

# Identificación del Modelo de Juego de Tigres Desde una Perspectiva Probabilística

## Identifying Playing Model of Tigres From a Probabilistic Perspective

José Carlos Espinoza<sup>1</sup>

Autor de correspondencia: José Carlos Espinoza, jose.espinozabr@uanl.edu.mx

<sup>1</sup>Universidad Autónoma de Nuevo León, México.

### Cómo citar:

Espinoza, J. C. (2026). Identificación del Modelo de Juego de Tigres Desde una Perspectiva Probabilística. *Revista De Ciencias Del Ejercicio FOD*, 21(1), 66–74.

DOI://10.29105/rce-fod.v21i1.160

Enero-Junio-160

### Link para acceder al artículo:

<https://doi.org/10.29105/rce-fod.v21i1.160>



Este artículo es un artículo de acceso abierto distribuido bajo los términos y condiciones de Creative Commons Licencia de atribución (CC BY-NC) (Creative Commons Atribución-No-Comercial 4.0)

### Resumen

**Objetivo:** identificar el modelo de juego del club de fútbol profesional Tigres durante el periodo 2024–2025, comprendido por los torneos Apertura 2024 y Clausura 2025. **Métodos:** la identificación se aborda desde una perspectiva probabilística mediante el uso de modelos ocultos de Markov, adecuados para modelar procesos de Markov subyacentes no observados. Se analizaron 15 variables de rendimiento deportivo, incluyendo posesión de balón, faltas, tiros de esquina, centros, toques de balón, entradas, intercepciones, duelos aéreos ganados, despejes, balones largos, fueras de lugar, saques de meta, saques de banda, tarjetas amarillas y tarjetas rojas. **Resultados:** se identificaron tres modelos de juego distintos, clasificados como dominio posicional, repliegue defensivo y ataque directo. Durante el periodo de estudio, el equipo contó con dos entrenadores, cada uno asociado predominantemente con un modelo de juego específico. **Conclusiones:** los resultados confirman la pertinencia del uso de modelos ocultos de Markov para la identificación de estructuras tácticas latentes en el fútbol profesional. Este enfoque proporciona una aproximación probabilística robusta para el análisis del comportamiento colectivo, contribuyendo al estudio longitudinal del rendimiento deportivo y favoreciendo una toma de decisiones tácticas más informada.

**Palabras Clave:** fútbol, modelo de juego, análisis táctico, modelos probabilísticos, modelos ocultos de Markov.

### Abstract

**Objective:** to identify the playing model of the professional football club Tigres during the 2024–2025 period, comprising the Apertura 2024 and Clausura 2025 tournaments. **Methods:** the identification is approached from a probabilistic perspective using Hidden Markov Models, which are suitable for modeling underlying unobserved Markov processes. A total of 15 performance variables were analyzed, including ball possession, fouls, corner kicks, crosses, touches, tackles, interceptions, aerial duels won, clearances, long balls, offsides, goal kicks, throw-ins, yellow cards, and red cards. **Results:** three distinct playing models were identified, classified as positional dominance, defensive retreat, and direct attack. During the study period, the team had two head coaches, each predominantly associated with a particular playing model. **Conclusions:** the results confirm the relevance of Hidden Markov Models for identifying latent tactical structures in professional football. This approach provides a robust probabilistic framework for analyzing collective team behavior, contributing to longitudinal performance analysis and supporting more informed tactical decision-making.

**Keywords:** football, playing model, tactical analysis, probabilistic models, Hidden Markov Models.

## Introducción

En el fútbol profesional, la comprensión del comportamiento colectivo de los equipos requiere la identificación de patrones recurrentes de interacción entre jugadores en diferentes contextos de partido. En la literatura de análisis del rendimiento, un modelo de juego se define como un patrón estable y recurrente de comportamientos colectivos ofensivos y defensivos, observable a través de indicadores técnico-tácticos y físicos, y condicionado por el contexto del partido (Garganta, 2008, 2009; Grehaigne et al., 1997; Hughes & Bartlett, 2002). En esta línea, autores como McGarry et al. (2002) y Garganta (2009) señalan que el modelo de juego no es directamente observable; se infiere a partir de indicadores de juego y puede cambiar dinámicamente durante un partido, lo que justifica la aplicación de enfoques probabilísticos como los modelos ocultos de Markov (HMM).

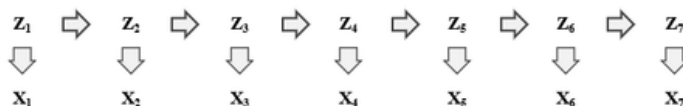
El uso de indicadores técnico-tácticos para caracterizar el comportamiento colectivo ha sido ampliamente documentado. Lago-Peñas y Dellal (2010) destacan la relevancia de la posesión de balón para evaluar estilos de juego, mientras que Lago-Peñas et al. (2010) y Tenga et al. (2010) subrayan la utilidad de comparar estrategias de juego directo frente a juego posicional. En paralelo, los avances metodológicos en el análisis de patrones latentes permiten conceptualizar cada estado oculto de un HMM como un modelo de juego del equipo.

Este enfoque ha sido respaldado por investigaciones previas que aplican modelos de Markov en deportes colectivos (Goldner, 2012; Hirotsu & Wright, 2002; Holmes et al., 2023; McGarry, 2004; Pfeiffer et al., 2010; Sarcevic et al., 2021) y por fundamentos teóricos sobre HMM (Rabiner, 1989; Zucchini et al., 2016).

Los HMM son modelos en los que la distribución que genera una observación depende del estado de un proceso de Markov subyacente y no observado, los cuales proporcionan modelos flexibles de propósito general para series temporales univariadas y multivariadas, especialmente para series discretas (Zucchini et al., 2016).

## Figura 1

Modelos ocultos de Markov para el caso de 7 observaciones



La Figura 1 muestra la relación entre el proceso no observado, el cual satisface la propiedad de Markov, y el proceso dependiente, donde. Y la distribución de solo depende del estado actual y no de los estados previos ni de las observaciones anteriores. Por lo cual se puede decir que:

$$Pr(Z_t | Z_{1:t}) = Pr(Z_t | Z_{t-1})$$

$$Pr(X_t | X_{1:t}, Z_t) = Pr(X_t | Z_t)$$

Por lo tanto, los HMM resultan útiles para identificar el estado latente del sistema dinámico del partido (modelo de juego) a partir de series temporales discretas (indicadores de rendimiento en fútbol). De acuerdo con la Figura 1, sería el modelo de juego y las variables de rendimiento deportivo. De esta forma, cada partido se modela como una serie temporal de observaciones discretas, y los HMM permiten inferir qué modelo de juego estaba activo en cada jornada, facilitando comparaciones entre entrenadores y contextos de partido. Este enfoque permite no solo identificar patrones de juego predominantes, sino también analizar su evolución a lo largo de una temporada y evaluar la influencia de distintos entrenadores en la adopción de modelos específicos.

A partir de lo anterior, el problema de investigación se centra en la falta de evidencia cuantitativa sobre cómo los equipos profesionales en México adoptan y modifican sus modelos de juego a lo largo de una temporada, y cómo estas transiciones se relacionan con el contexto táctico y la dirección técnica. El objetivo del estudio es identificar y caracterizar los modelos de juego del club Tigres en el periodo 2024-2025 mediante un enfoque probabilístico basado en HMM.

La pregunta de investigación que guía este trabajo es, ¿cuáles son los modelos de juego predominantes de Tigres y cómo evolucionan a lo largo de la temporada bajo distintos entrenadores? Finalmente, la hipótesis de investigación plantea que los modelos de juego se presentan como estados latentes identificables mediante HMM, con transiciones influenciadas por la estrategia del entrenador y las condiciones del partido, mostrando patrones distintos de persistencia y cambio entre cada modelo.

## **Materiales y métodos**

### **Diseño**

El presente estudio se desarrolló bajo un diseño observacional, descriptivo y longitudinal, con un enfoque cuantitativo. El objetivo fue identificar y caracterizar los modelos de juego del club de fútbol profesional Tigres a lo largo de la temporada 2024–2025 mediante un enfoque probabilístico. El análisis se realizó a nivel de partido, considerando la evolución temporal del comportamiento colectivo del equipo durante dos torneos cortos consecutivos (Apertura 2024 y Clausura 2025).

### **Muestra**

La muestra estuvo conformada por los 34 partidos oficiales disputados por el club Tigres durante la fase regular de los torneos Apertura 2024 y Clausura 2025 de la Liga MX. Durante el periodo de estudio, el equipo contó con dos entrenadores distintos. Cada observación correspondió a un partido, a partir del cual se extrajeron variables de rendimiento colectivo del equipo. El estudio se basó exclusivamente en el análisis de datos secundarios agregados a nivel de equipo y provenientes de competiciones oficiales.

## **Instrumentos**

Se emplearon registros estadísticos oficiales de partidos para la obtención de las variables de rendimiento deportivo. Los datos utilizados provienen del sitio especializado en estadística deportiva Sports-Reference (2025), del cual se extrajeron los registros oficiales de rendimiento colectivo correspondientes a cada partido. A partir de estas fuentes se construyó una base de datos que incluyó 15 variables cuantitativas, definidas operacionalmente de la siguiente manera:

1. Posesión de balón: porcentaje de tiempo durante el cual el equipo controla el balón a lo largo del partido.
2. Faltas: número total de acciones que infringen el reglamento y son sancionadas por el árbitro.
3. Tiros de esquina: reanudaciones del juego concedidas al equipo atacante cuando el balón sale por la línea de fondo tras ser tocado por la defensa.
4. Centros: número de pases largos o elevados enviados desde las bandas hacia el área rival.
5. Toques de balón: cantidad total de contactos realizados por los jugadores del equipo con el balón durante el partido.
6. Entradas: acciones defensivas orientadas a recuperar el balón mediante contacto físico con el oponente.
7. Intercepciones: número de ocasiones en las que un jugador corta un pase del equipo contrario anticipándose a la jugada.
8. Duelos aéreos ganados: cantidad de disputas de balón en el aire que el equipo logra ganar.
9. Despejes: acciones defensivas realizadas para alejar el balón del área propia.
10. Balones largos: pases de larga distancia ejecutados generalmente desde zonas defensivas hacia zonas ofensivas.
11. Fuera de lugar: infracciones sancionadas cuando un jugador se encuentra en posición adelantada al recibir el balón.
12. Saques de meta: reanudaciones del juego desde el área de meta cuando el balón sale por la línea de fondo tras ser tocado por el ataque.

13. Saques de banda: reanudaciones del juego desde las bandas laterales cuando el balón sale por los costados del campo.

14. Tarjetas amarillas: número de sanciones disciplinarias impuestas por infracciones moderadas.

15. Tarjetas rojas: número de sanciones disciplinarias impuestas por faltas graves o por la acumulación de dos tarjetas amarillas.

## Procedimiento

Una vez recopilados los datos de todos los partidos del periodo de estudio, se realizó una depuración inicial para verificar la consistencia y completitud de los registros. Posteriormente, las variables fueron organizadas en una matriz de observaciones por partido. Con el fin de asegurar la comparabilidad entre variables, estas fueron estandarizadas antes del análisis probabilístico. A continuación, se aplicó un modelo oculto de Markov para identificar estados latentes que representarían distintos modelos de juego. Cada estado se caracterizó por un patrón específico de probabilidades asociado a las variables de rendimiento consideradas.

## Análisis de los datos

El análisis de los datos se llevó a cabo utilizando el software estadístico de R, mediante modelos ocultos de Markov, los cuales permiten modelar procesos estocásticos en los que el estado subyacente no es directamente observable, pero puede inferirse a partir de variables observadas. Se estimaron modelos con distinto número de estados, seleccionándose el modelo final en función de criterios de información y parsimonia. Una vez identificado el número óptimo de estados, se analizaron las probabilidades de emisión asociadas a cada variable para interpretar y clasificar los modelos de juego resultantes. Asimismo, se examinó la secuencia temporal de los estados para evaluar la prevalencia de cada modelo a lo largo de la temporada y su relación con los cambios en la dirección técnica.

## Criterios de inclusión y exclusión

Se incluyeron en el análisis todos los partidos que cumplieron con los siguientes criterios:

- Partidos oficiales disputados por el club Tigres durante los torneos Apertura 2024 y Clausura 2025 de la Liga MX.

- Encuentros con registro estadístico completo de las variables de rendimiento consideradas en el estudio.

- Partidos cuyos datos estuvieran disponibles en el sitio especializado en estadística deportiva Sports-Reference (2025).

- Partidos correspondientes a la fase regular, siempre que cumplieran con los criterios anteriores.

Se excluyeron del análisis los partidos que presentaron alguna de las siguientes características:

- Encuentros de fases finales, partidos amistosos, de preparación o no oficiales.

- Partidos correspondientes a competiciones distintas a la Liga MX durante el periodo de estudio.

- Registros con datos incompletos, inconsistentes o faltantes en alguna de las variables analizadas.

- Encuentros cuyos datos no estuvieran disponibles o no pudieran ser verificados en Sports-Reference (2025).

## Consideraciones éticas

El estudio se basó exclusivamente en el análisis de datos secundarios provenientes de competiciones oficiales y de acceso público, sin intervención directa sobre seres humanos ni animales. Por lo tanto, no fue necesaria la aprobación de un comité de ética.

## Resultados

Previo a la identificación de estados ocultos, se calcularon los criterios de información de Akaike (AIC) y el Bayesiano (BIC), para determinar el número de estados óptimo para identificar el número de estados latentes que mejor explicaban el comportamiento temporal del rendimiento del equipo.

### Figura 2

Selección del modelo



En la Figura 2 se observa el valor de los criterios de información AIC y BIC, los cuales son útiles para seleccionar el número de estados asociados a la dinámica del desempeño deportivo de Tigres, basados en la verosimilitud. Dichos criterios indicaron que el número de estados óptimos fue de 3, lo que permite identificar 3 modelos de juego distintos en los partidos de Tigres.

### Tabla 1

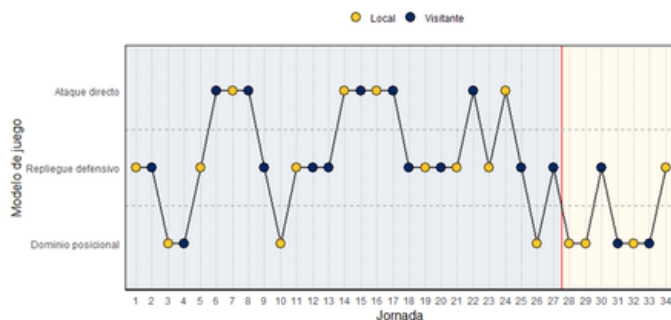
Características y variables asociadas a los modelos de juego identificados

	Ataque directo	Repliegue defensivo	Dominio posicional
<b>Características</b>	Modelo enfocado en la progresión rápida del balón con pocos pases, buscando profundidad inmediata.	Modelo centrado en proteger el área propia, formar un bloque bajo y reducir espacios.	Modelo caracterizado por el control del balón, circulación constante y progresión organizada.
<b>Variables con valores altos</b>	Balones largos, saques de meta, centros, duelos aéreos ganados, fueras de lugar.	Entradas, intercepciones, despejes, duelos aéreos ganados, saques de meta.	Posesión de balón, toques de balón, centros, tiros de esquina, fueras de lugar, saques de banda.
<b>Variables con valores bajos</b>	Toques de balón, posesión de balón.	Posesión de balón, centros, tiros de esquina.	Balones largos, despejes, saques de meta.

En la Tabla 1 se aprecian las características principales y las variables de rendimiento asociadas a cada modelo de juego.

## Figura 3

Identificación del modelo de juego de Tigres con modelos ocultos de Markov



La Figura 3 contiene la identificación del modelo de juego de Tigres a lo largo de las 34 jornadas comprendidas en el periodo de estudio. Cabe destacar que en dicho periodo, el equipo tuvo dos distintos entrenadores, durante los primeros 27 partidos (17 partidos del Apertura 2024 y 10 del Clausura 2025) contó con el entrenador serbio Veljko Paunovic, quien dirigió al equipo desde el 9 de junio de 2024 hasta el 2 de marzo de 2025, por lo cual, a partir del partido 28 y hasta el 34 (7 partidos) tuvo al frente del equipo al argentino Guido Pizarro, quien estuvo en el mando desde el 2 de marzo de 2025, por lo cual su primer partido fue en el correspondiente a la jornada 11 del torneo Clausura 2025. Lo anterior puede notarse en la figura, ya que el momento a partir del cual hubo nuevo entrenador se ha delimitado con una línea roja, donde el fondo azul corresponde al mandato de Paunovic y el amarillo a Pizarro.

### Tabla 2

Modelos de juego por entrenador

	Paunovic	Pizarro
Ataque directo	9	0
Repliegue defensivo	14	2
Dominio posicional	4	5

En la Tabla 2 se muestra evidencia relativa a una clara diferencia en la adopción de modelos de juego entre los dos entrenadores de Tigres durante la temporada 2024–2025. Bajo la dirección de Paunovic, el equipo mostró predominancia del repliegue defensivo (14 partidos = 51.85%), seguido por el ataque directo (9 partidos = 33.33%) y un uso menor del dominio posicional (4 partidos = 14.81%). En contraste, con Pizarro al mando, el dominio posicional se convirtió en el modelo más frecuente (5 partidos = 71.42%), mientras que el repliegue defensivo se registró en menor medida (2 partidos = 28.57%) y el ataque directo no se observó en ningún encuentro. Estos resultados sugieren que el cambio de entrenador estuvo asociado a una reconfiguración significativa del estilo de juego, pasando de un enfoque defensivo y directo a uno orientado al control posicional del balón.

**Tabla 3**

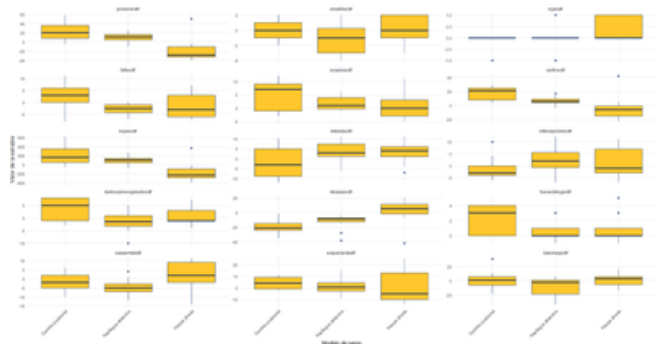
*Matriz de probabilidades de transición*

	Ataque directo	Repliegue defensivo	Dominio posicional
Ataque directo	0.444	0.556	0.000
Repliegue defensivo	0.333	0.400	0.267
Dominio posicional	0.000	0.444	0.556

La Tabla 3 detalla la matriz de probabilidades de transición, la cual refleja la dinámica de cambio entre los modelos de juego de Tigres a lo largo de la temporada. Los resultados indican que el ataque directo tiende a persistir en el mismo modelo en el 44.4% de los casos, pero en el 55.6% de las ocasiones transita hacia el repliegue defensivo y nunca hacia el dominio posicional. Por su parte, el repliegue defensivo muestra cierta estabilidad (40%) pero presenta probabilidades de transición tanto al ataque directo (33.3%) como al dominio posicional (26.7%), evidenciando su carácter intermedio y flexible. Finalmente, el dominio posicional se mantiene en el mismo estado en el 55.6% de los casos, mientras que en el 44.4% de los partidos cambia hacia el repliegue defensivo, y no transita directamente al ataque directo. En conjunto, estos patrones sugieren que los modelos de juego conllevan grados distintos de persistencia y flexibilidad, siendo el repliegue defensivo el más transitorio y el dominio posicional y ataque directo más estables dentro de sus respectivos contextos.

**Figura 4**

Distribución de variables por modelo de juego



En la Figura 4 se aprecia la distribución de cada una de las 15 variables por modelo de juego, donde puede confirmarse la existencia de determinadas características asociadas a cada uno de ellos. Tal es el caso de intercepciones, entradas, despejes, saques de meta y balón largo, en el caso de ataque directo; y la posesión, toques, centros, tiros de esquina y fuera de lugar, en el caso de dominio posicional.

## Discusión

Los resultados de este estudio confirman la utilidad de los modelos ocultos de Markov para identificar patrones de juego en fútbol profesional, permitiendo diferenciar tres modelos predominantes: ataque directo, repliegue defensivo y dominio posicional. La selección de tres estados latentes, respaldada por los criterios AIC y BIC, no solo responde a un criterio estadístico, sino que también resulta consistente con la interpretación táctica de las variables observadas, lo que sugiere que el modelo captura adecuadamente la estructura subyacente del juego.

A diferencia de enfoques tradicionales basados en análisis descriptivos o clustering estático, el uso de HMM permite modelar explícitamente la dinámica temporal del juego, capturando transiciones entre estados y ofreciendo una representación más realista del fútbol como sistema dinámico. En este sentido, el modelo no solo identifica estilos de juego, sino que también permite analizar cómo estos evolucionan a lo largo de la temporada, lo cual constituye una aportación relevante frente a la literatura previa.

Los hallazgos son consistentes con estudios que conceptualizan los modelos de juego como estados emergentes dentro de sistemas dinámicos complejos (Garganta, 2009; Grehaigne et al., 1997; McGarry et al., 2002). Asimismo, coinciden con la evidencia empírica que destaca la importancia de variables técnico-tácticas como la posesión, los centros y los balones largos para caracterizar estilos de juego (Lago-Peñas et al., 2010; Lago-Peñas & Dellal, 2010; Tenga et al., 2010).

En línea con enfoques más recientes de analítica deportiva, diversos estudios han demostrado que los estilos de juego pueden ser identificados y cuantificados mediante técnicas estadísticas avanzadas y datos de alta frecuencia (Fernández & Bornn, 2018; Pappalardo et al., 2019), lo cual refuerza la validez del enfoque probabilístico adoptado en este trabajo. Sin embargo, a diferencia de estos enfoques basados en datos espaciales detallados, el presente estudio utiliza variables agregadas, lo que implica un trade-off entre disponibilidad de datos y nivel de granularidad.

Por otra parte, el análisis por entrenador revela que la dirección técnica desempeña un papel determinante en la configuración de los modelos de juego. Mientras que bajo Paunovic predominó un enfoque más defensivo y directo, con Pizarro se observa una transición hacia un estilo más posicional y orientado al control del balón. Este resultado no solo es intuitivamente consistente con la teoría táctica, sino que además proporciona evidencia cuantitativa de cómo los cambios en liderazgo pueden traducirse en transformaciones estructurales del comportamiento colectivo.

Finalmente, estos resultados sugieren que la combinación de HMM con variables técnico-tácticas constituye una herramienta robusta para el análisis estratégico en fútbol profesional. No obstante, es importante considerar que la identificación de estados latentes depende de la especificación del modelo y de las variables incluidas, por lo que futuras investigaciones podrían explorar extensiones multivariadas más complejas o incorporar información contextual adicional para mejorar la precisión y la interpretabilidad de los modelos.

## Conclusiones

El presente estudio cumplió con su objetivo de identificar y caracterizar los modelos de juego del club Tigres durante la temporada 2024-2025 mediante un enfoque probabilístico basado en modelos ocultos de Markov (HMM). La metodología aplicada permitió inferir estados latentes del sistema dinámico del partido a partir de 15 variables técnico-tácticas, proporcionando un marco cuantitativo robusto para el análisis del comportamiento colectivo del equipo.

Entre los hallazgos principales se observa que Tigres utilizó predominantemente tres modelos de juego: ataque directo, repliegue defensivo y dominio posicional. La adopción de estos modelos varió significativamente según el entrenador: Paunovic mostró un estilo más defensivo y directo, mientras que Pizarro priorizó el dominio posicional.

Este estudio aporta a la literatura de análisis del rendimiento deportivo al demostrar la aplicabilidad de HMM para la identificación de modelos de juego en fútbol profesional y la cuantificación de su evolución temporal. Los resultados complementan investigaciones previas sobre factores que explican el rendimiento colectivo en Tigres (Espinoza, 2025), y refuerzan la utilidad de indicadores técnico-tácticos para el seguimiento y comparación de estrategias de juego entre entrenadores y contextos de partido, lo que a su vez propicia a una toma de decisiones informada, ya sea del cuerpo técnico o de la directiva.

Entre las limitaciones se encuentra el uso de datos de rendimiento agregados por partido, lo que impide identificar cambios tácticos dentro de un mismo encuentro. Para investigaciones futuras, se sugiere emplear series temporales más detalladas, incluyendo análisis por intervalos de juego y situaciones específicas, así como ampliar la aplicación a otros equipos y ligas, lo que permitiría validar la generalización de los patrones de juego y la robustez del enfoque HMM en distintos contextos competitivos.

## Referencias

- Espinoza, J. C. (2025). Modelado Estadístico del Rendimiento Deportivo: Factores que Explican la Probabilidad de Victoria de Tigres 2024-2025. *Revista De Ciencias Del Ejercicio FOD*, 20(2), 71–84. <https://doi.org/10.29105/rce-fod.v20i2.150>
- Fernández, J. & Bornn, L. (2018). Wide Open Spaces: A statistical technique for measuring space creation in professional soccer. MIT Sloan Sports Analytics Conference 2018. <https://www.sloansportsconference.com/research-papers/wide-open-spaces-a-statistical-technique-for-measuring-space-creation-in-professional-soccer>
- Garganta, J. (2008). Modelação táctica em jogos desportivos – A desejável cumplicidade entre pesquisa, treino e competição. En F. Tavares, A. Graça, J. Garganta, & I. Mesquita (Eds.), *Olhares e Contextos da Performance nos jogosdesportivos* (pp. 108-121). Universidade do Porto: Faculdade de Desporto.
- Garganta, J. (2009). Trends of tactical performance analysis in team sports: Bridging the gap between research, training and competition. *Revista Portuguesa de Ciências do Desporto*, 9(1), 81–89. <https://doi.org/10.5628/rpcd.09.01.81>
- Goldner, K. (2012). A Markov Model of Football: Using Stochastic Processes to Model a Football Drive. *Journal of Quantitative Analysis in Sports*, 8(1), 1-18. <https://doi.org/10.1515/1559-0410.1400>
- Grehaigne J. F., Bouthier, D., & David, B. (1997). Dynamic-system analysis of opponent relationships in collective actions in soccer. *Journal of Sports Sciences*, 15(2), 137-49. <https://doi.org/10.1080/026404197367416>
- Hirotsu, N. & Wright, M. (2002). Using a Markov process model of an association football match to determine the optimal timing of substitution and tactical decisions. *Journal of the Operational Research Society*, 53(1), 88-96. <https://doi.org/10.1057/palgrave.jors.2601254>
- Holmes, B., McHale, I. G. & Zychaluk, K. (2023). A Markov chain model for forecasting results of mixed martial arts contests. *International Journal of Forecasting*, 39(2), 623-640. <https://doi.org/10.1016/j.ijforecast.2022.01.007>
- Hughes, M. D. & Bartlett, R. M. (2002). The use of performance indicators in performance analysis. *Journal of Sports Sciences*, 20(10), 739-54. <https://doi.org/10.1080/026404102320675602>
- McGarry, T. (2004). Models of sports contests. Markov processes, dynamical systems and neural networks. En I. Franks & M. Hughes (Eds.), *Notational analysis of sport* (pp. 257–270). <https://doi.org/10.4324/9780203641958>
- McGarry, T., Anderson, D., Wallace, S., Hughes, M., & Franks, I. M. (2002). Sport competition as a dynamical self-organizing system. *Journal of Sports Sciences*, 20(10), 771–781. <https://doi.org/10.1080/026404102320675620>
- Lago-Peñas, C. & Dellal, A. (2010). Ball possession strategies in elite soccer according to the evolution of the match-score: The influence of situational variables. *Journal of Human Kinetics*, 25, 93–100. <https://doi.org/10.2478/v10078-010-0036-z>
- Lago-Peñas, C., Lago-Ballesteros, J., Dellal, A., & Gómez, M. (2010). Game-Related Statistics that Discriminated Winning, Drawing and Losing Teams from the Spanish Soccer League. *Journal of sports science & medicine*, 9(2), 288–293.

## Declaración de uso de inteligencia artificial

Se utilizaron herramientas de inteligencia artificial con el fin de realizar correcciones gramaticales y optimizar el algoritmo computacional que proporciona los resultados probabilísticos. El autor revisó y editó todo el contenido y asume la plena responsabilidad de la precisión, originalidad e integridad del manuscrito.

Pappalardo, L., Cintia, P., Rossi, A., Massucco, E., Ferragina, P., Pedreschi, D., & Giannotti, F. (2019). A public data set of spatio-temporal match events in soccer competitions. *Scientific Data*, 6, 236. <https://doi.org/10.1038/s41597-019-0247-7>

Pfeiffer, M., Zhang, H., & Hohmann, A. (2010). A Markov Chain Model of Elite Table Tennis Competition. *International Journal of Sports Science & Coaching*, 5(2), 205-222. <https://doi.org/10.1260/1747-9541.5.2.205>

Rabiner, L. R. (1989). A tutorial on hidden Markov models and selected applications in speech recognition. *Proceedings of the IEEE*, 77(2), 257-286. <https://doi.org/10.1109/5.18626>

Sarcevic, A., Pintar, D., Vranic, M., & Gojsalic, A. (2021). Modeling In-Match Sports Dynamics Using the Evolving Probability Method. *Applied Sciences*, 11(10). <https://doi.org/10.3390/app11104429>

Sports-Reference (2025). 2024-2025 UANL Stats. <https://fbref.com/en/squads/d9e1bd51/2024-2025/UANL-Stats>

Tenga, A., Holme, I., Ronglan, L. T., & Bahr, R. (2010). Effect of playing tactics on goal scoring in Norwegian professional soccer. *International Journal of Performance Analysis in Sport*, 28(3), 237-244. <https://doi.org/10.1080/02640410903502774>

Zucchini, W., MacDonald, I. L. y Langrock, R. (2016). *Hidden Markov Models for Time Series. An Introduction Using R* (2da ed.). CRC Press.