e 0,80 com singularidades de 0,14 e 0,16.

A recepção também foi uma ação de jogo importante para as equipes participantes do campeonato, ressaltando sua grande variabilidade durante o jogo, a recepção ótima (**R_A**), favoreceu todas as escolhas pelos levantadores, foi a mais importante para este grupo de dados, em seguida a que permite poucas escolhas para os levantadores, o que nos leva a reflexão sobre o tipo de saque utilizado pelas equipes, e o quanto eles podem influenciar.

No caso, da melhor recepção (**R_C**), partindo de um saque mais potente, ou dirigido que faça com que a linha de passadores tenha dificuldade para se posicionarem diante da direção, velocidade e trajetória da bola, mesmo que os passadores sejam muito habilidosos na recepção, esta variação pode, fazendo com que o levantador limite suas escolhas para o ataque, favorecendo uma cadeia de ações que poderiam ser favoráveis as equipes que conseguem dificultar a recepção.

As ações que estão no fator 4, tiveram baixos valores em relação as demais, aparecendo em dois fatores, e com valores mais altos em relação à singularidade, o que sugeriu baixa influência sobre o grupo de dados analisados.

Em relação ao saque, destaca-se a variável Saque Bom (S_B), dificulta a recepção da bola pela equipe adversária. É importante ressaltar que quatro variáveis relacionadas ao saque, aparece em dois fatores simultaneamente (2 e 4), demonstrando a importância do domínio desse fundamento para o sucesso da equipe no jogo.

Como pode ser observado na Tabela 8, quatro ações de jogo que estão presentes simultaneamente em mais de um fator (marcadas com asterisco*), o S_D*, S_P*, S_A*, S_E*. A implicação de tal fato se refere à complexidade delas para explicar a variabilidade dos dados e as suas cargas fatoriais baixas em relação às demais. As singularidades na mesma tabela permitem inferir em relação à existência de erro aleatório ou às causas latentes desconhecidas. Destaca-se que quanto mais próximo de zero o valor da singularidade mais confiável é a redução para os traços latentes (os quatro fatores) e da estratégia metodológica para compreender esse conjunto de 35 variáveis e a importância de cada uma delas no constructo.

Uma das principais decisões na análise fatorial é a seleção do número ótimo de fatores, e isso pressupõe a extração do menor número de fatores e recriar a matriz de correlação original mais completa possível (GOLDBERG; VELICER, 2006).

Ivanovic e Ivanovic (2021), cujo objetivo era identificar características antropométricas em jovens jogadoras de handebol, investigando 12 variáveis antropométricas, utilizando a AFE, essas variáveis foram agrupadas em 4 fatores como encontradas nesta pesquisa, concluindo que fatores genéticos estão

relacionados ao desenvolvimento longitudinal das estruturas esqueléticas somadas ao treinamento, além do fator que incluía gordura subcutânea, também foi influenciada pelo nível de treinamento das jogadoras.

Pérez-Morales *et al.* (2018), validaram um protocolo de conhecimento tático prévio de jogadores de basquetebol observando as ações ofensivas e defensivas. Para isso recorreram à AFE, para identificar as principais ações ofensivas e defensivas no Basquetebol.

Vescovic *et al.* (2020), relacionaram, características básicas de personalidade de atletas de voleibol feminino, sendo que a AFE, identificou dois fatores, tendo como objetivo o treinamento psicométrico para que as atletas conseguissem lidar com o estresse da competição, concluindo que através de intervenções como relaxamento, treinamento de imagens mentais positivas, as atletas potencialmente teriam seu rendimento aumentado.

Sujarwo *et al.* (2021), analisaram 350 equipes de em diversos esportes disputados de forma recreativas ou campeonatos municipais, que utilizaram um questionário sobre experiências esportivas em diversos níveis, sendo realizada uma análise fatorial exploratória, distribuindo os resultados em 4 fatores, corroborando a aplicabilidade da AFE.

Portanto, a AFE, mostrou-se importante para a interpretação deste conjunto de dados devido ao agrupamento dos mesmos facilitando a compreensão do fenômeno agrupados por influência no grupo de dados.

CLASSIFICADOR KNN

Após o tratamento dos dados e distribuídos em grupos na AFE, foram analisados os resultados obtidos pelo classificador KNN, que são apresentados na Tabela 9.

Tabela 9: Classificador K-Nearest Neighbors

Vizinhos Próximos	Medida	Distância	Treino	Validação	Teste	Acurácia da Validação	Acurácia do Teste
3	Retangular	Euclidiana	112	28	34	0,86	1,00

Fonte: O Autor

O classificador KNN (k=3) utilizou a distância euclidiana, onde 112 dos dados foram utilizados na fase de treinamento, 28 na fase de validação obtendo acurácias nas fases de acurácia de 0,86 sendo referentes à 24 acertos.

A seguir, a Matriz de confusão obtida através do classificador KNN pode ser observada na Tabela 10.

Tabela 10: Matriz de Confusão do Classificador KNN

		Predição		
		1	2	3
Observados	1	18	0	0
	2	0	6	0
	3	0	0	10

Fonte: O Autor

O classificador agrupou os dados em 3 grupos, sendo que os dados observados e preditos, no grupo 1, o classificador acertou 18 dados verdadeiros positivos acertando 100% em sua predição, para o grupo 2 e grupo 3 da mesma

forma, sendo 6 dados para grupo 2 e 10 para grupo 3, acertando 100% dos dados na fase de teste.

As métricas a seguir são referentes à acurácia da fase testes, foram determinadas pela matriz de confusão do classificador KNN, todas com o resultado de 1,0 ou 100%.

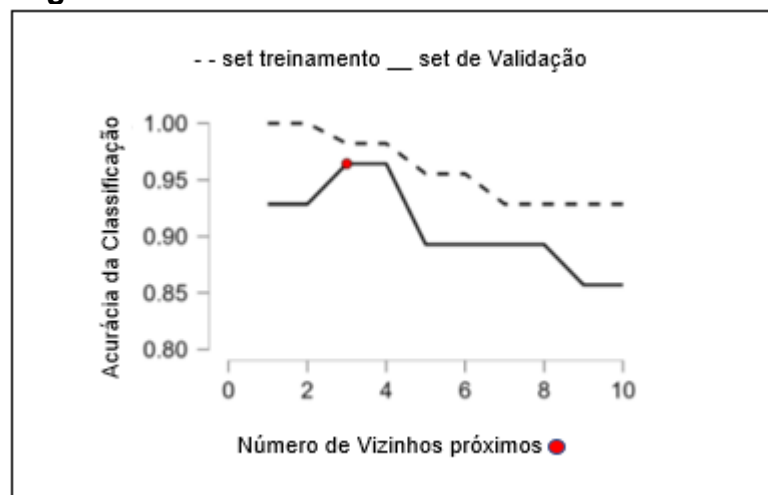
Tabela 11: Métricas obtidas pelo classificador KNN

Acurácia	Precisão	Sensibilidade	FMI
1,00	1,00	1,00	1,00

Fonte: O Autor

As métricas foram calculadas a partir da matriz de confusão gerada pelo classificador como forma de avaliar a acurácia, precisão, FMI e neste caso avaliando o classificador e no nesta pesquisa, os valores alcançados para as métricas foram de 100%. Na figura 29, observa-se a acurácia do classificador KNN.

Figura 29: Gráfico de acurácia do classificador KNN.



Fonte: o autor.

O gráfico acima, mostra a acurácia em função do número de vizinhos mais próximos nas fases de treinamento e validação; onde o ponto vermelho identifica o menor número de vizinhos($k=3$).

Os resultados encontrados neste estudo, corroboram com os do estudo de Maheswari e Ramakrishnan (2015), onde os autores compararam vídeos de diversos esportes, dentre eles o voleibol, testando a acurácia da análise do vídeo referente as ações do jogo impostas nas imagens, tendo como resultados médios entre 0,94 e 0,91, para o classificador KNN, sendo valores menores com os obtidos nesta pesquisa.

Musa *et al.* (2021), ao compararem a eficiência de jogadores de voleibol universitário, utilizando o mesmo classificador deste estudo, também encontraram uma acurácia inferior a encontrada neste trabalho, com o valor de 0,95. Os mesmos autores, compararam componentes de alta performance e baixa performance e média performance, de acordo com as características antropométricas dos participantes, e os dados observados mostraram uma matriz de confusão com 3 linhas e três colunas, semelhantes com as encontradas nesta pesquisa.

Os resultados encontrados nesta pesquisa, também foram semelhantes aos encontrados por Passos *et al.* (2021), que avaliaram relação cintura-quadril em um público feminino, com o quadro de hipertensão, tendo resultado para $k=5$ com acurácia de 0,86, já para $k=3$ foi de 0,86 próximos.

Lima *et al.* (2022), utilizaram o classificador KNN para avaliação de diagnósticos infravermelho para transtornos temporomandibulares, onde analisaram 156 imagens de 78 pacientes, onde o classificador com $K=5$, a acurácia foi de 0,89, após fase de treinamento com resultados semelhantes a esta pesquisa, mesmo

sendo pesquisas sobre transtornos temporomandibulares, interessa aqui destacar como esse classificador foi eficiente.

O gráfico de acurácia, representado pela Figura 29 desta pesquisa, o número de vizinhos mais próximos, foi semelhante ao encontrado por Vilela Junior *et al.* (2021), onde foram analisados dados 1.200 dados de atletas de futebol de categoria sub-17, em quatro testes, sendo eles: teste de velocidade (sprint de 20m); teste de salto horizontal a partir da posição ortostática para inferência acerca da potência dos membros inferiores; teste do quadrado para estimar a agilidade dos atletas e, finalmente, o teste yoyo para estimar a capacidade cardiorrespiratória, onde na fase de treinamento dos dados com k vizinhos mais próximos de 1 a 7, tiveram valores próximos a 1 na fase de validação, diferente dos encontrados nesta pesquisa que foram de 0,96 para k=3 vizinhos mais próximos, devido à grande variabilidade de ações de jogo nesta pesquisa. Para a matriz de confusão encontrada no classificador KNN, composta por uma matriz de ordem 3x3, pois trata-se de 3 classes a serem identificadas.

Pourhomayoun e Shakibi (2020), ao utilizarem algoritmos de inteligência artificial para predição do risco ou não de morte por covid-19 em pessoas já contaminadas, sendo a matriz de confusão de ordem 2x2, verificaram uma acurácia que corrobora com a encontrada neste estudo.

CLASSIFICADOR RANDON FOREST

Na Tabela 12, são descritos os resultados obtidos a partir da utilização do classificador *Randon Forest*, composto por 83 árvores de decisão a partir de 5 preditores, onde 112 dados foram utilizados na fase de treinamento inicial, 28 na

fase de validação obtendo 0,96 ou 27 acertos e 34 na fase de teste, obtendo também 0,97 ou 33 acertos.

Tabela 12: Classificador Randon Forest

Arvore	Preditores por Divisão	Treino	Validação	Teste	Validação Acurácia	Teste Acurácia
83	5	112	28	34	0,96	0,97

Fonte: O Autor

Moura *et al.* (2016), utilizaram classificador *Randon Forest* ao investigarem a utilização de *exercising games* para identificação dos movimentos oferecidos pelo aplicativo para as crianças que baixaram no celular. O classificador analisou cerca de 150 vídeos de crianças executando os movimentos como agachamentos, corridas estacionárias entre outros, obtendo a acurácia de 90% a 94%, para movimentos como saltos, agachamentos entre outros, resultado este inferior ao obtido nesta pesquisa que foi de 97% de acurácia no treinamento do classificador.

Bansal *et al.* (2021) utilizaram grandes quantidades de classificadores baseados na *machine learning* e no *deep learning*, dentre os vários classificadores utilizados, o *Randon Forest* obteve melhor eficiência com 93,73% de acurácia, valor inferior também ao encontrado nesta pesquisa que foi de 97%.

As métricas a seguir na tabela 8, também foram determinadas pelo classificador *Randon Forest*.

Tabela 13: Métricas determinadas pelo Classificador Randon Forest

Acurácia	Precisão	Sensibilidade	FMI
0,96	0,96	1,00	0,98

Fonte: O Autor

Como observamos a seguir, os números obtidos nas métricas que foram determinados 3 grupos para avaliação do classificador.

O grupo 1, obteve 0,96 na precisão, e valores muito próximos para sensibilidade de 1,00, mostrando a eficácia do classificador para esses dados.

Sanghvi *et al.* (2021) utilizaram 299 jogos de Voleibol universitário para análise das ações de jogo, no classificar *Randon Forest*, tiveram como resultado de sensibilidade média de 74%, diferentemente dos resultados encontrados nesta pesquisa que foram de 96%.

Quanto a Matriz de confusão obtida através do classificador *Randon Forest*, cujos resultados se encontram na Tabela 14, os mesmos se mostram altamente eficazes.

Tabela 14: Matriz de Confusão do Classificador Randon Forest

		Predição		
		1	2	3
Observados	1	24	1	0
	2	0	5	0
	3	0	0	4

Fonte: O Autor

Porém, diferentemente da matriz do classificador KNN, que em todos os valores estavam na coluna de verdadeiro positivo, para esta, no grupo 1 de observados 24 dados, todos foram verdadeiros positivos.

Já para a relação de observador e preditos no grupo 2, encontramos 5 dados verdadeiro positivos, e 1 dado falso positivo, ou seja, o classificador, entendeu ser um dado verdadeiramente positivo, sendo que o mesmo era negativo, onde no grupo 3, na relação observados e preditos, foi de 100% de acerto para o conjunto de dados. Uma classificação dos dados como falso positivo no grupo 2 inferiu

diretamente nas métricas discutidas para este classificador, diminuindo a eficácia de teste do classificador, porém, a confiabilidade do classificador ainda se manteve muito próximo de 100%. Para os dados analisados, relacionando com os dados do jogo, evidencia o alto índice de certeza, que nos três grupos analisados sobre as ações de jogo, ou seja, o classificador obteve uma eficiência altíssima sobre um grupo de dados serem verdadeiros positivos, no caso pode-se destacar o grupo do saque, o classificador conseguiu identificar certeza perto dos 100% que aquela ação foi importante perante os dados analisados.

Coppini (2019), analisou dados de um campeonato nacional de futsal, utilizando diversos classificadores, em um total de 598 partidas, onde o classificador *Randon Forest*, foi o que obteve maior acurácia durante a fase de treinamento atingindo um total de 79,41%, valores este menores que os 97% encontrados para este conjunto de dados.

CLASSIFICADOR RL (REGRESSÃO LINEAR)

Na Tabela 15, são apresentados os resultados obtidos a partir da utilização do classificador Regressão Linear.

Tabela 15: Classificação Discriminante Linear

Discriminantes Linear	Método	Treino	Teste	Acurácia do Teste
2	Momento	140	34	0,97

Fonte: O Autor

Como pode-se observar, o classificador RL, inicialmente rotulou em dois grupos distintos os dados, utilizou 140 dados para o treinamento e 34 para validação do teste, obtendo uma acurácia de 0,97 ou 33 acertos. Acurácia idêntica à

encontrada pelo classificador *Randon Forest*. Vejamos as métricas obtidas pelo classificador.

Segundo Francesca (2019), buscou analisar através de uma regressão linear, os dados estatísticos obtidos na Liga das Nações de voleibol, tendo como objetivo avaliar quais foram as ações do jogo mais importantes naquele campeonato, obteve a acurácia inferior à desta pesquisa, com o valor de 0,72, comparados aos 0,97 encontrados para este classificador nesta pesquisa. Musa *et al.* (2021), investigou a correlação entre variáveis antropométricas de jogadores de voleibol, atingindo a acurácia de 85% para este classificador, sendo valor inferior aos encontrados para esta pesquisa.

As métricas a seguir, também foram determinadas pelo classificador Regressão Linear, como pode ser observado na tabela 16.

Tabela 16: Métricas determinadas pelo Classificador de Regressão Linear

Acurácia	Precisão	Sensibilidade	FMI
0,96	0,94	1,00	0,98

Fonte: O Autor

O grupo 1 a obteve precisão de 0,94, sendo que a sensibilidade ou retorno foi de 1,00 para 17 dados utilizados para o teste do classificador. O cálculo da sensibilidade, que é a razão dos verdadeiros positivos pela soma de verdadeiros positivos e falsos negativos, obtendo os valores 0,94 para o grupo 1.

Mais uma vez demonstrando a alta confiabilidade deste classificador em agrupar os dados. Para a matriz de confusão do classificador RL. Sanghvi *et al.* (2021), utilizaram 299 jogos de voleibol universitário para análise das ações de jogo, no classificar Regressão Linear, tiveram como resultado de acurácia média de 0,94.

Na tabela 13, se encontra a matriz de confusão obtida através do classificador de Regressão Linear.

Tabela 17: Matriz de Confusão do Classificador Regressão Linear

		Predição		
		1	2	3
Observados	1	17	1	0
	2	0	6	0
	3	1	0	10

Fonte: O Autor

Ao analisarmos a matriz de confusão do classificador RL, foram aferidos os seguintes dados para as classes observadas (dados reais) e dados preditos (predição dos dados). Para o teste desse classificador, foram divididos assim como os demais utilizados nesta pesquisa, em três grupos, para o grupo 1, o total de dados observados foram 18, sendo 17 verdadeiros positivos, onde, o classificador conseguiu acertar com precisão estes dados, porém, neste grupo 1 dado foi classificado como falso negativo, onde o classificador, indicou este dado sendo negativo, porém o dado era verdadeiro, já para o grupo 2, o classificador obteve 100% para verdadeiro positivo, acertando com precisão a relação dos dados observados e dados preditos, para o grupo 3, o classificador utilizou num total de 11 dados para teste, sendo 10 verdadeiros positivos e 1 dado falso negativo, motivo este, devido à grande variabilidade de variáveis analisadas no conjunto de dados, mas, a acurácia total do classificador foi muito alta 97% no total, mostrando também a confiabilidade do classificador próximos a 100% de acerto na fase de testes

6. CONCLUSÕES

Diante do exposto, os classificadores de inteligência artificial, foram eficientes, para analisar quais são as principais ações de jogo no voleibol, se apresentando como uma nova possibilidade de avaliação de dados no esporte, no caso do voleibol, as ações de jogo, para auxílio de técnicos e auxiliares para treinamento e jogos.

Os grupos relacionados ao contra-ataque, e bloqueio, tiveram influência dentro do conjunto de dados, que podemos relacionar essas ações pois, a efetividade do bloqueio, depende diretamente de uma boa, ou má construção de um contra-ataque. Ainda nesse sentido, destacaram-se as variáveis de saque, que foram encontradas em mais de um conjunto tanto na análise por fatores e componentes, pela baixa efetividade, evidenciando a importância e como estas ações de jogo mostraram-se de influentes negativamente dentro do conjunto de dados.

Os classificadores utilizados nesta pesquisa se mostraram altamente eficazes, com eficácia dos testes dos mesmos, KNN, *Random Forest* e Regressão Linear entre 97% a 100% de acerto dos dados preditores, portanto, pode-se concluir que os classificadores foram, uma ferramenta eficaz para a classificação dos dados obtidos a partir das ações de jogo e ainda, com a possibilidade preditora dos dados, o que pode ser de grande auxílio para treinadores e auxiliares na preparação de equipes.

Diante da confiabilidade na análise dos dados apresentados pelos classificadores, abre-se uma grande possibilidade de utilização dos classificadores de inteligência artificial não somente para o voleibol, bem como para os demais esportes coletivos em geral, pois, a aprendizagem de máquina, que ao receber

novos dados, aumenta sua capacidade preditora do jogo, cujo, os próximos passos neste sentido, seriam a junção da análise dos classificadores, com a análise de imagens, fornecendo um *output* para técnicos durante o jogo propriamente dito, além da velocidade de processamento de grandes volumes de dados proveniente do grande número de variáveis no caso do voleibol.

7. REFERÊNCIAS

- AFONSO, G. **Voleibol de praia: uma análise sociológica da história da modalidade** (85-03), 225 F. Dissertação (Mestrado), UFPR, 2004.
- BANSAL, M. *et al.* Transfer learning for image classification using VGG19: Caltech-101 image data set. **Journal of Ambient Intelligence and Humanized Computing**, p. 1-12, 2021.
- BIZZOCCHI, C. **O voleibol de alto nível: da iniciação à competição**. 5ª edição, São Paulo: Manole, 2016.
- BIZZOCCHI, C. **O voleibol de alto nível: da iniciação a competição**. São Paulo: Fazendo Arte, 2005.
- BIZZOCCHI, C. **O voleibol de alto nível: da iniciação à competição**. Barueri/SP: Manole, 2004.
- BOJIKIAN, JCM. **Vôlei Vs, Vôlei**. Revista Mackenzie de Educação Física e Esportes, v. 1, n. 1, p. 117-124, 2008.
- CATTELL, R.B. Personality And Mood By Questionnaire. **Jossey-Bass**, 1973.
- CHELLATAMILAN, T.; RAVICHANDRAN, M.R.M.; KAMALAKKANNAN, K. Modern machine learning approach for volleyball winning outcome prediction. **Global Journal Of Multidisciplinary Studies**, v. 4, nº. 12, p. 63-71, 2015.
- CHILD, D. **The Essentials Of Factor Analysis**. A&C Black, 2006.
- COLEMAN, J. A Statistical evaluation of selected volleyball techniques at the 1974 world's volleyball championships. (Unpublished Doctoral Dissertation) - Brigham Young University, Provo, 1975.
- COLLET, C. *et al.* Construção e validação do instrumento de avaliação do desempenho técnico-tático no vôlei, **Rev. Bras. Cineantropom. Desempenho Hum.**, 2011.
- COPPINI, J.A. Usando aprendizagem de máquina na criação de modelos para prever resultados da Liga Nacional de Futsal do Brasil. 2019.
- COSTA, G.C.T. *et al.* Relação saque, recepção e ataque no voleibol juvenil masculino. **Motriz: Revista de Educação Física**, v. 17, n. 1, p. 11-18, 2011.
- DAMÁSIO, B.F. Uso da análise fatorial exploratória em psicologia. **Avaliação Psicológica: Interamerican Journal Of Psychological Assessment**, v. 11, n. 2, p. 213-228, 2012.
- DE ROSE JR, D. **Esporte e atividade física na infância e na adolescência: uma abordagem multidisciplinar**. Artmed Editora, 2009.
- DINIZ DE LIMA, E. *et al.* Artificial intelligence and infrared thermography as auxiliary tools in the diagnosis of temporomandibular disorder. **Dentomaxillofacial Radiology**, v. 51, n. 2, p. 20210318, 2022.

FARIA, R.; TAVARES, F. O comportamento estratégico acerca da autonomia de decisão nos jogadores de desportos colectivos. **Estratégia e Tática nos Jogos Desportivos Colectivos**, p. 33-38, 1996.

FERREIRA, A.A.; HONGYU, K. Análise fatorial exploratória aplicada no questionário do cadastro único. **Biodiversidade**, v.17, n. 1, 2018.

FIGUEIREDO FILHO, D.B.; SILVA JÚNIOR, J.A.. Visão além do alcance: uma introdução à análise fatorial. **Opinião Pública**, v. 16, n. 1, p. 160-185, 2010.

FISTER, I.; FISTER JR, I.; FISTER, D. **Computational Intelligence In Sports**. Cham: Springer, 2019.

GOLDBERG, L.R.; VELICER, W.F. Principles of exploratory factor analysis. **Differentiating Normal And Abnormal Personality**, v. 2, p. 209-337, 2006.

GOUVÊA F.L.; LOPES, M.B. Análise das ações de distribuição ofensiva (levantamentos) no voleibol infanto-juvenil feminino analysis of offensive actions distribution (settings) in junior female volleyball. **Rev Inst Ciênc Saúde**, v. 25, n. 4, p. 337-44, 2007.

HONGYU, K. Análise fatorial exploratória: resumo teórico, aplicação e interpretação. **ES Engineering and Science**, v. 7, n. 4, p. 88-103, 2018.

IVANOVIĆ, M; IVANOVIĆ, U. Factorial structure of the morphological status of female cadet handball players. **Sport Scientific & Practical Aspects**, v. 18, n. 1, 2021.

JANIESCH, C; ZSCHECH, P; HEINRICH, K. Machine learning and deep learning. **Electronic Markets**, v. 31, n. 3, p. 685-695, 2021.

KWAN, R. *et al.* (Ed.). **Enhancing learning through technology: Research on emerging technologies and pedagogies**. World Scientific, 2008.

LEO, F. **Statistics and Volleyball: detection of the most significant skills and their importance in the results prediction**. 2019. Tese de Doutorado. Politecnico di Torino.

LIMA, C.O.V; MARTINS-COSTA, H.C.; GRECO, P.J. Relação entre o processo de ensino-aprendizagem-treinamento e o desenvolvimento do conhecimento tático no voleibol. **Revista Brasileira de Educação Física e Esporte**, v. 25, p. 251-261, 2011.

LIMA, P. *et al.* Avaliação de classificadores como método de segmentação de lesões na córnea. In: **Anais da IV Escola Regional de Informática do Piauí**. SBC, 2018. p. 91-96.

MACHADO, A.A. **Voleibol se aprende na escola**. 1ª ed. Várzea Paulista, SP: Fontoura, 2019.

MACHADO, A.A. **Voleibol: do aprender ao especializar**. Rio de Janeiro, Editora Guanabara Koogan, 2006.

MAGAROTO JUNIOR, L.; DEPRÁ, P. Validação de lista para análise qualitativa da recepção no voleibol. **Revista Motriz, Rio Claro**, v.16, n.3, p. 571-579, Jul./Set, 2010.

MAHESWARI, S.U.; RAMAKRISHNAN, R. Sports video classification using multi scale framework and nearest neighbor classifier. **Indian Journal Of Science And Technology**, v. 8, n. 6, p. 529, 2015.

MARCELINO, R. *et al.* Estudo dos indicadores de rendimento em voleibol em função do resultado do set. **Revista Brasileira de Educação Física e Esporte**, v. 24, n. 1, p. 69-78, 2010.

MATIAS, C.J.A.S.; GRECO, P.J. Conhecimento tático-estratégico dos levantadores brasileiros campeões de voleibol: da formação ao alto nível. *Rev. Bras. Educ. Físi. Esporte*, v. 25, n. 3, p. 513-535, jul/set, 2011.

MATIAS, C.J.A.S.; GRECO, P.J. Análise de jogo nos esportes coletivos: a exemplo do voleibol, **Revista Pensar a Prática**, Goiânia, V.12, n. 3, p.1- 15, 2009.

MATOS, D.A.S.; RODRIGUES, E.C. Análise fatorial. 2019.

MISUTA, M.S. Rastreamento Automático De Trajetórias De Jogadores De Futebol Por Videogrametria, Dissertação (Mestrado Em Educação Física) – Universidade Estadual De Campinas, Campinas, 2005.

MOURA, L.C. *et al.* Using machine learning for evaluating the quality of exercises in a mobile exergame for tackling obesity in children. In: **Proceedings of SAI Intelligent Systems Conference**. Springer, Cham, 2016. p. 373-390.

MUSA, R.M. *et al.* Identification of high-performance volleyball players from anthropometric variables and psychological readiness: A machine-learning approach. **Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part P: Journal of Sports Engineering and Technology**, p. 17543371211045451, 2021.

MUSA, S.S. *et al.* Mathematical modeling of COVID-19 epidemic with effect of awareness programs. **Infectious disease modelling**, v. 6, p. 448-460, 2021.

PASSOS, R.P. *et al.* Aplicação do classificador k-nearest neighbors (knn) na área da saúde: relação cintura-quadril e pressão arterial. **Revista CPAQV–Centro de Pesquisas Avançadas em Qualidade de Vida| Vol**, v. 13, n. 2, p. 2, 2021.

PASSOS, R.P.; VILELA JUNIOR, G.B. Inteligência artificial nas ciências da saúde. **Revista CPAQV–Centro de Pesquisas Avançadas em Qualidade de Vida| Vol**, v. 10, n. 1, p. 2, 2018.

PÉREZ-MORALES, J.C. *et al.* Development and preliminary validation of a new Procedural Tactical Knowledge Test for Basketball using 3vs. 3 situation.[Desarrollo y validación preliminar de un nuevo Test de Conocimiento Táctico de Procedimiento para el Baloncesto utilizando la situación de 3vs. 3]. **RICYDE. Revista Internacional de Ciencias del Deporte**. doi: 10.5232/ricyde, v. 14, n. 53, p. 256-267, 2017.

PIMENTEL, R.A. **História do voleibol no Brasil**. Niterói: Letras e Versos, v.2, 2012.

PORATH, M. *et al.* Nivel de rendimento técnico-tático y clasificación final de los equipos de vóleibol de santa catarina en las categorías de formación. **Revista Brasileira de Ciências do Esporte**, v. 38, n. 1, p. 84-92, 2016.

POURHOMAYOUN, M.; SHAKIBI, M. Predicting mortality risk in patients with COVID-19 using artificial intelligence to help medical decision-making. **MedRxiv**, 2020.

REVERDITO, R.; SCAGLIA, A.J. **Pedagogia do esporte: jogos coletivos de invasão**, São Paulo: Phorte, 2009.

REVERDITO, R.S.; SCAGLIA, A.J. A gestão do processo organizacional do jogo: uma proposta metodológica para o ensino dos jogos coletivos. **Revista Motriz, Rio Claro**, p. 51-63, 2007.

RODRIGUES, M.F.; ZELAGA, G.T. CARVALHO, A.F. (Organizadores). **Aprendendo e treinando voleibol jogando: uma abordagem pautada nas matrizes de jogos e mini jogos**.1 Ed. Campinas, CPAQV, 2021.

SANGHVI, D.L. *et al.* Analyzing And Predicting Ncaa Volleyball Match Outcome Using Machine Learning Techniques. 2021.

SCAGLIA, A.J. *et al.* Collective sports games teaching: essential competencies and game logic amid the systemic organizational process. **Movimento**, v. 19, n. 4, p. 227-249, 2013.

SILVESTRE, A. **Análise de dados e estatística descritiva**. Escolar editora, 2007.

SUJARWO, S. *et al.* The Development of Physical Education Learning Models for Mini-Volleyball to Habituate Character Values among Elementary School Students. **Sport Mont**, v. 19, n. 2, p. 29-33, 2021.

TABACHNICK, B.G.; FIDELL, L.S.; ULLMAN, J.B. **Using multivariate statistics**. Boston, MA: pearson, 2007.

TURRIONI, C.F. Escala De Qualidade De Vida De Mulheres Fisicamente Ativas E Na Pós-Menopausa (Pmqv-23) Tese De Doutorado, Cmh, Unimep/Piracicaba 2020.

VASCONCELOS-RAPOSO, J. *et al.* Análise Factorial Confirmatória da Escala de Sofrimento para Cuidadores em Enfermeiros Portugueses nos Cuidados de Saúde Primários. **Revista Iberoamericana de Diagnóstico y Evaluación-e Avaliação Psicológica**, v. 4, n. 57, p. 177-190, 2020.

VESKOVIĆ, A; ORLIĆ, A; NEŠIĆ, G. Relationship between basic personality dimensions and dispositional coping strategies in volleyball. **Facta Universitatis. Series: Physical Education and Sport**, p. 589-600, 2021.

VILELA JUNIOR, G.B. *et al.* Métricas utilizadas para avaliar a eficiência de classificadores em algoritmos inteligentes. **Revista CPAQV-Centro de Pesquisas Avançadas em Qualidade de Vida-CPAQV Journal**, v. 14, n. 2, 2022.

VILELA JUNIOR, G.B. *et al.* Importância do índice Fowlkes-Mallows (FMI), do coeficiente de correlação de Mathews (MCC) e do índice Youden (IY) nos classificadores de inteligência artificial na área da saúde. **Revista CPAQV-Centro de Pesquisas Avançadas em Qualidade de Vida-CPAQV Journal**, v. 14, n. 3, 2022.

VILELA JUNIOR, G.B. Artificial Intelligence classifiers in estimation the power of lower members in soccer. **Revista CPAQV-Centro de Pesquisas Avançadas em Qualidade de Vida-CPAQV Journal**. V.13, n.13, 2021.

VILELA JUNIOR, G.B. *et al.* Classificadores da inteligência artificial na estimação da potência de membros inferiores no futebol. **Revista CPAQV-Centro de Pesquisas Avançadas em Qualidade de Vida**, v. 13, n. 3, p. 2, 2021

YONG, A.G. *et al.* A beginner's guide to factor analysis: Focusing on exploratory factor analysis. **Tutorials in quantitative methods for psychology**, v. 9, n. 2, p. 79-94, 2013.

8. ANEXOS

Exemplo de tabela utilizada que forneceram os dados das ações para esta pesquisa.



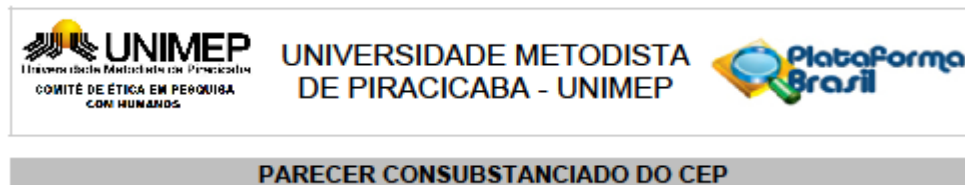
Total Planilha - HOME_ACUMULADO

(22) SVB, MTC, SRJ, DPC, SCS, SJP, CWB, BSB, FFC, BVC, OVC, SVB, MTC, SRJ, DPC, BSB, SCS, SJP, CWB, FFC, BVC, OVC

	SAQUE								RECEPÇÃO								ATAQUE								CONTRA ATAQUE		
	+	A	B	C	D	E	TT	%	A	B	C	D	E	TT	%A	E%	+	O+	O-	-	B	TT	%	D+	+	O+	
Esporte Clube P	67	85	870	281	521	167	1710	34%	502	307	691	68	67	1635	31%	45%	578	408	202	120	137	1445	40%	271	397	407	
3 ADRI VILVERT	7	8	93	26	56	15	179	37%	1	3	3	.	.	7	14%	57%	82	41	25	13	17	178	46%	14	27	24	
5 KEYLA	—	5	4	6	1	1	17	29%	47%	0%	.	.	.	
6 EDINARA	4	7	44	15	33	16	104	23%	0%	—	90	63	32	23	18	226	40%	30	43	59	
7 GABI	4	10	93	37	80	34	221	16%	3	1	3	2	1	10	30%	30%	70	39	23	9	12	153	46%	9	23	15	
8 GROTH	2	3	31	12	20	7	63	27%	5	3	17	.	1	26	19%	27%	4	17	7	.	2	30	13%	11	14	23	
9 NATALIA	14	9	117	26	50	25	215	41%	111	91	211	19	24	456	24%	39%	77	56	23	20	25	201	38%	48	70	80	
10 ANA CRISTIN	5	10	85	26	48	9	157	41%	.	1	.	.	.	1	0%	100%	9	1	2	.	.	12	75%	1	2	5	
11 BASSO	3	5	35	11	28	12	83	24%	74	40	89	15	7	225	33%	48%	39	37	12	10	14	112	35%	32	40	40	
12 LETICIA	—	178	73	155	18	15	439	41%	54%	0%	.	.	.	
13 NANDYALA	7	4	57	28	31	9	108	29%	1	5	3	1	1	11	9%	45%	37	20	8	6	9	80	46%	11	21	12	
15 KIMBERLLY	5	2	58	20	22	22	109	21%	.	.	1	1	2	4	0%	-50%	72	39	29	21	19	180	40%	35	47	51	
16 PRI	6	15	139	49	101	9	270	38%	124	86	202	11	15	438	28%	45%	91	91	38	18	21	259	35%	72	99	87	
17 ALEXIA	1	.	3	1	.	1	5	40%	0%	—	1	.	1	.	.	2	50%	.	.	.	
18 YAEL	9	12	115	30	52	8	196	50%	.	.	1	.	.	1	0%	0%	6	4	2	.	.	12	50%	8	11	11	

9. APENDICE

Aprovação da Pesquisa no Comitê de Ética Unimep/Piracicaba.



PARECER CONSUBSTANCIADO DO CEP

DADOS DO PROJETO DE PESQUISA

Título da Pesquisa: JOGOS CONCEITUAIS: APLICABILIDADE NO ÂMBITO DO LAZER E A EFICÁCIA DE UMA PROPOSTA PARA UMA EQUIPE DE CATEGORIA INFANTIL FEMININA

Pesquisador: Marcelo Francisco Rodrigues

Área Temática:

Versão: 2

CAAE: 01207518.5.0000.5507

Instituição Proponente: INSTITUTO EDUCACIONAL PIRACICABANO DA IGREJA METODISTA

Patrocinador Principal: Financiamento Próprio

DADOS DO PARECER

Número do Parecer: 3.042.625

Apresentação do Projeto:

Projeto adequadamente apresentado, contendo todos os dados necessários para sua análise.

Objetivo da Pesquisa:

Objetivos claros, coerentes com o desenho do projeto e exequíveis dentro do cronograma exposto.

Avaliação dos Riscos e Benefícios:

Os riscos aos sujeitos são mínimos e o projeto assegura o cuidado para reduzi-los. Os benefícios aos sujeitos estão presentes e superam os riscos.

Comentários e Considerações sobre a Pesquisa:

Destacam-se a relevância e as contribuições da pesquisa apresentada. As bases teóricas estão adequadas, a metodologia é coerente e a coleta de dados é adequada à proposta.

Considerações sobre os Termos de apresentação obrigatória:

Todos os termos obrigatórios são apresentados adequadamente.

Conclusões ou Pendências e Lista de Inadequações:

O projeto está aprovado.

Considerações Finais a critério do CEP:

Este colegiado acolhe o parecer acima descrito e aprova o projeto.

Endereço: Rodovia do Açúcar, Km 156
 Bairro: Taquaral CEP: 13.400-911
 UF: SP Município: PIRACICABA
 Telefone: (19)3124-1513 Fax: (19)3124-1515 E-mail: comitedeetica@unimep.br