



**Universidade de Brasília
Departamento de Estatística**

**Análise Multivariada por fatores determinantes do desempenho de jogadores
do Brasileirão Série A - 2022**

Francisco Iago dos Reis Ferreira

Projeto apresentado para o Departamento
de Estatística da Universidade de Brasília
como parte dos requisitos necessários para
obtenção do grau de Bacharel em Es-
tatística.

**Brasília
2023**

Francisco Iago dos Reis Ferreira

**Análise Multivariada por fatores determinantes do desempenho de jogadores
do Brasileirão Série A - 2022**

Orientador: Prof. Gladston Luiz da Silva

Projeto apresentado para o Departamento
de Estatística da Universidade de Brasília
como parte dos requisitos necessários para
obtenção do grau de Bacharel em Es-
tatística.

**Brasília
2023**

Agradecimentos

Foi uma longa jornada até aqui, agradeço a todas as pessoas que contribuíram para a realização desse trabalho.

À minha mãe, a Sra. Francislene Maria dos Reis, por ter batalhado para que minha irmã e eu pudessemos ter a melhor educação possível. Todo o seu esforço não foi em vão.

À minha companheira, Evellyn Cristina Lopes Guerbe, cujo o amor e apoio incondicional foram cruciais para superar os momentos de indecisão.

Aos vários amigos que fiz durante toda a graduação, seja no curso de estatística, seja na Casa do Estudante, tenho muita consideração por cada um de vocês.

À meu orientados, Prof. Gladston Luis da Silva, pela empolgação em orientar esse trabalho, sua orientação e conselhos foram fundamentais para aprimorar minha pesquisa e direcionar meus esforços na direção certa.

E por último, à todos os professores do Departamento de Estatística e à Universidade de Brasília, por proporcionarem o ambiente de aprendizado e os recursos necessários para a concretização deste projeto.

Resumo

O Campeonato Brasileiro, também conhecido como Brasileirão, é a principal competição de futebol profissional no Brasil. sendo disputado todos os anos por clubes que representam diversos estados de todo o país. Adotado em 2003, o formato de pontos corridos é disputado por 20 clubes que se enfrentam em jogos de ida e volta durante 38 rodadas, a equipe que fizer a maior pontuação se sagra como a campeã daquela edição. Ese trabalho teve como objetivo empregar técnicas de Análise Multivariada com o intuito de identificar os principais fatores que influenciam o desempenho dos clubes participantes do Campeonato a partir de dados relativos aos jogadores que integram os times na competição disputada em 2022.

Palavras-chaves: Brasileirão, Desempenho, Análise Fatorial, Análise de Componentes Principais.

Abstract

The Brazilian Championship, also known as the Brasileirão, is the main professional soccer competition in Brazil and is contested every year by clubs representing various states across the country. Adopted in 2003, the straight points format is played by 20 clubs who face each other in back-to-back matches over 38 rounds, with the team that scores the highest being crowned champion of that edition. The aim of this study was to use Multivariate Analysis techniques to identify the main factors influencing the performance of the clubs taking part in the Championship, using data on the players who make up the teams in the competition in 2022.

Keywords: Brasileirão, Performance, Factor Analysis, Principal Component Analysis.

Lista de Tabelas

1	Descrição das variáveis dos defensores - Geral	23
2	ACP dos Defensores - Geral	25
3	Autovetores para PC1 e PC2 dos defensores	26
4	ACP dos Defensores - G6 e Z4	29
5	Autovetores relacionados aos grupos - Defensores	29
6	Descrição das variáveis dos meio campistas - Geral	31
7	ACP dos Meio campistas - Geral	32
8	Autovetores para PC1 e PC2 dos Meio Campistas	33
9	ACP Meio Campistas - G6 e Z4	36
10	Autovetores relacionados aos grupos - Meio campistas)	36
11	Descrição das variáveis dos atacantes - Geral	38
12	ACP dos Atacantes - Geral	39
13	Autovetores para PC1 e PC2 dos atacantes	40
14	ACP dos Atacantes- G6 e Z4	43
15	Tabela dos Autovetores relacionados aos grupos - Atacantes	43
16	TOP 10 Melhores Defensores(PC1) - G6	45
17	TOP 10 Melhores Defensores(PC2) - G6	45
18	TOP 10 Melhores Defensores (PC1) - Z4	46
19	TOP 10 Melhores Defensores (PC2) - Z4	46
20	Top 10 Melhores Meio Campistas (PC1) - G6	47
21	Top 10 Melhores Meio Campistas (PC2) - G6	47
22	Top 10 Melhores Meio Campistas (PC1) - Z4	48
23	Top 10 Melhores Meio Campistas (PC2) - Z4	48
24	Top 10 Melhores Atacantes (PC1) - G6	48
25	Top 10 Melhores Atacantes (PC1) - G6	49
26	Top 10 Melhores Atacantes (PC1) - Z4	50

27	Top 10 Melhores Atacantes (PC2) - Z4	50
----	--	----

Lista de Figuras

1	Metodologia CRISP DM	11
2	Tabela após a 38 ^a Rodada	20
3	Pagina inicial - Campeonato Brasileiro 2022	21
4	Classificação dos clubes	21
5	Marcação correta dos dados	22
6	Correlação entre as variáveis - Defensores	24
7	Variáveis dos defensores - Geral	27
8	Correlações dos Defensores - G6	28
9	Correlações dos Defensores - Z4	28
10	Variáveis dos Defensores - G6 e Z4	30
11	Correlação entre as variáveis - Meio Campistas	32
12	Variáveis dos meio campistas - Geral	34
13	Correlações dos Meio campistas - G6	35
14	Correlações dos Meio campistas - Z4	35
15	Variáveis dos Meio campistas - G6 e Z4	37
16	Correlação entre as variáveis - Atacantes	39
17	Variáveis dos atacantes - Geral	41
18	Correlações dos Atacantes - G6	42
19	Correlações dos Atacantes - Z4	42
20	Variáveis dos Atacantes - G6 e Z4	44

Sumário

1 Capítulo 1	8
1.1 Introdução	8
1.2 Objetivo Geral	10
1.2.1 Objetivos Específicos	10
1.3 Metodologia	11
2 Capítulo 2	13
2.1 Análise Multivariada	13
2.2 Análise de Componentes Principais	13
2.3 Trabalhos Relacionados	17
3 Capítulo 3	19
3.1 Campeonato Brasileiro de Futebol de 2022 - Série A	19
3.2 Coleta dos dados	20
3.2.1 Tipos de Variáveis	22
3.2.2 Divisão dos dados	22
3.3 Defensores	23
3.3.1 Aplicação de Componentes Principais	24
3.3.2 Autovetores	26
3.3.3 Comparação entre os Grupos	27
3.4 Meio Campistas	30
3.4.1 Análise Componentes Principais	32
3.4.2 Comparação entre os Grupos	34
3.5 Atacantes	37
3.5.1 Análise dos Componentes Principais	39
3.5.2 Comparação entre os grupos	41
3.6 Criação dos Scores	44
3.6.1 Defensores	45

3.6.2	Meio Campistas	47
3.6.3	Atacantes	48
4	Conclusões	51
5	Anexos	52
5.1	Scores dos Defensores	52
5.1.1	G6 - PC1	52
5.1.2	G6 - PC2	52
5.1.3	Z4 - PC1	53
5.1.4	Z4 - PC2	54
5.2	Score dos Meio campistas	54
5.2.1	G6 - PC1	54
5.2.2	G6 - PC2	55
5.2.3	Z4 - PC1	56
5.2.4	Z4 - PC2	56
5.3	Score dos Atacantes	57
5.3.1	G6 - PC1	57
5.3.2	G6 - PC2	57
5.3.3	Z4 - PC1	58
5.3.4	Z4 - PC2	59

1 Capítulo 1

1.1 Introdução

No ano de 2002, Billy Beane, diretor geral da equipe de beisebol *Oakland Athletics*, desafiou tudo que se acreditava sobre o esporte competitivo até então, ao adotar técnicas estatísticas avançadas para avaliar o desempenho de jogadores. Contrapondo-se aos critérios que eram utilizados pelos olheiros à época, como capacidade de correr, de arremessar, receber a bola, de rebater e rebater com potência, Billy e Paul dePodesta (até então um jovem executivo do clube) foram capazes de concluir que nem todas as características importantes num jogador de beisebol têm a mesma importância. A velocidade na corrida, habilidade na defesa e força bruta tendiam a ser características demasiadamente superestimadas.

Eles foram capazes de mostrar que características como porcentagem de rebatidas, porcentagem de base alcançadas, habilidade de controle da base de *strike* etc. Essa abordagem revelou informações valiosas sobre a eficácia de um jogador, permitindo que talentos muitas vezes subvalorizados por outras equipes fossem identificados.

Com um orçamento limitado, sendo o time com a terceira menor folha salarial da liga na época, mas com uma abordagem estatística autêntica, o time do Oakland Athletics quebrou o recorde de vitórias consecutivas de uma temporada (LEWIS, 2004). O impacto dessa abordagem abriu caminho para uma nova era no esporte, extrapolou o beisebol e inspirou diversas modalidades. A utilização de técnicas estatísticas promoveu uma mudança na maneira como o desempenho dos jogadores seria avaliado e compreendido.

No âmbito do futebol, é imperativo considerar o avanço relativo à informação contida nos dados. De acordo com Anderson e Sally (2013), os números têm o poder de desafiar conceitos pré-estabelecidos e dismantelar crenças antigas no esporte. Eles oferecem um entendimento do jogo como nunca visto antes, possibilitando uma visão contraposta aos pressupostos tradicionais.

Um exemplo de como os dados podem influenciar na tomada de decisão, é a renovação de contrato feita pelo jogador do *Manchester City*, Kevin de Bruyne¹. Na época o jogador conseguiu uma extensão salarial na casa dos 80 milhões de euros, utilizando apenas análise de dados ao invés de um agente².

¹<https://www.transfermarkt.com.br/kevin-de-bruyne/profil/spieler/88755>

²<https://www.uol.com.br/esporte/futebol/ultimas-noticias/2021/04/08/big-data-e-sem-agente-como-de-bruyne-renovou-com-o-city.htm>

No Brasil, o Brasileirão Série A é uma competição que movimenta milhões de reais, instiga torcedores, investidores e apostadores todos os anos. Com o crescente avanço da tecnologia, o uso de técnicas estatísticas tem sido de imensa importância para se avaliar e entender a performance dos atletas durante a competição. No cenário nacional, por exemplo, times como o Flamengo³ e Palmeiras⁴ utilizam análise de desempenho para tomada de decisões administrativas e esportivas.

O presente trabalho visa analisar, por meio de técnicas de Análise Multivariada, o desempenho de atletas da primeira divisão do Campeonato Brasileiro Série A 2022, pois permite uma avaliação mais precisa e completa, além de identificar padrões e tendências que não seriam encontrados por meio de análises mais simples. Por meio dessa análise, espera-se identificar as características que mais contribuíram para o desempenho dos jogadores durante o campeonato.

Tal abordagem aplicada ao contexto do campeonato brasileiro pode ser útil para os treinadores, apostadores, analistas de desempenho, investidores e patrocinadores, além de entusiastas por futebol, que poderão tomar melhores decisões no âmbito esportivo utilizando-se de informações munidas de análise estatística.

³<https://encurtador.com.br/rALOV>

⁴<https://encurtador.com.br/doyMZ>

1.2 Objetivo Geral

Este trabalho teve como objetivo empregar técnicas de Análise Multivariada com o intuito de identificar os principais fatores que influenciam o desempenho dos clubes participantes do Campeonato Brasileiro da Série A em 2022. Inicialmente, a análise foi conduzida para os 20 clubes, seguida de uma comparação entre o desempenho dos clubes que alcançaram a fase de grupos da Libertadores e aqueles que foram rebaixados à segunda divisão. Foram levadas em consideração as posições de linha dos jogadores dessas equipes.

1.2.1 Objetivos Específicos

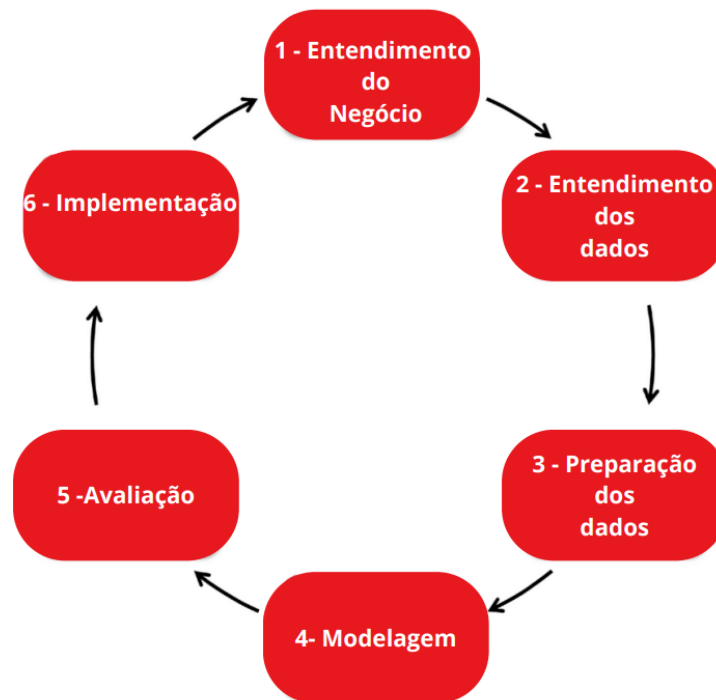
Para alcançar o objetivo geral, será necessário realizar os seguintes passos:

- Coletar e preparar os dados de desempenho dos jogadores que participaram do campeonato;
- Realizar uma análise exploratória dos dados para identificar possíveis valores ausentes e inconsistências;
- Aplicar técnicas de redução de dimensionalidade para selecionar as variáveis mais relevantes;
- Validar os resultados obtidos;
- Interpretar os resultados obtidos.

1.3 Metodologia

A elaboração deste trabalho baseou-se na metodologia CRISP-DM, visando organizar o trabalho de maneira eficaz e padronizada.

Figura 1: Metodologia CRISP DM



Fonte: Elaborada pelo Autor

A partir da imagem acima, podemos organizar o trabalho da seguinte forma:

- **Fase 1 - Entendimento do problema:** Na etapa inicial será feita a coleta e organização dos dados.
- **Fase 2 - Entendimento dos dados:** Nessa etapa, os dados ausentes e inconsistentes serão devidamente identificados e tratados.
- **Fase 3 - Preparação dos dados:** Após a etapa anterior, os dados serão preparados para a análise, isso inclui a padronização dos dados e a seleção das variáveis mais relevantes.
- **Fase 4 - Modelagem:** Serão utilizados métodos de Análise Multivariada. Além de realizarmos testes para validação dos resultados obtidos.

- **Fase 5 - Avaliação:** Os resultados serão avaliados em relação aos objetivos deste trabalho. Caso necessário, serão realizadas análises adicionais para obter resultados mais pertinentes.
- **Fase 6 - Conclusão:** Os resultados obtidos serão discutidos e validados.

2 Capítulo 2

Neste capítulo serão descritos os métodos de Análise Estatística que foram empregados na pesquisa. Tais métodos foram selecionados devido à sua relevância dentro do contexto dos dados coletados e contribuirão para alcançar os objetivos descritos na seção anterior.

2.1 Análise Multivariada

A Análise Multivariada é um conjunto de métodos estatísticos usados quando múltiplas variáveis são medidas simultaneamente em cada elemento amostral. Geralmente, são variáveis que estão correlacionadas entre si, e quanto maior o número, mais complexa se torna a análise. O objetivo é simplificar a interpretação do fenômeno estudado. Ela pode ser dividida em duas categorias principais: técnicas exploratórias que buscam simplificar a estrutura de variabilidade dos dados, sintetizando as variáveis, e técnicas de inferência. Um dos métodos comuns de simplificação da estrutura de variabilidade é a redução de dimensionalidade, que visa diminuir o número de variáveis originais mantendo as informações essenciais para a análise.

2.2 Análise de Componentes Principais

Segundo Jolliffe 2002, a essência da técnica de Análise de Componentes Principais é a redução da complexidade de um conjunto de dados que contém inúmeras variáveis(p). Essa redução busca preservar ao máximo a variabilidade dos dados originais. Esse tipo de simplificação pode ser alcançada por meio da transformação dos dados em um novo conjunto de variáveis chamadas de componentes principais(k). Tais componentes não possuem uma correlação entre si e são organizados de modo que as primeiras componentes possam reter a maior parte da variação presente no conjunto original dos dados.

O desenvolvimento matemático expresso na sessão 2.2 foi extraído da obra de Johnson 2002.

Esse método tem por objetivo principal explicar a estrutura da variância/covariância dos dados através de combinações lineares das variáveis, onde as p variáveis são retidas em k componentes. Podemos escrever esses componentes como combinações lineares das p variáveis X_1, X_2, \dots, X_p . Geometricamente, essas combinações representam a seleção de um novo sistema de coordenadas obtido por meio da rotação do sistema original com

X_1, X_2, \dots, X_p como o eixo de coordenadas, tais eixos representam as direções com a variabilidade máxima e nos fornecem uma descrição mais parcimoniosa da estrutura de covariância.

Seja o vetor aleatório $\mathbf{X}' = [X_1, X_2, \dots, X_p]$ com matrix de covariância Σ com autovetores próprios $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_p = 0$

Considere as combinações lineares:

$$Y_1 = a'_1 X = a_{11}X_1 + a_{12}X_2 + \dots + a_{1p}X_p \quad (2.2.1)$$

$$Y_2 = a'_2 X = a_{21}X_1 + a_{22}X_2 + \dots + a_{2p}X_p \quad (2.2.2)$$

$$\vdots \quad (2.2.3)$$

$$Y_p = a'_p X = a_{p1}X_1 + a_{p2}X_2 + \dots + a_{pp}X_p \quad (2.2.4)$$

que pode ser escrita como

$$\mathbf{Y} = \begin{bmatrix} Y_1 \\ Y_2 \\ \vdots \\ Y_p \end{bmatrix}_{p \times 1} = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & \cdots & a_{1p} \\ a_{21} & a_{22} & \cdots & a_{2p} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{p1} & a_{p2} & \cdots & a_{pp} \end{bmatrix}_{p \times p} \begin{bmatrix} X_1 \\ X_2 \\ \vdots \\ X_p \end{bmatrix}_{p \times 1}$$

Onde

$$E(Y_i) = E(a'_i \underline{X}) \quad (2.2.5)$$

$$E(Y_i) = a'_i E(\underline{X}) \quad (2.2.6)$$

$$E(Y_i) = a'_i \underline{\mu} \quad (2.2.7)$$

$$Var(Y_i) = V(a'_i \underline{X}) \quad (2.2.8)$$

$$Var(Y_i) = a'_i V(\underline{X}) a_i \quad (2.2.9)$$

$$Var(Y_i) = a'_i \Sigma a_i, \quad i = 1, 2, \dots, p \quad (2.2.10)$$

e

$$Cov(Y_i, Y_k) = V(a'_i \underline{X}, a'_k \underline{X}) \quad (2.2.11)$$

$$Cov(Y_i, Y_k) = a'_i \Sigma a_k, \quad i, k = 1, 2, \dots, p \quad (2.2.12)$$

São combinações lineares não correlacionadas de Y_1, Y_2, \dots, Y_p no qual a variância é máxima. Onde, podemos definir a partir disso:

- A 1ª componente principal será a combinação linear de $a'_1 X$ que maximizará a $V(a'_1 X)$ sujeita à restrição $a'_1 a_1 = 1$
- A 2ª componente principal será a combinação linear de $a'_2 X$ que maximizará a $V(a'_2 X)$ sujeita à restrição $a'_2 a_2 = 1$ e $Cov(a'_1 X, a'_2 X) = 0$

⋮

- A i-ésimaª componente principal será a combinação linear de $a'_i X$ que maximizará a $V(a'_i X)$ sujeita à restrição $a'_i a_i = 1$ e $Cov(a'_i X, a'_k X) = 0$ para $k < i$

Seja Σ a matriz de covariância associada ao vetor aleatório $\mathbf{X}' = [\mathbf{X}_1, \mathbf{X}_2, \dots, \mathbf{X}_p]$, com pares de autovalores-autovetores $(\lambda_1, e_1), (\lambda_2, e_2), \dots, (\lambda_p, e_p)$, onde $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_p \geq 0$, então a i-ésimaª componente principal é dada por

$$Y_i \approx e'_i X = e_{i1}X + e_{i2}X + \dots + e_{ip}X \quad i = 1, 2, \dots, p \quad (2.2.13)$$

Com

$$Var(Y_i) = e'_i \Sigma e_i = \lambda_i \quad i = 1, 2, \dots, p \quad (2.2.14)$$

$$Cov(Y_i, Y_k) = e'_i \Sigma e_k = 0, \quad i \neq k \quad (2.2.15)$$

E seja, $\mathbf{X}' = [\mathbf{X}_1, \mathbf{X}_2, \dots, \mathbf{X}_p]$ com matriz de covariância Σ , e com pares de autovalores-autovetores $(\lambda_1, e_1), (\lambda_2, e_2), \dots, (\lambda_p, e_p)$, onde $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_p \geq 0$, tomemos $Y_i \approx e'_i X = e_{i1}X + e_{i2}X + \dots + e_{ip}X \quad i = 1, 2, \dots, p$, como os componentes principais. Então

$$\sigma_{11} + \sigma_{22} + \dots + \sigma_{pp} = \sum_{i=1}^p \text{Var}(X_i) = \lambda_1 + \lambda_2 + \dots + \lambda_p = \sum_{i=1}^p \text{Var}(Y_i) \quad (2.2.16)$$

Se $Y_1 = e_1'X = Y_2 = e_2'X, \dots, Y_p = e_p'X$ são os componentes principais obtidos através da matriz de covariância Σ , então

$$\rho_{Y_i X_k} = \frac{e_{ik}\sqrt{\lambda_i}}{\sqrt{\sigma_{kk}}} \quad i, k = 1, 2, \dots, p \quad (2.2.17)$$

são os coeficientes de correlação entre as componentes (Y_i) e as variáveis (X_k) . E $(\lambda_1, e_1), (\lambda_2, e_2), \dots, (\lambda_p, e_p)$ são os pares de autovalores-autovetores para a matriz Σ . Alternativamente, também é possível obter a proporção total da k -ésima^a componente principal por meio da relação:

$$\frac{\lambda_k}{\lambda_1 + \lambda_2 + \dots + \lambda_p} \quad i, k = 1, 2, \dots, p \quad (2.2.18)$$

2.3 Trabalhos Relacionados

O trabalho de *Billy Beane* foi um marco no que se diz respeito à análise estatística no esporte. A inserção da estatística no esporte não apenas revolucionaria a forma como as equipes de beisebol abordam suas estratégias, mas também serviu como inspiração para diversas modalidades. Nesse sentido, alguns dos trabalhos que citarei visam explorar essa relação entre o esporte competitivo e a estatística.

Em Guimarães, Marques e Neto (2017), foi realizado um estudo com o objetivo de avaliar o desempenho de atletas de futebol das ligas Alemanha, Inglaterra, Espanha, Itália e Brasil. Consideraram 91 atributos mensurados por jogador nos últimos três anos em cada uma das ligas. O foco se deu nos atletas que atuaram como meio atacantes pela esquerda.

Ainda na área do desempenho no futebol, Abrahão et al. (2020), verificaram a aplicabilidade da Análise Fatorial por meio do cruzamento de variáveis provenientes de testes em um protocolo de detecção de talento esportivo no futebol, que incluiu medidas antropométricas, flexibilidade e força. A amostra envolveu 38 atletas da categoria sub-19 do Cuiabá Esporte Clube. Os testes realizados abrangeram o protocolo iSports para detecção de talento esportivo, avaliações antropométricas (massa corporal, estatura, Índice de Massa Corporal - IMC, Relação Cintura e Quadril - RCQ), teste de flexibilidade (Sentar e Alcançar), teste de força manual (*Hand Grip*) e teste de impulsão vertical.

Mas também há estudos que se utilizaram de simuladores como objeto de investigação, e Lima (2022) faz isso muito bem nesse estudo. Essa análise explora o papel crescente de técnicas e recursos computacionais na análise de dados no contexto do futebol, destacando a utilidade do *Football Manager*⁵ e websites especializados como o *Transfermarkt*. O objetivo foi identificar relações entre indicadores de futebolistas que sugeriram o desenvolvimento de suas capacidades potenciais. Com uma amostra de 1309 jogadores entre 15 e 20 anos, coletados no FM Scout de 2014, o estudo utiliza técnicas de mineração de dados com o software Weka⁶. Os resultados apontam para a relevância de investir em jogadores com menos de 18 anos, indicando que a utilização do *Football Manager* pode ser uma ferramenta complementar valiosa para auxiliar gestores nas decisões relacionadas à identificação e contratação de jovens talentos.

No basquete, também percebe-se como a estatística é crucial para entender o desempenho de um time. Meneses, Luiz e Almeida 2016, examinaram a evolução do

⁵<https://www.footballmanager.com/>

⁶<https://www.cs.waikato.ac.nz/ml/weka/>

basquete brasileiro com base nos índices de desempenho das equipes ao longo de três temporadas do Novo Basquete Brasil (de 2009 a 2012) e determinaram os valores de referência dos principais ID. Os dados foram coletados no site da Liga Nacional de Basquete. Foram analisados 726 jogos por meio de *ANOVA* de uma via. A temporada 2011-2012 se destacou por ter menos arremessos de três pontos e mais arremessos de dois pontos, uma melhoria nos lances livres e uma redução nos rebotes ofensivos. Os percentis indicam um alto nível de exigência no desempenho das equipes para os ID analisados, e foi observada uma tendência de mudança no estilo de jogo das equipes ao longo das últimas três temporadas.

3 Capítulo 3

3.1 Campeonato Brasileiro de Futebol de 2022 - Série A

Popularmente conhecido como Brasileirão, neste ano foi realizada a 67ª edição da principal divisão de futebol no Brasil. Foi disputada entre os dias 9 de abril e 13 de novembro. A disputa no formato de pontos corridos como foi estabelecida em 2003, com 20 clubes disputando o campeonato desde 2006. Esta edição teve o campeão definido na 35ª rodada, o Palmeiras (SP) conquistou o seu 10º título da competição após a derrota do Internacional (RS) por 1-0 para o América Mineiro (MG). Na parte de baixo da tabela, o Juventudo (RS) foi o primeiro clube rebaixado à Série B de 2023, após ser derrotado pelo Atlético Mineiro (MG) por 1-0 na 34ª rodada. Avaí (SC), Ceará (CE) e Atlético Goianiense (GO) foram os outros clubes que viriam a ser rebaixados logo depois. O Palmeiras foi o time com o melhor desempenho ofensivo, marcando 66 gols, e também teve a defesa mais sólida, sofrendo apenas 27 gols. O pior ataque e a pior defesa pertenceram ao rebaixado Juventude, com 29 e 69 gols, respectivamente. Germán Cana, jogador do Fluminense (RJ), conquistou o título de artilheiro do campeonato ao marcar 26 gols, enquanto Gustavo Scarpa, do Palmeiras, foi o líder em assistências, totalizando 13.

A Figura 2, está a classificação final do campeonato. Os clubes classificados até a 14ª posição participaram das competições internacionais da América do Sul. Desde o Palmeiras até o Atlético Paranaense (PR), garantiram suas vagas na fase de grupos da Libertadores da América, enquanto o Atlético Mineiro e o Fortaleza (CE) se qualificaram para a fase pré-classificatória da Libertadores. Entre o 9º e o 14º lugares, os clubes asseguraram suas posições na Copa Sul-Americana. Notavelmente, Coritiba (PR) e Cuiabá (MT) foram os únicos clubes que não tiveram a oportunidade de disputar qualquer competição internacional no ano seguinte.

Figura 2: Tabela após a 38ª Rodada

Pos	Equipe	V · D · E	Pts	J	V	E	D	GP	GC	SG
1	 Palmeiras (C)		81	38	23	12	3	66	27	+39
2	 Internacional		73	38	20	13	5	58	31	+27
3	 Fluminense		70	38	21	7	10	63	41	+22
4	 Corinthians		65	38	18	11	9	44	36	+8
5	 Flamengo		62	38	18	8	12	60	39	+21
6	 Athletico Paranaense		58	38	16	10	12	48	48	0
7	 Atlético Mineiro		58	38	15	13	10	45	37	+8
8	 Fortaleza		55	38	15	10	13	46	39	+7
9	 São Paulo		54	38	13	15	10	55	42	+13
10	 América Mineiro		53	38	15	8	15	40	40	0
11	 Botafogo		53	38	15	8	15	41	43	-2
12	 Santos		47	38	12	11	15	44	41	+3
13	 Goiás		46	38	11	13	14	40	53	-13
14	 Red Bull Bragantino		44	38	11	11	16	49	59	-10
15	 Coritiba		42	38	12	6	20	39	60	-21
16	 Cuiabá		41	38	10	11	17	31	42	-11
17	 Ceará		37	38	7	16	15	34	41	-7
18	 Atlético Goianiense		36	38	8	12	18	39	57	-18
19	 Avaí		35	38	9	8	21	34	60	-26
20	 Juventude		22	38	3	13	22	29	69	-40

Fonte: Wikipédia

3.2 Coleta dos dados

Os dados analisados foram coletados e organizados em planilhas Excel, disponibilizados em FBref⁷, link para a página onde foram coletados os dados, como mostra a Figura 3. Após entrar nessa página, role o *mouse* para baixo e encontrará o que se vê na Figura 4, certifique-se que a marcação para os dados da série A está selecionada, como na Figura 5.

⁷<https://fbref.com/en/comps/24/2022/2022-Serie-A-Stats>

Figura 3: Pagina inicial - Campeonato Brasileiro 2022

Welcome, football fans from around the world! Use FBref in: [Português](#) · [English](#) · [Français](#) · [Italiano](#) · [Deutsch](#) · [Español](#)


Sports Reference Ⓢ Baseball Football (college) Basketball (college) Hockey Soccer Blog Stathead Ⓜ Immaculate Footy Create Account Login Questions or Comments

FBREF

 Enter Person, Team, Section, etc Search

Players	Clubs	Competitions	Countries	Matches²⁰	Stathead	Languages	Mailing List	Full Site Menu Below ▾
-------------------------	-----------------------	-------------------------------------	---------------------------	--------------------------------------	--------------------------	---------------------------	------------------------------	--

Your FREE all-access pass to the FBref database is here: [sign up for Stathead.](#)



2022 Série A Stats

[<< Previous Season](#)
[Next Season >>](#)

Governing Country: [Brazil](#)

Level: 1st Tier ([See League Structure](#))

Gender: Male

Champion: 🇧🇷 [Palmeiras](#)

Most Goals: [Germán Cano](#) (Fluminense) - 26

Most Assists: [Gustavo Scarpa](#) (Palmeiras) - 13

Most Clean Sheets: [Wenderson](#) (Palmeiras) - 16

Campeonato Brasileiro Série A History	2022 Série A Overview	Scores & Fixtures	Squad & Player Stats ▾	Nationalities	Other 2022 Leagues ▾
---------------------------------------	------------------------------	---------------------------------------	--	-------------------------------	--------------------------------------

On this page:

[League Summary](#)
[Regular season](#)
[Squad Standard Stats](#)
[Squad Goalkeeping](#)
[Squad Advanced Goalkeeping](#)
[Squad Shooting](#)
[Squad Passing](#)

[Squad Pass Types](#)
[Squad Goal and Shot Creation](#)
[Squad Defensive Actions](#)
[Squad Possession](#)
[Squad Playing Time](#)
[Squad Miscellaneous Stats](#)
[Leaders](#)

[Nationalities](#)
[League Notes](#)
[Full Site Menu](#)

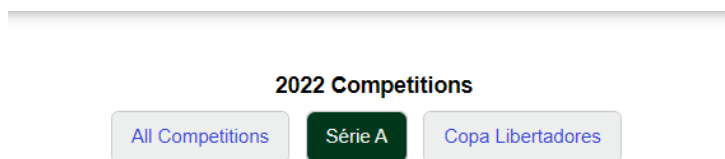
Fonte: Elaborada pelo Autor

Figura 4: Classificação dos clubes

Regular season																	Promoted		Relegated		Cup	Qualifier	See Rank Key	Glossary
Overall		Home/Away																						
Rk	Squad	MP	W	D	L	GF	GA	GD	Pts	Pts/MP	xG	xGA	xGD	xGD/90	Attendance	Top Team	Striker	Goalkeeper	Notes					
1	Palmeiras	38	23	12	3	66	27	+39	81	2.13	69.3	33.2	+36.1	+0.95	30,792				→ Copa Libertadores via league finish					
2	Internacional	38	20	13	5	58	31	+27	73	1.92	55.8	45.1	+10.8	+0.28	19,889	Alexandre Alemão	-8	Daniel	→ Copa Sudamericana via league finish					
3	Fluminense	38	21	7	10	63	41	+22	70	1.84	50.1	40.3	+9.7	+0.26	24,645	Georgino	-10	Lucas	→ Copa Sudamericana via league finish					
4	Corinthians	38	18	11	9	44	36	+8	65	1.71	40.9	41.0	-0.2	0.00	36,598	Roger Rodas	-10	Lucas	→ Copa Sudamericana via league finish					
5	Flamengo	38	18	8	12	60	39	+21	62	1.63	65.4	35.8	+29.6	+0.78	45,630	Pedro, Gabriel Barbosa	-11	Santos	→ Copa Libertadores via league finish					
6	Atl. Paranaense	38	16	10	12	48	48	0	58	1.53	47.1	48.4	-1.3	-0.04	16,584	Dani	-12	David	→ Copa Libertadores via league finish					
7	Atlético Mineiro	38	15	13	10	45	37	+8	58	1.53	54.1	33.7	+20.4	+0.54	27,187	Hulk	-12	Keyson	→ Copa Libertadores via league finish					
8	Fortaleza	38	15	10	13	46	39	+7	55	1.45	44.5	42.9	+1.5	+0.04	27,488	Moises, Thiago Galhardo	-7	Fernando Miguel	→ Copa Libertadores via league finish					
9	São Paulo	38	13	15	10	55	42	+13	54	1.42	49.7	44.4	+5.3	+0.14	27,157	Jonathan Calleri	-18	Jandrei	→ Copa Libertadores via league finish					
10	América (MG)	38	15	8	15	40	40	0	53	1.39	45.6	49.7	-4.1	-0.11	2,876	Henrique Almeida	-6	Matheus Cavicholi	→ Copa Sudamericana via league finish					
11	Botafogo (RJ)	38	15	8	15	41	43	-2	53	1.39	40.8	50.4	-9.6	-0.25	20,286	Erison	-7	Galito, Fernández	→ Copa Sudamericana via league finish					
12	Santos	38	12	11	15	44	41	+3	47	1.24	46.2	48.0	-1.8	-0.05	9,575	Marcos Leonardo	-13	João Paulo	→ Copa Sudamericana via league finish					
13	Goias	38	11	13	14	40	53	-13	46	1.21	34.6	61.6	-27.0	-0.71	9,207	Pedro Raul	-19	Tadeu						
14	Brasília	38	11	11	16	49	59	-10	44	1.16	52.7	49.5	+3.1	+0.08	4,219	Luan Cândido	-11	Cleiton Schwenberg						
15	Coritiba	38	12	6	20	39	60	-21	42	1.11	42.3	53.6	-11.2	-0.30	15,495	Alê Manga	-9	Alex Muralha						
16	Cuiabá	38	10	11	17	31	42	-11	41	1.08	41.0	47.8	-6.8	-0.18	10,912	Deverson	-6	Walter						
17	Ceará	38	7	16	15	34	41	-7	37	0.97	43.9	48.0	-4.0	-0.11	27,927	Steven Mendoza	-10	João Ricardo Riedi	Relegated					
18	Atl. Goianiense	38	8	12	18	39	57	-18	36	0.95	43.1	51.2	-8.2	-0.21	5,911	Wellington Rato	-8	Ronaldo	Relegated					
19	Avai	38	9	8	21	34	60	-26	35	0.92	44.0	62.6	-18.6	-0.49	7,776	Guilherme Bittol	-14	Vladimir	Relegated					
20	Juventude	38	3	13	22	29	69	-40	22	0.58	33.4	57.1	-23.6	-0.62	3,200	Oscar Ruiz, Isidro Pitta	-5	César Reis	Relegated					

Fonte: Elaborada pelo Autor

Figura 5: Marcação correta dos dados



Fonte: Elaborada pelo Autor

3.2.1 Tipos de Variáveis

As planilhas que foram coletadas consideram as variáveis de diferentes tipos, algumas específicas para os goleiros, como **Goalkeeping** e *Advanced Goalkeeping*, e as demais são específicas dos jogadores de linha: *Shooting*, com as variáveis relacionadas a chute; *Passing*, com as variáveis relativas a passe; *Pass Types*, variáveis por tipo de passe; *Goal and Shot Creation*, uma composição das variáveis que medem a criação de jogadas de ataque; *Defensive Actions*, composta pelas variáveis de defesa; *Possession*, organizada pelas variáveis que medem a quantidade por toques na bola; *Playing Time*, constituída por variáveis relativas a tempo de atuação ; e *Miscellaneous Stats*, com as demais variáveis. Cada variável foi codificada com uma ou duas letras seguidas do número correspondente à sua posição no banco de dados no momento da coleta dos dados, sendo: Gxx(*Goalkeeping e Advanced Goalkeeping*), Axx(*Shooting*), Pxx(*Passing*), TPxx(*Pass Types*), GSCxx(*Goal and Shot Creation*), Dxx(*Defensive Actions*), POxx(*Possession*), Txx(*Playing Time*) e Mxx(*Miscellaneous Stats*).

3.2.2 Divisão dos dados

Após a organização e padronização dos dados, procedeu-se à avaliação geral, considerando o conjunto completo dos dados, bem como às análises específicas para os primeiros e últimos colocados. Os clubes foram agrupados em dois conjuntos: o Grupo 1, contendo os times classificados para a fase de grupo da libertadores (Palmeiras, Internacional, Fluminense, Corinthians, Flamengo e Athletico Paranaense) e o Grupo 2, os clubes das quatro últimas colocações (Ceará, Atlético Goianiense, Avaí e Juventude). Foram considerados todos os jogadores que participaram da competição

- **Defensores:** Geral com 243 jogadores, sendo 72 nos times do G6 e 52 nos times do Z4.
- **Meio Campistas:** Geral com 238 jogadores, sendo 61 nos times do G6 e 49 nos

times do Z4.

- **Atacantes:** Geral com 221 jogadores, sendo 71 nos times do G6 e 46 nos times do Z4.

A divisão por área de atuação se deu pelo fato de que no momento da coleta, a variável **"Pos"**, presente em todas as tabelas, classificar os jogadores por setor e não posição. Embora a alternativa de subdividir os dados com base nas posições mais tradicionais tenha sido considerada, as fontes de consulta não mostravam um consenso em relação às posições dos jogadores.

3.3 Defensores

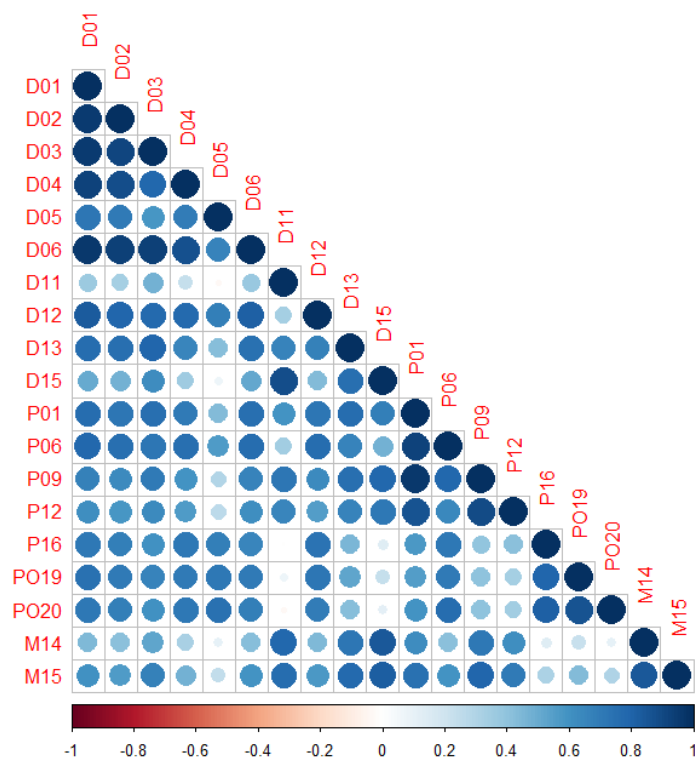
Compostos pelos zagueiros e laterais, o setor defensivo desempenha um papel importante na estrutura de um time. Os zagueiros são os responsáveis pela proteção da área e pela interceptação direta dos ataques adversários. Espera-se que um zagueiro tenha uma boa marcação, antecipação de jogadas, jogo aéreo afiado e habilidades em saída de bola. Já os laterais, ocupam uma posição mais externa, podendo contribuir tanto na defesa quanto no ataque. Além de uma boa marcação, espera-se que sejam rápidos, tenham um passe e cruzamento, além de uma boa chegada ao ataque. Nesse sentido, foi feita uma seleção das variáveis que se adequariam a esses requisitos, conforme indicado na Tabela 11.

Tabela 1: Descrição das variáveis dos defensores - Geral

Nome	Resumo	Nome	Resumo
D01	Número de divididas	P01	Passes certos
D02	Número de posses ganhas após uma dividida	P06	Passes curtos certos
D03	Divididas no terço defensivo do campo	P09	Passes médios certos
D04	Divididas no terço central do campo	P12	Passes longos certos
D05	Divididas no terço avançado do campo	P16	Passes que geram um chute
D06	Duelos individuais ganhos	P17	Passes no terço avançado
D11	Bloqueios de chute	P19	Cruzamentos para a grande área
D12	Bloqueios de passe	PO20	Domínios no terço de ataque
D13	Número de interceptações	M14	Duelos aéreos ganhos
D15	Bolas salvas	M15	Duelos aéreos perdidos

Abaixo, é apresentada a matriz de correlação para todos os jogadores, na qual pode-se avaliar como cada uma das variáveis se relaciona com as demais. A cor azul indica uma correlação positiva. Tons de branco indicam uma relação inexistente. Verifica-se que D01, D02, D03 parecem fortemente correlacionadas. As variáveis de ganho (M14) e perda (M15) de bolas aéreas, e as variáveis de passe também parecem estar fortemente correlacionadas. Outro comportamento que segue a mesma relação das demais é entre P19 e PO20, assim como entre D11 e D15⁸.

Figura 6: Correlação entre as variáveis - Defensores



Fonte: Elaborada pelo Autor

3.3.1 Aplicação de Componentes Principais

A Análise de Componentes Principais foi uma ferramenta útil para esse estudo, especialmente para lidar com variáveis altamente correlacionadas. A multicolinearidade, ocorre quando há alta correlação entre as variáveis, o que pode dificultar a interpretação dos resultados. A escolha pelo método de Análise de Componentes Principais nos permitiu reduzir a dimensionalidade dos dados, criando assim novas variáveis não correlacionadas,

⁸<https://soccernovo.com/what-is-a-clearance-in-soccer/>

que chamamos de componentes principais. Esses componentes retêm a maior parte da variação original dos dados, ao mesmo tempo em que são ortogonais entre si, evitando assim a multicolinearidade.

Os autovalores mediram a quantidade de variância retida em cada componente. Verifica-se que o primeiro autovalor é o maior, e os demais diminuem gradativamente. Autovalores maiores que 1 indicam que o componente principal é responsável por mais variabilidade do que as que seriam contabilizadas por uma das variáveis originais. Como os dados estão padronizados, utilizou-se critério como ponto de corte.

Tabela 2: ACP dos Defensores - Geral

Dimensão	Autovalor	% de Variância Acumulada
Dim.1	12.20557	64.23
Dim.2	3.450410	82.39
Dim.3	0.800312	86.61

A Tabela 2 nos mostra a quantidade de componentes, representadas por "Dimensão", os autovalores correspondentes, e a variância acumulada em cada uma delas. O comportamento esperado é que a primeira componente retenha para si a maior parte da variabilidade dos dados. Comportamento esse que foi observado na tabela. Os demais componentes, contribuem de forma gradativa. Como dito acima, busca-se componentes cujo o autovalor seja acima de 1. Neste caso, a opção pelo uso de duas componentes, que juntas explicam 82.61% da variabilidade presente nos dados é apropriada.

3.3.2 Autovetores

Os autovetores estão associados a cada um dos componentes e representam a direção e magnitude das mudanças nas variáveis originais, onde cada autovetor é uma combinação linear dessas variáveis e descreve a contribuição de cada uma para aquele componente. Cada combinação apresenta a contribuição das variáveis originais.

Tabela 3: Autovetores para PC1 e PC2 dos defensores

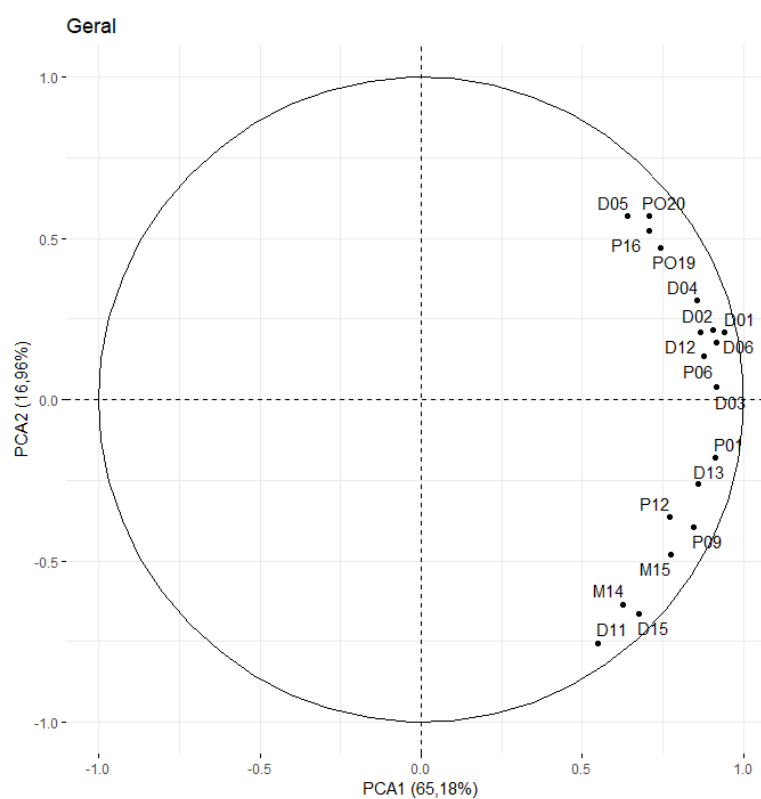
Variável	PC1	PC2
D01	0.2691	0.1122
D02	0.2590	0.1164
D03	0.2625	0.0206
D04	0.2449	0.1657
D05	0.1833	0.3057
D06	0.2620	0.0946
D11	0.1569	-0.4066
D12	0.2476	0.1127
D13	0.2455	-0.1401
D15	0.1936	-0.3573
P01	0.2605	-0.0974
P06	0.2509	0.0716
P09	0.2418	-0.2123
P12	0.2201	-0.1966
P16	0.2021	0.2810
PO19	0.2126	0.2527
PO20	0.2024	0.3064
M14	0.1791	-0.3415
M15	0.2211	-0.2580

Na Tabela 3, agora com os dados reduzidos para duas dimensões, observa-se os autovetores associados a cada variável, onde cada uma é representada nos dois componentes. Ao considerarmos um plano cartesiano, a direção da variável deve ser interpretada a partir do sinal do autovetor. Se o autovetor for positivo no componente 1 e no componente 2, a variável estará localizada no 1º quadrante. Similarmente, se ambos os autovetores forem negativos, a variável estará no 3º quadrante. Se o autovetor for positivo no componente 1 e negativo no componente 2, a variável estará no 4º quadrante; inversamente, se for negativo no componente 1 e positivo no componente 2, estará no 2º quadrante. Essa interpretação permite visualizar a orientação das variáveis nos dois primeiros componentes principais.

Na componente 1, as variáveis defensivas D01, D03 e D06 foram as que se destacaram em relação às outras do mesmo grupo. A variável P01, indica que defender já não é o bastante, pois o jogador de futebol atual precisa ter uma boa precisão nos passes.

Duelos aéreos vencido e bolas salvas pelo jogador, foram as que menos contriuram para esse componente, indicando uma enfase mais baixa nessas áreas. Já para a segunda componente, enfatiza os aspectos mais ofensivos do jogo, representados por P20, P16 e P19, além de outros componentes defensivos como D05 e D04. Essa dinâmica mostra que, o futebol atual presa pela qualidade de marcação no setor ofensivo do campo. Variáveis com o sinal negativo indicam que, quanto maior a a presença daquela variável, menor é a contribuição para a segunda componente. Essa relação pode ser vista a partir da Figura 12.

Figura 7: Variáveis dos defensores - Geral



Fonte: Elaborada pelo Autor

3.3.3 Comparação entre os Grupos

Com o intuito de verificar se existe uma diferença muito significativa entre os clubes da Libertadores e clubes rebaixados, verificou-se, inicialmente, ambas as matrizes de correlação.

Figura 8: Correlações dos Defensores - G6

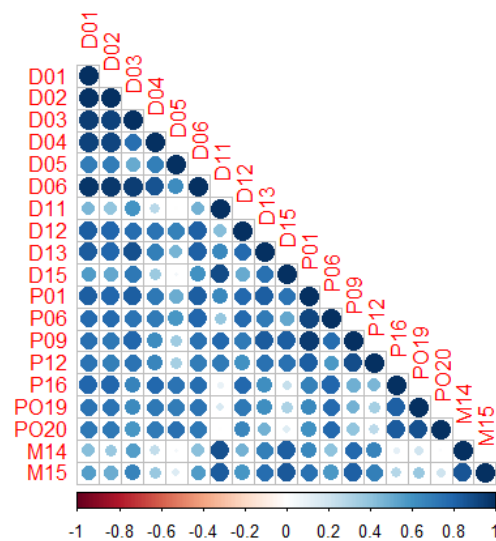
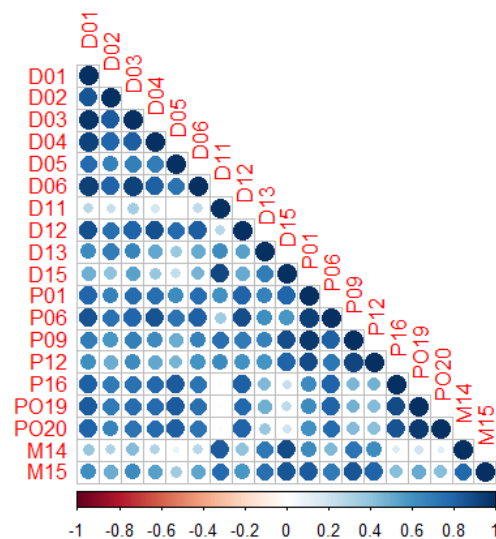


Figura 9: Correlações dos Defensores - Z4



O que se percebe de imediato olhando as Figuras 8 e 9 é que a primeira possui correlações mais fortes em relação a segunda. Observa-se que, por exemplo, existe uma forte correlação entre as variáveis defensivas. As variáveis de passe também apresentam o mesmo comportamento. Isso pode significar também uma diferença na importância de cada variável em relação aos componentes.

Analogamente ao que foi visto na Tabela 2, a Tabela 4 apresenta para ambos os grupos 2 Componentes Principais, capturando 84.84% e 84.72% da variabilidade dos dados, respectivamente. Esse valor é próximo ao que foi visto para os dados gerais.

Tabela 4: ACP dos Defensores - G6 e Z4

Dimensão	Autovalor G6	% Var. Acum. G6	Autovalor Z4	% Var. Acum. Z4
Dim.1	12.66265	66.64	12.53262	65.96
Dim.2	3.457765	84.84	3.565422	84.72
Dim.3	0.724469	88.65	0.700576	88.41

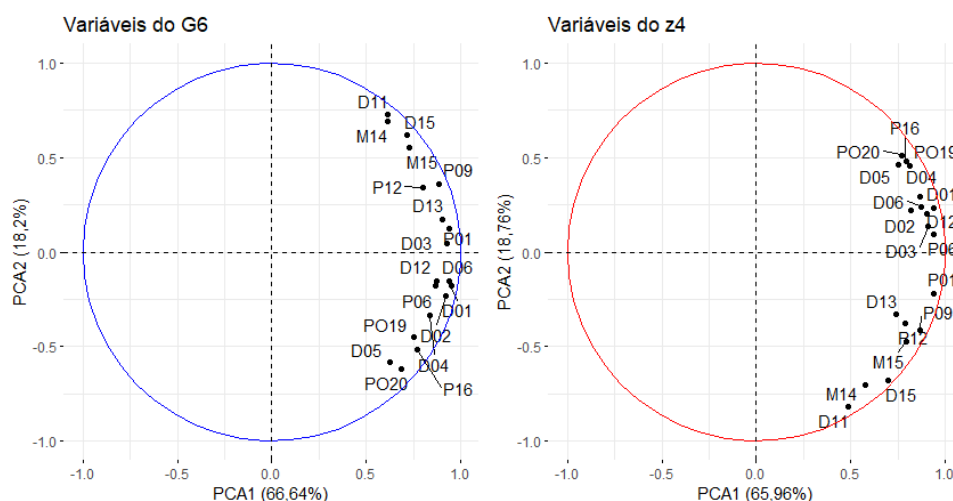
O que se vê na Tabela 5 é similar, se comparado à primeira componente, aos dados gerais. Uma boa capacidade defensiva e boa saída de bola se sobressaem nos dois grupos. Ao comparar agora a segunda componente, percebe-se que o padrão de passe, se repete, sugerindo a importância da criação desses jogadores, porém, o comportamento de outras variáveis é diferente. No grupo 1, variáveis como D11 e D15 e o aproveitamento nos duelos aéreos são mais responsáveis pela variabilidade do que no grupo 2, onde as mesmas variáveis aparecem com o sinal oposto.

Tabela 5: Autovetores relacionados aos grupos - Defensores

Variável	PC1 - G6	PC1 - Z4	PC2 - G6	PC2 - Z4
D01	0.2669	0.2652	-0.0974	0.1246
D02	0.2592	0.2322	-0.1240	0.1173
D03	0.2612	0.2573	0.0250	0.0730
D04	0.2354	0.2443	-0.1790	0.1537
D05	0.1751	0.2129	-0.3130	0.2457
D06	0.2640	0.2470	-0.0827	0.1276
D11	0.1728	0.1378	0.3902	-0.4339
D12	0.2453	0.2551	-0.0812	0.1085
D13	0.2542	0.2089	0.0939	-0.1756
D15	0.2006	0.1972	0.3314	-0.3586
P01	0.2647	0.2647	0.0662	-0.1153
P06	0.2445	0.2656	-0.0972	0.0509
P09	0.2490	0.2441	0.1947	-0.2204
P12	0.2250	0.2227	0.1839	-0.2011
P16	0.2165	0.2237	-0.2790	0.2556
PO19	0.2117	0.2289	-0.2423	0.2425
PO20	0.1921	0.2185	-0.3333	0.2717
M14	0.1715	0.1626	0.3731	-0.3731
M15	0.2050	0.2248	0.2965	-0.2522

A relação da direção das variáveis, explicitada na Tabela 5 pode ser melhor visualizada na Figura 10.

Figura 10: Variáveis dos Defensores - G6 e Z4



Fonte: Elaborada pelo Autor

Nota-se que, assim como na Figura 12, as variáveis para o grupo de Z4 estão bem similares. Isso sugere que, em geral, as variáveis defensivas e de passe ajudam a explicar bem os dados, mesmo nos times que foram rebaixados. No entanto, ao avaliarmos exclusivamente o grupo 1, percebemos que algumas outras variáveis defensivas, em conjunto com um bom desempenho em bolas aéreas, são pontos-chave no desempenho desses clubes. Podemos concluir que os 6 clubes do G6 se destacaram significativamente mais no setor defensivo do que os demais.

3.4 Meio Campistas

As características de um bom meio campista variam de acordo com o esquema de cada equipe. Pode-se classificar os meio campistas em Volantes, cujo a principal faixa de campo ocupada é em frente à zaga. Esses jogadores, por característica, devem ter uma boa marcação e recuperação de bola, além de serem capazes de distribuir o jogo. Os volantes desempenham um papel importante na proteção da defesa e no início da construção das jogadas. Os Meio-avancados são a parte mais criativa do meio-campo. Sua função

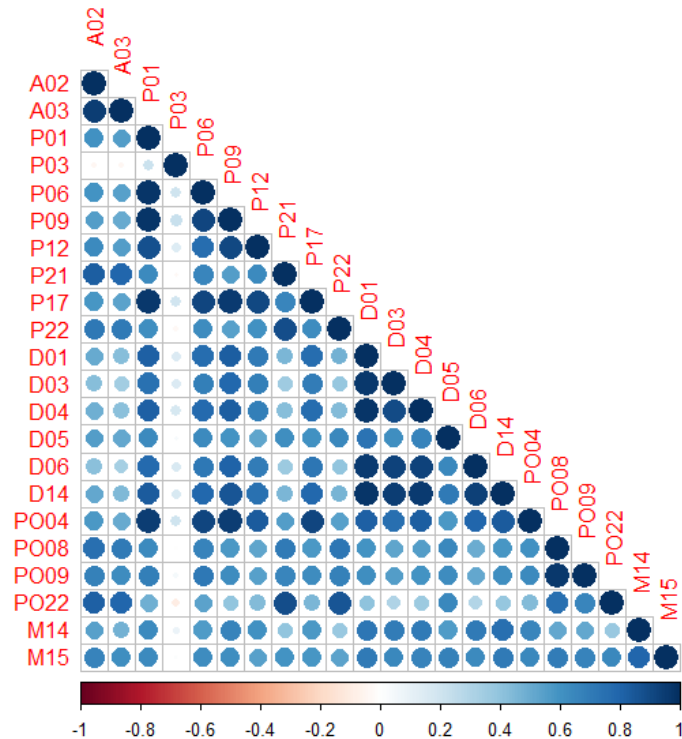
é distribuir passes de maneira inteligente para deixar os companheiros em condições de finalizar as jogadas. Além disso, devem ter habilidades de drible para superar a marcação adversária. Espera-se também que esses jogadores possuam uma capacidade de finalização de média distância. Sendo assim, foram escolhidas as variáveis que mais se enquadravam nessas características.

Tabela 6: Descrição das variáveis dos meio-campistas - Geral

Nome	Resumo	Nome	Resumo
A02	Finalizações	D03	Divididas no terço defensivo do campo
A02	Finalizações ao gol	D04	Divididas no terço central do campo
P01	Passes certos	D05	Duelos individuais ganhos
P03	Aproveitamento nos passes	D14	Número de interceptações
P06	Passes curtos certos	D06	Duelos individuais ganhos
P09	Passes médios certos	PO08	Tentativas de drible
P12	Passes longos certos	PO09	Tentativas de drible bem sucedidas
P21	Passes que geram um chute incluindo as assistências	P022	Passes que moveram a bola em direção do gol
P17	Passes no terço avançado do campo	PO04	Toques no terço central
P22	Cruzamentos + Passes completos para a grande área	M14	Duelos aéreos ganhos
D01	Número de divididas	M15	Duelos aéreos perdidos

A Figura 11 apresenta a correlação entre as variáveis citadas acima, notamos, onde o aproveitamento de passe não apresenta uma correlação positiva com nenhuma das demais. Tem-se uma correlação mais forte entre as variáveis de finalização, Passes certos com os passes curtos e médios, assim como com passes longos, sendo esse último um par com correlação mais fraca em relação às outras.

Figura 11: Correlação entre as variáveis - Meio Campistas



Fonte: Elaborada pelo Autor

3.4.1 Análise Componentes Principais

Na Tabela 7 pode-se optar pelo uso de 3 componentes, porém o ganho de variabilidade a partir do segundo é de apenas 5.5%, sendo assim para manter o padrão apresentado na análise para os defensores utilizaremos 2 componentes.

Tabela 7: ACP dos Meio campistas - Geral

Dimensão	Autovalor	% Var. Acumulada
Dim.1	14.20389	67.63
Dim.2	2.827185	81.10
Dim.3	1.155221	86.60
Dim.4	0.683667	89.85

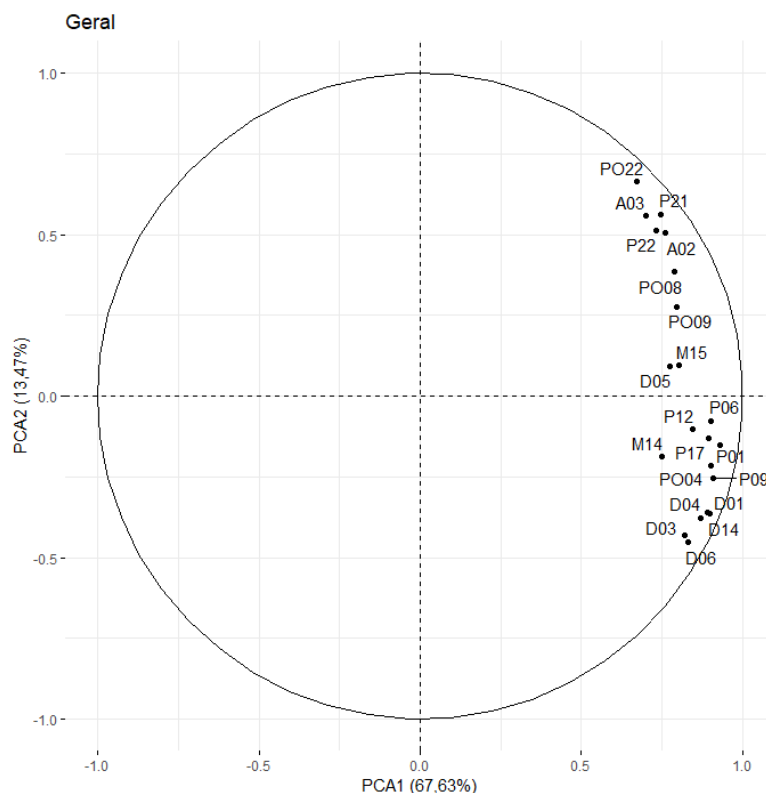
Analisando a primeira componente na tabela abaixo, observa-se uma contribuição significativa das variáveis P01 e P09. Isso sugere que ter um bom desempenho nos passe, atrelado à habilidade de dar passes médios precisos, foi fundamental para explicar uma boa parte da variabilidade. Examinando as variáveis de P06 à D06, nota-se que, além da construção de jogadas e ter um bom desempenho defensivo, também apresentou uma forte contribuição.

A segunda componente evidencia a importância na distribuição de passes em direção ao gol, passes que criam a oportunidade de uma finalização, capacidade de finalização e habilidades em driblar como fatores mais determinantes.

Tabela 8: Autovetores para PC1 e PC2 dos Meio Campistas

Variável	PC1	PC2
A02	0.2020	0.2999
A03	0.1852	0.3319
P01	0.2469	-0.0898
P06	0.2389	-0.0455
P09	0.2412	-0.1508
P12	0.2242	-0.0607
P21	0.1977	0.3352
P17	0.2369	-0.0769
P22	0.1939	0.3048
D01	0.2367	-0.2144
D03	0.2175	-0.2566
D04	0.2302	-0.2247
D05	0.2057	0.0547
D06	0.2202	-0.2694
D14	0.2386	-0.2170
PO04	0.2388	-0.1287
PO08	0.2095	0.2285
PO09	0.2106	0.1645
PO22	0.1778	0.3947
M14	0.1986	-0.1114
M15	0.2127	0.0569

Figura 12: Variáveis dos meio campistas - Geral



Fonte: Elaborada pelo Autor

3.4.2 Comparação entre os Grupos

Prosseguindo com a comparação entre os grupos, as Figuras 13 e 14 apresentam as correlações específicas em cada conjunto. A primeira figura expõe padrões semelhantes aos observados no contexto geral de todos os clubes. No entanto, a segunda figura destaca uma correlação extremamente elevada nas colunas referentes ao Z4. Uma primeira suposição é que houve uma maior participação defensiva desses jogadores, e isso pode ter contribuído para esse fenômeno, considerando que a maioria das correlações distintas nas outras figuras envolvam variáveis defensivas.

Figura 13: Correlações dos Meio campistas - G6

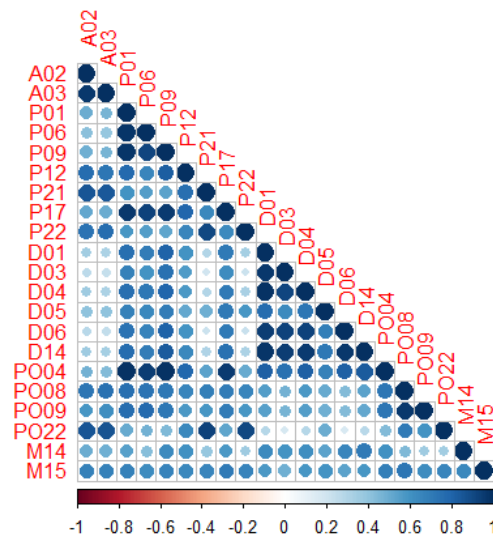
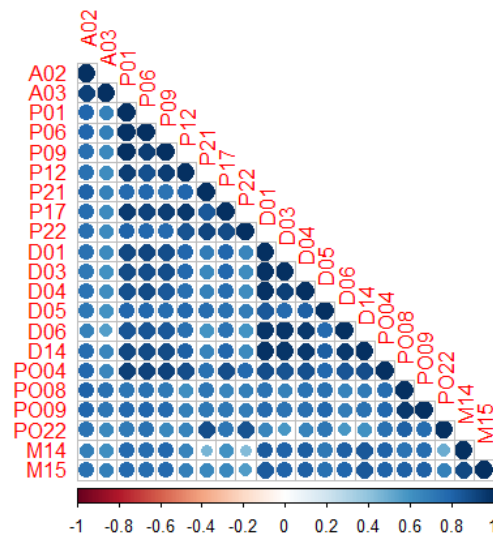


Figura 14: Correlações dos Meio campistas - Z4



A Tabela 9 mostra uma relação parecida quando são avaliados o grupo 1 e o geral. Os primeiros componentes retêm para si, 64.70% e 67.63%, respectivamente. Seguidas de uma segunda componente com mais de 81% de variabilidade. Os componentes do grupo 2 apresentam um padrão diferente. A primeira explica mais de 78% da variabilidade dos dados. Um fator que pode ter contribuído para tal evento foi a alta correlação vista na Figura 14.

Tabela 9: ACP Meio Campistas - G6 e Z4

Dimensão	Autovalor G6	% Var. Acum. G6	Autovalor Z4	% Var. Acum. Z4
Dim.1	13.58794	64.70	16.51925	78.66
Dim.2	3.546074	81.59	1.503625	85.82
Dim.3	1.196285	87.28	1.065126	90.89

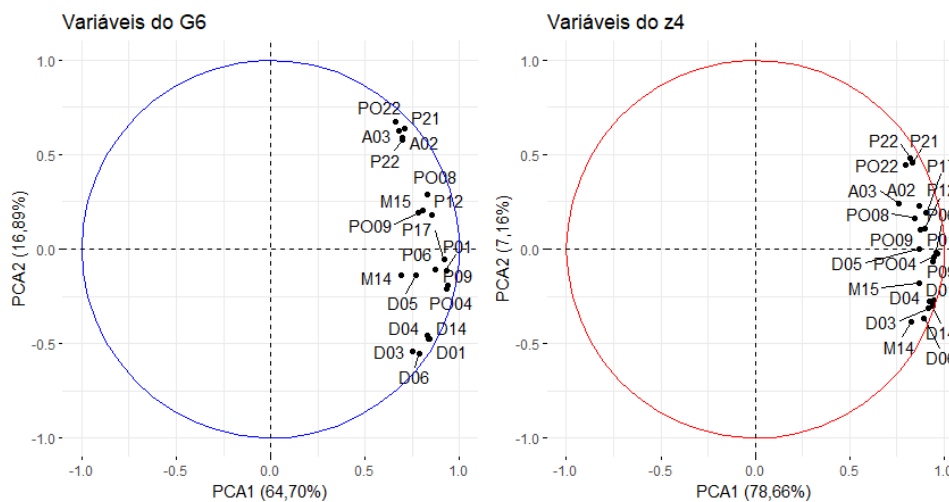
Na Tabela 10, percebe-se, ao contrário do que foi visto para os defensores, não há uma clara diferença entre os componentes 1. Para o componente 2, apenas três variáveis apresenta uma contraposição (P17, D05 e M15), mas sem muito valor de contribuição. As demais variáveis intercalam entre contribuir mais para o grupo 1 ou o grupo 2.

Tabela 10: Autovetores relacionados aos grupos - Meio campistas)

Variável	PC1 - G6	PC1 - Z4	PC2 - G6	PC2 - Z4
A02	0.1883	0.2142	0.3146	0.1881
A03	0.1835	0.1872	0.3327	0.1974
P01	0.2518	0.2368	-0.0593	-0.0185
P06	0.2356	0.2357	-0.0560	-0.0134
P09	0.2535	0.2321	-0.1023	-0.0562
P12	0.2307	0.2208	0.0967	0.0904
P21	0.1924	0.2049	0.3400	0.3735
P17	0.2488	0.2226	-0.0294	0.1564
P22	0.1892	0.2013	0.3052	0.3946
D01	0.2266	0.2327	-0.2531	-0.2200
D03	0.2042	0.2254	-0.2879	-0.2570
D04	0.2248	0.2271	-0.2432	-0.2246
D05	0.2089	0.2141	-0.0746	0.0018
D06	0.2129	0.2200	-0.2950	-0.2987
D14	0.2289	0.2309	-0.2520	-0.2430
PO04	0.2532	0.2328	-0.1111	-0.0339
PO08	0.2246	0.2073	0.1539	0.1341
PO09	0.2126	0.2146	0.1006	0.0849
PO22	0.1798	0.1963	0.3591	0.3649
M14	0.1869	0.2033	-0.0729	-0.3161
M15	0.2186	0.2133	0.1083	-0.1466

Esse comportamento torna-se mais evidente ao observar a Figura 17. Observa-se que não há grandes variações quanto à direção da maioria das variáveis. Destacam-se as variáveis mencionadas anteriormente: P17, M15 e D05, que apresentam direções diferentes nos gráficos para a componente 2. Perceber-se que P17 contribuir mais para o grupo 2 em relação ao grupo 1 e ao geral, M15 ser mais notável no grupo 1 do que no grupo 2. E D05 ser menos importante para o grupo 1 em relação aos demais.

Figura 15: Variáveis dos Meio campistas - G6 e Z4



Fonte: Elaborada pelo Autor

3.5 Atacantes

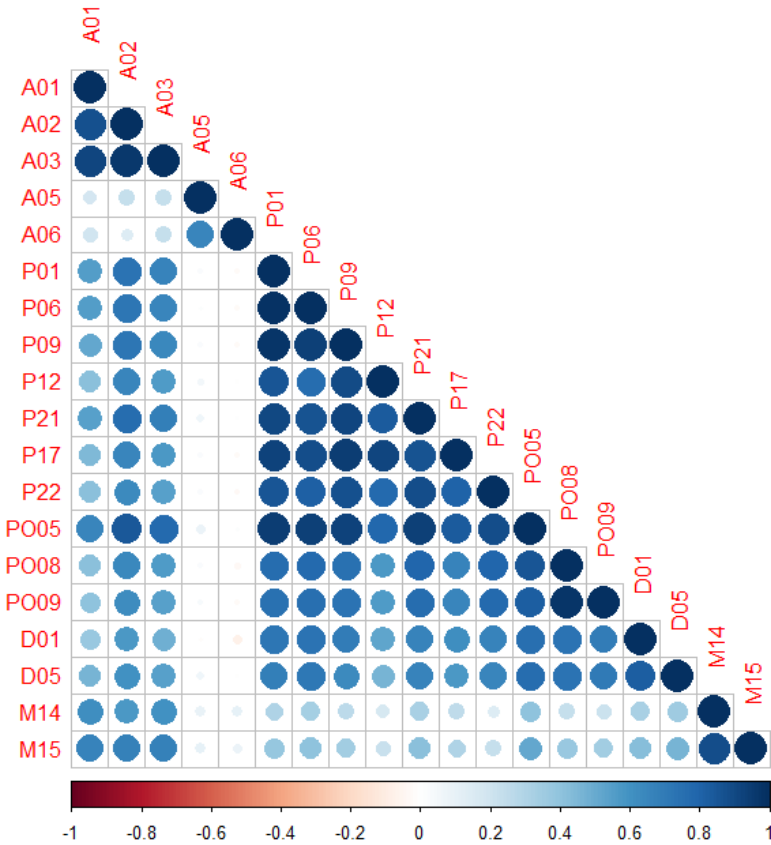
São os jogadores responsáveis por marcar gols. Atuam na linha de frente tendo como principal função finalizar as jogadas. Podem ser divididos em centroavantes, que são os jogadores que atuam mais centralizados, buscam sempre se posicionar bem para finalizar as jogadas, e os pontas, que atuam principalmente nas laterais do campo, geralmente são jogadores rápidos e habilidosos, sendo responsáveis por driblar os adversário e criar situações de gols.

Tabela 11: Descrição das variáveis dos atacantes - Geral

Nome	Resumo	Nome	Resumo
A01	Gols marcados	P17	Passes no terço avançado do campo
A02	Finalizações	P22	Cruzamentos + Passes completos para a grande área
A03	Finalizações ao alvo	P005	Toques no terço ofensivo do campo
A05	Média de finalizações por jogo	PO8	Tentativas de drible
A06	Média de finalizações certas por jogo	PO09	Tentativas de drible bem sucedidos
P01	Passes certos	D01	Número de divididas
P06	Passes curtos certos	D05	Duelos individuais ganhos
P09	Passes médios certos	M14	Duelos aéreos ganhos
P12	Passes longos certos	M15	Duelos aéreos perdido
P21	Passes que geram um chute		

Pela Figura 16, observa-se que as médias de finalizações ao gol e de finalizações por jogo não apresentam uma correlação sequer moderada com as demais variáveis. Este cenário pode ser considerado como um argumento para a consideração da remoção dessas variáveis da análise. Por outro lado, as variáveis relacionadas ao ataque parecem estar mais correlacionadas entre si, embora apresentem uma correlação moderada com as demais. No contexto dos passes, constata-se uma alta correlação entre essas variáveis e as de defesa, contrastando com uma correlação mais baixa quando comparados com o aproveitamento aéreo.

Figura 16: Correlação entre as variáveis - Atacantes



Fonte:

Elaborada pelo Autor

3.5.1 Análise dos Componentes Principais

A Tabela 12 mostra que os 2 primeiros componentes explicam mais de 80% da variabilidade dos dados, em consonância ao que foi visto para os grupos anteriores. Logo, adotou-se o uso dessas 2 componentes.

Tabela 12: ACP dos Atacantes - Geral

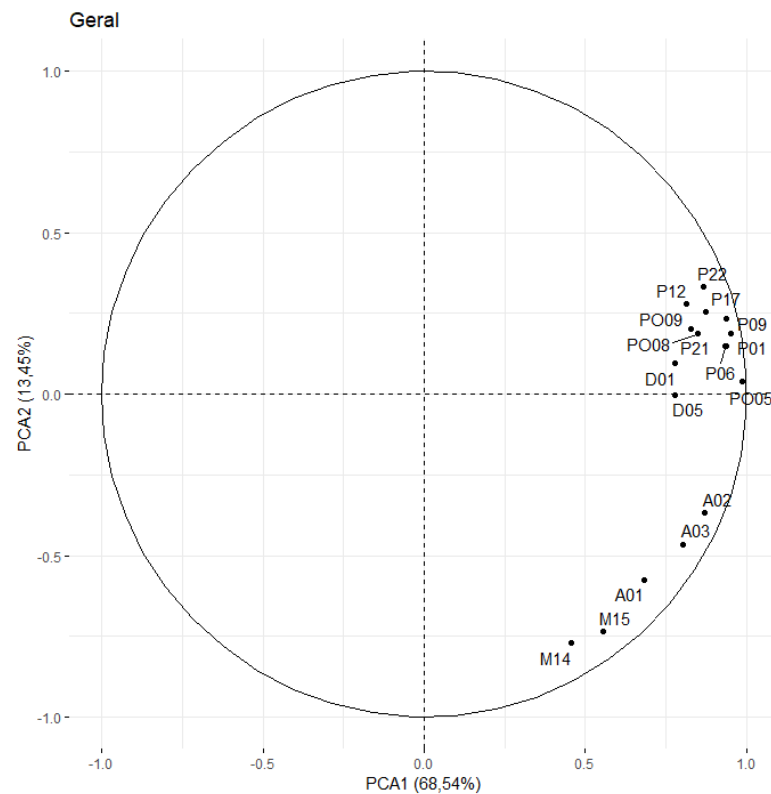
Dimensão	Autovalor	% Var. Acumulada
Dim.1	11.65245	68.54
Dim.2	2.287292	81.99
Dim.3	1.065049	88.26

A componente 1, parece relacionar as características de aproveitamento nas finalizações e qualidade nos passes. Atacantes com valores mais altos para PC1 são considerados mais produtivos em termos de chute e distribuição de jogadas. A componente 2 também relaciona a eficácia nos passes como fator importante. Os atacantes com uma maior pontuação nesse componente ocasionam criação de jogadas que os demais.

Tabela 13: Autovetores para PC1 e PC2 dos atacantes

Variável	PC1	PC2
A01	0.1994	-0.3808
A02	0.2544	-0.2425
A03	0.2346	-0.3075
P01	0.2783	0.1238
P06	0.2741	0.0978
P09	0.2739	0.1545
P12	0.2377	0.1839
P21	0.2737	0.0975
P17	0.2559	0.1677
P22	0.2539	0.2190
PO05	0.2889	0.0257
PO08	0.2484	0.1240
PO09	0.2420	0.1323
D01	0.2277	0.0621
D05	0.2279	-0.0022
M14	0.1330	-0.5101
M15	0.1623	-0.4856

Figura 17: Variáveis dos atacantes - Geral



Fonte: Elaborada pelo Autor

3.5.2 Comparação entre os grupos

O que se vê nas Figuras 18 e 19 é uma alta interação entre as variáveis de desempenho em finalizações, com destaque para a maior correlação entre gols e finalizações no primeiro grupo. Além disso, também é observável a forte relação entre participação ofensiva e passes em geral, mostrando que um bom atacante também deve construir jogadas. Em contra partida, apenas o desempenho aéreo não parece muito correlacionado com as demais

Figura 18: Correlações dos Atacantes - G6

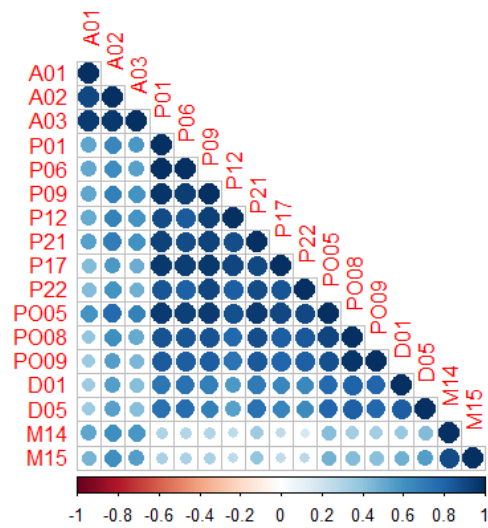
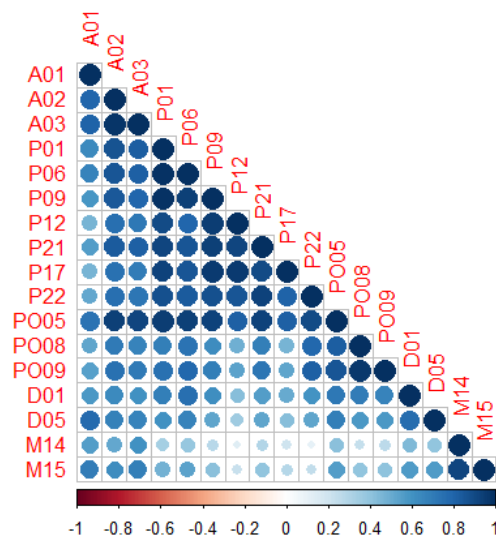


Figura 19: Correlações dos Atacantes - Z4



A Tabela 14 indica um comportamento similar ao considerado em todos os jogadores. A duas primeiras componentes explicam mais de 80% da variabilidade dos dados, como visto também na Tabela 12.

Tabela 14: ACP dos Atacantes- G6 e Z4

Dimensão	Autovalor G6	% Var. Acum. G6	Autovalor Z4	% Var. Acum. Z4
Dim.1	11.89517	69.97	11.93968	70.23
Dim.2	2.283106	83.40	2.177252	83.04
Dim.3	1.268185	90.86	1.141576	89.75

Na Tabela 15, observa-se padrões intrigantes nos componentes principais. O Componente 1 sugere que os passes desempenharam um papel significativo no desempenho global dos jogadores, com a participação ofensiva do Grupo 2 destacando-se como mais influente na variabilidade em comparação com o Grupo 6.

No que diz respeito à segunda componente principal, os atletas do Grupo 6 demonstram uma superioridade notável em aspectos ofensivos, particularmente nas variáveis A01, A02 e A03, quando comparados aos jogadores do Grupo Z4. Contrariamente, os jogadores do Grupo Z4 exibem uma participação defensiva mais proeminente em relação ao primeiro grupo, sugerindo uma contribuição significativa nos momentos defensivos das partidas. Ambos os grupos mostram um envolvimento substancial no desempenho aéreo, indicando uma presença notável nesse aspecto do jogo.

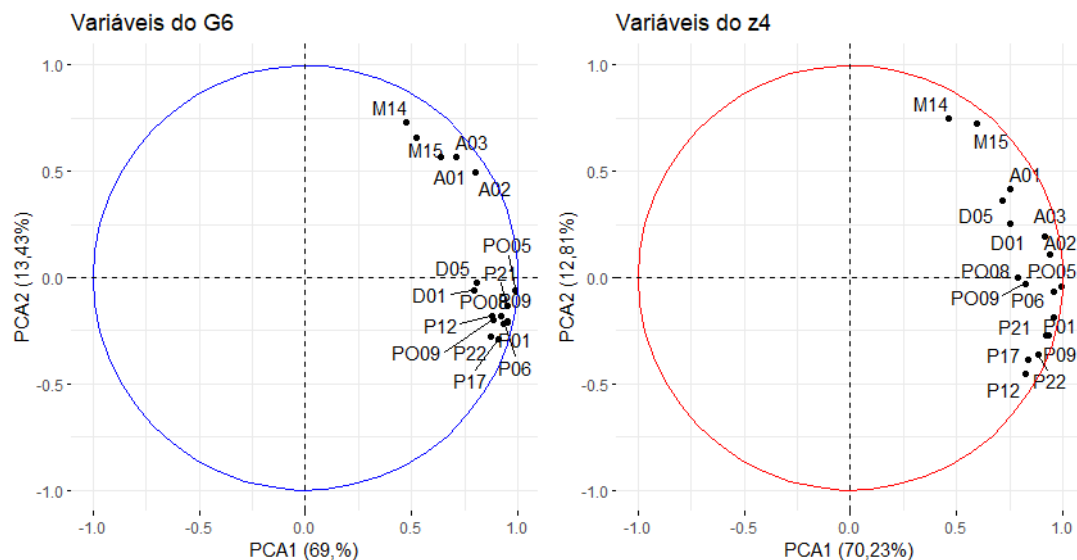
Tabela 15: Tabela dos Autovetores relacionados aos grupos - Atacantes

Variável	PC1 - G6	PC1 - Z4	PC2 - G6	PC2 - Z4
A01	0.1854	0.2185	0.3773	0.2830
A02	0.2325	0.2719	0.3296	0.0750
A03	0.2064	0.2654	0.3753	0.1324
P01	0.2761	0.2780	-0.1407	-0.1273
P06	0.2709	0.2765	-0.1429	-0.0459
P09	0.2759	0.2698	-0.1371	-0.1861
P12	0.2555	0.2384	-0.1185	-0.3076
P21	0.2754	0.2664	-0.0891	-0.1827
P17	0.2633	0.2424	-0.1921	-0.2600
P22	0.2534	0.2555	-0.1838	-0.2450
PO05	0.2871	0.2869	-0.0385	-0.0273
PO08	0.2665	0.2283	-0.1202	-0.0002
PO09	0.2563	0.2381	-0.1306	-0.0184
D01	0.2302	0.2183	-0.0388	0.1718
D05	0.2335	0.2075	-0.0156	0.2459
M14	0.1384	0.1334	0.4822	0.5067
M15	0.1510	0.1728	0.4351	0.4903

Vê-se essa relação das variáveis de ataque e defesa melhores expressas na Figura

20.

Figura 20: Variáveis dos Atacantes - G6 e Z4



Fonte: Elaborada pelo Autor

3.6 Criação dos Scores

A Análise de Componentes Principais foi intriduzida para investigar a estrutura nos dados. Os scores resultantes dessa análise fornecem uma representação resumida das relações, entre as variáveis ortogonais, que nos permitem um interpretação simplificada do desempenho dos grupos por posições. Nesta seção serão apresentados apenas os 10 primeiros colocados para cada componente. Os demais jogadores estão representado no Anexo 5 desse trabalho.

3.6.1 Defensores

Tabela 16: TOP 10 Melhores Defensores(PC1) - G6

Nome	Time	Score
Marcos Rocha	Palmeiras	8.8736
Renê	Internacional	8.6451
Ayrton Lucas	Flamengo	6.7844
Murilo Cerqueira	Palmeiras	5.9682
Joaquín Piquerez	Palmeiras	5.9470
Gustavo Gómez	Palmeiras	5.5760
Matheuzinho	Flamengo	5.4627
Fabrizio Bustos	Internacional	5.3991
Samuel Xavier	Fluminense	5.2889
Pedro Henrique	Athlético Paranaense	4.8267

Tabela 17: TOP 10 Melhores Defensores(PC2) - G6

Nome	Time	Score
Gustavo Gómez	Palmeiras	5.2002
Vitão	Internacional	4.9892
Murilo Cerqueira	Palmeiras	4.1358
Pedro Henrique	Athlético Paranaense	3.6069
Gil	Corinthians	2.9372
Manoel	Fluminense	2.8321
Pablo	Flamengo	2.7796
Nino	Fluminense	2.6996
Gabriel Mercado	Internacional	2.5342
Rodrigo Moledo	Internacional	2.0810

Tabela 18: TOP 10 Melhores Defensores (PC1) - Z4

Nome	Time	Score
Kevin	Avaí	9.5042
Bruno Cortez	Avaí	7.0032
Nino Paraíba	Ceará	6.9274
Rodrigo Alves Soares	Juventude	6.8536
Jefferson	Atlético Goianiense	6.2297
Luis Eduardo Marques dos Santos	Atlético Goianiense	4.4307
Paulo Henrique	Juventude	3.8991
Luiz Otávio	Ceará	3.7370
Wanderson	Atlético Goianiense	3.0199
Rafael Forster	Juventude	2.6746

Tabela 19: TOP 10 Melhores Defensores (PC2) - Z4

Nome	Time	Score
Paulo Henrique	Juventude	3.7366
Nino Paraíba	Ceará	2.9969
Natanael	Avaí	2.4374
Bruno Cortez	Avaí	2.3742
Arthur Henrique	Atlético Goianiense	2.3547
Kevin	Avaí	1.8630
Luis Eduardo Marques dos Santos	Atlético Goianiense	1.8135
Hayner	Atlético Goianiense	1.4352
Rodrigo Alves Soares	Juventude	1.4348
Renato	Avaí	1.2976

3.6.2 Meio Campistas

Tabela 20: Top 10 Melhores Meio Campistas (PC1) - G6

Jogador	Clube	Score
André	Fluminense	8.7023
Carlos de Pena	Internacional	7.0393
Gustavo Scarpa	Palmeiras	6.7231
Ganso	Fluminense	6.5023
Danilo	Palmeiras	6.3476
Zé Rafael	Palmeiras	6.2297
Gabriel	Internacional	5.6923
Du Queiroz	Corinthians	5.0596
João Gomes	Flamengo	5.0558
Everton Ribeiro	Flamengo	5.0373

Tabela 21: Top 10 Melhores Meio Campistas (PC2) - G6

Jogador	Clube	Score
Gustavo Scarpa	Palmeiras	8.4592
David Terans	Atlético Paranaense	3.9961
Alan Patrick	Internacional	3.3883
Giorgian De Arrascaeta	Flamengo	3.2656
Everton Ribeiro	Flamengo	1.9743
Raphael Veiga	Palmeiras	1.6362
Vitor Bueno	Atlético Paranaense	1.3763
Nathan	Fluminense	1.3017
Taison	Internacional	1.1268
Eduard Atuesta	Palmeiras	1.0562

Tabela 22: Top 10 Melhores Meio Campistas (PC1) - Z4

Jogador	Clube	Score
Raniele	Avaí	9.3338
Marlon Freitas	Atlético Goianiense	8.6737
Bruno Silva	Avaí	8.2286
Richard	Ceará	8.0136
Jadson	Juventude	7.7132
Chico	Juventude	7.0270
Gabriel Baralhas	Atlético Goianiense	6.5382
Jorginho	Atlético Goianiense	6.2022
Eduardo de Biasi	Avaí	5.1835
Richardson	Ceará	4.9426

Tabela 23: Top 10 Melhores Meio Campistas (PC2) - Z4

Jogador	Clube	Score
Jorginho	Atlético Goianiense	3.3626
Marlon Freitas	Atlético Goianiense	2.7215
Chico	Juventude	2.0471
Felipe Pires	Juventude	1.5735
Yuri Oliveira Lima	Juventude	1.4864
Kelvin	Atlético Goianiense	1.4594
Eduardo de Biasi	Avaí	1.4288
Jadson	Juventude	1.2526
Bruno Nazário	Juventude	1.1635
Jean Pyerre	Avaí	1.0469

3.6.3 Atacantes

Tabela 24: Top 10 Melhores Atacantes (PC1) - G6

Jogador	Clube	Score
Jhon Arias	Fluminense	13.6314
Dudu	Palmeiras	10.1673
Roger Guedes	Corinthians	7.4178
Germán Cano	Fluminense	4.9431
Gabriel Barbosa	Flamengo	4.8527
Alexandre Alemão	Internacional	4.7802
Tomáss Cuello	Athlético Paranaense	4.6934
Matheus Martins	Fluminense	4.6211
Everton Soares	Flamengo	4.4570
Adson	Corinthians	3.7517

Tabela 25: Top 10 Melhores Atacantes (PC1) - G6

Jogador	Clube	Score
Germán Cano	Fluminense	5.7478
Rony	Palmeiras	4.4828
Alexandre Alemão	Internacional	3.4286
Pablo	Athlético Paranaense	3.2534
Yuri Alberto	Corinthians	3.2015
Pedro	Flamengo	2.8252
Vitor Roque	Athlético Paranaense	2.6024
Rômulo	Athlético Paranaense	1.4776
Rafael Navarro	Palmeiras	1.4507
Pedro Henrique	Internacional	1.2449

Tabela 26: Top 10 Melhores Atacantes (PC1) - Z4

Jogador	Clube	Score
Wellington Rato	Atlético Goianiense	9.4648
Vinícius	Ceará	8.4954
Stiven Mendoza	Ceará	6.8942
William Pottker	Avaí	5.5329
Lima	Ceará	5.5087
Diego Churín	Atlético Goianiense	4.7605
Guilherme Bissoli	Avaí	4.5207
Shaylon	Atlético Goianiense	3.4554
Airton	Atlético Goianiense	3.2583
Isidro Pitta	Juventude	3.2103

Tabela 27: Top 10 Melhores Atacantes (PC2) - Z4

Jogador	Clube	Score
Diego Churín	Atlético Goianiense	5.1004
Guilherme Bissoli	Avaí	3.6243
Cléber	Ceará	2.6824
Isidro Pitta	Juventude	2.0475
Vitor Gabriel	Juventude	1.8893
Ricardo Bueno	Juventude	1.3170
Zé Roberto	Ceará	0.9361
Stiven Mendoza	Ceará	0.8834
Matheus Peixoto	Ceará	0.7293
Airton	Atlético Goianiense	0.5649

4 Conclusões

A Análise empregada nos dados do Brasileirão 2022 foi utilizada para investigar a estrutura subjacente nos dados de desempenho. Segmentando em três grupos distintos, onde novamente foram segmentados por classificação. A escolha por 2 componentes se mostrou efetiva na avaliação dos autovalores e a variabilidade retida por eles. Ademais, a elaboração dos scores nos mostrou o real desempenho para cada um dos 10 melhores jogadores envolvidos em cada um dos componentes.

A análise dos defensores possibilitou a verificar a relação entre as variáveis defensivas e as habilidades relacionadas à distribuição de passes. Nos indicando que um bom defensor não pode apenas defender bem, é preciso saber distribuir e construir jogadas. Ainda, verificou-se que, para o componente 2, os jogadores do G6 se saíram ainda melhores que os do Z4 em relação ao desempenho defensivo. Essa constatação reforça a importância de uma defesa forte para garantir o sucesso de um time, indicando que uma boa defesa não apenas protege, mas também constrói o caminho para a vitória.

Os meio-campistas não apresentaram uma diferença muito significativa entre os grupos selecionados. Entretanto, a análise foi fundamental para extrair informações acerca da variabilidade dos dados. Novamente, foi ressaltada a qualidade de passe, para a primeira componente. Essas variáveis ainda continuaram sendo importantes no contexto do segundo componente, onde foi acrescentado a importância de uma capacidade de finalização. Essa observação reflete a ideia de que um meio-campista de qualidade deve priorizar a criação de jogadas, e quando possível, apresentar habilidades eficazes de finalização.

Os atacantes, entretanto, nos mostraram algumas diferenças, o componente 2 ressaltou a maior qualidade ofensiva por parte dos jogadores do grupo 1, indicando que esses foram muito mais eficientes no quesito. Os jogadores do grupo 2, por sua vez, apresentaram, no componente 2, uma maior participação em momentos defensivos. Isso sugere, por exemplo, a maior qualidade dos jogadores do G6 em relação aos demais.

Por fim, ao empregar os scores, pode-se ver como os jogadores pontuaram em cada componente, simplificando assim a avaliação de seu desempenho global. Essa abordagem proporciona uma visão mais clara e objetiva das contribuições individuais dos jogadores para os diferentes aspectos do jogo.

5 Anexos

5.1 Scores dos Defensores

5.1.1 G6 - PC1

11^a Khellven (ATL-PR): 4.5046; 12^a Abner (ATL-PR): 4.2528; 13^a Nino (FLU): 3.8528; 14^a Lucas Piton (COR): 3.4535; 15^a Vitão (INT): 3.3742; 16^a Manoel (FLU): 3.3247; 17^a Mayke (PAL): 2.7568; 18^a Caio Paulista (FLU): 2.7028; 19^a Gil (COR): 2.6228; 20^a Gabriel Mercado (INT): 2.4414; 21^a Pablo (FLA): 2.3243; 22^a Raul Bicalho (COR): 1.9781; 23^a Fábio Santos (COR): 1.6356; 24^a Nicolás Hernández (ATL-PR): 1.4180; 25^a Rafael Ramos (COR): 1.3916; 26^a Matheus Felipe (ATL-PR): 1.2299; 27^a Pedrinho (ATL-PR): 0.9388; 28^a Rodrigo Moledo (INT): 0.6220; 29^a Fagner (COR): 0.5847; 30^a Luis Manuel Orejuela (ATL-PR): 0.1457; 31^a Rodinei (FLA): 0.1096; 32^a David Luiz (FLA): -0.0336; 33^a Léo Pereira (FLA): -0.1895; 34^a Luan Garcia (PAL): -0.4904; 35^a Filipe Luís (FLA): -0.5772; 36^a Robert Renan (COR): -0.8509; 37^a Thiago Heleno (ATL-PR): -0.8747; 38^a Fabrício Bruno (FLA): -0.9581; 39^a Fabián Balbuena (COR): -1.0724; 40^a Cristiano da Silva Leite (FLU): -1.3903; 41^a Vanderlan (PAL): -1.7715; 42^a Lucas Calegari (FLU): -1.8251; 43^a David Braz (FLU): -1.9022; 44^a Jorge (PAL): -1.9557; 45^a Felipe Melo (FLU): -1.9789; 46^a Heitor (INT): -2.1598; 47^a Moisés (INT): -2.3545; 48^a Rodrigo Caio (FLA): -2.4243; 49^a João Victor (COR): -2.5977; 50^a Robson Bambu (COR): -2.6202; 51^a Bruno Melo (COR): -2.9866; 52^a Thauan Lara (INT): -3.0458; 53^a Gustavo Henrique (FLA): -3.1121; 54^a Kaique Rocha (INT): -3.1698; 55^a Alexsander (FLU): -3.1741; 56^a Benjamín Kuscevic (PAL): -3.1767; 57^a Mauricio Isla (FLA): -3.1970; 58^a Luccas Claro (FLU): -3.2012; 59^a Guillermo Varela (FLA): -3.3119; 60^a Marlon (FLU): -3.3641; 61^a Mario Pineida (FLU): -3.3758; 62^a Igor Gomes (INT): -3.7055; 63^a João Pedro (COR): -3.9736; 64^a David Duarte (FLU): -3.9768; 65^a Garcãa (PAL): -4.0076; 66^a Marcos Paulo (FLA): -4.0344; 67^a Weverton (INT): -4.2027; 68^a Lucas Fasson (ATL-PR): -4.2200; 69^a Kaiky Naves (PAL): -4.2347; 70^a Léo Mana (COR): -4.2565; 71^a João Vialle (ATL-PR): -4.3278; 72^a Cleiton (FLA): -4.3554.

5.1.2 G6 - PC2

11^a Matheus Felipe (ATL-PR) 1.8851; 12^a Raul Bicalho (COR) 1.6742; 13^a Fabián Balbuena (COR) 1.6502; 14^a Fabrício Bruno (FLA) 1.5833; 15^a Nicolás Hernández

(ATL-PR) 1.5102; 16^a Thiago Heleno (ATL-PR) 1.4714; 17^a David Luiz (FLA) 1.1906; 18^a Luan Garcia (PAL) 1.0507; 19^a David Braz (FLU) 0.8444; 20^a Rodrigo Caio (FLA) 0.6664; 21^a Felipe Melo (FLU) 0.6500; 22^a Luccas Claro (FLU) 0.5959; 23^a Robert Renan (COR) 0.5725; 24^a Gustavo Henrique (FLA) 0.4869; 25^a João Victor (COR) 0.4866; 26^a Léo Pereira (FLA) 0.2361; 27^a Kaique Rocha (INT) 0.1558; 28^a Bruno Melo (COR) 0.0842; 29^a Benjamín Kuscevic (PAL) -0.0856; 30^a Fábio Santos (COR) -0.0912; 31^a David Duarte (FLU) -0.0976; 32^a Robson Bambu (COR) -0.2038; 33^a João Pedro (COR) -0.2278; 34^a Kaiky Naves (PAL) -0.2411; 35^a Garcãa (PAL) -0.2457; 36^a Lucas Fasson (ATL-PR) -0.2613; 37^a Mauricio Isla (FLA) -0.2630; 38^a Weverton (INT) -0.3163; 39^a Léo Mana (COR) -0.3210; 40^a Thauan Lara (INT) -0.3465; 41^a João Vialle (ATL-PR) -0.3689; 42^a Cleiton (FLA) -0.3744; 43^a Guillermo Varela (FLA) -0.3842; 44^a Marcos Paulo (FLA) -0.4069; 45^a Mario Pineida (FLU) -0.5111; 46^a Marlon (FLU) -0.5308; 47^a Igor Gomes (INT) -0.5339; 48^a Moisés (INT) -0.5756; 49^a Rafael Ramos (COR) -0.7538; 50^a Vanderlan (PAL) -0.9519; 51^a Alexsander (FLU) -0.9566; 52^a Lucas Calegari (FLU) -0.9737; 53^a Heitor (INT) -1.0548; 54^a Jorge (PAL) -1.1133; 55^a Pedrinho (ATL-PR) -1.1980; 56^a Cristiano da Silva Leite (FLU) -1.2821; 57^a Luis Manuel Orejuela (ATL-PR) -1.2837; 58^a Abner (ATL-PR) -1.3088; 59^a Fagner (COR) -1.6221; 60^a Fabricio Bustos (INT) -1.7139; 61^a Filipe Luís (FLA) -1.8597; 62^a Mayke (PAL) -1.9593; 63^a Khellven (ATL-PR) -1.9653; 64^a Samuel Xavier (FLU) -2.0547; 65^a Lucas Piton (COR) -2.1207; 66^a Renê (INT) -2.3380; 67^a Rodinei (FLA) -2.3954; 68^a Matheuzinho (FLA) -2.4917; 69^a Marcos Rocha (PAL) -2.8272; 70^a Ayrton Lucas (FLA) -2.8404; 71^a Joaquín Piquerez (PAL) -2.9870; 72^a Caio Paulista (FLU) -4.1518.

5.1.3 Z4 - PC1

11^a Edson (ATL-GO) 2.4600; 12^a Bressan (AVA) 2.2168; 13^a Thalisson Kelven (JUVE) 2.1233; 14^a Arthur Henrique (ATL-GO) 1.8175; 15^a Gabriel Lacerda (CEA) 1.8010; 16^a Moraes (JUVE) 1.7147; 17^a Victor Luis (CEA) 1.4864; 18^a Hayner (ATL-GO) 1.4629; 19^a Natanael (AVA) 1.3325; 20^a Vitor Mendes (JUVE) 1.2214; 21^a Messias (CEA) 1.0344; 22^a Rafael Vaz (AVA) 0.9441; 23^a Arthur Chaves (AVA) 0.9178; 24^a Renato (AVA) 0.4194; 25^a Paulo Miranda (JUVE) 0.3569; 26^a Lucas Gazal (ATL-GO) -0.2962; 27^a Ramon Menezes Roma (ATL-GO) -0.5542; 28^a Michel (CEA) -0.8258; 29^a William Matheus (JUVE) -0.9202; 30^a Thales Oleques (AVA) -1.8486; 31^a Ygor Nogueira (JUVE) -2.2496; 32^a Marcos Victor (CEA) -2.5812; 33^a Lucas Ribeiro (CEA) -2.6174; 34^a Rodrigo (AVA) -2.6713; 35^a Bruno Pacheco (CEA) -2.9087; 36^a David Loiola (CEA) -2.9818; 37^a Busanello (JUVE) -3.0542; 38^a Felipe Silva Lipe (AVA) -3.1183; 39^a Wellington (AVA)

-3.3650; 40^a Diego Matos (AVA) -3.4596; 41^a Marcos Ytalo (CEA) -3.5477; 42^a Romulo (JUVE) -3.5710; 43^a Lucas Lima (ATL-GO) -3.6454; 44^a Dudu (JUVE) -3.6489; 45^a Camutanga (ATL-GO) -3.7561; 46^a Raphael Rodrigues (AVA) -3.7667; 47^a Renato Chaves (JUVE) -3.8038; 48^a Cauã (JUVE) -3.9061; 49^a Matheus Ribeiro (AVA) -4.0895; 50^a Lucas Ramires (JUVE) -4.1824; 51^a Gabriel Noga (ATL-GO) -4.2191.

5.1.4 Z4 - PC2

11^a Jefferson (ATL-GO) 1.2723; 12^a Diego Matos (AVA) 1.0528; 13^a Moraes (JUVE) 1.0402; 14^a Lucas Lima (ATL-GO) 0.9740; 15^a Marcos Ytalo (CEA) 0.9164; 16^a Dudu (JUVE) 0.8795; 17^a Cauã (JUVE) 0.8788; 18^a Gabriel Noga (ATL-GO) 0.8026; 19^a Bruno Pacheco (CEA) 0.7801; 20^a Matheus Ribeiro (AVA) 0.7753; 21^a Lucas Ramires (JUVE) 0.7610; 22^a Thales Oleques (AVA) 0.7026; 23^a Camutanga (ATL-GO) 0.7016; 24^a Busanello (JUVE) 0.5992; 25^a Romulo (JUVE) 0.5712; 26^a Renato Chaves (JUVE) 0.5658; 27^a Felipe Silva Lipe (AVA) 0.5401; 28^a Victor Luis (CEA) 0.5243; 29^a Michel (CEA) 0.4607; 30^a Marcos Victor (CEA) 0.4556; 31^a Raphael Rodrigues (AVA) 0.4554; 32^a Wellington (AVA) 0.3152; 33^a William Matheus (JUVE) 0.2032; 34^a David Loiola (CEA) 0.2009; 35^a Ygor Nogueira (JUVE) 0.1660; 36^a Lucas Ribeiro (CEA) -0.0536; 37^a Rodrigo (AVA) -0.3124; 38^a Rafael Vaz (AVA) -1.7647; 39^a Rafael Forster (JUVE) -1.8188; 40^a Arthur Chaves (AVA) -2.0316; 41^a Edson (ATL-GO) -2.0318; 42^a Vitor Mendes (JUVE) -2.0536; 43^a Lucas Gazal (ATL-GO) -2.2037; 44^a Ramon Menezes Roma (ATL-GO) -2.3570; 45^a Gabriel Lacerda (CEA) -2.5103; 46^a Luiz Otávio (CEA) -2.8972; 47^a Bressan (AVA) -3.1372; 48^a Messias (CEA) -3.3057; 49^a Paulo Miranda (JUVE) -3.4790; 50^a Thalisson Kelven (JUVE) -3.6582; 51^a Wanderson (ATL-GO) -4.7239.

5.2 Score dos Meio campistas

5.2.1 G6 - PC1

11^a Matheus Martinelli (FLU) 3.7884; 12^a Giorgian De Arrascaeta (FLA) 3.7759; 13^a Edenílson (INT) 3.6361; 14^a Erick (ATL-PR) 2.7545; 15^a Thiago Maia (FLA) 2.5857; 16^a David Terans (ATL-PR) 2.4627; 17^a Renato Augusto (COR) 2.3450; 18^a Johnny Cardoso (INT) 2.2736; 19^a Alan Patrick (INT) 1.7049; 20^a Fausto Vera (COR) 1.5792; 21^a Hugo Moura (ATL-PR) 1.2857; 22^a Nonato (FLU) 1.0235; 23^a Giuliano de Paula (COR) 0.9522; 24^a Victor Hugo (FLA) 0.7842; 25^a Gabriel Menino (PAL) 0.2419; 26^a Arturo Vidal (FLA) 0.0264; 27^a Nathan (FLU) -0.2086; 28^a Yago (FLU) -0.2497; 29^a Raphael

Veiga (PAL) -0.3183; 30^a Fernandinho (ATL-PR) -0.4150; 31^a Víctor Cantillo (COR) -0.5178; 32^a Willian Arão (FLA) -0.7274; 33^a Vitor Bueno (ATL-PR) -1.0654; 34^a Diego (FLA) -1.0929; 35^a Eduard Atuesta (PAL) -1.5805; 36^a Alex Santana (ATL-PR) -1.6160; 37^a Taison (INT) -1.6957; 38^a Andreas Pereira (FLA) -1.7947; 39^a Matheus Fernandes (ATL-PR) -1.8440; 40^a Maycon (COR) -1.9429; 41^a Budiga Roni (COR) -2.2156; 42^a Léo Cittadini (ATL-PR) -2.2858; 43^a Liziero (INT) -2.3856; 44^a Ramiro Benetti (COR) -2.4706; 45^a Wellington Martins (FLU) -2.8592; 46^a Rodrigo Dourado (INT) -2.9349; 47^a Erick Pulgar (FLA) -3.0800; 48^a Christian (ATL-PR) -3.2840; 49^a Bryan García (ATL-PR) -3.9296; 50^a Paulinho (COR) -3.9894; 51^a Pablo Siles (ATL-PR) -4.0814; 52^a Marlos (ATL-PR) -4.2238; 53^a Matheus Dias (INT) -4.3120; 54^a Xavier (COR) -4.3221; 55^a Fabinho (PAL) -4.4346; 56^a Alexandre Jesus (FLU) -4.4429; 57^a Lucas Ramos (INT) -4.4433; 58^a Igor (FLA) -4.6489; 59^a Jailson Siqueira (PAL) -4.6681; 60^a Pedro Bicalho (PAL) -4.7428; 61^a Wesley Ribeiro (COR) -4.7860.

5.2.2 G6 - PC2

11^a Ganso (FL) 1.0387; 12^a Carlos de Pena (INT) 0.8960; 13^a Andreas Pereira (FLA) 0.8600; 14^a Renato Augusto (COR) 0.7324; 15^a Victor Hugo (FLA) 0.6208; 16^a Edenilson (INT) 0.4796; 17^a Fernandinho (ATL-PR) 0.4573; 18^a Marlos (ATL-PR) 0.3838; 19^a Giuliano de Paula (COR) 0.3097; 20^a Gabriel Menino (PAL) 0.2812; 21^a Yago (FLU) 0.2737; 22^a Alexandre Jesus (FLU) 0.2681; 23^a Paulinho (COR) 0.2361; 24^a Christian (ATL-PR) 0.1741; 25^a Lucas Ramos (INT) 0.1585; 26^a Jailson Siqueira (PAL) 0.1496; 27^a Wesley Ribeiro (COR) 0.1400; 28^a Bryan García (ATL-PR) 0.1195; 29^a Pedro Bicalho (PAL) 0.0396; 30^a Fabinho (PAL) -0.0652; 31^a Igor (FLA) -0.0758; 32^a Nonato (FLU) -0.1230; 33^a Ramiro Benetti (COR) -0.1338; 34^a Xavier (COR) -0.1378; 35^a Alex Santana (ATL-PR) -0.1696; 36^a Matheus Dias (INT) -0.1955; 37^a Pablo Siles (ATL-PR) -0.2388; 38^a Maycon (COR) -0.2455; 39^a Erick Pulgar (FLA) -0.2512; 40^a Willian Arão (FLA) -0.3328; 41^a Léo Cittadini (ATL-PR) -0.4138; 42^a Wellington Martins (FLU) -0.5169; 43^a Matheus Martinelli (FLU) -0.6039; 44^a Diego (FLA) -0.6058; 45^a Du Queiroz (COR) -0.6276; 46^a Budiga Roni (COR) -0.6622; 47^a Rodrigo Dourado (INT) -0.8320; 48^a Matheus Fernandes (ATL-PR) -0.8452; 49^a Arturo Vidal (FLA) -0.9323; 50^a Johnny Cardoso (INT) -1.0580; 51^a Liziero (INT) -1.2563; 52^a Zé Rafael (PAL) -1.2674; 53^a Víctor Cantillo (COR) -1.3223; 54^a André (FLU) -1.5292; 55^a Fausto Vera (COR) -1.8184; 56^a Hugo Moura (ATL-PR) -2.0796; 57^a Danilo (PAL) -2.2865; 58^a Erick (ATL-PR) -2.3200; 59^a Thiago Maia (FLA) -2.5703; 60^a João Gomes (FLA) -4.0984; 61^a Gabriel (INT) -5.5848.

5.2.3 Z4 - PC1

11^a Weliton (JUVE) 2.1765; 12^a Jean (JUVE) 2.1456; 13^a Fernando Sobral (CEA) 1.6701; 14^a Yuri Oliveira Lima (JUVE) 0.8810; 15^a Nonoca (AVA) 0.7339; 16^a Elton (JUVE) 0.5777; 17^a Jean Pyerre (AVA) 0.2558; 18^a Edson (ATL-GO) 0.0717; 19^a Jean Cléber (AVA) 0.0188; 20^a Bruno Nazário (JUVE) -0.2030; 21^a Rodrigo Lindoso (CEA) -0.2767; 22^a Felipe Pires (JUVE) -1.3078; 23^a Kelvin (ATL-GO) -1.3105; 24^a Geovane (CEA) -1.5226; 25^a Pará (JUVE) -1.7182; 26^a Matheus Galdezani (AVA) -1.7759; 27^a Mateus Sarará (AVA) -1.8474; 28^a Marlon (JUVE) -2.4616; 29^a Rhaldney (ATL-GO) -2.5024; 30^a Gabriel Neris (JUVE) -2.5203; 31^a Darlan Mendes (JUVE) -2.9369; 32^a Diego (CEA) -2.9575; 33^a Bruninho (JUVE) -2.9668; 34^a Vinícius Jaú (AVA) -3.0044; 35^a Wescley (CEA) -3.2293; 36^a Rickson (ATL-GO) -3.2320; 37^a Óscar Ruiz (JUVE) -3.2504; 38^a Vinícius Leite (AVA) -3.2646; 39^a Anderson Leite (JUVE) -3.2661; 40^a Paulinho Moccelin (JUVE) -3.3199; 41^a João Victor (CEA) -3.3939; 42^a Kelvi (JUVE) -3.4586; 43^a Edinho (JUVE) -3.4624; 44^a Wendell (CEA) -3.4671; 45^a Vitor Leque (JUVE) -3.5262; 46^a Andrey (AVA) -3.5328; 47^a David (CEA) -3.5519; 48^a Gabriel Kazu (AVA) -3.5535; 49^a Guilherme Gehring (JUVE) -3.5666.

5.2.4 Z4 - PC2

11^a Darlan Mendes (JUVE) 0.2488; 12^a Gabriel Baralhas (ATL-GO) 0.2163; 13^a Jean Cléber (AVA) 0.2115; 14^a Diego (CEA) 0.1316; 15^a Fernando Sobral (CEA) 0.1237; 16^a Bruninho (JUVE) 0.1121; 17^a Gabriel Neris (JUVE) 0.0624; 18^a Marlon (JUVE) 0.0594; 19^a Vinícius Leite (AVA) 0.0274; 20^a João Victor (CEA) 0.0245; 21^a Paulinho Moccelin (JUVE) 0.0144; 22^a Edinho (JUVE) 0.0091; 23^a Andrey (AVA) -0.0555; 24^a David (CEA) -0.0715; 25^a Anderson Leite (JUVE) -0.0927; 26^a Vitor Leque (JUVE) -0.1009; 27^a Guilherme Gehring (JUVE) -0.1045; 28^a Gabriel Kazu (AVA) -0.1128; 29^a Wescley (CEA) -0.1255; 30^a Wendell (CEA) -0.1278; 31^a Geovane (CEA) -0.1604; 32^a Pará (JUVE) -0.1873; 33^a Kelvi (JUVE) -0.2091; 34^a Óscar Ruiz (JUVE) -0.2271; 35^a Weliton (JUVE) -0.2408; 36^a Matheus Galdezani (AVA) -0.2420; 37^a Edson (ATL-GO MF,DF) -0.2443; 38^a Rickson (ATL-GO) -0.2963; 39^a Rodrigo Lindoso (CEA) -0.3118; 40^a Vinícius Jaú (AVA) -0.3286; 41^a Mateus Sarará (AVA) -0.4023; 42^a Rhaldney (ATL-GO) -0.6127; 43^a Nonoca (AVA) -0.8236; 44^a Elton (JUVE) -1.3349; 45^a Raniele (AVA) -1.9442; 46^a Richard (CEA) -2.0568; 47^a Richardson (CEA) -2.1331; 48^a Jean (JUVE) -2.6329; 49^a Bruno Silva (AVA) -3.6041.

5.3 Score dos Atacantes

5.3.1 G6 - PC1

11^a Mauricio (INT) 3.5374; 12^a Rony (PAL) 3.5257; 13^a Wanderson (INT) 3.5164; 14^a Pedro Henrique (INT) 3.4325; 15^a Marinho (FLA) 3.2430; 16^a Vitinho (ATL-PR) 1.9773; 17^a Pablo (ATL-PR) 1.9519; 18^a Luiz Henrique (FLU) 1.9455; 19^a Yuri Alberto (COR) 1.7511; 20^a Agustín Canobbio (ATL-PR) 1.6010; 21^a Willian (COR) 1.3214; 22^a Vitor Roque (ATL-PR) 1.0414; 23^a Lázaro (FLA) 0.9885; 24^a Gustavo Mosquito (COR) 0.9868; 25^a Pedro (FLA) 0.6731; 26^a Rômulo (ATL-PR) 0.6074; 27^a Gustavo Mantuan (COR) 0.5915; 28^a Mateus Vital (COR) 0.5255; 29^a Matheus França (FLA) 0.2345; 30^a Wesley (PAL) 0.0088; 31^a David (INT) -0.3330; 32^a Bruno Henrique (FLA) -0.5453; 33^a Rafael Navarro (PAL) -0.7564; 34^a Vitinho (FLA) -0.7910; 35^a Gabriel Veron (PAL) -1.0965; 36^a José López (PAL) -1.1012; 37^a Breno (PAL) -1.1438; 38^a Willian (FLU) -1.2083; 39^a Braian Romero (INT) -1.8323; 40^a Marrony (FLU) -1.9649; 41^a Marcelo Cirino (ATL-PR) -1.9698; 42^a Endrick (PAL) -1.9754; 43^a Giovane (COR) -2.0439; 44^a Michel Araujo (FLU) -2.1525; 45^a Júnior Moraes (COR) -2.2506; 46^a Wesley Moraes (INT) -2.2651; 47^a Miguel Merentiel (PAL) -2.5282; 48^a Fred (FLU) -2.5570; 49^a Guilherme Biro (COR) -2.5984; 50^a John Kennedy (FLU) -2.6217; 51^a Andréas Dalessandro (INT) -2.6357; 52^a Estevão (INT) -2.6807; 53^a Matheus Babi (ATL-PR) -2.7252; 54^a Mateusão (FLA) -2.7840; 55^a Caio Vidal (INT) -2.8015; 56^a Werton (FLA) -2.8027; 57^a André Inácio (FLA) -2.9647; 58^a Kayke David (FLA) -3.0095; 59^a Matheus Gonçalves (FLA) -3.0412; 60^a Alan Carvalho (FLU) -3.0545; 61^a Giovani (PAL) -3.0807; 62^a Léo Natel (COR) -3.0811; 63^a Bruno Tabata (PAL) -3.0999; 64^a Petterson (FLA) -3.1384; 65^a Felipe Augusto (COR) -3.1399; 66^a Gustavo Maia (INT) -3.1567; 67^a John Mercado (ATL-PR) -3.1586; 68^a Pedrinho (FLA) -3.1595; 69^a Gabriel Vieira (PAL) -3.1676; 70^a Arthur (COR) -3.1774; 71^a Daniel Cabral (FLA) -3.1816.

5.3.2 G6 - PC2

11^a José López (PAL) 1.2005; 12^a Roger Guedes (COR) 1.1820; 13^a Vitinho (ATL-PR) 0.7254; 14^a Braian Romero (INT) 0.3850; 15^a David (INT) 0.2924; 16^a Lázaro (FLA) 0.1939; 17^a Endrick (PAL) 0.1680; 18^a Matheus França (FLA) 0.1552; 19^a Luiz Henrique (FLU) 0.0919; 20^a Marcelo Cirino (ATL-PR) 0.0062; 21^a Wesley (PAL) -0.0606; 22^a Bruno Henrique (FLA) -0.0609; 23^a John Kennedy (FLU) -0.0653; 24^a Mateusão (FLA) -0.0895; 25^a Willian (FLU) -0.1235; 26^a Wesley Moraes (INT) -0.1449; 27^a Júnior

Moraes (COR) -0.1522; 28^a Miguel Merentiel (PAL) -0.1982; 29^a Fred (FLU) -0.2104; 30^a Matheus Babi (ATL-PR) -0.2605; 31^a Giovane (COR) -0.3053; 32^a Breno (PAL) -0.3321; 33^a Caio Vidal (INT) -0.3785; 34^a Vitinho (FLA) -0.3842; 35^a Alan Carvalho (FLU) -0.4040; 36^a Werton (FLA) -0.4104; 37^a Gabriel Barbosa (FLA) -0.4195; 38^a Marrony (FLU) -0.4231; 39^a André Inácio (FLA) -0.4375; 40^a Gabriel Veron (PAL) -0.4573; 41^a Bruno Tabata (PAL) -0.4616; 42^a Felipe Augusto (COR) -0.4644; 43^a Estevão (INT) -0.4779; 44^a Léo Natel (COR) -0.4935; 45^a Michel Araujo (FLU) -0.5143; 46^a Gabriel Vieira (PAL) -0.5253; 47^a Pedrinho (FLA) -0.5299; 48^a Petterson (FLA) -0.5390; 49^a Giovanni (PAL) -0.5477; 50^a Daniel Cabral (FLA) -0.5479; 51^a Arthur (COR) -0.5496; 52^a John Mercado (ATL-PR) -0.5576; 53^a Gustavo Maia (INT) -0.5580; 54^a Andréas Dalesandro (INT) -0.5943; 55^a Matheus Gonçalves (FLA) -0.6023; 56^a Guilherme Biro (COR) -0.6146; 57^a Kayke David (FLA) -0.6229; 58^a Gustavo Mantuan (COR) -0.6266; 59^a Mauricio (INT) -0.6959; 60^a Wanderson (INT) -0.7644; 61^a Marinho (FLA) -0.8690; 62^a Gustavo Mosquito (COR) -0.8902; 63^a Matheus Martins (FLU) -0.9334; 64^a Everton Soares (FLA) -0.9413; 65^a Mateus Vital (COR) -1.0172; 66^a Agustín Canobbio (ATL-PR) -1.0255; 67^a Tomás Cuello (ATL-PR) -1.4279; 68^a Adson (COR) -1.4460; 69^a Willian (COR) -1.6432; 70^a Dudu (PAL) -2.5326; 71^a Jhon Arias (FLU) -4.7833.

5.3.3 Z4 - PC1

11^a Luiz Fernando (ATL-GO) 2.8246; 12^a Erick (CEA) 2.5541; 13^a Capixaba (JUVE) 2.0518; 14^a Cléber (CEA) 1.1270; 15^a Leo Augusto Pereira (ATL-GO) 0.6640; 16^a Muriqui (AVA) 0.5044; 17^a Morato (AVA) 0.0041; 18^a Ricardo Bueno (JUVE) 0.0026; 19^a Vitor Gabriel (JUVE) -0.3547; 20^a Marcinho (AVA) -0.5225; 21^a Zé Roberto (CEA) -0.6943; 22^a Iury de Castilho (CEA) -1.3161; 23^a Pablo Dyego (AVA) -1.6473; 24^a Rômulo (AVA) -1.7608; 25^a Paolo Guerrero (AVA) -1.7964; 26^a Matheus Peixoto (CEA) -1.8096; 27^a Peglow (ATL-GO) -1.9220; 28^a Jhon Vasquez (CEA) -1.9509; 29^a Rafinha Rech (JUVE) -1.9785; 30^a Dentinho (AVA) -2.1450; 31^a Vitinho (AVA) -2.2375; 32^a Jonathan Copete (AVA) -2.3440; 33^a Ruan (JUVE) -2.3450; 34^a Ricardinho (ATL-GO) -2.8035; 35^a Gaspar (AVA) -2.8693; 36^a Guilherme Parede (JUVE) -2.8992; 37^a Léo Rafael (CEA) -2.9409; 38^a Nathan (AVA) -3.0141; 39^a Lucas Silva (AVA) -3.0891; 40^a Kelvyn (CEA) -3.0918; 41^a Felipe Rocha (AVA) -3.1273; 42^a Caio Rafael (CEA) -3.1443; 43^a Dentinho (CEA) -3.1468; 44^a Daniel Henrique (CEA) -3.2799; 45^a Leandro Barcia (ATL-GO) -3.2841; 46^a Gustavo Santos (AVA) -3.3190.

5.3.4 Z4 - PC2

11^a Paolo Guerrero (AVA) 0.2847; 12^a Luiz Fernando (ATL-GO) 0.2815; 13^a Leo Augusto Pereira (ATL-GO) 0.2190; 14^a Muriqui (AVA) 0.1179; 15^a Capixaba (JUVE) 0.0776; 16^a Morato (AVA) 0.0364; 17^a Gaspar (AVA) -0.0970; 18^a Jonathan Copete (AVA) -0.1017; 19^a Ruan (JUVE) -0.1690; 20^a Ricardinho (ATL-GO) -0.1939; 21^a Guilherme Parede (JUVE) -0.2003; 22^a Pablo Dyego (AVA) -0.2235; 23^a Nathan (AVA) -0.2320; 24^a Jhon Vasquez (CEA) -0.2701; 25^a Rafinha Rech (JUVE) -0.3141; 26^a William Pottker (AVA) -0.3461; 27^a Rômulo (AVA) -0.3726; 28^a Vitinho (AVA) -0.3833; 29^a Dentinho (CEA) -0.4346; 30^a Marcinho (AVA) -0.4464; 31^a Peglow (ATL-GO) -0.4491; 32^a Leandro Barcia (ATL-GO) -0.4566; 33^a Felipe Rocha (AVA) -0.4570; 34^a Gustavo Santos (AVA) -0.4835; 35^a Daniel Henrique (CEA) -0.4873; 36^a Caio Rafael (CEA) -0.4935; 37^a Dentinho (AVA) -0.5282; 38^a Lucas Silva (AVA) -0.5485; 39^a Iury de Castilho (CEA) -0.5630; 40^a Léo Rafael (CEA) -0.5750; 41^a Kelvyn (CEA) -0.5988; 42^a Lima (CEA) -0.7263; 43^a Erick (CEA) -1.7485; 44^a Shaylon (ATL-GO) -1.7687; 45^a Wellington Rato (ATL-GO) -2.2959; 46^a Vinícius (CEA) -4.8269.

Referências

- ABRAHAO, A. A. d. O. et al. Análise fatorial para detecção do talento esportivo em jogadores de futebol. Universidade Federal de Mato Grosso, 2020.
- ANDERSON, C.; SALLY, D. *The numbers game: Why everything you know about soccer is wrong*. [S.l.]: Penguin, 2013.
- GUIMARAES, C. B.; MARQUES, J. M.; NETO, A. C. Análise estatística para avaliar o desempenho de atletas de futebol profissional. Simpósio de Métodos Numéricos em Engenharia, 2017.
- JOHNSON, R. A.; WICHERN, D. W. et al. Applied multivariate statistical analysis. Prentice hall Upper Saddle River, NJ, 2002.
- JOLLIFFE, I. T. *Principal component analysis for special types of data*. [S.l.]: Springer, 2002.
- LEWIS, M. *Moneyball: The art of winning an unfair game*. [S.l.]: WW Norton & Company, 2004.
- LIMA, E. M. R. O uso do jogo eletrônico football manager e do portal transfermarket para mensurar o potencial de futebolistas promissores. Universidade Estadual Paulista, 2022.
- MENESES, L. R.; JUNIOR, L. E. M. G.; ALMEIDA, M. B. Análise do desempenho do basquetebol brasileiro ao longo de três temporadas do novo basquete brasil. *Revista Brasileira de Ciências do Esporte*, 2016.