

AUTORES:

Beatriz Valongo ¹
 Fátima Serra ¹
 Lorenzo Laporta ¹
 José Afonso ¹
 Isabel Mesquita ¹

¹FADEUP. Faculdade de Desporto da Universidade do Porto, Portugal

<https://doi.org/10.5628/rpcd.17.S1A.156>

Análise de Redes Sociais no alto nível desportivo: Centralidade de Grau versus de Autovetor

PALAVRAS CHAVE:

Análise de Redes Sociais.
 Análise da Performance. Autovetor.
 Grau. Voleibol.

RESUMO

A Análise de Redes Sociais tem sido aplicada às Ciências do Desporto, objetivando revelar informações a respeito da relação sistémica entre subsistemas. Através de medidas de centralidade, diversas características qualitativas e quantitativas do sistema são realçadas. No voleibol, ações de jogo pertencentes aos seis complexos de jogo (subsistemas) estão interrelacionadas, fornecendo padrões a respeito da lógica de funcionamento das equipes em cada momento do jogo. Desta forma, nossa finalidade foi contrastar duas diferentes métricas de centralidade (Grau e Autovetor) entre os Complexos de Jogo, revelando qual poderá adequar-se melhor às características do voleibol feminino de alto nível. Assim, 13 jogos do World Grand Prix 2015 foram analisados. Contrariamente ao esperado, escassas diferenças foram encontradas entre as métricas. A centralidade de Autovetor, por considerar ligações diretas e indiretas, revelou um fator de 'correção' e superior detalhamento entre as variáveis. Ações "fora de sistema" evidenciaram-se em ambas as métricas.

Social Network Analysis in high-level sports: Degree centrality vs. Eigenvector centrality

ABSTRACT

The Analysis of Social Networks has been applied to Sports Sciences, aiming to reveal information about the systemic relation between subsystems. Through measures of centrality, several qualitative and quantitative characteristics of the system are highlighted. In volleyball, game actions pertaining to the six game complexes (subsystems) are interrelated, providing patterns regarding the teams functioning logic at each game moment. Thus, our purpose was to contrast two different centrality metrics (Degree and Autovetor) between the Game Complexes, revealing which may be better appropriate to the characteristics of high level women's volleyball. Thus, 13 matches of the World Grand Prix 2015 were analyzed. Contrary to expected, few differences were found among the metrics. The centrality of Autovetor, considering direct and indirect links, revealed a factor of 'correction' and greater detailing between the variables. "Out-of-system" actions were evident in both metrics.

KEY-WORDS:

Analysis of Social Networks. Performance Analysis.
 Autovetor. Degree. Volleyball.

INTRODUÇÃO

A Análise de Redes Sociais (ARS) tem conquistado adeptos na investigação científica, principalmente em áreas como a Sociologia, Ciência de Computadores, Economia e Estudos Organizacionais ⁽¹²⁾. Informações a respeito da interrelação entre um conjunto de atores (ou nós) é alcançada, fornecendo uma visão topológica da rede através de um grafo. Estas relações podem ser de diversos tipos (relacionamento, trocas de bola, entre outros), ocorrer em distintos níveis (sociedade, vizinhança, família, equipes desportivas, entre outros) ⁽¹⁾ e, através das Medidas de Centralidade, fornecem informações a respeito de como as características em questão circulam através da rede ⁽⁴⁾. A métrica de Grau, por exemplo, fornece informações a respeito de um nó através da contagem do número de nós adjacentes a ele, podendo variar de 0 (nenhum nó adjacente – *isolado*) a adjacente a todos os outros nós na rede ⁽¹⁶⁾. Já a Centralidade de Autovetor revela a influência de um nó ⁽⁴⁾ na rede através de todas suas ligações, ou seja, realiza uma soma ponderada das conexões diretas e indiretas levando em conta todos os padrões da rede ⁽⁹⁾, variando de 0 a 1.

O voleibol, por possuir um caráter sistêmico, possui subsistemas que estão em constante interação. Estes subsistemas são chamados de Complexos de Jogo (K's) e estão restritos pela utilização de três ações (três toques) para enviar a bola ao adversário. As ações estão presentes em seis Complexos de Jogo (K's) existentes (adaptado de Muñoz ⁽¹⁴⁾), sendo eles: K0 (serviço), KI (side-out) recepção, distribuição e ataque; KII (contra-ataque do KI) bloco, defesa, distribuição e ataque; KIII (contra-ataque do KII) organização ofensiva após KII; KIV (cobertura de ataque) organização ofensiva após a cobertura de ataque; e KV (Freeball/Downball) organização ofensiva na bola morta.

Desta forma, esta metodologia vem sendo aplicada nas Ciências do Desporto, com ênfase no futebol ^(7,10) e no basquetebol ^(5,8). Porém, no nosso conhecimento, são poucos os artigos científicos direcionados ao voleibol. Clemente, Martins e Mendes ⁽⁶⁾ utilizaram a centralidade de Grau para analisar a interação entre os jogadores na fase de ataque em dois níveis competitivos (sub-12 e amador com menos de 20 anos), concluindo que, devido ao voleibol estar condicionado à regra dos três toques, a Zona 3 apresentou maior centralidade, por ser a zona em que o distribuidor mais atua neste nível. Já Hurst et al. ⁽¹²⁾, assim como Loureiro et al. ⁽¹³⁾ utilizaram a centralidade de Autovetor no voleibol de alto nível feminino (Grand Prix 2015) e masculino, (Liga Mundial 2015) respectivamente, analisando a influência das ações de jogo pertencentes aos seis complexos de jogo, revelando as variáveis mais influentes em cada K.

Além da escassez de artigos que aplicam a ARS no voleibol, rareiam estudos que encarem as variáveis de jogo como nós (a maioria considera os jogadores como nós). Ademais, desconhecemos investigações que tenham comparado distintas métricas. Neste sentido, o nosso objetivo visa contrastar duas métricas de centralidade diferentes (Grau e Autovetor) entre os seis Complexos de Jogo no voleibol feminino de alto nível, afim de observar qual se adequa melhor às características do jogo de voleibol.

MATERIAL E MÉTODOS

AMOSTRA

Foram analisados os jogos da fase final do Grand Prix 2015, totalizando 2.049 jogadas. Estas compreenderam 2.014 ações no K0, 2.016 no KI, 1.396 no KII, 1.384 no KIII, 207 KIV e 197 KV.

VARIÁVEIS

A análise dos *Complexos de Jogo* foi adaptado de Muñoz ⁽¹⁵⁾, a qual propõe a análise do jogo em cinco K (K0 ou serviço, KI ou side-out, KII transição ao side-out, KIII transição da transição e KIV ou cobertura de ataque); a estes acrescentamos o KV, que consistiu na Freeball ou Downball. A *Zona de Primeiro Contato* apareceu no KI, KII, KIII e compreendeu as seis zonas oficiais estipuladas pela FIVB. As *Condições de Distribuição* abrangeram as opções de ataque disponíveis à distribuidora no momento da sua ação: A – todas ações de ataque disponíveis; B – a distribuidora perde a possibilidade de utilizar algumas jogadas combinadas, porém ainda consegue jogar com velocidade; C – somente as extremidades da rede disponíveis (adaptado de Loureiro et al. ⁽¹³⁾). A *Zona de Ataque* consistiu em seis zonas oficiais estipuladas pela FIVB. No *Tempo de Ataque*, três categorias foram consideradas: no tempo 1, a atacante salta antes/no momento que a bola sai das mãos da distribuidora; no tempo 2, a atacante dá dois passos na sua chamada de ataque após a saída da bola das mãos da distribuidora; no tempo 3, a atacante espera o momento em que a bola atinge o ápice para iniciar a sua chamada ⁽¹²⁾. A *Oposição ao Bloco* foi adaptada de Afonso e Mesquita ⁽²⁾: Sem Bloco (B0); Simples (B1), Bloco Duplo (B2) e Triplo (B3).

INSTRUMENTOS DE RECOLHA

Os jogos foram analisados de uma vista lateralizada do campo, em alta definição, (1080p) disponíveis nos sites *laola.tv* e *youtube.com*.

ANÁLISE DE DADOS

Atendendo aos acontecimentos no momento exato das variáveis, uma planilha Microsoft Excel 2017 (Microsoft Office 360^o, E.U.A.) com botões “Macro” foi criada. Após isso, os dados foram analisados no programa estatístico SPSS para Mac (Versão 24, IBM[®], E.U.A.) e, por fim, a Análise de Redes Sociais foi utilizada através do software Gephi[®] 0.9.1 para Mac (MacRoman, France), tendo-se recorrido à métrica de Grau e Autovetor.

FIABILIDADE

Reanalisou-se dez por cento (10%) da amostra ($n = 210$ ações) para calcular a fiabilidade interobservador, apresentando valores de Kappa de Cohen superiores aos 0.75 sugeridos pela literatura especializada ⁽⁹⁾, variando entre 0.80 e 1.

RESULTADOS

A título ilustrativo, é possível observar algumas diferenças e semelhanças nas redes relativas à Centralidade de Grau e de Autovetor do KIII expostas abaixo (FIGURA 1).

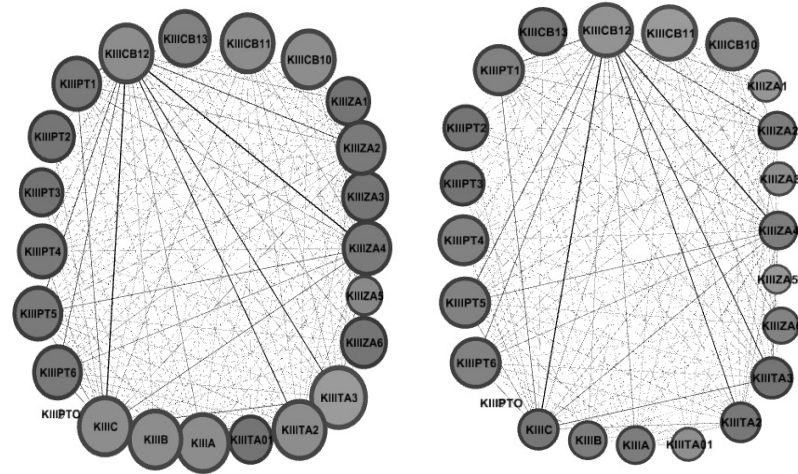


FIGURA 1. Exemplo da rede do KIII com a métrica de Grau e de Autovetor respectivamente.

Os valores das variáveis em que emergem diferenças nos complexos aparecem no quadro abaixo (QUADRO 1); as restantes apresentaram distribuições de valores semelhantes e não foram expostas pois ocupariam muito espaço.

QUADRO 1. Valores de Centralidade de Grau e de Autovetor das variáveis.

VARIÁVEIS										
Condições de Distribuição										
	Grau					Autovetor				
	KI	KII	KIII	KIV	KV	KI	KII	KIII	KIV	KV
A	23	22	24	16	14	0.23	0.27	0.30	0.20	0.21
B	25	22	20	13	13	0.29	0.27	0.26	0.63	0.20
C	31	31	32	16	13	0.37	0.40	0.46	0.65	0.19
Tempo de Ataque										
	Grau					Autovetor				
	KI	KII	KIII	KIV	KV	KI	KII	KIII	KIV	KV
1	38	31	19	21	28	0.42	0.41	0.27	0.29	0.44
2	45	38	30	28	33	0.49	0.51	0.40	0.36	0.47
3	45	38	30	27	20	0.58	0.51	0.39	0.36	0.31

	Composição do Bloco				Tipo de KV	
	Grau		Autovetor		Grau	Autovetor
	KI	KII	KI	KII	Freeball	0.91
B0	31	45	0.37	0.44	Downball	0.91
B1	38	55	0.44	0.66	Zona Alvo do KV	
B2	36	55	0.47	0.67	Z. Defesa	1.00
B3	29	35	0.37	0.53	Z. Ataque	0.91

No KI, como a maioria das equipas utilizam recebedores na Zona 1, 6 e 5, estas apresentaram os maiores valores de centralidade. No KII e KIII, estas mesmas zonas apresentaram os maiores valores. Porém, no KIII, há o acréscimo da Zona 4 tanto na medida de Grau quanto no Autovetor. A Condição de Distribuição C apresentou valores elevados no KI, KII, KIII e KIV. No KIV, a CD A e C apresentaram os maiores valores de Grau, enquanto que com o Autovetor a mais influente foi a CD C, sendo que a CD A apresentou o menor valor em comparação com todos os outros Complexos de Jogo. O KV revelou a CD A como sendo o maior valor na medida de Grau e no Autovetor.

As Zonas de Ataque 2 e 4 apresentaram os maiores valores nos Complexos I, II, III, IV para ambas as medidas de centralidade. O KV, além das anteriores, apresentou o acréscimo da Zona 3. Os Tempos de Ataque 2 e 3 no KI apresentaram o mesmo valor de Grau, enquanto que no Autovetor o Tempo 3 foi mais influente, seguido dos Tempos 2 e 1. O Bloco Simples apresentou o maior valor de Grau, seguido do Bloco Duplo no KII na variável Composição do Bloco, enquanto que para o Autovetor o Bloco Duplo foi o mais influente. No KIII, os Blocos Duplo e Simples apresentaram o mesmo valor de Grau, enquanto que no Autovetor o maior valor de influência foi o Bloco Duplo.

DISCUSSÃO

A ARS forneceu resultados interessantes ao revelar um caráter sistémico e relacional entre todas as variáveis dentro dos seis Complexos de Jogo. O voleibol, por estar condicionado aos três toques, acaba por influenciar o resultado da métrica de Grau⁽⁶⁾, em que leva em conta o número de ligações em cada nó^(1,16). Porém, ao analisar os resultados utilizando a centralidade de Autovetor, reparámos que as diferenças entre as duas métricas são consideravelmente reduzidas. Tendo em vista que a Centralidade de Grau se refere às conexões diretas entre os nós, enquanto que a de Autovetor considera as relações diretas e indiretas, Borgatti⁽⁴⁾ menciona que a centralidade de Grau é similar à de Autovetor, podendo considerar também o Grau como uma medida de influência, tendo em vista que influência é a capacidade de afetar outros nós diretamente ou num reduzido período.

Apesar desta similaridade, existem alguns casos em que o Grau confere diferenças entre duas categorias e o Autovetor não, sobretudo quando têm valores próximos, como é o caso do Tempo de Ataque 2 e 3 no KIII, a Composição do Bloco no KIII, ou os valores do Tipo de KV (Freeball ou Downball). Assim, a medida de Autovetor pode ser justificada como um fator de correção, isto é, as ligações indiretas traduzem-se, de facto, em diferenças na relação de pesos. Logo, a métrica de Autovetor parece ser uma métrica mais 'fina', mais ajustada, mais robusta.

Em termos práticos, cabe salientar ainda os elevados valores no que toca a ações realizadas "fora de sistema" como, por exemplo, as Condições de Distribuição C e o Tempo de Ataque 3 em diversos complexos (KI, KII, KIII e KIV), influenciando nos valores elevados das Zonas de Ataque 2 e 4, em que as poucas opções de ataque e tempos de ataque mais lentos forçaram a grande utilização destas zonas. Estes resultados denotam um olhar mais específico por parte dos treinadores nos diferentes momentos do jogo e às ações desempenhadas em piores condições de execução.

REFERÊNCIAS

1. AAVV. Social Network Analysis: Theory and Applications.
2. Afonso J, Mesquita I (2011). Determinants of block cohesiveness and attack efficacy in high-level women's volleyball. *European Journal of Sport Science* 11, 1: 69-75.
3. Bonacich P (2007). Some unique properties of eigenvector centrality. *Social Networks* 29, 4: 555-564.
4. Borgatti SP (2005). Centrality and network flow. *Social Networks* 27, 1: 55-71.
5. Clemente FM, Martins FML, Kalamaras D, Mendes RS (2015). Network analysis in basketball: inspecting the prominent players using centrality metrics. *Journal of Physical Education and Sport* 15, 2: 212.
6. Clemente FM, Martins FML, Mendes RS (2015). There are differences between centrality levels of volleyball players in different competitive levels? *Journal of Physical Education and Sport* 15, 2: 272.
7. Couceiro MS, Clemente FM, Martins FML, Mendes RS, Figueiredo AJ (2014). A network approach to characterize the teammates interactions on football: A single match analysis.
8. Fewell JH, Armbruster D, Ingraham J, Petersen A, Waters JS (2012). Basketball teams as strategic networks. *PLoS one* 7, 11: e47445.
9. Fleiss JL, Levin B, Paik MC (2013). *Statistical methods for rates and proportions*: John Wiley & Sons.
10. Gama J, Dias G, Couceiro M, Belli R, Vaz V, Ribeiro J, Figueiredo A (2016). Networks and centroid metrics for understanding football. *South African Journal for Research in Sport, Physical Education and Recreation* 38, 2: 75-90.
11. Hurst M, Loureiro M, Valongo B, Laporta L, Nikolaidis P, Afonso J (2017). Systemic Mapping of High-Level Women's Volleyball using Social Network Analysis: The Case of Attack Coverage, Freeball and Downball. *Montenegrin Journal of Sports Science and Medicine* 6.
12. Hurst M, Loureiro M, Valongo B, Laporta L, Nikolaidis PT, Afonso J (2016). Systemic Mapping of High-Level Women's Volleyball using Social Network Analysis: The Case of Serve (K0), Side-out (KI), Side-out Transition (KII) and Transition (KIII). *International Journal of Performance Analysis in Sport* 16, 2.
13. Loureiro M, Hurst M, Valongo B, Laporta L, Nikolaidis P, Afonso J (in press). A comprehensive mapping of high-level men's volleyball game through Social Network Analysis: Analyzing complexes 0, I, II and III. *Montenegrin Journal of Sports Science and Medicine*.
14. Muñoz MA (2003). Propuesta estructural del desarrollo del juego en voleibol. In: Mesquita I, Moutinho C, Faria R (ed.). *Investigação em Voleibol Estudos Ibéricos*. Porto: FCDEF-UP, 142-149
15. Muñoz MA (2007). Construcción de un sistema observacional para el análisis de la acción de juego en voleibol. A Coruña: Universidade da Coruña.
16. Wasserman S, Faust K (1994). *Social network analysis: Methods and applications*: Cambridge university press.