

RCL Talent Radar: Sprint 01

Reporte de Inteligencia: Jugadores Ofensivos Sudamérica

Pablo Cordone Sánchez

2026-03-05

1. Metodología

Para este Sprint se utilizó el **Índice de Amenaza Ofensiva (IAO)**, un indicador que evalúa el peligro real generado por cada 90 minutos de juego efectivo en tres dimensiones:

- **Finalización (30%):** $(3.0 * goals) + (2.0 * xG) + (1.0 * shotValueNormalized) - (1.0 * bigChanceMissed)$
- **Creación (40%):**
 $(3.0 * assists) + (2.0 * xA) + (1.5 * bigChanceCreated) + (1.0 * passValueNormalized) + (0.2 * keyPass)$
- **Desequilibrio (30%):**
 $(1.0 * dribbleValueNormalized) + (0.5 * wonContest) + (0.1 * progressiveBallCarriesCount) - (0.1 * possessionLostCtrl)$

Sin embargo, al auditar el dataset provisto, detectamos una limitación estructural crítica: las métricas de *Expected Goals (xG)* y *Expected Assists (xA)* presentan un **82% y 72% de valores nulos (NAs)** respectivamente a nivel continental. Ligas como la de Argentina, Chile y Ecuador presentan un 100% de datos faltantes en estas variables.

Considerando este sesgo inicial, se creó una versión simplificada del **IAO** que elimina los valores de *xG* y *xA*, considerando únicamente las variables de tipo *ValueNormalized*

- **Finalización:** $(3.0 * goals) + (3.0 * shotValueNormalized) - (1.0 * bigChanceMissed)$
- **Creación:** $(3.0 * assists) + (1.5 * bigChanceCreated) + (3.0 * passValueNormalized) + (0.2 * keyPass)$
- **Desequilibrio:**
 $(1.0 * dribbleValueNormalized) + (0.5 * wonContest) + (0.1 * progressiveBallCarriesCount) - (0.1 * possessionLostCtrl)$

Para evitar perder información valiosa y caer en sesgos analíticos, se construyeron dos versiones del Top 10 aplicando ambos Modelos:

- **Modelo A:** Incluye el *xG* y *xA* en la fórmula.
- **Modelo B:** Elimina el *xG/xA* y transfiere todo el peso predictivo a las métricas *Value Normalized* (Shot y Pass Value), presentes en el 100% de la muestra.

2. El Experimento Comparativo (Top 10)

A continuación, exponemos cómo cambia el ecosistema de talento al modificar el tratamiento de los datos faltantes.

Modelo A: (xG / xA)

Este modelo refleja la realidad de jugadores que **sí cuentan** con métricas de tracking en sus ligas, pero penaliza con ceros a jugadores de ligas sin cobertura.

Jugador	Posición	Equipo	Liga	Minutos	IAO (Modelo A)
Kevin Méndez	M	Unión La Calera	Chile Primera División	333	7.03
Andreas Pereira	M	Palmeiras	Brasil Serie A	335	6.37
Fernando Zampedri	F	Universidad Católica	Chile Primera División	450	6.20
Alfredo Morelos	F	Atlético Nacional	Colombia Primera A	379	5.81
Daniel Valencia	F	América de Cali	Colombia Primera A	253	5.13
Alef Manga	M	Remo	Brasil Serie A	315	5.07
Danilo	M	Botafogo	Brasil Serie A	270	5.04
Victor Hugo	M	Atlético Mineiro	Brasil Serie A	336	4.99
Carlos Vinícius	F	Grêmio	Brasil Serie A	312	4.56
Jean Meneses	F	Deportes Limache	Chile Primera División	354	4.45

Modelo B: (Value Normalized)

Este modelo nivela la cancha para todo el continente, evaluando la calidad de la ejecución sin depender de los datos faltantes de las empresas proveedoras.

Jugador	Posición	Equipo	Liga	Minutos	IAO (Modelo B)
Kevin Méndez	M	Unión La Calera	Chile Primera División	333	8.44
Fernando Zampedri	F	Universidad Católica	Chile Primera División	450	7.15
Andreas Pereira	M	Palmeiras	Brasil Serie A	335	6.77
Maximiliano Gutiérrez	M	Huachipato	Chile Primera División	259	6.16
Danilo	M	Botafogo	Brasil Serie A	270	5.94
Daniel Castro	F	Deportes Limache	Chile Primera División	358	5.72
Jean Meneses	F	Deportes Limache	Chile Primera División	354	5.53
Claudio Aquino	M	Colo-Colo	Chile Primera División	255	5.33
Marcelino Moreno	M	CA Lanús	Argentina Primera División	358	5.21
Victor Hugo	M	Atlético Mineiro	Brasil Serie A	336	5.13

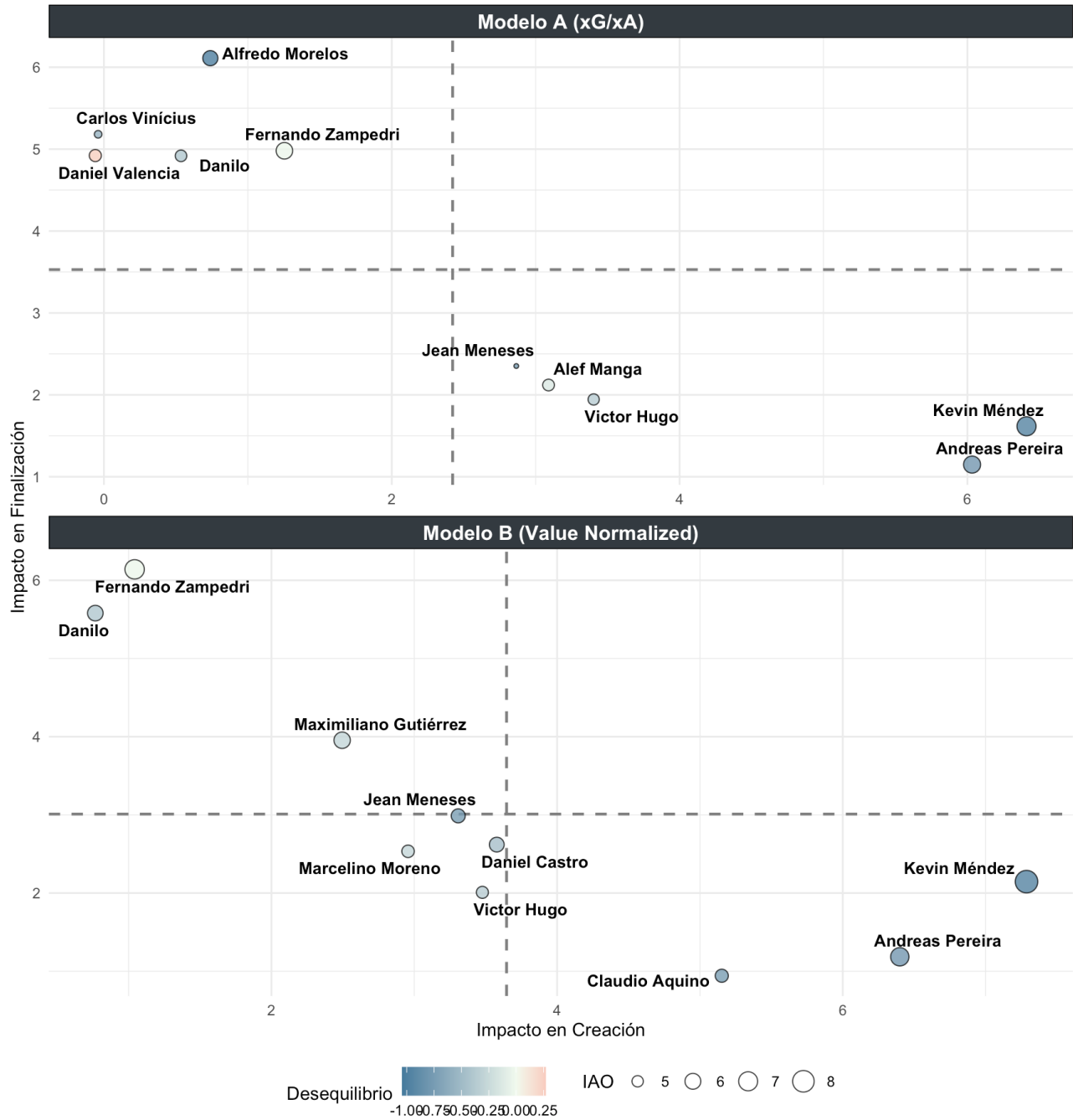
3. Matriz de Perfiles Ofensivos

El siguiente panel comparativo ilustra el efecto del sesgo de los datos faltantes. En primer lugar, el modelo tradicional premia a jugadores de ligas con tracking avanzado (como Alfredo Morelos), mientras que el modelo ajustado nivela la competencia basándose en la métrica *Value Normalized*.

El resultado fue una **polarización de perfiles** en el Modelo A y la emergencia de **perfiles híbridos** en el Modelo B. Mientras en el A existe una marcada diferencia entre Finalizadores y Creadores, el Modelo B destacó a jugadores con un rendimiento intermedio tanto en creación como en finalización.

Matriz de Impacto Táctico: Finalización vs. Creación

Comparación del Top 10 según el tratamiento de datos faltantes en Sudamérica.



4. Análisis y Conclusión

Al realizar este ejercicio comparativo de sensibilidad, podemos extraer conclusiones fundamentales para la dirección deportiva:

1. **La Élite Inmune:** Podemos concluir que, sin importar el modelo o los datos faltantes, **Kevin Méndez**¹, Andreas Pereira y Fernando Zampedri son los jugadores que sostienen un indicador altísimo que los posiciona de forma unánime en el Top de Sudamérica a la fecha. Su impacto es transversal a la fórmula matemática.
2. **El Sesgo de Cobertura (El caso Morelos):** El cambio más drástico radica en que, al integrar las variables de tracking (Modelo A), emergen con fuerza jugadores de la Liga Colombiana y Brasileña. En este punto destaca **Alfredo Morelos**, pilar fundamental del Atlético Nacional. Morelos posee métricas de xG de élite; sin embargo, al usar un modelo “igualitario” que omite el xG (Modelo B), pierde ventaja competitiva frente a jugadores de ligas periféricas, desapareciendo del Top 10. Esto nos confirma que Morelos es un “Depredador del Área” absoluto, pero su evaluación algorítmica depende, en parte, del modelo que se utilice para evaluar.
3. **Edad:** Otro punto importante es el **predominio de jugadores que bordean o sobrepasan los 30 años**. Tanto Méndez (30), Pereira (30), y Morelos (29) son jugadores que alcanzaron un peak de maduración futbolística con la misma edad y en 3 ligas diferentes. Si bien no son promesas, son jugadores maduros que pueden asegurar un rendimiento regular a la vez que todavía le quedan, al menos, dos años de buen nivel futbolístico.
4. **Limitaciones:** Es importante destacar que ambos modelos presentan limitaciones. Para poder elaborar un ranking de los 10 jugadores ofensivos de las ligas sudamericanas se necesita una evaluación sistémica a partir de indicadores que permitan evaluar el rendimiento de cada jugador de acuerdo a su liga. El actual modelo sobrevalora el rendimiento de jugadores que están en ligas periféricas como Claudio Aquino o Jean Meneses y castiga el rendimiento de quienes juegan en ligas más exigentes como la liga Argentina.

1. Kevin Méndez ya venía siendo destacado por El Tripulante en la Fecha 2 (<https://eltripulante.cl/posts/fecha-2/>).↩